

근전도 신호기반 손목 움직임의 추정을 위한 다중 특징점 추출 기법 알고리즘

Improvements of Multi-features Extraction for EMG for Estimating Wrist Movements

김 서 준* · 정 의 철* · 이 상 민** · 송 영 록†
(Seo-Jun Kim · Eui-Chul Jeong · Sang-Min Lee · Young-Rok Song)

Abstract - In this paper, the multi feature extraction algorithm for estimation of wrist movements based on Electromyogram(EMG) is proposed. For the extraction of precise features from the EMG signals, the difference absolute mean value(DAMV), the mean absolute value(MAV), the root mean square(RMS) and the difference absolute standard deviation value(DASDV) to consider amplitude characteristic of EMG signals are used. We figure out a more accurate feature-set by combination of two features out of these, because of multi feature extraction algorithm is more precise than single feature method. Also, for the motion classification based on EMG, the linear discriminant analysis(LDA), the quadratic discriminant analysis(QDA) and k-nearest neighbor(k-NN) are used. We implemented a test targeting twenty adult male to identify the accuracy of EMG pattern classification of wrist movements such as up, down, right, left and rest. As a result of our study, the LDA, QDA and k-NN classification method using feature-set with MAV and DASDV showed respectively 87.59%, 89.06%, 91.75% accuracy.

Key Words : EMG, Feature extraction, Pattern classification, DAMV, MAV, RMS, DASDV, LDA, QDA, k-NN

1. 서 론

인간은 뇌의 전기적인 자극(stimulus)신호를 받은 근육의 수축(voluntary contraction)에 의해서 동작을 발생시키며[1], 이러한 인간의 동작은 결국 근육의 수축으로 나타난다는 것에 착안하여 근육이 수축할 때 발생하는 전기적인 활동(electric activity)을 측정하여 동작 의도를 판단[2]할 수 있는 근전도 신호(Electromyogram, EMG)에 대한 연구가 많이 진행되고 있다. 또한 EMG 측정을 통한 근 활성화도(muscle activity) 측정은 근육의 수축정도를 정량적으로 측정하는 방법[3]과 더불어 근육 수축의 개시 시간(onset time)을 분석할 수 있어 다양한 분야에서 널리 활용되고 있으며[4], 근전도 신호의 분석을 통한 근육의 장애를 진단하거나, 인간의 동작을 모방하는 방법이 연구되고 있다[5].

이러한 인간의 동작 모방 및 추정을 위한 근전도 신호 패턴 인식기반 연구의 주된 두 가지 이슈는 근전도의 특징점 추출(feature extraction)과 근전도 신호의 패턴 분류(pattern classification) 분야이다. 일반적으로 신체의 특정 부위로부터 근전도 신호를 추출하면, 이 신호들을 특정한 패턴으로

나타내어 패턴 인식 방법론에 적용 가능한 근전도 신호의 특징점 추출이 필요하다. 연구자마다 다양한 기법을 사용하고 있으나, 근전도 신호의 진폭 특성을 판단하기 위한 기법으로, 비교적 간단하고 실시간 처리가 가능한 DAMV (Difference Absolute Mean Value), MAV (Mean Absolute Value), RMS(Root Mean Square), DASDV(Difference Absolute Standard Deviation Value)등이 사용된다.[6] 또한 근전도 신호의 패턴 분류 방법은 LDA(Linear Discriminant Analysis)[7-10], QDA(Quadratic Discriminant Analysis) [9-11], k-NN(k-Nearest Neighbor) [9][12-13], SVM (Support Vector Machine) [8][14-15], GMM(Gaussian Mixture Model)[16] 등 이미 많은 일반화가 된 방법론들을 이용한 연구가 발표 되고 있어, 특징점 추출 기법을 어떻게 설계 하느냐에 따라 근전도 신호 기반 동작 추정의 정확도가 크게 달라진다.

