

심전도 신호의 자동분석을 위한 자기회귀모델 변수추정과 패턴분류

이윤선* · 윤형로* · 박금수** · 김봉열***

= Abstract =

The Auto Regressive Parameter Estimation and Pattern Classification of EKS Signals for Automatic Diagnosis

Youn-Sun Lee, Hyung-Ro Yoon, Keum-Soo Park, Bong-Ryul Kim

The Auto Regressive Parameter Estimation and Pattern Classification of EKG Signals for Automatic Diagnosis.

This paper presents the results from pattern discriminant analysis of an AR (auto regressive) model parameter group, which represents the HRV (heart rate variability) that is being considered as time series data. HRV data was extracted using the correct R-point of the EKG wave that was A/D converted from the I/O port both by hardware and software functions.

Data number (N) and optimal (P), which were used for analysis, were determined by using Burg's maximum entropy method and Akaike's Information Criteria test. The representative values were extracted from the distribution of the results. In turn, these values were used as the index for determining the range of pattern discriminant analysis.

By carrying out pattern discriminant analysis, the performance of clustering was checked, creating the text pattern, where the clustering was optimum.

The analysis results showed first that the HRV data were considered sufficient to ensure the stationarity of the data; next, that the pattern discriminant analysis was able to discriminate even though the optimal order of each syndrome was dissimilar.

1. 서 론

임상데이터의 자동분류는 의학에 공학적이기법을 도입한

<접수 : 1988년 6월 15일>

*연세대학교 보건과학대학 의용공학과
Dept. of Medical Eng., College of Health Science,
Yonsei University

**연세대학교 원주의과대학
Wonju College of Medicine, Yonsei University

***연세대학교 공과대학 전자공학과
Dept. of Electron. Eng., Yonsei University

다는 측면에서 의용공학으로서의 의의가 높으며 그 연구도 활발하다.

비관혈적 측정대상의 하나로 심전도 파형을 들 수 있는데 이를 이용한 자동 분류 방법중 심박변화율(HRV)에 관한 연구는 드문 상태이다.

심박변화율은 심장의 1주기에 해당하는 시간의 변화를 의미하며 이는 EKG신호중 R-R 간격으로 추출할 수 있다.

이 심박변화율은 데이터성격이 단순하며 이 신호가 심

장기능²⁾ 이외에 신경계통의 제어³⁾에서 기인되므로 이를 이용한 질병분류는 상당한 가치가 있다.

1973년 Sayers⁴⁾는 처음으로 AR모형을 이용한 심박변화를 Power Spectrum 추정으로 주파수성분을 분석하여 정상적인 사람의 심박변화와 호흡주기가 관련성이 있음을 제시하였다.

그의 데이터는 정상의 경우에 국한된 것이라고 볼 수 있으며 비정상인과의 비교에 관한 부분은 없다.

1985년 Baselli 등⁵⁾은 AR(auto regressive) 모델에 의한 계수 분석도 좋은 진단요소로 사용될 수 있음을 제시하였다. 그러나 그의 연구는 전형적인 특징을 갖춘 MIT BIH arrhythmia database를 이용한 간단한 HRV 분석의 시도일 뿐, 이에 의한 실제 임상 데이터와의 비교 검토나 정상인의 결과와 비교는 없었으며 더욱 병원에서 필요로 하는 정상인과 비정상인의 자동분류가 불가능하였다.

그러므로 본 연구는 임상데이터중에서 심박율의 계속적이며 미세한 변화를 측정대상으로 선정하여 이를 패턴분류함을 목적으로 한다.

이를 위하여 심박 주기의 변화율을 시계열로 보고 이를 AR 파라미터로 모델링한 다음, 증상별로 구분가능한지의 여부를 패턴 분류하여 고찰하였다.

2. 본 론

2-1 AR(Auto Regressive) 모델

k번째 시계열 데이터 $T(k)$ 는 과거 데이터 $k-i$ 번째 데이터들에 의하여 식(1)과 같이 표현된다.

$$T(k) = -\sum_{j=1}^p A(j) T(k-j) + W(k) \dots\dots\dots (1)$$

계수 $A(i)$ 는 Burg의 최대 엔트로피 방법을 이용하여 얻었으며 적정차수 p 는 Akaike Information Criteria Test로서 구하였다.

