

Assessment of Premature Ventricular Contraction Arrhythmia by K-means Clustering Algorithm

Kyeong-Seop Kim*

Abstract

Premature Ventricular Contraction(PVC) arrhythmia is most common abnormal-heart rhythm that may increase mortal risk of a cardiac patient. Thus, it is very important issue to identify the specular portraits of PVC pattern especially from the patient. In this paper, we propose a new method to extract the characteristics of PVC pattern by applying K-means machine learning algorithm on Heart Rate Variability depicted in Poincare plot. For the quantitative analysis to distinguish the trend of cluster patterns between normal sinus rhythm and PVC beat, the Euclidean distance measure was sought between the clusters. Experimental simulations on MIT-BIH arrhythmia database draw the fact that the distance measure on the cluster is valid for differentiating the pattern-traits of PVC beats. Therefore, we proposed a method that can offer the simple remedy to identify the attributes of PVC beats in terms of K-means clusters especially in the long-period Electrocardiogram(ECG).

▶Keyword: Electrocardiogram, Premature Ventricular Contraction, K-Means Clustering, Poincare Plot, Heart Rate Variability

1. Introduction

심전도 신호는 (ECG: Electrocardiogram) 심장의 규칙적인 수축과 이완 리듬으로 인하여 발생하는 전위 변화를 그래프로 표현한 데이터를 의미하며, 특히 심장병(Heart Disease) 진단에 중요한 임상적 소견을 제공한다. 심전도 신호의 파형 특성은 좌우 심방의 순차적인 탈분극에 의하여 생성되어 약 90~100msec 지속시간과 0.25mV 이하의 크기를 갖는 P 파, 심실의 탈분극 의해 생성되어 약 120ms의 지속 시간을 갖고 날카로운 형태로 표현되는 QRS complex, 그리고 심실에서 재분극 과정으로 통하여 발현되어서 약 160ms의 지속 시간을 갖는 T 파라는 특성 값으로 표현된다[1]. 아울러서 이 값들의 시간적 위치, 크기, 파형모양(Morphology) 그리고 상대적인 시간차이의 값들로 심전도 파형의 특성을 나타낸다. 그림 1은 P, Q, R, S, T 변곡점들과 이들의 상대적인 시간차이 조합으로 표현된 정상적인 리듬을 갖는 심전도 신호를(NSR: Normal Sinus Rhythm) 보여주고 있다.

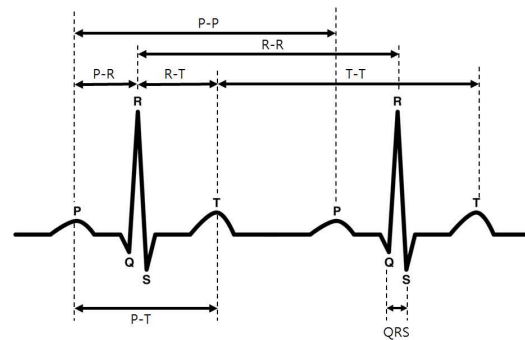


Fig. 1. Fiducial Features of Electrocardiogram Signal

<그림 1> 에서 표현된 정상적 심전도 신호와는 다르게 심장의 전기적 자극이 예기치 않게 발생하거나 또는 전달되지 않는 경우, 심장이 일시적으로 불규칙하게 박동하는 부정맥 (Arrhythmia)이 발현될 수 있다. 부정맥은 발생하는 위치에 따라서 각각 심방과 심실에서 발생하는 비정상적인 심장 리듬으로 분류되며, 또한 심장 박동의 규칙성 상실에 따라서 맥박이 일시적으로 상실되는 조기수축(Premature Beats), 맥박이 매우 빠르게 뛰는 빈맥

*First Author: Kyeong-Seop Kim, Corresponding Author: Kyeong-Seop Kim
*Kyeong-Seop Kim(kyeong@kku.ac.kr), Dept. of Biomedical Engineering, Konkuk University
• Received: 2017. 05. 16, Revised: 2017. 05. 22, Accepted: 2017. 05. 23.
• This paper was supported by Konkuk University.

(Tachycardia)과 그리고 이와는 반대로 매우 느리게 박동되는 서맥(Bradycardia)으로 나누어진다. 특히 심실조기수축(Premature Ventricular Contraction) 부정맥은 가장 흔하게 발생하며 일반적으로 P 파가 관찰되지 않고 QRS complex가 정상 심전도에 비교하여 빠르게 발생한다. 결과적으로 심실조기수축 심전도 신호는 정상적인 심전도 신호에 비교하여 진폭이 크고 신호 지속시간이 길다는 특성을 갖는다(그림 2 참조).

