적응적으로 특징과 채널을 선택하는 sEMG 신호기반 보행단계 인식기법

sEMG Signal based Gait Phase Recognition Method for Selecting Features and Channels Adaptively

류재환, 김덕환*
J. H. Ryu, D. H. Kim

요 약

본 논문에서는 다수의 특징 값 중에서 적합한 특징 및 채널을 선택하는 sEMG 신호기반 보행단계 인식 기법을 제안한다. 제안하는 방법은 sEMG 신호 기반 분류기를 이용하여 하지 절단 환자의 동력의족을 제어하며, 적응적으로 특징 및 채널들을 선택하여 임베디드 시스템의 신호처리과정에서 발생하는 오버헤드를 감소시킨다. 또한 피험자의 보행 습관에 따라 근육 발달도가 다르다는 특성을 이용하여 피험자의 보행단계에 따라 사용 빈도가 높은 근육과 특징 추출 알고리즘을 선택함으로서 정확도를 향상시킨다. 실험 결과 피험자마다 인식율이 높은 근육이 다르다는 것을 발견하였다. 또한 모든 특징들과 채널들을 이용하는 기존 방법의 경우 50%의 평균정확도를 보인 반면에 제안한 방법은 91%의 평균정확도를 보였다. 따라서 소수의 발달된 근육과 이에 맞는 특징을 사용한 sEMG기반 보행단계인식 방법이 하지절단환자의 동력의족을 제어하는 데 적용될 수 있음을 확인하였다.

ABSTRACT

This paper propose a surface EMG signal based gait phase recognition method that selects features and channels adaptively. The proposed method can be used to control powered artificial prosthetic for lower limb amputees and can reduce overhead in real-time pattern recognition by selecting adaptive channels and features in an embedded device. The method can enhance the classification accuracy by adaptively selecting channels and features based on sensitivity and specificity of each subject because EMG signal patterns may vary according to subject's locomotion convention. In the experiments, we found that the muscles with highest recognition rate are different between human subjects. The results also show that the average accuracy of the proposed method is about 91% whereas those of existing methods using all channels and/or features is about 50%. Therefore we assure that sEMG signal based gait phase recognition using small number of adaptive muscles and corresponding features can be applied to control powered artificial prosthetic for lower limb amputees.

Keyword : EMG Signal, Power artificial prosthetic, Channel selection, Feature selection, Gait phase recognition, Bio-Signal, Rehabilitation Program, Data Management

접 수 일 : 2013.11.20
심사완료일 : 2013.12.10
게재확정일 : 2013.12.20
류재환 : 인하대학교 전자공학과 박사과정
yjh1210@iesl.inha.ac.kr (주저자)
* 김덕환 : 인하대학교 전자공학과 교수
dokhwan@inha.ac.kr (교신저자)

※ 본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신산업진흥원의 IT융합 고급인력과정 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (NIPA-2013-H0401-13-1006)
※ 이 논문은 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 중점연구소 지원사업으로 수행된 연구임 (2010-0020163)

1. 서론

최근 하지 절단 환자들의 보행을 보조하기 위한 연구들이 활발히 진행되고 있다. 대표적으로 무릎 각도, 압력 등의 물리적인 센서를 이용한 대퇴 동력 의지가 있다[1]. 하지만 물리적인 센서를 이용한 대퇴 동력의지는 사전에 훈련된 보행 속도만 재현된다는 단점이 있다. 따라서 동력의지에 사람이 이끌려 가는 느낌을 받을 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 최근 생체신호인 EMG(Electromyogra-m) 신호를 이용한 동력의족 연구가 진행 중에 있다[2-4]. EMG 신호는 근육의 활동전위를 기록하는 것으로 근육별 활동량, 피로도, 신경 속도 등을 정량적으로 측정할 수 있다[5]. 따라서 EMG 신호는 사용자의 의사를 통한 시스템 제어가 가능하다. 하지만 피부에 부착하여 사용되는 sEMG(Surface EMG)는 피부, 다른 생체신호, 움직임, 전원 등의 노이즈로 인하여 보행단계가 아닌 물리적인 센서를 이용한 동력 의족에서 보행 모드를 인식하기 위한 보조적인 용도로 사용하기 위하여 연구되고 있다[6-8].

