



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0152725
(43) 공개일자 2022년11월17일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/397 (2021.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/11 (2006.01) A61F 2/50 (2006.01)
A61F 2/72 (2006.01) G16H 50/20 (2018.01)

(52) CPC특허분류
A61B 5/397 (2021.01)
A61B 5/112 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2021-0060002
(22) 출원일자 2021년05월10일
심사청구일자 2021년05월10일

(71) 출원인
서강대학교산학협력단
서울특별시 마포구 백범로 35 (신수동, 서강대학교)

(72) 발명자
신충수
서울특별시 마포구 백범로 35, AS608B
김판권
서울특별시 서대문구 신촌로 109 신촌르메이에르
타운5 816호

이진규
서울특별시 마포구 광성로6안길 17 신촌숲아이파크 106동 1402호

(74) 대리인
이지연

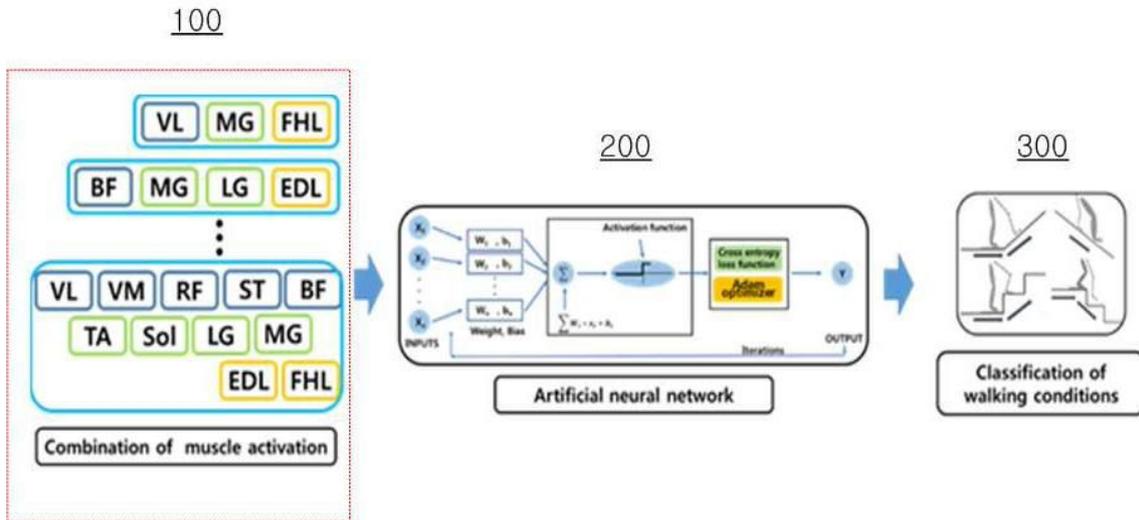
전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 발명의 명칭 **인공신경망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 방법과 그 장치**

(57) 요약

본 발명은, 표면근전도 센서를 이용하여 사용자의 각 보행환경마다 보행시의 하지근육의 근활성도 데이터를 수집하는 단계; 및 상기 수집된 근활성도 데이터를 입력값으로 하여 인공신경망을 통해 상기 사용자의 보행환경을 추정하는 단계;를 포함하는 인공신경망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 방법과 그 장치를 제공한다.

대표도



(52) CPC특허분류

- A61B 5/4851* (2021.01)
- A61B 5/6811* (2013.01)
- A61B 5/7264* (2013.01)
- A61B 5/7275* (2013.01)
- A61F 2/72* (2021.08)
- A61H 3/00* (2013.01)
- G16H 50/20* (2018.01)
- A61F 2002/5036* (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711113647
과제번호	2018R1A2B6002201
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	중견연구자지원사업
연구과제명	딥러닝 기법을 적용한 생체신호 기반 보행환경 전환 조기감지알고리즘과 건축
기 여 율	1/1
과제수행기관명	서강대학교 산학협력단
연구기간	2020.03.01 ~ 2021.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

표면근전도 센서를 이용하여 사용자의 각 보행환경마다 보행시의 하지근육의 근활성도 데이터를 수집하는 단계; 및

상기 수집된 근활성도 데이터를 입력값으로 하여 인공신경망을 통해 상기 사용자의 보행환경을 추정하는 단계; 를 포함하는 것을 특징으로 하는 인공신경망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 표면근전도 센서는 상기 하지근육에서 내측 비복근(MG), 외측 비복근(LG), 비장근(so1)에 부착하고, 보행시의 근활성도 데이터를 측정하는 것을 특징으로 하는 인공신경망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 표면근전도 센서는 상기 하지근육에서 대퇴직근(RF), 내측광근(VM), 외측광근(VL), 반막양근(ST), 대퇴이두근(BF), 전경골근(TA), 비장근(So1), 내측비복근(MG), 외측비복근(LG), 장모지골근(FHL) 및 장지신근(EDL)에 부착하고, 보행시의 근활성도 데이터를 측정하는 것을 특징으로 하는 인공신경망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 근활성도 데이터는 가 보행환경에서 보행시 입각기 동안의 데이터를 수집한 것을 특징으로 하는 인공신경망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 인공신경망은 ANN을 사용한 학습 모델로서,

각 보행 환경의 근활성도 데이터의 입력 레이어, 단일 은닉 레이어, 5개의 출력 레이어를 가지며,

상기 출력 레이어는 평평한 지면 걷기, 계단 상승, 계단 하강, 오르막 걷기 및 내리막 걷기의 5개의 출력노드를 갖는 것을 특징으로 하는 인공신경망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 방법.

