

걸음걸이 분석 기반의 파킨슨병 분류를 위한 특징 추출[☆]

Features Extraction for Classifying Parkinson's Disease Based on Gait Analysis

이 상 홍* 임 준 식** 신 동 근***
Sang-Hong Lee Joon S. Lim Dong-Kun Shin

요 약

본 논문은 걸음걸이 분석 기반의 특징 추출과 NEWFM(Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Functions)을 이용하여 건강한 사람의 족압(foot pressure)과 파킨슨병 환자의 족압으로부터 건강한 사람과 파킨슨병 환자를 분류하는 방안을 제시하고 있다. NEWFM에서 사용할 입력을 추출하기 위해서 첫 번째 단계에서는 PhysioBank에서 제공하는 족압 데이터와 시간에 따른 족압의 변화를 이용하여 각각 4개의 특징을 추출하였다. 두 번째 단계에서는 웨이블릿 변환(wavelet transform, WT)을 이용하여 이전 단계에서 추출한 8개의 특징으로부터 웨이블릿 계수를 추출하였다. 마지막 단계에서는 추출된 웨이블릿 계수들을 이용하여 통계적 기법인 주파수 분포와 주파수 변동량을 이용하여 40개의 입력을 추출하였다. NEWFM은 족압 데이터로부터 8개의 특징을 추출하여 건강한 사람과 파킨슨병 환자를 분류하였을 때 왼쪽 족압과 오른쪽 족압의 차를 이용한 특징과 시간에 따른 족압의 변화에 대한 차를 이용한 특징의 경우에 높은 정확도(accuracy)가 나타났다. 이러한 결과를 통하여 걸음걸이에 있어서 질질 끄는 특징을 보이는 파킨슨병 환자의 양쪽 족압의 차가 건강한 사람의 양쪽 족압의 차보다는 상대적으로 적다는 특징을 본 실험을 통해 확인할 수 있었다.

ABSTRACT

This paper presents a measure to classify healthy persons and Parkinson disease patients from the foot pressure of healthy persons and that of Parkinson disease patients using gait analysis based characteristics extraction and Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Functions (NEWFM). To extract the inputs to be used in NEWFM, in the first step, the foot pressure data provided by the PhysioBank and changes in foot pressure over time were used to extract four characteristics respectively. In the second step, wavelet coefficients were extracted from the eight characteristics extracted from the previous stage using the wavelet transform (WT). In the final step, 40 inputs were extracted from the extracted wavelet coefficients using statistical methods including the frequency distribution of signals and the amount of variability in the frequency distribution. NEWFM showed high accuracy in the case of the characteristics obtained using differences between the left foot pressure and the right foot pressure and in the case of the characteristics obtained using differences in changes in foot pressure over time when healthy persons and Parkinson disease patients were classified by extracting eight characteristics from foot pressure data. Based on these results, the fact that differences between the left and right foot pressures of Parkinson disease patients who show a characteristic of dragging their feet in gaits were relatively smaller than those of healthy persons could be identified through this experiment.

□ keyword : Parkinson's disease(파킨슨병), Gait(걸음걸이), Fuzzy Neural Networks(퍼지신경망), Wavelet Transforms(웨이블릿 변환), Feature Extraction(특징추출)

* 정 회 원 : 경원대학교 전자계산학과 박사수료
shleedosa@kyungwon.ac.kr

** 중신회원 : 경원대학교 소프트웨어학부 교수
jslim@kyungwon.ac.kr

*** 정 회 원 : 삼육대학교 컴퓨터학부 교수
dkshin@syu.ac.kr(교신저자)

[2010/09/20 투고 - 2010/10/04 심사 - 2010/11/19 심사완료]

☆ "본 연구는 지식경제부 산업원천기술개발사업의 지원을 받아 수행되었습니다."

