
EMD 방법을 이용한 ECG 신호 필터링

이금분* · 조범준**

ECG Filtering using Empirical Mode Decomposition Method

Geum-boon Lee* · Beom-joon Cho**

이 논문은 2005년도 조선대학교 연구비의 지원을 받아 연구되었음

요 약

EMD(Empirical mode decomposition) 방법은 시간-주파수 분석의 새로운 방법으로 적응적이며 효율적으로 신호를 분해한다. EMD는 신호 그 자체에 의해 정의된 IMF(Intrinsic mode functions)로 명명되는 함수의 집합으로 분해되며, 분해된 IMF는 원 신호의 고유한 속성을 보존하므로 기저 함수 및 필터로 사용될 수 있다. EMD 방법에 의한 분해는 신호의 지역적인 시간 스케일 특성에 기반을 두고 있으므로 비선형(non-linear) · 비정상(non-stationary) 신호 처리에 적합하며 ECG와 같은 생체 신호처리에 유용하다. 본 논문은 EMD 방법을 이용하여 ECG 신호를 분해하고 분해된 신호의 특성을 이용하여 잡음 제거 필터를 구현하였다. 전통적인 저주파 필터가 푸리에 변환을 이용하여 주파수 영역에서 신호를 해석하는 것과 달리 EMD 방법은 시간 영역에서 필터링하여 신호의 속성을 유지한다. 영상 향상의 정도를 측정하기 위한 PRMD와 SSR 평가지수를 사용하여 제안된 기법과 전통적인 저주파 필터의 결과를 비교 · 제시하였다.

ABSTRACT

Empirical mode decomposition (EMD) is new time-frequency analysis method to decompose the signal adaptively and efficiently. The key idea of EMD is to decompose the signal into a set of functions defined by the signal itself, named Intrinsic Mode Functions (IMFs), which preserve the inherent properties of the original signal. Since the decomposition is based on the local time scale of the signal, it is not only applicable to nonlinear and non-stationary processes but also useful in biomedical signals like electrocardiogram (ECG). Traditional low-pass filter uses fourier transform to analysis signal in frequency domain, but EMD is filtered to maintain signal properties in time domain. This paper performed signal decomposition and filtering for noisy ECGs using EMD method. The proposed method is presented and compared with traditional low-pass filter by two performance indices. Our results show effectiveness for enhancement of the noisy ECG waveforms.

키워드

Empirical mode decomposition, Intrinsic mode function, 심전도

Key word

Empirical mode decomposition, Intrinsic mode function, Electrocardiogram

* 조선대학교 컴퓨터공학과 박사과정
** 조선대학교 컴퓨터공학과 교수 (교신저자)

접수일자 : 2009. 10. 14
심사완료일자 : 2009. 11. 13

I. 서 론

EMD는 Norden E. Huang [1, 2]에 의해 처음 도입된 시간-주파수 분석의 새로운 방법으로 지역적 진동의 시각에서 신호를 분석하는 것이다. 푸리에 방법이나 웨이블릿 분해와 같은 신호 분석방법들은 신호를 나타내기 위해 미리 정의된 기저 함수들을 필요로 하나 EMD는 신호 그 자체에 의해 정의된 IMF라 불리는 유한개의 함수의 집합으로 신호를 분해할 수 있다. IMF는 원 신호의 고유한 속성을 보존하면서 분해 단계가 증가 될수록 신호의 복잡도와 스케일이 감소한다. EMD를 통해 분해된 각각의 IMF는 다양한 범위 상에서 신호 데이터들의 내부적 관계뿐만 아니라 다양한 스케일에 있어 신호의 상태를 보여준다. 또한 EMD는 비선형과 비정상 신호들을 분석하기 위해 수학적으로 증명된 기법이므로 생체 신호 처리에 폭넓은 적용이 가능하다 [3, 4]. 생체 신호 중 가장 복잡한 신호 중의 하나인 ECG 신호는 생체의 심장 박동에 기인하여 체표면에 기록한 전기적인 신호로 피검자의 심장 활동의 이상에 의한 심장질환을 진단하는데 중요한 정보를 제공한다.