청구항 6

표면근전도 센서를 이용하여 사용자의 각 보행환경마다 보행시의 하지근육의 근활성도 데이터를 수집하는 데이터 수집부와;

상기 데이터 수집부를 통해 수집된 근활성도 데이터에 대해 필터링 및 정류하는 데이터 처리부와;

상기 데이터 처리부를 통해 처리된 근활성도 데이터를 입력값으로 하여 인공신경망을 통해 상기 사용자의 보행환경을 추정하고 분류하는 보행환경 추정 및 분류부를 포함하는 것을 특징으로 하는 인공신경망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 장치.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 표면근전도 센서는 상기 하지근육에서 내측 비복근(MG), 외측 비복근(LG), 비장근(sol)에 부착하고, 보행시의 근활성도 데이터를 측정하는 것을 특징으로 하는 인공지능망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 장치.

청구항 8

제6항에 있어서,

상기 표면근전도 센서는 상기 하지근육에서 대퇴직근(RF), 내측광근(VM), 외측광근(VL), 반막양근(ST), 대퇴이두근(BF), 전경골근(TA), 비장근(Sol), 내측비복근(MG), 외측비복근(LG), 장모지골근(FHL) 및 장지신근(EDL)에 부착하고, 보행시의 근활성도 데이터를 측정하는 것을 특징으로 하는 인공지능망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 장치.

청구항 9

제6항에 있어서,

상기 근활성도 데이터는 가 보행환경에서 보행시 입각기 동안의 데이터를 수집한 것을 특징으로 하는 인공지능망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 장치.

청구항 10

제6항에 있어서,

상기 데이터 처리부는

상기 근활성도 데이터는 20 ~ 500 Hz에서 필터를 통과한 다음 전파(full-wave) 정류되고,

정류된 근활성도 데이터는 이후 10Hz에서 저역 통과 필터를 통과하며,

처리된 근활성도 데이터는 평지 보행 중에 피크 표면근전도 진폭으로 정규화되는 것을 특징으로 하는 인공지능망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 장치.

청구항 11

제6항에 있어서,

상기 인공지능망은 ANN을 사용한 학습 모델로서,

각 보행 환경의 근활성도 데이터의 입력 레이어, 단일 은닉 레이어, 5개의 출력 레이어를 가지며,

상기 출력 레이어는 평평한 지면 걷기, 계단 상승, 계단 하강, 오르막 걷기 및 내리막 걷기의 5개의 출력노드를 갖는 것을 특징으로 하는 인공지능망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 장치.

청구항 12

제6항 내지 제11항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 인공지능망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 장치를 이용한 것을 특징으로 하는 하지 보행로봇.

발명의 설명

기술 분야

본 발명은 기계학습 모델을 이용한 보행환경 모니터링 기술에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 여러 센서들을 사용하지 않고 표면근전도 센서만을 사용하고, 각 보행환경마다 보행시 측정된 하지 근활성도를 입력값으로 하여 인공지능망을 통해 보행환경을 구분하는 모니터링 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0001]

- [0002] 최근 로봇 보행 보조 외골격 또는 보철 연구에서는 사용자와 로봇 간의 소통을 통해 로봇의 자연스러운 움직임을 가능하게 하는 연구가 주목받고 있다.
- [0003] 인간-로봇 상호 작용은 인간과 로봇이 의도를 인식하고 다양한 커뮤니케이션 채널을 통해 인지적 상호 작용을 할 수 있도록 하는 기술이다.
- [0004] 여기서, 의도 인식(Intention recognition)은 로봇의 움직임과 실제 인간 사이의 동기화를 달성하기 위한 중요한 문제이다.
- [0005] 근전도(EMG) 신호, 뇌파(EEG) 신호, 전기 오쿨로 그래프(EOG)과 같은 생체 전기 신호를 기반으로 로봇 장치의 사용자 움직임 의도를 인식하는 방법에 대한 연구가 수행되었다.
- [0006] 표면근전도(sEMG) 신호는 인간의 움직임과 관련된 신경 정보를 포함하는 전기 신호이고, 이러한 표면근전도 신호를 분석하여 인간의 움직임 의도를 인식하여 움직임을 분류하고 보조 장치를 제어하는 신호로 활용할 수 있다.
- [0007] 그러나, 표면근전도 신호의 비선형적이고 복잡한 패턴으로 인해 표면근전도 신호를 분석하고 분류하는 것은 어렵다.
- [0008] 한편, 신경망은 복잡한 시스템을 학습하고 분석할 수 있는 능력이 있어 최근 패턴 인식 및 적응 제어와 같은 많은 분야에 적용되고 있다.
- [0009] 이전 연구에 따르면 표면근전도 신호를 이용한 패턴 인식 방법이 수행되었으며 기계 학습 알고리즘을 적용하여 9개의 손 동작을 분류하였다.
- [0010] 또한 보행, 중 측정된 하지의 근전도 신호를 머신 러닝에 적용하여 보행 단계를 분류하였다.
- [0011] 따라서, 딥러닝 방법과 EMG 신호를 효과적으로 활용한다면 동작 의도를 인식하고 인간 동작을 분류할 수 있을 것으로 판단된다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0012] (특허문헌 0001) 한국등록특허 10-1680740호(2016.11.30. 공고)
- (특허문헌 0002) 한국공개특허 10-2013-0058576호(2013.06.04. 공개)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0013] 본 발명은 전술한 바와 같은 요구를 반영한 것으로, 딥러닝 방법과 표면근전도 신호를 효과적으로 활용하여 보행시 측정된 하지 근활성도를 입력값으로 하여 인공신경망을 통해 보행환경을 구분하여 동작 의도를 인식하고 인간 동작을 분류할 수 있는 보행환경 분류 및 모니터링 방법과 그 장치를 제공함에 그 목적이 있다.