☆ "본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 'IT융합 고급인력과정 지원사업'의 연구결과로 수행되었음" (NIPA-2010-C6150-1001-0005)

1. 서론

파킨슨병(Parkinson's disease)은 뇌의 흑질(substantia nigra)에 분포하는 도파민이라는 신경세포의 결핍에 의해 발생하는 대표적인 퇴행성 질환이다[1]. 파킨슨병의 증상으로는 안정떨림(resting tremor), 경직, 운동완서(bradykinesia) 등이 특징적으로 나타난다[1-2]. 특히 운동완서에 있어서 임상적 증상으로 운동 속도의 현저한 감소, 보행시 팔 흔들기 감소, 발을 끄는 걸음걸이 등의 다양한 운동 장애들이 나타난다[3-7].

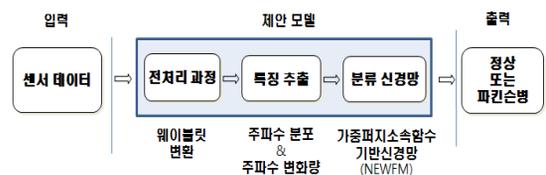
운동완서를 통하여 파킨슨병을 분류하기 위해서 손가락의 동작 분석[8-9], 족압(foot pressure)의 분석[10-11] 등이 이용되고 있다. 이러한 방법은 데이터를 수집하여 오프라인에서 주로 통계적인 방법을 이용한다. 이러한 과정에서는 일정한 규칙을 제공하여 시스템이 판단하는 것이 아니라 통계적인 결과값을 사람이 각각의 통계 지표를 이용하여 파킨슨병의 여부를 판단한다. 따라서 이러한 모델의 단점은 파킨슨병의 분류에 대한 입력에 대한 해석 가능한 일반적인 규칙을 제공할 수 없다.

본 논문에서는 걸음걸이 분석 기반의 특징 추출과 NEWFM(Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Functions)[12][13]을 이용하여 건강한 사람의 족압(foot pressure)과 파킨슨병 환자의 족압으로부터 건강한 사람과 파킨슨병 환자를 분류하였다. 또한 NEWFM에서 제공하는 가중 퍼지소속함수의 경계 합을 이용하여 입력에 대한 해석을 가능하게 하였다[12][13]. NEWFM에서 사용할 입력을 추출하기 위해서 첫 번째 단계에서는 족압 데이터와 시간에 따른 족압의 변화를 이용하여 각각 4가지 종류의 특징을 추출하였다. 두 번째 단계에서는 웨이블릿 변환(wavelet transform, WT)을 이용하여 이전 단계에서 추출된 8개의 특징으로부터 웨이블릿 계수를 추출하였다. 마지막 단계에서는 이전 단계에서 생성한 웨이블릿 계수들을 주파수 분포와 주파수 변동량을 이용하여

40개의 입력을 추출하였다. NEWFM은 족압 데이터를 이용하여 건강한 사람과 파킨슨병 환자를 분류하였을 때 4가지 종류의 특징을 이용하여 구한 정확도(accuracy)는 각각 72.17%, 74.32%, 73.46%, 73.17%로 나타났다. 또한 시간에 따른 족압의 변화를 이용하여 건강한 사람과 파킨슨병 환자를 분류하였을 때 4가지 종류의 특징을 이용하여 구한 정확도는 각각 72.31%, 74.03%, 73.03%, 74.89%로 나타났다. 본 논문에서는 40개의 입력에 대하여 40개의 퍼지소속함수를 제시함으로써 입력에 대한 해석을 가능하게 하였다[12][13].

2. 파킨슨병 분류 모델의 개요

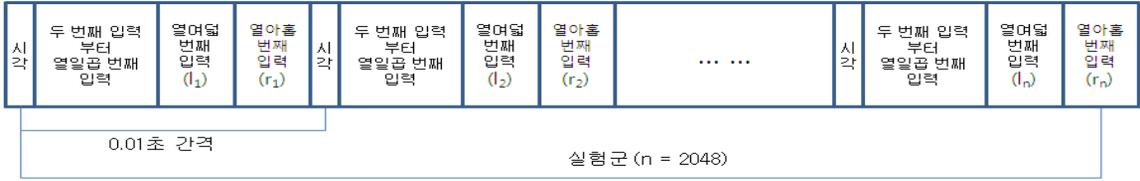
본 논문에서는 그림 1의 파킨슨병 분류 다이어그램에서 알 수 있듯이 센서로부터 수집된 데이터를 이용하여 웨이블릿 변환(wavelet transforms, WT)을 전처리 과정에서 수행하였다. 전처리 과정 후에 NEWFM에서 사용할 입력을 추출 과정에서는 웨이블릿 변환된 신호에 대한 주파수 분포와 주파수 변동량을 이용하여 입력을 추출하고 NEWFM을 이용하여 건강한 사람과 파킨슨병 환자를 분류하였다.



