

# 하지근력증강로봇 제어를 위한 착용자의 보행단계구분

김희영\*

## Human Gait-Phase Classification to Control a Lower Extremity Exoskeleton Robot

Hee-young Kim\*

요약

하지근력증강로봇은 인간의 하체에 착용하여 보행능력을 강화하거나 보조하기 위한 장비다. 보행능력을 향상하기 위해 로봇은 착용자의 걷는 움직임을 감지하고 이에 적합한 로봇의 동작을 구동한다. 본 논문에서는 로봇이 착용자의 움직임을 감지하는 방법을 소개하고, 감지된 데이터를 착용자의 현재 보행단계를 의미하는 보행단계상태 정보로 변환하는 보행단계구분 알고리즘을 제시한다. 로봇은 보행단계상태 정보에 따라 현재 필요한 제어모드를 결정하고 로봇구동기를 작동하기 때문에 잘못된 정보가 전달된다면 로봇은 착용자의 보행능력을 향상할 수 없거나 착용자에게 오히려 불편을 줄 수 있다. 따라서 보행단계구분 알고리즘은 항상 정확한 정보를 제공할 수 있어야 한다. 하지만 본 연구에서 사용하는 센서장치의 경우 작은 움직임에도 민감하게 반응하는 특성이 있어 센서데이터를 임계기준으로 구분하는 방법으로는 항상 정확한 보행단계상태 정보를 구할 수 없다. 이러한 특성을 극복하면서 정확한 정보를 제공하기 위해 확률적 구분 방법을 응용한 나이브-플렉시블 베이지안 보행단계구분 알고리즘을 제안하였고, 실험을 통해 제안 방법의 정확성을 비교 분석하였다.

**Key Words** : Ground Reaction Force, Gait-Phase, Naive-Flexible Bayesian Classifier, Lower Extremity Exoskeleton, Human-in-the-Loop Cyber Physical System (HiLCPS)

### ABSTRACT

A lower extremity exoskeleton is a robot device that attaches to the lower limbs of the human body to augment or assist with the walking ability of the wearer. In order to improve the wearer's walking ability, the robot senses the wearer's walking locomotion and classifies it into a gait-phase state, after which it drives the appropriate robot motions for each state using its actuators. This paper presents a method by which the robot senses the wearer's locomotion along with a novel classification algorithm which classifies the sensed data as a gait-phase state. The robot determines its control mode using this gait-phase information. If erroneous information is delivered, the robot will fail to improve the walking ability or will bring some discomfort to the wearer. Therefore, it is necessary for the algorithm constantly to classify the correct gait-phase information. However, our device for sensing a human's locomotion has very sensitive characteristics sufficient for it to detect small movements. With only simple logic like a threshold-based classification, it is difficult to deliver the correct information continually. In order to overcome this and provide correct information in a timely manner, a probabilistic gait-phase classification algorithm is proposed. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm offers excellent accuracy.

\* 본 연구는 산업통상자원부/방위사업청/민군기술협력진흥센터의 민군겸용기술개발 사업의 일환으로 수행되었습니다. [13-DU-MC-16, 협지 적용형 하지근력 고반응 제어기술 개발]

◆ First and Corresponding Author : Agency for Defense Development, heeykim@add.re.kr, 정희원  
논문번호 : KICS2014-04-132, Received April 14, 2014; Revised June 19, 2014; Accepted June 19, 2014

## 1. 서 론

사이버물리시스템은 컴퓨팅, 통신, 제어 및 로봇 기술의 통합과 발전에 의해 생겨난 개념으로 사물인터넷, 원격의료진단, 지능형 교통 시스템 및 로봇 등 다양한 융합기술 분야들이 있다<sup>1-5</sup>. 그 중 인체연동사이버물리시스템(HiLCPS : Human-in-the-Loop Cyber Physical System)<sup>6</sup>은 인간과 사이버물리시스템이 결합된 상태에서 서로 물리적인 영향을 주는 것을 말하며 대표적인 연구분야로 하지근력증강로봇이 있다.

하지근력증강로봇이란 사용자가 하체에 착용하고 보행능력을 강화하거나 보조하기 위한 장비로 1960년대 중반 미국에서 처음 개념연구가 시작된 이후부터 최근까지 활발한 연구가 진행 중이다<sup>7-10</sup>. 최근 연구동향으로 무거운 짐을 짊어진 상태에서 큰 힘을 들이지 않고 보다 먼 거리를 이동할 수 있도록 돕는 군사적인 목적의 기술 개발과 질병 또는 노화에 의해 걷기 불편한 사람의 보행을 돕는 의료 목적의 기술 개발이 있다.

