(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0070636
(43) 공개일자 2023년05월23일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/397 (2021.01) *A61B 5/00* (2021.01)
A61B 5/11 (2006.01) *A61B 5/296* (2021.01)
A61F 2/72 (2006.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/397 (2021.01)
A61B 5/112 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2021-0156424
(22) 출원일자 2021년11월15일
심사청구일자 2021년11월15일

(71) 출원인
인하대학교 산학협력단
인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대학교)
(72) 발명자
김덕환
서울특별시 양천구 목동로 230, 103동 1004호(목동, 아이파크아파트)
이미란
서울특별시 성북구 화랑로14길 5(하월곡동)
(74) 대리인
양성보

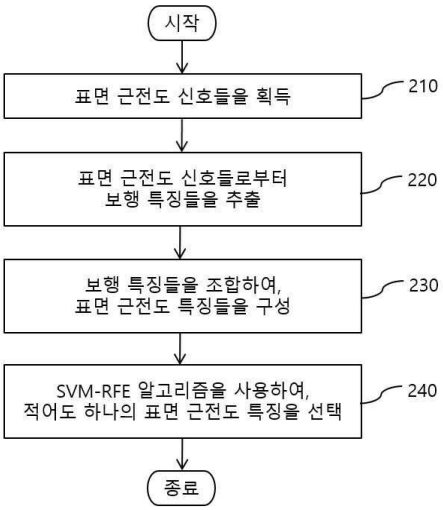
전체 청구항 수 : 총 14 항

(54) 발명의 명칭 **보행 인지를 위한 순환적 특징 소거에 기반한 강인한 표면 근전도 특징 선택의 컴퓨터 장치 및 그의 방법**

(57) 요 약

다양한 실시예들은 보행 인지를 위한 순환적 특징 소거(recursive feature elimination; RFE)에 기반한 강인한 표면 근전도(surface electromyography; sEMG) 특징 선택의 컴퓨터 장치 및 그의 방법에 관한 것으로, 표면 근전도 센서를 통해 수집된 표면 근전도 신호들로부터 복수의 보행 특징들을 추출하고, 순환적 특징 소거 알고리즘에 기반하여, 보행 특징들의 조합으로 구성되는 복수의 표면 근전도 특징들로부터 보행 인지를 위해 사용될 적어도 하나의 표면 근전도 특징을 선택하도록 구성될 수 있다.

대 표 도 - 도2



(52) CPC특허분류
A61B 5/296 (2021.01)
A61B 5/7264 (2013.01)
A61F 2/72 (2021.08)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711136767
과제번호 2021R1F1A1050750
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명 [Ezbaro] IoT 데이터를 위한 연합 심층학습을 통한 블록체인지향 분산 엣지 컴퓨팅 솔루션에 대한 연구
기 여 율 4/10
과제수행기관명 인하대학교 산학협력단
연구기간 2021.06.01 ~ 2024.02.29
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1345317869
과제번호 2018R1D1A1B07042602
부처명 교육부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 개인기초연구(교육부)(R&D)
연구과제명 [Ezbaro] 고가용성, 고신뢰성 클라우드 시스템을 위해 딥러닝 기술을 적용한 Key-Value 기반의 지능형 소프트웨어 정의 스토리지
기 여 율 3/10
과제수행기관명 인하대학교 산학협력단
연구기간 2018.06.01 ~ 2021.05.31
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 0017124000
과제번호 P0017124
부처명 산업통상자원부
과제관리(전문)기관명 한국산업기술진흥원(KIAT)
연구사업명 신산업융합형임베디드시스템전문인력양성사업
연구과제명 신산업융합 생태계 구축을 위한 인공지능 기반 임베디드시스템 고급인력양성
기 여 율 3/10
과제수행기관명 인하대학교 산학협력단
연구기간 2021.03.01 ~ 2026.02.28

명 세 서

청구범위

청구항 1

컴퓨터 장치의 방법에 있어서,

표면 근전도(surface electromyography) 센서를 통해 수집된 표면 근전도 신호들로부터 복수의 보행 특징들을 추출하는 단계; 및

순환적 특징 소거(recursive feature elimination; RFE) 알고리즘에 기반하여, 상기 보행 특징들의 조합으로 구성되는 복수의 표면 근전도 특징들로부터 보행 인지를 위해 사용될 적어도 하나의 표면 근전도 특징을 선택하는 단계

를 포함하는,

컴퓨터 장치의 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 순환적 특징 소거 알고리즘은,

적어도 하나의 분류기와 결합되어 구현되고,

상기 분류기는,

서포트 벡터 머신(support vector machine; SVM), 선형 판별 분석(linear discriminant analysis; LDA), 또는 랜덤 포레스트(random forest; RF) 중 적어도 하나를 포함하는,

컴퓨터 장치의 방법.

청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 순환적 특징 소거 알고리즘은,

서포트 벡터 머신 기반 순환적 특징 소거(SVM-RFE) 알고리즘인,

컴퓨터 장치의 방법.

청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 표면 근전도 센서는,

봉공근(sartorius), 대퇴이두근(biceps femoris longus), 대퇴직근(rectus femoris), 비복근(gastrocneminus muscle), 전방경골근(tibialis anterior), 반건양근(semitendinosus), 외측광근(vastus lateralis), 내측광근(vastus medialis), 및 장비근(peroneus longus)에 대해, 표면 근전도 신호들을 생성하는,

컴퓨터 장치의 방법.

청구항 5

제 1 항에 있어서,

상기 적어도 하나의 표면 근전도 특징을 선택하는 단계는,

상기 보행 특징들을 조합하여 상기 복수의 표면 근전도 특징들을 구성하는 단계; 및

상기 순환적 특징 소거 알고리즘을 기반으로, 상기 복수의 표면 근전도 특징들 중 일부를 반복적으로 소거하여, 상기 복수의 표면 근전도 특징들 중 나머지를 상기 적어도 하나의 표면 근전도 특징으로 선택하는 단계

를 포함하는,

컴퓨터 장치의 방법.

청구항 6

제 1 항에 있어서,

상기 보행 특징들은,

시간 영역에서의 보행 특징들 및 주파수 영역에서의 보행 특징들을 포함하는,

컴퓨터 장치의 방법.

청구항 7

제 6 항에 있어서,

상기 시간 영역에서의 보행 특징들은,

적분 값(integrated EMG; IEMG), 평균 절대값(mean absolute value; MAV), 단순 제곱 적분(simple square integral; SSI), 분산(variance of EMG; VEMG), 평균 제곱근(root mean square; RMS), 로그 값(log detector), 파형 길이(waveform length), 평균 진폭 변화(average amplitude change), 차이 절대 표준 편차 값(difference absolute standard deviation value), 퍼스트 버스트의 진폭(amplitude of first burst), 제로 크로싱(zero crossing), 윌리슨 진폭(Willison amplitude), 기울기 부호 변화(slope sign change), 평균 절대값 기울기(mean absolute value slope), 히스토그램(histogram of EMG), 자동 회귀 계수들(auto-regressive coefficients), 및 셉스트럴 계수들(cepstral coefficients)을 포함하고,

상기 주파수 영역에서의 보행 특징들은,

평균 주파수(mean frequency), 중앙 주파수(median frequency), 피크 주파수(peak frequency), 평균 전력(mean power), 총 전력(total power), 세컨드 스펙트럼 모멘트(second spectral moment; SM2), 서드 스펙트럼 모멘트(third spectral moment; SM3), 및 주파수 비율(frequency ratio; FR)을 포함하는,

컴퓨터 장치의 방법.