(그림 1) 파킨슨병 분류 모델 다이어그램

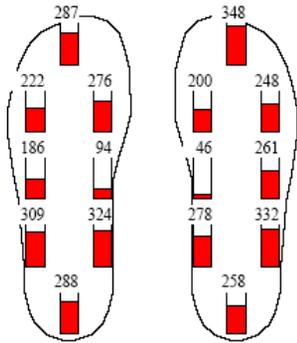
2.1 실험 데이터(Experimental Data)

본 논문에서는 PhysioBank(<http://www.physionet.org/physiobank/database/gaitpdb/>)에서 제공하는 족압 데이터를 사용하여 건강한 사람과 파킨슨병 환자를 분류하였다. 이 실험 데이터는 93명의 파킨슨병 환자와 73명의 건강한 사람의 발바닥에 그림 2와 같이 왼쪽/오른쪽에 각각 8개씩의 센서



(그림 3) 족압 데이터 구조 (n은 입력되는 순서)

로부터 수집되었다. 73명의 건강한 사람으로부터 수집된 실험 데이터는 92개의 파일로 저장되어 있고 93명의 파킨슨병 환자로부터 수집된 실험 데이터는 214개의 파일로 저장되어 있다. 각각의 파일에는 약 2분간의 데이터가 저장되어 있다. 저장된 데이터의 주파수는 100Hz이다. 따라서 각 파일에 데이터 집합(dataset)은 0.01초 간격으로 저장되어 있다.



(그림 2) 발바닥의 센서를 통하여 수집되는 압력

(표 1) 측정되는 데이터 집합에 대한 설명

입력 순번	입력 설명
첫 번째 입력	시간
두 번째 입력부터 아홉 번째 입력	그림 2에서 왼쪽발바닥의 센서로부터 수집되는 8가지 데이터
열 번째 입력부터 열일곱 번째 입력	그림 2에서 오른쪽발바닥의 센서로부터 수집되는 8가지 데이터
열여덟 번째 입력 (l_n)	왼쪽발바닥으로부터 수집되는 전체 압력 데이터
열아홉 번째 입력 (r_n)	오른쪽발바닥으로부터 수집되는 전체 압력 데이터

단, n은 입력되는 순서

0.01초 간격으로 수집되는 데이터 집합은 표 1과 같이 총 19개의 입력으로 구성되어 있다. 그림 3은 표 1에서의 데이터 집합이 각각의 파일에 연속적으로 저장되어 있는 예를 보여주고 있다. 본문에서는 표 1의 열여덟 번째 입력(l_n)과 열아홉 번째 입력(r_n)을 실험에 이용하였다. 족압 데이터가 저장되어 있는 각각의 파일로부터 순차적으로 표 1의 열여덟 번째 입력과 열아홉 번째 입력을 2048개씩 추출하였고 2048개로 구성이 안 되는 후반부 데이터는 삭제가 되었다. 이러한 2048개의 데이터 집합을 그림 3에서는 (l_1, r_1), (l_2, r_2), ..., (l_{2048}, r_{2048})로 설명할 수 있다.

이렇게 구성된 2048개씩의 데이터 집합을 표 2에서 제시한 8개의 특징 추출 방법을 이용하여 각각의 방법에 따른 특징을 추출하였다. 표 2에서의 방법 1부터 4까지는 족압을 이용한 특징 추출 방법이고 방법 5부터 8까지는 시간에 따른 족압의 변화를 이용한 특징 추출 방법이다.