HiLCPS 개념에 따른 하지근력증강로봇의 작동 방식은 그림 1과 같다. 인간의 움직임을 로봇 또는 인체에 부착된 인체센서를 통해 감지하고, 센서에서 관측된 데이터는 사이버시스템으로 전달된다. 사이버시스템은 감지된 데이터를 바탕으로 착용자가 어떠한 움직

직임을 가지는지에 대한 의도추론을 통해 인간의 의도정보를 생성한다. 로봇제어기는 이 의도정보를 바탕으로 어떤 제어모드를 수행할 것인지 결정하고 로봇 센서데이터를 이용해 현재 상황에 적절한 동작을 로봇구동기로 생성하여 착용자가 의도하는 보행능력을 향상한다.

본 논문은 하지근력증강로봇이 인간의 움직임을 감지하기 위한 방법을 소개하고, 감지된 인체센서 데이터를 사용해 로봇제어기가 필요로 하는 운동의도정보를 생성하는 알고리즘 기법을 다룬다. 여기서 하지근력증강로봇은 정상적인 보행 패턴을 가진 인간을 착용 대상으로 가정한다.

지금까지 개발된 하지근력증강로봇들의 제어기<sup>11-14</sup>의 경우 착용자의 보행 자세에 따라 둘 또는 세 가지 제어모드로 구분하여 동작하는 제어 알고리즘으로 구성되어 있다. 이 제어모드의 동작을 결정하기 위한 운동의도 정보로 착용자의 보행단계상태 정보를 이용한다.

보행단계상태 정보는 착용자의 현재 보행단계를 나타내는 것으로, 보행단계는 정상적인 인간의 걷는 모습을 다리의 위치를 기준으로 여러 단계로 구분한 것이다<sup>15,16</sup>. 보행 중 다리가 지면에 닿을 때마다 지면반력(GRF : ground reaction force)이 발생하는데, 이 힘을 발바닥에 설치된 인체센서를 통해 감지하고 이를