최근 sEMG 신호기반의 2개의 분류기와 분류 매트릭스를 이용한 4단계 보행단계 분석 기법이 개발되었다[9-10]. 이 연구에서는 앞꿈치와 뒷꿈치를 이용한 sEMG 신호기반 보행단계 인식기법을 통해 인식 알고리즘을 간소화 시키면서 처리 속도와 정확도가 향상된 실험결과를 발표하였다. 따라서 물리적인 센서를 사용하지 않더라도 sEMG 신호만을 이용한 보행단계 분석이 가능함을 확인하였다. 그러나 동력 의족의 제어를 담당하는 휴대용 임베디드 시스템에서 다수의 채널에서 입력되는 EMG 신호를 실시간으로 처리하는 것은 상당한 오버헤드가 발생할 수 있다. 부동소수점으로 구성된 EMG 신호 데이터로부터 특징을 추출하는 알고리즘과 정확도를 높이기 위한 인식 알고리즘은 많은 계산량과 처리시간을 필요로 한다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 적응적으로 특징 및 채널을 선택하는 sEMG 신호기반 분류기를 이용한 보행단계 인식 기법을 제안한다. 먼저 관찰을 통해 피험자의 보행 습관에 따라 근육 발달도가 다르며, 그에 따라 특징 추출 알고리즘별 정확도가 차이난다는 것을 발견하였다. 이에 따라 피험자의 보행단계에 따라 사용 빈도가 높은 근육과 특징을 선택하는 알고리즘을 제안한다. 보행단계 인식 기법은 먼저 훈련과정을 통해 각각의 피험자에 대해 보행단계별로 근육과 특징 추출 알고리즘의 모든 경우의 수만큼 분류기를 생성한다. 이때 분류기는 Heel이 지면과 닿았을 경우와 닿지 않았을 경우를 담당하는 Heel 분류기, Toe가 지면에 닿았을 경우와 닿지 않았을 경우를 담당하는 Toe 분류기를 생성한다. 이렇게 경우의 수만큼 생성된 분류기는 별도의 보행 데이터를 이용하여 각각 정확도를 계산한다. 마지막으로 각각의 경우에 대하여 정확도가 가장 높은 분류기를 보행인식 단계에 사용한다.

2. 관련연구

2.1 보행단계

인간의 보행 단계는 Stance 4단계와 Swing 4단계로 구분된다[11-12]. Stance는 기준이 되는 다리의 발바닥이 지면에 닿은 상태를 의미하여 Swing은 발바닥이 지면에서 떨어져 있는 상태다.

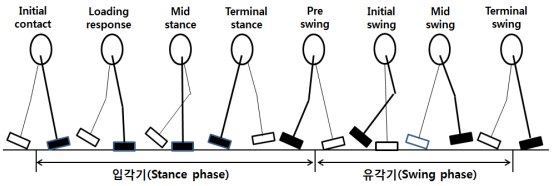

그림 1. 보행 8단계 도식도

Stance 단계는 그림 1에서 볼 수 있듯이 관절각과 지면에 닿은 발바닥의 위치에 따라 Initial Contact, Loading Response, Mid stance 및 Terminal stance로 구분된다. Swing은 관절각과 이 순간 속력에 따라 Pre Swing, Initial Swing, Mid Swing 및 Terminal Swing로 구분 된다. 본 논문에서는 보행 단계의 핵심이 되는 Stance 3단계인 Initial Contact, Mid Stnace 및 Terminal Stance으로 Swing은 1단계로 총 4단계를 구분한다.

2.2 기존의 EMG 신호 분석 방법

EMG 신호를 이용한 근활동 분석 방법에는 IEMG(Integrated EMG), Average Value, Peak, Mean Value, Threshold 등이 있다. IEMG는 특정 동작이 시작되고 끝날 때까지 측정된 신호를 적분을 하여 1개의 특징 값으로 변환하는 것이다. Average Value, Peak는 특정 동작이 시작되고 끝날 때까지 측정된 신호의 평균과 최대 값을 특징 값으로 추출한 것이다. Mean은 특정 동작이 시작되고

끝날 때까지 측정된 신호의 최대 값과 최소 값의 중앙에 위치한 값을 특징 값으로 추출한다. 마지막으로 Threshold는 근활성도에 따라 명령어를 정의해둔 뒤 기준이 넘을 때마다 명령어를 수행 또는 전송하는 방법이다. 즉 상 방향 1.3mv, 좌 방향 2.6mv로 설정했다면 주먹을 주었을 때 그 최대 값이 1.5mv가 나왔다면 상방향 명령어를 2.8mv가 나왔다면 좌방향 명령어를 전송하는 방법이다. 기존의 EMG 신호 분석 방법은 근활성도 측정을 위해 개발된 방법이다. 따라서 식이 간단하고 활성도에 초점이 맞추어져 있다. 따라서 보행 분석과 같이 복잡한 조합을 통해 패턴을 인식하는 방법에는 정확도가 낮은 단점이 있다.