2-2 패턴분류 분석

분류함수(Discriminant Function)는 식(2)와 같다.

$$F_k = \sum_{j=1}^m C(j,k) A(i,j,k) + C(O,k) \dots\dots\dots (2)$$

단, $C(i,k) = \sum_{j=1}^m d_{ji} \overline{A(i,k)}$

$$C(O,k) = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^m \sum_{l=1}^m d_{jl} \overline{A(j,k) A(l,k)}$$

분류 분석시 그루핑된 샘플들이 어떤 그룹에 속할 것 인지를 판별하는 분류확률은 식(3)과 같으며 그루핑의 성능을 나타내는 Mahalanobis 거리의 제곱값 V 는 식(4)와 같다.

$$P_L = \frac{1}{\sum_{k=i}^q \exp(F_k - F_L)} \dots\dots\dots (3)$$

$$V = \frac{\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^m d_{ji} \sum_{k=1}^q n_k \overline{A(i,k)} \overline{A(j,k)} - \overline{A(i)} \overline{A(j,k)} - \overline{A(j)} \overline{A(i,k)}}{\dots\dots\dots} (4)$$

3. 분석 결과 및 고찰

3-1 데이터 수집

본 실험을 위하여 1987년 4월에서 8월 사이 연세대학교 원주기독병원의 외래 환자중 48명의 데이터를 A/D 변환기 및 QRS 검지기를 통하여 한 환자당 심박주기 데이터가 최대 256개(OFF H)가 될 때까지 데이터를 취하여 HRV 데이터와 재검사용 심전파형 데이터로 구분시켜 디스크에 수록하였다. 환자들의 연령분포는 10대 3명, 20대 5명, 30대 12명, 40대 10명, 50대 14명, 60대 4명, 남자 21명, 여자 27명의 분포를 보였다.

진단된 증상의 종류는 정상(within normal limit: W.N.L.)을 포함, 4종이었다. 모든계기는 완전하게 접지시켰고 피검자는 침대에 누운 상태로 2분간 안정을 취하게 하여 동일조건하에서 실시되었다.

3-2 안정성 검증

시계열 데이터로서의 안정성 검증(Stationarity Check)은 Bendat과 Piersol이 제안한 Run Distribution Test를 이용하여 실시하였다. 수집된 데이터는 1샘플당 250개의 심박주기 데이터로 구성되어 있으며 수집된 샘플 각각에 대하여 안정성 검증을 실시한 결과 데이터 개수 60이상에서 모두 안정하다는 결과를 얻을 수 있었다.

3-3 각 증상별 적정차수 및 데이터 개수의 대표값

실제임상 데이터에서는 개인차가 있으므로 같은 증상 같은 연령 분포에서도 적정차수가 조금씩 차이가 있다.

그러므로 단일증상에서 적정차수의 대표값 및 분석 데이터 개수의 대표값을 추출할 필요가 있다.

이는 정규분포의 개념을 이용하였다. 즉 분석데이터 개

수를 일치시킨 상태에서 적정차수의 분포가 정규분포를 이루면 이는 모든 집단의 특성을 잘 나타내는 것으로 보고 이 때의 분석에 이용한 데이터 개수를 대표값으로, 이 때의 적정차수의 최빈치를 대표값으로 설정하였다.

AR모델의 적정차수는 AIC값 조사에 의하여 구하였는데 이는 데이터개수 n 을 60에서부터 210까지 늘려가면서 p 를 1에서 30까지 변화시켜 가장 적은 AIC값을 갖는 적정차수 P 를 기록하여 그 결과를 고찰하였다. 모든 샘플에 대한 적정차수는 각 데이터 N 값에 대하여 각 그룹별 및 전체로 묶여졌으며 이에 의하여 전체적인 추세를 검사하였다.

우선 각 그룹당의 적정차수 분포도를 한눈에 알아볼 수 있도록 3차원 영상에 의하여 데이터 개수 n 이 얼마에서 가장 정상분포에 드는가를 확인한 후 $n-2$, $n-1$, n , $n+1$, $n+2$ 의 다섯 구간에서 곡선추정을 실시하여 추세를 확인하였다.

