(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2014-0110304
(43) 공개일자 2014년09월17일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/0488 (2006.01) *G06F 19/00* (2011.01)
(21) 출원번호 10-2013-0024409
(22) 출원일자 2013년03월07일
심사청구일자 2013년03월07일

(71) 출원인
인하대학교 산학협력단
인천광역시 남구 인하로 100, 인하대학교 (용현동)
(72) 발명자
김덕환
서울 양천구 목동로 230, 103동 1004호 (목동, 목동아이파크아파트)
이동훈
서울 구로구 경인로35길 52-4, (개봉동)
유재환
인천 연수구 능허대로79번길 30, 103동 202호 (옥련동, 럭키송도아파트)
(74) 대리인
특허법인 정안

전체 청구항 수 : 총 6 항

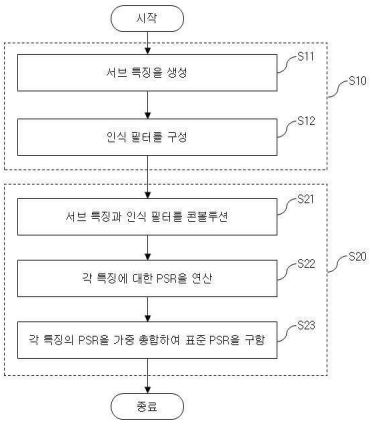
(54) 발명의 명칭 **상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법**

(57) 요 약

EMG(Electromyograph) 신호를 입력받아 표준 PSR(Peak to Sidelobe Ratio)을 구하여 EMG 패턴을 인식하는 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법에 관한 것으로서, (a) 인식 필터를 구성하는 단계와, (b) 운동 모드를 인식하는 단계를 포함하고, 상기 (a)단계는, (a1) 상기 EMG 신호를 샘플링하여, 샘플링된 신호로부터 시간 영역 특징을 추출하고, 상기 시간 영역 특징에 고속 푸리에 변환(FFT)을 적용하여 서브 특징을 생성하는 단계; 및, (a2) 특정 동작과 상기 서브 특징간의 주파수 영역에서의 상관(correlation)을 이용하여, 인식 필터를 구성하는 단계를 포함하고, 상기 (a)단계는, (b1) 상기 서브 특징과 상기 인식 필터를 콘볼루션하는 단계; (b2) 콘볼루션한 값을 역 FFT를 적용한 후, PSR(Peak to Sidelobe Ratio)를 구하는 단계; 및, (b3) 각 특징에 대하여 구한 PSR을 총합하여 표준 PSR을 구하는 단계를 포함하는 구성을 마련한다.

상기와 같은 EMG 패턴 인식 방법에 의하면, 동작에 따라 상이한 특징의 중요도를 반영할 수 있어서 높은 인식율을 가질 수 있으며 이에 의해 상관 특징 분석의 신속한 수행으로 인해 실시간 EMG 패턴을 인식할 수 있다.

대 표 도 - 도2



이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	H5701-2012-1088
부처명	지식경제부
연구사업명	이공계전문가기술지원서포터즈
연구과제명	무구속 EMG 신호 측정 모듈 및 EMG 신호 분석 소프트웨어 개발
기 여 율	3/10
주관기관	인하대학교 산학협력단
연구기간	2012.10.01 ~ 2013.03.31이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호	NIPA-2012-H0401-12-1007
부처명	지식경제부
연구사업명	IT 융합 고급인력과정 지원사업
연구과제명	생체신호를 이용한 IT 기반 재활의료기기 개발
기 여 율	3/10
주관기관	한국산업기술대학교 산학협력단
연구기간	2011.06.01 ~ 2014.12.31이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호	2012-0005858
부처명	한국연구재단
연구사업명	기초연구역량강화사업 - 대학 중점연구소 지원사업
연구과제명	그린 생체모방형 임플란터블 전자칩 및 U-생체정보처리 플랫폼 융합기술개발
기 여 율	4/10
주관기관	인하대학교 산학협력단
연구기간	2011.05.01 ~ 2012.04.30

특허청구의 범위

청구항 1

EMG(Electromyograph) 신호를 입력받아 표준 PSR(Peak to Sidelobe Ratio)을 구하여 EMG 패턴을 인식하는 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법에 있어서,

(a) 인식 필터를 구성하는 단계와, (b) 운동 모드를 인식하는 단계를 포함하고,

상기 (a)단계는,

(a1) 상기 EMG 신호를 샘플링하여, 샘플링된 신호로부터 시간 영역 특징을 추출하고, 상기 시간 영역 특징에 고속 푸리에 변환(FFT)을 적용하여 서브 특징을 생성하는 단계; 및,

(a2) 특정 동작과 상기 서브 특징간의 주파수 영역에서의 상관(correlation)을 이용하여, 인식 필터를 구성하는 단계를 포함하고,

상기 (a)단계는,

(b1) 상기 서브 특징과 상기 인식 필터를 콘볼루션하는 단계;

(b2) 콘볼루션한 값을 역 FFT를 적용한 후, PSR(Peak to Sidelobe Ratio)를 구하는 단계; 및,

(b3) 각 특징에 대하여 구한 PSR을 종합하여 표준 PSR을 구하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 (a1)단계에서, 상기 EMG 신호에서 총 1024ms 동안 4개의 채널로부터 256ms의 신호를 구성하여, 구성된 신호로부터 시간 영역 특징을 추출하는 것을 특징으로 하는 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 (a2)단계에서, [수식 1]에 의해 인식 필터 $H^{*}_{p,m,ft}$를 구하는 것을 특징으로 하는 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법.

[수식 1]

$$H^{*}_{p,m,ft} = \frac{\sum_{i}^{N} G \odot F^{*}_{p,m,,ft,i}}{\sum_{i}^{N} F_{p,m,ft,i} \odot F^{*}_{p,m,ft,i}}$$

단, p는 각 보행 단계를 나타내고, m은 각 운동 모드를 나타내고, ft는 서브 특징을 의미하고, N은 EMG 신호의 트레이닝 샘플의 개수이다.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 (b2)단계에서, [수식 2]에 의해 PSR을 구하는 것을 특징으로 하는 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법.

[수식 2]

$$PSR = \frac{g_{max} - \mu}{\sigma}$$

단, g_{max}는 중심 영역(C)의 최고 강도이고, μ와 σ는 사이드로브 영역(sidelobe area)(B)에서 신호 강도의 평균 및 표준 편차이다.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 (b3)단계에서, 각 서브 특징의 PSR에 가중치를 적용하여 표준 PSR을 구하는 것을 특징으로 하는 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법.

청구항 6

제1항 내지 제5항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 시간 영역 특징은 평균 절대값(MAV), 제로 교차(ZC), 기울기 부호 변화(SSC), 파형 길이(WL), 윌리슨 진폭(wAmp), 분산(Var)을 중 어느 하나 이상을 포함하는 것을 특징으로 하는 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법.

명 세 서

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 변형된 상관 특징 분석(Correlation Feature Analysis)을 사용하여 새로운 EMG(Electromyograph) 패턴 인식 방법에 관한 것이다.

[0002] 또한, 본 발명은 의족 시스템의 하지에 부착된 표면 EMG 센서로부터 입력되는 신호 패턴을 분석하는 생체 신호 인식 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 일반적으로, 의족 시스템의 하지에 부착된 표면 EMG 센서로부터 입력되는 신호 패턴을 분석하는 생체 신호 인식 방법이 많이 연구되고 있다.

[0004] 이동하는 근육으로부터 오는 EMG 신호는 시간에 따라 파형으로 표현된다. 이들 파형은 ARV(Average Rectified Value), RMS(Root Mean Square)와 같은 시간 영역 특징, 및 MDF(Median Frequency)와 MNF(Mean Frequency)와 같은 주파수 영역 특징을 결정하는데 사용될 수 있다.

[0005] 이들 특징은 PCA, LDA, SOFM(Self Organizing Feature Maps), 및 ANN(Artificial Neural Network)와 같은 분류기에서 인식된다[비특허문헌 1],[비특허문헌 2]. EMG 신호의 실시간 인식 과정을 사용하기 위해서는 신호 획득과 패턴 인식에 이용가능한 시간의 총 합이 300ms를 넘지 않도록 해야 한다는 것을 주목해야 한다[비특허문헌 3]. 그래서 EMG 신호 윈도우(windowing) 전략과 분류기 선택과 같은 고속 수행에 필요한 요소들을 결정하는데 많은 주의를 해야 한다[비특허문헌 3].

