

운동 형상 분류를 위한 웨이블릿 기반 최소의 특징 선택

Wavelet-Based Minimized Feature Selection for Motor Imagery Classification

이상홍*, 신동근**, 임준식*
경원대학교 IT대학*, 삼육대학교 컴퓨터학부**

Sang-Hong Lee(shleedosa@kyungwon.ac.kr)*, Dong-Kun Shin(dkshin@syu.ac.kr)**,
Joon S. Lim(jslim@kyungwon.ac.kr)*

요약

본 논문은 가중 퍼지소속함수 기반 신경망(neural network with weighted fuzzy membership functions, NEWFM)과 웨이블릿 기반의 특징 추출기법을 사용하여 왼쪽 또는 오른쪽의 운동 형상을 분류하는 방안을 제안하고 있다. 초기 특징을 추출하기 위해서 첫 번째 단계에서 웨이블릿 변환(wavelet transforms)을 이용하여 뇌파(electroencephalogram, EEG) 신호로부터 웨이블릿 계수들을 추출하였다. 두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 추출한 웨이블릿 계수들을 통계적인 방법인 주파수 분포와 주파수 변동량을 이용하여 60개의 초기 특징을 추출하였다. 이들 60개의 초기 특징은 NEWFM에서 제공하는 비중복면적 분산 측정법에 의해 중요도가 가장 낮은 특징을 하나씩 제거되면서 정확도가 가장 높은 6개의 최소 특징을 선택되었다. 이들 6개의 최소 특징을 NEWFM의 입력으로 사용하여 86.43%의 정확도를 구하였다.

■ 중심어 : | 뇌-컴퓨터 인터페이스 | 웨이블릿 변환 | 특징추출 | 특징선택 |

Abstract

This paper presents a methodology for classifying left and right motor imagery using a neural network with weighted fuzzy membership functions (NEWFM) and wavelet-based feature extraction. Wavelet coefficients are extracted from electroencephalogram(EEG) signal by wavelet transforms in the first step. In the second step, sixty numbers of initial features are extracted from wavelet coefficients by the frequency distribution and the amount of variability in frequency distribution. The distributed non-overlap area measurement method selects the minimized number of features by removing the worst input features one by one, and then minimized six numbers of features are selected with the highest performance result. The proposed methodology shows that accuracy rate is 86.43% with six numbers of features.

■ keyword : | Brain-computer Interface | Wavelet Transforms | Feature Extraction | Feature Selection |

I. 서론

뇌과학의 진보와 함께 뇌-컴퓨터 인터페이스 (brain-computer interface, BCI)에 대한 연구도 활발히

진행되어 뇌파(electroencephalogram, EEG) 분석을 통해 사람의 의도를 파악할 수 있게 되었다. BCI는 인간과 컴퓨터 상호 작용을 연구하는 분야로써, 뇌파를 통해 특정상태의 EEG 신호를 측정하여 특징을 추출하

* 이 연구는 2010년도 경원대학교 지원에 의한 결과임

* 이 연구는 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 중견연구지원사업임 (2009-0083925)

접수번호 : #100428-001

접수일자 : 2010년 04월 28일

심사완료일 : 2010년 05월 31일

교신저자 : 임준식, e-mail : jslim@kyungwon.ac.kr

고 이를 분류한 후 일반적인 제어 신호로 변환하여 컴퓨터나 기기 등을 제어하는 기술이다. 이러한 컴퓨터나 기기 등을 제어하기 위해서 EEG 신호를 이용한 인공지능 기법들이 연구되고 있다[1-6]. EEG 신호의 특징을 추출하기 위해서 가우시안 필터링(gaussian filtering)[5], 라플라시안 필터링(laplacian filtering)[6], 푸리에변환(fast fourier transform, FFT)[4], 시간-주파수 분석 기법인 웨이블릿 변환(wavelet transform, WT)[1-3]이 선호되고 있으며 퍼지신경망에 접목되어 왼쪽 또는 오른쪽의 운동형상(motor imagery) 분류에 사용되고 있다.