하지만 기존의 연구들은 패턴 분류 알고리즘에 적용하는 특징점을 한 가지만 사용하는 단일 특징점 추출 기법 기반의 근전도 신호 패턴 분류 알고리즘을 제안하고 있으며, 2개 이상의 특징점을 이용하는 다중 특징점 추출 기법 기반의 알고리즘은 고려하지 않고 있다. 이는 다중 특징점 추출 기법 기반 알고리즘이 단일 특징점 추출 기반 알고리즘에 비하여 패턴 분류의 정확도가 증가하는 장점을 가지고 있지만, 역으로 특징점의 개수를 3차원 이상으로 지정하는 경우, 연산량이 증가하고 잡음 특징들까지 포함하게 되어 패턴 분류기에 의한 학습과 인식 속도가 느려지며, 모델링에 필요한 학습 집합의 크기가 커지는 차원의 저주(Curse of Dimensionality)에 빠지

* 준 회 원 : 인하대 공대 전자과 석사과정
** 정 회 원 : 인하대 공대 전자과 부교수
† 교신저자, 정회원 : 인하대 정보전자공동연구소 연구교수
E-mail : wodud4435@nate.com
접수일자 : 2012년 2월 9일
최종완료 : 2012년 4월 23일

게 되기 때문이다[17].

이에 본 논문에서는 의수 환자의 의수 제어를 위하여 근전도 신호기반 손목 움직임의 추정을 위한 다중 특징점 추출 기법 알고리즘을 제안한다. 근전도 신호의 특징점 추출 기법은 앞에서 언급한 근전도 신호의 진폭 특성을 판단하는 DAMV, MAV, RMS, DASDV를 이용하고, 이들 중 2개의 특징점을 다양한 조합으로 구성하여 가장 성능이 좋은 특징점 추출 기법 조합을 찾는다. 또한 제안한 다중 특징점 추출 기법 기반 알고리즘의 성능을 검증하기 위하여 DAMV를 적용하여 LDA, QDA, k-NN 패턴 인식 알고리즘의 성능을 비교 평가한 Kim Kang Soo 등의 연구[8]와 동일한 실험인 손목의 움직임을 상, 하, 좌, 우, 휴식으로 나눠 이 다섯 동작에 대한 근전도를 측정하여 알고리즘에 학습시킨 후, 학습에 참여하지 않은 다섯 동작에 대한 근전도 신호를 입력하여 동작 추정의 정확한 분류여부를 판단하고 기존 연구와 비교한다.

2. 제안한 특징점 추출 알고리즘

EMG 패턴인식에서 특징 추출 부분은 동작 분류 알고리즘에 있어 가장 중요한 부분임이 잘 알려져 있다. 패턴 분류의 방법은 이미 많은 일반화가 된 방법론들이 발표되어 있어 특징점 추출 부분을 어떻게 설계 하느냐에 따라서 시스템의 성능이 크게 달라진다. 본 논문에서는 단일 특징점 추출로 패턴을 분류 하는 알고리즘의 동작 분류 정확도를 개선하기 위하여 그림 1과 같이 근전도 신호를 측정하고 측정된 신호를 증폭 및 대역 통과 필터 등의 전처리 과정을 거친 후 주요 특징점 추출 기법인 DAMV, MAV, RMS, DASDV로 추출한다. 추출된 단일 특징점들을 보다 정확한 분류를 위해 2가지씩 서로 다른 조합으로 구성하여 2차원의 성질을 가지는 다중 특징점으로 구성한다.