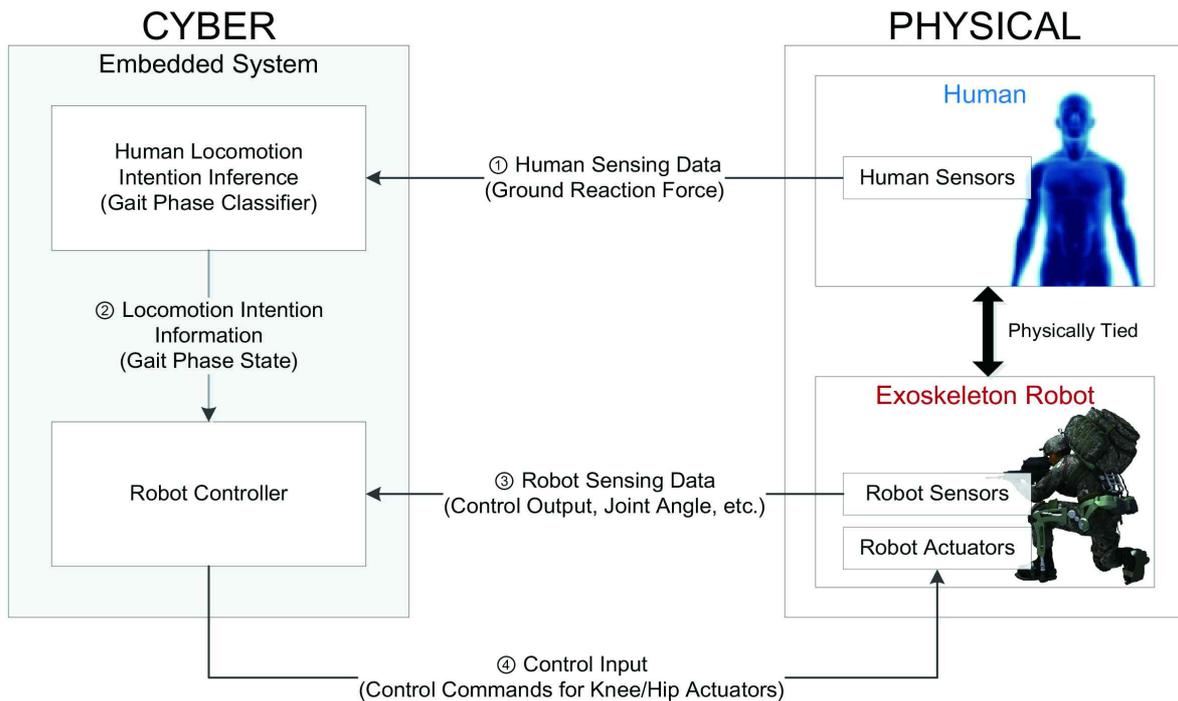


그림 1. HiLCPS 기반 하지근력증강로봇의 운용개념  
Fig. 1. HiLCPS-based Operating Concept of a Lower Extremity Exoskeleton Robot

분석하여 보행단계상태 정보를 얻는다.

로봇 제어기는 이 보행단계상태 정보에 따라 제어 모드를 결정하기 때문에 항상 정확한 정보가 필요하다. 만일 적절하지 않은 보행단계상태 정보에 의해 잘못된 제어모드로 로봇이 동작하면 로봇은 착용자의 보행능력향상을 제대로 지원하지 못하거나 착용자가 움직이는데 불편을 줄 수 있다.

기존 연구<sup>[11-14,17]</sup>에서는 인체센서로 여러 개의 FSR(force sensing resistor)을 발바닥에 구성하고 있으며 각 센서를 온오프 스위치처럼 구성해 각 센서에 지면반력이 가해지는 경우와 아닌 경우로 구분하고 이 정보를 조합하여 보행단계상태 정보를 구한다.

하지만 본 연구에서 사용되는 인체센서는 보행단계 구분 외에도 로봇의 자세 안정성 판단 등 다양한 기능을 구현하기 위해 보다 정밀한 압력센서를 사용해 지면반력을 측정한다. 이 경우 센서가 작은 움직임에도 민감하게 반응하는 특성이 있기 때문에 기존의 방법과 같이 단순한 로직만으로는 보행단계상태 정보를 항상 정확하게 제공하기 어렵다.

먼저 사용하는 인체센서 장치를 통해 얻은 데이터를 사용해 이 장치의 보행단계별 특성을 분석했다. 그 결과 인체와 센서간 접촉상태, 보행속도변화 등 여러 조건에 따라 측정되는 센서값의 편차가 큰 것을 확인했다. 이와 같이 센서값의 편차가 큰 상태에서도 보행 단계를 정확히 구분할 수 있는 방안으로 나이브-플렉시블 베이지안 보행단계구분 알고리즘을 제시한다. 이후 보행단계구분 실험을 통해 제안하는 방법의 정확성을 비교 분석한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 보행단계구분과 관련된 연구를 소개한다. 3장에서는 보행단계와 하지근력증강로봇의 사이버시스템에 대해 설명한다. 4장에서는 사용하는 센서장치의 특성 분석과 이 특성에 적합한 보행단계구분알고리즘을 제시한다. 5장에서는 제안하는 알고리즘의 성능을 분석한 뒤, 6장에서 본 논문을 맺는다.

## II. 관련 연구

최근 개발된 하지근력증강로봇들은 대부분 제어 모드 전환을 위해 보행단계상태 정보를 사용하고 있다. 이들은 공통적으로 보행단계상태를 구분하기 위해 착용자가 보행시 발아래에 설치된 인체센서(이하 발센서 장치)를 통해 보행시 생성되는 지면반력을 감지한다.

상세히 소개하면, HAL(Hybrid Assistive Limb)<sup>[11,12]</sup>은 인간의 보행능력을 향상하고 무거운 물

건을 가볍게 들 수 있도록 지원하는 로봇으로 인간의 의도를 추정하기 위해 EMG(Electromyography)를 측정하는 로봇과 발센서장치를 통해 지면반력을 측정하는 로봇 등 두 가지 모델로 구분한다. 그 중 발센서장치를 사용하는 모델의 경우 지면반력을 측정하기 위해 사용자의 신발 안쪽 바닥에 FSR 센서를 구성하고 있다. 보행단계상태는 발이 처음 지면에 닿는 초기단계, 발이 지면에 닿고 있는 단계, 발이 지면에 떨어지고 있는 단계 등 3 단계로 구분하고 있다.

