

근전도 신호 기반 손목 움직임 패턴 분류 알고리즘에 대한 연구

Pattern Classification Algorithm for Wrist Movements based on EMG

최항적*, 김유현, 심현민, 윤광섭, 이상민

H. D. Cui, Y. H. Kim, H. M. Shim, K. S. Yoon, S. M. Lee

요 약

본 연구에서는 손목 움직임의 추정을 위한 근전도 신호 기반 동작 분류 알고리즘을 제안한다. 근전도의 특징점을 추출하기 위하여 절대차분표준편차(DASDV)와 제곱평균제곱근(RMS)을 사용하며, 측정된 근전도 신호를 이용하여 동작마다 30개의 특징점(RMS, DASDV)을 추출한다. 근전도 신호를 특정한 패턴으로 나타내어 적용시키기 위하여 평균값을 기준으로 집단을 두 부분으로 나누고, 패턴분류 방법인 k -NN으로 패턴을 학습시킨 후, 집단을 나누지 않은 방법을 사용한 기존의 연구와 비교하여 제안한 알고리즘의 성능을 검증한다. 실험결과 제안한 알고리즘은 92.59%의 인식률을 보였으며, 이전 연구 결과보다 0.84% 포인트의 성능 개선을 보였다.

ABSTRACT

In this paper, we propose the pattern classification algorithm of recognizing wrist movements based on electromyogram(EMG) to raise the recognition rate. We consider 30 characteristics of EMG signals with the root mean square(RMS) and the difference absolute standard deviation value(DASDV) for the extraction of precise features from EMG signals. To get the groups of each wrist movement, we estimated 2-dimension features. On this basis, we divide each group into two parts with mean to compare and promote the recognition rate of pattern classification effectively. For the motion classification based on EMG, the k -nearest neighbor(k -NN) is used. In this paper, the recognition rate is 92.59% and 0.84% higher than the study before.

Keyword : EMG, DASDV, RMS, k -NN, Mean

1. 서론

인간은 뇌의 전기적인 자극(stimulus)신호를 받은 근육의 수의수축(voluntary contraction)에 의해서 움직인다. 이러한 인간의 동작은 결국 근육의 수축으로 나타난다는 것에 착안하여 근육이 수축할 때 발생하는 전기적인 활동(electric activity)을 측정하여 동작 의도를 판단할 수 있는 근전 신호(electromyogram, EMG)에 대한 연구가 많이 진행되고 있다[1]. 근육은 몸의 운동을 조절하는 조직으로서 근섬유(muscle fiber)가 주된 역할을 맡고 있으며 유기적인 결합조직에 의해 엮여져 있다. 근전도를 이용한 최근 연구는 신호의 측정 및 분석을 통한 근육의 장애를 진단하거나 인간의 동작을 모방하는 방법이 있다[2].

이러한 인간의 동작 모방 및 추정을 위한 근전도

접 수 일 : 2013.11.30

심사완료일 : 2013.12.05

게재확정일 : 2013.12.20

* 최항적 : 인하대학교 전자공학과 석사과정

cuihangdi0827@hotmail.com (주저자)

김유현 : 인하대학교 전자공학과 석사과정

kimyoonhyun@nate.com (공동저자)

심현민 : 인하대학교 정보전자공동연구소 연구교수

elecage@gmail.com (공동저자)

윤광섭 : 인하대학교 전자공학과 교수

ksyoon@inha.ac.kr (공동저자)

이상민 : 인하대학교 전자공학과 교수

sanglee@inha.ac.kr (교신저자)

※ "이 논문은 2010년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(2010-0020163)과 미래창조과학부 및 정부통신산업진흥원의 IT융합 고급인력과정 지원사업의 연구결과로 수행되었음"(NIPA-2013-H0401-13-1006).