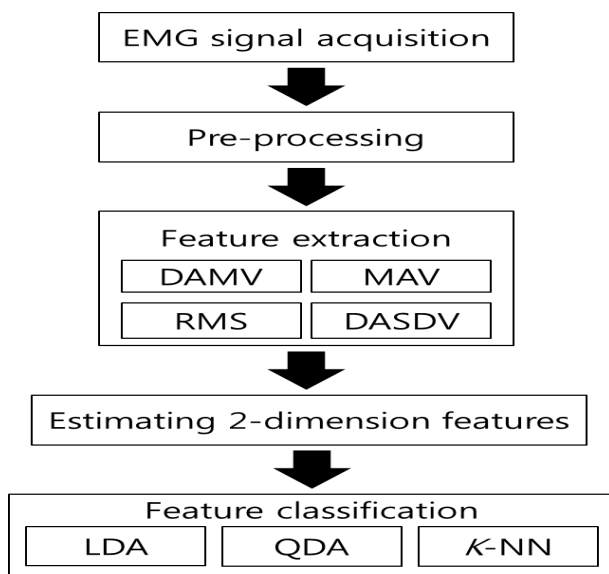


그림 1 동작 분류 알고리즘 순서도

Fig. 1 The Block diagram of Motion classification algorithms

본 논문에서는 신호의 취득과 전처리 과정을 위하여 명시된 각 근육 표면에 전극을 부착한 뒤 근전도 측정을 위하여 Biopac사의 MP150을 사용하였으며 기존 유선 근전도 측정 장비보다 실험의 자유도가 높고 근전도 동작 분석 실험에 최적화된 무선 근전도 측정 장비인 Bionomadix BN-EMG2를 사용한다. 획득한 근전도 신호를 1kHz로 샘플링 전처리를 시행한 후, 패턴인식을 수행하기 위한 time - window 길이는 166ms로 설정한다.

사용된 특징점 중 DAMV는 근전도 신호의 절대차분평균을 나타내는 특징으로 일정시간 동안의 신호의 절대값을 적분한 것이며 식 (1)로 정의되며 x 는 측정된 근전도 신호이고, i 는 샘플의 순서, N 은 샘플의 수를 나타낸다. MAV는 근전도 신호의 평균절대값을 나타내는 특징으로 moving 윈도우를 이용하여 계산되며 식 (2)로 정의된다. 여기에서 S 는 윈도우의 길이이며, $f(s)$ 는 윈도우 내의 데이터를 나타낸다. RMS는 근전도 신호의 제곱평균제곱근을 나타내며, 식(4)로 정의된다. DASDV는 근전도 신호의 절대차분 표준편차로 인접한 두 샘플간의 표준편차의 차이를 나타내며, 식 (3)으로 정의된다.

$$DAMV = \frac{1}{N-1} \sum_{i=2}^N |x(i) - x(i-1)| \quad (1)$$

$$MAV = \frac{1}{S} \sum_1^S |f(s)| \quad (2)$$

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N X_k^2} \quad (3)$$

$$DASDV = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^{N-1} (X_{k+1} - X_k)^2} \quad (4)$$

근전도 신호를 특정한 패턴으로 나타내어 패턴 인식 방법론에 적용시키기 위한 특징점 추출을 표 1과 같이 2가지의 다양한 조합의 특징점으로 구성하여, 2차원의 성질을 가지는 다중 특징점 중 가장 성능이 좋은 조합을 찾고, 패턴 분류의 일반적 방법인 LDA, QDA, k-NN으로 패턴을 학습시킨 후 단일 특징 추출 데이터만으로 구성된 알고리즘과 비교하여 성능을 검증한다. 여기서 CH1은 척추 수근 굴근에 전극을 부착하여 얻은 근전도 신호이며, CH2는 척추 수근 신근에 전극을 부착하여 얻은 근전도 신호를 나타낸다.

사용된 LDA는 식 (5)로 정의되며 분류를 위해 최적의 사영을 찾기 위해 클래스 간 분산(between-class scatter)과 클래스 내 분산(within-class scatter)의 비율을 최대화하는 방식으로 데이터에 대한 특징 벡터의 차원을 축소하는 방법이다. 이때 정규분포의 분산-공분산 행렬이 범주에 관계없이 동일하다고 가정하면 판별함수가 선형으로 도출되므로 이 경우를 LDA(선형판별분석)라 하고, 분산-공분산 행렬이 범주 별로 다르다고 가정하면 이차식의 판별함수가 유도되므로 이 경우를 QDA(이차판별분석)라고 한다.

목적 함수 $J(W)$ 를 최대화하는 선형 변환행렬 W 를 찾기 위하여 클래스 내 분산을 최소화 하는 변환행렬 W 를 찾는다. 즉 최적화의 문제로 근사해 W 를 구한다.