2.3 신호처리 알고리즘을 이용한 EMG 신호 분석 방법

최근 팔, 보행, 허리 등의 동작 인식을 위하여 신호처리 알고리즘을 이용한 EMG 신호 분석 방법들이 제안되었다. 대표적으로 VAR(variance of EMG), wAMP(Willision amplitude), RMS(root mean square), MAV(mean absolutue), ZC(zero crossing), SSC(sign slope change) 등을 이용한 특징 추출 알고리즘이 있다. 각각 분산, 진폭의 평균, 실효치, 절대값의 평균, 반복횟수, 진폭의 기울기를 이용하여 특징 값으로 변환한다. 자세한 내용은 [14]을 통해 확인할 수 있다. 본 논문에서는 VAR, MAV, VAR, WAMP, ZC, SSC 총 6개의 특징 추출 알고리즘을 사용하여 특징 값으로 변환한다.

3. 제안하는 방법

적응적으로 특징과 채널을 선택하는 sEMG 신호기반 보행단계 인식 기법은 훈련과정, 채널 및 특징 추출 알고리즘 선택 과정 및 보행 인식 과정으로 나뉜다. 훈련 과정에서는 피험자별로 보행단계에 따라 4채널의 근육과 6개의 특징 추출 알고리즘을 이용하여 경우의 수만큼 분류기 그룹(Toe 분류기, Heel 분류기)을 생성한다. 채널 및 특징 추출 알고리즘 선택 과정에서는 생성된 분류기 그룹과 그에 이용하여 각각 새로운 데이터에 대한 인식 정확도를 계산한다. 그 후 보행단계별로 가장 높은 정확도를 보인 분류기 그룹과 그에 사용된 근육 및 특징을 선택한다. 보행 인식 과정에서는 선택된 근육과 특징 추출 알고리즘을 이용하여 입력된 EMG 신호를 특징 값으로 변환한다. 그 후 Toe와 Heel분류기를 이용하여 분류 결과를 얻고 Classification Matrix를 이용하여 보행 단계를 인식한다. 그림 2은 제안하는 보행단계 인식 알고리즘의 블록도이다.