패턴 인식 연구의 주된 두 가지 분야는 근전도의 특징점 추출(feature extraction)분야와 패턴 분류(pattern classification) 분야이다. 일반적으로 동작 분석 방법을 위해서는 신체의 특정 부위로부터 근전도 신호를 추출한 후, 이 신호들을 특정한 패턴으로 나타내어 패턴 인식 방법론에 적용 가능한 근전도 신호의 특징점 추출이 필요하다. 특징점 추출 방법은 연구자마다 다양한 기법을 사용하고 있으나, 근전도 신호의 진폭 특성을 판단하기 위한 기법으로 비교적 간단하고 실시간 처리가 가능한 절대차분평균값(difference absolute mean value: DAMV), 절대차분표준편차(difference absolute standard deviation value: DASDV), 평균절대값(Mean absolute value: MAV), 제곱평균제곱근(root mean square: RMS)등이 사용된다[3]. 또한 근전도 신호의 패턴 분류 방법은 선형판별분석(linear discriminant analysis: LDA), 이차판별분석(quadratic discriminant analysis: QDA), k -근접이웃 (k -nearest neighbor: k -NN), 가우시안 혼합 모델(Gaussian mixture model: GMM) 등이 쓰이며[4-8], 이미 많은 일반화가 된 방법론들을 이용한 연구가 발표되고 있어 특징점 추출 기법을 어떻게 설계 하느냐에 따라 근전도 신호 기반 동작 추정의 정확도가 크게 달라지는 경향을 보인다. 그러나 이전 연구에서는 분산이 고르지 못 하는 경우, 패턴인식 단계에서 오차가 발생 할 수 있었다. 따라서 본 논문에서는 이전 연구의 성능을 개선하기 위하여 집단을 두 부분으로 나누어 분류하는 알고리즘을 제안한다. 2장에서는 연구 배경에 대해 설명하고 기존 연구의 문제점을 도출하며 3장에서는 문제 해결을 위한 알고리즘을 서술하였다. 4장에서는 실험방법, 그리고 결과에 관하여 구성되어 있으며, 5장에서 논문의 결론으로 마무리 지었다.

2. 연구 배경

이전 연구에서 사용 된 특징점 중 RMS는 근전도 신호의 제곱평균제곱근을 말하며 시간의 흐름에 따라 힘의 크기와 연관성이 높게 나타나는 변수로써, 근전도 신호의 원 신호를 변형하지 않고도 수학적 인 방법으로 쉽게 계산할 수 있는 장점이 있으며 식 (1)으로 정의된다[6].

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N X_k^2} \tag{1}$$

DASDV는 근전도 신호의 절대차분표준편차로 인접한 두 샘플간의 표준편차의 차이를 나타내며, 식 (2)로 정의된다.[7]

$$DASDV = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^{N-1} (X_k - X_{mean})^2} \tag{2}$$

사용된 k -NN은 식 (3)으로 정의되며 주어진 데이터가 어떤 클래스에 속하는지를 판단하는 방법으로 분류하고자 하는 데이터 X 와 데이터 집합에 속한 모든 데이터들과의 거리를 계산하여, 가장 가까운 k 개의 이웃 데이터를 결정하고 k 개의 이웃 데이터들이 각각 어떤 클래스에 속하는지를 판단하여 분류하는 방법을 주로 사용하였다[5].

$$P(X, c_j) = \sum_{d_i = kNN} Sim(X, d_i) y(d_i, c_j) \tag{3}$$

여기서 j 는 학습 범주의 개수 이며 Sim 은 특징 데이터 X, d 의 유사도 함수를 나타낸다. 유사도 함수 $Sim(X, d_i)$ 는 식 (4)와 같이 벡터간의 사이각의 코사인 값을 의미한다. 0~1사이의 값을 가지며 1에 가까울수록 벡터간의 유사도는 높고, 0은 벡터간의 관계가 독립적임을 뜻한다[5].

$$Similarity\ function(Sim) = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| * \|B\|} \tag{4}$$

