(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2016-0099161
(43) 공개일자 2016년08월22일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/11 (2006.01) *A61B 5/04* (2006.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/1123 (2013.01)
A61B 5/04012 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2015-0020996
(22) 출원일자 2015년02월11일
심사청구일자 2015년02월11일

(71) 출원인
인하대학교 산학협력단
인천광역시 남구 인하로 100, 인하대학교 (용현동)
(72) 발명자
김덕환
서울특별시 양천구 목동로 230 103동 1004호 (목동,현대아이파크아파트)
류재환
인천광역시 연수구 능허대로79번길 30 103동 202호 (옥련동,럭키송도아파트)
(74) 대리인
특허법인 정안

전체 청구항 수 : 총 6 항

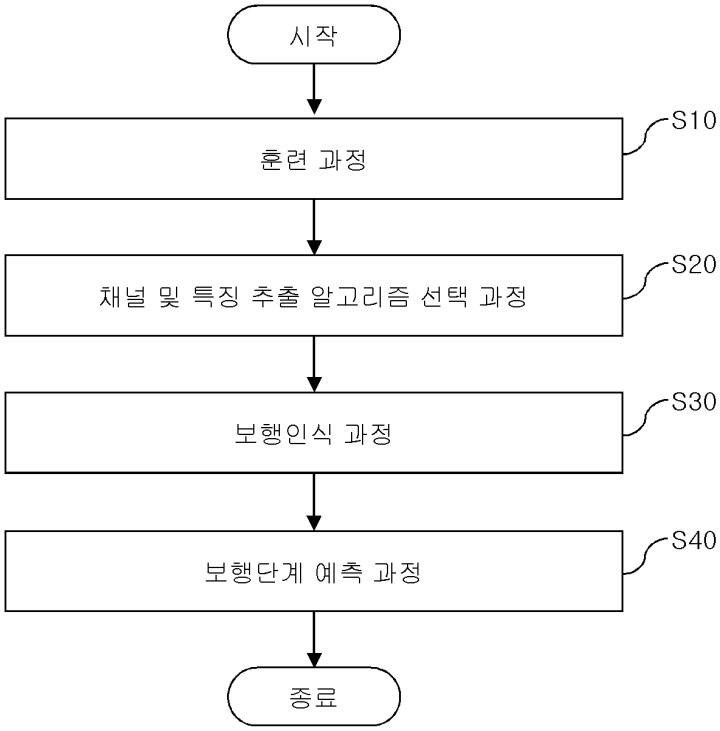
(54) 발명의 명칭 **근전도 신호 기반 사용자 맞춤 분류기에 의한 보행 인식 과정에서 선형보간법을 이용한 보행 단계 예측 방법**

(57) 요 약

본 발명은 정확도 향상을 위하여 적응적 특징 및 채널 선택을 이용한 근전도 신호 기반 분류기를 이용하여 보행 단계를 인식하는 보행단계 인식 과정에서 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법에 관한 것으로서, (a5) 보행 단계의 훈련용 데이터를 이용하여 보행단계별 평균 소요시간을 계산하는 단계; (d1) 상기 현재 보행의 이전 보행

(뒷면에 계속)

대 표 도 - 도3



부터 상기 현재 보행까지의 보행단계별 예측 소요시간과 실제 소요시간의 차이를 이용하여 보정값을 계산하는 단계; (d2) 상기 보정값을 이용하여 상기 현재 보행의 보행단계의 예측 보정시간을 계산하는 단계; 및, (d3) 상기 보정값과, 상기 보행단계별 평균 소요시간, 상기 현재 보행의 이전 보행들부터 상기 현재 보행까지의 평균 변화 시간을 이용하여, 상기 다음 보행의 보행단계의 소요시간을 예측하는 단계를 포함하는 구성을 마련한다.

상기와 같은 방법에 의하여, 선형보간법에 의한 보정을 통하여 보행단계의 시간을 보다 정확하게 예측함으로써, 보행단계의 인식률을 향상시키고 보행단계를 보다 정확하게 인식할 수 있고, 이를 통해 동력의지를 보다 정확하게 제어할 수 있다.

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 49677-1
부처명 교육부
연구관리전문기관 정보전자공동연구소
연구사업명 기초연구기반구축사업
연구과제명 그린 생체모방형 임플란티블 전자칩 및 U-생체정보처리 플랫폼 융합기술개발
기 여 율 1/2
주관기관 인하대학교
연구기간 2014.05.01 ~ 2015.04.30이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 2013R1A1A2006912
부처명 교육부
연구관리전문기관 한국연구재단
연구사업명 일반연구자지원사업
연구과제명 클라우드 컴퓨팅 환경에서 차세대 저장장치의 고성능, 고신뢰성, 저전력을 위한 임베디드 소프트웨어 기술 개발
기 여 율 1/2
주관기관 인하대학교
연구기간 2014.06.01 ~ 2015.05.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

(a) 보행단계의 훈련용 데이터 및, 상기 보행단계에서의 다수 채널의 근전도 신호의 훈련용 신호를 입력받아, 상기 근전도 신호로 보행단계를 분류하는 분류기를 상기 채널별로 생성하는 단계, (b) 보행단계의 테스트용 데이터 및, 다수 채널의 근전도 신호의 테스트용 신호를 입력받아, 상기 분류기를 테스트하여 정확도를 구하여, 상기 정확도에 따라 분류기를 선정하는 단계, 및, (c) 상기 선정된 분류기로 현재 보행의 보행단계를 인식하는 단계를 포함하는 보행 인식 과정에서, 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법에 있어서,

(a5) 상기 (a)단계에서, 보행단계의 훈련용 데이터를 이용하여, 보행단계별 평균 보행시간을 계산하는 단계; 및,

(d) 상기 (c)단계에서 상기 현재 보행의 보행단계를 인식한 후, 인식된 현재 보행의 다음 보행에 대한 보행단계의 보행시간을 예측하는 단계를 포함하고,

상기 (d)단계는,

(d1) 상기 현재 보행의 이전 보행부터 상기 현재 보행까지의 보행단계별 예측 소요시간과 실제 소요시간의 차이를 이용하여 보정값을 계산하는 단계;

(d2) 상기 보정값을 이용하여 상기 현재 보행의 보행단계의 예측 보정시간을 계산하는 단계; 및,

(d3) 상기 보정값과, 상기 보행단계별 평균 보행시간, 상기 현재 보행의 이전 보행들부터 상기 현재 보행까지의 평균 변화 시간을 이용하여, 상기 다음 보행의 보행단계의 보행시간을 예측하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 (d1)단계에서, 이전 보행부터 현재 보행까지의 보행단계들의 예측 소요시간과 실제 소요시간의 차이의 평균으로 보정값을 계산하는 것을 특징으로 하는 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 (d2)단계에서, 상기 현재 보행의 보행단계에서 적어도 2번째 이후 보행단계의 예측 보정시간을 구하는 것을 특징으로 하는 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법.

청구항 4

제2항에 있어서,

상기 (d1)단계에서, 상기 보정값 c를 다음 [수식 1]에 의해 구하는 것을 특징으로 하는 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법.

[수식 1]

$$c = \frac{\sum_{n=0}^{GP-1} \left(g_{i,j-n}(k) - p_{i,j-n}(k)\right)}{GP}$$

단, i는 보행, j는 보행단계, k는 시간이고, $g_{i,j}(k)$는 i번째 보행에서 j번째 보행단계의 시간을 나타내고, $p_{i,j}(k)$는 이전보행에서 계산된 i번째 보행에서 j번째 단계의 예측시간이고, GP는 총 보행단계 수임.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 (d2)단계에서, 상기 예측보정 시간 $p'_{i,j+2}(k)$를 다음 [수식 2]에 의해 구하는 것을 특징으로 하는 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법.

[수식 2]

$$p'_{i,j+2} = p_{i,j+2} + c$$

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 (d3)단계에서, 상기 다음 보행의 예측 시간 $p_{i+1,j}(k)$를 다음 [수식 3]에 의해 구하는 것을 특징으로 하는 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법.

[수식 3]

$$p_{i+1,j}(k) = T_j + \frac{e+c}{2}$$

$$e = \frac{\sum_{n=0}^{2} \left(g_{i-n,j}(k) - g_{i-n-1,j}(k)\right)}{3}$$

위 식에서 T_j는 훈련과정에서 계산된 보행단계별 평균 소요시간이고, e는 보행 3걸음 전부터 현재 보행까지의 평균 변화 시간임.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 선형 보간법기반의 보행단계 예측기법을 이용하여 보행단계를 계산하고, 정확도 향상을 위하여 적응적 특징 및 채널 선택을 이용한 근전도 신호 기반 분류기를 이용하여 보행단계를 인식하는, 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법에 관한 것이다.

[0002] 특히, 본 발명은 훈련과정을 통해 보행단계별 평균 보행시간을 얻고, 현재의 보행 단계별 소요 시간과 이전 보행에서 얻은 단계별 시간에 선형 보간법을 사용하여 다음 보행에서의 단계별 예측 시간을 계산하는, 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 최근 하지 절단 환자들의 보행을 보조하기 위한 동력의지 연구가 활발히 진행되고 있다. 대부분의 동력의지는 압력, 전류 등의 물리적인 센서를 이용하여 보행단계를 분류한다[비특허문헌 1-2]. 하지만 물리적인 센서를 이용한 대퇴 동력의지는 사전에 훈련된 보행 속도만 재현된다는 단점이 있다. 따라서 동력의지에 사람이 이끌려 가는 느낌을 받을 수 있다.

[0004] 이러한 문제를 해결하기 위해 생체신호 중 하나인 근전도 신호를 이용한 보행단계 분류 연구가 활발해지고 있다[비특허문헌 3-5]. 하지만 근전도 신호를 이용한 보행 단계 분류는 보행이 완료된 이후 결과를 얻을 수 있기 때문에 실시간 제어에는 적합하지 않다. 또한 피험자의 보행 습관에 따라 근육 발달도가 다르며, 그에 따라 특징 추출 알고리즘별 정확도가 차이가 난다.

[0005] 따라서 동력의족 등을 실시간으로 제어하기 위해서는 보다 정확한 보행 예측이 필요하다. 즉, 보행예측 방법은 추후에 실시간 동력의족 구동에 적용된다. 동력의족에 보행 예측 방법을 사용함으로써 다음 보행에 대한 정보를 얻어 동력의족의 지연을 방지하고, 처리 속도가 빨라진다는 장점이 있다.

[0006] 특히 보행단계를 인식할 시 해당하는 보행단계를 포함하여 300ms이내에 결과를 얻는 것을 실시간 처리 조건으로 한다. 하지만 초기 접촉기(Initial contact)와 중간 입각기(mid stance)의 경우 최소 평균 시간은 150ms입니다. 따라서 동력의족에 중간 입각기(mid stance)가 시작되기 전에 명령을 전송해야됨에도 불구하고 중간 입각기(mid stance) 중 또는 끝나는 시점에 명령을 전송하여 의족이 비정상 작동이 될 위험이 있다. 따라서 현재 보행을 제어하는 것이 아닌 다음 보행을 예측하고 이를 이용하여 제어하여 이런 문제를 해결할 수 있다.

