

Best-First decision tree 기법을 적용한 심전도 데이터 분류기의 정확도 향상에 관한 연구[☆]

Research on improving correctness of cardiac disorder data classifier by applying Best-First decision tree method

이 현 주* 신 동 규** 박 희 원*** 김 수 한**** 신 동 일*****
HyunJu Lee DongKyoo Shin HeeWon Park SooHan Kim DongIl Shin

요 약

심전도 질환 데이터는 일반적으로 분류기를 사용한 실험이 많다. 심전도 신호는 QRS-Complex와 R-R interval을 추출하는 경우가 많은데 본 실험에서는 R-R interval을 추출하여 실험하였다. 심전도 데이터의 분류기 실험은 일반적으로 SVM(Support Vector Machine)과 MLP(Multilayer Perceptron) 분류기로 수행되지만 본 실험은 정확도 향상을 위해 Random Forest 분류기 알고리즘 중 Decision Tree를 Best-First Decision Tree(B-F Tree)로 수정하여 실험하였다. 그리고 정확도 비교분석을 위해 SVM, MLP, RBF(Radial Basic Function) Network와 Decision Tree 분류기 실험을 같이 수행하였고, 동일한 데이터와 간격으로 실험한 타 논문의 결과와 비교해보았다. 수정한 Random Forest 분류기의 정확도를 다른 네 개의 분류기와 타 논문의 실험과 비교해보니 정확도 부분에서는 Random Forest가 가장 우수하였다. 본 실험의 전처리 과정은 대역통과 필터(Band-pass filter)를 사용하여 R-R interval을 추출하였는데 향후에는 정확한 간격을 추출하기 위한 필터의 연구가 사려된다.

ABSTRACT

Cardiac disorder data are generally tested using the classifier and QRS-Complex and R-R interval which is used in this experiment are often extracted by ECG(Electrocardiogram) signals. The experimentation of ECG data with classifier is generally performed with SVM(Support Vector Machine) and MLP(Multilayer Perceptron) classifier, but this study experimented with Best-First Decision Tree(B-F Tree) derived from the Decision Tree among Random Forest classifier algorithms to improve accuracy. To compare and analyze accuracy, experimentation of SVM, MLP, RBF(Radial Basic Function) Network and Decision Tree classifiers are performed and also compared the result of announced papers carried out under same interval and data. Comparing the accuracy of Random Forest classifier with above four ones, Random Forest is the best in accuracy. As though R-R interval was extracted using Band-pass filter in pre-processing of this experiment, in future, more filter study is needed to extract accurate interval.

☞ keyword : ECG(심전도), classifier(분류기), R-R interval, SVM, MLP, Random Forest, B-F Tree, accuracy(정확도)

* 준 회 원 : 세종대학교 컴퓨터공학과 박사과정

nedkelly@gce.sejong.ac.kr

** 정 회 원 : 세종대학교 컴퓨터공학과 교수

shindk@sejong.ac.kr

*** 정 회 원 : 삼성전자 VD사업부 상무

heewonpark@samsung.com

**** 정 회 원 : 삼성전자 VD사업부 수석연구원

kssoohan@samsung.com

***** 정 회 원 : 세종대학교 컴퓨터공학과 교수

dshin@sejong.ac.kr(교신저자)

[2011/04/19 투고 - 2011/04/20 심사(2011/08/05 2차) - 2011/09/13
심사완료]

☆ 본 연구는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 2009
년도 문화콘텐츠산업기술지원사업의 연구결과로 수행되
었음.

1. 서 론

심전도는 심장 활동 시에 나타나는 전기적인 신호로 심장 상태와 질환을 알아 볼 수 있는 중요한 자료로 쓰인다[1]. 심전도 신호로 탐지할 수 있는 질환에는 부정맥이 있는데 이는 공개된 데이터가 존재하며 이를 실험한 사례가 많다. 심전도 신호는 P, Q, R, S, T 다섯 개의 파형으로 구성되어 있으며 R-R interval과 QRS-Complex 간격을 추출한 실험이 일반적이다. 본 논문에서는 R-R interval을 추출하여 Random Forest분류기로 실험을 하였는데 정확도