BLEEX(Berkeley Lower Extremity Exoskeleton)<sup>[13,14]</sup>은 병사가 무거운 하중을 짊어지고도 가볍게 먼 거리를 이동할 수 있도록 지원하는 로봇으로 인간의 의도 추정은 마찬가지로 발센서장치를 사용하고 있다. BLEEX의 발센서장치의 경우 로봇과 지면이 닿는 부위와 착용자의 신발 바닥에 FSR 센서를 구성하고 있다. 보행단계상태는 착용자가 걸을 때 발뒤꿈치 위치에서 지면반력이 관측되는 단계, 로봇의 하단에서 발바닥에서 지면반력이 관측되는 단계, 발을 지면에서 떼기 전 발가락 위치에서 지면반력이 관측되는 단계와 모든 센서에서 관측이 되지 않는 단계 등 총 4 단계로 구분하고 있다.

ROBIN<sup>[17]</sup>은 위 두 로봇과 달리 하지마비환자가 보행하기 위한 로봇으로 클러치 장치를 함께 구비하고 있다. 인간의 의도를 추정하기 위해 착용자의 신발 바닥과 클러치 하단 부위에 FSR 센서를 구성하고 있다. 보행단계상태는 일어서는 동작상태, 걷는 동작상태, 앉는 동작상태 등을 동작의 시작과 끝을 고려해 총 7 단계로 구분하고 있다. 각 상태의 전환 조건을 유한상태장치를 사용해 각 위치별로 감지되는 값의 조합으로 구성한다.

하지근력증강로봇 분야 외에도 보행단계상태를 구분하는 연구를 소개한다. 배준범 연구팀<sup>[18]</sup>은 파킨슨병 환자 등 보행이 부자연스러운 사람의 재활치료 전후 상태를 평가하기 위해 보행단계상태를 사용하는 연구를 진행하였다. 지면반력을 측정하는 신발형태의 발센서장치를 사용해 인간의 8단계의 보행자세 중 지면반력이 관측 가능한 5 단계와 관측이 불가능한 3 단계를 1단계로 묶어 총 6 단계로 보행단계를 구분한다. 보행단계상태 구분을 위해 HMM(Hidden Markov Model)을 사용하였다. 정상적인 보행패턴을 가진 사용자 정보와 착용자의 보행패턴이 얼마나 유사한지를 확률적으로 표현하고 있다.

Varol 연구팀<sup>[19]</sup>은 무릎 이하 부위가 없는 사람을 대상으로 하는 로봇의족의 제어 동작을 결정하기 위해 보행단계상태를 걷기, 일어서기, 앉기 등 3 단계로

구분하였다. 보행단계상태를 구분하기 위해 사용한 인체센서는 지면반력측정 방식 대신 로봇의족의 무릎과 발목 부위의 각도 및 토크 정보 그리고 의족을 착용하지 않은 정상적인 다리에서 측정되는 EMG와 가속도 정보 등을 측정하였다. 동작상태 분류기는 이 센서데이터를 PCA(Principal Component Analysis)와 LDA(Linear Discriminant Analysis)를 통해 데이터 차원을 축소하고 GMM(Gaussian Mixture Model)을 사용해 구축된 동작구분 데이터베이스를 기준으로 가장 유사한 동작 상태를 결정하고 있다.

소개된 하지근력증강로봇들은 FSR 센서로 간단히 구성된 발센서장치를 사용하고 있다. 또한 보행단계상태 구분도 센서 위치별로 값이 감지됨과 되지 않음을 조합해 결정하는 단순한 방법을 사용한다. 본 연구의 발센서장치는 FSR 센서보다 민감한 특성을 가진 센서를 구성하여 사용하고 있다. 이 경우 힘이 가해지는 순간을 보다 빨리 측정할 수 있는 장점이 있지만, 위 방법<sup>[11-14,17]</sup>과 같이 단순한 로직만으로 보행상태를 구분하면 센서값의 변화에 따라 잘못된 결과를 도출할 수 있다. 이를 극복하면서도 정확한 보행단계구분 정보를 제공하기 위해 확률적 프로세스를 사용한 나이브-플렉시블 베이저안 보행단계구분 알고리즘을 제시한다.