(표 2) 족압 데이터를 이용한 특징 추출 방법

방법	설명
방법 1	$(l_1 + r_1), (l_2 + r_2), \dots, (l_n + r_n)$
방법 2	$(l_1 - r_1), (l_2 - r_2), \dots, (l_n - r_n)$
방법 3	l_1, l_2, \dots, l_n
방법 4	r_1, r_2, \dots, r_n
방법 5	$(a_1 + b_1), (a_2 + b_2), \dots, (a_n + b_n)$
방법 6	$(a_1 - b_1), (a_2 - b_2), \dots, (a_n - b_n)$
방법 7	a_1, a_2, \dots, a_n
방법 8	b_1, b_2, \dots, b_n

단, $a_n = l_{n+1} - l_n, b_n = r_{n+1} - r_n, n$ 은 입력되는 순서

(표 3) Wilcoxon rank sum test의 검정 통계량

	결과값
근사 유의확률(양측)	0.000

표 3에서는 Wilcoxon rank sum test의 실험결과를 정리하였다. 표 3을 보면 알 수 있듯이 유의수준 5%하에서 유의확률이 0.05보다 작기 때문에 건강한 사람의 족압과 파킨슨병 환자의 족압이 같다는 귀무가설이 기각되었다. 따라서 건강한 사람의 족압과 파킨슨병 환자의 족압을 이용하여 건강한 사람과 파킨슨병 환자를 분류하는 것은 의미가 있다고 말할 수 있다.

2.2 웨이블릿 변환(Wavelet Transforms) 기반의 통계적 기법

본 논문에서는 표 1의 열여덟 번째 입력과 열아홉 번째 입력으로 구성되어 있는 2048개의 족압 데이터를 표 2에서 제시한 특징 추출 방법을 이용하여 특징을 추출하였다. 방법 1부터 방법 4까지는 추출된 특징을 그대로 이용하였지만 시간에 따른 특징 추출 방법인 방법 5부터 방법 8까지를 사용한 경우 2047개의 특징이 추출이 되었다. 따라서 웨이블릿 변환을 수행하기 하기 위해서 맨 마지막에 0을 추가하여 2048개로 구성하였다. 이렇게 추출된 2048개로 구성된 특징을 [14][15]에서 사용한 스케일 레벨 5인 이분 비연속 Haar 웨이블릿 변환을 수행하였다. 이렇게 수행된 레벨 2부터 레벨 5까지의 웨이블릿 계수인 detail coefficient와 approximation coefficient를 [14][15]에서 사용한 웨이블릿 기반의 통계적 기법을 이용하여 본 논문에서 입력으로 사용할 40개의 값을 다음과 같이 추출하였다.

- (1) 각 레벨 안에 있는 모든 계수들에 대한 절대 값의 평균값
- (2) 각 레벨 안에 있는 모든 계수들을 제공하여 구한 평균값

- (3) 각 레벨 안에 있는 모든 계수들의 중앙값
- (4) 각 레벨 안에 있는 모든 계수들의 표준편차
- (5) 인접한 레벨간의 레벨 안에 있는 모든 계수들에 대한 평균값의 절대값 비율

위에서 언급한 통계적 기법 (1), (2), (3)는 신호에 대한 주파수 분포를 의미한다. 또한 통계적 기법 (4), (5)는 신호에 대한 주파수 변동량을 의미한다.

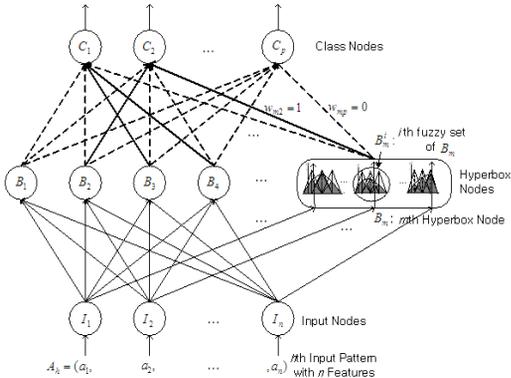
본 논문에서는 통계적 기법에 의해서 추출된 40개의 입력을 구성원으로 하는 실험군을 구성하였다. 건강한 사람의 420개의 실험군과 파킨슨병 환자의 974개의 실험군을 이용하여 표 4와 같이 구성하였다. 저장되어있는 파일의 정렬 순으로 전 반부와 후반부로 나누어서 5대5의 비율로 훈련 집합(training sets)과 테스트 집합(test sets)으로 나누었다.