(표 1) MIT-BIH Arrhythmia Database의 주석비트

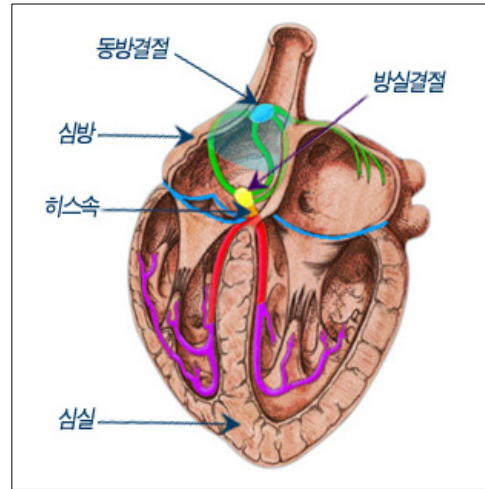
주석 기호	부정맥 타입	분류
N	Normal beat	Normal (N)
P	Paced beat	
A	Atrial premature beat	
f	Fusion of paced and normal beat	
x	Non-conducted P-wave (blocked APB)	
L	Left bundle branch block beat	
R	Right bundle branch block beat	
Q	Unclassifiable beat (beat annotations)	
V	Premature ventricular contraction (beat annotation)	Premature ventricular contraction (PVC)
[Start of ventricular flutter/ fibrillation	Ventricular flutter/ fibrillation (VF)
!	Ventricular flutter wave	
]	End of ventricular flutter/ fibrillation (beat annotation)	
(BII)	28° heart block (rhythm annotation)	28° heart block (BII)
/	Paced beat	
L	Left bundle branch block beat	

향상을 위해 알고리즘을 수정하였다. 수정한 알고리즘은 Best-First decision tree(B-F Tree)이며 정확도를 비교하기 위해서 SVM (Support Vector Machine), MLP(Multilayer Perceptron), RBF(Radial Basic Function) Network와 Decision Tree 분류기의 실험을 같이 수행하였다. 그리고 동등한 데이터와 간격으로 실험한 타 논문의 정확도와 본 실험을 비교하여 수정한 분류기의 성능과 향후 연구 방향에서 개선되어야 할 부분을 모색하였다.

2. 이론적 배경

2.1 데이터 수집

MIT-BIH Arrhythmia Database는 BIH(Beth Israel

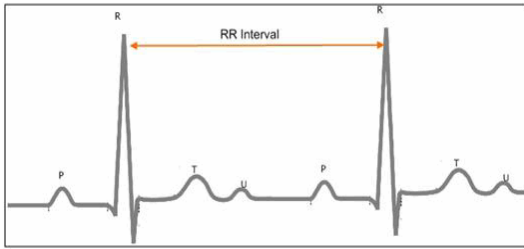


(그림 1) 부정맥에 의한 심방결절

Hospital) 부정맥 실험실에서 1975년 이래로 Boston's Israel Hospital과 MIT의 지원을 받아서 부정맥의 분석과 관련된 주제들을 연구한 데이터이다[2]. 총 48개의 데이터로 구성되어 있으며, 데이터의 기록은 시간과 채널당 360 샘플에서 디지털화한 기록이다. 23개의 기록은 40%의 외래환자와 60%의 입원환자 두 집단에서 선택되었고, 이는 4000개의 데이터 집합으로부터 임의로 수집된 것이다. 나머지 25개 데이터는 23개의 데이터와 동일한 집단에서 수집된 데이터이지만, 임상적으로 중요한 부정맥 신호를 가지고 있다(표 1 참조). 본 실험은정상적인 신호가 많은 데이터와 부정맥 신호가 많은 데이터 중에서 37개를 선택하여 실험을 진행 하였다. 또한 실험데이터의 class파일(속성파일)은 annotation symbol을 바탕으로 구성하였다.

2.2 부정맥 (Arrhythmia)

심장의 혈액배출활동은 심장의 수축과 확장(이완)의 반복에 의해서 이루어지는데, 근육이 수축하기 위해서는 전기가 발생되어야 가능하다. 그래서 심장 내에서는 자발적으로 규칙적인 전기를 발생시키고 심장전체로 전기 신호를 전달하는 전기전달 체계가 있다[3]. 부정맥은 심장에 전기적 신호가



(그림 2) R-R interval

제대로 형성되지 못하여 자극의 전달이 제대로 이뤄지지 않으면 규칙적인 수축이 계속되지 못하여 심장 박동이 비정상적으로 빨라지거나 늦어지거나 혹은 불규칙해지는데, 이를 부정맥(arrhythmia)이라고 한다. (그림 1)은 부정맥에 의한 심방결절을 나타내었다[4].