선행기술문헌

비특허문헌

[0007] (비특허문헌 0001) [비특허문헌 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.

(비특허문헌 0002) [비특허문헌 2] L. Lovse, J. Bobet, F. D. Roy and V. K. Mushahwar, "External Sensors for Detecting the Activation and Deactivation Times of the Major Muscles Used in Walking," IEEE Transactions on Neural systems and rehabilitation engineering, vol.20, no.4, pp. 488-498, 2012.

(비특허문헌 0003) [비특허문헌 3] Y. Fan, and Y. Yin, "Active and Progressive Exoskeleton Rehabilitation Using Multisource Information Fusion From EMG and Force-Position EPP," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol.60, no.12, pp.3314-3321, 2013.

(비특허문헌 0004) [비특허문헌 4] E. C. M. 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.

(비특허문헌 0005) [비특허문헌 5] 유재환, 정석화, 김덕환, "sEMG신호기반 2단계 LDA 분류기를 이용한 보행단계 인식", 2013년도 대한전자공학회 하계종합학술대회 논문집, 제36권 1호, pp.1009-1012, 2013.

(비특허문헌 0006) [비특허문헌 6] 류재환, 김덕환, "적응적으로 특징과 채널을 선택하는 sEMG 신호기반 보행단계 인식 기법", 재활복지공학회 논문지, 제7권, 2호, pp.19-26, 2013.

(비특허문헌 0007) [비특허문헌 7] A.N. Donald, N. David, "Kinesiology of the Musculoskeletal System," Journal of Rehabilitation Research & Development, vol.46, no.3, pp.361-374, 2009.

(비특허문헌 0008) [비특허문헌 8] A.K. Phinyomark, C. Limsakul, and P. Phukpattaranont, "A Novel Feature Extraction for Robust EMG Pattern Recognition," Journal of Computing, vol.1, no.1, pp.71-81, 2009.

(비특허문헌 0009) [비특허문헌 9] Zyhote Body, http://www.zygotebody. com

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본 발명의 목적은 상술한 바와 같은 문제점을 해결하기 위한 것으로, 선형 보간법기반의 보행단계 예측기법을 이용하여 보행단계를 계산하고, 정확도 향상을 위하여 적응적 특징 및 채널 선택을 이용한 근전도 신호 기반 분류기[비특허문헌 6]를 이용하여 보행단계를 인식하는, 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법을 제공하는 것이다.

[0009] 특히, 본 발명의 목적은 훈련과정을 통해 보행단계별 평균 보행시간을 얻고, 현재의 보행 단계별 소요 시간과 이전 보행에서 얻은 단계별 시간에 선형 보간법을 사용하여 다음 보행에서의 단계별 예측 시간을 계산하는, 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법을 제공하는 것이다.

[0010] 또한, 본 발명의 목적은 각 보행단계별 시간을 예측하기 위하여 보행 인식 과정에서 분류기를 이용하여 보행단계를 인식할 때, 분류기는 사용자에 따라 채널과 특징을 적응적으로 선택하여 정확도를 향상시키는 적응적 특징 및 채널 선택을 이용한 근전도 신호기반 분류기를 이용하는, 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법을 제공하는 것이다.

[0011]

과제의 해결 수단

[0012] 상기 목적을 달성하기 위해 본 발명은 (a) 보행단계의 훈련용 데이터 및, 상기 보행단계에서의 다수 채널의 근전도 신호의 훈련용 신호를 입력받아, 상기 근전도 신호로 보행단계를 분류하는 분류기를 상기 채널별로 생성하는 단계, (b) 보행단계의 테스트용 데이터 및, 다수 채널의 근전도 신호의 테스트용 신호를 입력받아, 상기 분류기를 테스트하여 정확도를 구하여, 상기 정확도에 따라 분류기를 선정하는 단계, 및, (c) 상기 선정된 분류기로 현재 보행의 보행단계를 인식하는 단계를 포함하는 보행 인식 과정에서, 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법에 관한 것으로서, (a5) 상기 (a)단계에서, 보행단계의 훈련용 데이터를 이용하여, 보행단계별 평균 소요시간을 계산하는 단계; 및, (d) 상기 (c)단계에서 상기 현재 보행의 보행단계를 인식한 후, 인식된 현재 보행의 다음 보행에 대한 보행단계의 보행시간을 예측하는 단계를 포함하고, 상기 (d)단계는, (d1) 상기 현재 보행의 이전 보행부터 상기 현재 보행까지의 보행단계별 예측 소요시간과 실제 소요시간의 차이를 이용하여 보정값을 계산하는 단계; (d2) 상기 보정값을 이용하여 상기 현재 보행의 보행단계의 예측 보정시간을 계산하는 단계; 및, (d3) 상기 보정값과, 상기 보행단계별 평균 보행시간, 상기 현재 보행의 이전 보행들부터 상기 현재 보행까지의 평균 변화 시간을 이용하여, 상기 다음 보행의 보행단계의 보행시간을 예측하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0013] 또한, 본 발명은 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법에 있어서, 상기 (d1)단계에서, 이전 보행부터 현재 보행까지의 보행단계들의 예측 소요시간과 실제 소요시간의 차이의 평균으로 보정값을 계산하는 것을 특징으로 한다.

[0014] 또한, 본 발명은 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법에 있어서, 상기 (d2)단계에서, 상기 현재 보행의 보행단계에서 적어도 2번째 이후 보행단계의 예측 보정시간을 구하는 것을 특징으로 한다.

[0015] 또한, 본 발명은 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법에 있어서, 상기 (d1)단계에서, 상기 보정값 c를 다음 [수식 1]에 의해 구하는 것을 특징으로 한다.

[0016] [수식 1]

[0017]
$$c = \frac{\sum_{n=0}^{GP-1} \left(g_{i,j-n}(k) - p_{i,j-n}(k) \right)}{GP}$$

[0018] 단, i는 보행, j는 보행단계, k는 시간이고, $g_{i,j}(k)$는 i번째 보행에서 j번째 보행단계의 시간을 나타내고, $p_{i,j}(k)$는 이전보행에서 계산된 i번째 보행에서 j번째 단계의 예측시간이고, GP는 총 보행단계 수임.

[0019] 또한, 본 발명은 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법에 있어서, 상기 (d2)단계에서, 상기 예측보정 시간 $p'_{i,j+2}(k)$를 다음 [수식 2]에 의해 구하는 것을 특징으로 한다.

[0020] [수식 2]

[0021] $$p'_{i,j+2} = p_{i,j+2} + e$$

[0022] 또한, 본 발명은 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법에 있어서, 상기 (d3)단계에서, 상기 다음 보행의 예측 시간 $p_{i+1,j}(k)$를 다음 [수식 3]에 의해 구하는 것을 특징으로 한다.

[0023] [수식 3]

[0024] $$p_{i+1,j}(k) = T_j + \frac{e+c}{2}$$

$$e = \frac{\sum_{n=0}^{2}\left(g_{i-n,j}(k) - g_{i-n-1,j}(k)\right)}{3}$$

[0025] 위 식에서 T_j는 훈련과정에서 계산된 보행단계별 평균 소요시간이고, e는 보행 3걸음 전부터 현재 보행까지의 평균 변화 시간임.

발명의 효과

[0026] 상술한 바와 같이, 본 발명에 따른 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법에 의하면, 선형보간법에 의한 보정을 통하여 보행단계의 시간을 보다 정확하게 예측함으로써, 보행단계의 인식률을 향상시키고 보행단계를 보다 정확하게 인식할 수 있고, 이를 통해 동력의지를 보다 정확하게 제어할 수 있는 효과가 얻어진다.

[0027] 특히, 실험을 통하여, 사용자별로 채널과 특징을 선택함에 따라 모든 피험자에게서 종래의 방법보다 약 10% 인식률이 향상된 것을 확인하였다. 또한, 보행 예측 실험해서 압력센서를 사용하지 않았을 때 실제 보행 단계와 평균 180ms, 압력센서를 사용하여 초기 입각기(Initial_Stance)의 시작지점을 인식하였을 때 72ms의 차이를 보였다. 따라서 본 발명에 따른 방법에 의하여 근전도 신호를 이용한 동력의지 제어가 가능해진다.

[0028] 또한, 실험을 통하여, 모든 특징들과 채널들을 이용하는 기존 방법의 경우 50%의 평균정확도를 보인 반면, 본 발명은 91%의 평균정확도를 보이는 것을 밝혀내고 있다.

도면의 간단한 설명

[0029] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법을 실시하기 위한 전체 시스템의 구성에 대한 블록도.

도 2는 본 발명에 사용되는 인간의 보행 단계를 나타낸 그림.

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 근전도 신호기반 보행단계 인식 방법을 설명하는 흐름도.

도 4는 본 발명의 표면근전도(sEMG) 신호기반 보행단계 인식 방법의 전체적인 과정을 설명하는 흐름 블록도.

도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 훈련과정을 설명하는 흐름도.

도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 채널 및 특징 추출 알고리즘 선택 과정을 설명하는 흐름도.

도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 보행 인식 과정을 설명하는 흐름도.

도 8은 본 발명의 일실시예에 따라 분류 매트릭스(Classification Matrix)을 통해 분류되는 동작을 정리한 표.

도 9는 본 발명의 일실시예에 따른 보행단계 예측 과정을 설명하는 흐름도.

도 10은 선형보간법 기반의 보행단계 예측방법의 예를 도시한 도면.

도 11은 본 발명의 실험에 따른 근전도 신호 취득 위치를 도시한 일례도.

도 12는 본 발명의 실험에 따라 피험자에 따른 근육 및 보행단계에 따른 정확도를 표시한 그래프로서, (a) 피험자 1에 대한 채널 및 특징별 정확도, (b) 피험자 2에 대한 채널 및 특징별 정확도, (c) 피험자 3에 대한 채널 및 특징별 정확도에 대한 그래프.

도 13은 본 발명의 실험결과에 따른 정확도를 표시한 그래프로서, (a) 근전도 신호만을 이용한 예측 정확도, (b) Initial stance의 시작 시점을 압력센서로 인식하였을 때의 정확도에 대한 그래프.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0030] 이하, 본 발명의 실시를 위한 구체적인 내용을 도면에 따라서 설명한다.

[0031] 또한, 본 발명을 설명하는데 있어서 동일 부분은 동일 부호를 붙이고, 그 반복 설명은 생략한다.

[0032] 먼저, 본 발명의 일실시예에 따른 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법을 실시하기 위한 전체 시스템의 구성에 대하여 도 1을 참조하여 설명한다.

