Radial Basis Function 네트워크를 이용한 PVC 분류

이전, 이경중
연세대학교 보건과학대학 의용전자공학과

Classification of PVC(Premature Ventricular Contraction) using Radial Basis Function network

J. Lee, K. J . Lee
Dept. of Biomedical Eng., college of Health Science, Yonsei Univ.

ABSTRACT

In our research, we will extract diagnostic parameters by LPC method and wavelet transform. Then, we will design artificial neural network which is based on RBF that can express input features in terms of fuzzy.

Because PVC(Premature Ventricular Contraction) has possibility to cause heart attack, the detection of PVC is a very significant problem. To deal with this problem, LPC method which gives different coefficients for different morphologies and wavelet transform which has superior localization nature of time-frequency, are used to extract effective parameters for classification of normal and PVC.

Because RBF network can allocate an input feature to the membership degree of each category, total system will be more flexible.

서 론

최근 심장질환의 발병횟수가 증가하고, 경제적 수준이 향상됨에 따라 의료복지에 대한 요구가 증가되고 있으며, 이러한 요구에 맞춰 컴퓨터를 기반으로한 심전도의 자동진단에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 컴퓨터를 기반으로 한 자동진단에 있어서 가장 중요한 문제는 진단에 효과적인 파라미터를 구해서, 빠르고 정확하게 질병을 진단하는 것이다. 본 논문에서는 연산속도가 빠른 LPC(Linear Prediction Coefficient)와 신호 및 영상의 압축, 분석에 널리 사용되고 있는 웨이브렛 변환을 통해 나온 approximation 파형의 히스토그램(histogram)을 이용하여 입력 벡터를 구성하고, 이것을 입력에 대하여 퍼지(fuzzy)적 표현이 가능한 RBF(radial basis function) 네트워크를 통하여 PVC 파형을 분류하고자 한다.

Linear Prediction 방법

Linear prediction방법은 이전의 입력 데이터들을 통하여 다음의 입력을 추정하는 방법으로써, speech signal 분석에 주로 사용되어 왔으며, 예측된 데이터 $\overline{S}$는 식 (1)과 같이 표현 될 수 있다.

$$\overline{S} = \sum_{k=1}^{P} a(k) * S(i-k) \qquad (1)$$

P는 linear prediction의 차수(order)를, a(k)는 각 차수에 대한 계수를, S(i-k)는 k번째 이전의 데이터를 의미한다. 그리고, 이 방법은 원래 데이터와 예측된 데이터간의 차를 통해 오차를 구하며, 성능은 residual error인 Err을 통하여 평가하게 된다.

다음은 각각 오차 e(i)와 residual error Err을 구하는 식이다.

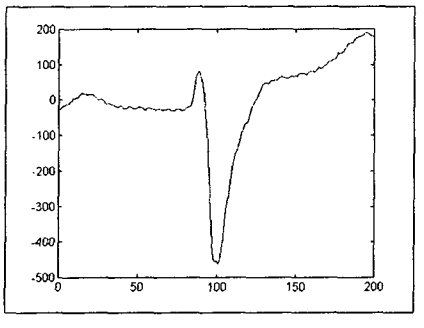
$$\begin{aligned} e(i) &= s(i) - \overline{s}(i) \\ &= s(i) - \sum_{k=1}^{P} a(k) * s(i-k) \end{aligned} \qquad (2)$$

$$Err = \sum_{i=0}^{N-1} |E(i)|^2 \qquad (3)$$

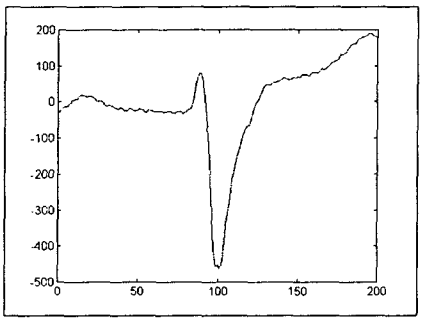
Linear prediction의 적당한 차수를 구하기 위해서는 원래 신호와 비교하여 영향을 주지 않을 정도의 문턱치를 설정하여, Err가 그 값을 넘지 않는 범위에서 최소값을 선택한다. 일반적으로 차수는 신호의 peak의 개수가 증가함에 따라 증가하게 되

며, 심전도의 QRS 콤플렉스와 같이 peak가 하나 또는 두 개가 존재하는 경우는 2차 또는 3차의 계수만을 필요로 하게 된다[1].