선행기술문헌

비특허문헌

[0006] (비특허문헌 0001) [비특허문헌 1] J. V. Basmajian and C. J. De Luca, Muscles alive : Their functions revealed by electromyography., Baltimore, MD, Williams & Wilkins, 1985

(비특허문헌 0002) [비특허문헌 2] M.A. Oskoei, H. Hu, Support Vector Machine-Based Classification Scheme for Myoelectric Control Applied to Upper Limb, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 55, No. 8, 2008

(비특허문헌 0003) [비특허문헌 3] J-U Chu, I. Moon, Y.-J. Lee, Shin-Ki Kim, Mu-Seong Mun, A Supervised Feature-Projection-Based Real-Time EMG Pattern Recognition for Multifunction Myoelectric Hand Control, IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, Vol. 12, No. 3, 2007

(비특허문헌 0004) [비특허문헌 4] D. S. Bolme, J. R. Beveridge, B. A. Draper, and Y. M. Lui. Visual Object Tracking using Adaptive Correlation Filters. Computer Vision and Pattern Recognition. June 2010

(비특허문헌 0005) [비특허문헌 5] D.Tkach, H.Huang, T.A. Kuiken, "Study of stability of time-domain features for electromyographic pattern recognition," Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, vol.7, no.21, May, 2010

(비특허문헌 0006) [비특허문헌 6] D.S. Bolme, B.A. Draper, J.R. Beveridge, "Average of Synthetic Exact Filters," Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on, pp.2105-2112, June, 2009

(비특허문헌 0007) [비특허문헌 7] 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

(비특허문헌 0008) [비특허문헌 8] D.H. Lee, S.L. Lee and D.-H. Kim, "Implementation of a Prototype System for surface EMG Analysis based on Gait Phases," Yanbian University of Science & Technology 2012 International Symposium, June, 2012

(비특허문헌 0009) [비특허문헌 9] H. Huang, F. Zhang, L.J. Hargrove, Z. Dou, D.R. Rogers and K.B. Englehard, "Continuous Locomotion-Mode Identification for Prosthetic Legs Based on Neuromuscular-Mechanical Fusion," Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, vol.58, no.10, pp.2867-2875, Oct. 2011

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명의 목적은 상술한 바와 같은 문제점을 해결하기 위한 것으로, 다수의 시간 영역 특징을 사용하여 상관 특징 분석에 적용하고, 상관 특징 분석에 적용된 다수의 가중된 서브 상관 필터를 사용하여 각 동작을 인식하되, 이들 필터에는 상이한 동작에 따라 상이한 가중치가 부여되는 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법을 제공하는 것이다.

[0008] 특히, 본 발명의 목적은 실시간 EMG 패턴 인식 방법을 제공하되, EMG 신호는 MAV(Mean Absolute Value), ZC(Zero Crossing), SSC(Slope Sign Changes), WL(Waveform Length), WAmp(Willison Amplitude) 및 VAR(Variance)와 같은 6개의 시간 영역 특징으로 변환되고[비특허문헌 5], 상관 특징 분석이 이 변형된 6개의 시간 영역 특징에 적용되어, 각 동작에 따라 6개의 서브 상관 필터에 가중치를 적용하는 것에 의해 패턴 분류가 수행되는, 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0009] 상기 목적을 달성하기 위해 본 발명은 EMG(Electromyograph) 신호를 입력받아 표준 PSR(Peak to Sidelobe Ratio)을 구하여 EMG 패턴을 인식하는 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법에 관한 것으로서, (a) 인식 필터를 구성하는 단계와, (b) 운동 모드를 인식하는 단계를 포함하고, 상기 (a)단계는, (a1) 상기 EMG 신호를 샘플링하여, 샘플링된 신호로부터 시간 영역 특징을 추출하고, 상기 시간 영역 특징에 고속 푸리에 변환(FFT)을 적용하여 서브 특징을 생성하는 단계; 및, (a2) 특정 동작과 상기 서브 특징간의 주파수 영역에서의 상관(correlation)을 이용하여, 인식 필터를 구성하는 단계를 포함하고, 상기 (a)단계는, (b1) 상기 서브 특징과 상기 인식 필터를 콘볼루션하는 단계; (b2) 콘볼루션한 값을 역 FFT를 적용한 후, PSR(Peak to Sidelobe Ratio)를 구하는 단계; 및, (b3) 각 특징에 대하여 구한 PSR을 총합하여 표준 PSR을 구하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0010] 또, 본 발명은 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법에 있어서, 상기 (a1)단계에서, 상기 EMG 신호에서 총 1024ms 동안 4개의 채널로부터 256ms의 신호를 구성하여, 구성된 신호로부터 시간 영역 특징을 추출하는 것을 특징으로 한다.

[0011] 또, 본 발명은 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법에 있어서, 상기 (a2)단계에서, [수식 1]에 의해 인식 필터 $H^{*}_{p,m,ft}$를 구하는 것을 특징으로 한다.

[0012] [수식 1]

$$H^{*}_{p,m,ft} = \frac{\sum_{i}^{N} G \odot F^{*}_{p,m,,ft,i}}{\sum_{i}^{N} F_{p,m,ft,i} \odot F^{*}_{p,m,ft,i}}$$

[0013]

[0014] 단, p는 각 보행 단계를 나타내고, m은 각 운동 모드를 나타내고, ft는 서브 특징을 의미하고, N은 EMG 신호의 트레이닝 샘플의 개수이다.

[0015] 또, 본 발명은 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법에 있어서, 상기 (b2)단계에서, [수식 2]에 의해 PSR을 구하는 것을 특징으로 한다.

[0016] [수식 2]

$$PSR = \frac{g_{max} - \mu}{\sigma}$$

[0017]

[0018] 단, g_{max}는 중심 영역(C)의 최고 강도이고, μ와 σ는 사이드로브 영역(sidelobe area)(B)에서 신호 강도의 평균 및 표준 편차이다.

[0019] 또, 본 발명은 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법에 있어서, 상기 (b3)단계에서, 각 서브 특징의 PSR에 가중치를 적용하여 표준 PSR을 구하는 것을 특징으로 한다.

[0020] 또, 본 발명은 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법에 있어서, 상기 시간 영역 특징은 평균 절대값(MAV), 제로 교차(ZC), 기울기 부호 변화(SSC), 파형 길이(WL), 윌리슨 진폭(wAmp), 분산(Var)을 중 어느 하나 이상을 포함하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

[0021] 상술한 바와 같이, 본 발명에 따른 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법에 의하면, 동작에 따라 상이한 특징의 중요도를 반영할 수 있어서 높은 인식율을 가질 수 있으며 이에 의해 상관 특징 분석의 신속한 수

행으로 인해 실시간 EMG 패턴을 인식할 수 있는 효과가 얻어진다.

[0022] 특히, 본 발명에 따른 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법에 의하면, 각각의 동작을 인식하기 위한 시간 영역 특징으로부터 생성된 적절한 가중치를 서브 상관 필터에 제공하여, 상관 특징 분석의 신속한 수행으로 인해 실시간으로 이 동작을 분류할 수 있고, 전체 인식율 공정을 개선시킬 수 있는 효과가 얻어진다.

[0023] 본 발명의 실험에 따르면, 가중된 특징을 사용하여 제안된 본 발명의 식별력은 평지에서 걸을 때 85.86%(±4.97)이고, 계단을 올라갈 때 95.34%(±4.28)이고, 계단을 내려갈 때 94.67%(±4.86)인 것을 보여 주고 있다. 이것은 종래기술에 의한 PCA(Principal Component Analysis)와 LDA(Linear Discriminant Analysis) 방법에서 볼 수 있는 것보다 더 우수한 정밀도와 안정성을 제공한다.

도면의 간단한 설명

[0024] 도 1은 본 발명을 실시하기 위한 전체 시스템의 구성을 도시한 도면이다.

도 2는 본 발명의 일실시예에 따라 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법을 설명하는 흐름도이다.

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 운동 모드 분류 시스템 구조이다.

도 4는 본 발명에 따른 특정 영역으로부터 EMG 신호 특징 추출의 일례를 도시한 것이다.

도 5는 본 발명에 따른 특정 동작의 필터 생성 과정의 일례를 도시한 것이다.

도 6은 본 발명에 따른 운동 모드 인식 과정의 일례를 도시한 것이다.

도 7은 본 발명에 따른 PSR에 대한 g' 영역의 일례를 도시한 것이다.

도 8은 본 발명에 따라 PSR산출을 위한 1-D형태의 g' 그래프를 예시한 것이다.

도 9는 본 발명에 따른 평지 걷기와 계단 오르기의 행위에 대한 인식필터 회선 결과 G'과 회선 결과의 IFFF g'의 그래프 예를 도시한 것이다.

도 10은 본 발명에 따른 가중 파라미터(WP)와 ID마다 정밀도(부트스트랩 N = 15, T=100, *P < 0.05, 일방향 ANOVA)를 나타낸 표이다.

도 11는 본 발명의 실험에 따른 트레이닝 샘플의 개수(부트스트랩 N = 1~15, T=100, WP=k)에 따른 분류 정밀도를 나타낸 그래프이다.

도 12은 본 발명의 실험에 따른 3개의 운동 모드에 대해 평균 분류 정밀도(부트스트랩 N=1~15, T=100, WP=k)를 나타낸 그래프이다.

도 13은 본 발명의 실험에 따른 인식 및 트레이닝을 위한 시간 성능을 나타낸 표이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0025] 이하, 본 발명의 실시를 위한 구체적인 내용을 도면에 따라서 설명한다.

[0026] 또한, 본 발명을 설명하는데 있어서 동일 부분은 동일 부호를 붙이고, 그 반복 설명은 생략한다.

[0027] 먼저, 본 발명의 일실시예에 따른 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법을 실시하기 위한 전체 시스템의 구성에 대하여 도 1을 참조하여 설명한다.

[0028] 도 1에서 보는 바와 같이, 본 발명에 따른 실시간 EMG 패턴 인식 방법은 EMG 신호(10)를 입력받아 EMG 패턴을 인식하는 컴퓨터 단말(20) 상의 프로그램 시스템(30)으로 실시될 수 있다. 즉, 상기 실시간 EMG 패턴 인식 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.