[0033] 도 1에서 보는 바와 같이, 본 발명에 따른 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법은 훈련 데이터(학습 데이터)(11) 또는 sEMG 신호(12)를 입력받아, 특징 및 채널을 선택하거나 보행단계를 인식하고 보행단계의 시간을 예측하는 컴퓨터 단말(20) 상의 프로그램 시스템(30)으로 실시될 수 있다. 즉, 상기 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법은 프로그램으로 구성되어 컴퓨터 단말(20)에 설치되어 실행될 수 있다. 컴퓨터 단말(20)에 설치된 프로그램은 하나의 프로그램 시스템(30)과 같이 동작할 수 있다.

[0034] 한편, 다른 실시예로서, 상기 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 방법은 프로그램으로 구성되어 범용 컴퓨터에서 동작하는 것 외에 ASIC(주문형 반도체) 등 하나의 전자회로로 구성되어 실시될 수 있다. 또는 특징 및 채널 선택 또는 보행단계 인식 및 시간 예측만을 전용으로 처리하는 전용 단말(30)로 개발될 수도 있다. 특히, 상기와 같은 전자회로는 동력의지를 제어하는 제어장치에 이용되거나, 제어장치의 일부로서 실시될 수 있다. 이를 선형보간법을 이용한 보행단계 예측 장치(30)라 부르기로 한다. 그 외 가능한 다른 형태도 실시될 수 있다.

[0035] 다음으로, 본 발명에서 인식하고자 하는 보행단계를 도 2를 참조하여 설명한다.

[0036] 도 2에서 보는 바와 같이, 인간의 보행 단계는 입각기(Stance) 4단계와 유각기(Swing) 4단계로 구분된다[비특허문헌 7]. 입각기는 기준이 되는 다리의 발바닥이 지면에 닿은 상태를 의미하여 유각기는 발바닥이 지면에서 떨어져 있는 상태다[비특허문헌 7].

[0037] 입각기 단계는 도 2에서 볼 수 있듯이 관절각과 지면에 닿은 발바닥의 위치에 따라 초기 접촉기(Initial Contact), 부하 반응기(Loading Response), 중간 입각기(Mid stance) 및 마지막 입각기(Terminal stance)로 구분된다. 유각기는 관절각과 이 순간 속력에 따라 전 유각기(Pre Swing), 초기 유각기(Initial Swing), 중간 유각기(Mid Swing), 및, 마지막 유각기(Terminal Swing)로 구분된다[비특허문헌 4]. 본 발명에서는 보행 단계의 핵심이 되는 입각기(Stance) 3단계인 초기 접촉기(Initial Contact), 중간 입각기(Mid stance) 및 마지막 입각기(Terminal stance)로 유각기(Swing)는 1단계로 총 4단계를 구분한다.

[0038] 다음으로, 본 발명의 실시를 위한 근전도(EMG) 신호의 분석 방법에 대하여 설명한다.

[0039] EMG 신호를 이용한 근활동 분석 방법에는 적분 근전도(IEMG, Integrated EMG), 평균값(Average Value), 피크(Peak), 중간값(Mean Value), 문턱값(Threshold) 등이 있다. IEMG는 특정 동작이 시작되고 끝날 때까지 측정된 신호를 적분을 하여 1개의 특징 값으로 변환하는 것이다. 평균값(Average Value) 및, 피크(Peak)는 특정 동작이 시작되고 끝날 때까지 측정된 신호의 평균과 최대 값을 특징 값으로 추출한 것이다. 중간값(Mean)은 특정 동작이 시작되고 끝날 때까지 측정된 신호의 최대 값과 최소 값의 중앙에 위치한 값을 특징 값으로 추출한다. 마지막으로 문턱값(Threshold)은 근활성도에 따라 명령어를 정의해둔 뒤 기준이 넘을 때마다 명령어를 수행 또는 전송하는 방법이다.

[0040] 즉 상방향 1.3mv, 좌 방향 2.6mv로 설정했다면 주먹을 주었을 때 그 최대 값이 1.5mv가 나왔다면 상방향 명령어를 전송하고, 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.

[0041] 최근에는, 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 본 발명자의 다른 특허출원 10-2014-0109129을 통해 확인할 수 있다. 본 발명에서는 IEMG, MAV, MMAV1, MMAV2, MAVSLP, SSI, VAR, RMS, WL, ZC, SSC, WAMP 총 12개의 특징 추출 알고리즘을 사용하여 특징 값으로 변

환한다. 하지만 본 발명은 특징 추출 알고리즘의 개수를 12개로 한정하지 않고, 필요한 개수로 정하여 실시할 수 있다.

[0042] 본 발명의 일실시예에 따른 근전도 신호기반 보행단계 분류(인식) 방법을 도 3을 참조하여 구체적으로 설명한다.

[0043] 보행단계 분류는 적응적 특징 및 채널 선택을 이용한 근전도 신호 기반 분류기를 이용한다[비특허문헌 6]. 사용자별로 보행단계에 따라 활성도가 높은 근육과 그에 적합한 특징을 선택하여 분류기를 생성하기 때문에 보행단계 인식에 높은 정확도를 보인다[비특허문헌 6]. 적응적 특징 및 채널 선택을 이용한 근전도 신호 기반 분류기는 훈련단계와 인식 단계로 나눠진다. 훈련단계에서는 보행단계, 채널 및 특징에 따라 경우의 수만큼 분류기를 생성한다. 즉 4개의 채널과 12개의 특징을 사용한다면 보행단계별로 24개의 분류기를 생성한다. 본 발명에서는 특징 추출 알고리즘은 12개가 분류기는 LDA(Linear Discriminant Analysis)가 사용됐다[비특허문헌 8]. 그 후 훈련 데이터 수만큼 새로운 데이터를 입력하여 정확도가 높은 분류기를 선택하게 된다. 인식과정에서는 훈련과정에서 선택된 분류기를 보행단계별로 사용하여 인식하게 된다. 이하에서 보다 구체적으로 설명한다.

[0044] 도 3에서 보는 바와 같이, 적응적으로 특징과 채널을 선택하는 근전도 신호기반 보행단계 인식 방법은 훈련과정(S10), 채널 및 특징 추출 알고리즘 선택 과정(S20), 보행 인식 과정(S30), 및 보행단계 예측 과정(S40)으로 나뉜다.

[0045] 훈련 과정(S10)에서는 피험자별로 보행단계에 따라 4채널의 근육과 12개의 특징 추출 알고리즘을 이용하여 경우의 수만큼 분류기 그룹, 즉, 앞꿈치(Toe) 분류기 및 뒷꿈치(Heel) 분류기를 생성한다. 이때, 보행단계별 평균 소요시간을 구해둔다.

[0046] 채널 및 특징 선택 과정(S20)에서는 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.

[0047] 보행 인식 과정(S30)에서는 선택된 근육과 특징 추출 알고리즘을 이용하여 입력된 EMG 신호를 특징 값으로 변환한다. 그 후 앞꿈치(Toe)와 뒷꿈치(Heel) 분류기를 이용하여 분류 결과를 얻고 분류 매트릭스(Classification Matrix)를 이용하여 보행 단계를 인식한다.

[0048] 보행단계 예측 과정(S40)에서는 선형 보간법 기반으로 보행단계를 예측한다. 즉, 다음 보행단계가 발생하는 시점을 계산한다.

[0049] 도 4는 본 발명의 표면근전도(sEMG) 신호기반 보행단계 인식 방법의 전체적인 과정을 설명하는 흐름 블록도이다.

[0050] 먼저, 훈련과정(S10)을 보다 구체적으로 설명한다.

[0051] 도 5에서 보는 바와 같이, 훈련과정(S10)은 학습 데이터(훈편 데이터) 입력 단계(S11), 압력 센서 입력의 보행단계 구분 단계(S12), EMG 신호의 특징값 변환 단계(S13), 분류기 생성 단계(S14), 및, 보행단계별 평균 보행시간 계산(S15)로 구성된다.

[0052] 훈련과정의 첫 번째 단계(S11)에서는 분류기 생성을 위하여 4채널 EMG신호와 2채널 압력센서 데이터(또는 보행 압력 신호) 등 총 6채널의 신호를 입력받는다. 이때 2채널의 압력 센서는 앞꿈치와 뒷꿈치에 각각 설치하여 눌렸을 경우와 눌리지 않았을 경우를 분류한다.

[0053] 두 번째 단계(S12)는 앞꿈치와 뒷꿈치에 설치한 압력센서를 이용하여 보행단계를 인식한다. 즉 뒷꿈치가 지면과 닿고 앞꿈치가 지면과 떨어져 있는 상태를 초기 접촉기(Initial Contact), 뒷꿈치와 앞꿈치 모두 지면과 닿은 상태를 중간 입각기(Mid stance), 뒷꿈치가 지면과 떨어지고 앞꿈치가 지면과 닿은 상태를 마지막 입각기(Terminal stance), 앞꿈치와 뒷꿈치가 모두 지면과 떨어진 상태를 유각기(Swing)로 분류한다.

[0054] 세 번째 단계(S13)는 보행단계에 따라 각각 특징 추출 알고리즘을 적용하여 4채널의 EMG 신호를 특징 값으로 변환한다. 이때 사용되는 특징 추출 알고리즘으로서, IEMG(Integrated EMG), MAV(mean absolutue), MMAV1(Modified Mean Absolute Value1), MMAV2(Modified Mean Absolute Value2), MAVSLP(Mean Absolute Value Slope), SSI(Simple Square Integral), VAR(variance), RMS(root mean square), WL(waveform length), ZC(zero crossing), SSC(Slope Sign Changes), WAMP(Willison Amplitude) 등 총 12개를 사용한다. 특징 추출 알고리즘은 12개에 한정되지 않고, 달리 정할 수 있다.

[0055] 네 번째 단계(S14)는 특징 값으로 변환된 EMG신호를 선형 판별 분석법(LDA, linear discriminant analysis)을 이용하여 각각의 보행단계에 따라 앞꿈치(Toe) 분류기 및 뒷꿈치(Heel) 분류기를 생성한다. 이때 분류기는 보행단계별로 근육 4채널과 특징 추출 알고리즘 12개의 조합을 통해 48개의 분류기 그룹(Heel 분류기, Toe분류기)이 생성된다. 따라서 총 4가지 보행단계를 인식하기 위한 분류기 그룹의 개수는 96개이다.

[0056] 즉, 하나의 분류기는 (1) 하나의 EMG신호를 입력받아(4가지) (2) 어느 하나의 특징 추출 알고리즘(12가지)으로 특징값을 변환하고, (3) 어느 하나의 보행단계(4가지)가 맞는지 틀리는지(O,X)를 분류하는 분류기이다. 다시 말하면, (1) EMG 신호를 입력받고(4가지 근육 중 하나), (2) 각 EMG 신호는 12가지의 특징 추출 알고리즘을 사용하여 벡터값이 산출되고, (3) 분류기를 통하여 보행단계가 4가지로 나눠진다.