Xu[1]는 웨이블릿 변환을 통하여 EEG 신호로부터 추출된 웨이블릿 계수들을 기반으로 특징을 추출하였다. 또한 이렇게 추출된 특징은 왼쪽 또는 오른쪽의 운동형상을 분류하기 위해서 fuzzy support vector machine(FSVM)의 입력으로 사용되었다. 그러나 Xu의 실험에서는 웨이블릿 계수들인 approximation coefficients와 detail coefficients들 중에서 detail coefficients만이 사용되었다.

본 논문에서는 왼쪽 또는 오른쪽의 운동형상을 분류하기 위해서 Xu의 논문에서 사용된 Univ. of Tech, Graz에서 제공한 2003년도 BCI Competition에서 사용된 EEG 신호를 이용하였다[1]. 이러한 EEG 신호를 웨이블릿 변환을 이용하여 웨이블릿 계수를 구하였다. 이렇게 구해진 웨이블릿 계수들을 통계적인 방법인 주파수 분포와 주파수 변동량을 이용하여 60개의 초기 특징을 구하였다. 이러한 초기 특징을 예측 및 분류성능에 있어서 우수한 성능을 보이고 있는 가중 퍼지 소속 함수 기반 신경망(neural network with weighted fuzzy membership functions, NEWFM)[7-10]의 입력으로 사용하여 왼쪽 또는 오른쪽의 운동형상을 분류하였다. 또한 NEWFM에서 제공하는 비중복면적 분산측정법(non-overlap area distribution measurement method)을 이용하여 정확도가 가장 높은 6개의 최소 특징을 선택하였고, 6개의 퍼지소속함수(fuzzy membership function)를 제시함으로써 특징에 대한 해석을 가능하게 하였다[8][10].

II. 운동 형상(Motor Imagery) 분류 모델의 설계

[그림 1]은 왼쪽 또는 오른쪽의 운동 형상 분류 모델 다이어그램에서 알 수 있듯이 본 논문에서는 EEG 신호를 입력으로 웨이블릿 변환을 수행하여 웨이블릿 계수들을 추출하였다. 추출한 웨이블릿 계수들을 통계적인 방법인 주파수 분포와 주파수 변동량을 이용하여 특징을 추출하였다. 이렇게 추출된 특징은 NEWFM의 입력으로 사용되고 NEWFM에서 제공하는 비중복면적 분산측정법을 이용하여 정확도가 가장 높은 최소 특징을 선택하였다.

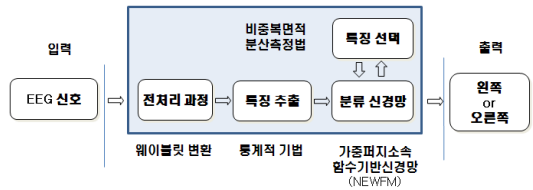
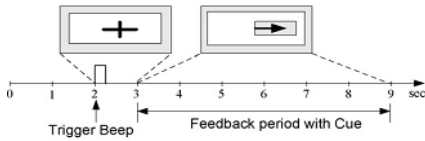


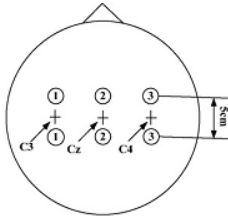
그림 1. 운동 형상 분류 모델 다이어그램

2.1 실험 데이터

[그림 2]에서는 EEG 신호를 이용한 왼쪽 또는 오른쪽을 제어하는 실험에서 C3, Cz, C4의 EEG 신호 측정용 채널 설정과 9초간의 실험과정을 보여주고 있다. 이 실험에 사용된 EEG 신호는 오스트리아의 Univ. of Tech, Graz에서 제공한 데이터로써 2003년도 BCI Competition에서 사용되었고 25세 여성에게서 수집한 데이터이다. EEG 신호의 주파수는 128Hz이다. EEG 신호는 40회씩 총 7번이 측정되었고 9초간의 간격을 갖는 훈련(train)이 140회이고 테스트(test)가 140회로써 총 280회의 데이터로 구성되어있다. [그림 2] (a)에서 보는 것처럼 1회 실험의 구성을 보면 처음 2초간은 조용한 상태이고 2초에서부터 1초간의 소리(beep)를 들려주면 십자가 모양이 모니터에 표시된다. 3초부터 6초 동안 왼쪽 또는 오른쪽을 표시하는 화살표가 모니터에 나타나는데 이에 따라서 피험자는 움직임을 상상하게 된다. 훈련과 테스트의 각각 140회에는 왼쪽 또는 오른쪽의 운동 형상이 각각 70회씩으로 구성되어있다.