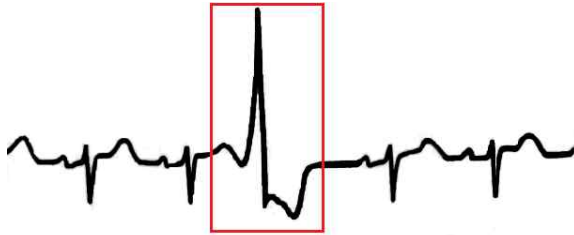


Fig. 2. Illustration of Premature Ventricular Contraction Arrhythmia Beat

심실조기수축 부정맥 리듬은 별다른 심장병 증상이 없는 건강한 사람에게서 발생하는 경우 특별히 치료가 필요가 없다고 알려져 있지만, 실제로는 심실조기수축 부정맥이 심장질환들과 연관성이 있고[2, 3] 특히 심근경색 또는 심혈관계 질환이 진행되고 있는 환자의 경우는 생명을 위협할 수 있는 심실빈맥(Ventricular Tachycardia) 또는 심실세동(Ventricular Fibrillation) 부정맥 발생 가능성이 높아진다는 연구 결과들이 제시된바, 심실조기수축 부정맥 리듬의 발생 패턴을 사전에 관찰하는 일은 매우 중요한 사안이다[4].

이에 따라서 본 연구에서는 특히 심실조기수축 부정맥 발생 패턴을 자동적으로 분석하기 위해서, 심전도 신호의 R파로부터 도출한 R-R 간격 특징 값을 푸앙카레 산포도로 가시화 하여 심박변이도(Heart Rate Variability)로 해석하고 이를 머신러닝 알고리즘의 하나인 K-평균 군집화(K-Means Clustering) 기법을 통하여 푸앙카레 산포도를 군집화하는 패턴분류 방법을 제시하고자 한다. 또한 정상 심전도 리듬과 심실조기수축 부정맥 리듬의 군집성 패턴의 차이를 정량적으로 분석하기 위해서 각 군집의 중심에서 다른 군집의 중심까지의 유클리디(Euclidean Distance) 거리를 구하고 이를 통계학적으로 분석하는 방법을 제시하고자 하였다.

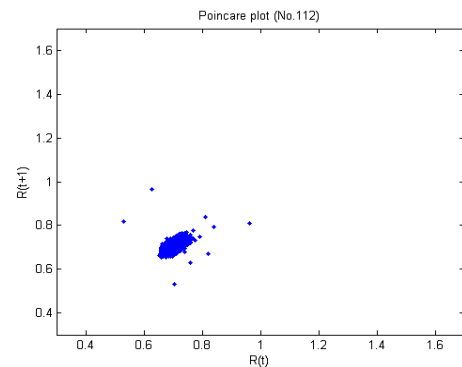
II. Preliminaries

심실조기수축 부정맥은 심실이 조기에 수축되기 때문에 P파가 발생하지 않고 이로 인하여 부정맥 신호의 R파와 다음 심장 리듬의 R파의 시간적 거리가, 연속적으로 발생하는 정상 심전도들의 R-R 간격과 비교하여 상이하다는 특징을 갖는다. 이에 따라서 3개 이상의 연속적인 R-R 간격들의 변화도를 분석하거나[5, 6, 7] 또는 오류역전과 인공신경회로망 모델[8, 9, 10, 11]을 적용하여 심실조기수축 부정맥 리듬을 자동적으로 검출하는 연구 결과들이 제시된

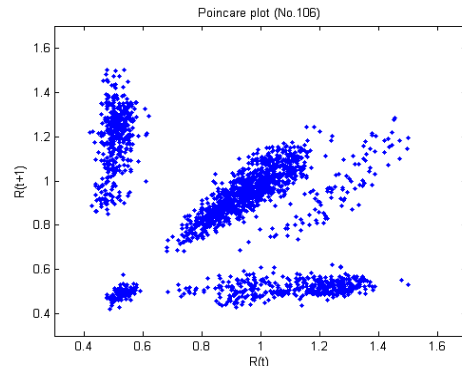
바가 있다. 그러나 이와 같은 방법들은 R파의 발생 시간이 정확히 검출되어야 하며 실제로 심실조기수축 부정맥 리듬이 발생하는 경우 정상적인 심전도의 파형 모습과 상이하기 때문에 R 검출의 정확도가 저하되며 또한 장시간에 걸쳐서 수집된 심전도 데이터에서 심실조기수축 부정맥 발생 패턴을 자동적으로 판단하기 위해서는 연산이 복잡하다는 단점이 있다.

또한 국내를 포함한 해외 선진국들을 중심으로 고령사회가 급속히 진행되면서, 환자의 신체에 심전도 측정 시스템을 부착하여 연속적으로 심장 신호를 측정하고[12, 13, 14] 이를 스마트폰에서 가시화하고 필요하다면 원격지에 전송하여 환자의 심장 건강 상태를 감시하는 원격진료 시스템이 제시되고 있다[15, 16, 17]. 이에 따라서 연산 능력이 제한된 스마트폰을 활용하여 장시간에 걸쳐서 수집된 심전도 데이터에서 부정맥 리듬의 발생 패턴을 자동적으로 분석하는 일은 중요한 사안으로 여겨지고 있다.