본 논문은 EMD 방법을 사용하여 ECG 신호를 IMFs로 분해하고, 분해된 IMFs의 특성을 이용하여 QRS complex 검출 및 잡음 제거를 위한 필터의 가능성을 제시하고, 전통적인 신호 저주파 필터와 비교한다. 제안한 EMD 방법의 신호 향상 정도를 평가하기 위해 성능 지수인 PRMD (percent root mean square difference)와 SSR (signal-to-filtered signal ratio)를 제시하고 그 결과를 보여준다.

II. EMD (Empirical Mode Decomposition)

1) EMD 방법

원 신호를 구성하는 모든 진동에 대해 EMD 방법을 적용하면, 신호 $S(t)$ 는 IMF와 지역 트렌드를 구성하는 잔여 신호로 나뉘며, 잔여 신호는 분해해야 할 새로운 신호로 취급되어 다시 IMF와 잔여 신호로 나뉘게 되어 신호의 구성요소들을 반복적으로 추출할 수 있다. 결국 EMD는 신호를 분해하여 유한개의 IMFs 합으로 만드는 것으로 각각의 IMF는 다음의 두 가지 조건을 만족해야

한다. i) 영점 교차의 수와 극한(극대·극소)의 수가 같거나 적어도 1개의 차이만을 가지며, ii) 모든 지역 극대점·극소점에 의해 정의된 포괄선(envelope)의 평균값은 0이다.

신호 $S(t)$ 가 주어진다면 EMD 방법은 신호에 존재하는 모든 지역 극대점·극소점을 찾는 데서 시작한다. 신호의 지역적 고주파 부분을 $h(t)$ 로 정의할 수 있는데, $h(t)$ 는 신호의 상세(detail) 부분으로 두 개의 연속적인 지역 극대점(minima) 사이에 존재하는 지역 극소점(maxima)를 통과하는 진동을 말한다. 지역 극대점들은 상위 포괄선인 $emax(t)$ 로서 큐빅 스플라인에 의해 연결된다. 지역 극소점들도 큐빅 스플라인으로 연결하고 하위 포괄선 $emin(t)$ 으로 표기한다. 식 (1)과 같이 두 개의 포괄선의 평균은 $m(t)$ 로 표기하며, 지역적 저주파 부분 또는 지역적 트렌드(trend)를 나타낸다.

$$m(t) = [emin(t) + emax(t)]/2 \quad (1)$$

그리고 식 (2)와 같이 신호로부터 $m_1(t)$ 을 빼면 $h_1(t)$ 을 구할 수 있다. 즉,

$$h_1(t) = S(t) - m_1(t) \quad (2)$$

식 (2)의 $h_1(t)$ 가 IMF가 되기 위해서는 위에서 설명한 IMF의 요구 조건을 만족해야 한다. 그러나 사실상 포괄선 평균은 비정상 데이터에 대한 진정한 지역적 평균과는 다르다. 따라서 일부 비대칭 파형들은 그대로 존재할 수 있다. 불규칙한 파형들을 제거하기 위해서 그리고 신호 프로파일을 더욱 대칭적으로 만들기 위해서 $h_{1k}(t)$ 는 IMF가 될 때까지 k 번 반복된다. IMF를 추출하기 위한 식 (2)을 ‘체과정(shift processing)’이라 일컬으며 $h_{1k}(t)$ 가 IMF 조건을 만족시키면 $C_1(t)$ 가 된다.

$$h_{1k}(t) = C_1(t) \quad (3)$$

$C_1(t)$ 는 신호 데이터로부터 첫 번째 IMF1으로 명시된다. 무엇보다도 $C_1(t)$ 는 가장 정교한 스케일을 포함

하거나 신호의 가장 짧은 주기를 포함하고 있다. 이제 신호의 나머지로 부터 $C_1(t)$ 를 분리할 수 있다.

$$S(t) - C_1(t) = r_1(t) \quad (4)$$

식 (4)의 잔여 신호 $r_1(t)$ 는 여전히 보다 긴 주기의 신호 성분들에 대한 정보를 포함하고 있기 때문에 새로운 신호로 취급되고, 위의 체과정에 적용하여 식 (5)를 얻는다.

$$\begin{aligned} r_1(t) - C_2(t) &= r_2(t) \\ r_2(t) - C_3(t) &= r_3(t) \\ &\vdots \\ r_{i-1}(t) - C_i(t) &= r_i(t) \quad i = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (5)$$

이 과정은 잔여 신호 $r_N(t)$ 가 상수이거나 단조 경사 (monotonic slope) 함수, 또는 하나의 극대점 (또는 극소점)만을 갖는 함수일 때 끝난다. 식 (3)과 (4)의 결합은 원 신호의 EMD를 만든다.

$$S(t) = \sum_{n=1}^N C_n(t) + r_N(t) \quad (6)$$

EMD의 결과는 식(6)과 같이 N 개의 IMFs와 평균 트랜드나 상수가 될 수 있는 잔여 신호 $r_N(t)$ 로 분해된다.