(a) 9초간의 실험과정



(b) EEG 신호 측정용 채널 설정

그림 2. EEG 신호 측정을 위한 (a) 9초간의 실험 과정과 (b) EEG 신호 측정용 채널 설정

2.2 웨이블릿 변환(Wavelet Transforms, WT)

최근에는 신호(signal)의 분석을 위해 신호처리에서 널리 이용하고 있는 이산 웨이블릿 변환(discrete wavelet transform, DWT)을 활용한 연구가 다양한 분야에서 활발히 진행되고 있다[7][10][11][15-17][26]. 본 논문에서는 EEG 신호를 그림 3과 같이 Haar WT을 이용하여 level 1부터 level 4까지 웨이블릿 계수들인 detail coefficients와 approximation coefficients를 각각 d1부터 d4까지, a1부터 a4까지를 생성하였다[26]. 이렇게 추출한 웨이블릿 계수들에 대한 각 레벨별 주파수 영역을 [표 1]에서 보여주고 있다. 일반적으로 μ 파의 주파수 영역은 8에서 13Hz 이고 β 파의 주파수 영역은 13에서 22Hz로 알려져 있다[22][23]. Xu[1]는 μ 파와 β 파의 주파수 영역에 해당하는 d2와 d3를 사용하였다.

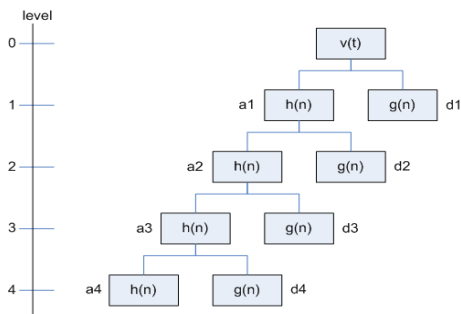


그림 3. 스케일 레벨 4인 이분 비연속 웨이블릿 변환

표 1. 웨이블릿 변환 후의 각 레벨별 주파수 영역

스케일 레벨	주파수 영역 (Hz)
d2	16~32
d3	8~16
d4	4~8
a2	0~16
a3	0~8
a4	0~4

2.3 특징 추출(Feature Extraction)

피험자가 움직임을 상상하는 실험을 하기 위하여 수집된 EEG 신호로부터 특징을 추출하기 위해서 본 논문에서 사용할 특징을 [표 2]에서 설명하였다. 특징 1, 4, 5는 Tzanetakis[14]에서 사용한 특징 추출 방법을 설명하였다. 본 논문에서 비교 하고 있는 Xu의 논문은 특징 1, 4를 사용하였다[1]. [표 2]에서 설명하고 있는 특징 1, 2, 3은 EEG 신호에 대한 주파수 분포를 의미한다[25]. 또한 특징 4, 5는 주파수 변동량을 의미한다[1][12][13].

본 논문에서 비교하고 있는 Xu의 논문에서는 C3 채널과 C4 채널에서 [그림 3]에서의 d2와 d3만을 사용하여 특징 1과 특징 4를 추출하였다. 본 논문에서는 C3 채널에서 d2, d3, d4를 이용하여 [표 2]에서 설명하고 있는 5개의 특징을 각각 구하여 총 15개의 특징을 생성하였다. C4 채널에서도 같은 방법으로 15개의 특징을 생성하였다. 또한 a2, a3, a4를 이용하여 C3채널과 C4채널에서 15개씩의 특징을 생성하였다. 이렇게 하여 초기 특징으로 60개의 특징이 추출되었다.

표 2. 특징 설명

특징 번호	특징 설명
1	각 레벨 안에 있는 모든 계수들에 대한 절대값의 평균값
2	각 레벨 안에 있는 모든 계수들의 중앙값
3	각 레벨 안에 있는 모든 계수들을 제곱하여 구한 평균값
4	각 레벨 안에 있는 모든 계수들의 표준편차
5	인접한 레벨간의 레벨 안에 있는 모든 계수들에 대한 평균값의 절대값 비율

III. 가중 퍼지소속함수 기반 신경망 (Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Function, NEWFM)

EEG 신호로부터 왼쪽 또는 오른쪽의 운동형상을 분류하기 위해서 본 논문에서 사용한 NEWFM은 특징으로부터 학습된 가중 퍼지소속함수의 경계합(bounded sum of weighted fuzzy membership function, BSWFM)을 이용하여 클래스 분류를 하는 지도학습(supervised) 퍼지 신경망이다[7-10][26]. [그림 1]의 특징 추출 과정에서 추출된 60개의 특징들이 [그림 4]에서 n 개의 특징을 갖는 h 번째 입력 $A_h = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 에 대한 NEWFM의 입력으로 사용되어진다.