[0057] 분류기는 각 근육에서 발생한 EMG 신호를 12가지의 특징추출을 이용하여 산출된 값을 입력받는다. 분류기는 LDA(linear discriminant analysis)를 이용하여 분류한다. 이것은 선형 판별 분석으로 트레이닝 데이터와 입력받은 특징 값들을 비교하여 분류한다. 즉 분류기는 입력된 EMG신호를 이용하여 보행단계를 판단한다. EMG신호 입력받고, 특징을 추출하여, 이를 분류기에 입력하면, 보행단계 결과를 획득할 수 있다.

[0058] 뒷꿈치(Heal) 분류기는 뒷 꿈치가 지면에 닿았을 때를 1, 떨어졌을 때는 0으로 분류한다. 앞꿈치(toe) 분류기는 앞꿈치가 지면에 닿는지 여부를 분류하는 것으로서, 뒷꿈치(Heal) 분류기와 내용은 동일하다. 분류기 그룹은 뒷꿈치(Heal) 분류기와 앞꿈치(toe) 분류기를 묶은 것을 말한다. 즉, 특징 값을 입력하면 뒷꿈치(Heal) 분류기에서 결과를 얻고, 앞꿈치(toe) 분류기에서 결과를 얻는다. 따라서 2개의 분류기를 이용하기 때문에 분류기 그룹이라 부르기로 한다.

[0059] 마지막 단계(S15)는 보행단계별 평균 소요시간을 구해둔다. 즉, 훈련과정에서 사용되는 훈련 데이터(학습 데이터)를 이용하여, 각 보행단계가 분류될 때, 각 보행단계들 단계별로 그 보행단계의 시간을 평균한다.

[0060] 다음으로, 채널 및 특징 추출 알고리즘 선택 과정(S20)을 보다 구체적으로 설명한다.

[0061] 도 6에서 보는 바와 같이, 채널 및 특징 추출 알고리즘 선택 과정(S20)은 테스트용 EMG 신호 입력 단계(S21), 입력된 EMG 신호의 특징값 변환 단계(S22), 분류기의 정확도 계산 단계(S23), 및, 분류기 및 상기 분류기에 사용된 EMG 신호 채널과 특징 추출 알고리즘 선택 단계(S24)로 구성된다.

[0062] 채널 및 특징 추출 알고리즘 선택 과정의 첫 번째 단계(S21)는 보행단계에 따라 훈련과정에서 사용된 보행주기와 동일한 주기의 EMG 신호를 입력받는다. 보행주기만 같고 훈련과정의 EMG 신호와는 다른 EMG 신호(테스트용 EMG신호)를 입력받는다. 즉, 채널 및 추출 알고리즘 선택을 위하여 훈련과정에서 사용된 보행주기와 동일한 주기를 갖는 새로운 EMG신호를 입력받는다.

[0063] 두 번째 단계(S22)는 새로 입력된 EMG 신호를 훈련과정과 동일한 특징 추출 알고리즘을 사용하여 특징 값으로 변환한다.

[0064] 세 번째 단계(S23)는 새로 입력된 데이터를 보행단계별로 분류기 그룹에 입력한 뒤 정확도를 계산한다. 이때 보행 인식에는 분류 매트릭스(Classification Matrix)를 이용하고 이에 대한 자세한 설명은 후술한다. 즉 훈련단계에서 보행단계별로 생성된 24개의 분류기 그룹에 대하여 정확도를 계산한다.

[0065] 마지막 네 번째 단계(S24)는 보행단계에 따라 정확도가 가장 높게 나오는 분류기 그룹을 보행인식 단계에 사용하도록 선택하고, 선택된 분류기 그룹에서 사용된 채널과 특징 추출 알고리즘을 보행단계 인식 기법에서 사용한다.

[0066] 여기서 채널의 선택은 EMG 신호 선택 또는 EMG 신호 채널 선택을 말한다. 앞서 훈련과정의 보행압력 신호 채널은 해당되지 않는다. 즉, EMG신호만을 이용하여 보행단계를 인식하는 것이기 때문에 보행 압력신호 채널은 사용되지 않는다.

[0067] 바람직하게는, 선택되는 분류기 그룹(힐분류기 토분류기)은 보행단계 당 하나이다. 즉 보행단계별로 채널 4개와 특징추출 알고리즘 12개를 경우의 수만큼 분류기를 생성하고, 정확도를 확인한다. 그 중 가장 높은 정확도를 보이는 분류기 그룹을 선택한다. 이때 사용되는 채널 및 특징 추출 알고리즘은 사용자마다 달라질 수 있다. 예를 들어, 채널 1이 될 수도 있고 채널 4가 될 수 있다. 또한, 특징도 1~12 중 하나가 상황에 따라 다르게 선택된다. 즉, 사용자마다 맞춤형의 채널과 특징 ㅊ추출 알고리즘이 선택된다.

[0068] 또한, 보행단계에서의 보행동작 마다 분류기는 다르게 선택될 수 있다.

[0069] 다음으로, 보행 인식 과정(S30)을 보다 구체적으로 설명한다.

[0070] 도 7에서 보는 바와 같이, 보행 인식 단계(S30)는 실제 EMG 신호를 입력받아 특징값으로 변환하는 단계(S31), 선택된 분류기에 변환된 특징값을 입력하여 분류하는 단계(S32), 및 분류 매트릭스를 이용하여 보행단계를 추출하는 단계(S33)로 구성된다.

[0071] 보행 인식과정의 첫 번째 단계(S31)는 훈련과정 중 선택된 보행동작에 따라 채널과 특징추출 알고리즘을 이용하여 특징 값으로 변환한다.

[0072] 예를 들어, 보행은 1->2->3->4->1->2->3->4와 같이 순차적으로 진행됩니다. 즉 1번 동작이 3번으로 갑자기 뛰는 경우가 없다. 따라서 이전 보행에서 초기 접촉기(Initial Contact)라는 것이 결정되면 다음은 중간 입각기(Mid stance)가 된다. 도 4에 있는 내용은 이전에 초기 접촉기(Initial Contact)라면, 현재는 중간 입각기(Mid stance)라는 것을 의미한다.

[0073] 훈련과정에서 보행단계 마다 정확도가 가장 높은 분류기를 알아내고 이를 사용한다. 즉 초기 접촉기(Initial Contact)에서 채널 2와 특징 3으로 했을 때 정확도가 가장 높았다면 이 분류기 그룹(힐, 토)을 초기 접촉기(Initial Contact) 인식에 사용한다. 또한, 중간 입각기(Mid stance)에서 채널 1과 특징 1을 사용했을 때 정확도가 가장 높았다면 이 분류기 그룹을 중간 입각기(Mid stance)에서 사용한다. 따라서 위와 같은 경우일 때 초기 접촉기(Initial Contact)는 채널 2와 특징 3이 선택된 것이고, 중간 입각기(Mid stance)일 때 채널 1과 특징 1이 선택된다.

[0074] 앞서 “선택된 보행동작에 따라”라는 의미는 현재 보행단계에 따라 분류기를 선택한다는 의미이다. 예를 들어, 현재 단계가 초기 접촉기(Initial Contact)라면 분류기 생성에 사용된 채널 2를 입력받고, 특징 3의 특징추출 알고리즘을 사용하여 특징을 추출한다.

[0075] 참고로, 보행동작은 앞꿈치와 뒷꿈치가 지면에 닿았는지 떨어졌는지를 말하는 것이고, 보행단계는 앞꿈치와 뒷꿈치의 동작으로 인한 보행 단계를 구분하는 것이다. 예를 들어, 앞꿈치와 뒷꿈치가 모두 지면에 닿으면 전체 보행단계 4단계 중에 입각기에서 중간 입각기(Mid stance)가 된다. 또한, 앞꿈치와 뒷꿈치가 모두 지면에서 떨어진 상태이면 유각기(Swing) 국면이 되는 것으로, 총 4단계로 구분된다.

[0076] 한편, 이때 입력되는 데이터는 실제 EMG 신호이다. 그리고 이때 EMG신호는 모든 신호를 받는 것이 아니라 선택된 채널의 EMG신호만 입력받는다.

[0077] 두 번째 단계(S32)는 채널 및 특징 추출 알고리즘 선택과정에서 선택된 분류기 그룹, 즉, 앞꿈치(Toe) 분류기와 뒷꿈치(Heel) 분류기를 이용하여 분류 결과를 얻는다.

[0078] 다음으로, 세 번째 단계(S33)는 분류기 그룹인 앞꿈치(Toe) 분류기와 뒷꿈치(Heel) 분류기를 통해 얻은 결과를 분류 매트릭스(Classification Matrix)를 이용하여 4단계로 분류한다. 분류 매트릭스(Classification Matrix)는 앞꿈치(Toe) 분류기와 뒷꿈치(Heel) 분류기를 이용해 각각 지면과 닿았을 경우와 닿지 않았을 경우에 대한 경우의 수를 이용하여 보행을 인식한다.

[0079] 도 8은 분류 매트릭스(Classification Matrix)를 통해 분류되는 동작을 정리한 표이다.

[0080] 도 8에서 볼 수 있듯이, 총 4단계를 분류하며 입각기(Stance) 3단계와 유각기(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 중간 입각기(Mid stance)에 대한 결과를 얻었다면 다음에 입력되는 EMG 신호는 마지막 입각기(Terminal stance) 분류기 그룹을 선택하고 분류기 생성에 사용된 채널과 특징 추출 알고리즘을 이용하여 특징 값으로 변환한다.

[0081] 다음으로, 보행단계 예측 과정(S40)을 보다 구체적으로 설명한다.

[0082] 앞서 단계에서 보행단계를 분류하면, 선형 보간법 기반으로 보행단계를 예측한다. 즉, 다음 보행단계가 발생하는 시점을 계산한다. 이때, 훈련과정(10)에서 계산된 보행단계별 평균시간을 이용한다.

[0083] 도 9에서 보는 바와 같이, 보행단계 예측 과정(S40)은 현재 보행까지의 보행단계별 보정 값을 계산하는 단계(S41), 예측 보정 시간을 계산하는 단계(S42), 및, 다음 보행 예측 시간을 계산하는 단계(S43)로 구성된다.

[0084] 보행단계 예측은 앞서와 같은 과정을 통해 보행예측 보정과 다음 보행단계가 발생하는 시점을 예측한다. 도 10

은 선형보간법 기반의 보행단계 예측 방법의 예이다.

[0085] 도 10에서 보는 바와 같이, 보행 단계의 예측과 보정은 화살표로 표시(current)로 표시된 i번째 보행의 j번째 단계에서 수행된다고 가정한다.

[0086] 첫 번째는 현재 보행단계가 측정되었을 때 이전 보행부터 현재 보행까지의 보행단계별 예측 소요시간과 실제 소요시간의 차이를 이용하여 보정 값을 계산한다(S41). 예측 보정 값은 수학식 1을 이용하여 계산된다.