푸앙카레 산포도(Poincare Plot)는 심전도 신호의 연속적인 리듬의 R-R 간격의 변화를 가시화한 산포도로서 중추자율신경계의 교감 및 부교감 신경의 길항작용을 판단하는 지표 중의 하나인 심박변이도(Heart Rate Variability)를 표현한다[18]. 일반적으로 R-R 간격의 변동이 심한 심전도 신호는 푸앙카레 산포도에서 $y = x$ 직선을 기준으로 하여 데이터들이 원거리에 분포하는 반면에 R-R 간격의 변화가 적은 심전도 신호는 데이터들이 직선에 가깝게 분포되는 특성을 갖는다. <그림 3>은 각각 R-R 간격의 변화량이 작은 심전도 신호와 변화량이 큰 심전도 신호를 푸앙카레 산포도로 보여주고 있다.



(a) Poincare plot : low variation of R-R intervals.



(b) Poincare plot : high variation of R-R intervals.
Fig. 3. Poincare plot with low and high variations of R-R intervals.

장시간에 걸쳐서 수집된 측정된 심전도 신호에서 심실조기 수축 부정맥 리듬들이 많이 포함되는 경우, 주로 정상적인 심장들로 구성되어 있는 경우에 비교하여 푸앙카레 산포도에서 데이터들의 변위가 더 크다는 특징이 존재한다. 이에 따라서 $y = x$ 직선을 기준으로 하여 분포된 R-R 간격 데이터들의 변위를 정량적으로 평가하기 위해서 기본적으로 데이터 군집을 타원도형으로 해석하여 타원의 장축과 단축의 길이로 데이터 변위를 추정하는 연구 결과들이 제시되었다[19, 20]. 그러나 장시간에 걸쳐서 수집된 심전도 데이터를 타원형 모델로 추정하는 연산 과정이 복잡하고 또한 도출된 타원 장축과 단축 특징 값을 부정맥 리듬의 발생 패턴 분석에 활용하기는 그 정보가 제한적이다. 이에 따라서 본 연구에서는 심박변이도를 푸앙카레 산포도로 가시화하고 이를 K-평균 군집화(K-Means Clustering) 기법을 통하여 심실조기수축 부정맥 리듬 발생 패턴 분석법을 제시하고자 한다.

III. The Proposed Scheme

1. Heart rate variability analysis by poincare plot

심박변이도는 심전도의 신호의 R-R 간격의 변화를 의미하며 중추자율신경계의 교감 및 부교감 신경의 길항작용을 판단하는 지표 중의 하나로 사용되고 있다. 즉 교감 신경계의 작용이 활성화 되면 심장박동수가 증가하게 되어서 R-R 간격의 변화가 감소되고 반면에 부교감 신경계의 작용이 활성화 되면 R-R 간격의 변화가 증가하게 된다. 시간 영역에서 심박변이도를 분석하는 가장 대표적인 기법은 R-R 간격의 값을 기준 축인 x축의 인덱스로 설정하고 다음 R-R 간격의 값을 종속 축인 y축의 인덱스로 설정하여 R-R 간격의 변화를 가시화하는 푸앙카레 산포도로 분석하는 방법이다. 본 연구에서는 특히 정상적인 리듬을 갖는 심전도 신호와 심실조기수축 부정맥 심전도 신호의 푸앙카레 산포도 해석을 위해서, 현재 전 세계적으로 널리 사용되고 있는 MIT-BIT 부정맥 표준 데이터베이스를 활용하였다. MIT-BIH 부정맥 데이터베이스는 실제로 47명의 환자들을 대상으로 심전도를 측정하고 이를 360Hz 주파수로 샘플링하여 디지털 신호 변환한 뒤 심전도 진단 전문가가 각각의 부정맥 리듬에 주석을 첨가한 각각 30분 길이의 총 48개 레코드로 구성되어 있다[21].

본 연구에서 제시한 심실조기수축 부정맥 리듬 발생 패턴 분석법의 성능을 평가하기 위해서 표 1과 같이 다수의 심실조기수축 부정맥 리듬들이 포함된 MIT-BIH: 106, 119, 200, 203, 208, 214, 221, 233 데이터 세트와 정상적인 심전도 리듬만이 포함된 100, 101, 103, 105, 112, 113, 115, 117, 121 데이터 세트를 고려하였으며 각각의 데이터는 총 5분 동안 360Hz로

샘플링 되었고 R 파의 위치 검출은 전문가가 판독한 주석을 활용하였다.

Table 1. MIT-BIH dataset including premature ventricular contraction and normal sinus rhythms

Data Number	NSR	PVC	Fusion PVC	APC
106	271	60		
119	246	80		
200	305	126		2
203	426	71		2
208	278	168	72	
214	339	44		
221	327	80		
228	290	60		
233	371	139	5	3

표 1에서 표현된 숫자는 심장박동 리듬의 개수를 의미하는데 예를 들면 NSR-271은 5분의 측정시간을 기준으로 하여 총 271개의 정상적인 심전도 리듬이 존재한다는 의미이다. 또한 Fusion PVC는 정상 심전도 리듬과 심실조기수축 부정맥 리듬이 번갈아 발생하거나 또는 PVC 리듬이 연속적으로 2개 이상 발생하는 경우이고 APC(Atrial Premature Contraction)는 심방조기수축 부정맥 리듬이 발생하였다는 사실을 의미한다.