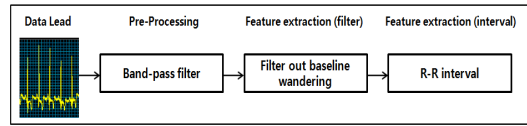
2.3 R-R interval 특징추출

R-R interval은 R파의 한 Peak에서 그 다음에 측정되는 Peak까지의 시간을 의미하며, 각각의 R-R interval은 한 번의 cardiac cycle을 나타낸다. R-R interval은 연속된 시간의 형태로 반복하여 지속적으로 발생하는데, 심전도 신호에서 QRS검출기를 적용할 때 R-R interval의 sequence가 변형된다[5]. (그림 2)는 R-R interval의 형태를 나타내었다[6].

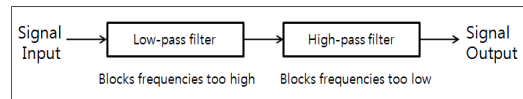
R-R interval의 sequence는 시간의 연속성에 기초하여 형성되며, 즉각적인 심장비율에 상응하는 해당 sequence는 식 2.1로 정의된다[5].

$$f_i = \frac{1}{RR_i} \quad (\text{식 2.1})$$

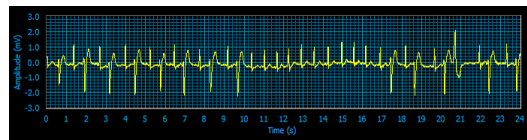
(그림 3)은 R-R interval의 특징 추출과정을 나타낸 것이다. 전처리과정에서는 필터를 사용하여 데이터의 기저선 잡음을 걸러낸다. 필터는 원하지 않는 성분(주파수 성분)을 제거하며, 거리, 속도, 가속도, 온도, 힘 등을 계측하여 전기적 신호로 변환하는 장치이다. 필터는 메디안필터(Median filter), 유한 임펄스 필터(Finite impulse response), 웨이블릿



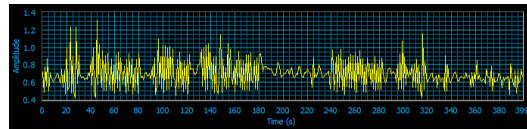
(그림 3) R-R interval 특징 추출



(그림 4) 대역통과필터의 입력 출력 모드



(그림 5) 특징 추출전의 부정맥 데이터



(그림 6) 특징 추출 후의 부정맥 데이터

변환(Wavelet transform), 푸리에 변환(Fourier transform)과 대역통과필터(Band-pass filter)등이 있다.

본 실험은 NI Labview(National Instrument Labview)에서 제공되는 NI Biomedical Startup Kit 3.0으로 추출작업을 하였으므로 Kit에서 제공하는 대역통과필터(Band-pass filter)를 사용하였다(그림 4 참조). 대역통과필터는 single-filter안에서 low-pass와 high-pass를 조합하여 잡음을 걸러내도록 디자인된 필터이다[7].

대역통과필터의 low-pass를 10Hz, high-pass는 25Hz로 설정하였다. 설정된 필터는 데이터 신호의 잡음을 제거하고, 제거된 신호를 통해 R-R interval을 추출한다. 추출된 R-R interval은 분류기 실험에서 사용된 Weka에서 실험할 수 있는 형태로 디자인되었다. 디자인된 데이터는 Weka에서 제공되는 분류기의 하나인 Random Forest분류기로 실험하였다. (그림 5)와 (그림 6)은 특징 추출전과 추출후의

부정맥 데이터를 나타낸 것으로, 추출된 신호는 신호의 간격과 높낮이에 따라서 정상적인 신호와 부정맥 신호로 분류된다.