(표 4) 파킨슨병 분류에 사용한 실험군 (훈련 집합과 테스트 집합이 5대5인 비율)

클래스	훈련 집합	테스트 집합	전체 개수
파킨슨병 환자	487개	487개	974개
건강한 사람	210개	210개	420개
전체 개수	697개	697개	1394개

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

NEWFM은 입력으로부터 학습된 가중 퍼지소속함수의 경계 합을 이용하여 클래스 분류를 하는 지도학습(supervised) 퍼지 신경망이다[12-13]. 본 논문에서는 그림 1의 특징 추출 과정에서 웨이블릿 기반의 통계적 기법을 이용하여 추출한 40개의 입력이 그림 4의 n 개의 입력을 갖는 h 번째 입력 $A_h = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 에 대한 NEWFM의 입력으로 사용되어진다.

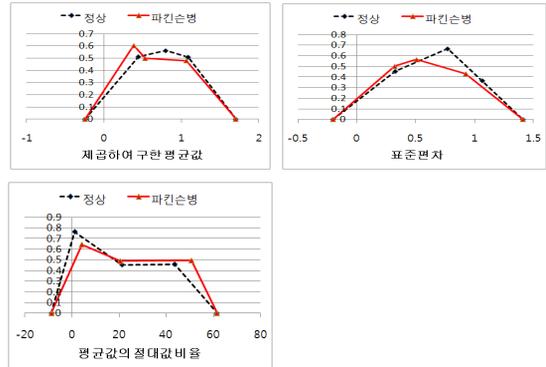


(그림 4) 가중 퍼지소속함수 신경망(NEWFM)의 구조

4. 실험 결과 (Experimental Results)

본 논문에서는 족압(foot pressure) 데이터로부터 레벨 2부터 레벨 5까지의 웨이블릿 계수인 detail coefficient와 approximation coefficient를 생성하였다. 이렇게 생성된 웨이블릿 계수를 주파수 분포와 주파수 변동량을 이용하여 40개의 입력을 추출하였다. 이들 40개의 입력을 이용하여 건강한 사람과 파킨슨병 환자를 분류하였다.

그림 5는 표 2에서 설명하고 있는 방법 6에 의해 추출된 40개의 입력 중에서 레벨 2에 있는 웨이블릿 계수인 5개의 detail coefficient를 이용하여 추출된 입력에 대한 퍼지소속함수의 예를 보여주고 있다. 이는 [12]에서 설명하고 있는 가중 퍼지소속함수의 경계 합을 의미한다. 이를 통해 40개의 입력에 대한 건강한 사람의 족압과 파킨슨병 환자의 족압과의 차이점을 가지적으로 볼 수 있으며 이에 따른 특성 분석을 가능하게 한다.



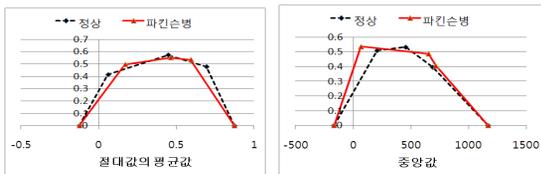
(그림 5) 40개의 입력 중에서 레벨 2에 있는 5개의 웨이블릿 계수에 대한 가중 퍼지소속함수의 경계합의 예

본 논문에서는 NEWFM의 분류 성능을 측정하기 위해서 표 2에서 설명하고 있는 8개의 특징 추출 방법을 이용하여 추출한 8개의 특징별 성능을 비교하였다. 식 (1)에서 TP(True Positive)는 파킨슨병 환자의 족압을 파킨슨병 환자의 족압으로 분류되는 것을 말하고 TN(True Negative)은 건강한 환자의 족압을 건강한 환자의 족압으로 분류되는 것을 의미한다. 또한 FP(False Positive)는 파킨슨병 환자의 족압을 건강한 환자의 족압으로 분류되는 것을, FN(False Negative)은 건강한 환자의 족압이 파킨슨병 환자의 족압으로 분류되는 것을 의미한다. 표 5에서 구한 정확도(accuracy), 특이도(specificity), 민감도(sensitivity)는 식 (1)과 같이 정의된다.