과제의 해결 수단

- [0014] 상기의 목적을 달성하기 위해, 본 발명의 일태양은, 표면근전도 센서를 이용하여 사용자의 각 보행환경마다 보행시의 하지근육의 근활성도 데이터를 수집하는 단계; 및 상기 수집된 근활성도 데이터를 입력값으로 하여 인공신경망을 통해 상기 사용자의 보행환경을 추정하는 단계;를 포함하는 인공신경망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 방법을 제공한다.
- [0015] 또한, 상기 표면근전도 센서는 상기 하지근육에서 내측 비복근(MG), 외측 비복근(LG), 비장근(sol)에 부착하고, 보행시의 근활성도 데이터를 측정하는 것을 특징으로 한다.
- [0016] 또한, 상기 표면근전도 센서는 상기 하지근육에서 대퇴직근(RF), 내측광근(VM), 외측광근(VL), 반막양근(ST), 대퇴이두근(BF), 전경골근(TA), 비장근(Sol), 내측비복근(MG), 외측비복근(LG), 장모지굴근(FHL) 및 장지신근(EDL)에 부착하고, 보행시의 근활성도 데이터를 측정하는 것을 특징으로 한다.

- [0017] 또한, 상기 근활성도 데이터는 가 보행환경에서 보행시 입각기 동안의 데이터를 수집한 것을 특징으로 한다.
- [0018] 또한, 상기 인공신경망은 ANN을 사용한 학습 모델로서, 각 보행 환경의 근활성도 데이터의 입력 레이어, 단일 은닉 레이어, 5개의 출력 레이어를 가지며, 상기 출력 레이어는 평평한 지면 걷기, 계단 상승, 계단 하강, 오르막 걷기 및 내리막 걷기의 5개의 출력노드를 갖는 것을 특징으로 한다.
- [0019] 본 발명의 다른 태양은, 표면근전도 센서를 이용하여 사용자의 각 보행환경마다 보행시의 하지근육의 근활성도 데이터를 수집하는 데이터 수집부와; 상기 데이터 수집부를 통해 수집된 근활성도 데이터에 대해 필터링 및 정류하는 데이터 처리부와; 상기 데이터 처리부를 통해 처리된 근활성도 데이터를 입력값으로 하여 인공신경망을 통해 상기 사용자의 보행환경을 추정하고 분류하는 보행환경 추정 및 분류부를 포함하는 인공신경망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 장치를 제공한다.
- [0020] 또한, 상기 표면근전도 센서는 상기 하지근육에서 내측 비복근(MG), 외측 비복근(LG), 비장근(sol)에 부착하고, 보행시의 근활성도 데이터를 측정하는 것을 특징으로 한다.
- [0021] 또한, 상기 표면근전도 센서는 상기 하지근육에서 대퇴직근(RF), 내측광근(VM), 외측광근(VL), 반막양근(ST), 대퇴이두근(BF), 전경골근(TA), 비장근(Sol), 내측비복근(MG), 외측비복근(LG), 장모지굴근(FHL) 및 장지신근(EDL)에 부착하고, 보행시의 근활성도 데이터를 측정하는 것을 특징으로 한다.
- [0022] 또한, 상기 근활성도 데이터는 가 보행환경에서 보행시 입각기 동안의 데이터를 수집한 것을 특징으로 한다.
- [0023] 또한, 상기 데이터 처리부에서, 상기 근활성도 데이터는 20 ~ 500 Hz에서 필터를 통과한 다음 전파(full-wave) 정류되고, 정류된 근활성도 데이터는 이후 10Hz에서 저역 통과 필터를 통과하며, 처리된 근활성도 데이터는 평지 보행 중에 피크 표면근전도 진폭으로 정규화되는 것을 특징으로 한다.
- [0024] 또한, 상기 인공신경망은 ANN을 사용한 학습 모델로서, 각 보행 환경의 근활성도 데이터의 입력 레이어, 단일 은닉 레이어, 5개의 출력 레이어를 가지며, 상기 출력 레이어는 평평한 지면 걷기, 계단 상승, 계단 하강, 오르막 걷기 및 내리막 걷기의 5개의 출력노드를 갖는 것을 특징으로 한다.
- [0025] 본 발명은 상기 인공신경망을 활용한 표면근전도 기반 보행환경 분류 및 모니터링 장치를 외골격 하지보행 보조 로봇에 적용할 수 있다.

발명의 효과

- [0026] 본 발명은 기계 학습 방법과 표면근전도 신호를 효과적으로 활용하여 보행시 측정된 하지 근활성도를 입력값으로 하여 인공신경망을 통해 보행환경을 구분할 수 있다. 이를 통해 동작 의도를 인식하고 인간 동작을 분류할 수 있게 한다.
- [0027] 또한 본 발명은 평지 보행, 계단 상승, 계단 하강, 오르막 걷기, 내리막 걷기와 같은 보행 환경을 분류하기 위한 접근법을 제안한다.
- [0028] 또한, 본 발명은 단일 표면근전도 센서를 사용하여 무릎, 발목 및 MTP 관절의 근육 활성화 프로파일을 분류 모델에 적용한 다음 보행 환경을 높은 정확도로 분류할 수 있게 한다.
- [0029] 또한, 보행 환경을 분류하는 조합을 제안하는데도 기여하고 있다. 가령, 내측 비복근(MG), 외측 비복근(LG), 비장근(Sol)의 활성화의 조합은 보행 환경을 분류하는 중요한 요소로 권장될 수 있다.
- [0030] 이를 통해, 표면근전도 신호를 통해 제어되는 보행 보조 장치는 본 발명에서 제안한 접근 방식을 기반으로 보행 환경을 감지하는 데 도움을 줄 수 있을 것으로 예상된다.