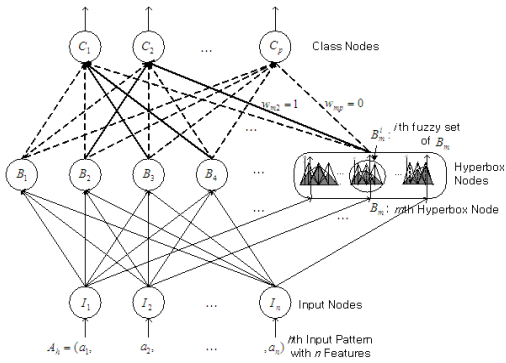


그림 4. 가중 퍼지소속함수 신경망(NEWFM)의 구조

IV. 특징 선택 (비중복면적 분산 측정법)

특징 선택은 불필요한(redundant) 특징이나 잡음이(noisy) 있는 특징을 제거함으로써 연산비용의 감소나 성능의 향상과 같은 이점을 얻을 수가 있게 한다 [18-21]. 본 논문에서는 중요도가 낮은 특징들을 제거하여 좋은 특징을 선택하기 위해서 NEWFM에서 제공하는 비중복면적 분산측정법을 이용하여 60개의 초기 특징들로부터 정확도에 있어서 가장 우수한 6개의 최소 특징들을 선택하였다. 모든 특징들은 식 (1)에 의해 그 중요도가 측정되어진다[24].

$$f(i) = (Area_L^i + Area_R^i)^2 / \left(\frac{1}{1 + e^{-|Area_L^i - Area_R^i|}} \right) \quad (1)$$

여기서 $Area_L$ 와 $Area_R$ 은 각각 왼쪽 또는 오른쪽의 운동 형상에 대해 더 우세한 퍼지함수의 면적을 의미한다. 따라서 $f(i)$ 가 클수록 더 좋은 특징으로 간주되어진다.

[그림 5]는 왼쪽 또는 오른쪽의 운동 형상 분류를 위한 60개의 초기 특징으로부터 식 (1)에 의해 측정된 중요도가 가장 높은 것과 가장 낮은 것에 대한 가중 퍼지소속함수의 경계합의 예를 보여주고 있다. 검은 부분과 흰 부분의 면적이 각각 $Area_L$ 와 $Area_R$ 을 나타내고 있다. $Area_L + Area_R$ 면적이 넓으면서 $Area_L$ 와 $Area_R$ 의 넓이가 균등히 분산되어 있으면 두 클래스를 분류할 수 있는 특징을 더 많이 가지고 있다고 볼 수 있다. [표 3]은 초기 특징으로 사용한 60개의 특징들 주에서 중요도가 높아 최종 선택된 6개의 최소 특징을 보여주고 있다.