그림 1은 3차원 영상의 예이다, 이는 그룹 3의 예로서 육안에 의한 대략적인 관측으로는 데이터 개수 120의 경우가 가장 정상분포에 접근함을 알 수 있다. 곡선추정을 위한 각 X, Y 의 값은 식 (5), (6)을 이용하여 구했다.

$$P_X(t) = \sum_{i=0}^m C_m^i t^i (1-t)^{m-i} X_i \dots\dots\dots (5)$$

$$P_Y(t) = \sum_{i=0}^m C_m^i t^i (1-t)^{m-i} Y_i \dots\dots\dots (6)$$

단 C_m^i 는 순열이다.

그림 2에 곡선추정의 예를 들었다. 그림은 데이터 개수 110일 때의 전체 그룹의 적정차수 분포도이다. 수직축은 샘플의 개수이며 수평축은 적정차수 p 를 나타낸다.

점선은 원래의 데이터를, 실선은 이에 의한 추세를 보여주는 것이며, 이는 도표상 곡선의 정점을 중심으로 좌

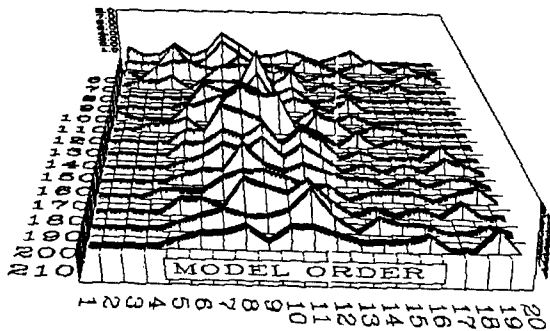


그림 1 적정차수의 분포도

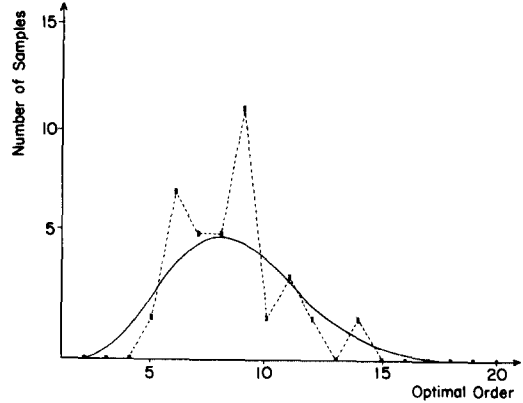


그림 2 적정차수 분포에 대한 곡선 추정

표 1 각 증상별 적정 데이터 개수 및 적정차수

그룹별	데이터개수	적정차수	표준편차
Group 1	110	9	3.0909
Group 2	100	8	2.0616
Group 3	110	11	0.5774
Group 4	110	10	1.4142
Total	110	8	3.7817

우대칭인 정상분포의 추세를 이룸을 알 수 있다. 모델 차수 분포조사에 의하여 추출한 각 증상별 데이터 개수 및 적정차수를 표 1과 같이 얻었다.

3-4 패턴 분류 분석

(Pattern Discriminant Analysis)

차수 P 가 분석에 필요한 적정 차수보다 너무 적을 때 본래의 HRV 데이터를 잘 나타낼 수 있으며 또한 너무 클때도 본래의 데이터를 잘 나타내기에는 부적합하다. 그러나 패턴 분류 분석을 실시하기 위하여 계수들의 차수 통일은 필요하다.

고정된 차수에서의 AR 모델계수 추정결과 얻어진 계수들이 다른 그룹과 변별력이 있는지 여부는 분류분석을 통하여 확인하였다.

분류분석결과 자기그룹을 찾지 못하는 샘플들은 제거시키고 나머지 샘플들로서 다시 분류 분석을 행하여 모두 재그룹을 찾게 되는지를 확인하였으며 이에 의하여 전체 샘플수에서 제거시킨 샘플의 수로 Clustering 성공율을 정의하였다.

Clustering 성공율 =

$$1 - \frac{\text{제거시킨 샘플의 수}}{\text{전체 샘플의 수}} \times 100(\%)$$

모델차수 분포 조사에서의 결과를 근거로 데이터 개수 110 모델차수 8을 중심으로 하여 데이터 개수 및 모델차수를 각기 변환시켜가며 분류 분석 결과를 고찰하였다.