[0087] [수학식 1]

[0088] $$c = \frac{\sum_{n=0}^{GP-1} \left(g_{i,j-n}(k) - p_{i,j-n}(k)\right)}{GP}$$

[0089] 위 식에서 i는 보행, j는 보행단계 그리고 k는 시간이다. 즉 $g_{i,j}(k)$는 i번째 보행에서 j번째 보행단계의 시간을 나타내고, $p_{i,j}(k)$는 이전보행에서 계산된 i번째 보행에서 j번째 단계의 예측시간이다. GP는 총 보행단계 수이다. 즉, GP는 총 보행단계 수로, 즉 한 보행에서 분류되는 보행단계 수를 의미한다. 본 발명의 상기 실시예에서는 보행단계를 4단계로 정의하기 때문에 GP의 값은 4가 된다.

[0090] 즉, 예측보정 값 c는 이전보행부터 현재보행까지 각각의 보행단계에서 발생한 예측 시간과 실제 시간들의 평균 차이로 계산된다.

[0091] 첨자에 관하여 부연하면, i는 현재 보행을, i-1은 현재 보행의 이전 보행, i-2는 현재 보행의 2걸음 전의 보행을 의미한다. j는 보행의 보행단계를 뜻하며, k는 시간, 즉 $g_{i,j}(k)$는 현재 보행에서의 i번째 보행의 j번째 보행단계의 소요시간으로 정의된다. 예를 들어, $g_{2,1}(k)$은 2번째 보행의 현재 보행단계(또는 2번째 보행의 1번째 보행단계)의 소요시간을 의미한다면, $g_{2,0}(k)$, $g_{2,-1}(k)$는 2번째 보행의 현재 보행단계의 각각 1번째, 2번째 이전 보행단계의 소요시간을 의미한다. 즉, $g_{2,-1}(k)$는 2번째 보행의 -1번째 보행단계의 소요시간으로서, 사실상 1번째 보행의 3번째 보행단계에 해당하므로, $g_{1,3}(k)$을 의미하는 것으로 볼 수 있다. 이하 [수학식 2]에서, $p_{2,6}(k)$는 2번째 보행의 6번째 보행단계의 보행예측 시간으로서, 3번째 보행의 2번째 보행단계를 의미하는 것이다. 즉, $p_{3,2}(k)$를 의미한다.

[0092] 또한, k는 보행단계 시간을 의미하며 모든 보행단계에서 동일하지 않다. 만약 $g_{i,j}$(현재보행)가 i=1, j=1 값을 갖는다면, 현재 보행이 1번 보행의 보행 1단계를 뜻한다. 여기서 $g_{i,j}(k)$는 $g_{i,j}$에 해당되는 보행의 보행단계 소요시간을 의미한다. 예를 들어, $g_{1,1}(k)$ = 200ms 이라고 한다면 1번 보행의 보행 1단계에서 걸린 소요시간은 200ms를 의미한다. 추가적인 예를 들자면, $g_{1,1}(p)$라는 임의의 p값이 주어졌을 때, p를 속도라고 가정한다면, $g_{1,1}(p)$는 해당하는 보행에서의 속도를 의미한다. 같은 예로, $p_{i,j}$는 예측보행에 해당되며 $p_{2,1}(k)$ = 180ms 이라고 한다면 2번째 보행의 보행 1단계의 예측 소요시간이 180ms을 말한다.

[0093] 앞서 수학식 1에서 계산된 c는 i번째 보행의 j번째 단계의 예측 보정 시간 $p'_{i,j+2}(k)$과 다음 보행 예측 시간 $p_{i+1,j}(k)$를 계산하는데 사용된다.

[0094] 먼저 예측보정 시간 $p'_{i,j+2}(k)$는 수학식 2를 이용하여 계산된다(S42).

[0095] [수학식 2]

[0096] $$p'_{i,j+2} = p_{i,j+2} + c$$

[0097] 이전 보행에서 계산된 예측 보정 값 c와 이전 보행에서 예측한 $p_{i,j+2}(k)$을 더해 예측 시간을 보정한다.

[0098] 현재 2번째 앞 보행에 대한 예측 보정시간 $p'_{i,j+2}(k)$는 현재 2번째 앞 보행인 $p_{i,j+2}(k)$에 예측 보정시간 c를 더한 값이다. 여기서 2단계를 건너 뛴 이유는 현재 예측하는 보행단계인 j가 보정되면 j+1단계와 중첩될 가능성이 있기 때문이다. 따라서 j단계에서 j+2단계를 보정한 후, j+1단계에서 j+3단계를 보정하게 된다. 예를 들어, 보행 3단계라면 +2단계인 보행 1단계를 보정한다.

[0099] 다음으로, 보행 예측 시간 $p_{i+1,j}(k)$는 수학식 3을 이용하여 계산된다(S43).

[0100] [수학식 3]

$$p_{i+1.j}(k) = T_j + \frac{e+c}{2}$$

$$e = \frac{\sum_{n=0}^{2}\left(g_{i-n.j}(k) - g_{i-n-1.j}(k)\right)}{3}$$

[0101]

[0102] 위 식에서 T_j는 훈련과정에서 계산된 보행단계별 평균 소요시간이고, e는 보행 3걸음 전부터 현재 보행까지의 평균 변화 시간이다. 즉 예측 보정 값 c와 과거부터 현재까지의 평균 변화시간 e의 평균을 계산한다. 그 후 평균 소요시간 T_j와 합을 통하여 i+1번째 보행에서 j번째 단계의 예측 시간 $p_{i+1,j}(k)$을 구한다.

[0103] 본 발명은 실제 동력의족 구동에 적용시키기 위해 방법이다. $p_{i+1,j}(k)$는 현재 i번째 보행의 다음 보행인 i+1보행의 예측시간을 의미한다. 반면, $p'_{i,j+2}(k)$은 현재 i번째 보행의 j번째 보행단계에서 +2단계인 보행단계의 보정된 예측시간을 의미한다. 즉, $p'_{i,j+2}(k)$은 실제 동력의족에 명령이 전달되고 제어되는 값으로 사용되며, $p_{i+1,j}(k)$은 현재 보행의 다음 보행에 대해 예측시간을 구하기 위해 사용된다.

[0104] 다음으로, 실험을 통한 본 발명의 효과를 구체적으로 설명한다.

[0105] 먼저, 본 발명의 효과를 위한 실험환경을 설명한다.

[0106] 근전도 신호 측정 장비에는 BIOPAC사의 BM-EMG2 (2Ch) 2대를 사용하여 총 4채널을 사용했다. 사용된 근육은 허벅지 피부 층에 존재하는 근육 6개 중 4개 Rectus femoris, Vastus lateralis, Vastus medialis, Biceps femoris를 사전 연구 결과를 이용하여 선별하였다[비특허문헌 6]. 도 11은 Body Browser를 이용하여 표시한 부착위치다[비특허문헌 9].

[0107] 훈련단계에서는 근전도 신호와 함께 보행단계 식별을 위하여 앞꿈치와 뒷꿈치에 설치한 압력센서 2채널을 동시에 취득하였다. 인식단계에서는 정확도 향상 및 동력 의지에서 얻을 수 있는 압력센서를 이용하여 Initial stance를 얻고 예측을 진행하는 연구를 진행하였다. 실험 및 분류를 위해 Matlab 2013이 사용됐다. 실험에는 총 3명의 피험자가 참여하였으며 피험자 당 150걸음을 사용하였다. 분류기 훈련에는 피험자 당 50 걸음에 대한 데이터를 이용하였고, 채널 및 특징 결정단계에서 50걸음에 대한 데이터를 추가로 사용했다. 마지막으로 보행단계 인식 에서는 마지막 남은 50 걸음을 사용했다.

[0108] 다음으로, 앞서와 같은 실험 환경에서의 실험결과를 설명한다.

[0109] 훈련단계에서 피험자에 따라 최적화된 분류기 생성을 위하여 보행단계에 따른 근육별 정확도와 특징 추출 알고리즘 정확도를 비교하였다. 특징 추출 알고리즘은 12개가 사용됐고, 각각 Mean Absolute Value, Root Mean Square, Variance of EMG, Zero Crossing, Slope Sign Change, Willison Amplitude, Integrated EMG, Modified Mean Absolute Value1, Modified Mean Absolute Value2, Mean Absolute Value Slope, Simple Square Integral, Waveform Length이다[비특허문헌 8]. 도 12는 피험자에 따른 근육 및 보행단계에 따른 정확도이다.

[0110] 도 12에서 볼 수 있듯이 피험자마다 정확도가 높은 근육이 다르고, 그에 따른 특징도 다른 것을 확인할 수 있다. 즉 피험자의 보행 습관에 따라 근육 활성도가 다르고, 그에 따라 특징별 정확도 차이가 나는 것을 확인하였다.

[0111] 다음은 선형 보간법 기반의 보행단계 예측 방법을 이용하여 얻은 시간과 실제 시간과 비교를 진행하였다. 실험은 근전도 신호만을 사용하였을 때 도 13-(a), Initial stance의 시작 시점을 압력센서로 인식하였을 때의 비교그래프는 도 13-(b)이다.

[0112] 실험 결과 근전도 신호만을 이용하였을 때 실제 시간과의 평균 차이는 Initial_Stance가 300ms, Mid_Stance 90ms, Terminal_Stance가 80ms 그리고 Swing이 253ms의 차이를 보였다. 즉 보행을 4단계라고 하였을 때 1 ~ 2 단계 뒤 또는 전에 인식이 되는 것을 확인하였다. 또한 최소 시간 차이는 평균 33ms를 보이면서 근전도 신호만을 사용하였을 때 예측이 가능한 것을 확인하였다.

[0113] Initial_Stance의 시작 시점을 압력센서를 이용하여 인식하였을 경우 Initial_Stance가 107ms, Mid_ Stance 47ms, Terminal_Stance 43ms 그리고 Swing이 90ms로 실제 보행과 유사하게 예측이 가능함을 확인하였다.

[0114] 본 발명에서는 적응적 특징 및 채널 선택을 이용한 근전도 신호 기반 분류기를 사용하여 보행단계를 인식하고 선형 보간법기반의 보행단계 예측방법을 이용하여 보행예측을 수행하였다. 실험결과 사용자별로 채널과 특징을 선택함에 따라 모든 피험자에게서 기존 방법보다 약 10% 인식률이 향상된 것을 확인하였다. 또한 보행 예측 실험해서 압력센서를 사용하지 않았을 때 실제 보행 단계와 평균 180ms, 압력센서를 사용하여 Initial_Stance의 시작지점을 인식하였을 때 72ms의 차이를 보이면서 근전도 신호를 이용한 동력의지 제어가 가능함을 확인했다.

[0115] 이상, 본 발명자에 의해서 이루어진 발명을 실시 예에 따라 구체적으로 설명하였지만, 본 발명은 실시 예에 한정되는 것은 아니고, 그 요지를 이탈하지 않는 범위에서 여러 가지로 변경 가능한 것은 물론이다.