표 1 다양한 2가지 특징점으로 구성된 2차원 성질을 가지는 특징점

Table 1 2-dimensional feautre extraction that consist of double feature extraction

CH2 \ CH1	DAMV	MAV	RMS	DASDV
DAMV		MAV_CH1 DAMV_CH2	RMS_CH1 DAMV_CH2	DASDV_CH1 DAMV_CH2
MAV	DAMV_CH1 MAV_CH2		RMS_CH1 MAV_CH2	DASDV_CH1 MAV_CH2
RMS	DAMV_CH1 RMS_CH2	MAV_CH1 RMS_CH2		DASDV_CH1 RMS_CH2
DASDV	DAMV_CH1 DASDV_CH2	MAV_CH1 DASDV_CH2	RMS_CH1 DASDV_CH2	

$$J(W) = \frac{|\tilde{\mu}_1 - \tilde{\mu}_2|^2}{(\tilde{s}_1^2 + \tilde{s}_2^2)} = \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \quad (5)$$

여기서 $|\tilde{\mu}_1 - \tilde{\mu}_2|$ 는 사영된 데이터들의 중심(평균)간의 거리이며, $(\tilde{s}_1^2 + \tilde{s}_2^2)$ 는 사영 표본의 클래스 내 분산을 뜻한다.

목적함수 $J(W)$ 의 최대값을 구하기 위하여 목적 함수 $J(W)$ 를 미분하여 0으로 놓고 식을 일반화된 고유값 문제의 해법에 의해서 계산하면 식(6)을 얻게 된다.

$$W = S_W^{-1}(\mu_1 - \mu_2) \quad (6)$$

얻어진 식(6)을 최대화 정리에 의하여 최적화된 변환행렬 W 를 구하면 최종적으로 식(7)을 얻을 수 있다.

$$W_{opt} = \operatorname{argmax} \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} \quad (7)$$

여기에서 W 는 최적행렬이며, 식 (8)과 같이 S_B 는 클래스 간 분산 행렬을 나타내며, S_W 는 전체 클래스 내의 분산 행렬을 나타낸다.

$$S_B = \sum_{i=1}^c n_i (m_i - m)(m_i - m)^T, \quad S_W = \sum_{i=1}^c S_i \quad (8)$$

m 은 전체 샘플 P 개의 평균을 나타내며, c 는 클래스 수를 나타낸다.

k -NN은 식 (9)로 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 방법이다. 본 논문에서는 k 를 1로 하여 분류를 시행하였다.

$$P(X, c_j) = \sum_{d_i = kNN} Sim(X, d_i) y(d_i, c_j) \quad (9)$$

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(10)과 같이 벡터간의 사이각의 코사인 값을 의미한다. 0~1사이의 값을 가지며, 1에 가까울수록 벡터간의 유사도는 높으며, 0은 벡터간의 관계가 독립적임을 알려 준다.

$$Similarity\ function(Sim) = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} \quad (10)$$

3. 실험 및 결과

3.1 실험 방법

본 논문에서는 건강한 20~30대 남성 20명을 대상으로 그림 2와 같이 전완의 중요한 움직임이라고 판단되는 다섯 동작을 상, 하, 좌, 우, 휴식으로 구분하여 손목 동작에 관여하는 근육인 척측 수근 굴근과 척측 수근 신근에 4개의 표면 전극을 부착하여 2채널로 근전도를 측정한다. 척측 수근 굴근은 손의 관절을 손바닥 쪽으로 굴곡 시키는 역할을 하며, 척측 수근 신근은 손목에서 손을 신전시키고 내전 시키는 역할을 한다. 이때 사용된 전극은 Ag/AgCl 표면전극을 사용한다.