2. Analysis of ECG patients by K-means clustering algorithm

K-평균 군집화 알고리즘은 주로 2차원 영상 분할 (Segmentation)[22-24] 목적으로 활용되며, 주어진 데이터를 사전에 K개로 결정된 군집으로 분할하는 자율학습 머신러닝 기법 중의 하나이다. K-평균 군집화 알고리즘은 각각 군집의 중심점을 임의로 설정한 후 중심점 좌표와 데이터 사이의 거리를 계산하여 가장 가까운 거리를 도출하는 군집으로 데이터를 1차적으로 분할하고 각각의 군집 중심점의 좌표를 재설정된 다음에 유클리드 거리를 다시 계산하여 각각의 데이터를 새로운 군집으로 분류하는 연산이 반복적으로 수행되는 과정을 포함한다. 즉, 모든 군집들의 중심점과 분할 대상이 되는 데이터 사이의 거리를 식 (1)과 같이 유클리드 거리를 계산하여 거리가 가장 가까운 중심점에 속한 군집으로 분류한다.

$$\operatorname{argmin} \left\{ \left\| x_j - c_i \right\| \right. \quad (1)$$

$$x_j, j = 1, \dots, n$$

$$c_i, i = 1, \dots, k$$

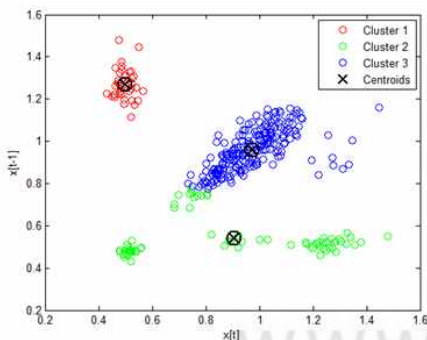
여기서 x_j 는 j 번째 데이터이고, c_i 는 i 번째 군집 중심을 의미하며 $k < n$ 의 관계로 설정된다. 1차적으로 분할된 데이터를 중심으로 각각 군집의 중심을 식 (2)와 같이 재설정한다.

$$c_i(t+1) = \frac{1}{|S_i|} \sum_{x_j \in S_i(t+1)} x_j \quad (2)$$

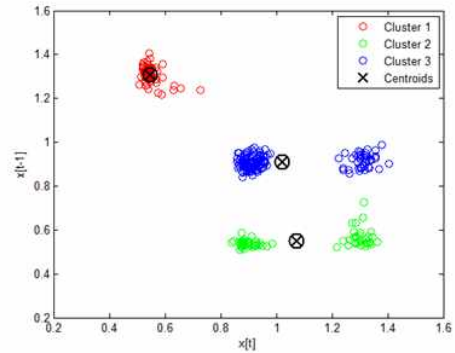
여기서 S_i 는 i 번째 군집, $c_i(t+1)$ 은 재조정된 중심점 좌표를 의미하며, 식 (1)과 (2)의 연산 과정을 반복하여 모든 군집들의 중심좌표가 사전에 정해진 오차 범위 내에서 수렴하거나 또는 미리 정해진 반복횟수를 만족하면 최종적으로 군집화 수행과정이 완료된다.

IV. Experiment

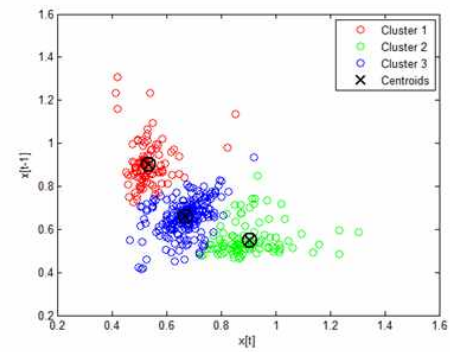
본 연구에서 제안된 심실조기수축 부정맥 리듬의 군집 특성을 분석하기 위해서 표 1에서 명시된 MIT-BIH 심실조기수축 부정맥 데이터와 정상 심전도 데이터셋을 선택하였는데, 각각 데이터의 측정시간은 5분이고 360Hz 샘플링 주파수로 디지털 신호로 변환하였다. 심장 박동리듬의 변이를 푸앙카레 산포도로 표현하기 위해서는 R 파의 위치를 검출해야 하지만 알고리즘의 정확한 성능 평가를 위해서 심장 전문의가 R 파의 위치로 명기한 주석정보를 활용하여 R-R 간격을 연속적으로 추정하였다. 또한 K-평균 군집화 자율학습 알고리즘을 적용하기 위해서 여러 종류의 K 값을 시도한 결과 연산의 효율성과 군집도의 활성화 측면에서, 3개의 군집들로 심실조기수축 부정맥 리듬이 포함된 심전도 신호와 정상 리듬이 포함된 신호의 군집성 차이를 구분할 수 있다는 사실을 확인하였다. K-평균 군집화 알고리즘을 수행하기 위해서 3개의 중심점들을 무작위로 선정할 후, 기본적으로 3개의 중심 좌표들의 위치가 변동하지 않을 때까지 학습과정이 반복되었다. <그림 4>는 심실조기수축 부정맥 리듬이 포함된 MIT-BIH: 106, 119, 200, 203, 208, 214, 221, 233 데이터를 각각 푸앙카레 산포도로 가시화하고 이를 3개의 군집들로 가시화한 실험 결과를 보여주고 있다. <그림 4>에서 각각의 군집의 중심을 'X' 기호로 표기하였으며 표 2는 심실조기수축 부정맥 리듬이 포함된 MIT-BIH 심전도 데이터로부터 도출된 각각의 군집에서 다른 군집들과의 상대적인 총 평균 거리를 보여주고 있다. 또한 표 3은 정상적인 심장 리듬만이 포함된 데이터 세트 (100, 101, 103, 105, 112, 113, 115, 117, 121)로부터 도출된 군집사이의 총 평균 거리를 나열하고 있다.