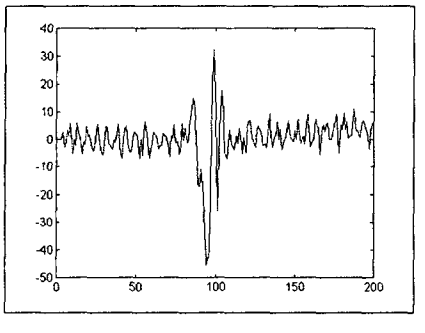
다음 그림은 MIT/BIH 114의 PVC 파형과 3차의 linear prediction 계수에 의해 복원된 신호, 그리고 두 신호사이의 오차를 나타낸 것이다.



(a) 원 심전도



(b) 복원된 심전도



(c) 복원시 오차

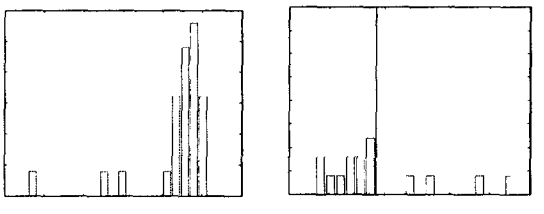
그림 1 LP 계수에 의한 심전도 복원
Fig. 1 Reconstructed ECG with LP coefficients

웨이브렛 변환

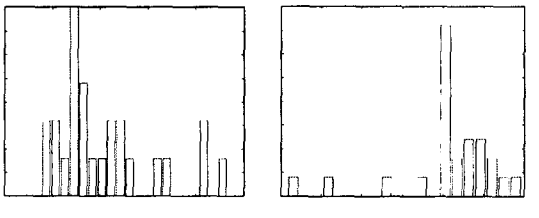
시간 도메인 상의 파라미터들은 특징점 검출의 성능에 의존하기 때문에 주파수 도메인에서의 DFT(Discrete Fourier Transform)등과 같은 방법을 이용한 파라미터 추출 및 효과적인 진단에 대한 연구가 진행되어 왔다. 그러나, 안정성(stationary) 신호의 경우에는 퓨리에 변환을 통한 주파수 분석이 잘되지만, 심전도와 같이 시간에 따라 불연속적으로 변하는 불안정성(nonstationary) 신호를 시간 전체 영역에 걸쳐 퓨리에 변환을 하게 되면 주파수 영역에서의 *localization* 특성이 좋지 못하다. 이와 같은 단점을 보완하기 위해, 최근에 시간-주파수상의 해상도를 변화시키면서 관찰할 수 있는 장점을 갖는 웨이브렛 변환을 사용하여 파라미터를 검출하려는 연구들이 시도되고 있다[2].

웨이브렛 변환은 심전도 신호를 subsampling함으로 샘플링 주파수를 변화시키면서 각 주파수 대역에서의 웨이브렛 계수를 구하여 신호를 분석하며, 웨이브렛 함수와 스케일 함수를 시변하는 입력신호와 곱하여 주파수 영역에서 고주파와 저주파로 주파수 분할을 할 수 있다.

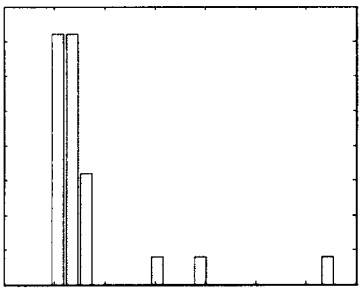
심전도 신호의 경우, 저주파를 관찰함으로써 신호분석의 유용한 정보를 얻어 낼 수 있다. 다음은 MIT/BIH의 여러 가지 심전도 신호를 세 번 웨이브렛 변환을 취하여 세 번째 단계의 저주파 파형의 히스토그램을 나타낸 것이다.