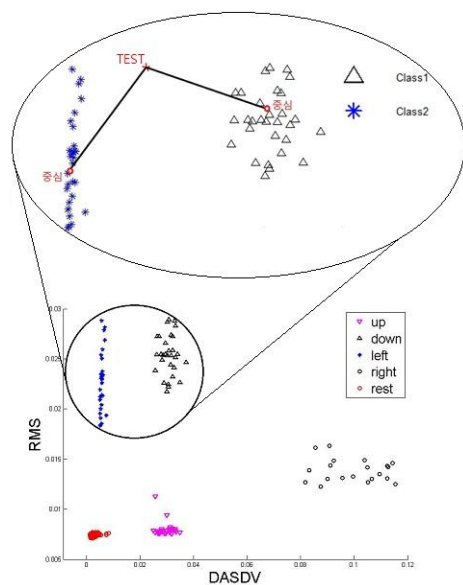


그림 1. 기존 알고리즘의 문제점

그러나 이전 연구에서 k 를 1로 하여 중심점을 잡

고 분류를 시행할 경우 그림 1과 같이 분산이 고르지 못할 때, 테스트를 위하여 입력한 임의의 특징점이 Class1로 분류가 되어야 하지만 평균값의 거리가 Class2에 가깝기 때문에 기존 방법의 경우에는 Class2로 분류되는 오류가 발생하게 된다.

3. 제안한 알고리즘

이전 연구의 문제를 해결하기 위해서 식 (5), 식 (6)과 같이 mean이나 median을 중심으로 그룹을 추가적으로 나누어 분류 할 수 있는 알고리즘을 제안한다.

$$\begin{cases} S_i \in \text{Class1} & \text{if } S_i > L_\mu, \\ S_i \in \text{Class2} & \text{others.} \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} S_i \in \text{Class1} & \text{if } S_i > L_m, \\ S_i \in \text{Class2} & \text{others.} \end{cases} \quad (6)$$

여기서 S_i 는 특징점이고, L_μ 은 mean값, L_m 는 median값을 뜻하며, S_i 는 L_μ 이나 L_m 보다 크면 Class1에 분류가 되고 L_μ 이나 L_m 보다 작으면 Class2에 분류가 된다. 그림 2는 동작 분류 알고리즘의 절차도를 나타낸다. 먼저 근전도 신호를 측정하고 측정된 신호를 증폭 및 대역 통과 필터 등의 전처리 과정을 거친 후 주요 특징점 추출 기법인 DAMV와 RMS로 동작별 근전도의 특징을 추출한다.

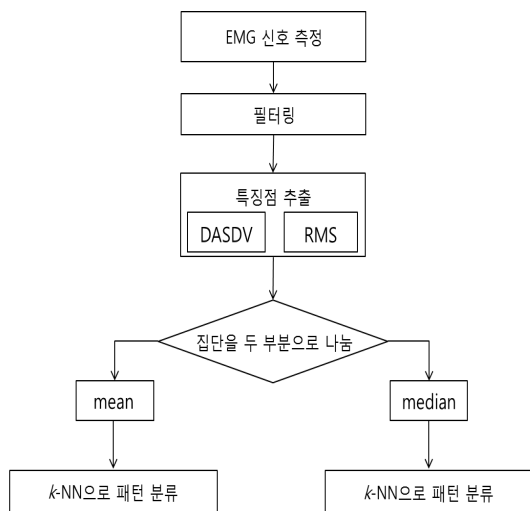


그림 2. 동작 분류 알고리즘 절차도

근전도 신호를 특정한 패턴으로 나타내어 적용시

키기 위하여 time - window 내의 특징점들의 평균값과 중간값을 기준으로 하여 집단을 각 각 두 부분으로 나누고, 패턴분류 방법인 k-NN을 사용하여 제안한 알고리즘과 기존의 알고리즘을 정확도를 비교하여 제안한 알고리즘의 성능을 검증한다.

4. 실험방법 및 결과

4.1 실험 방법

기존의 패턴 분류 알고리즘의 성능 개선을 위하여 건강한 20~30대 남성 23명을 대상으로 실험을 진행하였다. 그림 3과 같이 전완의 중요한 움직임이라고 판단되는 다섯 동작을 위쪽 방향, 아래쪽 방향, 왼쪽 방향, 오른쪽 방향, 휴식으로 구분하고 그림 4와 같이 손목 동작에 관여하는 근육인 척추수근굴근과 척추수근신근에 Ag/AgCl 표면전극을 부착하여 각 동작의 EMG 신호를 측정한다.