$C_n(t)$ 를 n 차 IMF로서 표기할 때 저차 IMFs는 고주파 성분을 나타내며 고차 IMFs는 저주파 성분을 보여준다. 시간 스케일 분석방법에서 EMD를 해석하면 저차 IMFs는 정교한 스케일을 반영하며 고차 IMFs는 거친 (coarse) 스케일에 해당한다.

2) EMD 특성

신호 $S(t)$ 는 $S(t) = \sum_{n=1}^N C_n(t) + r_N(t)$ 로서 표현될 수 있으며, EMD 방법으로 IMF 기저 확장은 선형이다.

신호 $S(t-\tau)$ 는 $\sum_{n=1}^N C_n(t-\tau) + r_N(t-\tau)$ 로서 표현될 수 있다.

잔여 신호 $r_N(t)$ 를 포함하면서 고차 IMFs부터 시작하여 저차 IMFs까지 IMFs의 구성요소들의 합으로 신호

를 재구성 할 수 있다. IMFs 합으로 재구성된 신호와 원 신호의 차이는 아주 작은 값으로 분해의 완결성이 입증된다 [5].

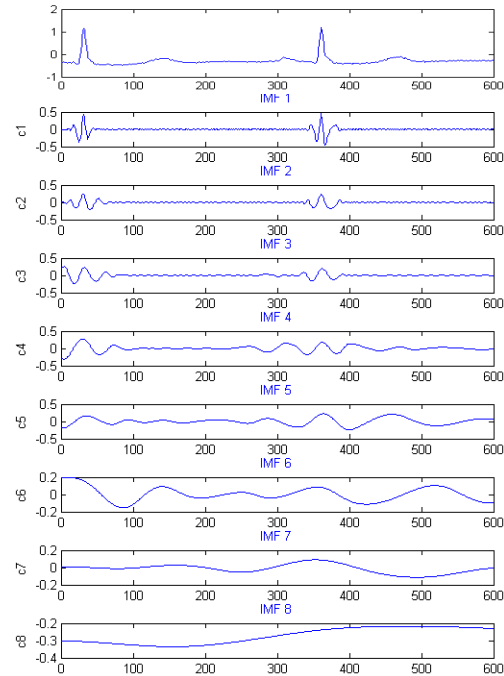


그림 1. EMD 방법에 의해 분해된 ECG 신호
Fig. 1. ECG decomposed by EMD method

원 신호와 지역 극대·극소점을 연결한 포괄선을 통한 지역 평균들의 차(差)로부터 얻어진 구성요소들은 지역적으로 서로 직교한다.

$$(S(t) - \overline{S(t)}) \overline{S(t)} = 0 \quad (7)$$

그러나 각각의 IMFs는 신호 $S(t)$ 를 구성하는 부분으로 EMD 방법으로 구한 평균은 포괄선으로 계산되기 때문에 원 신호로부터의 평균은 아니므로 누수를 피할 수 없다. 그러나 누수의 값은 아주 작다 [5].

EMD 방법에 있어 IMFs의 직교성을 정의하기 위하여 식 (6)를 다시 쓰면 식 (8)이 된다.

$$S(t) = \sum_{n=1}^{N+1} C_n(t) \quad (8)$$

여기서 $r_N(t)$ 는 C_{N+1} 번째 요소로서 가산된다. EMD로부터 IMF_s의 직교성을 검증하기 위하여 식(8)을 신호의 평방 곱으로 만든다.

$$S^2(t) = \sum_{i=1}^{N+1} C_i^2(t) + 2 \sum_{i=1}^{N+1} \sum_{j=1}^{N+1} C_i(t)C_j(t) \quad (9)$$

만일 분해가 직교성을 갖는다면 식 (9)의 우측 교차부분(cross terms)은 0이 된다. 이 식을 확장해보면 직교성의 전체 인덱스인 I 는 식 (10)과 같이 정의된다.

$$I = \sum_{t=0}^T \left(\sum_{i=1}^{N+1} \sum_{j=1}^{N+1} C_i(t)C_j(t) / S^2(t) \right) \quad (10)$$

식 (10)의 계산은 I의 값이 0에 근접해 감을 보여준다. 직교성은 선형 분해 시스템을 위한 필요조건으로 대부분의 신호 처리의 경우 계산상에서의 누수는 적게 된다.