청구항 8

컴퓨터 장치에 있어서,

메모리; 및

상기 메모리와 연결되고, 상기 메모리에 저장된 적어도 하나의 명령을 실행하도록 구성되는 프로세서

를 포함하고,

상기 프로세서는,

표면 근전도 센서를 통해 수집된 표면 근전도 신호들로부터 복수의 보행 특징들을 추출하고,

순환적 특징 소거 알고리즘에 기반하여, 상기 보행 특징들의 조합으로 구성되는 복수의 표면 근전도 특징들로부터 보행 인지를 위해 사용될 적어도 하나의 표면 근전도 특징을 선택하도록 구성되는,

컴퓨터 장치.

청구항 9

제 8 항에 있어서,

상기 순환적 특징 소거 알고리즘은,

적어도 하나의 분류기와 결합되어 구현되고,

상기 분류기는,

서포트 벡터 머신, 선형 판별 분석, 또는 랜덤 포레스트 중 적어도 하나를 포함하는,

컴퓨터 장치.

청구항 10

제 8 항에 있어서,

상기 순환적 특징 소거 알고리즘은,

서포트 벡터 머신 기반 순환적 특징 소거 알고리즘인,

컴퓨터 장치.

청구항 11

제 8 항에 있어서,

상기 표면 근전도 센서는,

봉공근, 대퇴이두근, 대퇴직근, 비복근, 전방경골근, 반건양근, 외측광근, 내측광근, 및 장비근에 대해, 표면 근전도 신호들을 생성하는,

컴퓨터 장치.

청구항 12

제 8 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 보행 특징들을 조합하여 상기 복수의 표면 근전도 특징들을 구성하고,

상기 순환적 특징 소거 알고리즘을 기반으로, 상기 복수의 표면 근전도 특징들 중 일부를 반복적으로 소거하여, 상기 복수의 표면 근전도 특징들 중 나머지를 상기 적어도 하나의 표면 근전도 특징으로 선택하도록 구성되는,

컴퓨터 장치.

청구항 13

제 8 항에 있어서,

상기 보행 특징들은,

시간 영역에서의 보행 특징들 및 주파수 영역에서의 보행 특징들을 포함하는,

컴퓨터 장치.

청구항 14

제 13 항에 있어서,

상기 시간 영역에서의 보행 특징들은,

적분 값, 평균 절대값, 단순 제곱 적분, 분산, 평균 제곱근, 로그 값, 파형 길이, 평균 진폭 변화, 차이 절대 표준 편차 값, 퍼스트 버스트의 진폭, 제로 크로싱, 윌리슨 진폭, 기울기 부호 변화, 평균 절대값 기울기, 히스토그램, 자동 회귀 계수들, 및 셉스트럴 계수들을 포함하고,

상기 주파수 영역에서의 보행 특징들은,

평균 주파수, 중앙 주파수, 피크 주파수, 평균 전력, 총 전력, 세컨드 스펙트럼 모멘트, 서드 스펙트럼 모멘트, 및 주파수 비율을 포함하는,

컴퓨터 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 다양한 실시예들은 보행 인지를 위한 순환적 특징 소거(recursive feature elimination; RFE)에 기반한 강인한 표면 근전도(surface electromyography; sEMG) 특징 선택의 컴퓨터 장치 및 그의 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 최근, 여러 연구 분야에서 보행 인지 연구의 중요성이 높아지고 있다. 보행 단계(gait phase) 인지 시스템은 신경 보철물(neuroprosthesis) 및 전동 보철물(powered prosthestics)의 보행 주기(gait cycle), 보행자 위치 추적, 재활 시스템, 및 전기 자극 보조 보행 시스템을 제어하는 데 사용될 수 있다.

[0003] 특징(feature) 선택을 위해, 필터 방식(filter method)과 래퍼 방식(wrapper method)이 특징 차원(dimension)과 시간 복잡도(complexity)를 줄이기 위해 자주 사용되었다. 필터 방식은 실행 시간이 가장 빠르지만, 단변량 기법(univariate technique)이 사용되는 경우 특징 종속성(feature dependency)을 고려하지 않고 각 특징을 개별적으로 처리하는 경향이 있다. 래퍼 방식은 특징 선택에 사용되는 분류기(classifier)와의 강력한 상호 작용을 일반화하고 개선할 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0004] 다양한 실시예들은 보행 인지를 위한 순환적 특징 소거에 기반한 강인한 표면 근전도 특징 선택의 컴퓨터 장치 및 그의 방법을 제공한다.

과제의 해결 수단

[0005] 다양한 실시예들에 따른 컴퓨터 장치의 방법은, 표면 근전도 센서를 통해 수집된 표면 근전도 신호들로부터 복수의 보행 특징들을 추출하는 단계, 및 순환적 특징 소거 알고리즘에 기반하여, 상기 보행 특징들의 조합으로 구성되는 복수의 표면 근전도 특징들로부터 보행 인지를 위해 사용될 적어도 하나의 표면 근전도 특징을 선택하는 단계를 포함할 수 있다.

[0006] 다양한 실시예들에 따른 컴퓨터 장치는, 메모리, 및 상기 메모리와 연결되고, 상기 메모리에 저장된 적어도 하

나의 명령을 실행하도록 구성되는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서는, 표면 근전도 센서를 통해 수집된 표면 근전도 신호들로부터 복수의 보행 특징들을 추출하고, 순환적 특징 소거 알고리즘에 기반하여, 상기 보행 특징들의 조합으로 구성되는 복수의 표면 근전도 특징들로부터 보행 인지를 위해 사용될 적어도 하나의 표면 근전도 특징을 선택하도록 구성될 수 있다.

발명의 효과

[0007] 다양한 실시예들에 따르면, 컴퓨터 장치는 순환적 특징 소거 알고리즘을 기반으로, 보행 인지를 위한 최적의 특징 서브세트를 결정할 수 있다. 즉, 순환적 특징 소거 알고리즘이 불필요한 특징들을 반복적으로 소거하여, 적어도 하나의 표면 근전도 특징을 최적의 특징 서브세트로 선택할 수 있다. 이에 따라, 컴퓨터 장치가 최적의 특징 서브세트를 보행 단계 인지에 사용함으로써, 보행 단계 인지 성능이 향상될 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0008] 도 1은 다양한 실시예들에 따른 컴퓨터 장치를 도시하는 도면이다.

도 2는 다양한 실시예들에 따른 컴퓨터 장치의 방법을 도시하는 도면이다.