그림 3. 손목의 5가지 움직임

여기서 Ch1은 손의 관절을 손바닥 쪽으로 굴곡 시키는 역할을 하는 척추수근굴근에 부착한 전극의 위치를 나타내며, Ch2는 손목에서 손을 신전시키고 내전 시키는 역할을 하는 척추수근신근에 부착한 전극의 위치를 나타낸다.

신호의 취득과 전처리 과정을 위하여 각 근육 표면에 전극을 부착한 뒤 근전도 측정을 위하여 Biopac사의 MP150 시스템을 사용하였으며 무선 근전도 측정 증폭기인 Bionomadix BN-EMG2를 사용하여 신호를 획득한다. 획득한 근전도 신호를 1kHz로 샘플링하고, 전처리를 통한 잡음제거를 시행한 후 패턴인식을 수행하기 위한 time-window 길이를 166ms로 설정하여 구간을 나눈다.

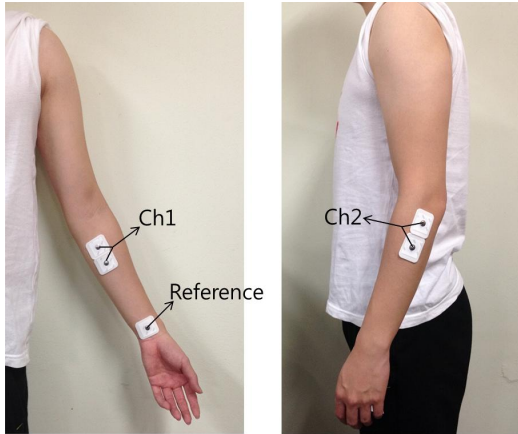


그림 4. 전극의 위치

각 구간별 동작마다 30개의 특징점(RMS, DASDV)을 추출하고, 평균값을 기준으로 집단을 두 부분으로 나눈 뒤, 이를 패턴 분류 알고리즘(k -NN)의 학습 데이터로 사용한다. 또한 비교 실험을 위하여 중간값(median)을 기준으로 동일한 절차로 실험을 진행하였다. 제안한 알고리즘의 인식률과 이전 연구에서 제안한 알고리즘의 인식률을 비교하여 제안한 알고리즘의 성능을 검증하였다.

4.2 실험 결과

그림 5는 각 동작마다 30개의 특징점(RMS,

DASDV)을 mean으로 나누고 패턴 분류 알고리즘에 학습 시킨 뒤 동작 분류를 위한 공간을 나타낸다.

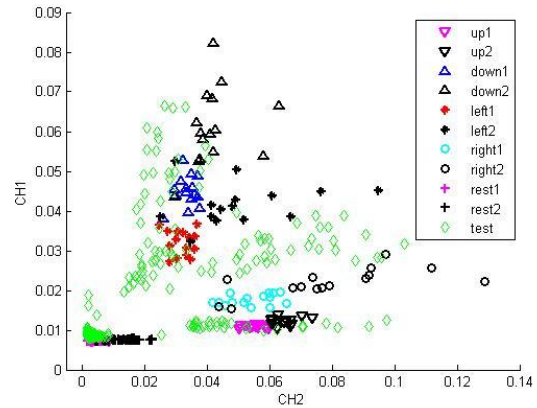


그림 5. 특징추출 기법을 적용한 k -NN 분류 기법

오차가 수렴하는 데이터의 경우에는 학습으로 분류된 영역 이외의 것은 오차로 분류하였으며, 이를 바탕으로 인식률을 계산하였다. 표 1과 같이 피 실험자 23명에 대하여 기존의 방법과 제안한 방법인 mean값과 median값을 기준으로 각 동작별 특징점의 그룹을 2개로 분리하여 패턴인식을 진행한 결과, 그림 6과 같이 mean을 기준으로 그룹을 2개로 나누는 경우에는 92.59%의 인식률로 기존의 방법 대비 0.84% 포인트의 성능 개선이 있었으며,