3) EMD 필터

EMD는 신호의 지역적인 시간 스케일에 기반하고 있으며 IMF_s는 신호의 변동 상태와 주파수 가변 범위를 특징으로 갖는다. 신호의 작은 스케일에서 큰 스케일까지 차수화된 시퀀스 분해를 결과로 얻는다.

EMD를 통하여 원신호 $S(t)$ 는 식 (6)과 같이 분해될 때 신호의 저주파 필터링은 식 (11)과 같다.

$$S_l(t) = \sum_{n=p}^N C_n(t) + r_N(t) \quad (11)$$

여기서 $1 < p \leq N$ 이다.

대역 통과 필터링은 식 (12)와 같이 설명된다.

$$S_b(t) = \sum_{n=q}^r C_n(t) \quad (12)$$

여기서 $1 < q < r < N$ 이다.

신호의 고주파 필터링은 식 (13)과 같다.

$$S_h(t) = \sum_{n=1}^r C_n(t) \quad (13)$$

여기서 $1 < r < N$ 이다.

전통적으로 신호의 필터링은 주파수 영역에서 수행되어 왔다. 푸리에 변환을 이용하여 신호를 주파수 영역으로 나타내면 신호의 성분들을 파악하기 쉽고 콘블루

션으로 표현되는 필터링 계산을 갖기 때문이다. 그러나 이러한 필터링 방법은 정상 신호를 분석하기에는 효과적이나 비정상 신호를 분석하기에는 적합하지 않다. EMD 방법에 의한 신호 분해는 주파수 영역으로 변환하지 않고 시간 영역에서 스케일 필터링을 함으로써 처리 시간을 줄일 수 있으며 신호에 내재하는 비정상 속성을 잘 유지할 수 있다.

III. 실험 결과 및 분석

실험을 위한 ECG 데이터는 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스로부터 얻어진다. MIT-BIH 부정맥 데이터베이스로부터 데이터의 샘플빈도는 360Hz이고, 실험 및 분석에서 사용하는 데이터는 300Hz로 재샘플링 된다. 그림 2는 ECG 신호와 푸리에 스펙트럼으로 변환한 신호를 보여준다.

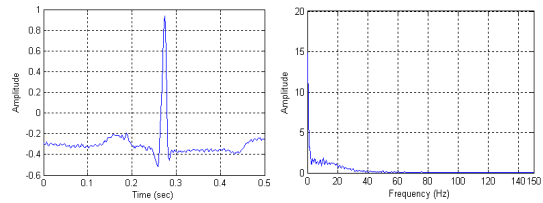


그림 2. ECG 신호 및 주파수 스펙트럼
Fig. 2. ECG and Frequency spectrum

ECG 신호는 잡음을 포함하고 있는데 주로 i) 호흡으로 인한 기저선 변동, ii) 피부에 부착된 전극의 물리적 움직임으로 인한 전력선 잡음, iii) 근육의 전기적 활성화에 따른 근잡음 (EMG) 등으로 분류된다. ECG는 0.05~150Hz의 주파수 범위와 0.5~4mV의 전압을 가지며, EMG는 0.1~5mV의 전압으로 ECG 전 주파수 대역에 걸쳐 있으므로 ECG 신호의 왜곡을 가져온다. 그러므로 본 논문은 실험에서 EMG 잡음을 그림 3(b)에서 보여주는 것처럼 ECG 주파수 영역에 전반에 걸쳐 확산된 랜덤 가우시안 잡음으로 SNR이 -10dB ~ -20dB 이르는 심각한 잡음으로 모델화한다. 이 실험에서 잡음을 제거하고 신호의 질을 향상시켜 ECG 파형의 R-peak를 정확하게 검출하는 것은 진단에 있어 중요한 역할을 하므로 QRS complex 상의 잡음을 최소화하기 위해서 EMD 방법을 이용하여 ECG 신호를 필터링 한다. ECG 잡음 신호를 서

로 다른 스케일을 가진 IMF를 얻기 위해서 그림 1과 같이 EMD 방법으로 분해한다. 잡음 신호는 주로 고주파 정보를 포함하는 IMF1을 제거함에 의해 필터링 된다. 그림 3은 필터링 과정을 설명하고 있으며 (a)의 가우시안 잡음을 가진 ECG 원신호를 다양한 스케일로 분해하여 IMF를 구한 후, (c)와 같이 IMF1을 사용하여 (b)의 원신호 주파수 스펙트럼에서 제거함으로써 (d)와 같이 필터링된 결과를 얻는다.