도면의 간단한 설명

- [0031] 도 1은 보행 환경으로 각각 (a) 평지 걷기, (b) 계단 오르기, (c) 계단 내려가기, (d) 오르막 걷기, (e) 내리막 걷기의 예를 나타낸 도면,
 도 2는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 표면근전도 전극 부착 위치를 나타낸 도면,
 도 3은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 인공신경망(ANN)과 표면근전도 신호를 활용한 보행환경 상태 추정 및 분류 과정의 개략적인 구성도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0032] 본 발명은 무릎, 발목 및 중족관절의 움직임에 관여하는 근육의 근활성도를 이용하여 인공신경망을 통해 보행환경을 구분하고 모니터링하며, 이를 위해 본 발명은 ANN(Artificial Neural Network)을 이용하여 사용자의 보행환경을 분류한다.
- [0033] 이하에서 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 인공신경망을 이용한 보행환경 분류 및 모니터링 장치와 방법에 대해 상세히 설명한다.
- [0034] <실험 프로토콜>
- [0035] 도 1은 보행 환경으로, (a) 평지 걷기, (b) 계단 상승, (c) 계단 하강, (d) 오르막 걷기, (e) 내리막 걷기를 나타낸 도면이다.
- [0036] 실험을 위해 총 27명의 남자 학생이 참가하였고, 모든 피험자들은 도 1에 도시된 바와 같이, 평지 걷기, 계단 상승, 계단 하강, 오르막 걷기 및 내리막 걷기의 다섯 가지 환경에서 걷도록 지시받았다.
- [0037] 실제 실험을 하기 전에 각 피험자는 절차와 기기에 익숙해지도록 5가지 실험 조건에 대한 여러 가지 실습을 수행하도록 지시받았다.
- [0038] 걷는 동안 피험자들은 자기 선택적인 속도로 걸을 수 있고 주된 다리로 포스 플레이트(force plate)를 밟도록 지시받았다. 가령, 주된 다리는 공을 차는 데 더 편안한 다리로 정의되었다.
- [0039] 각 보행 환경에 대해 5건의 성공적인 시험 데이터를 기록하고 발이 힘판(force plate)에서 벗어난 시도는 제외되었다.
- [0040] 도 1에서, 포스 플레이트는 각 보행 환경에 따라 다른 위치에 내장(embedded)되었고, 평평한 지면 보행 중에 바닥에 내장되었다. 실험용 계단은 5 단계로 설계되었으며 포스 플레이트는 세 번째 계단에 내장되었다. 슬로프(slope) 장치는 세 개의 언덕 구성 요소로 구성되었으며 포스 플레이트는 두 번째 언덕 장치에 내장되었다.
- [0041] <데이터 수집>
- [0042] 도 2는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 표면근전도 전극 부착 위치를 나타낸 도면이다.
- [0043] 도 2를 참조하면, 무선 EMG 시스템(Wave plus wireless, Cometa, Milan, Italy)을 사용하여, 대퇴직근(rectus femoris, RF), 내측광근(vastus medialis, VM), 외측광근(vastus lateralis, VL), 반막양근(semi-tendinosus, ST), 대퇴이두근(biceps femoris, BF), 전경골근(tibialis anterior, TA), 비장근(soleus, Sol), 내측비복근(medial gastrocnemius, MG), 외측비복근(lateral gastrocnemius, LG), 장모지굴근(flexor hallucis longus, FHL) 및 장지신근(extensor digitorum longus, EDL)의 근육 활성화를 기록하였다. 이때, 보행 중 샘플링 속도 1200Hz로 상기 근육 활성화를 기록하였다.
- [0044] 또한, 표면근전도는 권장 위치에서 20mm의 전극 간 거리로 근육 벨리(belly)에 부착되었다.
- [0045] 포스 플레이트(9260AA6; Kistler, Winterthur, Switzerland)는 1200Hz의 샘플링 속도로 사용되었으며, 이는 보행 중 자세 단계를 식별하기 위해 무선 EMG 시스템과 동기화되었다.
- [0046] 보행 중 각 보행 환경의 포스 플레이트와 EMG 데이터를 동시에 기록한 다음 수직 반력(vGRF) 데이터를 사용하여 자세 단계를 찾는다. 포스 플레이트는 각 보행 환경에 따라 다른 위치에 내장되었다(도1 참조).
- [0047] <데이터 처리>
- [0048] 근육 활성화 신호 데이터는 자세 단계에서 수집되었다. 이때, 상기 자세 단계는 초기 뒤꿈치 접촉(initial heel contact)과 토 오프(toe-off) 사이의 기간으로 정의될 수 있다. 또한, 초기 뒤꿈치 접촉은 vGRF가 20 N을 초과하는 첫 번째 프레임을 찾아서 식별되었고, 토 오프(toe-off)는 초기 뒤꿈치 접촉 후 vGRF가 0 N이 되는 프레임에 의해 결정되었다.
- [0049] 선택된 하지 근육의 근육 활성화는 MATLAB을 사용하여 처리되었다.
- [0050] 평지 걷기, 오르막 걷기, 내리막 걷기, 계단 상승 및 계단 하강에 대한 로(raw) 표면근전도 데이터는 20 ~ 500 Hz에서 4차 버터워스(Butterworth) 필터를 통과한 다음 전파(full-wave) 정류되었다. 정류된 표면근전도 데이터는 이후 10 Hz에서 4차 버터워스 저역 통과 필터를 통과하였다.