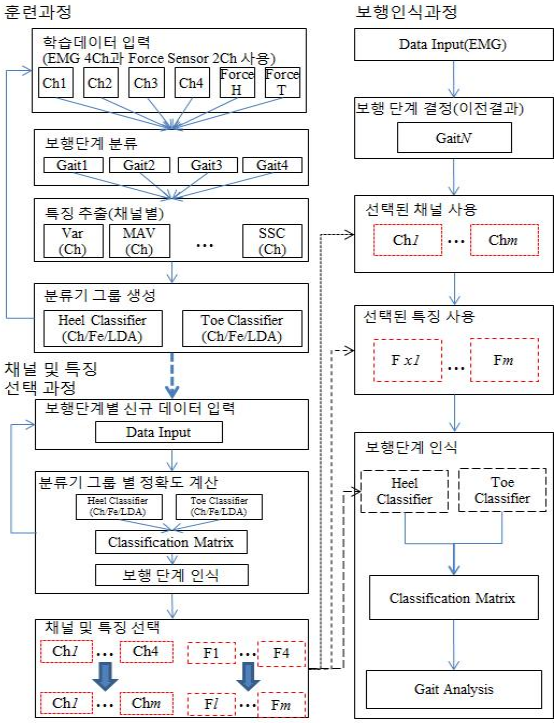

그림 2. 제안하는 방법의 블록도

3.1 훈련과정

훈련과정의 첫 번째 단계에서는 분류기 생성을 위하여 4채널 EMG신호와 2채널 압력센서 데이터 총 6채널의 신호를 입력받는다. 이때 2채널의 압력센서는 앞꿈치와 뒷꿈치에 각각 설치하여 눌렸을 경우와 눌리지 않았을 경우를 분류한다. 두 번째는 앞꿈치와 뒷꿈치에 설치한 압력센서를 이용하여 보행단계를 인식한다. 즉 뒷꿈치가 지면과 닿고 앞꿈치가 지면과 떨어져 있는 상태를 Initial Contact, 뒷꿈치와 앞꿈치 모두 지면과 닿은 상태를 Mid Stance, 뒷꿈치가 지면과 떨어지고 앞꿈치가 지면과 닿은 상태를 Terminal Stance, 앞꿈치와 뒷꿈치가 모두 지면과 떨어진 상태를 Swing으로 분류한다. 세 번째는 보행단계에 따라 각각 특징 추출 알고리즘을 적용하여 4채널의 EMG 신호를 특징 값으로 변환한다. 이때 사용되는 특징 추출알고리즘은 VAR(variance), WL(waveform length), RMS(root mean square), MAV(mean absolutue), ZC(zero crossing), SSC(Slope Sign Changes) 총 6개가 사용됐다. 네 번째는 특징 값으로 변환된 EMG신호를

LDA를 이용하여 각각의 보행단계에 따라 Heel분류기, Toe분류기를 생성한다. 이때 분류기는 보행 단계별로 근육 4채널과 특징 추출 알고리즘 6개의 조합을 통해 24개의 분류기 그룹(Heel 분류기, Toe분류기)이 생성된다. 따라서 총 4가지 보행단계를 인식하기 위한 분류기 그룹의 개수는 96개이다.

3.2 채널 및 특징 선택 과정

채널 및 선택 과정의 첫 번째는 보행단계에 따라 훈련과정에서 사용된 보행주기와 동일한 주기의 EMG 신호를 입력받는다. 두 번째는 새로 입력된 EMG 신호를 훈련과정과 동일한 특징 추출 알고리즘을 사용하여 특징 값으로 변환한다. 네 번째는 새로 입력된 데이터를 보행단계별로 분류기 그룹에 입력한 뒤 정확도를 계산한다. 이때 보행 인식에는 Classification Matrix를 이용하고 이에 대한 자세한 설명은 3.3에서 하도록 하겠다. 즉 훈련단계에서 보행단계별로 생성된 24개의 분류기 그룹에 대하여 정확도를 계산한다. 마지막 다섯 번째는 보행단계에 따라 정확도가 가장 높게 나오는 분류기 그룹을 보행인식 단계에 사용하도록 선택하고, 선택된 분류기 그룹에서 사용된 채널과 특징 추출 알고리즘을 보행단계 인식 기법에서 사용한다.

3.3 보행 인식과정

보행 인식과정의 첫 번째는 훈련과정 중 선택된 보행동작에 따라 채널과 특징추출 알고리즘을 이용하여 특징 값으로 변환한다. 두 번째는 채널 및 특징 추출 알고리즘 선택과정에서 선택된 분류기 그룹(Heel분류기와 Toe 분류기)를 이용하여 분류 결과를 얻는다. 마지막 세 번째는 분류기 그룹인 Heel 분류기와 Toe 분류기를 통해 얻은 결과를 Classification Matrix를 이용하여 4단계로 분류한다. Classification Matrix는 Heel분류기와 Toe분류기를 이용해 각각 지면과 닿았을 경우와 닿지 않았을 경우에 대한 경우의 수를 이용하여 보행을 인식한다.

Heel/Toe	0	1
0	Swing	Heel off
1	Heel Strike	Mid stance

그림 3. Classification Matrix

그림 3은 Classification Matrix을 통해 분류되는 동작을 정리한 표이다.

Classification Matrix는 총 4단계를 분류하며 Stance 3단계와 Swing 1단계를 구분한다. 이때 보행은 항상 순서대로 진행되기 때문에 현재 보행단계가 인식될 시 다음 보행단계에서는 그에 해당하는 분류기를 선택하고 분류기 생성에 사용된 채널과 특징 추출 알고리즘을 이용하여 신호를 특징 값으로 변환한다. 즉 현재 Mid Stance에 대한 결과를 얻었다면 다음에 입력되는 EMG 신호는 Terminal Stance 분류기 그룹을 선택하고 분류기 생성에 사용된 채널과 특징 추출알고리즘을 이용하여 특징 값으로 변환한다.

4. 실험결과 및 분석

4.1 실험환경

EMG 신호 측정 장비에는 BIOPAC사의 BM-EMG2 (2Ch) 2대를 사용하여 총 4채널을 취득하였다. 근육 부착 위치는 참고문헌을 통하여 보행 시 근육 활성도가 높게 나오는 부위 4곳(Rectus femoris, Vastus lateralis, Vastus medialis, Semitendinosus)을 사용하였다[6,10,12-13]. 훈련 단계에서는 EMG 신호와 함께 보행 단계를 구분하기 위하여 앞꿈치와 뒷꿈치에 설치한 압력센서 2채널을 동시에 취득하였다. 그림 4은 피험자1에게서 측정한 보행 4주기 동안의 4ch EMG 신호와 2ch 압력 센서 데이터이다.