[0029] 한편, 다른 실시예로서, 상기 실시간 EMG 패턴 인식 방법은 프로그램으로 구성되어 범용 컴퓨터에서 동작하는 것 외에 ASIC(주문형 반도체) 등 하나의 전자회로로 구성되어 실시될 수 있다. 또는 EMG 패턴 인식만을 전용으로 처리하는 전용 단말(30)로 개발될 수도 있다. 이를 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 장치(30)라

부르기로 한다. 그 외 가능한 다른 형태도 실시될 수 있다.

[0030] 다음으로, 본 발명의 구성을 설명하기에 앞서, 본 발명에서 사용하는 상관분석의 원리에 대하여 설명한다.

[0031] 상관 분석은 인식된 대상 신호와 검출을 위해 사용되는 베이스 신호를, 이들을 분석하기 전에, 주파수 영역으로 변환하는 통계적 방법이다. 상관 분석은 영상 처리 영역을 추적하는 비주얼 객체에 사용되고 있다. 비디오 객체 추적을 위해 MOSSE(Minimum Output Sum of Squared Error)[비특허문헌 4]와 ASEF(Average of Synthetic Exact Filters)[비특허문헌 6]이 상관 분석을 사용하는 대표적인 접근법이다. MOSSE는 더 적은 트레이닝 샘플로부터 적응적 상관 필터를 생성하기 위한 알고리즘이다[비특허문헌 4].

[0032] MOSSE의 배경인 상관 분석의 원리는 수학식 1로부터 시작한다. 상관은 특정 신호(F)와 이 신호에 대해 필터(H^*)의 요소별 곱셈을 수행한 결과(G)를 생성하는 주파수 영역의 콘볼루션(convolution)이다.

[0033] [수학식 1]

[0034] $$G = F \odot H^*$$

[0035] MOSSE 필터(H^*)는 아래 수학식 2로 표현된다:

[0036] [수학식 2]

[0037] $$H^* = \frac{\sum_i^N G_i \odot F_i^*}{\sum_i^N F_i \odot F_i^*}$$

[0038] 여기서, N은 트레이닝 샘플의 개수이며, F_i는 입력 신호(f_i)를 주파수 영역으로 변환하는 변환이며, F_i^*는 F_i의 켤레 복소수를 나타낸다. $F_i \odot F_i^*$는 두 개의 복소수의 곱을 나타내는데, 보통 우리는 이 연산을 주파수 영역에서의 상관(correlation)이라고 말한다. G_i는 특정 동작에 대해 표기된 시간 영역 입력 신호(g_i)를 주파수 영역으로 맵핑하는 맵핑 함수이다.

[0039] 특정 입력 신호(f)의 식별은 요소별 곱(F 및 H^*)에 의해 연산(G)하는 것으로 시작한다. 이 식별 후에 PSR(Peak to Sidelobe Ratio)이 G의 역 FFT인 g에 적용된다. PSR은 피크 강도의 간단한 측정값을 의미하며, 그 값이 크면 클수록, 입력 신호(f)가 특정 신호의 표기(g)에 더 가까워지게 된다.

[0040] MOSSE는 수행 속도 면에서 방법을 능가한다. 그러므로, 이것은 실시간 EMG 패턴 인식에 적용될 수 있다. 그러나, MOSSE가 원래 객체 추적을 위해 제시된 것이어서 EMG 패턴 인식을 위해 여러 공정을 추가할 필요성이 있다.

[0041] 다음으로, 본 발명에서 사용하는 시간 영역 특징에 대하여 설명한다. 특히, 6개의 시간 영역 특징에 대하여 구체적으로 설명한다.

[0042] 중요한 인자(factor)는 패턴 인식 방법에서 분류 식별을 위한 특징을 선택하는 것이다. 특징의 선택은 인식 수행에 영향을 미친다. EMG 신호에 기초한 인식 방법은 이들 특징이 높은 연산 효율을 가지기 때문에 시간 영역 특징에 사용된다. 이전의 연구는 여러 시간 영역 특징의 능력을 평가하였다[비특허문헌 5].

[0043] 본 발명에서는 다음과 같은 시간 영역 특징을 사용한다;

[0044] 평균 절대값(MAV): 이 특징은 N개의 샘플을 가지는 분석 윈도우에서 신호(x)의 평균 절대값을 나타낸다.

[0045] [수학식 3]

$$MAV = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}|x_k|$$

[0046]

[0047] 제로 교차(ZC): 이 특징은 N개의 특징을 가지는 분석 윈도우에서 제로 교차의 개수이다. 임계값(ε)은 잡음 레벨이 낮은 것으로 인해 신호 교차 카운트를 피하기 위해 포함되었다.

[0048] [수학식 4]

$$\{(x_k > 0 \text{ and } x_{k+1} < 0) \text{ or } (x_k < 0 \text{ and } x_{k+1} > 0)\}$$
$$\text{and } |x_k - x_{k+1}| \geqq \epsilon$$

[0049]

[0050] 기울기 부호 변화(SSC): SSC는 분석 윈도우에서 기울기 부호의 변화의 개수이다. 임계값(ε)은 잡음의 영향을 감소시키기 위해 포함되었다.

[0051] [수학식 5]

$$\{(x_k > x_{k-1} \text{ and } x_k > x_{k+1}) \text{ or } (x_k < x_{k-1} \text{ and } x_k < x_{k+1})\}$$
$$\text{and } \{(|x_k - x_{k+1}| \geqq \epsilon) \text{ or } (|x_k - x_{k-1}| \geqq \epsilon)\}$$

[0052]

[0053] 파형 길이(WL): 파형 길이는 N개의 샘플의 분석 윈도우 내에서 EMG 파형의 총 길이이다.

[0054] [수학식 6]

$$WL = \sum_{k=1}^{N}|\Delta x_k|;\ where\ \ \Delta x_k = x_k - x_{k-1}$$

[0055]

[0056] 윌리슨 진폭(wAmp): 이 특징은 EMG 신호 진폭이 N개의 샘플의 분석 윈도우 내에서 임계값을 초과하는 횟수를 나타낸다.

[0057] [수학식 7]

$$wAmp = \sum_{k=1}^{N} f(|x_k - x_{k+1}|)\ \ where\ \ f(x) = \begin{cases} 1, & x > \epsilon \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

[0058]

[0059] 분산(Var): 이 특징은 N개의 샘플의 분석 윈도우 내에서 EMG 신호의 전력을 나타낸다.

[0060] [수학식 8]

$$var = \frac{1}{N-1}\sum_{k=1}^{N} x_k^2$$

[0061]

[0062] 다음으로, 본 발명의 일실시예에 따른 상관 특징 분석 기반 실시간 EMG 패턴 인식 방법을 도 2를 참조하여 보다 구체적으로 설명한다.

[0063] EMG 패턴이 동일한 운동 모드 내에서 시간에 따라 변한다고 하자. 다행하게도, 동일한 운동 모드에 대해 근육 작동 패턴은 동일한 보행 단계에서 유사하다. 그러므로, 본 발명에서는 도 3과 같은 분류 시스템을 사용하였다.

유사한 시스템이 이전 연구에서 이미 사용되었다[비특허문헌 7][비특허문헌 8][비특허문헌 9].

[0064] 먼저, 인식 필터를 구성하는 단계(S10)를 설명한다.

[0065] 본 발명에서는 상관을 사용하는 것에 의해 EMG 패턴 인식 필터를 구성한다(S10). EMG 신호는 EMG 패턴 인식에 상관 분석을 성공적으로 적용하기 위해 상당한 잡음과 변화를 부과하므로, 본 발명에서는 다수의 시간 영역 특징을 사용한다.

[0066] 바람직하게는, 앞서 설명한 6개의 시간 영역 특징, 즉, 평균 절대값(MAV), 제로 교차(ZC), 기울기 부호 변화(SSC), 파형 길이(WL), 윌리슨 진폭(wAmp), 분산(Var)을 사용한다.

[0067] 인식 필터의 생성(S10)은 2개의 단계로 구성된다. 단계 1에서, EMG 신호는 추출되고 6개의 서브 특징으로 특징화된다(S11).

[0068] 도 4는 특정 영역으로부터 EMG 신호 특징 추출하는 과정, 즉, 단계 1의 공정을 나타낸다. F_1 ~ F_6은 시간 영역으로부터 6개의 서브 필터이다. 이들은 FFT(Fast Fourier Transform, 고속 푸리에 변환)가 적용된 시간 영역 특징 Wave1 ~ Wave6 이다.

[0069] 각 채널에 대한 윈도우는 EMG 신호를 획득할 때 256ms이다. 제 1 인식 필터를 생성하기 위해, 트레이닝 신호가 하나의 발바닥 압력 센서에 기초하여 획득된다. 이 레벨은 총 1024ms 동안 4개의 채널로부터 256ms의 데이터를 구성한다. 이로부터 이 신호를 6개의 시간 영역 특징에 적용한 후 이들 각각에 FFT을 적용한다. 마지막으로, 6개의 서브 특징이 생성된다.

[0070] 다음으로, 서브 상관 특징 필터(또는 인식 필터)를 생성한다(S12).

[0071] 인식 필터 생성의 제 2 단계에서, 6개의 서브 상관 특징 필터가 생성된다. 상관 분석은 6개의 서브 특징에 적용되어 6개의 서브 상관 필터가 생성되게 한다. 도 5는 이 과정을 나타내며, 각각의 서브 상관 필터는 수학식 9를 사용하여 생성된다. H_1~H_6은 최종 서브 상관 필터를 나타낸다.