표 1. 기존 방법과 제안한 방법의 결과

피 실험자	기존의 방법	제안한 방법		피 실험자	기존의 방법	제안한 방법	
		mean	median			mean	median
01	99.583%	99.583%	99.583%	13	90%	90.833%	90%
02	92.352%	95%	95%	14	95.917%	96.667%	96.667%
03	100%	100%	100%	15	96.917%	97.5%	97.417%
04	79.417%	78.75%	79.417%	16	90%	90.417%	90%
05	89.583%	89.583%	89.583%	17	97.333%	98.75%	98.75%
06	80.833%	80.417%	80.417%	18	67.083%	75.833%	74.583%
07	100%	100%	100%	19	89.167%	89.167%	89.167%
08	100%	100%	100%	20	96.667%	98.333%	96.667%
09	79.583%	80.417%	80.167%	21	98.75%	98.75%	98.75%
10	97.083%	98.333%	97.083%	22	89.583%	89.583%	89.583%
11	91.25%	92.083%	91.25%	23	94.167%	94.583%	94.583%
12	95%	95%	95%	평균	91.75%	92.59%	92.3%

median을 기준으로 그룹을 2개로 나누는 경우에 인식률은 92.3%이고, 기존의 방법 대비 0.55%의 성능 개선을 보였다.

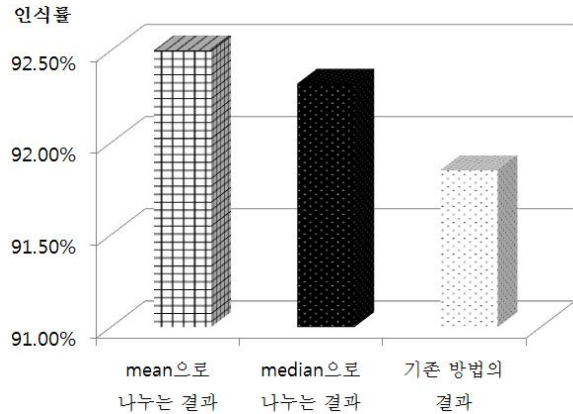


그림 6. 기존 방법과 제안한 방법의 비교

5. 결론

본 논문에서는 효과적인 손목 움직임의 추정을 위해서 집단을 두 부분으로 나누어 분류하는 알고리즘을 제안하였다.근육의 수축정도를 정량적으로 측정하는 방법과 더불어 근육 수축의 개시 시간을 분석할 수 있고, 근육의 장애를 진단하거나 동작을 분석하여 예측하는 방법인 EMG를 사용하여 상지절단 환자의 근전도의수를 사용하기 위한 손목 움직임을 추정하기 위해 비교적 간단하고 처리속도가 빠른 k-NN을 분류 방법으로 사용하였다. 또한 동작 분류의 필수적인 요소인 특징점으로 실시간 처리를 위하여 RMS, DASDV를 사용하였다. 실험 결과 mean을 이용하여 집단을 두 부분으로 나누는 결과 인식률은 92.59%이며, median을 기준집단을 두 부분으로 나누는 결과 인식률은 92.3%으로 mean을 이용한 패턴 분류 방법이 가장 좋은 성능을 보였으며, 이전 연구보다 0.84% 포인트의 성능 개선을 보여 제안한 알고리즘이 이전 연구보다 성능이 우수함을 알 수 있었다.

향후 연구에서 보다 성능이 개선 된 분류 알고리즘을 개발할 예정이며, 근전도의수 사용에 있어서 사용자의 의도를 보다 정확하고 빠른 전달 특성을 가지는 알고리즘으로 개선할 예정이다.

"Effects of Surface Electrode Size on Computer Simulated Surface Motor Unit Potentials," *Electromyography and Clinical Neurophysiology*, vol. 39, pp. 259-265, 1990.