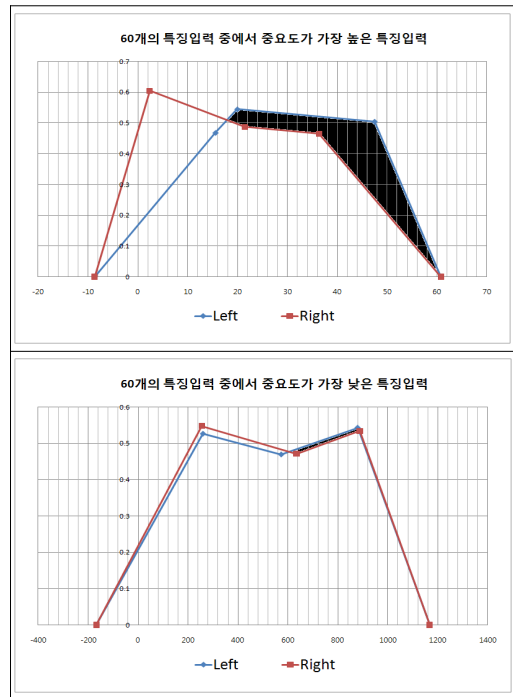


그림 5. 60개의 초기 특징 중에서 중요도가 가장 높은 것과 가장 낮은 가중 퍼지소속함수의 경계합의 예

표 3. 60개의 특징들 중에서 최종적으로 추출한 최소 특징

EEG 채널	웨이블릿 계수	산술식
C3	d2	모든 계수들의 제곱의 평균
	a2	모든 계수들의 절대값의 평균
	a3	모든 계수들의 절대값의 평균
C4	d2	모든 계수들의 절대값의 평균
	a2	모든 계수들의 제곱의 평균

V. 실험 결과 (Experimental Results)

본 논문에서는 EEG 신호로부터 왼쪽 또는 오른쪽 운동 형상 분류를 위해서 Xu가 사용한 Univ. of Tech, Graz에서 제공한 2003년도 BCI Competition에서 사용된 EEG 신호를 이용하였다[1]. Xu는 FSVM과 네 가지의 웨이블릿 변환 Symlet (sym2), Daubechies (db4), Biorthogonal (Bior3.1), Coiflet (coif3)를 사용하여 실험하였는데 그 결과는 [표 4]에서 설명하고 있다. Xu의 실험에서는 Daubechies 웨이블릿 변환을 사용하였을 때 정확도가 가장 높은 것으로 나타났다.

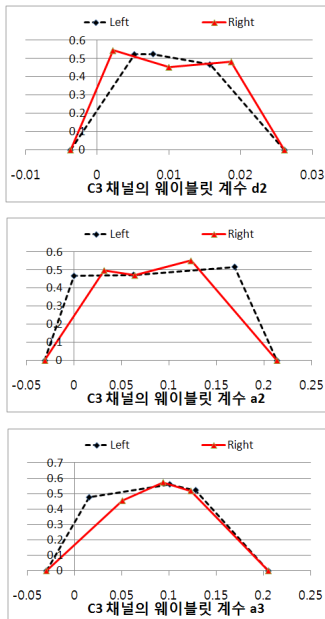


그림 6. C3 채널의 웨이블릿 계수인 d2, a2, a3에 대한 가중 퍼지소속함수의 경계함

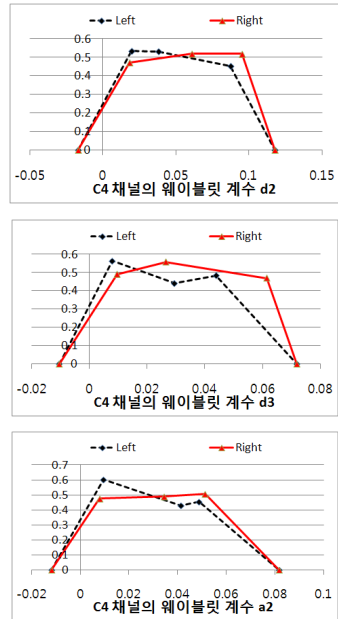


그림 7. C4 채널의 웨이블릿 계수인 d2, d3, a2에 대한 가중 퍼지소속함수의 경계함

표 4. 표 3에 나타난 6개의 특징을 입력으로 사용한 NEWFM과 Xu[1]의 정확도 비교

분류 알고리즘	웨이블릿 변환	정확도(%)
FSVM	Sym2	80.00%
	Bior3.1	77.86%
	Db4	80.71%
	Coif3	80.00%
NEWFM	Haar	86.43%

[표 4]에서는 [표 3]에 나타난 6개의 최소 특징을 NEWFM의 입력으로 사용하였을 때 86.43%의 정확도를 나타내었는데 Xu의 실험에서 Daubechies를 사용한 결과보다 5.72%의 높은 정확도를 나타내었다. [그림 6]과 [그림 7]은 [표 3]에 나타난 6개의 최소 특징에 대한 가중 퍼지소속함수의 경계 함수를 구하여 6개의 특징에 대한 퍼지소속함수를 보여주고 있다.