[0116]

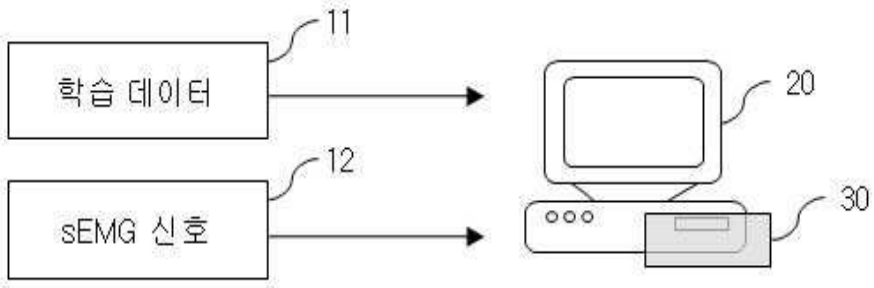
부호의 설명

[0117] 10 : 학습데이터 12 : EMG 신호

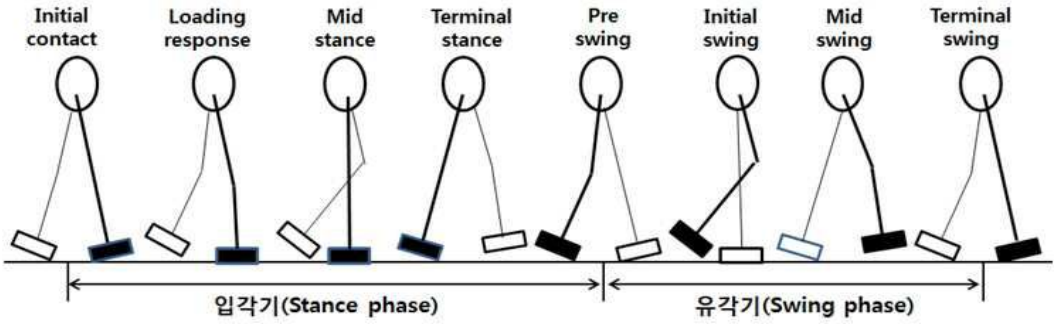
20 : 컴퓨터 단말 30 : 보행단계 인식 및 예측 장치

도면

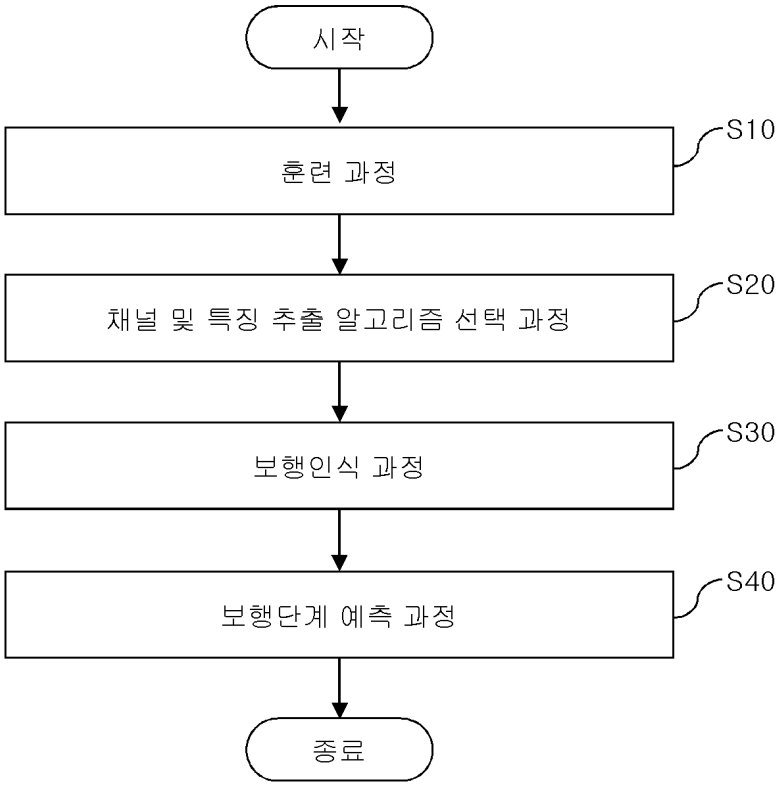
도면1



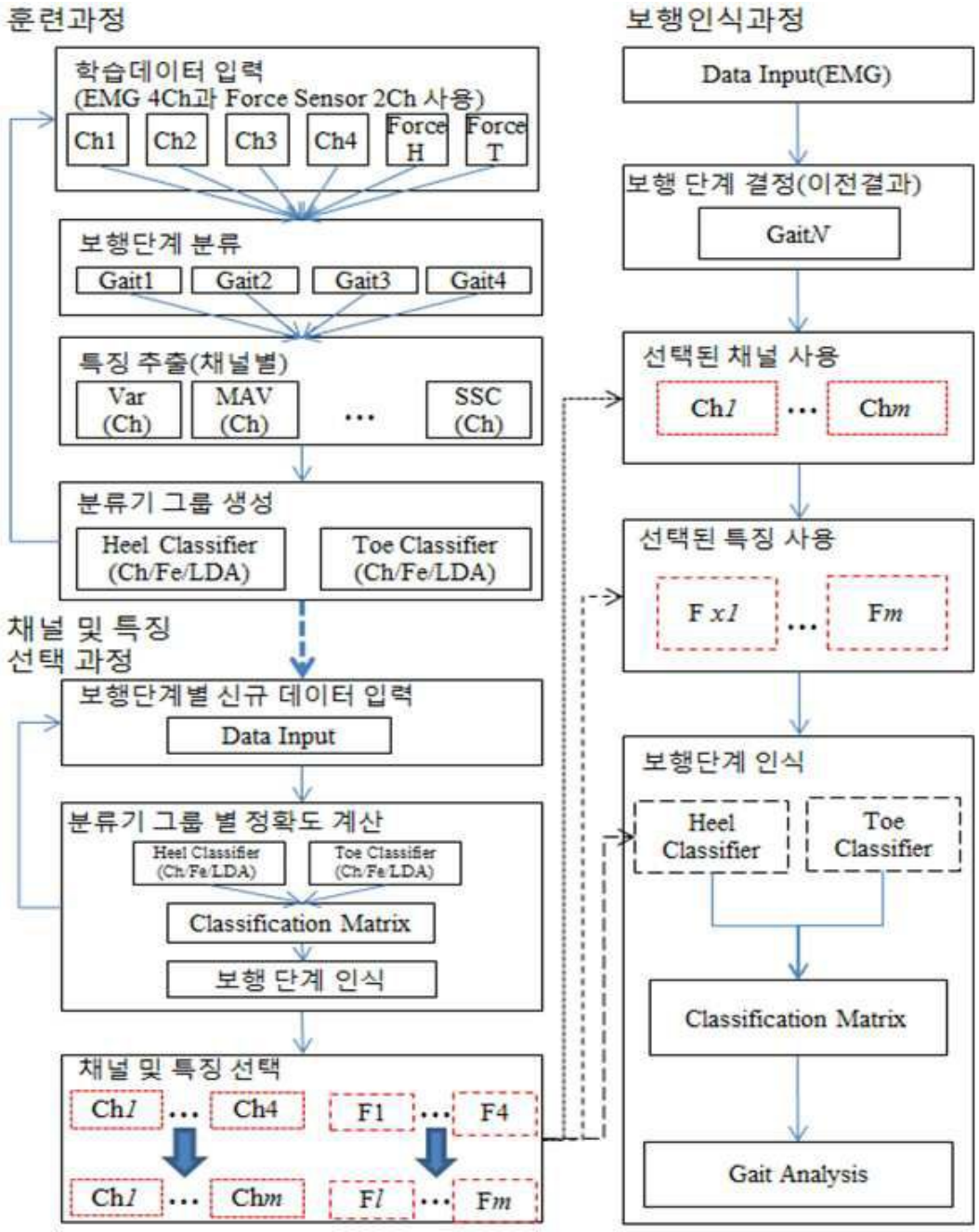
도면2



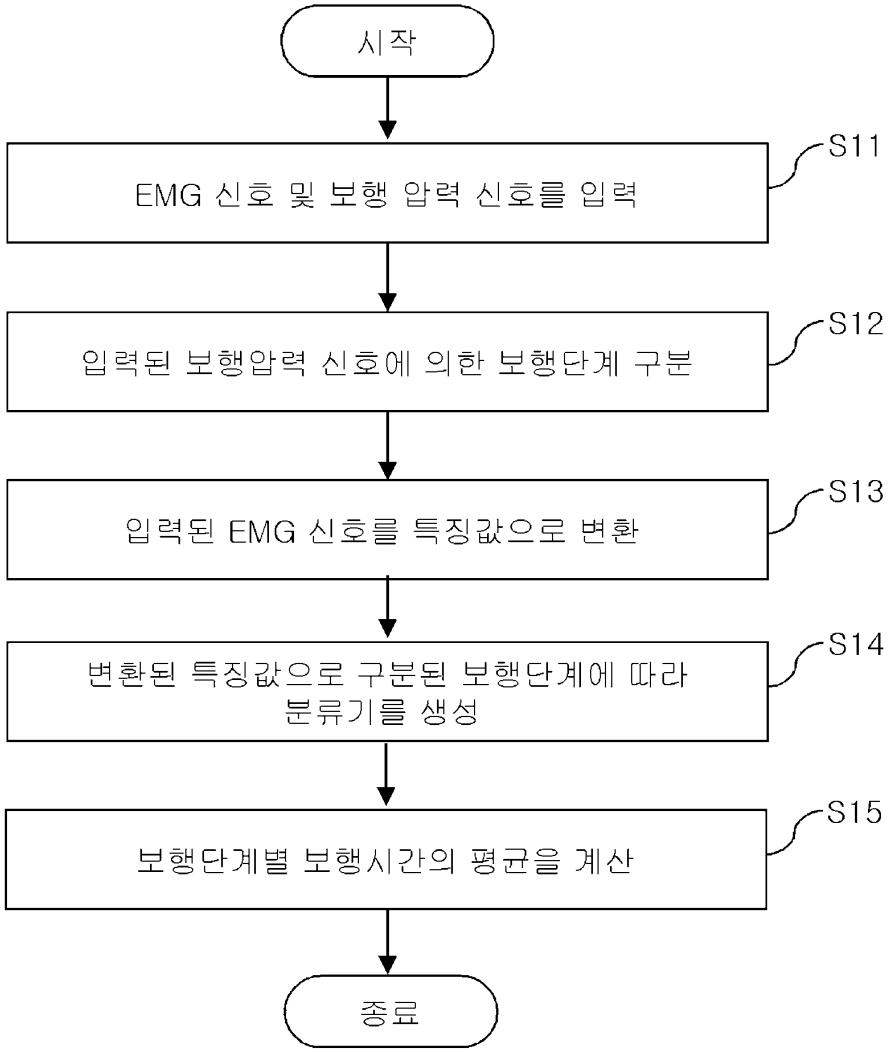
도면3



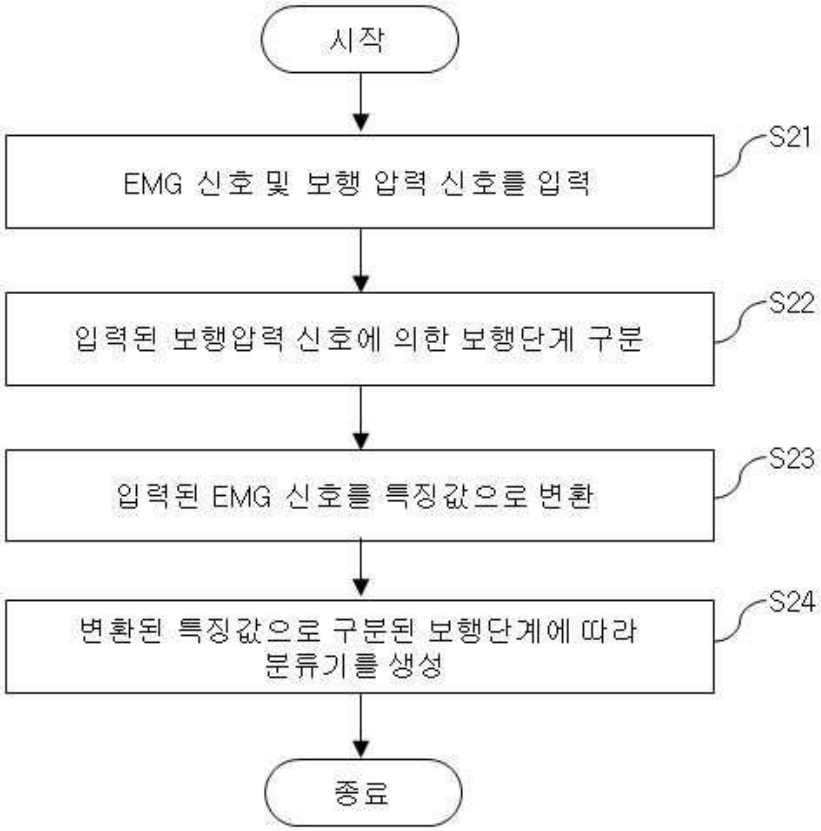
도면4


훈련과정
학습데이터 입력
(EMG 4Ch과 Force Sensor 2Ch 사용)
Ch1
Ch2
Ch3
Ch4
Force H
Force T
보행단계 분류
Gait1
Gait2
Gait3
Gait4
특징 추출(채널별)
Var (Ch)
MAV (Ch)
SSC (Ch)
분류기 그룹 생성
Heel Classifier (Ch/Fe/LDA)
Toe Classifier (Ch/Fe/LDA)
채널 및 특징 선택 과정
보행단계별 신규 데이터 입력
Data Input
분류기 그룹 별 정확도 계산
Heel Classifier (Ch/Fe/LDA)
Toe Classifier (Ch/Fe/LDA)