3. 본 론

3.1 분류 알고리즘과 수식

3.1.1 Random Forest

1998년 Ho는 한 논문에서 Random Subspace는 각 트리에서 성장한 subset를 사용하여 임의로 선택하는 방법이라고 언급하였고, 1년 후 Breiman은 임의로 추출되는 새로운 분석데이터를 설계하여 원본 분석 데이터에서 사용하였다[8]. Random Forest는 임의의 벡터선택으로 사용되는 알고리즘으로 Decision Tree를 위해 특별히 설계된 앙상블 기법이다. 각각의 Decision Tree는 일정한 확률분포로부터 생성된 임의의 벡터를 사용한다. 임의의 벡터는 트리가 성장할 때 각 노드의 분할을 위해 무작위로 선택된 F개의 입력 특징을 전체적으로 조사하는 대신에 선택된 F개의 특징으로부터 결정된다[9]. 그리고 Forest-RI와 Forest-RC라는 입력 특징을 갖는데 Forest-RI는 RI의 벡터를 무작위로 선택하여 입력하는 방법이다. Forest-RC는 F개의 입력 특징이 일반적인 선택조합에 도달하면 입력한 데이터를 최적의 상태로 분리한다[8]. 수정된 알고리즘에서 Forest-RI는 가장 많이 나타나는 신호를 먼저 선택하고, Forest-RC는 부정맥 신호를 추적하여 분류하도록 고안하였다. 그리고 Decision Tree 대신에 Best-First decision tree(B-F Tree)를 적용하였다. 일반적으로 Decision Tree는 주어진 데이터를 분류하는 목적으로 사용되는 알고리즘으로 목표변수를 기준으로 분류한다. 또한 트리는 목표변수와 상관도가 높은 변수를 선택하여 그 변수의 범주를 조합하고 상관도가 높은 범주를 분리하는데 이는 데이터의 특성에 따른 한계를 갖는다. 그러므로 데이터의 특성이 특정 변수에 수직적으로 구분되지 못할 때 분류율이 떨어지고 트리가 복잡해지므로 최적의 정확도를 보장하

지 못한다. 따라서 이러한 단점을 보완하기 위해서 B-F Tree를 대신 적용하여 알고리즘을 수정하였다.

B-F Tree는 고정된 명령 대신에 best-first 명령으로 node들을 확장하는 방법으로 각 단계에서 최적으로 분리된 node를 더해주며 분리가 필요한 모든 node에서 발생하는 오류를 최소화 한다. 각 단계에서 트리는 최적화된 subset를 선택하여 확장한다. 그리고 축소된 프로세스는 모든 node들이 특징한 수 또는 pure node에 도달할 때까지 확장된다[10]. B-F Tree는 가지치기(Pruning)부분에서 pre-pruning과 post-pruning 두 방법을 실행할 수 있다. 첫 번째 Pre-pruning은 트리가 성장할 때 분리하는 데이터가 실제적이지 않으면 성장을 중지한다. 그리고 더 나아가서 분할 할 때는 평균 오류 견적을 증가시켜 최종 확장한 수를 가지고 이전에 확장된 수를 선택하는 방법이다. 두 번째 Post-pruning은 모든 트리들이 완전히 확장될 때까지 노드를 지속적으로 확장하는 방법으로, 확장한 수와 가지의 평균 오류 견적을 최소화 하여 선택한다[10]. 두 사례는 최종 트리가 모든 데이터와 확장되어 선택한 수에 기반하여 만들어 졌다.

3.1.2 수식

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (\text{식 3.1})$$

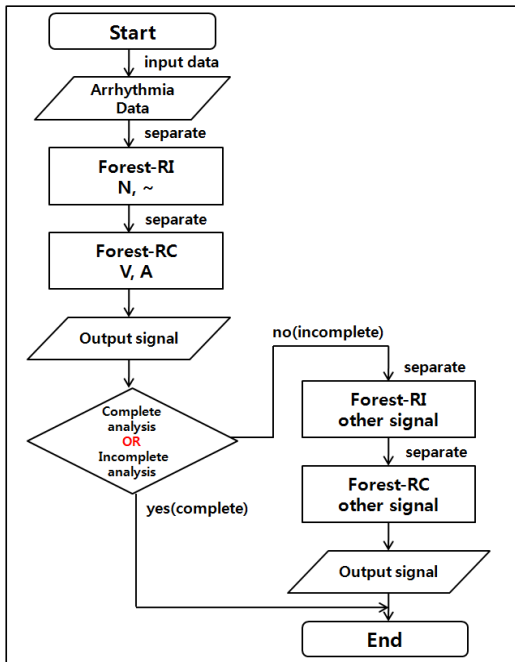
$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (\text{식 3.2})$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (\text{식 3.3})$$

만일 식의 값을 %로 구하고자 한다면, 각 식의 값을 구한 뒤 100을 곱하면 된다.