- [0051] 처리된 표면근전도 신호는 평지 보행 중에 피크 표면근전도 진폭으로 정규화(normalized)되었다.
- [0052] 개별 피크 근육 활성화 진폭은 평지 보행 중 자세 단계에서 최대값의 진폭으로 정의되었다.
- [0053] <보행환경 상태 추정 및 분류>
- [0054] 도 3은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 인공신경망(ANN)과 표면근전도 신호를 활용한 보행환경 상태 추정 및 분류 과정의 개략적인 구성도이다.
- [0055] 상기 도 3을 참조하면, 신경회로망을 이용한 보행환경 분류 및 모니터링 장치는, 데이터 수집 및 처리장치(100)와, 보행환경 상태 추정장치(200)와, 보행환경 분류장치(300)로 구성될 수 있다.
- [0056] 먼저, 데이터 수집 및 처리장치(100)는 앞에서 설명한 바와 같이, 근활성도 (표면근전도) 데이터를 수집하고 처리한다. 이를 위해, 표면근전도 센서를 이용하여 사용자의 각 보행환경마다 보행시의 하지근육의 근활성도 데이터를 수집하는 데이터 수집부와, 상기 데이터 수집부를 통해 수집된 근활성도 데이터에 대해 필터링 및 정류하는 데이터 처리부로 구성될 수 있다.
- [0057] 이어, 보행환경 상태 추정장치(200)는 상기 데이터 수집 및 처리장치(100)를 통해 제공되는 근활성도 데이터를 입력값으로 하여 인공신경망을 통해 상기 사용자의 보행환경을 추정한다.
- [0058] 이어, 보행환경 분류장치(300)는 상기 보행환경 상태 추정장치(200)가 제공하는 5가지 보행상태 추정정보를 입력받아 메모리부(미도시)에 저장하며, 디스플레이부(미도시) 등의 출력장치를 통해 출력하여 사용자에게 안내한다. 이로서 사용자는 보행환경 상태를 모니터링할 수 있게 한다. 이때, 상기 메모리부는 상기 보행환경 분류장치(300)의 처리 프로그램 등 각종정보를 저장함과 아울러, 상기 보행환경 분류장치(300)의 제어에 따라 5가지 보행상태 분류 및 표면근전도 신호 등을 저장한다. 또한, 상기 디스플레이부는 상기 보행환경 분류장치(300)의 제어에 따르는 각종정보를 표시하여 사용자에게 안내한다.
- [0059] 이제 상기의 인공신경망을 이용한 보행환경 모니터링 장치를 이용하여 보행상태 추정 및 분류 과정에 대해 보다 자세히 살펴본다.
- [0060] 먼저, 처리된 표면근전도 신호를 각 근육별로 분류한 다음 데이터를 라벨링하여 실제 보행 환경과 정렬된 표면근전도 신호를 일치시켰다.
- [0061] 자세 단계 동안의 전체 표면근전도 프로파일이 분류 모델의 입력으로 사용되었다.
- [0062] 입력 데이터는 분류 모델 훈련을 위해 80%, 테스트를 위해 20%로 나뉘었다.
- [0063] 보행 환경을 분류하기 위해 경사 하강법에 기반한 ANN을 분류기로 사용하였다.
- [0064] 처리된 표면근전도 활성화 데이터는 보행 환경을 분류하기 위해 ANN 알고리즘의 입력에 입력되었다.
- [0065] ANN을 사용한 학습 모델은 입력 계층, ReLU(정류된 선형 단위) 활성화 함수가 있는 단일 은닉 계층 및 출력 계층으로 구성된다.
- [0066] 자세 단계 동안 각 관절 근육의 전체 표면근전도 프로파일이 입력 레이어에 공급되었다.
- [0067] 출력 레이어는 5개의 보행 환경을 분류한 결과입니다.
- [0068] 최적화 알고리즘은 Adaptive Moment Estimation(Adam)을 사용했으며 손실 함수(loss function)는 로짓(logit s)과 함께 소프트 맥스 교차 엔트로피(softmax cross-entropy)를 사용하였다.
- [0069] 각 근육 또는 근육 조합에 대한 분류 정확도를 확인하기 위해 각 근육에 대한 분류 모델을 생성하고 테스트 데이터를 적용하여 정확도를 계산하였다.
- [0070] 또한, 각 관절(무릎, 발목, MTP 관절)의 움직임에 관여하는 굴근과 신근을 나누어 각 분류 모델을 만들고 분류 정확도를 계산하였다.
- [0071] 이하 다층 학습에서 모델로 인공신경망(ANN)에 대해 상세하게 설명한다.
- [0072] 상기한 본 발명에 따르는 신경회로망을 이용한 보행환경 분류 및 모니터링 장치와 그 방법에 대한 실험 및 결과는 다음과 같다.
- [0073] 본 발명에 따른 보행환경 구분은 ANN을 기반으로 한다.

[0074] 상기 인공신경망을 이용한 훈련 모델은 입력값이 되는 각 보행 환경의 근육 활성화도의 입력 레이어(input layer), 단일 은닉 레이어(hidden layer), 5개의 출력 레이어 (output layer)를 가진다. 또한, 출력 레이어는 평평한 지면 걷기, 계단 상승, 계단 하강, 오르막 걷기 및 내리막 걷기의 5개의 출력노드를 갖는다.

[0075] 여기서, 히든 레이어는 ReLU(Rectified Linear Unit) 기능을 사용하여 활성화되었다. 가령, 활성화함수 (activation function)은 sigmoid function과 ReLU function 등이 사용된다. 먼저, Sigmoid function은 연속이고 미분가능한 점과, 0과 1사이의 값을 가진다는 점과, 그리고 0에서 1로 변하는 점이 가파르기 때문에 많이 사용되고 있다. 그러나, sigmoid function은 gradient vanishing 현상이 발생하는 단점이 존재하고, Sigmoid function은 0에서 1사이의 값을 가지는데 gradient descent를 사용해 backpropagation 수행시 layer를 지나면서 gradient를 계속 곱하므로 gradient는 0으로 수렴하게 된다.

[0076] 반면에, Rectified Linear Unit(ReLU) function은 0 이하의 입력에 대해 0을 출력함으로써 부분적으로 활성화시킬 수 있고 gradient의 vanishing 현상이 발생하지 않고 선형함수로 미분 계산이 간단하다는 장점을 가지므로, 본 발명에 따른 보행 환경 분류에서는 학습 시 activation function으로 사용한다.