[0072] [수학식 9]

$$H^*_{p,m,ft} = \frac{\sum_i^N G \odot F^*_{p,m,,ft,i}}{\sum_i^N F_{p,m,ft,i} \odot F^*_{p,m,ft,i}}$$

[0073]

[0074] 여기서 p는 각 보행 단계를 나타내고, m은 각 운동 모드를 나타내고, ft는 서브 특징을 의미하고, N은 EMG 신호의 트레이닝 샘플의 개수이다. 각 운동 모드에서 각 보행 단계에 대해 인식 필터($H^*_{p,m,ft}$)가 수학식 9에 의해 계산된다. 예를 들어, 도 4에서의 CH1~4를 한 세트로 하여 N개의 세트를 트레이닝 샘플로 샘플링한다.

[0075] 앞서 설명한 바와 같이, ⊙ 연산은 주파수 영역에서의 상관(correlation)이고, G는 특정 동작에 대해 표기된 시간 영역 입력 신호(g)를 주파수 영역으로 맵핑하는 맵핑 함수이다. 바람직하게는, G는 트레이닝 신호(g)를 1D 가우시안이 퓨리에 변환된 것이다. 특정 동작은 계단 오르기, 계단 내려오기, 평지 걷기와 같은 보행 모드 등을 말한다. 각 동작에서 추출된 EMG 신호를 서브 특징으로 변환하여 F들을 산출하고 G와 함께 [수학식 9]와 같은 방법으로 각 보행 모드에 대한 H를 구한다.

[0076] 다음으로, 운동 모드를 인식하는 단계(S20)를 설명한다.

[0077] 인식 과정은 도 4에 도시된 바와 같이 서브 특징의 재구성으로 시작한다. 도 6은 전체 인식 과정을 나타낸다.

도 6에서 F_1~F_6은 EMG 신호로부터 재구성된 서브 특징이다.

[0078] 먼저, 재구성은 1:1 대응에서 H_1~H_6 서브 상관 필터(또는 인식 필터)와 이 서브 특징을 콘볼루션한다(S21).

[0079] [수학식 10]

$$G'_{p,m,ft} = F_{ft} \odot H^*_{p,m,ft}$$

[0080]

[0081] 수학식 10에서, 상관은 특정 보행 단계와 특정 운동 모드에 대한 인식 필터와 입력 신호의 FFT의 단순한 곱이다. $H^*_{p,m,ft}$은 1-D 가우시안(g)의 FFT(G)와 트레이닝 서브 특징의 콘볼루션 결과 사이의 차이를 최소화하기 위한 인식 필터이다.

[0082] 즉, 인식 필터와 서브 특징을 콘볼루션하여(수학식 10), 상관을 구한다.

[0083] 여기서의 서브 특징은 "판단하고자 하는 EMG 신호"를 서브 특징으로 재구성한 것이고, 트레이닝 샘플이 아니다. 즉, 트레이닝 샘플에서 서브 특징으로 재구성한 것은 인식 필터를 구하기 위해 서브 특징으로 재구성한 것으로서, 여기에서의 서브 특징과는 다른 것이다. 앞서 트레이닝 당시의 서브 특징은 인식 필터를 구할 목적으로만 사용된다.

[0084] 다음으로, 콘볼루션한 값을 역 FFT한 후, PSR을 구한다(S22).

[0085] 미지의 운동 모드의 입력 서브 특징(F_{ft})이 트레이닝 서브 특징의 특정 그룹과 유사하다면, G'는 G와 유사한 패턴을 가질 수 있다.

[0086] [수학식 11]

$$g'_{p,m,ft} = IFFT(G'_{p,m,ft})$$

[0087]

[0088] $g'_{p,m,ft}$는 $G'_{p,m,ft}$의 역 FFT이고, G'의 주파수 계수가 변할 때 많은 효과를 미친다.

[0089] 즉, 구한 상관을 역 프리에 변환(FFT)를 하여 구한다. G'을 퓨리에 역변환한다. 앞서 예에서 G는 1D(1차원) 가우시안이 퓨리에 변환된 것이다. 여기서의 G`은 알려지지 않은 EMG 신호의 서브 특징과 인식 필터 H와의 컨볼루션 결과이다. G는 인식 필터 생성 과정에서 사용되고 G`은 인식 결과를 나타내는 것이다.

[0090] [수학식 12]

$$psr_{p,m,ft} = PSR(g'_{p,m,ft})$$

[0091]

[0092] PSR 값은 수학식 12을 사용하여 g'로부터 획득되고 이후 가우시안 형상의 왜곡을 식별하고 그 피크 강도를 측정할 수 있다.

[0093] 이 인식 패턴은 고속으로 수행될 수 있다. 그러므로, 이 과정은 실시간으로 사용될 수 있다. 특정 EMG 신호에 분류 필터를 적용한 결과는 PSR에 의해 판단된다. PSR은 특정 영역의 신호 강도를 나타내는 척도이다.

[0094] 수학식 13은 PSR을 계산하는데 사용된다.

[0095] [수학식 13]

$$PSR = \frac{g_{max} - \mu}{\sigma}$$

[0096]

[0097] 도 7은 수학식 13을 적용하기 위한 g'의 영역을 도시하며, 여기서 g_{max}는 중심 영역(C)의 최고 강도이고, μ와 σ는 사이드로브 영역(sidelobe area)(B)에서 신호 강도의 평균 및 표준 편차이다. 사이드로브는 g_{max}를 포함하는 중심 영역의 외부 부분이다. 신호 강도가 크면 클수록, 집중률이 더 높아지고 잡음이 더 낮아진다. PSR은 중심 영역에서 신호 강도가 얼마나 높은지를 나타내는 지시자이다.

[0098] 앞서 설명한 바와 같이, 특정 입력 신호(f)의 식별은 요소별 곱(F 및 H^*)에 의해 연산(G)하는 것으로 시작한다. 이 식별 후에 PSR(Peak to Sidelobe Ratio)이 G의 역 FFT인 g에 적용된다. PSR은 피크 강도의 간단한 측정값을 의미하며, 그 값이 크면 클수록, 입력 신호(f)가 특정 신호의 표기(g)에 더 가까워지게 된다.

[0099] 수학식 13은 PSR을 구하기 위한 함수이고, 수학식 12의 PSR(x)는 x를 대상으로 수학식 13과 같은 방법으로 PSR 값을 구한다.

[0100] 다음으로, 각 특징에 대하여 구한 PSR을 총합하여 표준 PSR을 구한다(S23).

[0101] [수학식 14]

$$sumPSR_{p,m} = \sum_{ft}^{N} (w_{ft} \bullet psr_{p,m,ft})$$

[0102]

[0103] 표준 PSR 값이 서브 상관 필터 각각에 6개의 서브 특징을 적용한 후 생성될 때, 각 서브 상관 필터로부터 결과는 가중치를 수신한다. 이들 가중치는 시간 영역 특징의 중요도에 따라 미리 한정된 값이다. 이들 가중치는 도 10에 도시된다. 수학식 14에 도시된 바와 같이, 각 서브 특징의 PSR 값과 각 서브 상관 필터의 가중치의 곱의 총 합은 PSR로서 인식 결과를 생성한다.

[0104] PSR 값은 인식을 위해 미리 준비된 입력 EMG 신호에 대한 주파수 성분의 유사성에 따라 작거나 클 수 있다. 유사성이 크면 클수록 PSR 값이 더 커진다. PSR 값은 신호 강도를 검출하는데 사용된 윈도우의 사이즈에 좌우된다.

[0105] 다음으로, PSR을 통해 유사도를 판단하는 것을 설명한다.

[0106] 앞서 도 7은 2D 이미지에서 PSR을 구하기 위해 구간을 나눈 그림이다. 일반적으로 PSR을 구하는 방법은 2D 이미지를 대상으로 사용하기 때문에 이러한 예제를 제시한 것이다. 하지만 본 발명의 구체적 예에서는 1-D를 대상으로 PSR을 산출한 것으로서, 도 8과 같이 1D 형태의 g`에서 구간을 나눈다. g`은 알려지지 않은 EMG 신호의 서브 특징이 인식 필터를 거친 후 퓨리에 역변환으로 산출이 된다. 최초 인식 필터(H) 구성 당시 1D 가우시안과 트레이닝 샘플의 서브 특징과 상관을 통해 필터가 생성되었음으로 트레이닝 샘플과 유사할 경우 도 8과 같이 가우시안 형태와 유사하게 나타나게 된다. 도 8에서 B구간에서 μ(평균)와 σ(표준편차)를 구하고 g_{max}는 C구간에서 가장 큰 Y축 값을 나타낸다. 따라서 가우시안 형태와 유사할 경우 psr값은 높을 것이다. 이것을 이용하여 유사도를 판단하는 것이다.

[0107] 그리고 앞서 설명한 G`는 주파수 영역을 나타내고 g`는 공간(시간) 영역의 데이터로 나타낸다. 여기서는 형태를 나타내므로 공간이 더 적절하다. G`는 단순히 H와 알려지지 않은 EMG 신호의 서브 특징의 각 주파수 계수간의 상관 정도를 나타낸다. 트레이닝 당시의 서브 특징과 알려지지 않은 EMG 신호의 서브 특징의 차이가 많다면 G`의 주파수 계수는 G의 주파수 계수와 많은 차이를 보이게 되고 G`을 공간 영역으로 변환시(g`) 가우시안 형태(g)에서 많은 일그러짐을 보일 것이다. 도 9는 특정 행위에 대한 G'과 g'의 예를 도시한 것이다.