표 2는 각 조건에서의 clustering 성공율이다.

Cluster 성공율을 기준으로 볼 때 4그룹 전체의 cluster 성공율은 110에서 가장 높음을 알 수 있다. 데이터 개수 110에서 p 를 증가시켜가면서 볼 때 $p=11$ 에서 처음으로 완전히 분류되었음을 알 수 있다.

이는 샘플데이터 모두가 처음 부연한 그룹들로 수정없이 분류분석이 완료됐음을 의미한다. $p=13, 14$ 등에서도 완전한 분류분석임을 나타내고 있으나 p 가 증가할수록 분석에 소요되는 시간이 길어질 뿐 아니라 모든 샘플들이 적정차수보다 높은 차수로 계수 추정이 되므로 이에 따른 잡음향이 모든 샘플에서 발생됨을 알 수 있다.

그러나 예측오차의 향이 증가되어 있는 고차에서의 분석도 분류가 가능하였다는 것은 중요한 고찰점으로 이는 각 증상마다의, 또한 같은 증상에서도 각 환자마다의 적

정차수가 달라도 패턴 분류분석은 가능하다는 결론을 이룰 수 있게 한다.

전체적인 도표의 성격은 $p=12$ 이하의 저차단에서 그리고 데이터 개수 n 이 적을수록 분류 분석이 성공적인 경향을 보인다.

표 3은 각 그룹의 Mahalanobis 거리값의 합계이다. 이 도표 역시 데이터 개수의 합계치를 기준으로 볼 때 110에서 가장큰을 알 수 있으며, 데이터 개수 110에서 거리값이 처음으로 가장크며 $p=12, 13$ 에서는 거리값이 오히려 감소함을 알 수 있다.

이는 $p=12, 13$ 에서는 cluster 성공율은 완전하였으나 분류 분석을 위한 적정차수로는 부적절하다는 것을 재확인하는 것이 된다.

$p=14$ 이상 19까지의 거리값은 상당히 크게 나타나 이는 물론 적정 모델차수의 범위로부터 많이 떨어져 있으며 데이터 개수가 조금만 달라져도 분류분석 불가능일 만큼 불안하다.

표 4는 4그룹 전체의 Cluster 성공율은 log를 취한 Mahalanobis 거리값에 의한 도표이다.

이로서 그룹분류의 경향은 더욱 확실해진다. 표 4의 결

표 2 CLUSTER 성공율

	70	90	110	130	150	170	190	Total
2	00.00	00.00	00.00	42.11	00.00	00.00	00.00	42.11
3	57.89	57.89	63.16	68.42	63.16	73.68	73.68	457.88
4	57.89	68.42	78.95	78.95	84.21	84.21	84.21	536.84
5	68.42	68.42	68.42	78.95	84.21	84.21	84.21	536.84
6	84.21	73.68	78.95	73.68	84.21	84.21	78.95	557.89
7	78.95	73.68	89.47	78.95	73.68	89.47	78.95	563.15
8	73.68	84.21	89.47	89.47	89.47	89.47	94.74	610.51
9	89.47	78.95	94.74	94.74	94.74	94.74	94.74	636.85
10	89.47	89.47	94.74	94.74	94.74	84.21	84.21	631.58
11	94.74	89.47	100.0	94.74	94.74	100.0	100.0	673.69
12	100.0	94.74	94.74	94.74	94.74	100.0	00.00	578.96
13	100.0	100.0	100.0	00.00	00.00	100.0	100.00	600.00
14	00.00	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	00.00	400.00
15	100.0	00.00	00.00	100.0	00.00	00.00	100.0	300.00
16	100.0	00.00	68.42	00.00	00.00	00.00	100.0	268.42
17	00.00	00.00	00.00	00.00	100.00	00.00	00.00	100.00
18	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00
19	00.00	100.0	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	100.00
20	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00
Total	1094.72	1078.93	1121.06	1089.49	1057.90	1084.20	1068.42	7594.72