[0077] 이러한 ReLU 활성화 함수의 식은 아래와 같다.

수학식 1

[0078]
$$f(x) = \max(0, x)$$

[0079]
$$f = \begin{cases} (x < 0) & f(x) = 0 \\ (x \geq 0) & f(x) = x \end{cases}$$

[0080] 여기서, x는 입력 데이터(input data)를 의미한다.

[0081] 그리고, 최적화 알고리즘(optimization algorithm)은 Adaptive Moment Estimation(Adam) optimizer를 선정하였다.

[0082] 기존에 많이 사용되어 오는 최적화 방식으로는 경사 하강법(gradient descent), 확률적 경사 하강법(Stochastic Gradient Descent), 모멘텀(momentum), 그리고 Root Mean Square Propagation(RMSProp), adaptive moment estimation(Adam) 등 여러가지 방식이 존재한다.

[0083] 여기서, 경사 하강법은 학습 시 모든 데이터에 대해 가중치를 조절하여 최적 해를 찾는 방식이지만 많은 데이터를 전부 사용하기 때문에 학습 시간이 많이 걸리는 단점을 가진다.

[0084] 또한, 확률적 경사 하강법은 임의로 추출한 일부 데이터에 대해 가중치를 조절하여 최적해를 찾는 방식으로 속도는 개선되었지만 최적해의 정확도가 낮아진다는 단점을 가진다.

[0085] 또한, 모멘텀은 확률적 경사 하강법에 관성을 더해주는 방식으로 경사 하강법과 마찬가지로 매번 기울기를 계산하여 가중치를 적용하지만 가중치 수정전에 이전에 계산하였던 기울기와 현재 데이터를 같이 고려하여 가중치를 계산한다. 하지만, 이 방식은 최적해를 찾아갈 때 좁고 가파른 기울기 사이의 최적점을 찾을 때 관성에 의해 최소(minimum) 값을 찾을 수 없는 경우가 발생하고 계속된 학습에 의해 과적합(overfitting)이 발생한다.

[0086] 또한, RMSProp 방식은 가중치를 계산할 때 가중치를 업데이트 하기 전 최신의 정보를 통해 계산된 기울기와 이전 과정에서 계산한 기울기를 모두 반영하지만 최신의 정보를 통해 계산된 기울기에 더 큰 비율을 주어 가중치를 계산하는 방식이다.

[0087] 반면에 Adam optimizer는 모멘텀과 RMSProp의 장점을 조합한 방식으로, 기울기의 과거 변화를 어느정도 유지함으로써 경로의 효율성을 주는 모멘텀의 값과 최신의 정보를 과거보다 크게 반영하는 RMSProp의 값을 모두 사용한다.

[0088] Adam 최적화 함수는 아래의 수학식 2 내지 수학식 6의 과정을 통해 가중치를 계산한다.

수학식 2

[0089]

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t$$

수학식 3

[0090]

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2$$

수학식 4

[0091]

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}$$

수학식 5

[0092]

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t}$$

수학식 6

[0093]

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}} \hat{m}_t.$$

[0094]

여기서, \mathbf{m}_t 는 exponentially decaying average of past gradients (momentum), \mathbf{v}_t 는 exponentially decaying average of past squared gradients, \mathbf{g}_t 는 gradient at time step t , $\hat{\mathbf{m}}_t$ and $\hat{\mathbf{v}}_t$ 는 bias-corrected first and second moment estimates, θ_t 는 가중치(weight)를 의미한다.

[0095]

상기 수학식 2 내지 수학식 6의 수식을 통해 가중치를 계산하게 되고 아래의 알고리즘을 통해 가중치를 업데이트한다.

Require: α : Stepsize
Require: $\beta_1, \beta_2 \in [0, 1)$: Exponential decay rates for the moment estimates
Require: $f(\theta)$: Stochastic objective function with parameters θ
Require: θ_0 : Initial parameter vector
 $m_0 \leftarrow 0$ (Initialize 1st moment vector)
 $v_0 \leftarrow 0$ (Initialize 2nd moment vector)
 $t \leftarrow 0$ (Initialize timestep)
while θ_t not converged **do**
 $t \leftarrow t + 1$
 $g_t \leftarrow \nabla_{\theta} f_t(\theta_{t-1})$ (Get gradients w.r.t. stochastic objective at timestep t)
 $m_t \leftarrow \beta_1 \cdot m_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot g_t$ (Update biased first moment estimate)
 $v_t \leftarrow \beta_2 \cdot v_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot g_t^2$ (Update biased second raw moment estimate)
 $\hat{m}_t \leftarrow m_t / (1 - \beta_1^t)$ (Compute bias-corrected first moment estimate)
 $\hat{v}_t \leftarrow v_t / (1 - \beta_2^t)$ (Compute bias-corrected second raw moment estimate)
 $\theta_t \leftarrow \theta_{t-1} - \alpha \cdot \hat{m}_t / (\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon)$ (Update parameters)
end while
return θ_t (Resulting parameters)

[0096]

[0097] 여기서, $\alpha = 0.001$, $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$, 및 $\epsilon = 10^{-8}$ 를 의미한다.

[0098] 또한, 출력 레이어에서 손실함수(loss function)는 softmax cross-entropy with logits를 사용한다. 즉, 상기 소프트맥스(softmax) 함수는 출력 계층과 보행환경 클래스 분류 문제를 변환하는 데 사용된다.

[0099] <토의 및 결론>

[0100] 이상에서 살펴본 바와 같이, 본 발명에서 무릎, 발목 및 MTP 관절의 유일한 근육 활성화 프로파일을 사용하여 생성된 ANN 모델이 평평한 지면 걷기, 계단 상승, 계단 하강, 오르막 걷기 및 내리막 걷기의 5가지 조건을 구분할 수 있음을 보여주었다.