3.2 실험방법

실험은 정확도를 향상시키기 위하여 RF(Random Forest) 알고리즘을 수정하여 실험하였고, SVM

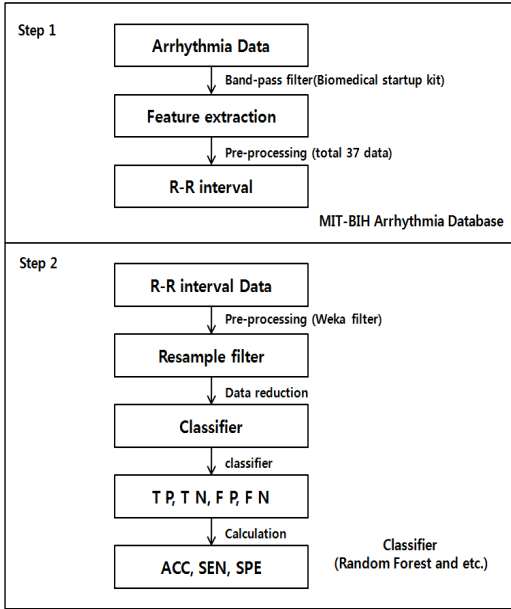


(그림 7) Random Forest 수정 알고리즘

(Support Vector Machine), MLP(Multilayer Perceptron), RBF(Radial Basic Function) Network와 Decision Tree 분류기 실험을 같이 수행하여 RF와의 정확도를 비교 분석하였다. 실험데이터는 대역통과필터(Band-pass filter)를 사용하여 Narrow와 Wide 두 파형으로 R-R interval을 추출하여 구성하였다. 수치화된 데이터이며 속성파일(class파일)은 2.1에서 설명한 바 처럼 beat annotation을 참고하여 만들었다. 구성된 부정맥 실험데이터에서 가장 많이 발생한 beat는 N(Normal)신호와 ~(Change in signal quality)신호이다. N은 정상적인 파형을 뜻하고 ~는 파형이 현재에서 다른 파형으로 전환됨을 나타낸다. 부정맥을 의미하는 beat는 V(Premature Ventricular Contraction) 신호와 A(Atrial Premature Beat)신호가 가장 많이 발생하였는데 본 실험은 빈번하게 발생하는 beat를 기반으로 알고리즘을 수정하였다. 수정한 알고리즘에서 Forest-RI는 N(Normal)신호와 ~(Change in signal quality)신호를 먼저 선택하고, Forest-RC는 V(Premature Ventricular Contraction)신호와 A(Atrial

Premature Beat)신호를 추적하여 부정맥을 분류하도록 고안하였다. 그리고 Forest-RI는 N신호와 ~신호를 분리한 후에 다른 신호들을 추적하여 분류하도록 설계하였다. 수정한 알고리즘은 (그림 7)과 같다. 본 실험에서는 Forest-RI와 Forest-RC의 수정 외에도 Decision Tree 대신에 Best-First decision tree(B-F Tree)를 적용하여 오류를 줄였다. B-F Tree는 고정된 명령대신 best-first 명령으로 node들을 확장하는 방법으로 분리데이터가 실제적이지 않으면 성장을 중지하고, 최종확장한 수를 가지고 판단하며 확장한 수와 가지의 평균 오류 건적을 최소화하므로 상대적으로 Decision Tree 보다 오류율을 줄일 수 있다. Forest-RI와 Forest-RC에게 신호를 선택하여 추적·분류하도록 하였을 때 실험결과는 TP(True Positive)가 수정 전보다 상대적으로 높은 값을 도출하였고, 반면에 FP(False Positive)의 값은 줄었다. 그리고 B-F Tree를 적용하였을 때의 오류율(Out-Of-Bag)이 적용전보다 상대적으로 줄어 정확도가 전보다 높게 도출되었다. B-F Tree의 성능이 Decision Tree 보다 우수함을 확인하기 위하여 한 데이터를 선택하여 실험하였는데 실험결과는 Decision Tree는 트리의 크기는 341, leave는 171로 정확도는 90.69%가 도출되었다. 반면에 B-F Tree는 트리의 크기는 567, leave는 284로 정확도는 93.37%가 도출되었다.