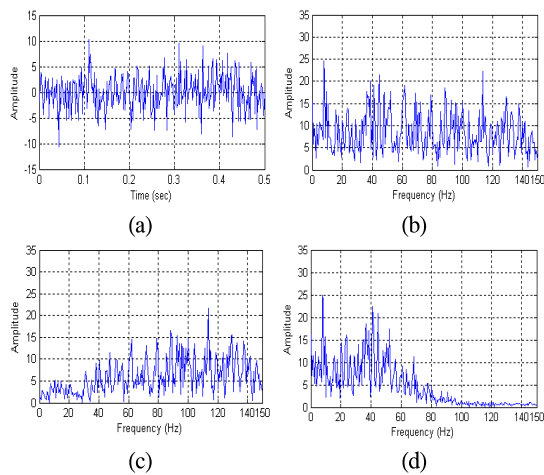


그림 3. ECG 잡음 신호 및 IMF1 주파수 스펙트럼
(a) ECG 잡음 신호 (b) 잡음 신호의 주파수 스펙트럼
(c) IMF1의 주파수 스펙트럼 (d) 필터링된 신호의 주파수 스펙트럼

Fig. 3. Noisy ECG and IMF1 frequency spectrum
(a) Noisy ECG (SNR=-10.5dB) (b) Frequency spectrum of noisy ECG (c) Frequency spectrum of IMF1
(d) Frequency spectrum of Filtered ECG

ECG 잡음 신호가 시간에 따라 정렬되어 있을 때 QRS complex의 slope 정보를 얻기 위하여 차분방정식 [6]을 구한다.

$$y_1(n) = S(n+1) - S(n-1) \quad (14)$$

$$y_2(n) = y_1(n) \left[\sum_{k=-m}^m y_1^2(n+k) \right]^2 \quad (15)$$

ECG 신호의 작은 값을 억제하고 큰 값을 강조하기 위한 비선형 연산은 Okada의 QRS complex 검출 방법[7]에서 적용된 식을 사용하여 식 (12)로 나타낸다. 신호 값에

제공 연산을 함으로써 peak 점을 찾는 것은 필터화된 ECG 신호에서 QRS complex 상의 R-peak 기준점의 추정을 용이하게 하며, 그림 4(a)는 QRS complex 검출과 EMD 기반 필터링을 보여주며 4(b)는 전통적인 필터링 방법 중의 하나인 저주파 필터링을 보여준다.

필터링된 두 기법 사이의 양적인 비교는 원신호와 필터된 신호 사이의 PRMD (percent root mean square difference)와 dB로 측정된 SSR (signal to signal ratio), 2개의 성능지수로 평가한다.

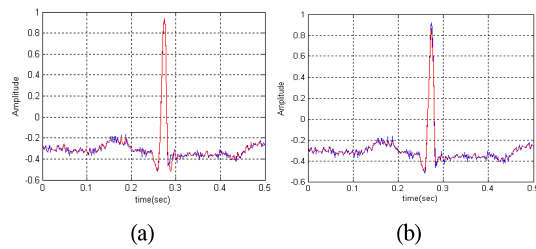


그림 4. ECG 잡음 신호 필터링 비교 (a) EMD 기반 필터링 (b) 저주파 필터링(차단 주파수 : 60Hz)

Fig. 4. Noisy ECG filtering comparison
(a) EMD based filtering (b) Low frequency filtering

$$PMRD = 100 \times \left[\frac{\sum_{n=1}^N (S(t) - \tilde{S}(t))^2}{\sum_{n=1}^N S^2(t)} \right]^{1/2} \quad (16)$$

식 (16)의 PRMD는 잡음을 가진 신호 $S(t)$ 와 필터된 신호 $\tilde{S}(t)$ 의 차이로 신호를 재구성하는 필터링 기법의 성능을 가리킨다.

$$SSR = 10 \log \frac{\sum_{n=1}^N (S(t))^2}{\sum_{n=1}^N (S(t) - \tilde{S}(t))^2} \quad (17)$$

SSR은 잡음을 가진 신호 $S(t)$ 와 필터된 신호 $\tilde{S}(t)$ 의 에너지양을 비교한다. 표 1은 그림 4(a) EMD 방법과 4(b) 저주파 필터 기법 사이의 PRMD와 SSR의 양적인 비교를 보여준다.