(a) 124 (RBBB)　　(b) 207(LBBB)



(c) 207(PVC)　　(d) 114(PVC)



(e) 114 (normal)

그림 2 여러 파형의 웨이브렛변환 히스토그램
Fig 2. Histograms of Wavelet transformed ECG

RBF 네트워크

RBF 방법은 다차원의 공간을 일차원으로 보간하는 기법중 하나이다. RBF 네트워크는 입력 공간(input space)을 비선형 변환하기 위하여 고차원의 hidden layer로 구성되어 있고, hidden 뉴런(neuron)은 입력에 대하여 activation function으로 작용을 하게 되며, 최종적인 출력은 activation function에 가중치가 곱해진 값들의 합으로 이루어진다. RBF를 activation function으로 사용하게 되면, 고정된 위치 'c'에 대해 주위의 값 f(x)는 x=c일 때 최대의 값을 갖으며, |x-c|가 증가할수록 f(x)가 0으로 접근을 하는 특성을 보이며, 가우스 함수(gaussian function)가 바로 그러한 좋은 예이다[7]. RBF 뉴런을 사용하게 되면, 패턴의 범주는 패턴 공간의 점들의 가우스 분포로써 간주되며, 입력이 충분히 가우스 분포의 중심에 가까이 있을 때, 뉴런은 활성화된다. 그래서, 입력 x_j와 가중치 w_{ij}에 대하여, RBF 뉴런의 출력은 식 (4)와 같다.

$$out = g(\sum_{j}^{n}(x_j - w_{ij})^2) \qquad (4)$$

여기서, g(x)는 가우스 함수이다. 이러한 RBF 뉴런들로 이루어진 네트워크는 뉴런의 개수만큼의 출력을 갖게되며, 이 출력들은 각 분류 범주를 서로 평면적으로 나누는 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)의 경우와 달리 분류된 출력을 localization시켜 주는 특성이 있다[8].

RBF 네트워크는 목적 벡터를 정해 놓은 상황에서 감독학습(supervised training)이 필요하고, 이 과정에서 중심과 가우스 분포의 분산, 그리고 hidden 뉴런과 출력 뉴런을 연결시키는 가중치가 결정이 된다. 이렇게 설계된 RBF 네트워크를 ANN(artificial neural network)의 입력층으로 사용을 하게되면, 보다 향상된 ANN의 분류성능을 기대할 수 있고, 출력 값을 [0,1] 구간으로 정규화한 가우스 분포를 사용하여, 입력 파라미터에 대한 각 분류 범주로의 소속정도(membership)를 퍼지적으로 표현하여 심전도 파라미터들의 퍼지적 특성을 구현할 수 있다[9].

실험 방법

본 논문에서는 360 samples/sec, 12-bit 해상도를 갖는 MIT/BIH 부정맥 심전도 데이터 중 114번 데이터를 선택하여 실험을 하였다. 114번의 각 비트(beat)는 정상(normal), PVC(Premature Ventricular Contraction), F(Fusion of ventricular and normal beat), A(Atrial premature beat)로 분류되어 있다. 이를 참고하여 분류형태를 N(정상), P(PVC, F), O(A)의 3가지의 경우로 설정하였다. 전체 블록도를 그려보면 다음과 같다.

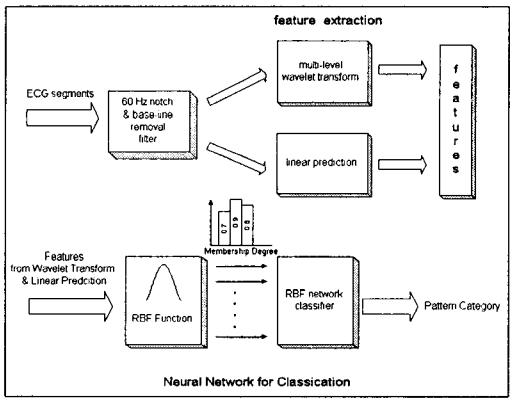


그림 3 전체 블록도
Fig 3. Total block diagram

Linear prediction을 통한 파라미터 추출의 경우, 검출한 R peak를 중심으로 좌우 100 샘플씩을 취하여 평균을 값을 뺀 파형에 대하여 MEM (maximum entropy method)를 이용하여 3차의 계수를 구하였고, 이 심전도 신호를 저주파 쪽으로 웨이브렛 변환(Daubechies wavelet 이용)을 세 번 취한 뒤 나온 파형의 최대값과 최소값 사이를 20단계로 나누어 히스토그램을 그렸다. 이 히스토그램을 114번의 최초의 정상 파형과 최초의 PVC 파형의 히스토그램과 각각 cross-correlation을 하여 두 개의 계수를 구하였다.

