Journal of The Institute of Electronics and Information Engineers Vol.52, NO.3, March 2015 http://dx.doi.org/10.5573/ieie.2015.52.3.181
ISSN 2287-5026(Print) / ISSN 2288-159X(Online)

논문 2015-52-3-22

상·하향 계단보행을 위한 근전도 신호 기반 보행단계 인식

(Gait Phase Recognition based on EMG Signal for Stairs Ascending and Stairs Descending)

이 미 란*, 류 재 환*, 김 상 호*, 김 덕 환**

(Mi-Ran Lee, Jae-Hwan Ryu, Sang-Ho Kim, and Deok-Hwan Kim©)

요 약

동력의족은 하지 절단 환자나 다리근력이 부족한 사람들의 보행 보조를 위해 사용된다. 동력의족의 자연스러운 구동을 위해선 보행단계가 잘 분류되어야 한다. 물리센서를 이용하여 보행단계를 분류하는 기존 연구는 동력의족이 사전에 훈련된 보행속도로만 재현되는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 물리센서를 사용하지 않고, 근전도 신호만을 이용하여 오르막, 내리막 계단보행을 각각 4단계로 분류하는 방법을 제안한다. 근전도 신호를 RMS, VAR, MAV, SSC, ZC, WAMP 특징으로 산출하여 LDA(Linear Discriminant Analysis) 분류기를 통해 보행단계를 인식한다. 훈련 단계에서는 AHRS센서를 이용하여 무릎각도 변화에 따른 보행단계 범위를 생성한다. 실험 결과, 선행 연구의 경우 오르막 보행에서 평균 58.5%, 내리막 보행에서 35.3%의 정확도를 보인다. 반면, 제안하는 방법은 오르막 보행에서 평균 85.6%, 내리막 보행에서 69.5%의 인식률을 보인다. 또한, 본 연구를 통해 개별 근육 별 보행단계 평균 인식률을 분석하였다.

Abstract

Powered prosthesis is used to assist walking of people with an amputated lower limb and/or weak leg strength. The accurate gait phase classification is indispensable in smooth movement control of the powered prosthesis. In previous gait phase classification using physical sensors, there is limitation that powered prosthesis should be simulated as same as the speed of training process. Therefore, we propose EMG signal based gait phase recognition method to classify stairs ascending and stairs descending into four steps without using physical sensors, respectively. RMS, VAR, MAV, SSC, ZC, WAMP features are extracted from EMG signal data and LDA(Linear Discriminant Analysis) classifier is used. In the training process, the AHRS sensor produces various ranges of walking steps according to the change of knee angles. The experimental results show that the average accuracies of the proposed method are about 85.6% in stairs ascending and 69.5% in stairs descending whereas those of preliminary studies are about 58.5% in stairs ascending and 35.3% in stairs descending. In addition, we can analyze the average recognition ratio of each gait step with respect to the individual muscle.

Keywords : Gait phase, Stair ascending, Stair descending, EMG signal, Classifier

* 학생회원, ** 정회원, 인하대학교 전자공학과
(Department of Electronic Engineering, Inha University)
© Corresponding Author(E-mail : deokhwan@inha.ac.kr)
※ 이 논문은 2010년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (2010-0020163)
※ 이 논문은 2013년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (2013R1A1A2006912)
※ 본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신산업진흥원의 ICT/SW창의연구과정 사업의 연구결과로 수행되었음 (NIPA-2014-H0502-14-3002)
Received ; October 15, 2014 Revised ; January 9, 2015 Accepted ; February 27, 2015

Ⅰ. 서 론

최근 인간의 보행 특성을 분석하는 연구가 활발히 진행 중이다. 빠르게 걷기, 느리게 걷기, 계단 오르기, 계단 내려가기 등의 보행은 각 보행모드에 따라 사용되는 근육과 근활성도의 정도가 다르다.[1] 특히, 상·하향 계단보행은 몸의 균형과 무게중심을 유지하며 보행해야하기 때문에 평지와는 다른 보행 특성을 지닌다. 또한, 계단보행은 무릎 관절 움직임과 지면반력이 많이 요구되는 활동이라 평지보행에 비해 많은 하지 근력이 필요하다. 따라서 절단 환자나 하지 근력이 부족한 노약자를 위해 계단보행에서 사용되는 동력의족과 근력보조기기에 대한 필요성이 확대되고 있다.