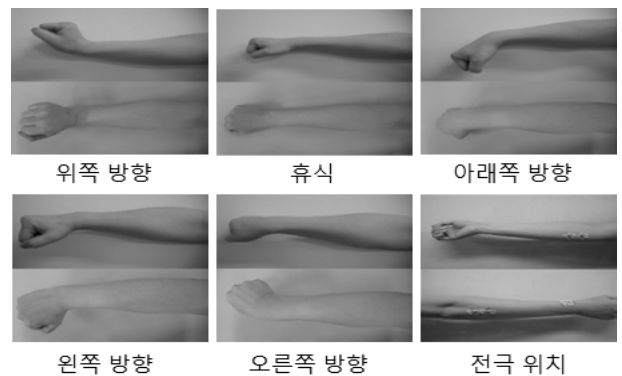


그림 2 손목의 5가지 움직임과 전극의 위치

Fig. 2 Pictures of five wrist motion and location of electrode positions

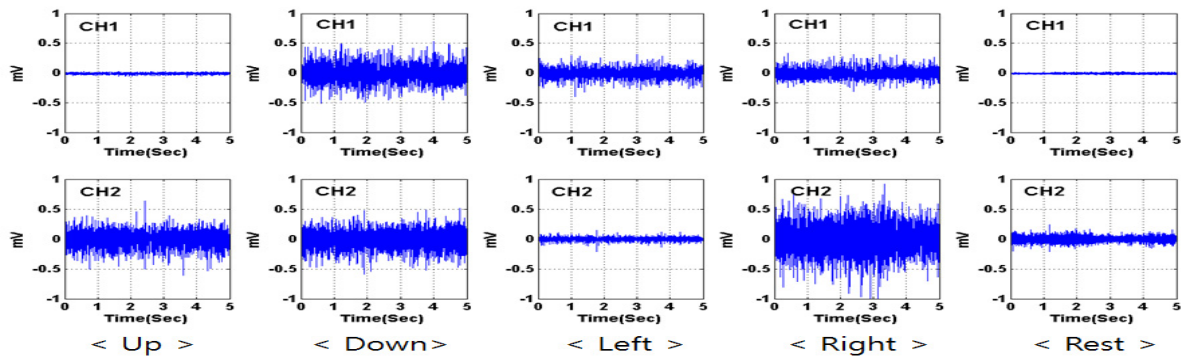


그림 3 측정된 EMG 원신호
Fig. 3 Measured electromyogram raw data

본 논문에서는 단일 특징 추출 기법의 분류 방법과 성능을 비교하기 위하여 기존의 연구[8]에서 제안한 방법과 동일한 실험으로 각 피 실험자는 손목 동작에 관여하는 근육인 척측 수근 굴근과 척측 수근 신근에 4개의 Ag/AgCl 표면전극을 부착하여 전완의 중요한 움직임이라고 판단되는 다섯 동작인 상, 하, 좌, 우, 휴식 동작의 EMG 신호를 측정한다. 측정된 근전도 신호는 그림 3과 같으며, 각 동작별 획득한 EMG 신호에 166ms의 time-window를 적용하고 동작 마다 30개의 특징점(DAMV, MAV, RMS, DASDV)을 추출하여, 이를 패턴 분류 알고리즘(LDA, QDA, k-NN)의 학습 데이터로 사용한다. 이후 근피로에 의한 영향을 최소화하기 위하여 하루 뒤 동일한 실험을 시행하여 이를 테스트 데이터로 사용한다. 제안한 알고리즘의 성능 검증을 위하여 단일 특징점 추출 기법으로 학습시킨 결과와 2개의 특징점 추출 기법으로 학습시킨 결과를 비교하여 정확도 개선을 판단하였다.

3.2 실험 결과

본 논문에서는 패턴 분류 기법 중 LDA, QDA, k-NN에 데이터로 적용 될 2가지 특징점 추출 기법을 표 2와 같이 다양한 조합으로 구성하였다. 평균적으로 DASDV를 사용한 조합이 정확도가 높았으며 이중 가장 정확도가 높은 조합은 보다 성능이 개선 됨을 보였다. 가장 높은 성능을 보인 MAV, DASDV를 사용한 조합으로서 그림 4와 같이 Kang Soo Kim 등의 연구[8]인 단일 특징점으로 학습 시킨 연구

보다 성능이 개선 됨을 보였다. 가장 높은 성능을 보인 MAV, DASDV 조합의 경우에 정확도가 LDA 분류 알고리즘의 경우 87.59%, QDA 분류 알고리즘의 경우 89.06%, k-NN의 알고리즘의 경우 91.75%로 분석 되었다. 이는 기존 단일 특징점인 DAMV를 사용한 알고리즘의 결과인 LDA 분류 알고리즘의 경우 81.1%, QDA 분류 알고리즘의 경우 82.4%, k-NN의 알고리즘의 경우 84.9%의 정확도에 비하여 각각 6.49%, 6.66%, 6.85%로 평균 6.67%의 성능 개선을 보였다.