위의 다섯 개의 계수들을 입력 벡터로 하여 하나의 hidden layer를 갖는 RBF 네트워크를 구성하여

각 심전도신호를 N, P, O로 분류하였다.

결과 및 고찰

MIT/BIH 114는 1819개의 정상파형, 46개의 PVC파형, 10개의 Atrial premature파형으로 구성되어 있고, 이것을 다섯 개의 계수를 구하여 RBF 네트워크를 통해 분류한 결과를 표 1.에 나타내었다.

표 1. RBF 네트워크를 통한 심전도 분류 결과 (MIT/BIH 114)
Table 1. Classification result of ECG using RBF network(MIT/BIH 114)

실제 파형 수		RBF network 에 의한 분류		
		Normal	PVC	others
Normal	1819	1818	·	1
PVC	46	·	43	3
others	10	9	·	1
계	1875	1827	43	5

정상파형의 분류의 경우, 1개의 FN(false negative)가 발생하였고, PVC의 경우는 3개의 FN가 발생하였다. PVC의 FN는 정상 또는 다른 종류의 파형에서 PVC로 진행되는 과정의 경우인 것이 others로 분류가 되었다. Atrial premature의 경우는 정상파형과 형태적으로 거의 같기 때문에 대부분이 정상파형으로 분류가 되었다.

Linear prediction과 웨이브렛 변환을 통한 히스토그램은 모두 baseline에 영향을 많이 받아 baseline이 적절히 제거되지 않은 경우 잘못된 계수가 산출되었으며, 히스토그램도 좌측 또는 우측으로 편향되는 특성을 나타내었다. 이 점을 보완하기 위하여 효과적인 baseline 제거와 같은 전처리과정과 이들을 보완할 파라미터들의 추가가 필요하다.

RBF 네트워크의 구성시 본 실험에서 일괄적으로 적용하였던 가우스함수의 특성을 각 입력 벡터의 특성을 고려하여 설정한다면 보다 나은 결과를 얻을 수 있다.

결 론

본 논문에서는 연산시간 짧아 실시간 처리에 응용할 수 있는 linear prediction 계수와 웨이브렛 변환된 저주파 파형의 히스토그램을 통하여 새로운 심전도 분류 파라미터를 제시하고, 정규화된 가우스함수를 이용하여 출력을 퍼지적으로 표현할 수 있는 RBF 네트워크를 통하여 심전도를 분류하였다.

전처리 단계에서 baseline이 완전히 제거되지 않은 경우, 계수값에 많은 영향을 주어 분류성능이 낮아졌고, 위의 제시한 파라미터 이외의 추가적인 파라미터가 필요하다.

Reference

[1] Kang-Ping Lin and Walter H. Chang, "QRS Feature Extraction Using Linear Prediction", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 36, No. 10, pp. 1050-1055, October 1989.
[2] Metin Akay, "Wavelet in Biomedical Engineering," Anals of Biomedical Engineering, Vol. 23, pp. 531-542, 1995.
[3] DC Thomson, JJ Soraghan, TS Durrani, "An Automatic Neural-Network Based SVT/VT Classification System", IEEE conference, 1993
[4] Jurandir N. and Marcelo C. B, "classification of cardiac arrhythmia based on principal component analysis and feedforward neural networks", IEEE conference, pp. 341-344, 1993.
[5] Ng K. and Lippman R. P., "Practical characteristics of neural networks and conventional pattern classifers, Adv. Neural Inf. Process. Syst., vol. 3, pp. 970-976, 1991.
[6] Chow H. S and Moody G. R, "Detection of ventricular ectopic beats using neural network", IEEE conference, pp. 659-662, 1992.
[7] Bernard Mulgrew, "Applying Radial Basis Functions", IEEE Singnal Processing Magazine, pp. 50-65, March 1996
[8] G. Bortolan, S. Fusaro, "Feature Reduction and RBF in Classifiers Based on ANN", Proceeding of EMBS, 1996
[9] G. Bortolan, R. Silipo, C. Marchesi, "Fuzzy pattern classification and the connectionist approach", Pattern Recognition Letters, vol. 17, pp. 661-670, 1995