### III. 보행단계와 하지근력증강로봇 시스템

인간의 보행은 두 다리를 사용해 몸의 하중을 다리로 견디는 지지행위(support)와 다리를 내딛어 앞으로 나아가는 추진행위(propulsion)를 반복하며 이동하는 방법이다<sup>[15,16]</sup>. 그림 2의 보행단계에서 지지행위는 입각구간(stance phase)으로, 추진행위는 유각구간(swing phase)으로 표현된다. 보행단계는 각 구간별로

4 단계씩 총 8 단계로 세분된다. 보행 중 다리가 지면에 닿을 때 지면반력(GRF)이 발바닥에 부위에 형성된다. 이 지면반력이 형성되는 보행단계는 입각구간의 모든 단계와 유각구간의 사전유각 단계 등 총 5 단계에서 관측된다.

인간의 보행은 입각구간일 때와 유각구간일 때의 특성이 달라지기 때문에 로봇제어기는 제어모드를 입각제어모드와 유각제어모드로 구분하여 작동한다<sup>[14]</sup>. 입각제어모드에서는 로봇이 착용자가 지지하는 하중을 대신 견디면서 다리의 움직임에 따라 동작해야하기 때문에 큰 구동력을 생성하면서 다리동작을 추종하도록 구성된다. 유각제어모드에서는 착용자의 다리가 지면과 떨어져 있어서 큰 구동력이 필요하지 않다. 하지만 착용자의 다리가 짧은 시간 동안 크게 움직이기 때문에 이 다리동작을 빠르게 추종하도록 구성된다. 로봇 제어기는 이 두 제어모드를 결정하기 위해 보행단계상태 정보를 이용한다. 로봇의 제어모드 전환에 필요한 보행단계상태 정보는 초기접촉, 입각, 사전유각, 유각 등 4 단계가 필요하며 이들의 특징은 다음과 같다.

- (1) 초기접촉(Initial contact) : 입각구간에 돌입하는 첫 단계로 착용자의 발뒤꿈치 부분에서 지면반력이 관측됨.
  - (2) 입각(Stance) : 초기접촉을 제외한 입각구간의 모든 단계로 발바닥에서 지면반력이 관측됨.
  - (3) 사전유각(Pre-swing) : 유각구간에 돌입하는 첫 단계로 발가락 부분에서 지면반력이 관측됨.
  - (4) 유각(Swing) : 사전유각을 제외한 유각구간의 모든 단계로 지면반력이 관측되지 않음.
- 그림 3과 같이 보행단계상태가 입각일 때는 입각제어모드로 유각일 때는 유각제어모드가 작동된다. 또한 초기접촉 혹은 사전유각일 때는 유각제어모드에서 입

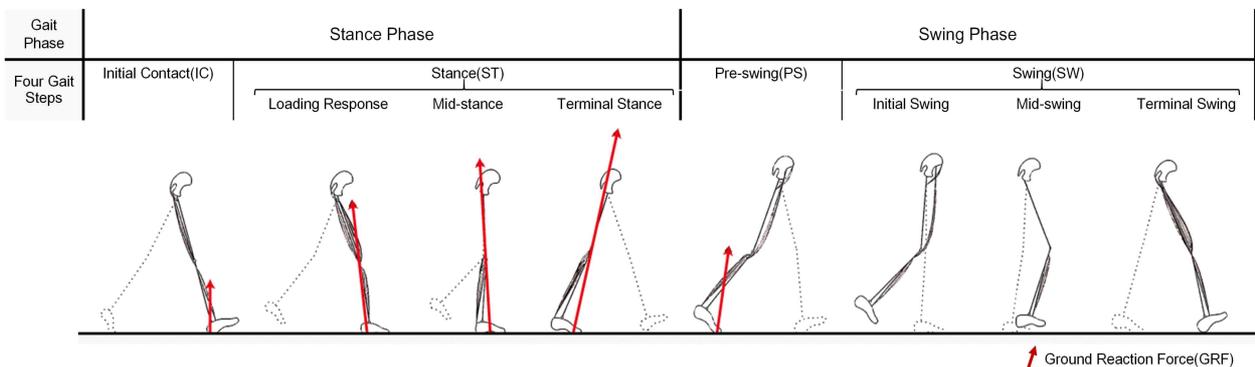


그림 2. 보행단계와 지면반력  
Fig. 2. Gait-Phase and Ground Reaction Force

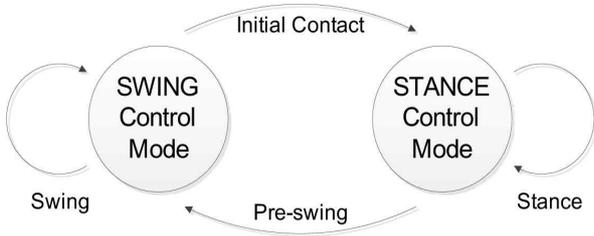


그림 3. 보행단계상태에 따른 제어모드전이  
Fig. 3. Control Mode State Transition via Gait-Phase State