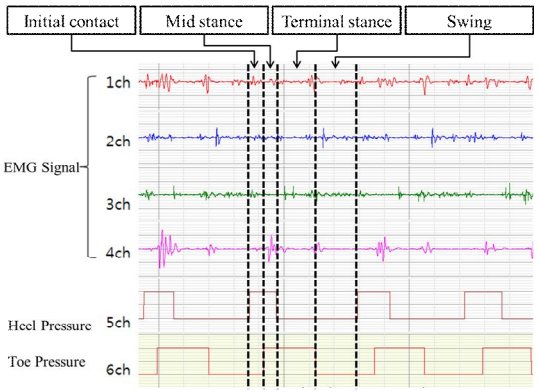

그림 4. 피험자 1에 대한 채널별 입력 신호

이때 압력 센서로부터 입력되는 데이터는 5Kg을 초과할 시 1로 변환하여 최종적으로 1과 0으로 취득하였다. 개발 프로그램은 Matlab 2013을 이용하였다. 실험에는 총 5명의 피험자가 참여했고 피험자당 120걸음을 사용하였으며 훈련단계에는 피험자당 40 걸음에 대한 데이터를 이용하였고, 채널 및

특징 선택단계에서 40걸음에 대한 데이터를 추가로 사용했다. 마지막으로 보행단계 인식 에서는 마지막 남은 40 걸음을 사용했다.

4.2 피험자의 보행단계에 따른 채널과 특징비교

피험자별 보행 습관에 따라 근육별 사용 빈도가 차이가 나는 것을 확인하기 위하여 보행단계에 따른 근육별 정확도를 측정하였다. 정확도는 식 (1)을 이용하여 계산하였다. 식 (1)에서 볼 수 있듯이 전체 보행걸음 수인 40번 중 보행단계별로 올바르게 인식된 개수를 나누고 백분율로 표시하기 위하여 100을 곱하였다.

$$\text{정확도}(Accuracy) = \frac{\text{올바르게 인식된 개수}}{\text{전체 보행 걸음 수}} \times 100(\%) \quad (1)$$

실험은 보행단계별로 근육에 따라 정확도를 각각 계산하였다. 표 1은 식 (1)을 이용하여 계산된 피험자의 보행단계에 따른 근육별 정확도에 대하여 가장 높은 정확도를 보인 근육을 정리하였다.

표 1. 피험자의 보행단계에 따른 가장 높은 정확도를 보인 근육

	Subject1	Subject2	Subject3	Subject4	Subject5
Gait1	Rectus femoris	Semitendinosus	Semitendinosus	Rectus femoris	Rectus femoris
Gait2	Semitendinosus	Vastus lateralis	Rectus femoris	Semitendinosus	Semitendinosus
Gait3	Rectus femoris	Rectus femoris	Vastus lateralis	Semitendinosus	Vastus medialis
Gait4	Semitendinosus	Semitendinosus	Rectus femoris	Vastus lateralis	Semitendinosus

표 1에서 볼 수 있듯이 피험자와 보행단계에 따라 가장 높은 정확도를 보인 근육이 차이가 있었다. Subject2의 경우 Gait1과 Gait4가 Semitendinosus였고, Gait2는 Vastus Lateralis, Gait3는 Rectus Femoris인 반면에 Subject3의 경우 Gait인 Semitendinosus, Gait2와 Gait4과 Rectus femoris, Gait3가 Vastus lateralis였다. 피험자 5명 모두 보행단계에 따라 공통적으로 높은 정확도를 보이는 근육이 존재하지 않았다. 따라서 피험자와 보행단계에 따라 근육별 발달도가 모두 다르다는 것을 확인하였다.

다음은 가장 높은 정확도를 보인 근육에 특징 추출 알고리즘을 각각 적용하여 정확도를 비교하였다. 표 2는 피험자의 보행단계별 가장 높은 정확도를 보인 특징 추출 알고리즘을 정리하였다.