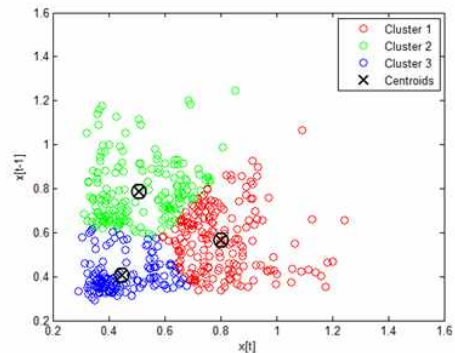
(a) K-means clustering map for MIT-BIH: 106



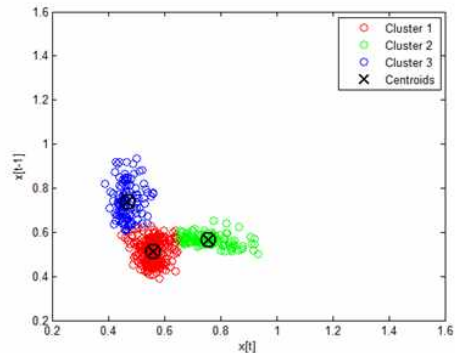
(b) K-means clustering map for MIT-BIH: 119



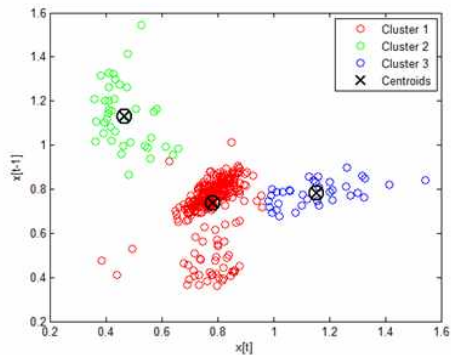
(c) K-means clustering map for MIT-BIH: 200



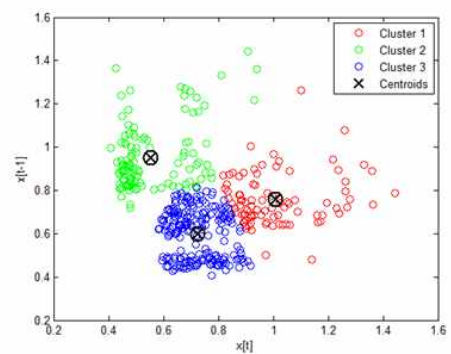
(d) K-means clustering map for MIT-BIH: 203



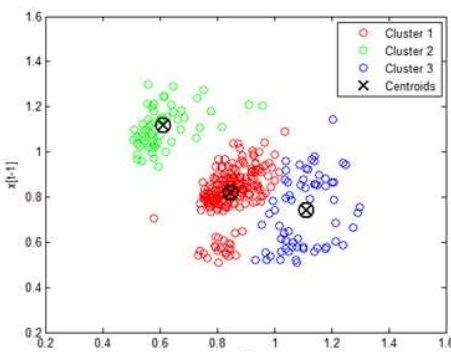
(e) K-means clustering map for MIT-BIH: 208



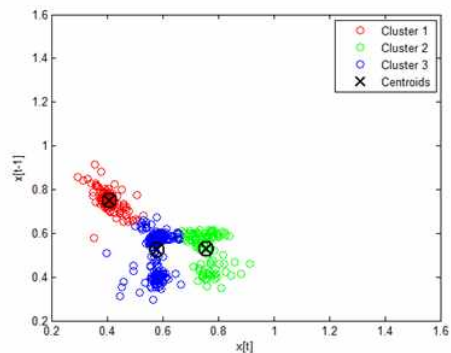
(f) K-means clustering map for MIT-BIH: 214