[0101] 자세 단계(stance phase)에서 RF, VL, VM, St, BF, MG, LG, Sol, TA, FHL, EDL의 근육 활성화 프로파일을 사용하여 생성된 분류 모델은 보행 환경을 96.3%의 정확도로 분류하였다.

[0102] 또한, 무릎, 발목, MTP 관절의 굴근(flexor muscle)과 신근(extensor muscle)의 근육 활성화 프로파일을 개별적으로 분류한 후 ANN 모델을 통해 보행 환경을 분류하였다.

[0103] 표 1은 표면근전도 신호를 이용하여 보행환경을 분류한 confusion matrix를 나타낸 것이다.

표 1

[0104]

All muscle activation					
	FGW	SA	SD	UW	DW
FGW	27	0	0	0	0
SA	0	27	0	0	0
SD	0	0	26	0	0
UW	1	0	0	26	0
DW	0	1	1	1	24

[0105] 본 발명에서의 연구 결과 VM, VL, RF, MG, LG, TA, MG, LG, Sol, FHL, EDL의 근육 활성화를 사용할 때 분류 정확도가 96.3%로 가장 높은 것으로 나타났다.

[0106] 표 2는 발목, 무릎 및 중족(MTP) 관절의 신근(extensor muscle)과 굴근(flexor muscle)에서 표면근전도 신호를 이용하여 보행환경을 분류한 confusion matrix를 나타낸 것이다.

표 2

		Flexor					Extensor				
		FGW	SA	SD	UW	DW	FGW	SA	SD	UW	DW
Knee	FGW	20	1	0	4	2	21	1	0	1	4
	SA	1	24	1	0	1	0	21	0	5	1
	SD	0	4	21	0	2	2	0	20	1	4
	UW	5	0	1	20	1	2	4	1	17	3
	DW	5	0	4	1	17	3	5	4	2	13
Ankle	FGW	16	3	0	3	5	24	0	0	2	1
	SA	1	13	8	1	4	2	25	0	0	0
	SD	0	1	22	1	3	0	1	23	0	3
	UW	4	4	2	16	1	3	0	0	24	0
	DW	2	3	2	2	18	2	1	0	0	24
MTP	FGW	20	0	0	3	4	7	3	3	7	10
	SA	1	22	2	0	2	2	14	8	3	0
	SD	3	2	15	2	5	5	3	13	3	3
	UW	4	0	1	22	0	6	3	7	11	0
	DW	6	2	5	2	12	5	3	3	0	16

[0108] 표 2를 참조하면, 각 관절의 굴근 및 신근 활성화를 분류 매개변수로 사용했을 때 발목의 신근(extensor muscle) 활성화에 대한 MG, LG, Sol의 근 활성화가 가장 높은 분류 정확도를 나타냄을 확인할 수 있다. 가령, 각 분류 정확도가 MG, LG 및 Sol은 88.9%이고, ST 및 BF는 75.6%이고, VL, VM 및 RF는 68.1%이고, FHL은 67.4%이고, TA는 63.0%이고, EDL은 45.2%이다.

[0109] 표 3은 발목, 무릎 및 중족(MTP) 관절의 각 근육에서 표면근전도 신호를 이용하여 보행환경을 분류한 confusion matrix를 나타낸 것이다.

표 3

		FGW	SA	SD	UW	DW		FGW	SA	SD	UW	DW
RF	FGW	20	5	0	1	1	VL	18	2	2	4	1
	SA	0	25	0	1	1		0	21	0	6	0
	SD	0	1	15	8	3		1	0	15	2	9
	UW	1	3	2	15	6		3	1	1	9	7
	DW	3	1	4	3	16		4	1	3	5	14
VM	FGW	25	0	0	1	1	ST	20	0	0	2	5
	SA	0	121	0	6	1		2	21	2	1	1
	SD	0	0	16	2	9		0	6	18	0	3
	UW	3	4	0	16	4		1	2	0	24	0
	DW	1	1	4	6	15		8	2	1	1	15
BF	FGW	16	1	5	0	5	MG	23	0	0	3	1
	SA	2	17	2	1	5		1	26	0	0	0
	SD	1	2	19	3	2		0	0	17	0	10
	UW	2	1	1	23	0		3	1	0	23	0
	DW	2	4	4	2	15		4	0	2	0	21
LG	FGW	19	1	2	4	1	Sol	15	1	2	7	2
	SA	2	24	0	0	1		2	23	1	1	0
	SD	2	0	18	1	6		3	0	19	0	5
	UW	2	0	1	24	0		4	1	1	20	1
	DW	0	0	7	1	19		4	1	6	1	15

FGW		16	3	0	3	5		20	0	0	3	4
SA	TA	1	13	8	1	4	FHL	1	22	2	0	2
SD		0	1	22	1	3		3	2	15	2	5
UW		4	4	2	16	1		4	0	1	22	0
DW		2	3	2	2	18		6	2	5	2	1
FGW	EDL	7	3	3	4	10						
SA		2	14	8	3	0						
SD		5	3	13	3	3						
UW		6	3	7	11	0						
DW		5	3	3	0	16						