표 3 Mahalanobis 거리지표

	70	90	110	130	150	170	190	Total
2	00.00	00.00	00.00	2.92	00.00	00.00	00.00	2.92
3	2.22	2.20	2.28	2.14	2.30	2.29	2.32	15.75
4	2.73	2.55	2.20	2.30	2.23	2.32	2.40	16.73
5	2.41	2.29	2.42	2.46	2.22	2.39	2.40	16.59
6	2.33	2.12	2.13	2.32	2.86	2.26	2.45	16.47
7	2.33	2.72	2.13	2.30	2.47	2.37	2.20	16.52
8	2.88	2.27	2.30	2.25	2.46	2.40	2.18	16.74
9	2.58	2.65	2.66	2.52	2.36	2.28	2.41	17.46
10	2.77	2.51	2.56	2.19	2.16	2.79	2.88	17.86
11	2.86	2.44	3.59	2.66	2.25	2.57	2.67	19.04
12	2.38	2.35	3.12	2.40	2.44	2.48	00.00	15.17
13	2.81	2.46	2.81	2.98	00.00	2.65	2.40	16.11
14	00.00	2.85	2.89	00.00	2.66	3.18	00.00	11.58
15	2.80	00.00	00.00	3.51	00.00	00.00	3.33	9.64
16	2.17	00.00	9.50	00.00	00.00	00.00	3.95	15.62
17	00.00	00.00	00.00	00.00	7.66	00.00	00.00	7.66
18	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00
19	00.00	7.89	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	7.89
20	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00
Total	33.27	37.30	40.59	32.95	34.07	29.98	31.59	239.75

표 4 Mahalanobis 거리지표와 Cluster 성공율의 곱

	70	90	110	130	150	170	190	Total
2	00.00	00.00	00.00	1.2296	00.00	00.00	00.00	1.2296
3	1.2852	1.2736	1.4400	1.4642	1.4527	1.6873	1.7094	10.3124
4	1.5804	1.7447	1.7369	1.8159	1.8779	1.9537	2.0210	12.7305
5	1.6489	1.5668	1.6558	1.9442	1.8695	2.0126	2.0210	12.7168
6	1.9621	1.5620	1.6816	1.7094	2.4084	1.9031	1.9343	13.1609
7	1.8395	2.0041	1.9057	1.8159	1.8199	2.1204	1.7369	13.2424
8	2.1220	1.9116	2.0578	2.0131	2.2010	2.1473	2.0653	14.5181
9	2.3083	2.0922	2.5201	2.3874	2.2359	2.1601	2.1562	15.8602
10	2.4783	2.2457	2.4253	2.0748	2.0464	2.3395	2.4252	16.0452
11	2.7096	2.1831	3.5900	2.5201	2.1371	2.5700	2.6700	18.3745
12	2.3800	2.2264	2.9559	2.2738	2.3117	2.4800	00.00	14.6278
13	2.8100	2.4600	2.8100	00.00	00.00	2.6500	2.4000	13.1300
14	00.00	2.8500	2.8900	00.00	2.6600	3.1800	00.00	11.5800
15	2.8000	00.00	00.00	3.5100	00.00	00.00	3.3300	9.6409
16	2.1700	00.00	6.4999	00.00	00.00	00.00	3.9500	15.6199
17	00.00	00.00	00.00	00.00	7.6600	00.00	00.00	7.6600
18	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00
19	00.00	7.8900	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	7.8900
20	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00	00.00
Total	28.0943	32.0102	34.1690	24.7564	30.6752	27.2140	28.4193	205.3383

과를 그림 4-4에 3차원 도표로 나타냈다. 그림에서 볼 수 있듯이 합계항목으로 보아 데이터 개수 110에서의 분석이 가장 유효함을 알 수 있고 또한 모델 차수도 11이 가장 적절함을 알 수 있다.

그림 4는 가장 적합한 조건인 데이터 개수 110, 차수 $p=11$ 에서의 분류분석결과이다. 11차원을 하나의 평면 위에 나타낼 수는 없으므로, 첨자 m 을 그룹번호 n 을 계수의 차수번호라 하면, X_{m1} 을 공통축으로 하여 $X_{m1}, X_{m2}; X_{m1}, X_{m3}; X_{m1}, X_{m4}; \dots X_{m1}, X_{mn} \dots$ 등 10개의 2차원 평면 그래프들로 나누어서 도시하였다.