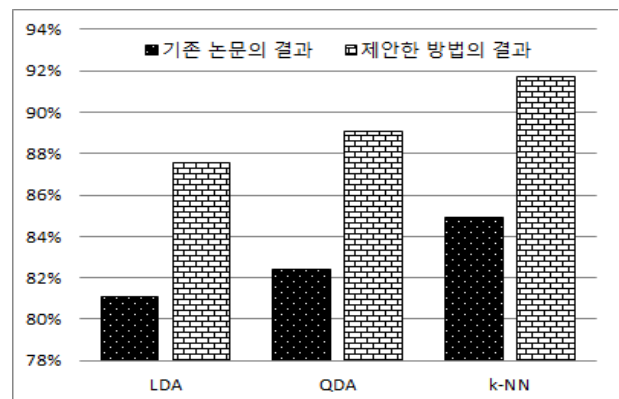


그림 4 기존방법과 제안한 방법의 비교
Fig. 4 Comparison of existing methods and proposed method

표 2 2가지 특징점으로 구성된 분류 방법의 정확도

Table 2 The accuracy of classification that consist of double feature extraction

CH1 \ CH2	DAMV			MAV			RMS			DASDV		
	LDA	QDA	k-NN	LDA	QDA	k-NN	LDA	QDA	k-NN	LDA	QDA	k-NN
DAMV	86.28%	84.47%	88.99%	83.79%	87.52%	89.50%	86.60%	88.59%	88.27%	85.89%	87.29%	87.02%
MAV	85.70%	84.89%	88.25%	86.82%	85.53%	88.28%	87.01%	84.64%	87.15%	86.37%	83.65%	86.65%
RMS	86.99%	83.77%	89.12%	87.89%	85.07%	89.08%	87.36%	84.03%	88.28%	86.74%	83.87%	87.78%
DASDV	87.06%	88.15%	90.73%	87.59%	89.06%	91.75%	87.11%	87.91%	89.53%	86.70%	87.45%	88.89%