VI. 결론

본 논문은 NEWFM과 비중복면적 분산추정법을 이

용하여 중요도가 가장 낮은 특징을 자동적으로 하나씩 제거하면서 왼쪽 또는 오른쪽의 운동 형상 분류를 위한 최소 특징을 선택하여 최고의 정확도를 구하는 방안을 제안하고 있다. EEG 신호를 웨이블릿 변환을 이용하여 웨이블릿 계수를 구하였다. 이렇게 구해진 웨이블릿 계수들을 통계적인 방법인 주파수 분포와 주파수 변동량을 이용하여 60개의 초기 특징을 구하였다. 최소 특징 선택을 위해 비중복면적 분산측정법을 이용하여 최고의 정확도가 나타난 6개의 최소 특징을 구하였다. 이러한 6개의 최소 특징은 웨이블릿 계수들인 3개의 detail coefficient와 3개의 approximation coefficient로 구성되어 있는데 이러한 실험 결과를 통하여 웨이블릿 계수인 approximation coefficient 중에도 좋은 특징이 존재한다는 사실을 알 수가 있었다. 이러한 사실은 detail coefficient를 주로 사용하는 다른 논문들과의 주요한 차이점이라고 볼 수 있다. 6개의 최소 특징으로 Xu의 80.71%인 정확도보다 5.72% 향상된 86.43%의 분류결과를 보여주고 있다.

참 고 문 헌

- [1] Qi Xu, Hui Zhou, Yongji Wang, and Jian Huang, "Fuzzy support vector machine for classification of EEG signals using wavelet-based features," *Medical Engineering & Physics*, Vol.31, pp.858-865, 2009.
- [2] Wei-Yen Hsu and Y. N. Sun, "EEG-based motor imagery analysis using weighted wavelet transform features," *Journal of Neuroscience Methods*, Vol.176, pp.310-318, 2009.
- [3] Wu Ting, Yan Guo-zheng, Yang Bang-hua, and Sun Hong, "EEG feature extraction based on wavelet packet decomposition for brain computer interface," *Measurement*, Vol.41, pp.618-625, 2008.
- [4] George Townsend and Yi Feng, "Using phase information to reveal the nature of event-related desynchronization," *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol.3, pp.192-202, 2008.
- [5] Mingjun Zhong, Fabien Lotte, Mark Girolami, and Anatole Lécuyer, "Classifying EEG for brain computer interfaces using Gaussian processes," *Pattern Recognition Letters*, Vol.29, pp.354-359, 2008.
- [6] Baharan Kamousi, Zhongming Liu, and Bin He, "Classification of Motor Imagery Tasks for Brain-Computer Interface Applications by Means of Two Equivalent Dipoles Analysis," *IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL SYSTEMS AND REHABILITATION ENGINEERING*, Vol.13, pp.166-171, 2005.
- [7] J. S. Lim, "Finding Features for Real-Time Premature Ventricular Contraction Detection Using a Fuzzy Neural Network System," *IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS*, Vol.20, pp.522-527, 2009.
- [8] J. S. Lim, "Finding Fuzzy Rules by Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Function," *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, Vol.4, No.2, pp.211-216, 2004.
- [9] J. S. Lim, D. Wang, Y.-S. Kim, and S. Gupta, "A neuro-fuzzy approach for diagnosis of antibody deficiency syndrome," *Neurocomputing*, Vol.69, pp.969-974, 2006.
- [10] J. S. Lim, T-W Ryu, H-J Kim, and S. Gupta, "Feature Selection for Specific Antibody Deficiency Syndrome by Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Functions," *LNCS* 3614, pp.811-820, 2005.
- [11] S. Mallat, "Zero crossings of a wavelet transform," *IEEE Trans. Inf. Theory*, Vol.37, No.4, pp.1019-1033, Jul. 1991.
- [12] Abdulhamit Subasi, "EEG signal classification