$$\text{정확도} = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP} \times 100$$

$$\text{특이도} = \frac{TN}{TN + FP} \times 100 \tag{1}$$

$$\text{민감도} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100$$



(표 5) 각 방법 간의 NEWFM의 분류성능 비교 (%)

방법	정확도	특이도	민감도
방법 1	72.17	66	72.64
방법 2	74.32	81.63	73.77
방법 3	73.46	90.32	72.67
방법 4	73.17	74.47	73.08
방법 5	72.31	84	71.88
방법 6	74.03	91.43	73.11
방법 7	73.03	70.37	73.25
방법 8	74.89	83.02	74.22

표 5에서는 족압을 표 2에서 설명하고 있는 방법 1부터 방법 8까지를 사용하여 구한 분류 성능을 표시하였다. 표 5에서 알 수 있듯이 족압을 이용한 방법 1부터 방법 4까지의 방법들 중 방법 2를 사용한 경우에 가장 높은 정확도를 나타내었다. 또한 족압의 변화량을 이용한 방법 5부터 방법 8까지의 방법들 중 비록 방법 8인 경우에 가장 높은 정확도가 나타났지만 방법 6인 경우에도 높은 정확도가 나타났다. 이러한 두 가지 경우를 비교해보면 방법 2와 방법 6은 왼쪽의 족압과 오른쪽의 족압의 차와 시간에 따른 족압의 변화에 대한 차를 이용한 경우로써 걸음걸이에 있어서 질질 끄는 특성을 보이는 파킨슨병 환자의 양쪽 족압의 차가 건강한 사람의 양쪽 족압의 차보다는 상대적으로 적다는 특성을 이 실험을 통하여 확인할 수 있었다.

5. 결론

본 논문은 파킨슨병 환자의 족압(foot pressure)과 건강한 사람의 족압을 이용하여 8개의 특징을 추출하였다. 이렇게 추출한 8개의 특징별로 웨이블릿 변환을 이용하여 각각의 웨이블릿 계수를 생성하였다. 생성된 각각의 웨이블릿 계수들을 주파수 분포와 주파수 변동량의 통계적 기법을 이용하여 40개의 입력을 추출하였다. 이들 8개의 특징별로 추출된 40개의 입력과 NEWFM을 이용하

여 파킨슨병 환자와 건강한 사람을 분류하기 위한 방법을 제안하고 있다. 본 논문에서 제안하는 8개의 특징을 이용하여 실험을 해본 결과 8개의 특징 중에서 왼쪽의 족압과 오른쪽의 족압의 차를 이용한 특징의 경우에 높은 정확도(accuracy)를 구하였다. 이러한 결과를 통하여 걸음걸이에 있어서 질질 끄는 특성을 보이는 파킨슨병 환자의 양쪽 족압의 차가 건강한 사람의 양쪽 족압의 차보다는 상대적으로 적다는 특징을 본 실험을 통해 확인할 수 있었다. 또한 NEWFM은 40개 입력에 대한 가중 퍼지소속함수의 경계합을 구하여 40개의 입력에 대한 퍼지소속함수를 보여주고 있다. 이러한 퍼지소속함수는 파킨슨병 환자의 족압과 건강한 사람의 족압으로부터 파킨슨병 환자와 건강한 사람의 분류에 사용하게 된다.

참고문헌

- [1] Koller, W.C., et al., "Falls and Parkinson's disease," Clin Neuropharmacol, vol.12, pp.98-105, 1989.
- [2] Morris ME, "Movement disorders in people with Parkinson disease: a model for physical therapy," Phys Ther, vol.80, pp.578 - 97, 2000.
- [3] Yea-Ru Yang, Ya-Yun Lee, Shih-Jung Cheng, Pei-Yi Lin, Ray-Yau Wang, "Relationships between gait and dynamic balance in early Parkinson's disease," Gait & Posture, vol.27, pp.611 - 615, 2008.
- [4] Michael D. Lewek, Roxanne Poole, Julia Johnson, Omar Halawa, Xuemei Huang, "Arm swing magnitude and asymmetry during gait in the early stages of Parkinson's disease," Gait & Posture, vol.31, pp.256 - 260, 2010.
- [5] Kara K. Patterson, William H. Gage, Dina Brooks, Sandra E. Black, William E. McIlroy, "Evaluation of gait symmetry after stroke: A comparison of current methods and