도 3은 다양한 실시예들에 따른 표면 근전도 신호들을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 다양한 실시예들에 따른 보행 파라미터들을 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 다양한 실시예들에 따른 SVM-RFE 알고리즘의 학습 절차를 상세하게 도시하는 도면이다.

도 6 및 도 7은 다양한 실시예들에 따른 컴퓨터 장치의 성능들을 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0009] 이하, 본 문서의 다양한 실시예들이 첨부된 도면을 참조하여 설명된다.

[0011] 다양한 실시예들은 최적의 보행 특징 서브세트(subset)를 결정하고 차원(dimensionality)을 줄이기 위해, 보행 특징 선택에 서포트 벡터 머신 기반 순환적 특징 소거(support vector machined-based recursive feature elimination; SVM-RFE) 알고리즘을 사용한다. SVM-RFE 알고리즘은 관련 없는 특징들을 반복적으로 소거하여, 최적의 특징 세트를 조사할 수 있는 강력한 장점이 있으며, 대규모의 복잡한 생물학적 데이터를 효율적으로 분석할 수 있다. 다양한 실시예들은 보행 단계 분류의 성능을 향상시키기 위해, SVM-RFE 알고리즘을 사용하여 최적의 특징 서브세트를 기반으로 하는 강인한 방법을 제안한다.

[0013] 도 1은 다양한 실시예들에 따른 컴퓨터 장치(100)를 도시하는 도면이다.

[0014] 도 1을 참조하면, 컴퓨터 장치(100)는 입력 모듈(110), 출력 모듈(120), 메모리(130), 또는 프로세서(140) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 어떤 실시예에서, 컴퓨터 장치(100)의 구성 요소들 중 적어도 하나가 생략될 수 있으며, 적어도 하나의 다른 구성 요소가 추가될 수 있다. 어떤 실시예에서, 컴퓨터 장치(100)의 구성 요소들 중 적어도 두 개가 하나의 통합된 회로로 구현될 수 있다.

[0015] 입력 모듈(110)은 컴퓨터 장치(100)의 적어도 하나의 구성 요소에 사용될 신호를 입력할 수 있다. 입력 모듈(110)은, 사용자가 컴퓨터 장치(100)에 직접적으로 신호를 입력하도록 구성되는 입력 장치, 주변의 변화를 감지하여 신호를 발생하도록 구성되는 센서 장치, 또는 외부 기기로부터 신호를 수신하도록 구성되는 수신 장치 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 예를 들면, 입력 장치는 마이크로폰(microphone), 마우스(mouse) 또는 키보드(keyboard) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 어떤 실시예에서, 입력 장치는 터치를 감지하도록 설정된 터치 회로(touch circuitry) 또는 터치에 의해 발생되는 힘의 세기를 측정하도록 설정된 센서 회로 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 이 때, 입력 모듈(110)은 PPG 센서(111)를 포함할 수 있다.

[0016] 출력 모듈(120)은 컴퓨터 장치(100)의 외부로 정보를 출력할 수 있다. 출력 모듈(120)은, 정보를 시각적으로 출력하도록 구성되는 표시 장치, 정보를 오디오 신호로 출력할 수 있는 오디오 출력 장치, 또는 정보를 무선으로 송신할 수 있는 송신 장치 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 예를 들면, 표시 장치는 디스플레이, 홀로그램 장치 또는 프로젝터 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 일 예로, 표시 장치는 입력 모듈(110)의 터치 회로 또는

센서 회로 중 적어도 하나와 조립되어, 터치 스크린으로 구현될 수 있다. 예를 들면, 오디오 출력 장치는 스피커 또는 리시버 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0017] 일부 실시예들에 따르면, 수신 장치와 송신 장치는 통신 모듈로 구현될 수 있다. 통신 모듈은 컴퓨터 장치(100)에서 외부 기기와 통신을 수행할 수 있다. 통신 모듈은 컴퓨터 장치(100)와 외부 기기 간 통신 채널을 수립하고, 통신 채널을 통해, 외부 기기와 통신을 수행할 수 있다. 여기서, 외부 기기는 차량, 위성, 기지국, 서버 또는 다른 컴퓨터 시스템 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 통신 모듈은 유선 통신 모듈 또는 무선 통신 모듈 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 유선 통신 모듈은 외부 기기와 유선으로 연결되어, 유선으로 통신할 수 있다. 무선 통신 모듈은 근거리 통신 모듈 또는 원거리 통신 모듈 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 근거리 통신 모듈은 외부 기기와 근거리 통신 방식으로 통신할 수 있다. 예를 들면, 근거리 통신 방식은, 블루투스(Bluetooth), 와이파이 다이렉트(WiFi direct), 또는 적외선 통신(IrDA; infrared data association) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 원거리 통신 모듈은 외부 기기와 원거리 통신 방식으로 통신할 수 있다. 여기서, 원거리 통신 모듈은 네트워크를 통해 외부 기기와 통신할 수 있다. 예를 들면, 네트워크는 셀룰러 네트워크, 인터넷, 또는 LAN(local area network)이나 WAN(wide area network)과 같은 컴퓨터 네트워크 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0018] 메모리(130)는 컴퓨터 장치(100)의 적어도 하나의 구성 요소에 의해 사용되는 다양한 데이터를 저장할 수 있다. 예를 들면, 메모리(130)는 휘발성 메모리 또는 비휘발성 메모리 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 데이터는 적어도 하나의 프로그램 및 이와 관련된 입력 데이터 또는 출력 데이터를 포함할 수 있다. 프로그램은 메모리(130)에 적어도 하나의 명령을 포함하는 소프트웨어로서 저장될 수 있으며, 운영 체제, 미들 웨어 또는 어플리케이션 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0019] 프로세서(140)는 메모리(130)의 프로그램을 실행하여, 컴퓨터 장치(100)의 적어도 하나의 구성 요소를 제어할 수 있다. 이를 통해, 프로세서(140)는 데이터 처리 또는 연산을 수행할 수 있다. 이 때, 프로세서(140)는 메모리(130)에 저장된 명령을 실행할 수 있다.

[0020] 프로세서(140)는 표면 근전도 신호들을 획득할 수 있다. 표면 근전도 신호들은 표면 근전도 센서를 이용하여 수집될 수 있다. 일 실시예에 따르면, 입력 모듈(110)이 표면 근전도 센서를 포함하고, 프로세서(140)는 표면 근전도 센서를 통해 표면 근전도 신호들을 수집할 수 있다. 다른 실시예에 따르면, 외부 기기가 표면 근전도 센서를 이용하여 표면 근전도 신호들을 수집하고, 프로세서(140)는 외부 기기로부터 표면 근전도 신호들을 수신할 수 있다.

[0021] 프로세서(140)는 표면 근전도 신호들로부터 보행 파라미터(gait parameter; EMG parameter)들을 추출할 수 있다. 구체적으로, 프로세서(140)는 표면 근전도 신호들로부터 보행 특징들을 추출할 수 있다. 그리고, 프로세서(140)는 보행 특징들을 조합하여 표면 근전도 특징들을 구성할 수 있다.