- using wavelet feature extraction and a mixture of expert model,” *Expert Systems with Applications*, Vol.32, pp.1084-1093, 2007.
- [13] A. Kandaswamy, C. Sathish Kumar, Rm. Pl. Ramanathan, S. Jayaraman, and N. Malmurugan, “Neural classification of lung sounds using wavelet coefficients,” *Computers in Biology and Medicine*, Vol.34, pp.523-537, 2004.
- [14] G. Tzanetakis, G. Essl, P. Cook, “Audio analysis using the discrete wavelet transform, in: C.E.D’ Attellis, V.V. Kluev, N. Mastorakis (Eds.),” *Mathematics and Simulation with Biological Economical and Musicoacoustical Applications*, WSES Press, New York, pp.318-323, 2001.
- [15] S. H. Lee and J. S. Lim, “KOSPI time series analysis using neural net-work with weighted fuzzy membership functions,” *KES-AMSTA (LNAI 4953)*, pp.53-62, 2008.
- [16] Abdulhamit Subasi, “EEG signal classification using wavelet feature extraction and a mixture of expert model,” *Expert Systems with Applications*, Vol.32, pp.1084-1093, 2007.
- [17] H. Adeli, Z. Zhou, and N. Dadmehr, “Analysis of EEG records in an epileptic patient using wavelet transform,” *Journal of Neuroscience Methods*, Vol.123, pp.69-87, 2003.
- [18] Yi Hong, Sam Kwong, Yuchou Chang, and Qingsheng Ren, “Unsupervised feature selection using clustering ensembles and population based incremental learning algorithm,” *Pattern Recognition*, Vol.41, pp.2742-2756, 2008.
- [19] Minh Hoai Nguyen and Fernando de la Torre, “Optimal feature selection for support vector machines,” *Pattern Recognition*, Vol.43, pp.584-591, 2010.
- [20] José Martínez Sotoca and Filiberto Pla, “Supervised feature selection by clustering using conditional mutual information-based distances,” *Pattern Recognition*, Vol.43, pp.2068-2081, 2010.
- [21] Patricia E.N. Lutu and Andries P. Engelbrecht, “A decision rule-based method for feature selection in predictive data mining,” *Expert Systems with Applications*, Vol.37, pp.602-609, 2010.
- [22] G. Pfurtscheller, F. H. Lopes da Silva, “Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles,” *Clinical Neurophysiology*, Vol.110, pp.1842-1857, 1999.
- [23] G. Pfurtscheller, C. Brunner, A. Schlögl, and F. H. Lopes da Silva, “Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks,” *NeuroImage*, Vol.31, pp.153-159, 2006.
- [24] 이상홍, 임준식, “자동 특징 추출기법에 의한 최소의 주식예측 특징선택”, *한국지능시스템학회 논문지*, 제19권, 제2호, pp.206-211, 2009.
- [25] 이상홍, 임준식, “간질 분류를 위한 NEWFM 기반의 특징입력 및 퍼지규칙 추출”, *한국인터넷정보학회 논문지*, 제10권, 제5호, pp.127-133, 2009.
- [26] 신동근, 장진홍, 이상홍, 임준식, 이정현, “가중 퍼지소속함수 기반 신경망과 웨이블릿 변환을 이용한 심실 빈맥/세동 검출”, *한국콘텐츠학회 논문지*, 제9권, 제7호, pp.19-26, 2009.

저 자 소 개

이 상 홍(Sang-Hong Lee)

정회원



- 1999년 : 경원대학교 공과대학 전자계산학과 졸업(공학사)
- 2001년 : 경원대학교 일반대학원 전자계산학과 졸업(공학석사)
- 2009년 : 경원대학교 일반대학원 전자계산학과 박사수료

<관심분야> : neuro-fuzzy systems, stock forecasting system, brain-computer interface systems

신 동 근(Dong-Kun Shin)

정회원



- 1986년 : 인하대학교 전자계산학과 졸업(학사)
- 1996년 : 동국대학교 대학원 전자계산학과 졸업(공학석사)
- 1999년 : 인하대학교 대학원 컴퓨터정보공학과 졸업(공학박사)

▪ 1997년 9월 ~ 2006년 2월 : 삼육의명대학 컴퓨터정보과 교수

▪ 2006년 3월 ~ 현재 : 삼육대학교 컴퓨터학부 교수

<관심분야> : neuro-fuzzy System, HCI, Software Engineering

임 준 식(Joon S. Lim)

정회원



- 1986년 : 인하대학교 전자계산학과(학사)
- 1989년 : University of Alabama at Birmingham, Dept. of Computer Science(M.S.)
- 1994년 : Louisiana State University, Dept. of Computer Science(Ph.D.)

▪ 1995년 ~ 현재 : 경원대학교 전자거래학부 교수

<관심분야> : neuro-fuzzy systems, biomedical systems, brain-computer interface systems