계단보행을 위한 동력의족을 자연스럽게 구동시키기 위해선 보행단계가 잘 분류되어야 한다. 동력의족을 이용한 계단보행단계 분류에 대한 기존 연구는 물리적인 센서(압력, 가속도, 각도, 모션카메라 등)를 통해 분류하고 있다.[2-4] 이러한 방법은 센서가 항상 동력의족에 탑재되어야하기 때문에 의족 무게에 영향을 줄 수 있다. 또한, 사용자의 의도에 따른 보행이 아니라 물리센서를 이용하여 사전에 훈련된 속도로만 재현되어 사람이 동력의족에 이끌려 가는 느낌을 받을 수 있다는 단점을 지니고 있다.[5]

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 근전도 신호만으로 오르막과 내리막 계단보행단계를 분류하는 방법에 대해 제안한다. 먼저, 정상인의 계단보행 관찰을 통해 무릎 각도 변화가 일정한 패턴을 보이며, 이를 통해 각 보행단계 범위를 분류할 수 있다는 점을 발견하였다. 따라서 훈련단계에서 AHRS센서를 이용하여 무릎각도 변화에 따른 보행단계 범위를 생성하며, 근전도 신호만을 이용하여 상·하향 계단보행을 각각 4단계로 분류하는 방법에 대해 제안한다.

Ⅱ. 관련 연구

2.1 보행단계 인식 과정

근전도 신호를 이용한 보행단계인식 과정은 그림 1과 같다. 생체신호수집장비로부터 얻은 근전도 신호는 LPF(Low pass filter)나 밴드패스필터(Band pass filter)를 통해 노이즈가 제거된다. 각 신호의 특징이 되는 파라미터를 산출하는 특징추출(Feature Extraction)과정

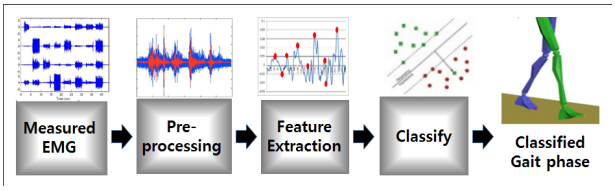

그림 1. 근전도 신호 패턴인식 블록도
Fig. 1. Block diagram for EMG pattern recognition.

후, 분류기(Classify)를 통해 분류된다.

2.2 계단보행단계 분류 방법

재활의료 분야에서는 일반적으로 오르막과 내리막 계단 보행을 각각 5단계로 분류하고 있다. 이는 무릎 각도와 무게 중심을 이용한다.[6] 먼저, 오르막 보행은 그림 2(A)에서 기준다리가 계단 지면에 닿았을 때 Weight acceptance, 힘을 싣고 계단 지면을 오를 때인 Pull-up, 기준다리가 지면과 수직이 되었을 때 Forward continuance, 기준다리가 지면에서 떼어졌을 때 Foot clearance, 기준다리가 다음계단에 닿기 직전인 Foot placement로 나눈다. 내리막 보행은 그림 2(B)와 같이, 계단에 기준 다리를 내디뎠을 때 Weight acceptance, 다음 보행을 위해 나아갈 때 Forward continuance, 기준다리 무릎이 가장 많이 굽혀졌을 때 Controlled lowering, 기준 다리를 지면에서 떼었을 때 Leg pull through, 유각기인 Foot placement로 구분한다.

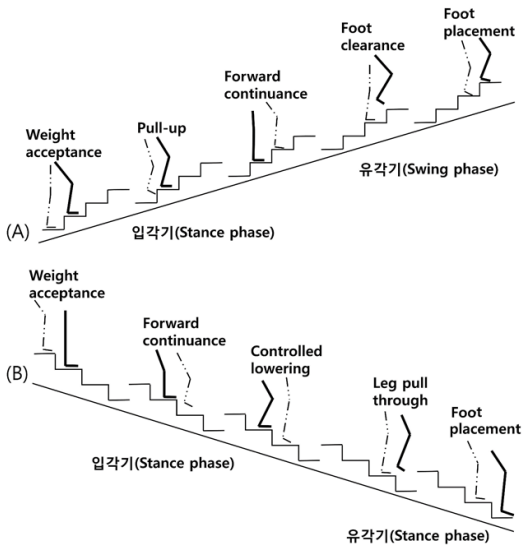

그림 2. 인간의 계단 보행 5단계 (A)오르막 보행 5단계 (B)내리막 보행 5단계[6]
Fig. 2. Classification of gait phase for stair (A)Ascending (B)Descending.

이외에도 다양한 물리센서를 이용하여 계단보행단계를 분류할 수 있다. 모션 카메라를 통해 보행단계를 분류하는 연구에서는 8대의 적외선 카메라와 반사마커를 사용하여 관절토크 패턴, 관절각의 굽힘 방향과 파워 변화율 등을 통해 보행단계를 구분한다.[7] 또한, 발목 관절 각도를 이용하여 계단보행을 분류하기도 한다.[8]

반면, 물리센서를 사용하지 않고 근전도만을 이용하여 보행모드를 인식하는 연구가 진행 되었다.[9] 이 연구에서는 발바닥의 앞/뒷꿈치를 기준으로 계단 내려가기, 오르기, 평지보행, 장애물 보행 등 총 7개의 보행모드를 분류하였다. 또한, 분류기 종류와 윈도우 사이즈가 분류 정확도에 미치는 영향에 대해 연구하였다. 그러나 근전도 신호를 이용하여 계단보행단계를 인식하는 연구는 미미한 실정이다.