[2] Rasheed S, Stashuk D, and Kamel M, "Adaptive fuzzy k-NN classifier for EMG signal decomposition," *Med. Eng. Phys.*, vol. 28, no. 7, pp.694-709, 2006.

[3] K.S. Kim, H.H. Choi, C.S. Moon, and C.W. Mun, "Comparison of k-nearest neighbor, quadratic discriminant and linear discriminant analysis in classification of electromyogram signals based on the wrist-motion directions," *Current Applied Physics*, vol. 11, no. 3, pp.740-745, 2011.

[4] R.M. Balabin, R.Z. Safieva, and E.I. Lomakina, "Gasoline classification using near infrared (NIR) spectroscopy data Comparison of multivariate techniques," *Analytica Chimica Acta*, vol. 167, no. 1-2, 25, pp.27-35, 2010.

[5] 김서준, 정의철, 이상민, 송영록, "근전도 신호 기반 손목 움직임의 추정을 위한 다중 특징점 추출 기법 알고리즘," *대한전기학회논문지*, 제61권, 제5호, pp.757-762, 2012.

[6] BV. Dasarathy, *Nearest Neighbor (NN) Norms: NN Pattern Classification*, Ieee Computer Society, Dec. 1990.

[7] K. Fukunaga, *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, 2nd ed., Academic Press, Boston, Oct. 12, 1990.

[8] 송영록, 김서준, 정의철, 이상민, "Gaussian Mixture Model 기반 전완 근전도 패턴 분류 알고리즘," *재활복지공학회논문지*, 제5권, 제1호, pp.95-101, 2011.

[9] Angkoon Phinyomark, Pornchai Phuk pattaranont, and Chusak Limsakul, "Feature reduction and selection for EMG signal classification," *Expert System with Application*, vol. 39, pp.7420-7431, 2012.

[10] 김정룡, 박지수, 조영진, "작업부하 평가를 위한 생체역학적 측정방법," *대한인간공학회논문지*, 제29권, 제4호, 445-453쪽, 2010년.

참 고 문 헌

[1] M. Ferdjallah, J. J. Wertsch, and G. F. Hams,



최 항 적

2013년 2월 인하대학교 전자공학과 졸업(학사)
 2013년 3월 - 현재 인하대학교 대학원 전자공학과 석사과정

관심분야 : 패턴 분류, 생체신호처리



김 유 현

2013년 2월 인하대학교 생명과학과 졸업(학사)
 2013년 3월 - 현재 인하대학교 대학원 전자공학과 석사과정

관심분야 : 재활공학, 생체신호처리



심 현 민

2001년 2월 인하대학교 전자공학과 졸업 (학사)
 2003년 2월 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사)
 2007년 2월 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업(박사)
 2007년 4월 - 2012년 8월 LIG넥스원 S/W연구센터 수석연구원
 2012년 9월 - 현재 인하대학교 정보전자공동연구소 연구교수

관심분야 : implantable rehabilitation engineering, mobile robotics, embedded system design



윤 광 섭

1982년 인하대학교 전자공학과 졸업 (학사)
 1983년 Georgia Institute Inc, Technology 전자공학과 졸업(석사)
 1989년 Georgia Institute Inc, Technology 졸업(박사)
 1984년 3월 - 1989년 2월 Georgia Institute of Technology Research Assistant
 1989년 3월 - 1992년 2월 Silicon Systems Inc, Tustin Calif. U.S.A Senior Design Engineer
 1992년 3월 - 현재 인하대학교 전자공학과 교수

관심분야 : 음성신호처리, 집적회로 설계, 설계 자동화 및 소자/회로/시스템 모델링 등



이 상 민

1987년 2월 인하대학교 전자공학과 졸업 (학사)
 1989년 2월 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업 (석사)
 2000년 2월 인하대학교 대학원 전자공학졸업 (박사)
 2006년 9월 - 현재 인하대학교 전자공학과 부교수

관심분야 : Bio-Signal Processing, Psycho-Acoustic, Brain-Machine Interface