Classification Matrix
보행 단계 인식
채널 및 특징 선택
Ch1
Ch4
F1
F4
Ch1
Chm
Fl
Fm
보행인식과정
Data Input(EMG)
보행 단계 결정(이전결과)
GaitN
선택된 채널 사용
Ch1
Chm
선택된 특징 사용
F x1
Fm
보행단계 인식
Heel Classifier
Toe Classifier
Classification Matrix
Gait Analysis

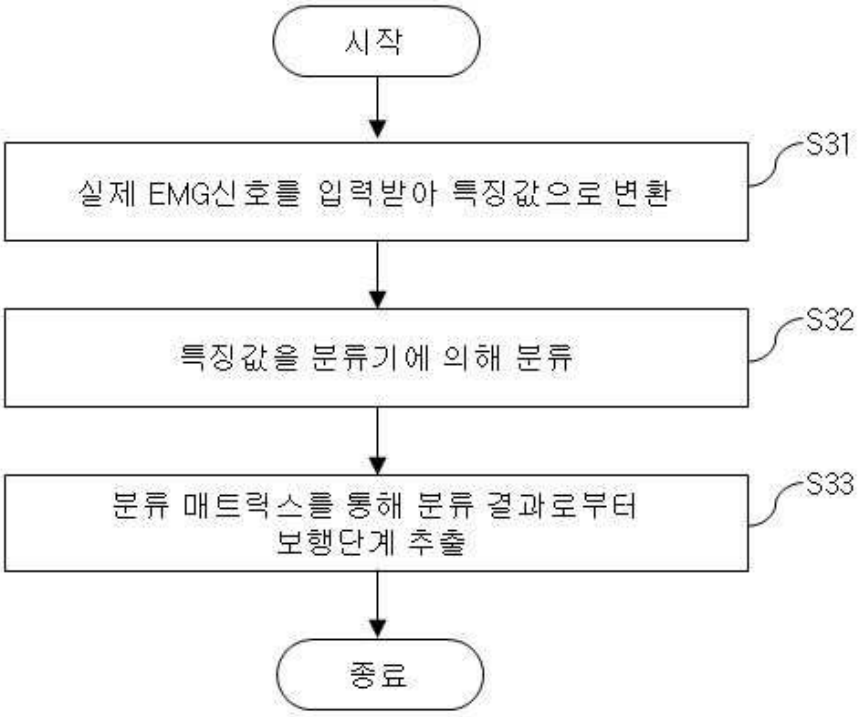
도면5


시작
EMG 신호 및 보행 압력 신호를 입력
S11
입력된 보행압력 신호에 의한 보행단계 구분
S12
입력된 EMG 신호를 특징값으로 변환
S13
변환된 특징값으로 구분된 보행단계에 따라 분류기를 생성
S14
보행단계별 보행시간의 평균을 계산
S15
종료

도면6


시작
EMG 신호 및 보행 압력 신호를 입력
S21
입력된 보행압력 신호에 의한 보행단계 구분
S22
입력된 EMG 신호를 특징값으로 변환
S23
변환된 특징값으로 구분된 보행단계에 따라 분류기를 생성
S24
종료

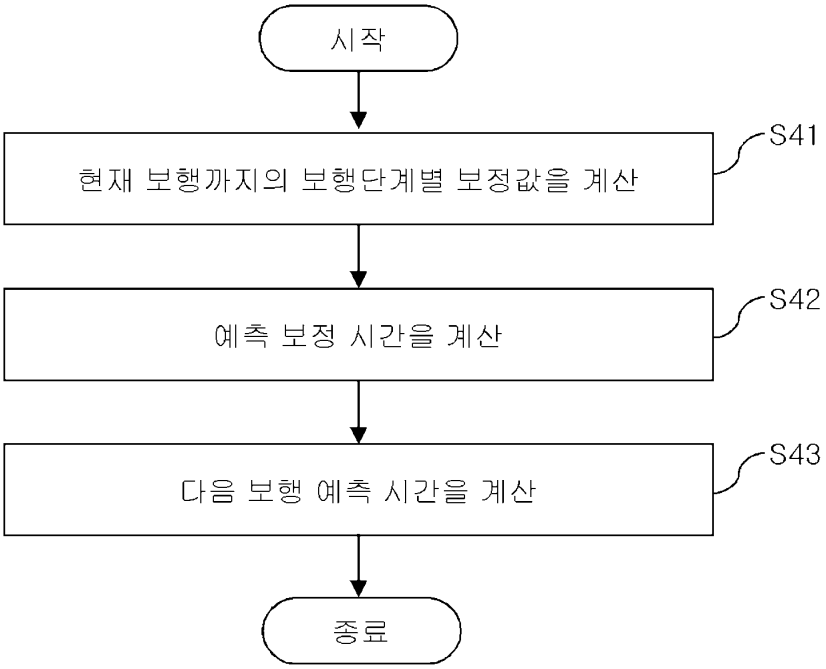
도면7


시작
실제 EMG신호를 입력받아 특징값으로 변환
S31
특징값을 분류기에 의해 분류
S32
분류 매트릭스를 통해 분류 결과로부터 보행단계 추출
S33
종료