각제어모드로 또는 입각제어모드에서 유각제어모드로 제어모드상태를 천이한다. 제어모드상태가 급격히 변경될 경우 제어 입력에 불연속성이 발생하여 착용자의 움직임에 저항으로 작용할 수 있어 제어모드 전환시 제어 입력의 연속성을 갖는 방안이 함께 고려된다.

하지근력증강로봇의 사이버시스템은 그림 4와 같이 구성된다. 로봇의 인체센서인 발센서장치를 통해 감지된 지면반력이 사이버시스템으로 전달되면 보행단계분류기의 특징추출기가 이 데이터로부터 특징데이터를 추출한 뒤 나이브-플렉시블 베이지안 분류기를 통해 보행단계상태 정보를 생성한다. 로봇제어기는 현재의 보행단계상태에 해당되는 제어모드를 선택하고, 로봇센서로부터 로봇감지데이터를 수신하여 현재 상황에 필요한 동작을 생성 로봇구동기에 제어입력으로 인가하게 된다. 이 때 나이브-플렉시블 베이지안 분류기는 보행단계상태를 분류하기 위한 기준이 필요하며, 미리 준비된 훈련 데이터집합과 학습기를 통해

분류기의 파라미터를 결정한다. 이는 필요에 의해 갱신 가능하지만 매순간 결정하지 않는다.

#### IV. 보행단계구분 알고리즘

##### 4.1 발센서장치와 지면반력데이터 분석

본 논문에서 사용하는 발센서장치는 그림 5과 같다. 이 발센서장치에는 가해진 힘을 전기적 신호로 바꾸는 로드셀(Loadcell) 센서가 착용자의 발바닥 부위 중 뒤꿈치( $x_1$ ), 발볼바깥( $x_2$ ), 발볼안쪽( $x_3$ ), 발가락( $x_4$ ) 등이 닿는 네 곳의 위치에 설치되어 있다. 각 센서의 위치는 보행시 발바닥 면에서 지면반력이 가장 크게 발생하는 부분을 기준으로 선정하였다<sup>20)</sup>.

그림 6은 발센서장치를 통해 측정된 지면반력 데이터를 보행단계별로 분류한 결과이다. 초기접촉 단계에는 발뒤꿈치 센서  $x_1$ 의 값이 증가하기 시작하여 최대 16 kgf까지 상승하지만 다른 위치의 센서에는 평균 0.7 kgf 정도의 값이 나타나는 것으로 보인다. 입각 단계에는  $x_1$ 의 값이 이전 단계보다 조금 줄어들었으나 다른 위치의 센서는 전체적으로 상승하는 것으로 나타나며  $x_2$ 에서 최대 21 kgf이 측정되었다. 사전유각 단계에서는 센서  $x_1$ 의 측정치가 평균 0.2 kgf 정도의 값으로 줄어들었지만 나머지 위치에서는 평균 5 kgf 이상의 값이 계속 관측된다. 유각 단계에서는 모든 위치에서 센서값이 관측되지 않을 것으로 예상되었지만