[0108] 다음으로, 본 발명의 효과를 실험을 통해 보다 구체적으로 설명하고자 한다.

[0109] 4개의 건가안 개체가 실험에 참가되었다. 표면 EMG 신호가 사람의 넓적다리에 있는 m.tensor fasciae, m.adductor longus, m.vastus medialis, 및 semitendinosus 근육에 부착된 8개의 전극으로부터 수집되었다. Biopac MP150CW 및 BN-EMG2가 EMG 신호를 측정하기 위해 사용되었다. 이 신호는 60Hz 대역 차단 필터와 10~500Hz 대역 통과 필터에 의해 전처리되었다. 힘 신호가 앞꿈치(toe)와 뒷꿈치(heel)로부터 측정되었고 EMG 신호와 동기화되었다.

[0110] 3개의 동작 모드가 조사되었다: 4개의 보행 단계와 함께 평지 걷기, 계단 오르기 및 계단 내려가기. 3개의 동작은 갱생을 위하여 자주 사용되는 주요 운동 모드이다.

[0111] 평지 걷기의 경우에, 개체는 편안한 속도로 15m 직선 통로를 걷게 된다. 계단 오르기와 계단 내려가기의 경우 10개의 계단이 사용되었고 이 계단은 16.5cm 높이, 140cm 폭이, 및 27cm 깊이이다.

[0112] 평지 걷기 운동은 6회 반복되었고 각 시도의 적어도 12번 완전한 큰 걸음 사이클이 기록되었다. 계단 오르기와 계단 내려가기 운동은 각각 8번 반복되었다.

[0113] 4개의 보행 단계는 시간 윈도우와 정렬되었다: 앞꿈치가 떨어지기 전, 앞꿈치가 떨어진 후, 뒷꿈치가 닿기 전, 및 뒷꿈치가 닿은 후.

[0114] 수학식 15는 분류 정밀도를 유도한다. 분류 방법의 통계적 성능은 분류가 여러 트레이닝 샘플(N=1~15)에 대해 100회(T=100) 반복될 때 부트스트랩(bootstrap) 방법을 통해 평가되었다.

[0115] [수학식 15]

$$\text{정밀도} = \frac{\text{정확히 분류된 테스트 샘플의 개수}}{\text{테스트 샘플의 총 개수}}$$

[0116]

[0117] 도 10로부터 파라미터는 특징 가중의 유효성을 검증하기 위해 사용되었다. 단일 특징을 사용하여 본 발명에 따른 방법의 정밀도는 내림차순으로 WL(B), MAV(A), WAmp(F), MSV(C), SSC(E), 및 ZC(D)로서 랭킹이 결정된다.

[0118] 본 발명의 실험에서, 다른 것보다도 상대적으로 높은 정밀도와 더 적은 표준 편차를 가지는 3개의 특징 WL(B), MAV(A), WAmp(F)를 선택한 후에 가중된 특징을 사용하여 이후 실험(H~L)을 수행하였다.

[0119] 그 결과 가중된 특징의 조합을 사용하여 본 발명에 따른 방법의 정밀도와 안정성은 WL(B)만을 사용하는 것보다 더 우수한 것을 보여주었다. 또한 ANOVA 결과는 가중된 특징이 성능($p<0.05$)에 영향을 미칠 수 있다는 것을 나타내었다.

[0120] 도 11는 트레이닝 샘플의 개수가 1 내지 15로 변할 때 PCA, LDA, 및 본 발명에 따른 방법의 분류 정밀도를 도시한다. 본 발명의 방법은 작은 개수의 트레이닝 샘플이 사용될 때 PCA와 LDA보다 정밀도와 안정성에서 더 우수한 성능을 보여준다. 이것은 본 발명의 방법이 상관 분석의 신호 검출에 민감한 시간 영역 특징의 중요도에 따라 적응적 상관 서브 필터 할당 가중치를 생성하기 때문이다. 이것은 본 발명의 방법이 다른 방법보다 더 우수한 EMG 신호의 특성을 나타낸다는 것을 의미한다. 본 발명의 방법의 분류 정밀도는 15개 이상의 트레이닝 샘플이 사용될 때 약간만 증가하고 거의 변치는 않는다.

[0121] 도 12은 본 발명에 따른 방법의 정밀도와 안정성이 LDA 방법에서 볼 수 있는 것보다 더 우수한, 평지 걷기에 대해서는 2.78%(±5.72)이고, 계단 오르기에 대해서는 8.98%(±2.6)이고, 계단 내려가기에 대해서는 1.56%(±3.21)라는 것을 도시한다. 인텔 코어 i-53.3GHz 시스템을 사용하여, 본 발명에 따른 방법은 특징을 계산하고 10회 반복 수행에 걸쳐 운동 모드를 분류하는데 평균 8.49ms 소요되었다. 그러므로, 본 발명에 따른 방법은 EMG 신호 수집에 필요한 256ms를 포함하는 264.49ms 내에서 완료될 수 있으므로 실시간 EMG 패턴 인식에 적용될 수 있다.

[0122] 도 13은 LDA와 본 발명에 따른 방법에 대해 각각 인식 시간과 트레이닝 시간 성능을 도시한다. 본 발명에 따른 방법은 인식 과정 면에서 LDA 방법보다 더 많은 시간을 소요하는 반면, 트레이닝 시간은 LDA 방법의 것보다 더 짧다. 그 이유는 본 발명에 따른 방법이 FFT 및 IFFT 과정을 포함하기 때문이다. 이 문제는 FPGA(field-

programmable gate array)와 DSP(digital signal processor)와 같은 추가적인 요소를 사용하는 것에 의해 개선될 수 있다.

[0123] LDA는 가능한 한 많은 분류 식별 정보를 유지하면서 차원 수의 감소를 수행한다. 그러므로, 이것은 최적의 판별식 사영 벡터를 찾는 문제를 가지고 있는 반면, 본 발명에 따른 방법은 이 문제를 가지고 있지 않다. 트레이닝 단계는 트레이닝 샘플에 대하여 특징들의 평균을 계산하는 것에 의해 바로 수행된다. 그러므로, 본 발명에 따른 방법은 트레이닝 과정 면에서 LDA 방법에 비해 높은 성능을 보여준다.

[0124] 본 발명에서 동작의 중요도에 따라 가중치를 상관 분석의 시간 영역 특징에 적용하는 새로운 EMG 패턴 인식 방법을 제시한다.

[0125] EMG 패턴 인식에 비주얼 객체 추적에 보통 사용되는 상관 분석의 추적 능력을 적용하고 검출 필터를 구성하기 위해 본 발명에 따른 방법은 전부 기존의 연구에서 검증된 6개의 시간 영역 특징을 사용하며 사람의 개체의 운동 모드에 기초하여 특징의 중요도를 결정할 수 있다.

[0126] 본 발명에서 본 발명에 따른 방법은 신호 변화에 민감한 MOSSE를 사용하는 것에 의해 더 적은 수의 트레이닝 샘플을 통해 보다 효과적인 분류기를 만들 수 있었다. 본 발명에 따른 방법은 많은 다른 실험에서 증명된 종래의 시간 영역의 특징을 사용한다. 중요도에 따라 가중치를 할당하는 방법을 상관 분석의 신호 검출에 민감한 특징과 결합하는 것에 의해, 본 발명에 따른 방법은 EMG 신호를 효과적으로 인식할 수 있다.

[0127] 본 발명에서 상관 분석이 EMG 패턴 인식에 사용될 수 있는 새로운 방법을 제안하였다. 본 방법이 EMG 신호 패턴의 인식에 우수한 해법일 수 있는 것을 검증했다. 그래서 이 발명은 차후 필터 업데이트 능력을 사용할 가능성을 열어놓을 수 있다. 필터 업데이트 능력은 EMG 신호 인식의 개선에 우수할 수 있다. 심지어 동일한 동작이 관찰될 때마다 약간의 차이로 만들어질 수 있다. 본 발명에 따른 방법은 이 차이를 커버할 수 있다. 사실, 본 발명에 따른 방법은 상관 특징 분석이 정밀도와 안정성 면에서 다른 분류 기술을 능가하므로 의족 시스템을 사용하여 갱생에 그리고 임상에 적용될 수 있다.

[0128] 이상, 본 발명자에 의해서 이루어진 발명을 상기 실시 예에 따라 구체적으로 설명하였지만, 본 발명은 상기 실시 예에 한정되는 것은 아니고, 그 요지를 이탈하지 않는 범위에서 여러 가지로 변경 가능한 것은 물론이다.