실제로 분류기 실험은 Weka-3.6.2 버전에서 Random Forest 분류기로 진행하였다(그림 8 참조). 실험은 전처리 단계에서 R-R interval을 추출하였고, 추출된 데이터를 Weka에서 실험할 수 있도록 데이터를 구성하여 시행하였다. Weka에서의 실험은 먼저 unsupervised에서 제공된 Re-sample 필터를 사용하여 데이터를 축소하였고, 축소된 데이터를 Random Forest 분류기로 실험하였다. Random Forest 분류기에서의 실험은 다중교차검증(k-fold cross-validation)방법으로 진행하였다. 다중교차검증(k-fold cross-validation)방법은 데이터를 k개의 동일한 크기 구획으로 분할하는 방법으로 구획들 중 하나가 시험용으로 선택되고 나머지는 훈련용으로 사용되는 방법이다[9].



(그림 8) 실험과정

이러한 절차에 따라서 각 구획이 시험용으로 정확히 한번만 사용되도록 k번 반복되며 총 오류는 k번의 모든 수행에 대한 오류들을 합해서 얻어진다. 본 실험에서는 k의 값을 10으로 설정하여 10-fold cross-validation으로 실험을 진행하였고 도출된 TP(True Positive), TN(True Negative), FP(False Positive), FN(False Negative)의 수치를 기반으로 Accuracy(정확도), Sensitivity(민감도)와 Specificity(특이도)를 측정하였다.

3.3 실험결과

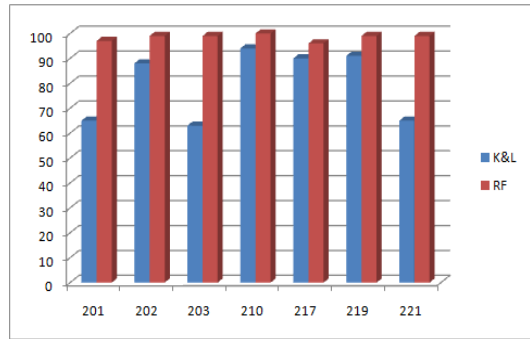
실험은 RF(Random Forest) 분류기를 포함한 SVM(Support Vector Machine), MLP(Multilayer Perceptron), RBF(Radial Basic Function) Network와 Decision Tree 분류기로 시행하였다.

3.3.1 다른 실험과의 정확도비교

(표 2)는 Random Forest 실험과 타 논문의 실험을 나타낸 표로 SEN(민감도), SPE(특이도)와 ACC(정

(표 2) SEN, SPE, ACC 측정

record_no	SEN(%)		SPE(%)		ACC(%)	
	K&L	RF	K&L	RF	K&L	RF
201	96	99	39	67	65	97
202	80	99	94	72	88	99
203	81	99	21	71	63	99
210	96	100	0	0	94	100
217	72	98	94	58	90	96
219	96	99	64	89	91	99
221	92	99	50	94	65	99
Mean	87.57	99	51.71	64.4	79.43	98.4



(그림 9) K&L과 RF의 정확도비교

확도)결과를 비교해보았다.

첫 번째 논문은 K. Tateno[11]의 실험으로 210번 데이터의 정확도가 가장 우수하였다. 본 데이터의 결과를 RF와 비교해보면 RF가 100%로 K&L보다 6% 높은 성능을 보였음을 알 수 있다. (그림 9)는 K&L과 RF의 정확도를 나타낸 그래프이다.

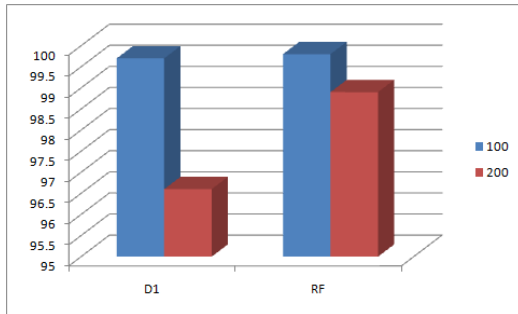
그래프의 X축은 데이터번호를 Y축은 %를 나타내고 왼쪽에서부터 K&L-> RF의 순서로 읽힌다. 그래프를 살펴보면 RF가 K&L의 그래프보다 100%에 근접해 있음을 알 수 있다.

두 번째 논문은 M. G. Tsipouras[12]의 실험으로 두 개의 데이터 집단으로 분리하여 실험하였는데 두 집단 중에 정확도가 높았던 D1의 집단과 RF를 비교해 보았다. (표 3)은 D1과 RF를 비교한 표이다.