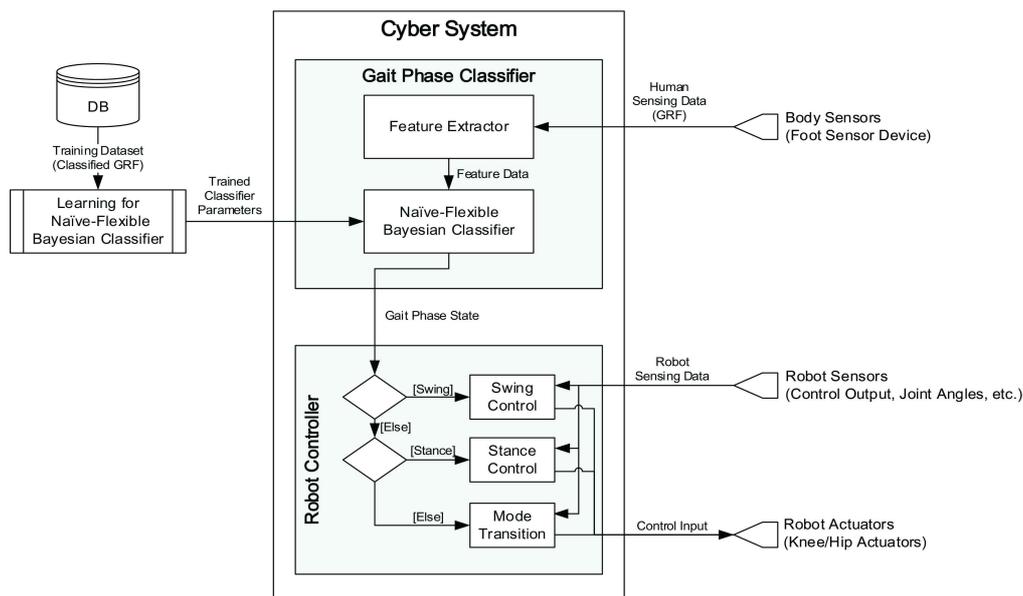


그림 4. 하지근력증강로봇의 사이버시스템  
Fig. 4. Cyber System for Lower Extremity Exoskeleton

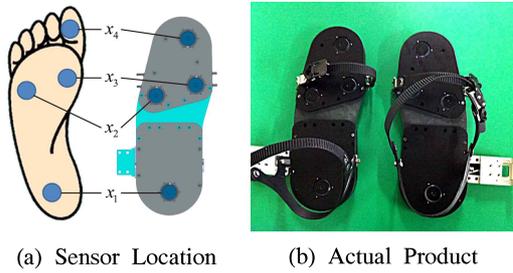


그림 5. 발센서장치<sup>20)</sup>  
Fig. 5. Foot Sensor Device

$x_2$ 와  $x_3$ 에서 평균 2 kgf에서 최대 4 kgf의 값이 관측되고 있다. 이는 인체와 발센서장치간 결합시 조임에 의한 영향으로 판단된다.

이 결과를 이용해 보행단계상태 정보를 구하기 위한 상태표를 표 1과 같이 정하였고, 각 센서별 임계값은 다음과 같다.  $x_1$ 의 임계값은 초기입각과 사전유각을 구분하기 위해 1.5로 설정하였으며, 나머지  $x_2, x_3, x_4$ 의 임계값은 마찬가지로 초기입각과 사전유각을 구분할 수 있는 3로 설정하였다. 또한 입각과 유각은 모든 위치의 센서가 임계값 이상이거나 이하인 경우로 판단할 수 있다. 위의 유각 단계에서처럼 일부 센서에서 원하지 않는 센서값이 관측될 수 있으므로 모든 센서값의 합을 기준으로 유각과 입각을 구분하였다. 센서 합 임계값은 5.2이다.

상태표와 임계값을 기준으로 보행단계상태 정보를 구할 경우 착용자의 걸음걸이, 보행속도 및 움직이는

표 1. 보행단계구분 상태표  
Table 1. State Table for Gait-Phase Classification

State	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$
Initial Contact	On	Off	Off	Off
Stance	On	On	On	On
Pre-swing	Off	On	On	On
Swing	Off	Off	Off	Off