표 2. 피험자의 보행단계에 따른 가장 높은 정확도를 보인 특징 추출 알고리즘

	Subject1	Subject2	Subject3	Subject4	Subject5
Gait1	ZC	ZC	MAV	WL	VAR
Gait2	VAR	MAV	ZC	RMS	SSC
Gait3	RMS	SSC	WL	WL	WL
Gait4	MAV	MAV	SSC	MAV	MAV

표 2에서 볼 수 있듯이 피험자와 보행단계에 따라 가장 높은 정확도를 보인 특징추출 알고리즘이 모두 다르다는 것을 확인하였다. Subject1의 경우 Gait1은 Zc, Gait2는 Var, Gait3는 Rms 및 Gait4는 Mav인 반면에 Subject3의 경우 Gait1은 MAV, Gait2는 Zc, Gait3는 WL, Gait4는 SSC로 모두 달랐다. 하지만 Gait4의 경우 Subject3를 제외하고 모든 피험자에게서 MAV가 가장 높은 정확도를 보였다. 실험결과 피험자별 보행 단계에 따른 근육별 정확도와 특징별 정확도가 모두 다르다는 것을 확인하였다.

4.3 적응적 채널 및 특징 선택에 따른 정확도

실험 4.2를 이용하여 얻게 된 근육별 정확도와 특징별 정확도를 이용하여 보행단계를 구분했다. 이 실험에서는 근육별 정확도와 특징별 정확도를 순위에 따라 적응적으로 채널과 특징을 조합한 분류기별 정확도를 측정하였다.