- recommendations for standardization," *Gait & Posture*, vol.31, pp.241 - 246, 2010.
- [6] Juan C. Echeverria, Eduardo Rodriguez, Alejandra Velasco, Jose Alvarez-Ramirez, "Limb dominance changes in walking evolution explored by asymmetric correlations in gait dynamics," *Physica A*, vol.389, pp.1625-1634, 2010.
- [7] Osamu Henmia, Yoshitaka Shiba, Toyokazu Saito, Harukazu Tsuruta, Akihiro Takeuchi, Masuo Shirataka, Noriaki Ikeda, "Analysis of gait variability in Parkinson's disease therelationship between frequency-domain features and the severity of the disease," *Published posters / Gait & Posture 24S*, pp.S98 - S289, 2006.
- [8] 김지원, 권유리, 엄광문, 전재훈, 이정환, 이정환, 권도영, "각속도 측정시스템을 이용한 특발성 파킨슨병 환자와 정상인의 빠른 손놀림 동작의 비교," *대한전기학회논문지*, vol.59, No.3, pp.674-677, 2010.
- [9] Ákos Jobbágy, Péter Harcos, Robert Karoly, Gábor Fazekas, "Analysis of finger-tapping movement," *Journal of Neuroscience Methods*, vol.141, pp.29-39, 2005.
- [10] 이찬녕, 엄광문, 박건우, 고성범, 김병조, 오경미, 김호정, 이대회, "Foot Scan System을 이용한 파킨슨병 환자의 역동적 족압 분석," *대한신경과학회지*, vol.25, No.2, pp.172-179, 2007.
- [11] 김지원, 엄광문, "파킨슨씨 병 환자와 정상인의 입각기시간과 상비율의 비교," *Journal of Biomedical Engineering Research*, vol.27, No.6, pp.351-356, 2006.
- [12] Joon S. Lim, "Finding Features for Real-Time Premature Ventricular Contraction Detection Using a Fuzzy Neural Network System," *IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS*, vol.20, Issue 3, pp.522-527, 2009.
- [13] J. S. Lim, D. Wang, Y.-S. Kim, and S. Gupta, "A neuro-fuzzy approach for diagnosis of antibody deficiency syndrome," *Neurocomputing* 69, pp.969-974, 2006.
- [14] 이상홍, 임준식, "간질 분류를 위한 NEWFM 기반의 특징입력 및 퍼지규칙 추출," *한국인터넷정보학회논문지*, vol.10, No.5, pp.127-133, 2009.
- [15] 이상홍, 신동근, 임준식, "운동 형상 분류를 위한 웨이블릿 기반 최소의 특징 선택," *한국콘텐츠학회논문지*, vol.10, No.6, pp.27-34, 2010.

◎ 저 자 소개 ◎



이 상 홍 (Sang-Hong Lee)

1999년: 경원대학교 공과대학 전자계산학과 졸업(공학사)
2001년: 경원대학교 일반대학원 전자계산학과 졸업(공학석사)
2006년~현재 : 경원대학교 일반대학원 전자계산학과 박사수료
관심분야 : neuro-fuzzy systems, stock forecasting system, BCI systems
E-mail : shleedosa@kyungwon.ac.kr



임 준 식 (Joon S. Lim)

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, BCI systems
E-mail : jslim@kyungwon.ac.kr



신 동 근 (Dong-Kun Shin)

1986년: 인하대학교 전자계산학과 졸업(학사)
1996년: 동국대학교 대학원 전자계산학과 졸업(공학석사)
2010년: 인하대학교 대학원 컴퓨터정보공학과 수료(공학박사)
1997.9~2006.2 삼육의명대학 컴퓨터정보과 교수
2006.3~현재 : 삼육대학교 컴퓨터학부 교수
관심분야 : neuro-fuzzy systems, HCI systems, Software Engineering
E-mail : dkshin@syu.ac.kr