Ⅲ. 제안하는 방법

본 논문에서는 근전도 신호만을 이용하여 계단보행 4단계를 분류하고 이에 따른 개별 근육 별 보행단계 인식률을 산출한다. 보행단계는 동력의족 제어에 유용하도록 계단보행에서 핵심이 되는 보행 4단계로 분류되어지며, 오르막 보행은 Weight acceptance, Pull-up, Forward continuance, Foot clearance으로 정의한다. 내리막보행은 Weight acceptance, Controlled lowering, Leg pull through, Foot placement로 정의한다.

그림 3은 제안하는 계단보행단계 분류에 대한 전체 블록도이다. 보행단계 범위를 학습하기 위해 훈련단계에서 압력센서와 AHRS센서를 사용한다. 먼저, 학습된 4채널의 근전도 신호는 RMS(Root mean square), VAR(Variance), WAMP(Willison amplitude), MAV (Mean absolute), SSC(Slope sign change), ZC(Zero crossing)을 사용하여 특징 값을 산출한다.[10] 앞서, 4개의 근육과 6개의 특징 추출 알고리즘으로 한 걸음 당 24개의 값을 갖는 훈련 데이터 그룹을 생성된다. 새로 입력하는 근전도 신호는 훈련과정과 동일한 방법으로 특징 값을 산출하고 이전에 훈련된 분류기 그룹에 입력한 뒤 LDA(Linear Discriminant Analysis)를 이용하여 보행단계를 인식한다.

3.1 데이터 수집

채널은 총 6개로 구성된다. 압력센서와 AHRS센서는

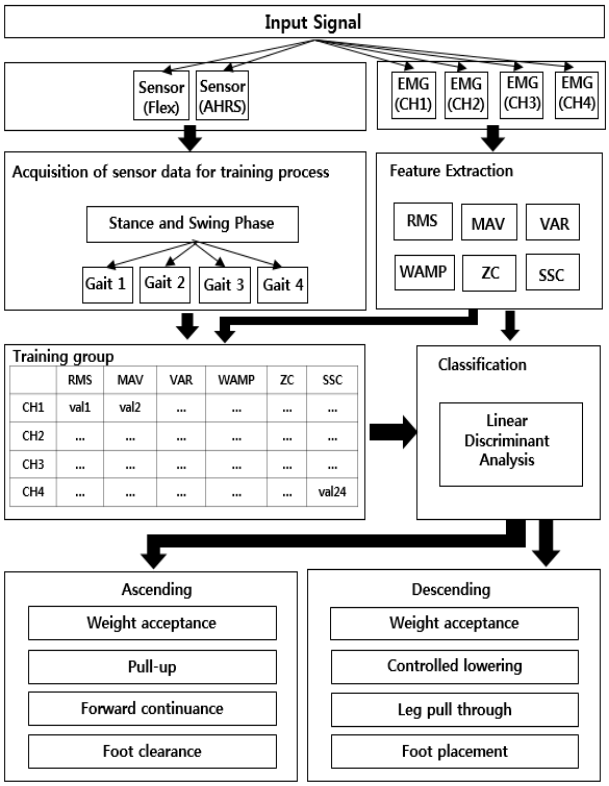

그림 3. 제안하는 계단보행단계 분류에 대한 전체 블록도

Fig. 3. The whole block diagram of proposed classification method for stair ascending and descending gait phases.

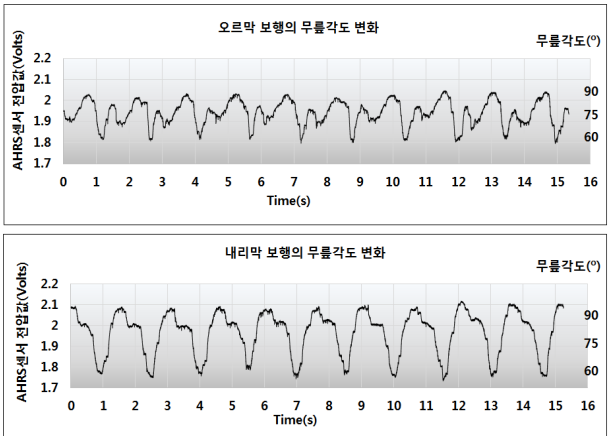

그림 4. 계단보행에서 AHRS를 이용한 무릎각도 패턴

Fig. 4. Pattern of knee angle using AHRS sensor in the stair gait phase.

훈련단계에서만 사용되며, 보행단계는 근전도 신호로만 분류된다. 압력센서는 발바닥에 부착하여 입각기와 유각기를 구분하고, AHRS센서는 무릎 슬관절 앞쪽에 착용하며 무릎각도 변화에 따라 보행단계를 세분화하기

위해 사용한다. 무릎 각도는 기준다리가 지면과 수직일 때를 90°로 정하고, 최소 60°에서 최대 110°까지 범위에서 각도 값을 갖는다. 인간의 계단보행에 따른 무릎각도 변화는 그림 4와 같이 일정한 패턴을 보인다.