각 도표, 각 그룹의 중심 X_{m1}, X_{mn} 은 각 그룹내 각 샘플들의 $m1, mn$ 번째 계수들의 중앙값이며 그룹평면 (cluster space)의 수평 직선거리는 각 그림 모두 X_{m1} 의 각 샘플들의 표준편차의 3배가, 수직거리는 X_{mn} 번째 각 샘플들의 계수의 표준편차의 3배이다.

이것은 수집된 데이터가 모집단을 잘 대표한다고 할 때

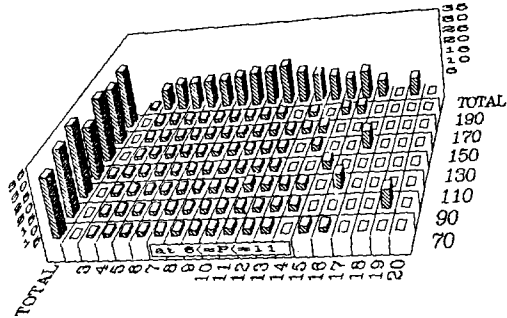
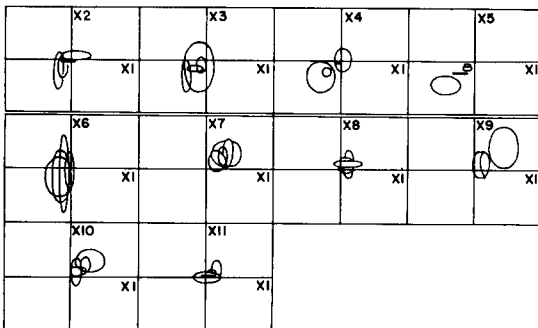


그림 3 표 4의 결과



File name : d1911.112
order : 11
group number : 4

그림 4 패턴 분류 분석에 의한 Cluster 평면

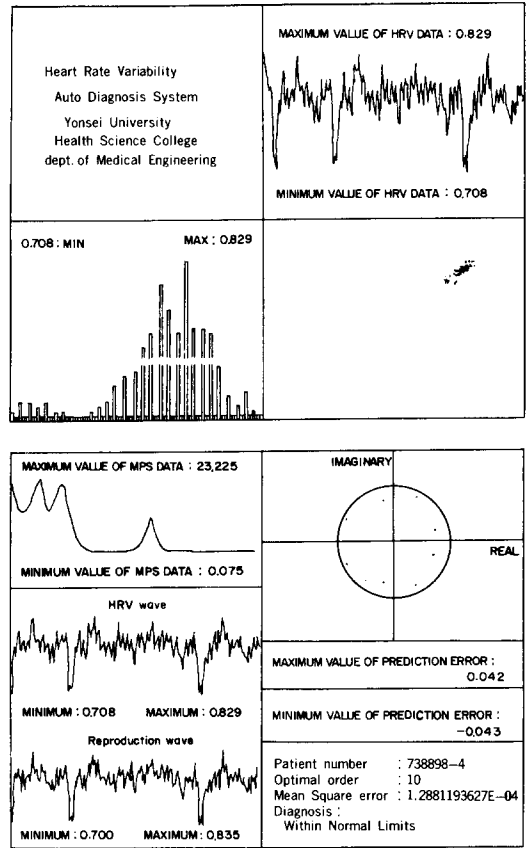


그림 5 환자 #22의 결과 출력화면

특정증상을 가진 일반환자에 대한 HRV 데이터의, 고정된 차수에서의 모델계수가, 그 cluster상에 존재할 확률이 99.74%임을 의미한다.

이와 같은 결과로 분석에 필요한 데이터 개수는 110 적정차수는 11임을 얻었다. 이를 기준으로 on-line 자동진단 시스템을 구성하였다. 미지의 환자 데이터를 입력시켜 이의 심박변화율을 구하고 AR 파라미터를 추출하여 분석에서 얻어진 기준패턴과의 비교를 통하여 자동진단하기 까지의 소요시간은 보통 5분이 걸렸으며 이 시간은 110개의 심박수 수집에 소요되는 시간에 크게 좌우되고 처리과정에서만 소요되는 시간은 3분 09초였다.