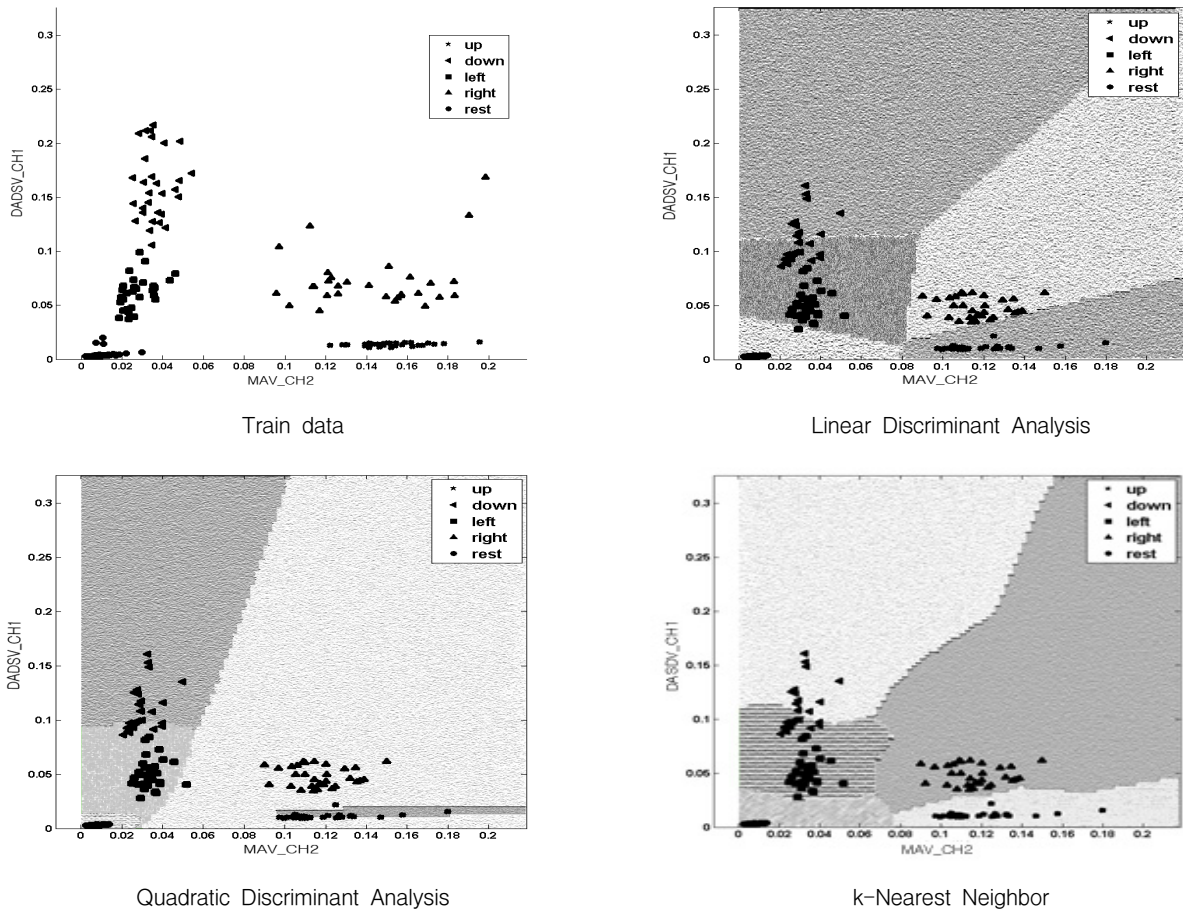


그림 5 다중 특징 추출 기법을 적용한 LDA, QDA, k-NN 분류 기법
 Fig. 5 LDA, QDA and k-NN classification using multi feature extraction algorithm

그림 5는 패턴 분류 기법 중 LDA, QDA, k-NN에 특징점 추출 기법 중 가장 성능이 높았던 MAV, DASDV를 (X,Y) 데이터로 구성하여 분류 시킨 결과이다. 그림 5에서 배경 부분은 각 동작마다 30개의 특징점(MAV, DASDV)을 각 패턴 분류 알고리즘에 학습 시킨 뒤 동작 분류를 위한 공간을 도식화 한 것이며, 학습에 참여하지 않은 동작별 테스트 근전도 신호를 도형으로 표시 하였다. 오차가 수렴하는 데이터의 경우에는 학습으로 분류된 영역 이외의 것은 오차로 분류 하였으며 이를 바탕으로 정확도를 계산하였다. k-NN의 경우 가장 명확하게 동작 구분을 위한 공간을 구분함을 보였으며 정확도 분석 결과 91.75%로 가장 높은 성능을 보였다.

3. 결 론

본 논문에서는 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 보다 정밀하게 추정하기 위해 비교적 간

단하고 처리속도가 빠른 LDA, QDA, k-NN을 분류 방법으로 적용하였다. 또한 본 논문에서는 동작 분류의 필수적인 요소인 특징점으로 실시간 처리를 위하여 알고리즘이 비교적 간단해 처리속도가 빠르며 근전도 신호의 진폭 특성까지 고려한 DAMV, DASDV, MAV, RMS를 사용했으며 이를 단일, 2가지 특징 데이터로 구성하여 성능을 평가 하였다. 이중 가장 성능이 높았던 k-NN 분류 알고리즘을 적용한 MAV, DASDV의 동작 분류에서는 91.75%의 정확도로 근전도 신호의 5가지 동작 분류에 성공하였다.

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

감사의 글

본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 IT융합 고급인력과정 지원사업의 연구결과로 수행되었으며, 관계부처에 감사드립니다. (NIPA-2012-H0401-12-1007)

참 고 문 헌

[1] M. Ferdjallah, J. J. Wertsch, and G. F. Hams, "Effects of Surface Electrode Size on Computer Simulated Surface Motor Unit Potentials," *Electromyography and Clinical Neurophysiology*, vol. 39, pp. 259-265, 1990.