근육은 보행에서 흔히 사용되는 허벅지 근육과 계단보행에서 자주 사용되는 종아리 근육을 사용한다. 각 보행마다 발생되는 근전도 신호를 활용하기 위해 보행단계 별로 근육의 수축과 이완이 교차되는 근육들을 선정하였다.[11] 오르막일 때 허벅지의 내측광근(Vastus Medialis), 외측광근(Vastus lateralis), 대퇴직근(Rectus femoris), 종아리의 비복근(Gastrocnemius)을 사용하고, 내리막보행일 때는 허벅지의 내측광근, 반건양근(Semitendinous), 외측광근, 종아리의 비복근을 사용한다.

3.2 오르막 보행

오르막 보행은 입각기 3단계와 유각기 1단계로 구분한다. 보행의 한 주기에서 무릎 각도 그래프는 그림 5와 같다. Weight acceptance는 입각기 보행의 시작부터 기준다리가 계단지면에 힘을 싣는 시점까지로 정의한다. 식(1)과 같이, AHRS센서 전압의 초기값부터 최대값 사이에 일정 시점 R을 구하여 임계값으로 정의한다. 이때 전압의 초기값은 보행을 시작할 때를 나타내며, 최대값은 무릎각도가 지면과 수직이 될 때를 나타낸다. 일정 시점 R은 기준다리가 계단 지면에 힘을 싣는 때이다. 관찰 결과, R은 보행이 시작되고 무릎각도가 지면에서 수직이 되는 구간의 30% 시점에 해당되는 것으로 나타났다. Weight acceptance부터 무릎이 지면과 수직이 될 때까지 구간을 Pull-up으로 정하고, 이때부터 입각기

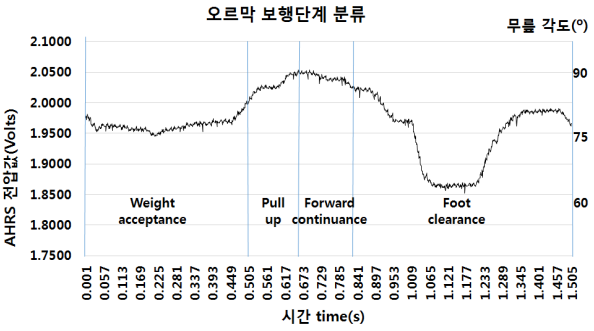

그림 5. 무릎 각도에 따른 오르막 보행 계단 분류
Fig. 5. Gait phase classification for stairs ascending according to the angle of knee.

표 1. 무릎 각도에 따른 오르막 보행단계 범위
Table 1. Ranges of stairs ascending gait phase according to the angle of knee.

1번 피험자의 오르막 첫 번째 보행 무릎각도에 따른 AHRS 전압값(Voltage) 및 시간(Second)			
오르막 보행단계		Start	End
입각기	Weight acceptance	1.9751V 0s	1.9987V 0.499s
	Pull-up	2.0026V 0.5s	2.0538V 0.659s
	Forward continuance	2.0487V 0.660s	2.0252V 0.823s
유각기	Foot clearance	2.0239V 0.824s	1.9663V 1.505s

가 끝나는 시점까지를 Forward continuance로 정한다. 마지막으로 발바닥이 계단지면에서 떨어지는 유각기 단계를 Foot clearance로 정의한다.

표 1은 제안한 방법을 사용하여 보행단계를 학습한 대표적인 예로, 1번 피험자의 첫 번째 오르막 보행을 분류한 관찰결과이다.

$$Threshold = i_{init} + (i_{\max} - i_{init}) \times 0.3 \quad (1)$$

3.3 내리막 보행

그림 6은 내리막 보행의 한 주기의 무릎 각도 그래프를 나타낸다. 내리막 보행의 입각기는 보행 시작 후, 계단 지면을 기준 다리로만 지탱하는 T 시간 안에서 무릎 각도가 최저가 되는 시점을 기준으로 2단계로 구분

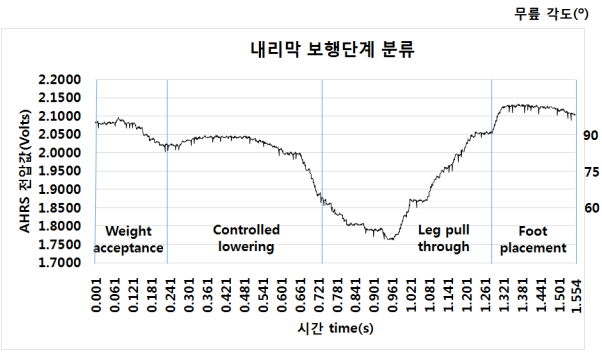

그림 6. 무릎 각도에 따른 내리막 보행 계단 분류
Fig. 6. Gait phase classification for stairs descending according to the angle of knee.