- [0111] 표 3을 참조하면, 개별 근육 활성화를 분류 매개변수로 사용했을 때 MG의 근 활성화가 가장 높은 분류 정확도를 나타냄을 확인할 수 있다. 가령, 각 분류 정확도가 MG: 81.5%, LG: 77.0%, ST: 72.6%, VM: 68.9%, Sol: 68.1%, RF: 67.4%, FHL: 67.4%, BF: 66.7%, TA: 63.0%, VL: 57.0%, 및 EDL: 45.2% 이다.
- [0112] 이전 연구에 따르면 보행 환경의 분류 정확도는 여러 센서(표면근전도, 위치 센서, GRF 센서, 상호 작용력 센서)를 사용할 때 96.1% 였고, 단일 표면근전도 센서를 사용할 때 분류 결과는 76.7% 였다. 또한, Joshi 등은 보행 환경은 표면근전도 센서만 사용하여 67.1 %로 분류되었다고 보고하였다.
- [0113] 또한 표면근전도 신호의 평균 절대값(mean absolute value, MAV), 제로 크로싱(zero crossing, ZC), 기울기 사인 변경(slope sign changes, SSC), 파형 길이(waveform length, WL) 및 평균 제곱근(root mean square, RMS) 이 분류 매개 변수로 사용되었다. 이러한 매개 변수는 분석 간격 내에서 연속 값이 아닌 단일 값으로 표현된다.
- [0114] 본 발명에서는 이전 연구에 비해 분류 정확도가 높은 이유는 보행 환경이 자세 단계에서 전체 표면근전도 프로파일을 사용하여 분류하기 때문으로 추정된다.
- [0115] 자세 단계 동안 전체 표면근전도 프로파일은 각 시점에서 근육 활성화를 제공하고 표면근전도 신호의 피크 진폭 타이밍 특성을 반영할 수 있다.
- [0116] 따라서, 본 발명에서의 연구 결과는 전체 근육 활성화 프로파일을 분류 모델에 적용하여 표면근전도 센서만으로 보행 환경을 고정밀도로 분류할 수 있음을 확인할 수 있다.
- [0117] 본 발명에서는 근육 활성화의 매개 변수로서 MG, LG, Sol이 각 관절의 굴근 및 신근 활성화와 비교할 때 보행 환경 분류에서 가장 높은 정확도를 보여줌을 확인할 수 있었다.
- [0118] 하퇴삼두근(triceps surae muscle) 라고 불리는 MG, LG, Sol은 보행에서 푸쉬 오프(push-off) 동안 기계적 힘을 발생시켜 보행시 신체의 수직 지지 및 전진 추진에 기여한다.
- [0119] MG, Sol 및 무릎 신근은 계단 상승시 푸시 오프 단계에서 주로 활동했으며, MG 근육은 계단 하강시 터치 다운 단계에서 주로 활동하였다. 이러한 하퇴삼두근의 근력은 내리막 및 오르막 걷기에 비해 수평 보행 중 가장 높았다.
- [0120] Sol 근력은 내리막 걷기 동안 가장 높았고, Sol과 MG 근력은 수평 걷기에 비해 오르막 걷기 동안 증가하였다.
- [0121] 비록 MG, LG, Sol 근육 활성화의 조합을 사용할 경우에 분류 정확도는 모든 근육 활성화를 사용할 때 보다 낮았지만, 하퇴삼두근의 활성화는 보행 환경을 분류하는 데 필요한 중요한 요소로 간주될 수 있다.
- [0122] 결론적으로, 본 발명은 평지 보행, 계단 상승, 계단 하강, 오르막 걷기, 내리막 걷기와 같은 보행 환경을 분류하기 위한 접근법을 제안한다.
- [0123] 또한, 본 발명은 단일 표면근전도 센서를 사용하여 무릎, 발목 및 MTP 관절의 근육 활성화 프로파일을 분류 모델에 적용한 다음 보행 환경을 높은 정확도로 분류할 수 있게 한다.
- [0124] 또한, 보행 환경을 분류하는 조합을 제안하는데도 기여하고 있다. 가령, 내측 비복근(MG), 외측 비복근(LG), 비장근(Sol)의 활성화의 조합은 보행 환경을 분류하는 중요한 요소로 권장될 수 있다.
- [0125] 이를 통해, 표면근전도 신호를 통해 제어되는 보행 보조 장치는 본 발명에서 제안한 접근 방식을 기반으로 보행 환경을 감지하는 데 도움을 줄 수 있을 것으로 예상된다.

[0126] 위에서 설명된 본 발명의 실시 예는 예시의 목적을 위해 개시된 것이고, 본 발명에 대한 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 발명의 사상과 범위 안에서 다양한 수정, 변경, 부가가 가능할 것이며, 이러한 수정, 변경 및 부가는 본 특허청구범위에 속하는 것으로 보아야 할 것이다.

부호의 설명

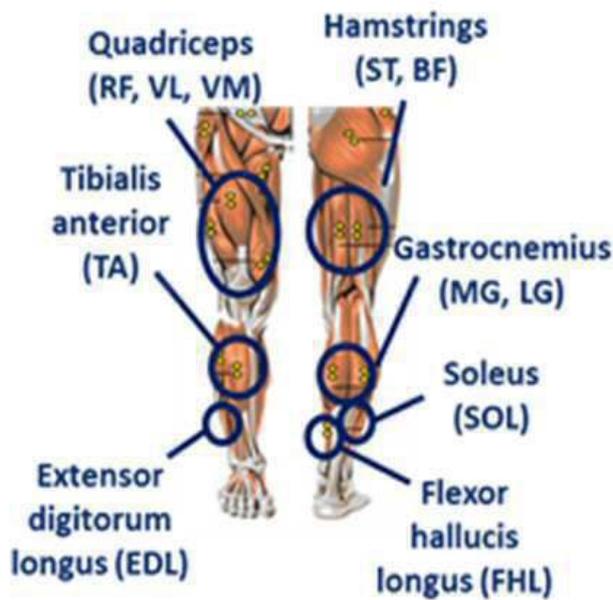
- [0127] 100 : 보행환경 분류부
 200 : 배터리 방전 데이터 처리부
 300 : 배터리 상태정보 관리부
 302 : 메모리부
 304 : 디스플레이

도면

도면1



도면2



도면3