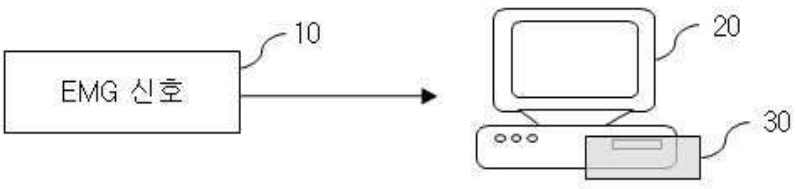
부호의 설명

[0129] 10 : EMG 신호 20 : 컴퓨터 단말

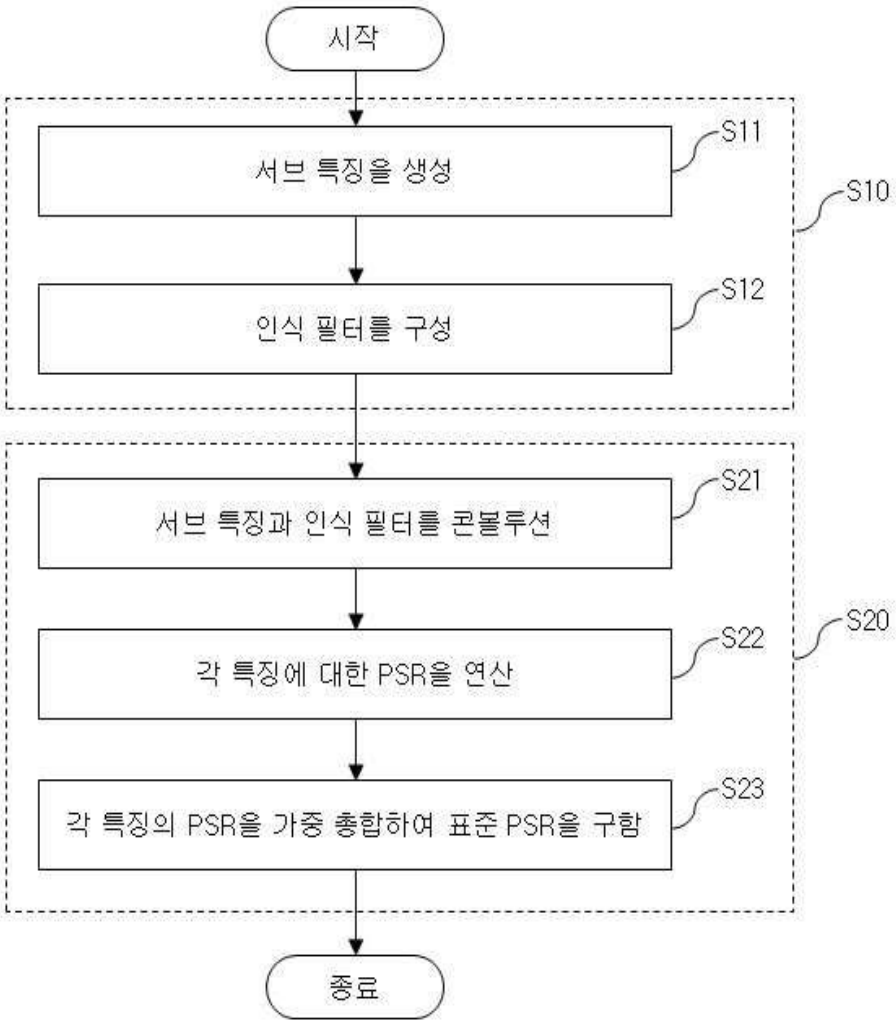
30 : EMG 패턴 인식 장치

도면

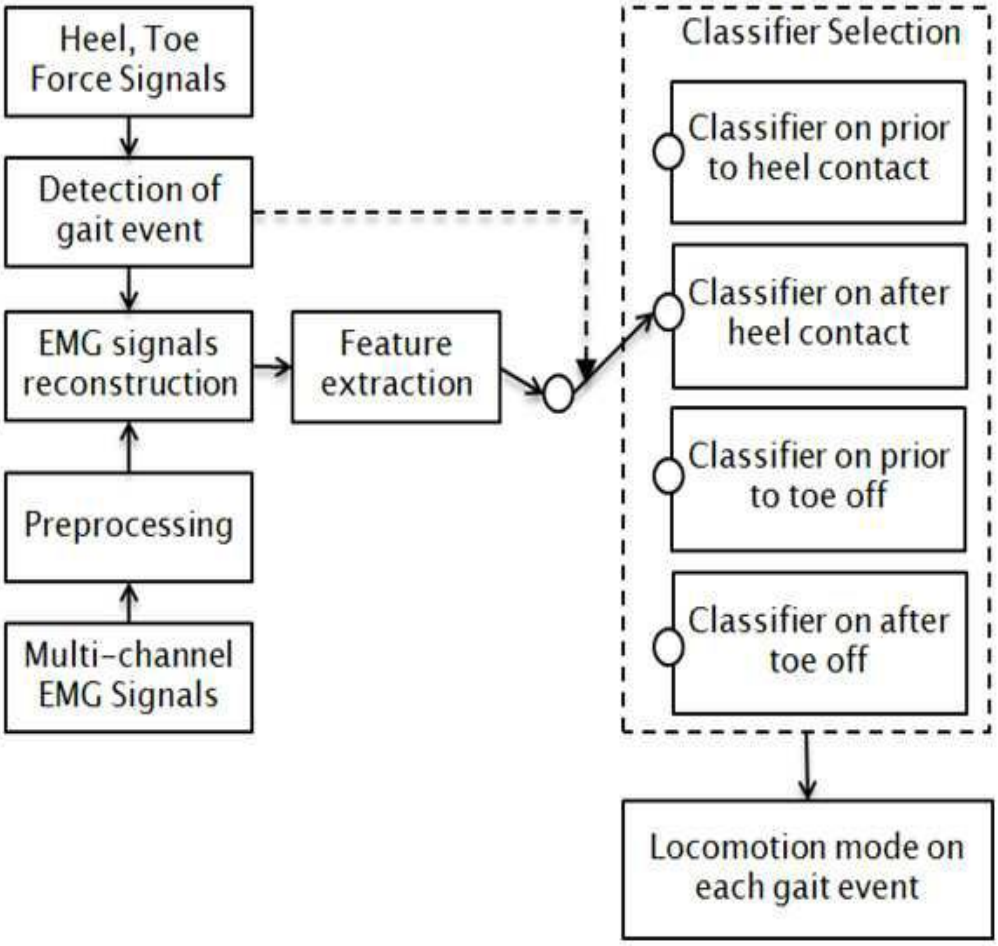
도면1



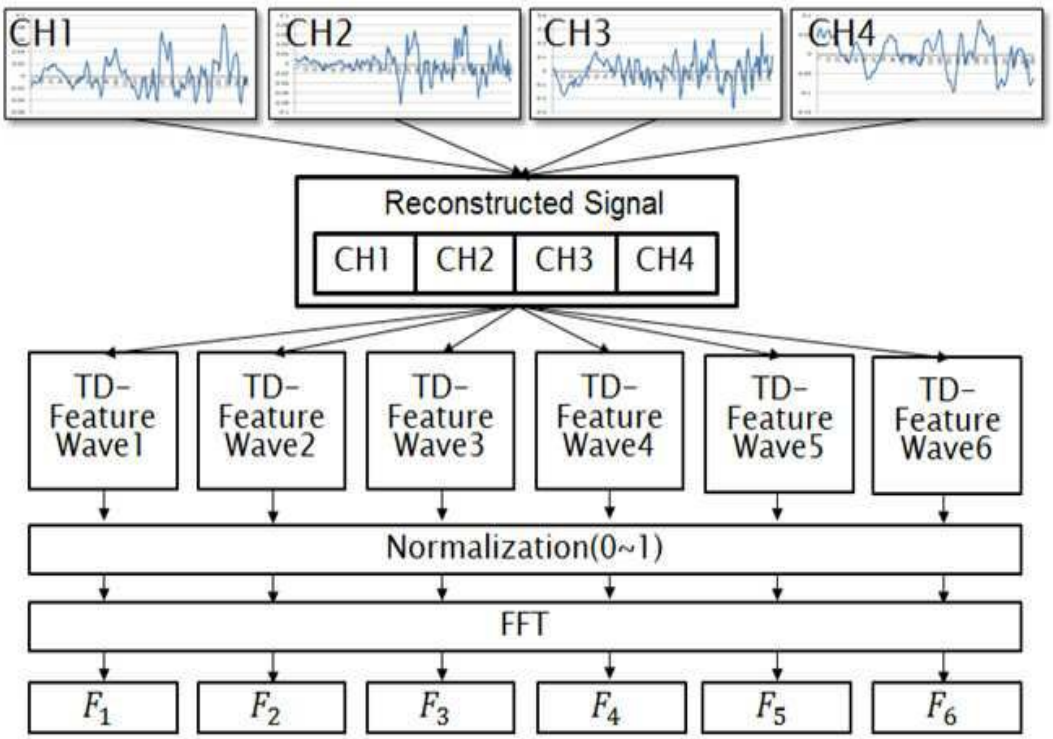
도면2


시작
서브 특징을 생성
S11
S10
인식 필터를 구성
S12
서브 특징과 인식 필터를 콘볼루션
S21
S20
각 특징에 대한 PSR을 연산
S22
각 특징의 PSR을 가중 총합하여 표준 PSR을 구함
S23
종료