표 2. 무릎 각도에 따른 내리막 보행단계 범위
Table 2. Ranges of stairs descending gait phase according to the angle of knee.

1번 피험자의 내리막 첫 번째 보행 무릎각도에 따른 AHRS 전압값(Voltage) 및 시간(Second)			
내리막 보행단계		Start	End
입각기	Weight acceptance	2.0816V 0s	2.0029V 0.226s
	Controlled lowering	2.0236V 0.227s	1.8912V 0.729s
유각기	Leg pull through	1.8771V 0.730s	2.0657V 1.288s
	Foot placement	2.0883V 1.299s	2.106V 1.554s

한다. 입각기 단계의 전체 시간은 평균 730ms이고, 이 시간 안에서 기준다리로만 계단지면을 지탱하는 시간이 통상 350ms이하여서 T를 350ms로 정하였다. 따라서 Weight acceptance는 내리막 보행 시작 후 T 시점 안에 AHRS센서 전압의 최소값까지로 정한다. Controlled lowering은 입각기가 끝나는 시점까지로 정의한다.

내리막 보행의 유각기는 AHRS센서 전압의 초기값부터 y_{range}까지를 Leg pull through단계로 나눈다. y_{range}범위는 식(2)를 사용하여 구한다. 식(2)는 AHRS 센서 전압값의 분산을 나타내는 식이며, p는 윈도우 사이즈, m은 평균, n은 샘플 개수를 의미한다. 식(2)를 통해 계산된 T_{var}가 최저구간이 되는 전압값을 y_{range}로 지정한다. 최저구간은 분산이 통상 2×10^{-6} 값을 갖고 있음을 관찰하였다. 끝으로 y_{range}부터 유각기가 끝나는 시점까지를 Foot placement단계로 정한다.

표 2는 제안한 방법을 사용하여 보행단계를 학습한 대표적인 예로, 1번 피험자의 첫 번째 내리막 보행을 분류한 관찰결과이다.

$$T_{var}=\frac{\sum_{n=1}^{p}(y_n-m)^2}{n-1} \tag{2}$$

3.4 특징 추출 및 분류

특징 추출은 패턴인식을 위해 대표할 수 있는 특징값을 산출해내는 과정이다. 특징추출에는 시간 영역(Time domain), 주파수 영역(Frequency domain)과 주파수-시간 영역(Frequency-time domain)기법이 있다. 주파수 영역은 근육의 피로도를 조사할 때 유용하다. 시간 영역은 계산 효율이 좋기 때문에 근전도를 이용한 보행인식 시스템에서 자주 활용된다.[10]

본 논문에서는 시간영역 특징추출 알고리즘인 RMS, VAR, WAMP, MAV, SSC, ZC을 사용한다. RMS는 일정한 힘과 비피로도 상태에서의 근수축과 관련이 있고, VAR은 표준편차의 제곱 평균으로 구하며 근전도 신호의 힘을 구하는데 사용된다. WAMP는 근전도 신호 크기 변화가 임계값 이상일 때의 횟수를 구하여 나타낸다. MAV는 근육의 활동량과 힘을 추출하는데 주로 사용되며 근력이 증가함에 따라 값이 증가한다. ZC은 근신호가 X축의 0전위를 크로스 한 횟수, SSC는 근전도 신호 파형의 기울기가 뒤바뀌는 횟수를 나타낸다.[10] 특징 값들은 LDA분류기를 사용하여 보행단계가 인식된다. LDA는 클래스 간 분산과 클래스 내 분산의 비율을 최대화 하는 방식으로, 클래스를 선형적(linear)으로 분류한다.

Ⅳ. 실험 및 평가

4.1 실험 환경

4명의 정상인 피험자들은 오르막, 내리막 계단을 각각 50걸음씩 걷는다. 25걸음은 훈련데이터에, 25걸음은 입력데이터에 사용된다. 실험에 사용된 계단은 그림 7과 같고, 계단의 길이는 가로 145cm, 세로 27cm, 높이 16cm이다. 걸음 속도는 한 걸음 당 평균 1500ms이다.

그림 8은 구성된 실험 장비와 시스템이다. 장비로는

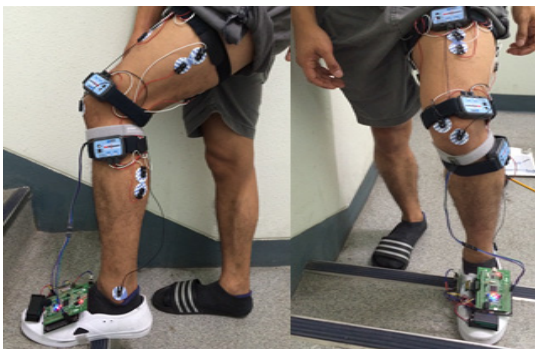

그림 7. 전극 부착위치 및 실험환경
Fig. 7. Experimental environment and electrode attached position.