[2] C. Jensen, O. Vasseljen, R. H. Westgaard, "The influence of Electrode Position on Bipolar Surface Electromyogram Recordings of the Upper Trapezius Muscle," *Eur. J. Appl Physiol.*, vol. 67, pp. 266-273, 1993.

[3] S. Thusneyapan, G. I. Zahalak "A Practical Electrode-Array Myoprocessor for Surface Electromyography," *IEEE Trans. Biomed Eng.*, vol. 36, no. 2, February, 1989.

[4] 엄현우, 최한순, 남윤수, "EMG 센서를 이용한 재활 목적을 지닌 보행 보조 기구의 실시간 제어," *한국정밀공학회 논문지, 추계학술대회 논문집*, pp. 49-50, October, 2009.

[5] Adaptive fuzzy k-NN classifier for EMG signal decomposition vol 28, no 7, pp. 694 - 709, September, 2006.

[6] K.S Kim, H.H Choi, C.S Moon, 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, May 2011.

[7] Wei-Shi Zhenga,c, J.H. Laib,c, Stan Z, "1D-LDA vs. 2D-LDA:When is vector-based linear discriminant analysis better than matrix-based?," *Pattern Recognition*, vol. 41, no. 7, pp. 2156-2172, 2008.

[8] Alok S, Kuldip K. Paliwala, Godfrey C. Onwubolub, "Class-dependent PCA,MDCand LDA:Acombined classifier for pattern classification," *Pattern Recognition*, vol. 39, no. 7, pp.1215 - 1229, July 2006.

[9] R. M. Balabin, R. Z. Safieva, E. I. Lomakina, "Gasoline classification using near infrared (NIR) spectroscopy data Comparison of multivariate techniques," *Analytica Chimica Acta*, vol. 671, no. 1 - 2, 25, pp. 27 - 35, June 2010.

[10] D. Michie, D.J. Spiegelhalter, C.C. Taylor, "Mach. Learn, Neural and Statistical Classification," February 17, 1994.

[11] 한학용, 패턴인식 개론, 한빛미디어(주), pp. 163-539, 2005.

[12] BV. Dasarathy, Nearest Neighbor (NN) Norms: NN Pattern Classification, Ieee Computer Society, December 1990.

[13] K. Fukunaga, Introduction to Statistical Pattern Recognition, 2nd ed., Academic Press, Boston, October 12, 1990.

[14] N. Cristianini, J. Shave-Taylor, An Introduction to Support Vector Machine (and Other Kernel-Based Learning Methods), Cambridge Univ. Press,

Cambridge, UK, 2000.

[15] M. Pontil, A. Verri, "Properties of support vector machines, *Neural Comput.*" *Neural Computation*, vol. 10, no. 4, pp. 955-974, May, 1998.

[16] 송영록, 김서준, 정의철, 이상민, "Gaussian Mixture Model 기반 전완 근전도 패턴 분류 알고리즘," *재활복지공학회논문지*, 5권 1호, pp. 95-101, 2011.

[17] Cherchi. E, Guevara C.A, "A Monte Carlo experiment to analyze the curse of dimensionality in estimating random coefficients models with a full variance - covariance matrix," *Transportation Research*, 2011.

저 자 소 개



김 서 준 (金 序 俊)

2012년 2월 인하대학교 전자공학과 졸업 (학사), 2012년 3월-현재 인하대학교 대학원 전자공학과 석사과정
관심분야 : Bio-Signal Processing, Pattern Classification



정 의 철 (鄭 義 哲)

2011년 2월 인하대학교 전자공학과 졸업 (학사), 2011년 3월-현재 인하대학교 대학원 전자공학과 석사과정
관심분야 : Bio-Signal Processing, Neural Engineering



이 상 민 (李 相 旻)

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



송 영 록 (宋 泳 錄)

2001년 2월 인천대학교 정보통신공학과 졸업 (학사), 2003년 8월 인천대학교 대학원 정보통신공학과 졸업 (석사), 2009년 2월 인천대학교 대학원 정보통신공학과 졸업 (박사), 2009년 7월-현재 인하대학교 정보전자공동연구소 연구교수
관심분야 : Ubiquitous Computing, Semantic Web, Bio-signal Processing