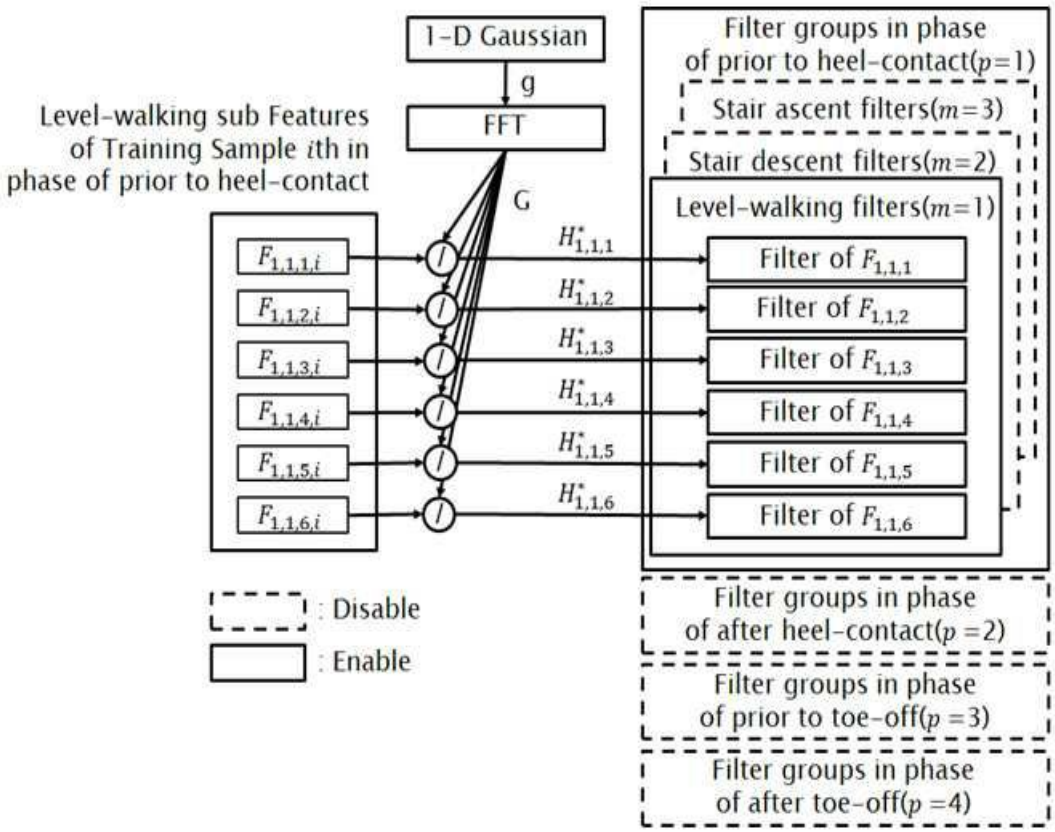
도면3


Heel, Toe Force Signals
Detection of gait event
EMG signals reconstruction
Feature extraction
Preprocessing
Multi-channel EMG Signals
Classifier Selection
Classifier on prior to heel contact
Classifier on after heel contact
Classifier on prior to toe off
Classifier on after toe off
Locomotion mode on each gait event

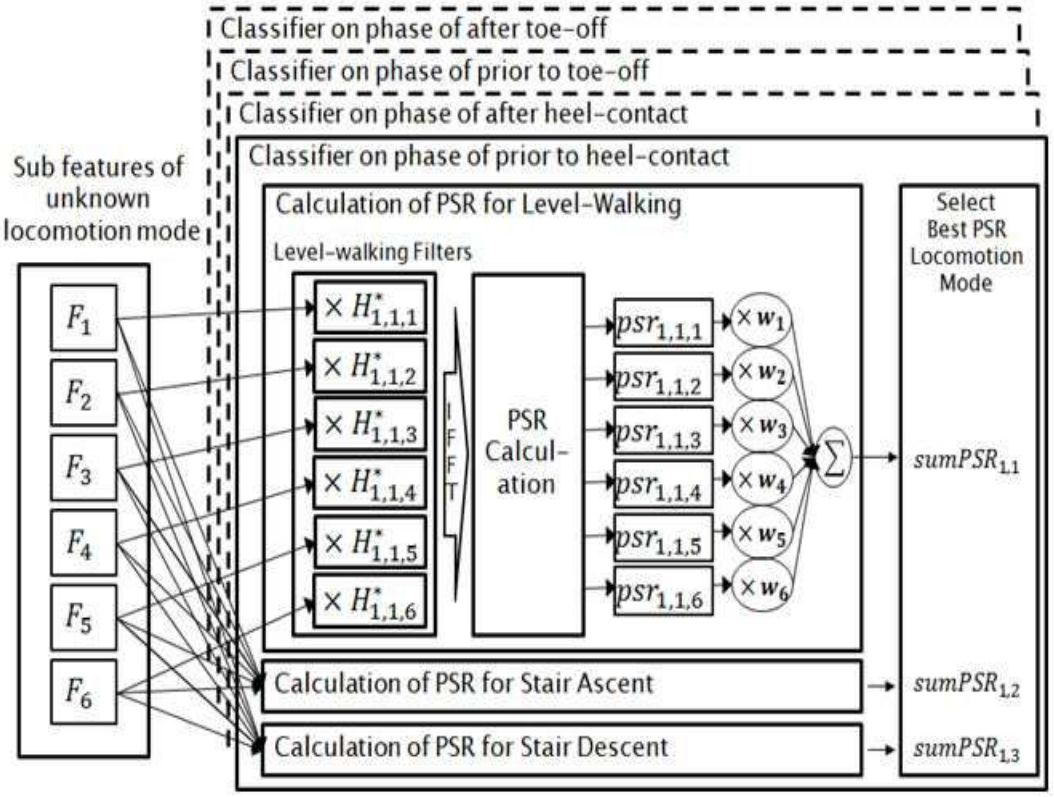
도면4


CH1
CH2
CH3
CH4
Reconstructed Signal
CH1
CH2
CH3
CH4
TD-Feature Wave1
TD-Feature Wave2
TD-Feature Wave3
TD-Feature Wave4
TD-Feature Wave5
TD-Feature Wave6
Normalization(0~1)
FFT
F_1
F_2
F_3
F_4
F_5
F_6

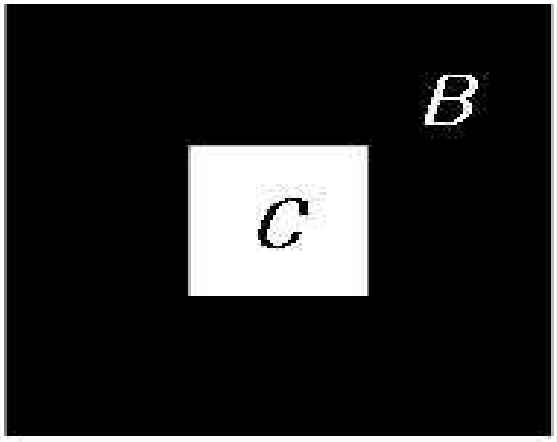
도면5


1-D Gaussian
g
FFT
G
Level-walking sub Features of Training Sample ith in phase of prior to heel-contact
$F_{1,1,1,i}$
$F_{1,1,2,i}$
$F_{1,1,3,i}$
$F_{1,1,4,i}$
$F_{1,1,5,i}$
$F_{1,1,6,i}$
$H^*_{1,1,1}$
$H^*_{1,1,2}$
$H^*_{1,1,3}$
$H^*_{1,1,4}$
$H^*_{1,1,5}$
$H^*_{1,1,6}$
Filter groups in phase of prior to heel-contact(p=1)
Stair ascent filters(m=3)
Stair descent filters(m=2)
Level-walking filters(m=1)
Filter of $F_{1,1,1}$
Filter of $F_{1,1,2}$
Filter of $F_{1,1,3}$
Filter of $F_{1,1,4}$
Filter of $F_{1,1,5}$
Filter of $F_{1,1,6}$
: Disable
: Enable
Filter groups in phase of after heel-contact(p=2)
Filter groups in phase of prior to toe-off(p=3)
Filter groups in phase of after toe-off(p=4)

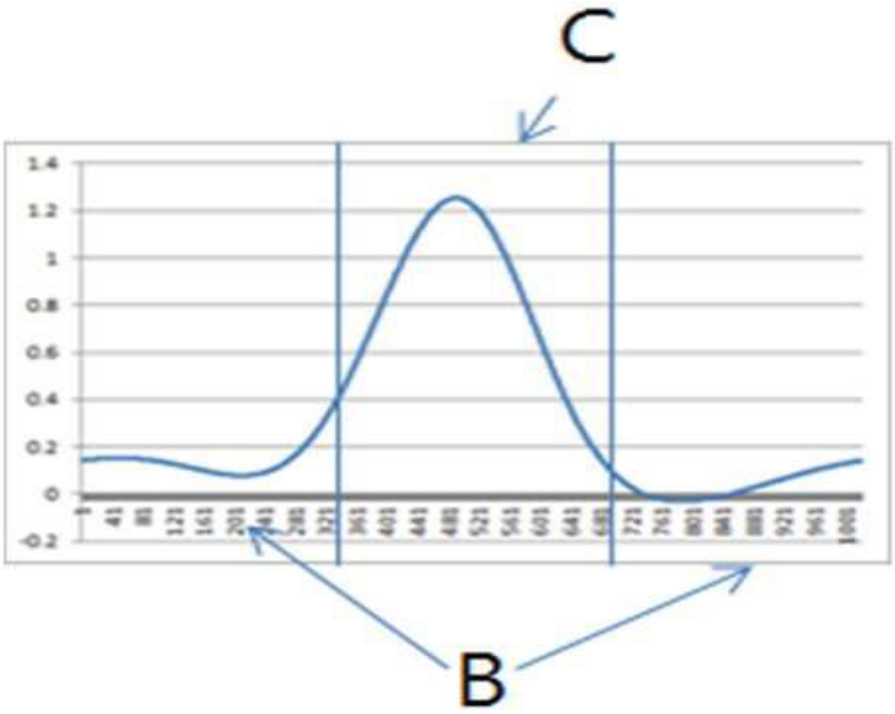
도면6


Classifier on phase of after toe-off
Classifier on phase of prior to toe-off
Classifier on phase of after heel-contact
Classifier on phase of prior to heel-contact
Sub features of unknown locomotion mode
F_1
F_2
F_3
F_4
F_5
F_6
Calculation of PSR for Level-Walking
Level-walking Filters
$\times H^*_{1,1,1}$
$\times H^*_{1,1,2}$
$\times H^*_{1,1,3}$
$\times H^*_{1,1,4}$
$\times H^*_{1,1,5}$
$\times H^*_{1,1,6}$
IFFT
PSR Calcul-ation
$psr_{1,1,1}$
$psr_{1,1,2}$
$psr_{1,1,3}$
$psr_{1,1,4}$
$psr_{1,1,5}$
$psr_{1,1,6}$
$\times w_1$
$\times w_2$
$\times w_3$
$\times w_4$
$\times w_5$
$\times w_6$
$\sum$
Select Best PSR Locomotion Mode
$sumPSR_{1,1}$
Calculation of PSR for Stair Ascent
$sumPSR_{1,2}$
Calculation of PSR for Stair Descent
$sumPSR_{1,3}$