그림 8. 실험 장비 및 시스템
Fig. 8. Experimental devices and system.

BIOPAC BN-EMG 2대, STM32F4 DISCOVERY 2대, FLEXIForce A201 압력센서, E2BOX EBIMU-9DOFV2 AHRS센서를 사용하였다. 먼저, BN-EMG로부터 얻은 근전도 신호는 이더넷을 통해 PC로 전송된다. 동시에 수집단말기(STM32F4)에는 압력센서와 AHRS센서를 장착하여 압력과 각도 데이터를 메인보드(STM32F4)로 전송한다. 메인보드에서는 이 데이터를 근전도 신호와 동기화시켜 PC로 전송한다.

4.2 실험결과

4.2.1 개별 근육 별 보행단계 인식률

실험에는 특징추출 알고리즘을 모두(단일특징)를 사용한 경우와 정확도가 높은 2개의 특징추출알고리즘(복수의 특징)을 사용한 경우로 비교하였다. 복수의 특징은 LDA 분류기를 사용하여 보행단계를 인식할 때, 2개의 특징 값들을 사용하여 분류하는 방식이다. 이는 시간영역 특징추출 기법들 중 근전도 신호에 대해 비슷한 정보를 가진 특징 기법끼리 조합함으로써 특징 공간의 차이를 줄이며 더 많은 양의 클래스 정보를 얻을 수 있다.[13] 특징은 RMS+VAR, MAV+SSC, WAMP+ZC으로 조합하여 실험하였다.

그림 9는 단일특징을 사용하여 피험자(Subject)의 근육 별 오르막/내리막 보행단계 인식률을 입각기/유각기로 나타낸 그래프이다. 실험 결과, 4명의 피험자들은 근육 발달도 및 활성도가 다르기 때문에 근육마다 인식률에 차이가 나타났다. 또한, 단일 특징을 사용했을 때, 근육 별 보행단계 인식률이 피험자마다 편차가 큰 것을 확인하였다.

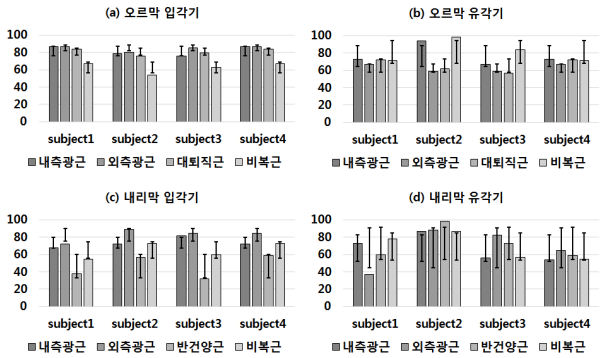

그림 9. 단일 특징을 사용한 개별 근육 별 인식률 (a)오르막 입각기 (b)오르막 유각기 (c)내리막 입각기 (d)내리막 유각기
Fig. 9. Classification accuracy of gait phase per muscle of human subject using single feature (a)Stance of ascending (b)Swing of ascending (c)Stance of descending (d)Swing of descending

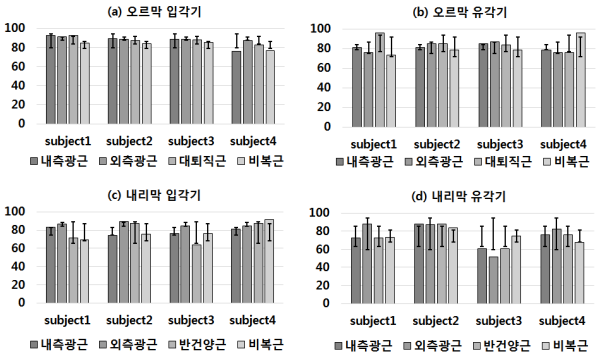

그림 10. 복수의 특징을 사용한 개별 근육 별 인식률 (a) 오르막 입각기 (b)오르막 유각기 (c)내리막 입각기 (d)내리막 유각기
Fig. 10. Classification accuracy of gait phase per muscle of human subject using multiple features (a)Stance of ascending (b)Swing of ascending (c)Stance of descending (d)Swing of descending.

반면, 그림 10은 복수의 특징을 사용하여 피험자의 근육 별 오르막/내리막 보행단계 인식률을 입각기/유각기로 나타낸 그림이다. 관찰 결과, 그림 9의 단일 특징과 다르게 복수의 특징을 사용하였을 때, 보행단계 인식률이 보다 향상되었다. 또한, 모든 특징을 사용하지 않고 유사한 클래스 정보를 가진 특징 기법끼리 조합하여 사용함으로써 피험자마다 인식률의 편차가 적게 나타난 것을 확인하였다.

4.2.2 선행연구와 제안하는 방법의 인식률 비교

물리센서를 사용하여 보행단계만을 나눈 기존연구와

는 달리, 선행연구와 본 논문에서는 훈련단계에서 센서를 이용하여 보행범위를 생성하고, 인식단계에서 근전도 신호만을 이용하여 보행단계의 인식률을 산출한다.