ACC(정확도)는 RF가 D1에 비해서 100번 데이터

(표 3) M. G. T의 D1과 Random Forest의 실험비교

record_no	SEN(%)		SPE(%)		ACC(%)	
	D1	RF	D1	RF	D1	RF
100	97.4	99.7	97.4	100	99.7	99.8
200	95.2	99.3	96.4	86.7	96.6	98.9
Mean	96.3	99.5	96.9	93.3	98.1	99.3



(그림 10) D1과 RF의 정확도 비교

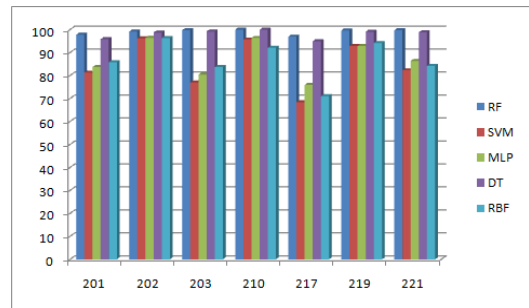
는 0.1%, 200번 데이터는 2.3% 높은 결과를 도출하였다. (그림 10)은 D1과 RF의 정확도를 나타낸 그래프이다.

그래프는 100번 데이터-> 200번 데이터 순으로 왼쪽에서부터 D1의 결과와 RF의 결과를 보여준다.

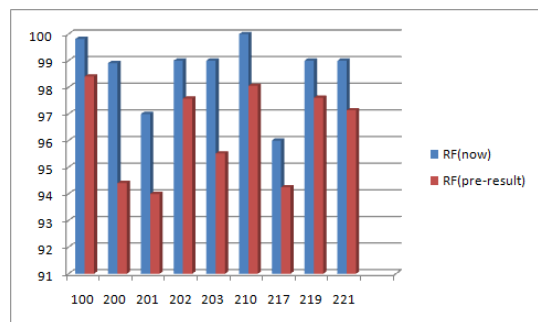
3.3.2 분류 알고리즘의 정확도 비교

RF(Random Forest)외에도 SVM(Support Vector Machine), MLP(Multilayer Perceptron), RBF(Radial Basic Function) Network와 DT(Decision Tree)의 비교 실험을 수행하였다. (그림 11)은 RF를 포함한 다섯 개의 분류기의 정확도 결과를 나타낸 그래프이다. 데이터는 K&L[11]실험과 동일한 7개 데이터로 비교 분석하였다.

그래프는 왼쪽에서부터 RF-> SVM-> MLP-> DT-> RBF 분류기 순서이며 전체적으로 RF가 다른 네 개의 분류기보다 100%에 가까운 정확도를 도출하였다.



(그림 11) 분류 알고리즘의 정확도 비교



(그림 12) Random Forest의 수정전과 후의 정확도 비교

3.3.3 Random Forest 분류기 알고리즘의 수정 전과 수정 후의 정확도 비교

RF(Random Forest)는 정확도의 향상을 위해서 본 실험에서는 우선 신호를 선택하여 추적하는 방법으로 수정하였다. (그림 12)는 RF의 수정전과 수정 후의 정확도를 나타낸 그래프이다.

데이터는 K&L[11]의 실험데이터를 참고하여 임의로 선택하였다. 그래프는 왼쪽에서부터 RF(now) -> RF(pre-result) 순서이다. now는 알고리즘 수정 후의 실험결과이며 pre-result는 수정전의 실험결과이다. 그래프를 살펴보면 수정 후의 알고리즘이 수정 전보다 높은 정확도를 도출하였음을 알 수 있다.

4. 결론 및 연구방향

본 논문에서는 심전도 질환 데이터의 하나인 부정맥 데이터를 선택하여 실험하였다. 실험은 분류기

를 사용한 정확도 향상에 목표를 두었고 Random Forest 분류기 알고리즘의 Decision Tree를 Best-First decision tree(B-F Tree)로 수정하여 실험하였다. 전처리 과정인 R-R interval 추출은 Biomedical Startup Kit의 대역통과필터(Band-pass filter)를 사용하였고, Random Forest 분류기는 Weka에서 제공된 것을 수정하여 실험하였다.