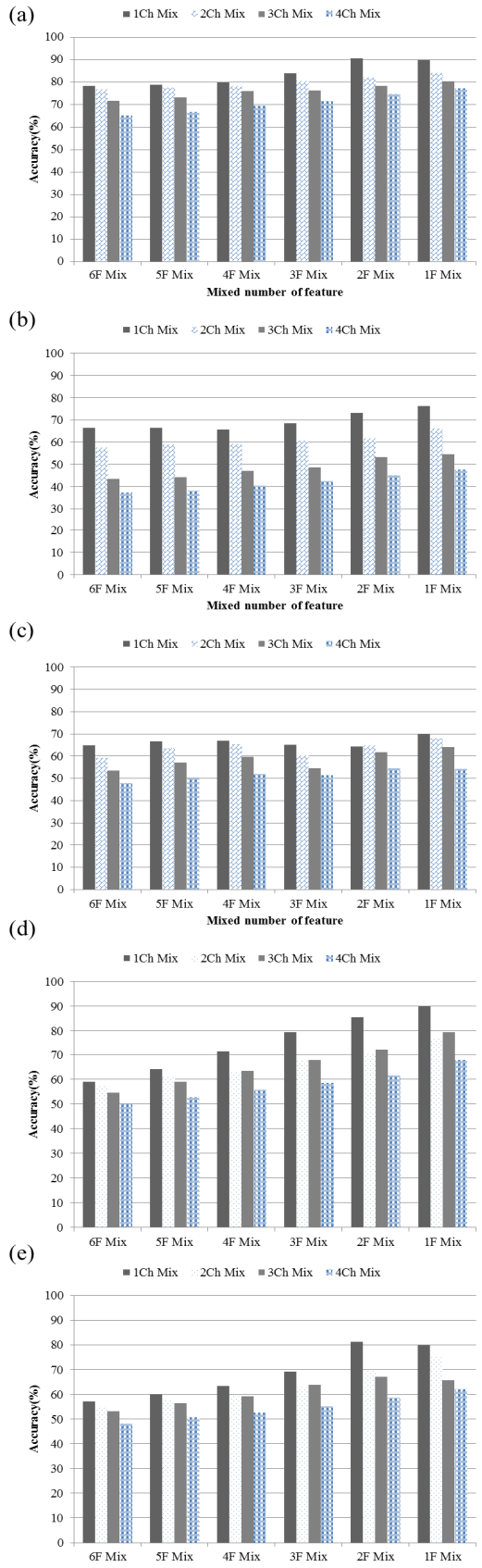

그림 5. 적응적 채널 및 특징 선택에 따른 피험자별 분류 정확도

그림 5에서 nCh Mix는 정확도 순위에 따른 채널 조합 개수이며 nF Mix는 정확도 순위에 따른 특징 추출 알고리즘 조합 개수이다. 즉 2Ch Mix_2F Mix는 정확도가 1순위와 2순위를 보인 근육을 사용하고, 정확도가 1순위와 2순위를 보인 특징 추출 알고리즘을 사용하여 생성된 분류기의 결과이다. 피험자 모두에게서 1Ch Mix일 때 정확도가 가장 높았다. 특징 추출 알고리즘은 1F Mix 또는 2F Mix가 가장 높은 정확도를 보였다. 피험자 1의 경우 그림 5-I(a)에서 볼 수 있듯이 1Ch Mix_2F Mix일 때 91%였으나, 4Ch Mix_2F Mix일 때 74%였다. 피험자 5의 경우 그림 5-(e)에서 볼 수 있듯이 1Ch Mix, 3F Mix 69%인 반면에, 1Ch Mix, 2F Mix와 1Ch Mix, 1F Mix모두 80%가 넘는 정확도를 보이면서 특징을 1개 또는 2개를 사용했을 때 10% 이상 정확도가 향상되었다. 특히 기존 방법인 4Ch Mix_6F Mix보다 1Ch Mix_1F Mix가 모든 피험자에게서 20% 높은 정확도를 보이면서 제안한 방법이 높은 정호가도를 보임을 확인하였다[6].

다음은 마지막으로 피험자 5명의 실험결과에 대해 평균을 계산하였다.

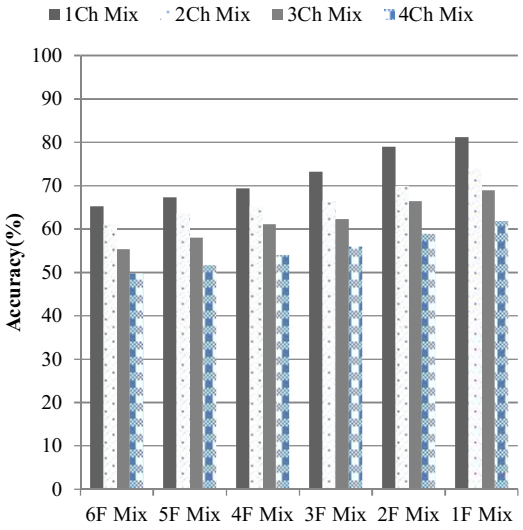

그림 6. 적응적 채널 및 특징 선택에 따른 모든 피험자의 평균 분류 정확도

1Ch Mix_1F Mix가 81%로 가장 높은 정확도를 보였고, 1Ch Mix_2F Mix 79%로 다음으로 높은 정확도를 보였다. 하지만 1Ch Mix_3F Mix의 경우 73%의 정확도를 보이면서 약 6%정도 정확도가 감소된 것을 볼 수 있었다. 하지만 채널 결합의 경우 2Ch Mix_1F Mix가 74%를 2Ch Mix_2F Mix가 70%를 보이면서 채널을 1개만 사용했을 경우보다 약 10%정도 감소하였다. 특히 기존 방법인 4Ch Mix_6F Mix의 경우 50%의 정확도를 보이면서 보행단계 인식 방법으로는 부적합하다는 것을 확인하였다. 실험결과 가장 정확도가 높게나오는 1개의 채널만을 사용했을 때 정확도가 가장 높았으며, 특징의 경우 1개 또는 2개를 사용했을 때 가장 정확도가 높게 나온다는 것을 확인하였다.

5. 결론 및 향후 연구 방향

물리적인 센서가 아닌 EMG만을 이용하여 보행 단계 인식을 위한 적응적 특징 및 채널 선택을 이용한 sEMG 신호기반 보행단계 분류 방법을 제안하였다. 본 논문의 중요한 내용을 정리하면 다음과 같다.

첫째, 물리적인 센서를 사용하지 않고 EMG만을 이용하여 평균 80%가 넘는 보행 단계 인식률을 보였다. 따라서 EMG만을 이용하여 보행단계를 인식하는 것이 가능함을 확인하였다.

둘째, 피험자의 근육 발달 정도에 따라 채널과 특징을 선택함으로써 사용자에 따라 최적화된 보행단계 인식 기법을 제안했다. 기존 방법인 모든 근육과 특징을 이용한 방법의 경우 50%의 정확도를 보이면서 보행단계 인식 기법으로는 적합하지 않음을 확인했다. 하지만 본 논문에서 제안한 방법은 피험자의 보행 습관에 따라 보행단계별로 가장 사용도가 높은 근육을 선별하고 정확도가 높게 나오는 특징을 이용함으로 써 최대 90%의 정확도를 보였다.

셋째, 적응적 채널 기법을 통하여 초당 4000개의 입력 데이터를 1000개로 감소시켰고, 적응적 특징 선택 기법을 이용하여 특징 변환 개수를 6개에서 3개 이하로 감소시켰다. 따라서 임베디드 시스템 환경에서 오버헤드를 감소시키고 처리속도를 향상시킬 수 있다.