선행연구와 본 연구를 통해 계단에서 사용되는 근육과 적합한 훈련데이터 생성 범위를 고찰하기 위해 두 방법의 보행단계 인식률을 확인하였다. 먼저, 선행 연구는 허벅지 근육 4채널을 사용하였다.[12] 본 논문에서는 허벅지 3채널과 종아리 1채널을 사용하였다. 훈련데이터 생성 범위는 선행 연구에서 오르막 보행을 입각기 2단계, 유각기 2단계로 분류하였고, 본 논문에서는 입각기 3단계, 유각기 1단계로 분류하였다. 내리막 보행은 선행 연구에서 Weight acceptance와 Forward continuance를 한 단계로 축소하고, 본 논문에서는 Forward continuance와 Controlled lowering을 축소하여 4단계로 분류하였다.

그림 11은 두 방법을 통해 얻은 보행단계 인식률이다. 선행연구에서 오르막 보행 평균(편차)은 58.5%(±17.63), 내리막 보행 평균(편차)은 35.3%(±1.41)의 인식률을 보였다.[12] 제안하는 방법의 단일 특징을 사용할 경우, 오르막 보행은 76.1%(±6.80), 내리막 보행은 61.5%(±9.01)을 보였다. 복수의 특징을 사용할 경우, 오르막 보행은 85.6%(±5.19), 내리막 보행은 69.5%(±5.40)의 인식률을 나타낸다. 인식률은 피험자들의 전체 근육에 대한 보행단계 인식률로 계산된다.

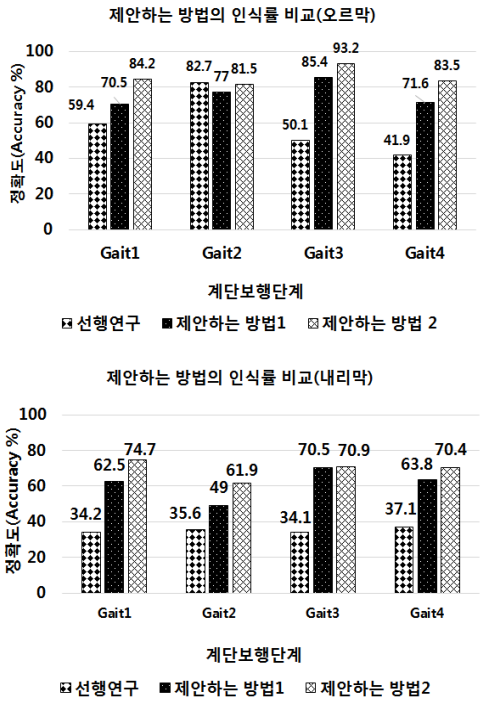

그림 11. 제안하는 방법의 인식률 비교
Fig. 11. Comparison of accuracy between the proposed method and the preliminary study

보행단계 인식률을 관찰한 결과, 전체적으로 제안하는 방법이 선행연구의 보행단계 인식률보다 앞선 것을 확인할 수 있었다. 또한, 계단에서 사용되는 근육과 적합한 훈련데이터 생성 범위를 분석할 수 있었다. 그러나 오르막 Gait 2는 선행연구가 제안하는 방법보다 보행단계 인식률이 약 1.2% 가량 높게 나타났다. 하지만, 일원배치 분산분석(one-way ANOVA)을 사용하여 통계처리를 해본 결과, 오르막 보행에서 선행연구는 F비 44.77, F기각치 6.591, p-value 0.001(유의수준 0.05); 제안하는 방법 1은 F비 7.424, F기각치 3.490, p-value 0.004를 나타내었다. 따라서 선행연구와 제안하는 방법 1의 결과가 통계적으로 유의하지 않았다. 반면, 제안하는 방법 2는 F비 1.635, F기각치 3.490, p-value 0.233(유의수준 0.05)로 통계적으로 유의하다는 것을 검증하였다. 내리막 보행에서는 세 방법 모두 F비가 F기각치보다 작고, p-value가 0.05보다 작았다.

V. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 근전도 신호만으로 오르막과 내리막 계단보행을 각각 4단계로 분류하는 방법을 제안하였다. 결과적으로 개별 근육 별 보행단계의 평균 인식률을 분석함으로써 각 보행단계에 도움이 되는 근육과 그렇지 않은 근육을 확인할 수 있었다. 또한, 계단보행에서 사용하는 근육과 보행단계 범위를 다르게 함으로써 인식률을 비교하였다. 마지막으로 특징조합을 사용하여 단일 특징기법보다 오르막 보행에서 약 9%, 내리막 보행에서 약 8% 인식률이 증가한 것을 확인할 수 있었다.