분류기의 정확도를 비교하기 위해 심전도 실험에서 일반적으로 사용되는 SVM(Support Vector Machine)과 MLP(Multilayer Perceptron) 분류기와 그 외의 RBF(Radial Basic Function) Network, Decision Tree 분류기 실험을 수행하였다. 실험결과는 Random Forest 분류기가 전체 데이터 결과에서 100%에 가까운 정확도를 도출하여 다른 분류기 보다 우수하였다. 또한 동등한 데이터와 간격을 실험한 타 논문과 본 실험의 결과를 비교하였는데 Random Forest가 K. Tateno와 M. G. Tsipouras 실험보다 정확도 면에서 100%에 근접함을 알 수 있었다. 따라서 Random Forest 분류기는 정확도 면에서는 좋은 결과를 얻었으나, 전처리 과정에서의 데이터 차원축소와 대역통과필터(Band-pass filter)의 한계극복과 효율적인 R-R interval 구간 추출에서는 다른 실험의 과정보다는 미흡한 결과를 보였다. 그러므로 향후에는 전처리과정에서 기저선 잡음(baseline wandering)을 효율적으로 제거할 수 있는 필터의 선택과 R-R interval을 정확하게 추출할 수 있는 방법에 대한 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] K. S. Park, B. H. Cho, D. H. Lee, S. H. Song, J. S. Lee, Y. J. Chee, I. Y. Kim, and S. I. Kim, "Hierarchical Classification of ECG Beat Using Higher Order Statistics and Hermite Model", J Kor Soc Med Informatics, Vol.15, pp. 117-131, 2009.
- [2] Physiobank(MIT-BIH Arrhythmia Database): <http://physionet.mit.edu/physiobank/database/mitdb/>
- [3] Korean Heart Rhythm Society : <http://arrhythmia.circulation.or.kr/ilban/>
- [4] Korea University Arrhythmia Center : <http://www.korea-heartrhythm.com/>
- [5] G. D. Clifford, F. Azuaje and P. E. McSharry, "Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis", pp.101-102, Artech-House, Boston & London, 2006.
- [6] NI Biomedical Startup Kit 3.0 : <http://decibel.ni.com/content/docs/DOC-12646>
- [7] All About Circuits(Band-pass filter) : http://www.allaboutcircuits.com/vol_2/chpt_8/4.html
- [8] L. Breiman, "Machine Learning", Kluwer Academic Publishers, Vol.45, p.5-32, Netherlands, 2001.
- [9] P. N. Tan, M. Steinbach and V. Kumar, "Introduction to Data Mining", 1st Ed, p.283-285, Addison-Wesley, Massachusetts, 2006.
- [10] H. Shi, "Best-first Decision Tree Learning", p.3-5, The University of Waikato, NewZealand, 2007.
- [11] K. Tateno and L. Glass, "A Method for Detection of Atrial Fibrillation Using RR Intervals", Computers in Cardiology(IEEE), Vol.27, pp.391-394, 2000.
- [12] 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, pp.237-250, 2005.

◎ 저 자 소 개 ◎

이 현 주



2011년 세종대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(석사)
2011년 9월~현재 세종대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정
관심분야 : HCI, ECG, BCI, Mobile Programing, Bio-information etc.
E-mail : nedkelly@gce.sejong.ac.kr

신 동 규



1986년 서울대학교 계산통계학과 졸업(학사)
1992년 M.S. in Computer Science, Illinois Institute of Technology
1997년 Ph.D in Computer Science, Texas A&M University
1986년 2월~1991년 8월 한국국방연구원, 연구원
1997년 8월~1998년 2월 현대전자 멀티미디어 연구소, 차장(책임연구원)
1998년 3월~현재 세종대학교 컴퓨터공학과 교수
관심분야 : XML, 보안, 전자상거래, MPEG etc.
E-mail : shindk@sejong.ac.kr

박 희 원



1982년 서강대학교 전자공학과 졸업(학사)
2000년 독일 Ruhr 대학원 전자공학과 졸업(박사)
관심분야 : 멀티미디어, Broadcasting, 전자회로 etc.
E-mail : heewonpark@samsung.com

김 수 한



1992년 전남대학교 신소재공학과 졸업(학사)
1993년~현재 삼성전자주식회사 영상디스플레이 사업부 재직
관심분야 : N-Screen, 멀티미디어, Cloud 서비스 etc.
E-mail : ksoohan@samsung.com

신 동 일 (교신저자)



1988년 연세대학교 전산학과 졸업(이학사)
1993년 Computer Science, Washington State University(M.S.)
1997년 Computer Science, University of North Texas(Ph.D)
1997.9~1998.2 시스템공학연구소 선임연구원
1998.3~현재 세종대학교 컴퓨터공학과 교수
관심분야 : HCI, 무선인터넷, 게임엔진, CSCW etc.
E-mail : dshin@sejong.ac.kr