향 후 연구로 동력 의족을 직접 설계 및 제작하고 본 논문에서 제안하는 알고리즘을 탑재할 예정이다. 또한 동력의족 구동 결과를 바탕으로 알고리즘을 최적화 시키고, 실제 하지 절단 환자를 대상으로 임상실험을 진행할 것이다.

참 고 문 헌

[1] E.C. Martinez-Villalpando and H. Herr, "Agonist-antaagonist active knee prosthesis: A preliminary study in level-ground walking," Journal of Rehabilitation Research & Development, Vol. 46, pp.361-373, 2009.

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

[4] E.N. Kamavuako, J.C. Rosenvang, R. Horup, W. Jensen, D. Farina, and K.B. Englehart, "Surface Versus Untargeted Intramuscular EMG Based Classification of Simultaneous and Dynamically Changing Movements," IEEE Transactions on neural systems and rehabilitation engineering, Vol. 21, No. 6, pp. 992-998, 2013.

[5] 유재환, 이동훈, 김덕환, "다중 분류 SVM을 이용한 sEMG 신호 기반의 손동작 식별 방법", 제주 컴퓨터 및 정보과학 학술대회 논문집, 제 6권, 2호, pp.51-53, 2012.

[6] L.J. Hargrove, A.M. Simon, A.J. Young, R.D. Lipschutz, S.B. Finucane, D.G. Smith, and T.A. kuiken, "Robotic Leg Control with EMG Decoding in an Amputee with Nerve Transfers," The New ENGLAND JOURNAL of MEDICINE, Vol. 369, No 13, pp.1237-1242, 2013.

[7] A.J. Young, L.H. Smith, E.J. Rouse, and L.J. Hargrove, "Classification of Simultaneous Movements Using Surface EMG Pattern Recognition,", IEEE Transactions on biomedical engineering, Vol. 60, No. 5, pp. 1250-1258, 2013.

[8] L.J. Hargrove, A.M. Simon, R. Lipschutz, S.B. Finucane, and T.A. Kuiken, "Non-weight-bearing neural control of a powered transfemoral prosthesis," Journal of Neuro Engineering and Rehabilitation, Vol. 10, No. 1(Online Published), pp. 1-11, 2013.

[9] 유재환, 정석화, 김덕환, "sEMG신호기반 2단계 LDA 분류기를 이용한 보행단계 인식", 2013년도 대한전자공학회 하계종합학술대회 논문집, 제36권 1호, pp.1009-1012, 2013.

[10] 유재환, 김덕환, "적응적 특징 및 채널 선택을 이용한 sEMG 신호기반 분류기를 이용한 보행단계 인식 기법sEMG신호기반 2단계 LDA 분류기를 이용한 보행단계 인식", 2013년도 대한재활복지공학회 추계 학술대회 논문집, 제7권 2호, pp.217-220, 2013.

[11] A.N. Donald, and N. David, "Kinesiology of the Musculoskeletal System," Mosby, 2009.

[12] 조규권, 김유신, 김은정, “파워워킹과 일반보행의 운동학적 및 EMG 비교 분석,” 한국운동역학회지, Vol. 16, No. 2, pp.85-95, 2006.
[13] 박민화, 소하주, 김성현, 김동욱, “진동 체성감각 자극의 적용에 의하여 변화하는 보행 중 EMG 패턴에 관한 연구,” 한국정밀공학회 2013년도 춘계학술대회 논문집, pp.1141-1142, 2013.
[14] D. Tkach, H. Huang, and T.A. Kuiken, “RSetseuardchy of stability of time-domain features for electromyographic pattern recognition,“, Jounal of Neuro Engineering and Rehabilitation, Vol. 5, pp.7-21, 2010.

류 재 환

2010년 2월 부천대학 정보통신과 졸업(전문학사)
2013년 2월 인하대학교 전자공학과 졸업(석사)
2012년 - 현재 인하대학교 전자공학과 박사 과정

관심분야 : 재활공학, 생체신호처리, 임베디드 시스템, 초분광영상 처리 및 활용

김 덕 환

1995년 2월 한국과학기술원 컴퓨터 공학 졸업(석사)
2003년 2월 한국과학기술원 컴퓨터 공학 졸업(박사)
2006년 - 현재 인하대학교 전자공학부 교수

관심분야 : 임베디드 시스템, 재활공학, 스토리지 시스템 생체신호처리