(g) K-means clustering map for MIT-BIH: 221



(h) K-means clustering map for MIT-BIH: 228



(i) K-means clustering map for MIT-BIH: 233

Fig. 4. K-means Clustering Map for MIT-BIH Dataset

Table 2. The Euclidean distance between the clusters for MIT-BIH: 106, 119, 200, 203, 208, 214, 221, 233

Case	Distance	Case	Distance	Case	Distance
1	0.402	19	0.2542	37	0.2685
2	0.1265	20	0.2531	38	0.2573
3	0.3511	21	0.2186	39	0.2649
4	0.4168	22	0.2677	40	0.2875
5	0.4592	23	0.247	41	0.3314
6	0.5038	24	0.2456	42	0.2815
7	0.4341	25	0.1741	43	0.2847
8	0.4212	26	0.2376	44	0.339
9	0.4356	27	0.2234	45	0.3332
10	0.4214	28	0.1815	46	0.3189
11	0.4618	29	1.1418	47	0.3267
12	0.4299	30	0.2018	48	0.3311
13	0.2329	31	0.3663	49	0.1938
14	0.2135	32	0.3742	50	0.2175
15	0.1435	33	0.4105	51	0.1951
16	0.2387	34	0.4145	52	0.1831
17	0.1938	35	0.2977	53	0.2011
18	0.2622	36	0.3484	54	0.2095

Table 3. The Euclidean distance between the clusters for MIT-BIH: 100, 101, 103, 105, 112, 113, 115, 117, 121

Case	Distance	Case	Distance	Case	Distance
1	0.0447	19	0.0681	37	0.1281
2	0.0852	20	0.1107	38	0.1834
3	0.0933	21	0.0787	39	0.0977
4	0.0703	22	0.0676	40	0.0789
5	0.0531	23	0.0637	41	0.1377
6	0.0606	24	0.0635	42	0.1182
7	0.1132	25	0.0473	43	0.0868
8	0.13	26	0.0509	44	0.0856
9	0.1906	27	0.0578	45	0.089
10	0.1324	28	0.0576	46	0.0914
11	0.0608	29	0.0776	47	0.0831
12	0.1256	30	0.0547	48	0.0739
13	0.0594	31	0.1158	49	0.152
14	0.0874	32	0.127	50	0.2499
15	0.1626	33	0.1515	51	0.2744
16	0.0542	34	0.0986	52	0.1565
17	0.0547	35	0.0897	53	0.1405
18	0.0707	36	0.0731	54	0.13

심실조기수축 부정맥 리듬이 다수 포함된 심전도 신호와 정상적인 리듬만이 포함된 심전도 신호의 심박변이도 군집화 특성차이가 존재한다는 유의성을 입증하기 위해서 우선적으로 각각 표 2와 표 3에서 표시된 군집들 사이의 총 평균거리 데이터가 정규분포(Normal Distribution) 조건을 만족하는지 여부를 결정하고자 SPSS 통계분석 프로그램을[25] 활용하여 표 2와 3에 나열된 데이터를 이용하여 정규성 검정 분석을 실시하여 표 4와 같이 구하였다.

Table 4. Result of testing normal distribution

Group	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	value	df*	p	value	df*	p
1	0.158	50	0.003	0.876	50	0.000
2	0.139	54	0.011	0.713	54	0.000

*: degree of freedom

표 4에서 유의수준, $p < 0.05$ 으로 추정되어서 표 2와 3에서 표시된 군집들 사이의 총 평균 거리 차이 유의성을 t-통계 분석으로 검증할 수 없으며 결과적으로 비모수 Mann-Whitney 검정 통계 분석법으로 가설검정 평가를 실시하였다[26]. 가설 검정을 입증하기 위한 절차로서 먼저 모집단에 대한 정보를 귀무가설로 설정하고 이 가설이 옳다는 전제하에, 그 여집합을 연구가설로 설정하고 최종적으로 유의수준 α 를 추정하였다. 여기서 유의수준 α 는 표본으로부터 구한 통계량 값이 귀무가설이 옳다는 전제하에서 귀무가설을 기각하고 연구가설을 채택할 수 있다는 확률을 의미한다. 즉 다음과 같이 표 2에서 구한 군집들 사이의 총 평균거리와 표 3에서 추정된 군집들 사이의 총 평균 거리의 차이가 없다는 가설을 설정하였다. 즉,

H_0 : 표 2와 표 3에서 구한 군집들 사이의 총 평균 거리는 동일하다.

H_1 : 두 집단의 총 평균 거리는 같지 않다.

라고 가설을 설정하였다. 표 5는 Mann-Whitney 비모수 검증 방법을 적용한 결과를 보여준다.