[0022] 프로세서(140)는 RFE 알고리즘을 사용하여, 표면 근전도 특징들 중 적어도 하나를 최적의 특징 서브세트로 선택할 수 있다. 일 실시예에 따르면, RFE 알고리즘은 SVM-RFE 알고리즘일 수 있다. 프로세서(140)는 SVM-RFE 알고리즘을 사용함으로써, 시간 및 공간 복잡도를 줄이면서 최적의 특징 서브세트를 결정할 수 있다. 구체적으로, SVM-RFE 알고리즘은 선형 커널(linear kernel)을 갖고, 불필요한 특징들을 반복적으로 소거하여 최적의 특징 서브세트를 제공할 수 있다. SVM-RFE 알고리즘은 클래스(class)들을 적절하게 분류하는 특징들의 가중치들을 기반으로 순위 기준을 생성하므로, SVM-RFE 알고리즘에 따른 결과는 좋은 성능을 나타낼 것이다.

[0024] 도 2는 다양한 실시예들에 따른 컴퓨터 장치(100)의 방법을 도시하는 도면이다. 도 3은 다양한 실시예들에 따른 표면 근전도 신호들을 설명하기 위한 도면이다. 도 4는 다양한 실시예들에 따른 보행 파라미터들을 설명하기 위한 도면이다. 도 5는 다양한 실시예들에 따른 SVM-RFE 알고리즘의 학습 절차를 상세하게 도시하는 도면이다.

[0025] 도 2를 참조하면, 컴퓨터 장치(100)는 210 단계에서, 표면 근전도 신호들을 획득할 수 있다. 표면 근전도 신호들은 표면 근전도 센서를 이용하여 수집될 수 있다. 일 실시예에 따르면, 입력 모듈(110)이 표면 근전도 센서를 포함하고, 프로세서(140)는 표면 근전도 센서를 통해 표면 근전도 신호들을 수집할 수 있다. 다른 실시예에 따르면, 외부 기기가 표면 근전도 센서를 이용하여 표면 근전도 신호들을 수집하고, 프로세서(140)는 외부 기기로부터 표면 근전도 신호들을 수신할 수 있다. 예를 들면, 표면 근전도 센서는 9-채널 근전도 센서로서, 일반 보행 중 9 개의 근육들, 즉, 봉공근(sartorius), 대퇴이두근(biceps femoris longus), 대퇴직근(rectus femoris), 비복근(gastrocneminus muscle), 전방경골근(tibialis anterior), 반건양근(semitendinosus), 외측

광근(vastus lateralis), 내측광근(vastus medialis), 및 장비근(peroneus longus)에 대해, 도 4에 도시된 바와 같이, 9-채널 표면 근전도 신호들(EMG 1, 쩓, EMG 9)을 생성할 수 있다. 그리고, 9-채널 표면 근전도 신호들(EMG 1, 쩓, EMG 9)은 일반 보행 중 도 3에 도시된 바와 같이 구분되는 네 가지의 보행 서브-단계들, 즉, 초기 접촉(initial-contact; heel-strike), 중간 자세(mid-stance; double support), 프리-스윙(pre-swing; push-off), 스윙(swing) 단계들에서 수집될 수 있다.

[0026] 다음으로, 컴퓨터 장치(100)는 220 단계 및 230 단계에서, 표면 근전도 신호들로부터 보행 파라미터(gait parameter; EMG parameter)들을 추출할 수 있다. 이 때, 프로세서(140)는 표면 근전도 신호들로부터 보행 특징들을 추출하고, 보행 특징들을 조합하여 표면 근전도 특징들을 구성할 수 있다. 예를 들면, 프로세서(140)는 도 4에 도시된 바와 같이, 9-채널 표면 근전도 신호들(EMG 1, 쩓, EMG 9)로부터 25 개의 보행 특징들을 추출하고, 25 개의 보행 특징들을 조합하여 225 개의 표면 근전도 특징들을 구성할 수 있다. 여기서, 보행 파라미터들은 메모리(130) 내 또는 별도의 데이터베이스에 저장될 수 있다.

[0027] 구체적으로, 컴퓨터 장치(100)는 220 단계에서, 표면 근전도 신호들로부터 시간 영역 및 주파수 영역에서의 보행 특징들을 추출할 수 있다. 시간 영역에서의 보행 특징들은 변환이 필요하지 않기 때문에 낮은 시간 복잡도와 빠른 계산으로 추출될 수 있다. 예를 들면, 도 4에 도시된 바와 같이, 9-채널 표면 근전도 신호들(EMG 1, 쩓, EMG 9)로부터 25 개의 보행 특징들이 추출될 수 있다. 시간 영역에서의 17 개의 보행 특징들은 적분 값(integrated EMG; IEMG), 평균 절대값(mean absolute value; MAV), 단순 제곱 적분(simple square integral; SSI), 분산(variance of EMG; VEMG), 평균 제곱근(root mean square; RMS), 로그 값(log detector), 파형 길이(waveform length), 평균 진폭 변화(average amplitude change), 차이 절대 표준 편차 값(difference absolute standard deviation value), 퍼스트 버스트의 진폭(amplitude of first burst), 제로 크로싱(zero crossing), 윌리슨 진폭(Willison amplitude), 기울기 부호 변화(slope sign change), 평균 절대값 기울기(mean absolute value slope), 히스토그램(histogram of EMG), 자동 회귀 계수들(auto-regressive coefficients), 및 셉스트럴 계수들(cepstral coefficients)을 포함할 수 있다. 주파수 영역에서의 8 개의 보행 특징들은 평균 주파수(mean frequency), 중앙 주파수(median frequency), 피크 주파수(peak frequency), 평균 전력(mean power), 총 전력(total power), 세컨드 스펙트럼 모멘트(second spectral moment; SM2), 서드 스펙트럼 모멘트(third spectral moment; SM3), 및 주파수 비율(frequency ratio; FR)을 포함할 수 있다.

[0028] 이 후, 컴퓨터 장치(100)는 230 단계에서, 시간 영역 및 주파수 영역에서의 보행 특징들을 조합하여 표면 근전도 특징들을 구성할 수 있다. 예를 들면, 도 4에 도시된 바와 같이, 25 개의 보행 특징들로부터 225 개의 표면 근전도 특징들이 구성될 수 있다.

[0029] 다음으로, 컴퓨터 장치(100)는 240 단계에서, RFE 알고리즘을 사용하여, 표면 근전도 특징들 중 적어도 하나를 선택할 수 있다. 일 실시예에 따르면, RFE 알고리즘은 SVM-RFE 알고리즘일 수 있다. 즉, 컴퓨터 장치(100)는 적어도 하나의 표면 근전도 특징으로 구성되는 최적의 특징 서브세트를 결정할 수 있다. 이 때, 프로세서(140)는 SVM-RFE 알고리즘을 사용함으로써, 시간 및 공간 복잡도를 줄이면서 최적의 특징 서브세트를 결정할 수 있다. 구체적으로, SVM-RFE 알고리즘은 선형 커널을 갖고, 불필요한 특징들을 반복적으로 소거하여 최적의 특징 서브세트를 제공할 수 있다. SVM-RFE 알고리즘은 클래스들을 적절하게 분류하는 특징들의 가중치들을 기반으로 순위 기준을 생성하므로, SVM-RFE 알고리즘에 따른 결과는 좋은 성능을 나타낼 것이다. 이에 따라, 컴퓨터 장치(100)는 최적의 특징 서브세트를 보행 단계 인지에 사용할 수 있다.