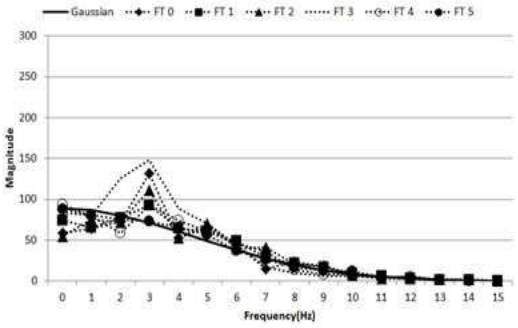
도면7



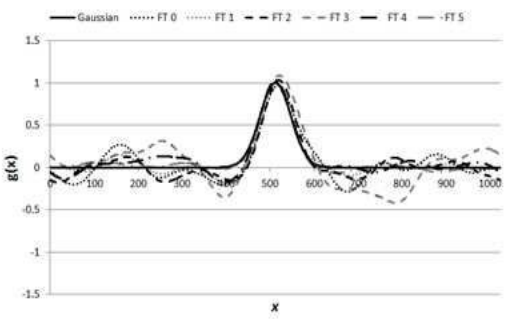
도면8



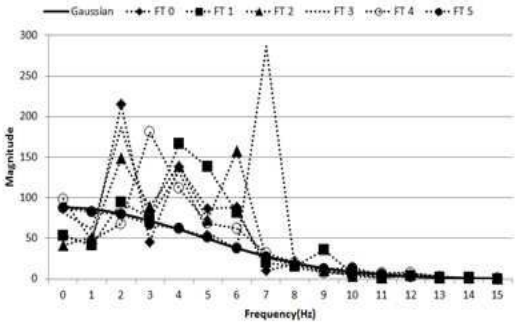
도면9



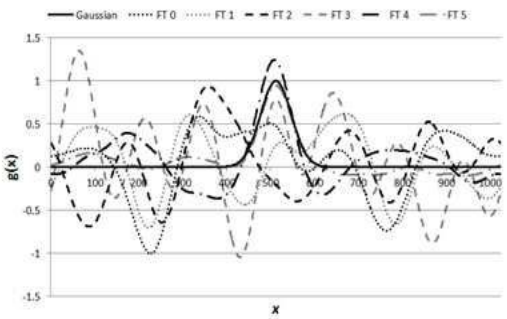
(a) 평지 걷기 인식 필터 회선 결과 G'



(b) 평지 걷기 인식 필터 회선 결과의 IFFT g'



(c) 계단 오르기 인식 필터 회선 결과 G'

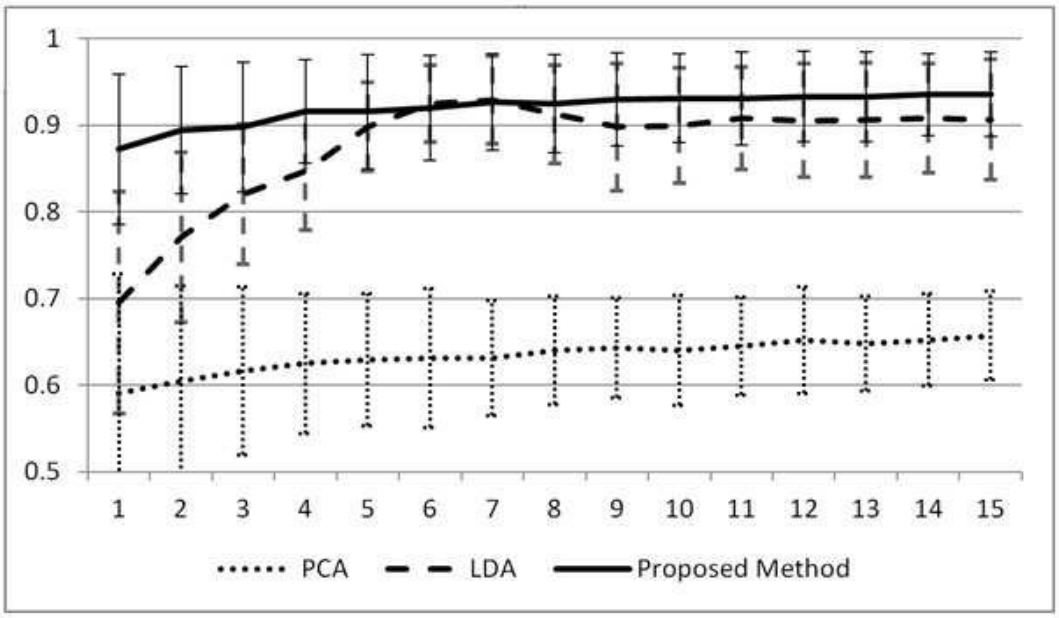


(d) 계단 오르기 인식 필터 회선 결과의 IFFT g'

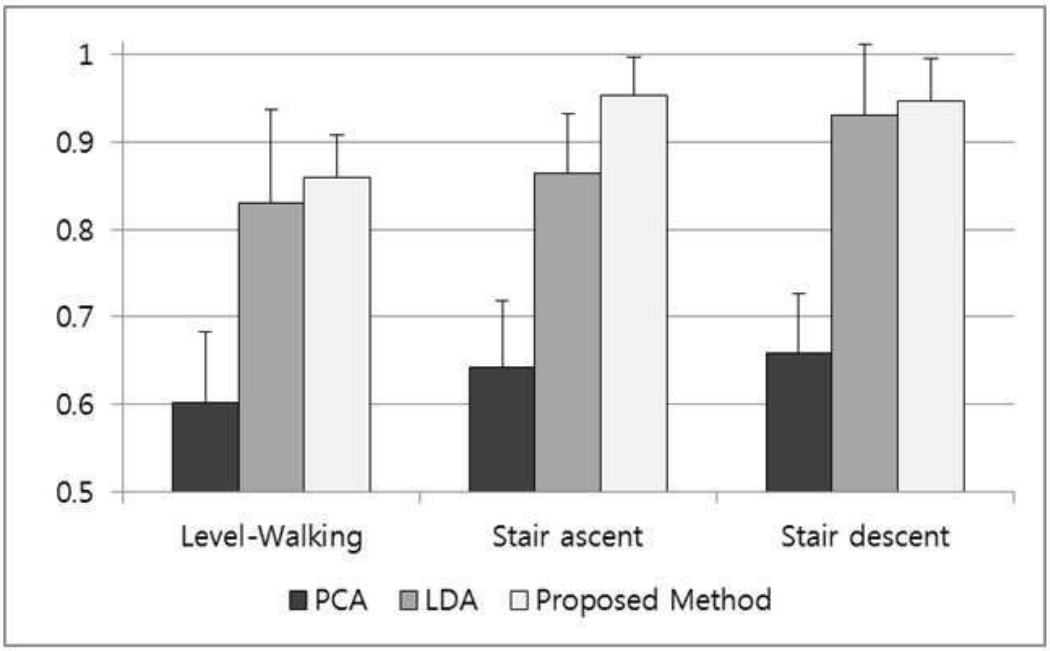
도면10

id	MAV	WL	MSV	ZC	SSC	WAmp	Accuracy
A	1	0	0	0	0	0	0.7796±0.0229
B	0	1	0	0	0	0	0.9283±0.0114
C	0	0	1	0	0	0	0.6765±0.0344
D	0	0	0	1	0	0	0.5389±0.0259
E	0	0	0	0	1	0	0.6055±0.0185
F	0	0	0	0	0	1	0.7468±0.0148
G	0.167	0.167	0.167	0.165	0.167	0.167	0.9129±0.0098
*H	0.3	0.5	0	0	0	0.2	0.9288±0.0097
*I	0.25	0.6	0	0	0	0.15	0.9342±0.0090
*J	0.2	0.7	0	0	0	0.1	0.9358±0.0089
*K	0.1	0.8	0	0	0	0.1	0.9370±0.0088
*L	0.05	0.9	0	0	0	0.05	0.9339±0.0098

도면11



도면12



도면13

Method	LDA	Proposed Method
Recognition Time	1.37us	8.46ms
Training Time	41.39ms	4.15ms