Table 5. Result of Mann-Whitney test

	Value
Mann-Whitney U	41
Wilcoxon Test	1316
Z	-8.516
Double-sided significant level	0.000

여기서 두 변수의 단측, 양측 검정 유의수준, $p = 1.64 \times 10^{-17} < 0.05$ 이므로 귀무가설이 기각되어서 결국 표 2와 표 3에서 나타난 군집들 사이의 거리는 서로 다르다고 결론을 내릴 수 있다. 즉, 심실조기수축 부정맥 리듬이 다수 포함된 심전도 신호는 정상적인 리듬이 다수 포함된 심전도에 비교하여 푸앙카레 산포도로 표현한 심박변이도에 K-평균 군집화 알고리즘을 적용하였을 때 각각 군집사이의 거리가 정상적인 리듬과는 상이한 패턴을 보인다는 연구 결론을 추론할 수 있다.

V. Conclusions

본 연구에서는 심실조기수축 부정맥 리듬의 패턴 특성을 분석하기 위해서 자율학습 머신러닝 학습 중의 하나인 K-평균 군집 알고리즘을 푸앙카레 산포도로 가시화한 심박변이도에 적용하는 방법을 제시하고자 하였다. 제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 전 세계적으로 널리 사용되고 있는 MIT-BIH 표준 부정맥 데이터베이스를 활용하였으며 정량적인 평가를 위해서 K-평균 군집들 사이의 총 평균거리를 구하고, 정상적 심전도 리듬과 심실조기수축 부정맥 리듬이 포함된 군집들의 거리 차이의 유의성을 통계학적 검증 방법으로 입증하였다.

결과적으로 정상적 심전도 리듬이 많이 포함된 심전도 신호의 심박변이도 데이터는 푸앙카레 산포도에서 $y = x$ 직선에 가깝게 분포되지만 심실조기수축 리듬이 많이 포함된 심전도 신호의 심박변이도는 푸앙카레 산포도에서 직선으로 부터 원거리에 위치한다는 기존의 연구결과와 K-평균 군집 평균거리 연산을 통해서 도출된 결과와 일치한다는 사실을 확인하였다. 이에 따라서 특히 장시간에 걸쳐서 측정된 심전도 데이터를 푸앙카레 산포도로 심박변이도를 해석하고 이를 K-평균 군집화 패턴 분석을 통하여 심실조기수축 패턴의 특성을 구분할 수 있기 때문에 특히 장시간에 걸친 심장 건강 감시에 유용하게 활용될 수 있다고 사료된다.

REFERENCES

- [1] Rajendra Acharya U, Jasjit S. Suri, Jos A.E. Spaan and S.M. Krishnan, "Advances in Cardiac Signal Processing," Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp. 55-81, 2007.
- [2] H. Hirose, S. Ishikawa and T. Gotoh, k. Kabutoyoo and E. Kajii, "Cardiac Mortality of Premature Ventricular Complexes in Healthy People in Japan," Journal of Cardiology, Vol. 56, No. 1, pp. 23-26, July 2010.
- [3] S.K. Agarwal, G. Heiss, P.M. Rautaharju, E. Shahar, M.W. Massing and R.J. Simpson, "Premature Ventricular Complexes and the Risk of Incident Stroke: the Atherosclerosis Risk in Communities Study," Stroke, Vol. 41, No. 4, pp. 588-593, February 2010.
- [4] H. Watanabe, N. Tanabe, Y. Makiyama, S.S. Chopra, Y. Okura, H. Suzuki, K. Matsui, T. Watanabe, Y. Kurashina and Y. Aizawa, "ST-Segment Abnormalities and Premature Complexes Are Predictors of New-Onset Atrial Fibrillation: The Niigata Preventive Medicine Study," American Heart Journal, Vol. 152, No. 4, pp. 731-735, October 2006.
- [5] M.G. Tsipouras, D.I. Fotiadis and D. Sideris, "An Arrhythmia Classification System Based on the