그림 5는 자동분류과정후 화면에 나타난 결과출력의 예이다. 상단의 3개화면은 HRV에 관한 고전적 분석결과며 하단의 4개화면은 Baselli가 제안한 AR 파라미터의 분석결과 및 본 연구에서 제안된 패턴 분류 결과이다.

4. 결 론

4종류의 심장질환에 대한 AR 모델계수의 패턴 분류 분석결과 분류가 가장 성공적이며 또한 연속적인 조건은 분석 데이터 개수 110개 일 때와 고정차수 p 는 11일때임을 알 수 있었으며 이 값은 분석에 사용된 데이터들의 적정차수 분석결과와 고찰로 각 증상별 적정차수 대표값의 상한임을 알 수 있었다.

또한 각 샘플들의 모델 적정 차수가 다르다 하여도 이들을 고정차수로 계수 추정한 결과의 분류 분석이 가능함을 알 수 있었고 이와같이 계수에 의한 패턴 분류 방법은 알 수 있었고 이와같이 계수에 의한 패턴 분류 방법은 심장증상의 판단 뿐만 아니라 이와 상격이 흡사한 데이터의 분류에도 사용이 가능함을 알 수 있었다.

각 환자 마다의 적정차수가 다르므로 AR 모델계수에 의한 패턴 분류 분석은 용이하지 않아 보인다. 그러나 기본 파형의 재생성을 무시한 통일차수로서의 패턴 분류 분석은 가능함을 고찰결과로서 알 수 있었다.

패턴 분류 분석 결과에 대한 고찰을 통하여 얻은 결과는 다음과 같다.

- 1) HRV 데이터는 시계열 데이터로서 안정감을 확인하였다.
- 2) 각 증상별 데이터 개수 및 적정차수의 대표값을 얻을 수 있었다.
- 3) 패턴 분류 분석의 최적 조건을 추출하였다.

감사의 글 : 본 연구는 한국과학재단연구비의 지원에 의하여 이루어진 바 이에 대하여 감사를 드린다.

참 고 문 헌

- 1) 윤형로 "실시간 부정맥 검출을 위한 컴퓨터 시스템에 관한 연구" 연세대학교 박사학위논문, 1986.
- 2) Chilson DA, et al., "Functional Bundle Branch Block: Discordant Response of Right & Left Bundle Branches to Changes in Heart Rate," *Am. J. Cardiol.* Vol. 54 No. 3 Aug, pp. 313-316, 1984.
- 3) Masuda Y, et al., "Heart Rate as a Determinant of the Decay Rate of the Cardiac Inotropic Response to Sympathetic Nervous Activity," *Can. J. Physiol. Pharmacol.* Vol. 61, No. 11, Nov, pp. 1374-1381, 1983.
- 4) Sayers, B. "Analysis of Heart Rate Variability," *Ergonomics.* Vol. 16, pp. 17-27, 1983.
- 5) Baselli G.D. et al., "Autoregressive Modeling and Power Spectral Estimate of R-R Interval Time Series in Arrhythmic Patients," *Comput. Biomed. Res.* Vol. 18, pp. 510-530, 1985.
- 6) Ben H, Jansen et al., "Autoregressive Estimation of Short Segment Spectra for Computerized EEG Analysis," *IEEE Trans. on Biomed. Eng.* Vol. BME-28 No. 9, Sept. pp. 630-637, 1981.
- 7) Richard H, Jones "Autoregression Order Selection," *Geophys.* Vol. 41, No. 4, Aug. pp. 771-773, 1976.
- 8) Tad J. Ulych, Thomas N. Bishop "Maximum Entropy Spectral Analysis and Autoregressive Decomposition," *Rev. of Geophys. and Space Phys.* Vol. 13, No. 1, Feb. pp. 183-200, 1975.
- 9) J.T. Tou, R.C. Gonzalez "Pattern Recognition Principles," Addison Wesley Publishing Company, 1974.
- 10) Bendat Piersol "Random Data: Analysis and Measurement Procedures," John Wiley & Sonc Inc. 1971.