향후 연구로는 인식기 및 특징추출방법에 대한 보완과 더불어, 피험자들에게 사전 보행 훈련을 실시하여 데이터의 신뢰도를 향상시킬 필요가 있다고 판단된다. 따라서 제안하는 알고리즘과 함께 근전도 신호 기반 동력의족 제어를 위해 인식률을 향상시킬 수 있는 다양한 방법에 대해 연구할 계획이다.

REFERENCE

[1] H-J. Cho, K-H. Kang, H-C. Park, M-S. Kang, Y-S. Choi, T-K. Kim, S-J. Yoon, "Effect of Inclined Backward and Forward Walking Training on Muscle Strength and Electromyographic Activity", Journal of the Society of Living Environment System of Korea, Vol.16, No.2, pp186-193, April 2009.

[2] J-Y. Jung, Y-S. Yang, Y-W. Won, J-J Kim, "Development of Wireless Ambulatory Measurement System based on Inertial Sensors for Gait Analysis and its Application for Diagnosis on Elderly People with Diabetes Mellitus", Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea, Vol.48, No.2, pp38-46, March 2011.

[3] J-Y. Lee, K-J. Lee, Y-H. Kim, S-H. Lee, S-W. Park, "Development of Gait Analysis Algorithm for Hemiplegic Patients based on Accelerometry", Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea, Vol.41, No.4, pp.231-240, July 2004.

[4] M-G. Chae, J-Y. Jung, C-J. Park, I-H. Jang, H-S. Park, "Gait Phases Classification using Joint angle and Ground Reaction Force: Application of Backpropagation Neural Networks", Journal of Institute of Control & Robotics and Systems, Vol.18, No.7, pp.644-649, July 2012.

[5] J-H. Ryu, D-H. Kim, "sEMG Signal Based Gait Phase Recognition Method for Selecting Features and Channels Adaptively", Journal of The Rehabilitation Engineering and Assistive Technology Society, Vol.7, No.2, pp.19-26, December 2013.

[6] Alison C. Novak, Samantha M. Reid, Patrick A. Costigan, Brenda Brouwer "Stair negotiation alters stability in older adults", Lower Extremity Review, October 2010

[7] H-S. Cho, Y-H. Chang, J-C Ryu, M-S. Mun, C-B. Kim, "Analysis of Stair walking characteristics for the development of Exoskeletal walking Assist Robot", Journal of The Rehabilitation Engineering and Assistive Technology Society of Korea, Vol.6, No.2, pp.15-22, December 2012.

[8] E-S. Kim, "Trajectory Generation Schemes for Bipedal Ascending and Descending Stairs using Genetic Algorithm(GA)", University of Dong-A, February 2010.

[9] H.Huang, T.A. Kuiken and R.D. Lipschutz, "A Strategy for Identifying Locomotion Modes Using Surface Electromyography," The Journal of Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, Vol. 56, No.1, pp.65-73,January 2009.

[10] A.Phinyomark, S.Hirunviriya, C.Limsakul, P.Phukpattaranont, "Evaluation of EMG Feature Extraction for Hand Movement Recognition Based on Euclidean Distance and Standard Deviation", in Proc. of ECTI-CON Conf. on 2010 International Conference, pp.856-860, Chiang Mai, Thailand, May 2010.

[11] Boris I. Prilutsky, Ludmila N. Petrova, Leonid M. Raitsin, "Comparison of Mechanical energy expenditure of joint moments and muscle forces during human locomotion", The Journal of Biomechanics, Vol.29, No.4, pp.405-415, April 1996.

[12] S-H. Kim, J-H. Ryu, D-H. Kim, "Gait phase classification for Stair walking using Feature Extraction and Muscle selection based on EMG Signals", in Proc. of IEEK Conf. on Summer Conference, Vol.37, No.1, pp.1053-1056, Jeju, Korea, June 2014.

[13] A.Phinyomark, P.Phukpattaranont, C.Limsakul, "Feature reduction and selection for EMG signal classification", The Journal of Expert Systems with Applications, Vol.39, No.8, pp.7420-7431, June 2012.

저 자 소 개

이 미 란(학생회원)
2013년 인천대학교
컴퓨터공학과 학사
2014년～현재 인하대학교
전자공학과 석사 과정
<주관심분야 : 임베디드 시스템, 생체신호 처리 및 활용, BCI>

김 상 호(학생회원)
2014년 인하대학교
전자공학과 학사
2014년～현재 인하대학교
전자공학과 석사 과정
<주관심분야 : 임베디드 시스템, 생체신호 처리 및 활용, BCI>

류 재 환(학생회원)
2013년 인하대학교
전자공학과 석사
2013년～현재 인하대학교
전자공학과 박사 과정
<주관심분야 : 임베디드 시스템, 초분광영상 처리 및 활용, 데이터베이스, 생체신호 처리 및 활용, BCI>

김 덕 환(정회원)-교신저자
2003년 한국과학기술원
컴퓨터공학 박사
2006년～현재 인하대학교
전자공학과 교수
<주관심분야 : 스토리지 시스템, 임베디드 시스템, 시각정보처리, 데이터베이스, BCI>