- RR-Interval Signal," *Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 33, No. 3, pp. 237-250, March 2005.
- [6] Nipon Theera-Umporn, Panyaphon Phiphatkhunarnon and Sansanee Auephanwiriyaikul, "Linear Prediction-Based Reconstruction of Electrocardiogram with Premature Ventricular Contraction for Heart Rate variability Analysis," *Future Information Communication Technology and Applications, Lecture Notes in Electrical Engineering*, Vol. 235, pp. 273-281, May 2013.
- [7] Mohammed Amine Chikh, Mohammed Ammar and Radja Marouf, "A Neuro-Fuzzy Identification of ECG Beats," *Journal of Medical System*, Vol. 36, No. 2, pp. 903-914, April 2012.
- [8] Julio Cesar Dillinger Conway, Caroline Araujo Raposo, Sergio Diaz Contreras and Jadson Claudion Belchior, "Identification of Premature Ventricular Contraction (PVC) Caused by Disturbances in Calcium and Potassium Ion Concentrations Using Artificial Neural Networks," *Health*, Vol. 6, pp. 1322-1332, May 2014.
- [9] Sankara Subramanian Arumugam, Gurusamy Gurusamy and Selvakumar Gopalasamy, "Wavelet Based Detection of Ventricular Arrhythmias with Neural Network Classifier," *Journal of Biomedical Science and Engineering*, Vol. 2, No. 6, pp. 439-444, April 2009.
- [10] Himanshu Gothwal, Silky Kedawat and Rajesh Kumar, "Cardiac Arrhythmias Detection in an ECG Beat Signal Using Fast Fourier Transform and Artificial Neural Network," *Journal of Biomedical Science and Engineering*, Vol. 4, pp. 289-296, April 2011.
- [11] B. Anuradha, and V.C. Veera Reddy, "ANN for Classification of Cardiac Arrhythmias," *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*, Vol. 3, No. 3, pp. 1-6, June 2008.
- [12] Yunzhou Zhang, Huiyu Liu, Xioli Su, Pei Jiang, Dongfei Wei, "Remote Mobile Health Monitoring System Based on Smart Phone and Browser/Server Structure," *Journal of Healthcare Engineering*, Vol. 6, No. 4, pp. 717-738, 2015.
- [13] Meng Shen, Sijing Xue, "Design and Implementation of Long-Term Single-Lead ECG Monitor," *Journal of Biosciences and Medicines*, Vol. 3, No. 4, pp. 18-23, April 2015.
- [14] Zhen Liu, Xiaoxia Liu, "Progress on Fabric Electrodes Used in ECG Signals Monitoring," *Journal of Textile Science and Technology*, Vol. 1, pp. 110-117, November 2015.
- [15] Xiaoqiang Guo, Xiaohui Duan, Hongqiao Gao, Anpeng Huang, Bingli Jiao, "An ECG Monitoring and Alarming System Based On Android Smart Phone," *Communications and Networks*, Vol. 5, No. 3, pp. 584-589, January 2013.
- [16] Sandeep Kumar Vashist, E. Marion Schneider, John H.T. Luong, "Commercial Smartphone-Based Devices and Smart Applications for Personalized Healthcare Monitoring and Management," *Diagnostics*, Vol. 4, No. 3, pp. 104-128, August 2014..
- [17] Joseph J. Oresko, Zhanpeng Jin, Jun Cheng, Shimeng Huang, Yuwen Sun, Heather Duschl, Allen C. Cheng, "A Wearable Smartphone-Based Platform for Real-Time Cardiovascular Disease Detection Via Electrocardiogram Processing," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, Vol. 14, No. 3, May 2010.
- [18] N. Hundewale, "The Application of Methods of Nonlinear Dynamics for ECG in Normal Sinus Rhythm," *International Journal of Computer Science*, Vol. 9, No. 1, pp. 458-466, January 2012.
- [19] J. Piskorski and P. Guzik, "Geometry of the Poincaré Plot of RR Intervals and Its Asymmetry in Healthy Adults," *Physiological Measurement*, Vol. 28, No. 3, pp. 287-300, February 2007.
- [20] J. Piskorski and P. Guzik, "Filtering Poincaré Plots," *Computational Methods in Science and Technology*, Vol. 11, No. 1, pp. 39-48, June 2005.
- [21] A.L. Goldberger, LAN Amaral, L. Glass, J.M. Hausdorff, PCh Ivanov, R.G. Mark, J.E. Mietus, G.B. Moody, C.-K. Peng and HE Stanley, "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals," *Circulation*, Vol. 101, No. 23, pp. e215-e220, June 2000.
- [22] Faten Faraj Abushmmala, Fadwa Faraj Abushmmala, "Processing Overlapped Cells Using K-Means and Watershed," *International Journal of Intelligent Information Systems*, Vol.3, No.1, pp. 8-12, May 2014.
- [23] Nameirakpam Dhanachandra, Khumanthem Manglem, Yambem Jina Chanu, "Image Segmentation Using K-Means Clustering Algorithm and Subtractive Clustering Algorithm," *Procedia Computer Science*, Vol. 54, pp. 764-771, 2015.
- [24] Faten Abu Shmmala, Wesam Ashour, "Color Based Image Segmentation using Different Versions of K-Means in Two Spaces," *Global Advanced Research Journal of Engineering, Technology and Innovation*,

Vol. 1, No. 9, pp. 30-41, January 2013.

[25]Bae Jung-Min, “*An Illustrated Guide to Medical Statistics Using SPSS*,” Hannarae Publishing Co., pp. 39-70, 2012.

[26]R.F. Mould, “*Introductory Medical Statistics*,” IOP Publishing, pp. 141-146, 1998.

Authors



Kyeong-Seop Kim received the B.S. and M.S. degrees in electrical engineering from the Yonsei University, Seoul, Korea, in 1979 and 1981, respectively, the M.S. degree in electrical engineering from Louisiana State University, Baton Rouge, in 1985, and the Ph.D. degree in electrical and computer engineering from the University of Alabama in Huntsville, in 1994. Dr. Kim has been a Faculty Member of the Department of Biomedical Engineering, Konkuk University, Chungju, Korea. Dr. Kim's research interests include Mobile Healthcare, Pattern Recognition for classifying Biomedical Signals, Medical Image Processing.