[0030] 이 때, SVM-RFE 알고리즘은 도 5에 도시된 바와 같이, 최적의 특징 서브세트를 결정하도록 학습될 수 있다. 구체적으로, 데이터베이스의 표면 근전도 특징들은 훈련 데이터세트(training dataset), 테스트 데이터세트(testing dataset), 및 검증 데이터세트(validation dataset)로 구분될 수 있다. 예를 들면, 70 %의 표면 근전도 특징들은 훈련 데이터세트로 정의되고, 15 %의 표면 근전도 특징들은 훈련 데이터 세트로 정의되며, 15 %의 표면 근전도 특징들은 검증 데이터세트로 정의될 수 있다. 그리고, SVM-RFE 알고리즘은 훈련 데이터세트를 이용하여 훈련될 수 있다. 여기서, SVM-RFE 알고리즘이 불필요한 특징들을 반복적으로 소거하면서 훈련되며, 이러한 과정에서 다양한 특징 서브세트들로 이루어지는 특징 랭킹 테이블이 생성될 수 있다. 이 후, SVM-RFE 알고리즘은 검증 데이터세트를 이용하여 최적의 특징 서브세트를 선택할 수 있다. 이 때, SVM-RFE 알고리즘은 검증 데이터세트를 이용하여, 특징 랭킹 테이블의 특징 서브세트들을 평가하고, 이를 통해 최적의 특징 서브세트를 선택할 수 있다. 이를 통해, SVM-RFE 알고리즘은 테스트 데이터세트를 이용하여, 최적의 특징 서브세트가 보행 단계 인지에 사용되기에 적절한 지에 대해 테스트될 수 있다.

[0032] 도 6 및 도 7은 다양한 실시예들에 따른 컴퓨터 장치(100)의 성능들을 설명하기 위한 도면이다.

[0033] 도 6에 도시된 바와 같이, 피셔 스코어(fisher score) 방법을 기반으로 하는 모델 I 및 다양한 실시예들에 따른 순환적 특징 소거(RFE) 방법을 기반으로 하는 모델 II의 평균 에러율들이 k-fold 교차 검증(k=5)을 사용하여, 검증 데이터(전체 데이터의 15 %임)로부터 계산되었다. 모델 I 및 모델 II에서, 최적의 에러율들은 각각 0.416±0.218(특징 서브세트#=182) 및 0.226±0.023(특징 서브세트#=93)이었다. 특징 서브세트들 중 에러율이 가장 낮은 특징 서브세트에 기반하여, 테스트 데이터를 사용하여 모델 I 및 모델 II의 성능들이 측정되었다. 이 때, 도 7에 도시된 바와 같이, 서포트 벡터 머신(support vector machine; SVM), 선형 판별 분석(linear discriminant analysis; LDA), 및 랜덤 포레스트(random forest RF)와 같은 다양한 분류기들에 대한 모델 I 및 모델 II의 보행 인지 성능들, 예컨대 특이도(specificity; SPE), 민감도(sensitivity; SEN), 및 평균 정확도(average accuracy; AAC)이 도출되었다. 따라서, RFE 방법을 기반으로 하는 모델 II의 성능이 피셔 스코어 방법을 기반으로 하는 모델 I보다 현저하게 우수한 성능들을 나타냈다.

[0035] 다양한 실시예들에 따르면, 컴퓨터 장치(100)는 RFE 알고리즘을 기반으로, 보행 인지를 위한 최적의 특징 서브세트를 결정할 수 있다. 즉, RFE 알고리즘이 불필요한 특징들을 반복적으로 소거하여, 적어도 하나의 표면 근전도 특징을 최적의 특징 서브세트로 선택할 수 있다. 이에 따라, 컴퓨터 장치(100)가 최적의 특징 서브세트를 보행 단계 인지에 사용함으로써, 보행 단계 인지 성능이 향상될 수 있다.

[0037] 다양한 실시예들은 보행 인지를 위한 순환적 특징 소거에 기반한 강인한 표면 근전도 특징 선택의 컴퓨터 장치 및 그의 방법을 제공할 수 있다.

[0038] 다양한 실시예들에 따른 컴퓨터 장치의 방법은, 표면 근전도 센서를 통해 수집된 표면 근전도 신호들로부터 복수의 보행 특징들을 추출하는 단계(210 단계 및 220 단계), 및 순환적 특징 소거 알고리즘에 기반하여, 보행 특징들의 조합으로 구성되는 복수의 표면 근전도 특징들로부터 보행 인지를 위해 사용될 적어도 하나의 표면 근전도 특징을 선택하는 단계(230 단계 및 240 단계)를 포함할 수 있다.

[0039] 다양한 실시예들에 따르면, 순환적 특징 소거 알고리즘은, 적어도 하나의 분류기와 결합되어 구현되고, 분류기는, 서포트 벡터 머신, 선형 판별 분석, 또는 랜덤 포레스트 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0040] 다양한 실시예들에 따르면, 순환적 특징 소거 알고리즘은, 서포트 벡터 머신 기반 순환적 특징 소거 알고리즘일 수 있다.

[0041] 다양한 실시예들에 따르면, 표면 근전도 센서는, 봉공근, 대퇴이두근, 대퇴직근, 비복근, 전방경골근, 반건양근, 외측광근, 내측광근, 및 장비근에 대해, 표면 근전도 신호들을 생성할 수 있다.

[0042] 다양한 실시예들에 따르면, 적어도 하나의 표면 근전도 특징을 선택하는 단계(230 단계 및 240 단계)는, 보행 특징들을 조합하여 복수의 표면 근전도 특징들을 구성하는 단계(230 단계), 및 순환적 특징 소거 알고리즘을 기반으로, 복수의 표면 근전도 특징들 중 일부를 반복적으로 소거하여, 복수의 표면 근전도 특징들 중 나머지를 적어도 하나의 표면 근전도 특징으로 선택하는 단계(240 단계)를 포함할 수 있다.

[0043] 다양한 실시예들에 따르면, 보행 특징들은, 시간 영역에서의 보행 특징들 및 주파수 영역에서의 보행 특징들을 포함할 수 있다.

[0044] 다양한 실시예들에 따르면, 시간 영역에서의 보행 특징들은, 적분 값, 평균 절대값, 단순 제곱 적분, 분산, 평균 제곱근, 로그 값, 파형 길이, 평균 진폭 변화, 차이 절대 표준 편차 값, 퍼스트 버스트의 진폭, 제로 크로싱, 윌리슨 진폭, 기울기 부호 변화, 평균 절대값 기울기, 히스토그램, 자동 회귀 계수들, 및 셉스트럴 계수들을 포함할 수 있다.