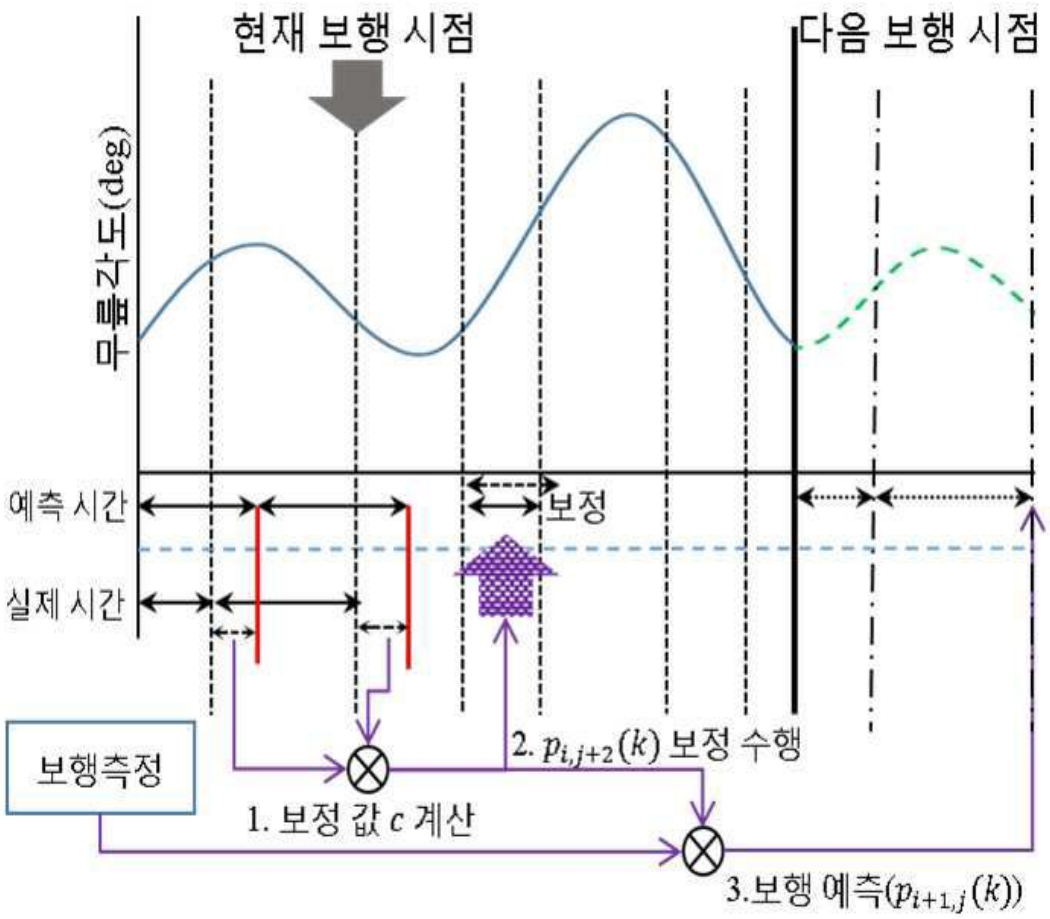
도면8

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

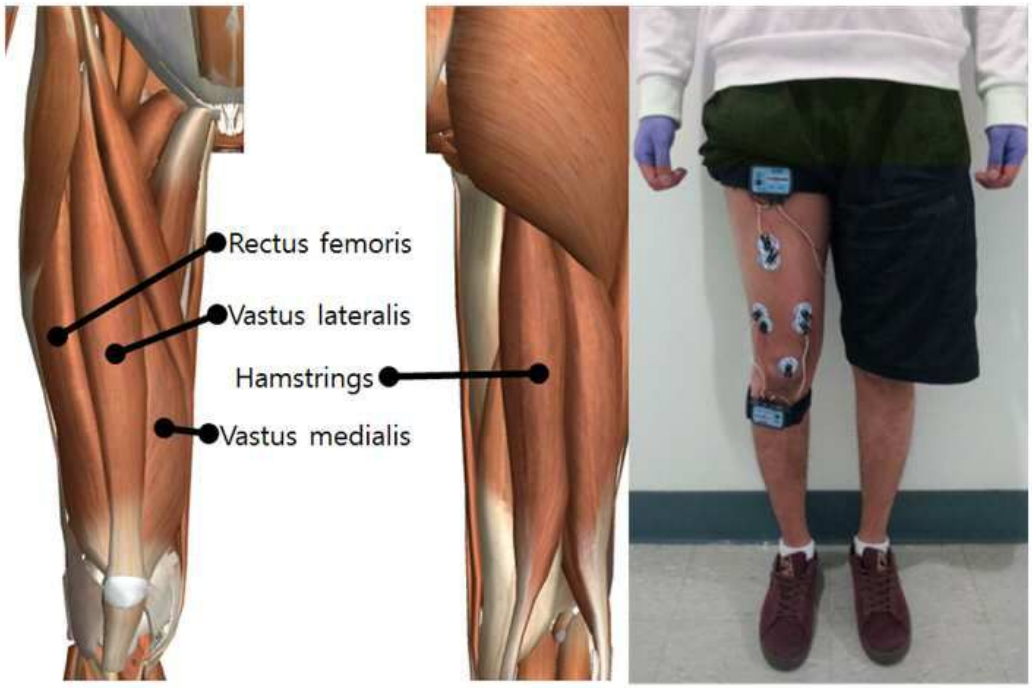
도면9



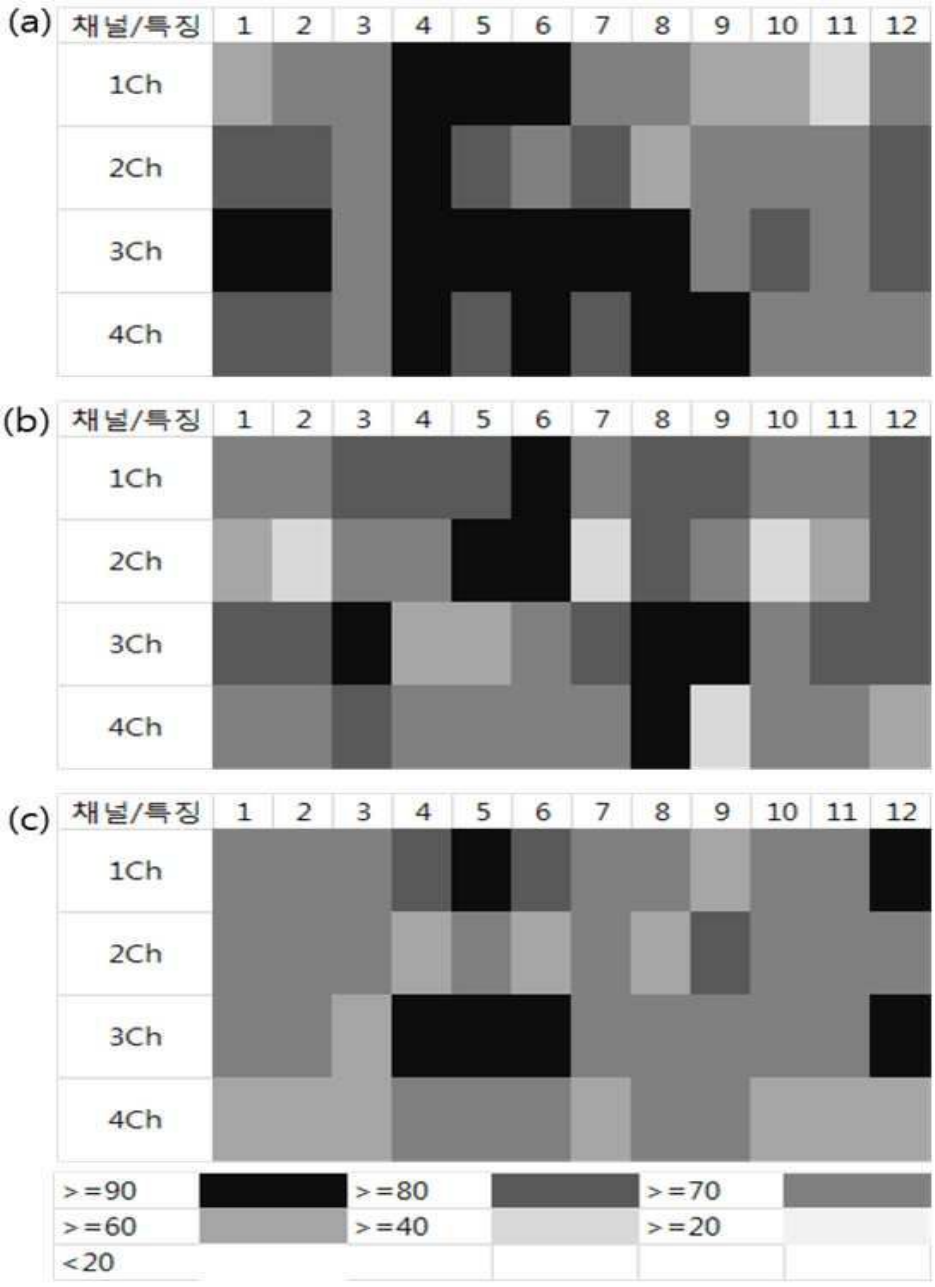
도면10


현재 보행 시점
다음 보행 시점
무릎각도(deg)
예측 시간
보정
실제 시간
보행측정
2. $p_{i,j+2}(k)$ 보정 수행
1. 보정 값 c 계산
3.보행 예측($p_{i+1,j}(k)$)

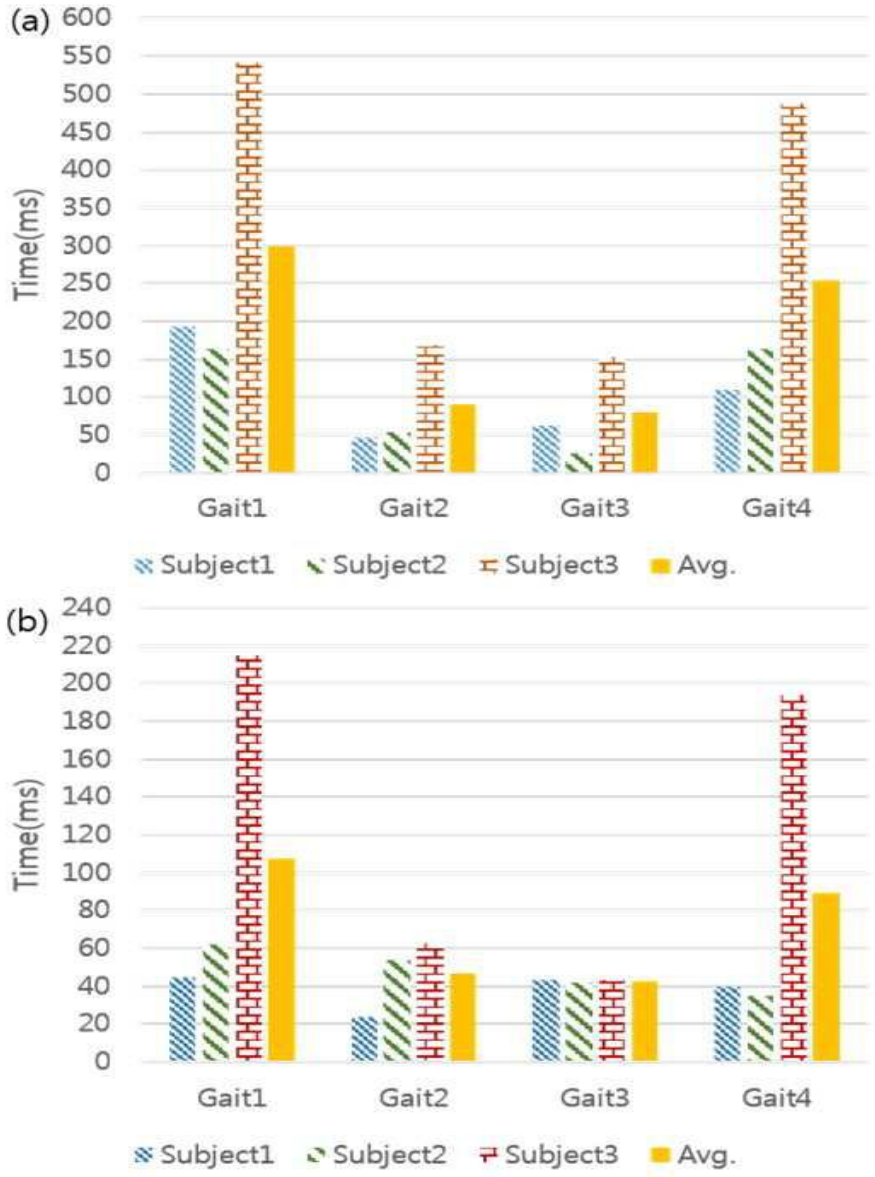
도면11


Rectus femoris
Vastus lateralis
Hamstrings
Vastus medialis

도면12


(a)
채널/특징
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12
1Ch
2Ch
3Ch
4Ch
(b)
채널/특징
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12
1Ch
2Ch
3Ch
4Ch
(c)
채널/특징
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12
1Ch
2Ch
3Ch
4Ch
>=90
>=80
>=70
>=60
>=40
>=20
<20

도면13


(a)
600
550
500
450
400
350
300
250
200
150
100
50
0
Time(ms)
Gait1
Gait2
Gait3
Gait4
Subject1
Subject2
Subject3
Avg.
(b)
240
220
200
180
160
140
120
100
80
60
40
20
0
Time(ms)
Gait1
Gait2
Gait3
Gait4
Subject1
Subject2
Subject3
Avg.