표 1. 성능 평가
Table. 1 Performance evaluation

Filtering	PRMD(%)	SSR(dB)
EMD based	5.302	-0.075
Low-pass	5.344	0.097

ECG 신호의 SSR 값은 잡음 대 필터링된 신호의 비율로 수치값이 작을수록 잡음보다 필터링된 신호 크기가 크며, PRMD 값은 커짐을 알 수 있다. 표 1은 EMD 기반의 신호 필터링 방법이 전통적인 저주파 필터의 성능과 비슷하거나 더 나음을 보여주고 있다.

IV. 결 론

EMD는 비선형·비정상 신호를 분석하기에 적합한 기법으로 IMF라 불리는 함수의 집합으로 신호를 분해한다. EMD에 의해 분해된 신호는 선형성, 시간 이동성, 지역 직교성 시간영역 스케일 필터링과 적응적 기저 등의 특징을 가지므로 본 연구는 향상된 신호를 얻기 위해 분해된 신호 IMF1을 사용하여 QRS complex 검출과 ECG 잡음 신호 필터링을 구현하였다. 그리고 전통적인 저주파 필터링과 EMD 기반 필터링 사이의 비교는 원신호와 필터된 신호 사이의 PRMD와 SSR의 성능지수로 평가하였다. EMD 기반 필터의 성능은 60Hz 차단 주파수를 사용한 전통적인 저주파 필터 성능에 비견되었다. 그러나 저주파 필터는 artifact 현상이 발견되었으며 평균 신호를 다루는 EMD 기반의 필터에서는 발견되지 않았음도 향후 EMD 방법을 이용한 연구에서 응용되어야 할 것이다.

참고문헌

[1] N.E.Huang, Z.Shen, S.R.Long, M.C.Wu, E.H.Shih, Q.Zheng, Yen. N.-C., C.C.Tung and H.H.Liu, "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," *Proc. Roy. Soc., London. A*, vol. 454, pp. 903-995, 1998.
[2] N.E.Huang, S.Zheng and R.L.Steven, "A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum," *Annu.*

Rev. FluidMech., vol. 31, pp. 417-457, 1999.

[3] B.Weng, M.Blanco-Velasco, and K.E.Barner, "Baseline Wander Correction in ECG by the Empirical Mode Decomposition," *Proc. of the IEEE 32nd Annual Northeast Bioengineering Conference*, pp. 135-136, 2006.
[4] H.Liang, Qiu-Hua Lin, and J.D.Z.Chen, "Application of the Empirical Mode Decomposition to the Analysis of Esophageal Manometric Data in Gastroesophageal Reflux Disease," *IEEE Transactions on biomedical engineering*, vol. 52, no. 10, 2005.
[5] H.Zhang and Q.Gai, "Research on properties of empirical mode decomposition method," *Proc. of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation*, vol. 2, pp. 10001-10004, 2006.
[6] B.-U.Kohler, C.Hennig, R.Orglmeister, "The principles of software QRS detection," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 21, Issue 1, pp. 42-57, 2002.
[7] M.Okada, "A digital filter for the QRS complex detection," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 26, pp. 700-703, Dec. 1979.

저자소개

이금분(Geum-Boon Lee)



2002년 대전대학교 컴퓨터공학과
공학 석사
2007년 조선대학교 컴퓨터공학과
박사수료

※ 관심분야: 영상처리, 신호처리, 패턴인식, 신경망

조범준(Beom-Joon Cho)



1980년 조선대학교(B.S., M.S.(82))
1988년 한양대학교 전기공학과
공학박사
2004년 KAIST 전자전산학과
공학박사

1980년~현재 조선대학교 컴퓨터공학부 교수
※ 관심분야: 인공지능, 패턴인식, 뉴로컴퓨터