[0045] 다양한 실시예들에 따르면, 주파수 영역에서의 보행 특징들은, 평균 주파수, 중앙 주파수, 피크 주파수, 평균 전력, 총 전력, 세컨드 스펙트럼 모멘트, 서드 스펙트럼 모멘트, 및 주파수 비율을 포함할 수 있다.

[0046] 다양한 실시예들에 따른 컴퓨터 장치(100)는, 메모리(130), 및 메모리(130)와 연결되고, 메모리(130)에 저장된 적어도 하나의 명령을 실행하도록 구성되는 프로세서(140)를 포함할 수 있다.

[0047] 다양한 실시예들에 따르면, 프로세서(140)는, 표면 근전도 센서를 통해 수집된 표면 근전도 신호들로부터 복수

의 보행 특징들을 추출하고, 순환적 특징 소거 알고리즘에 기반하여, 보행 특징들의 조합으로 구성되는 복수의 표면 근전도 특징들로부터 보행 인지를 위해 사용될 적어도 하나의 표면 근전도 특징을 선택하도록 구성될 수 있다.

[0048] 다양한 실시예들에 따르면, 순환적 특징 소거 알고리즘은, 적어도 하나의 분류기와 결합되어 구현되고, 분류기는, 서포트 벡터 머신, 선형 판별 분석, 또는 랜덤 포레스트 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0049] 다양한 실시예들에 따르면, 순환적 특징 소거 알고리즘은, 서포트 벡터 머신 기반 순환적 특징 소거 알고리즘일 수 있다.

[0050] 다양한 실시예들에 따르면, 표면 근전도 센서는, 봉공근, 대퇴이두근, 대퇴직근, 비복근, 전방경골근, 반건양근, 외측광근, 내측광근, 및 장비근에 대해, 표면 근전도 신호들을 생성할 수 있다.

[0051] 다양한 실시예들에 따르면, 프로세서(140)는, 보행 특징들을 조합하여 복수의 표면 근전도 특징들을 구성하고, 순환적 특징 소거 알고리즘을 기반으로, 복수의 표면 근전도 특징들 중 일부를 반복적으로 소거하여, 복수의 표면 근전도 특징들 중 나머지를 적어도 하나의 표면 근전도 특징으로 선택하도록 구성될 수 있다.

[0052] 다양한 실시예들에 따르면, 보행 특징들은, 시간 영역에서의 보행 특징들 및 주파수 영역에서의 보행 특징들을 포함할 수 있다.

[0053] 다양한 실시예들에 따르면, 시간 영역에서의 보행 특징들은, 적분 값, 평균 절대값, 단순 제곱 적분, 분산, 평균 제곱근, 로그 값, 파형 길이, 평균 진폭 변화, 차이 절대 표준 편차 값, 퍼스트 버스트의 진폭, 제로 크로싱, 윌리슨 진폭, 기울기 부호 변화, 평균 절대값 기울기, 히스토그램, 자동 회귀 계수들, 및 셉스트럴 계수들을 포함할 수 있다.

[0054] 다양한 실시예들에 따르면, 주파수 영역에서의 보행 특징들은, 평균 주파수, 중앙 주파수, 피크 주파수, 평균 전력, 총 전력, 세컨드 스펙트럼 모멘트, 서드 스펙트럼 모멘트, 및 주파수 비율을 포함할 수 있다.

[0056] 상술한 방법은 컴퓨터에서 실행하기 위해 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로 제공될 수 있다. 매체는 컴퓨터로 실행 가능 한 프로그램을 계속 저장하거나, 실행 또는 다운로드를 위해 임시 저장하는 것일 수도 있다. 또한, 매체는 단일 또는 수개 하드웨어가 결합된 형태의 다양한 기록 수단 또는 저장수단일 수 있는데, 어떤 컴퓨터 시스템에 직접 접속되는 매체에 한정되지 않고, 네트워크 상에 분산 존재하는 것일 수도 있다. 매체의 예시로는, 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체, CD-ROM 및 DVD 와 같은 광기록 매체, 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical medium), 및 ROM, RAM, 플래시 메모리 등을 포함하여 프로그램 명령어가 저장되도록 구성된 것이 있을 수 있다. 또한, 다른 매체의 예시로, 애플리케이션을 유통하는 앱 스토어나 기타 다양한 소프트웨어를 공급 내지 유통하는 사이트, 서버 등에서 관리하는 기록매체 내지 저장매체도 들 수 있다.

[0057] 본 개시의 방법, 동작 또는 기법들은 다양한 수단에 의해 구현될 수도 있다. 예를 들어, 이러한 기법들은 하드웨어, 펌웨어, 소프트웨어, 또는 이들의 조합으로 구현될 수도 있다. 본원의 개시와 연계하여 설명된 다양한 예시적인 논리적 블록들, 모듈들, 회로들, 및 알고리즘 단계들은 전자 하드웨어, 컴퓨터 소프트웨어, 또는 양자의 조합들로 구현될 수도 있음을 통상의 기술자들은 이해할 것이다. 하드웨어 및 소프트웨어의 이러한 상호 대체를 명확하게 설명하기 위해, 다양한 예시적인 구성요소들, 블록들, 모듈들, 회로들, 및 단계들이 그들의 기능적 관점에서 일반적으로 위에서 설명되었다. 그러한 기능이 하드웨어로서 구현되는지 또는 소프트웨어로서 구현되는지의 여부는, 특정 애플리케이션 및 전체 시스템에 부과되는 설계 요구사항들에 따라 달라진다. 통상의 기술자들은 각각의 특정 애플 리케이션을 위해 다양한 방식들로 설명된 기능을 구현할 수도 있으나, 그러한 구현들은 본 개시의 범위로부터 벗어나게 하는 것으로 해석되어서는 안된다.

[0058] 하드웨어 구현에서, 기법들을 수행하는 데 이용되는 프로세싱 유닛들은, 하나 이상의 ASIC들, DSP들, 디지털 신호 프로세싱 디바이스들(digital signal processing devices; DSPD들), 프로그램가능 논리 디바이스들(programmable logic devices; PLD들), 필드 프로그램가능 게이트 어레이들(field programmable gate arrays; FPGA들), 프로세서들, 제어기들, 마이크로제어기들, 마이크로프로세서들, 전자 디바이스들, 본 개시에 설명된 기능들을 수행하도록 설계된 다른 전자 유닛들, 컴퓨터, 또는 이들의 조합 내에서 구현될 수도 있다.

[0059] 따라서, 본 개시와 연계하여 설명된 다양한 예시적인 논리 블록들, 모듈들, 및 회로들은 범용 프로세서, DSP, ASIC, FPGA나 다른 프로그램 가능 논리 디바이스, 이산 게이트나 트랜지스터 로직, 이산 하드웨어 컴포넌트들,

또는 본원에 설명된 기능들을 수행하도록 설계된 것들의 임의의 조합으로 구현되거나 수행될 수도 있다. 범용 프로세서는 마이크로프로세서일 수도 있지만, 대안으로, 프로세서는 임의의 종래의 프로세서, 제어기, 마이크로제어기, 또는 상태 머신일 수도 있다. 프로세서는 또한, 컴퓨팅 디바이스들의 조합, 예를 들면, DSP와 마이크로프로세서, 복수의 마이크로프로세서들, DSP 코어와 연계한 하나 이상의 마이크로프로세서들, 또는 임의의 다른 구성의 조합으로서 구현될 수도 있다.

[0060] 펌웨어 및/또는 소프트웨어 구현에 있어서, 기법들은 랜덤 액세스 메모리(random access memory; RAM), 판독 전용 메모리(read-only memory; ROM), 비휘발성 RAM(non-volatile random access memory; NVRAM), PROM(programmable read-only memory), EPROM(erasable programmable read-only memory), EEPROM(electrically erasable PROM), 플래시 메모리, 컴팩트 디스크(compact disc; CD), 자기 또는 광학 데이터 스토리지 디바이스 등과 같은 컴퓨터 판독가능 매체 상에 저장된 명령들로서 구현될 수도 있다. 명령들은 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행 가능할 수도 있고, 프로세서(들)로 하여금 본 개시에 설명된 기능의 특정 양태들을 수행하게 할 수도 있다.

[0061] 이상 설명된 실시예들이 하나 이상의 독립형 컴퓨터 시스템에서 현재 개시된 주제의 양태들을 활용하는 것으로 기술되었으나, 본 개시는 이에 한정되 지 않고, 네트워크나 분산 컴퓨팅 환경과 같은 임의의 컴퓨팅 환경과 연계하여 구현될 수도 있다. 또 나아가, 본 개시에서 주제의 양상들은 복수의 프로세싱 칩들이나 장치들에서 구현될 수도 있고, 스토리지는 복수의 장치들에 걸쳐 유사하게 영향을 받게 될 수도 있다. 이러한 장치들은 PC들, 네트워크 서버들, 및 휴대용 장치들을 포함할 수도 있다.

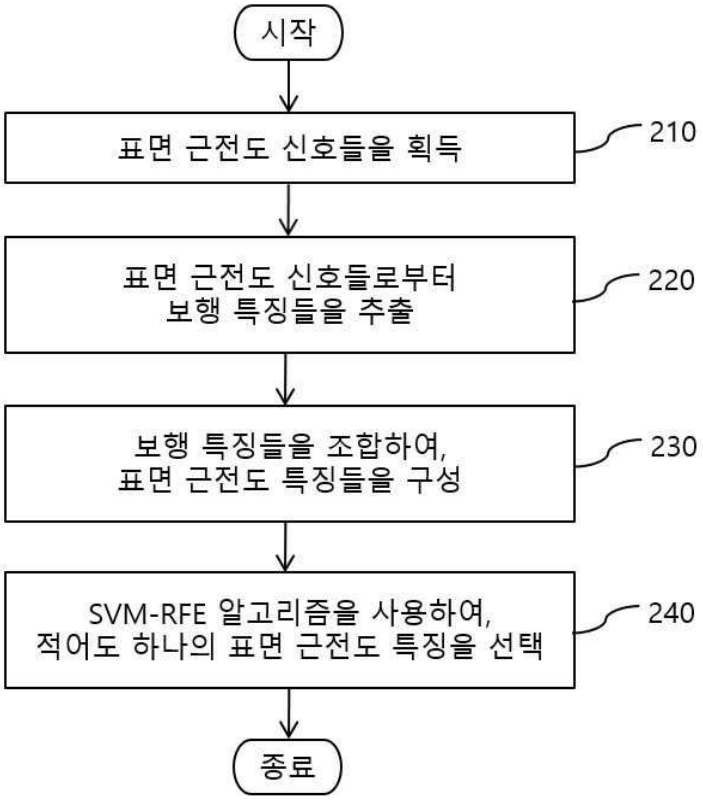
[0062] 본 개시가 일부 실시예들과 관련하여 설명되었지만, 본 개시의 발명이 속하는 기술분야의 통상의 기술자가 이해할 수 있는 본 개시의 범위를 벗어나지 않는 범위에서 다양한 변형 및 변경이 이루어질 수 있다. 또한, 그러한 변형 및 변경은 본 명세서에 첨부된 청구범위 내에 속하는 것으로 생각되어야 한다.

도면

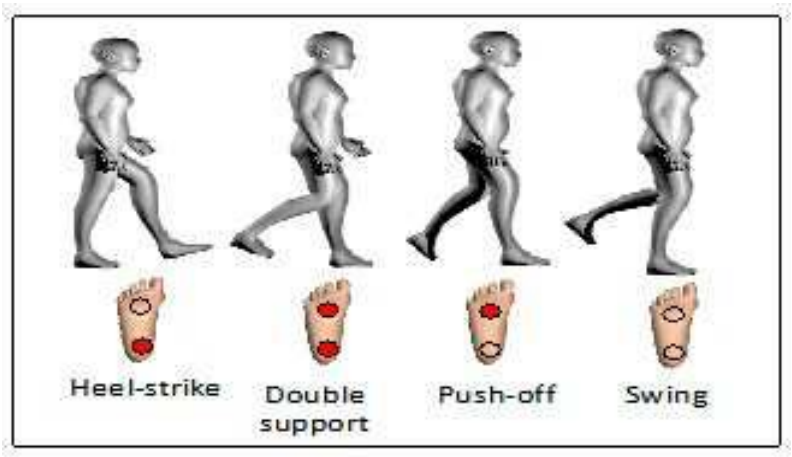
도면1



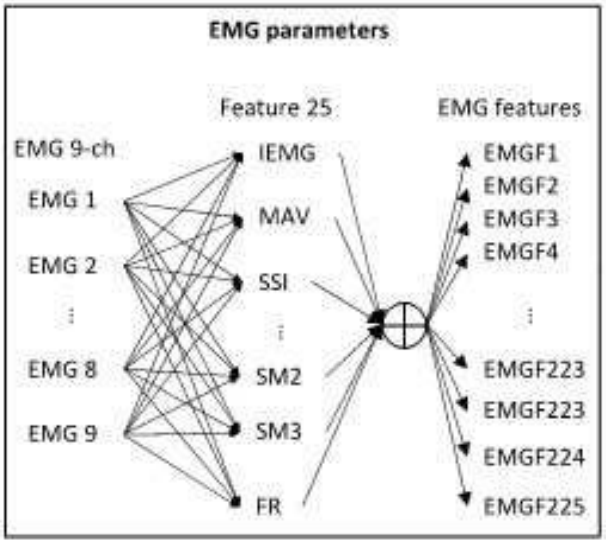
도면2


시작
표면 근전도 신호들을 획득
210
표면 근전도 신호들로부터
보행 특징들을 추출
220
보행 특징들을 조합하여,
표면 근전도 특징들을 구성
230
SVM-RFE 알고리즘을 사용하여,
적어도 하나의 표면 근전도 특징을 선택
240
종료

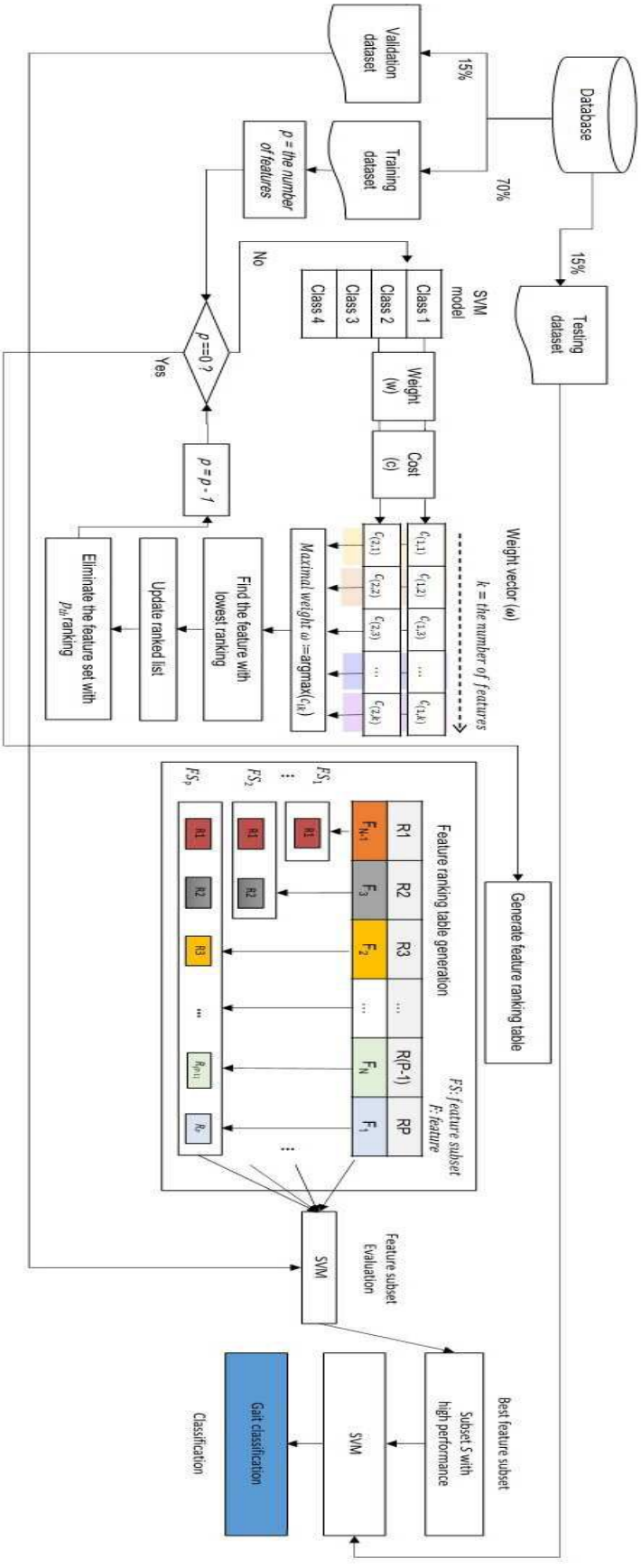
도면3


Heel-strike
Double support
Push-off
Swing

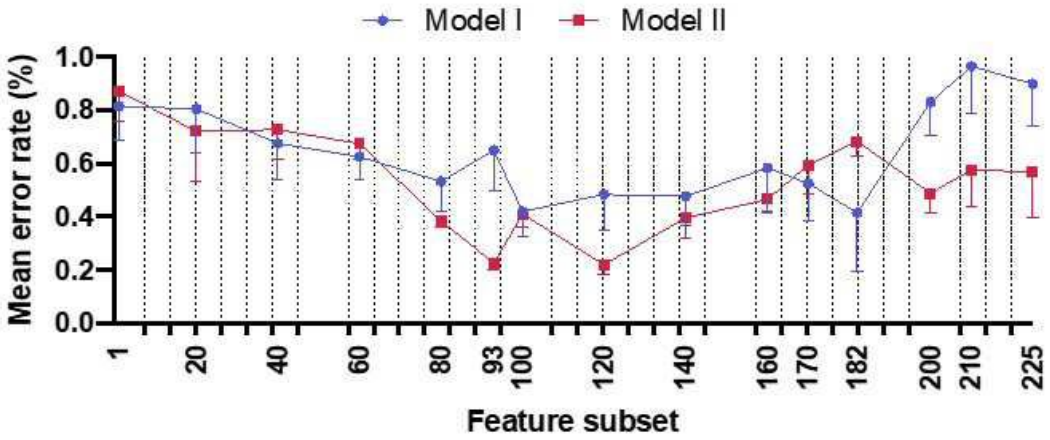
도면4


EMG parameters
Feature 25
EMG features
EMG 9-ch
EMG 1
EMG 2
EMG 8
EMG 9
IEMG
MAV
SSI
SM2
SM3
FR
EMGF1
EMGF2
EMGF3
EMGF4
EMGF223
EMGF223
EMGF224
EMGF225

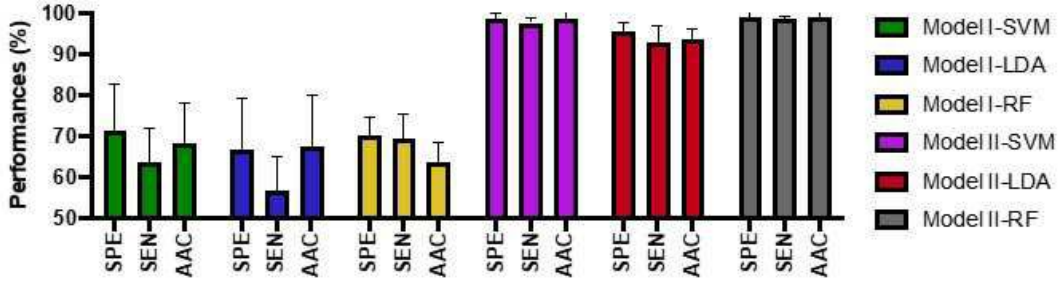
도면5


Database
15%
70%
15%
Validation dataset
Training dataset
Testing dataset
p = the number of features
No
Yes
p==0 ?
p = p - 1
SVM model
Class 1
Class 2
Class 3
Class 4
Weight (w)
Cost (c)
Weight vector (ω)
k = the number of features
Maximal weight ω =argmax(c_ik)
Find the feature with lowest ranking
Update ranked list
Eliminate the feature set with p_th ranking
Generate feature ranking table
Feature ranking table generation
FS: feature subset
F: feature
R1
R2
R3
R(P-1)
RP
SVM
Feature subset Evaluation
Subset S with high performance
Best feature subset
SVM
Gait classification
Classification

도면6


Model I
Model II
Mean error rate (%)
1.0
0.8
0.6
0.4
0.2
0.0
1
20
40
60
80
93
100
120
140
160
170
182
200
210
225
Feature subset

도면7


Performances (%)
100
90
80
70
60
50
SPE
SEN
AAC
Model I-SVM
Model I-LDA
Model I-RF
Model II-SVM
Model II-LDA
Model II-RF