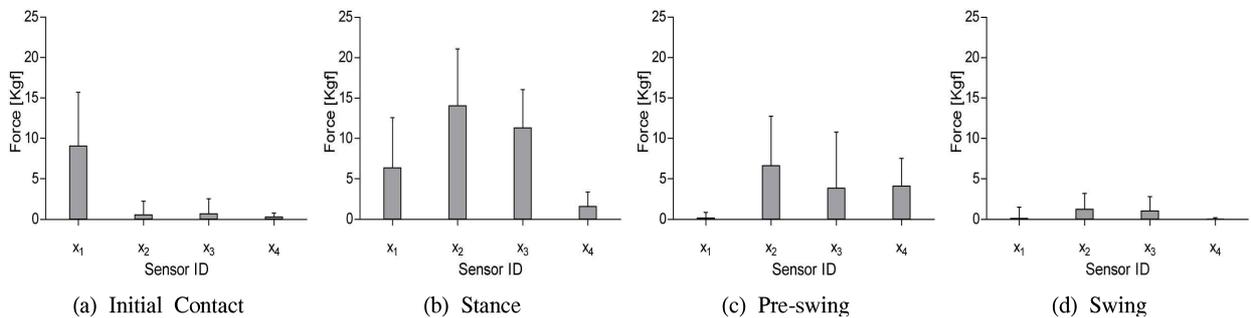


그림 6. 보행단계상태별 발센서장치의 지면반력데이터 분석그래프  
Fig. 6. Foot Sensor Device's GRF Data Analysis for Each Gait-Phase State

지면조건, 착용자와 장치 간 결합상태 등 여러 조건변화마다 최적의 임계값을 달리 설정해야만 정확한 보행단계 구분이 가능하다. 또한 이러한 특성을 감안해 임계값을 높게 설정하면 보행상태 구분이 지연되어 착용자의 현재 보행상태와는 무관한 제어모드가 동작하게 될 수 있다. 이 때문에 임계값을 기준으로 구분하는 방법은 모든 상황 조건 변화에 따라 보행단계를 효과적으로 구분하기 어렵다.

이를 극복하기 위한 방안으로 확률적인 프로세스를 적용해 보행단계를 구분하는 방법을 다음 절에서 제시한다.

#### 4.2 나이브-플렉시블 베이지안 보행단계구분 알고리즘

확률적으로 보행단계상태를 구분하는 방법은 식 (1)과 같이 특징변수  $x$ 가 주어졌을 때 각 보행단계 클래스  $C = \{c | c_{IC}, c_{ST}, c_{PS}, c_{SW}\}$  별로 속할 조건부 확률을 각각 계산하고 그 중 가장 큰 확률 값을 나타내는 클래스를 현재의 보행단계상태  $C_{gait\ phase}$ 로 결정하는 것이다. 이 때 특징변수  $x$ 는 특징 추출(feature extraction) 과정을 통해 얻은 발센서장치의 센서값  $x_1, x_2, x_3, x_4$ 와 센서값의 변화량  $\dot{x}_1, \dot{x}_2, \dot{x}_3, \dot{x}_4$ 이다. 센서값의 변화량은 각 데이터 획득주기마다 직전 주기의 데이터와 현재 주기의 데이터를 이용해 구하였다.

$$C_{gait\ phase} = \underset{c \in C}{\operatorname{argmax}} p(c|x) \quad (1)$$

조건부 확률  $p(c|x)$ 을 구하기 위해 나이브 베이지안 기법<sup>21)</sup>을 적용하였다. 식 (2)와 같이 베이즈 규칙에 의해 표현가능하다.

$$p(c|x) = p(c) \cdot \prod_i p(x_i|c) \quad (2)$$

여기서  $p(c|x)$ 는 사후확률,  $p(c)$ 는 클래스  $c$ 의

사전확률,  $p(x_i|c)$ 는 클래스  $c$ 에 대한 각각의 특징변수  $x_i$ 의 우도확률을 나타낸다. 전체 특징변수에 대한 모집단의 확률  $p(x)$ 는 상수로 표현 가능하므로 생략한다.

나이브 베이지안 기법에서 모든 특징변수  $x_i$ 는 서로 조건부 독립이라고 가정한다. 특징변수가 종속 관계일지라도 이 가정에 의해 독립으로 정의하며, 이는 알고리즘의 분류 성능에 직접적인 영향을 주지 않음을 몬테카를로 시뮬레이션을 통해 입증된 바 있다<sup>[22]</sup>. 이 가정에 의한 결과로 매우 작은 수의 확률 값이 나올 수 있으나 계산 과정이 간단하며 연산 비용이 저렴한 장점이 있다. 따라서 나이브 베이지안 기법은 스팸 메일 분류 문제<sup>[23]</sup>, 웹문서 분류 문제<sup>[24]</sup>, 염기서열의 구분 문제<sup>[25]</sup> 등 분류된 결과만을 사용하는 실용적인 문제에 주로 이용되고 있다.

하지근력증강로봇이 보행단계를 구분하는 경우에도 확률 값보다는 사이버시스템 상에서 빠른 속도로 보행단계를 구분할 수 있어야 하므로 계산속도 측면에서 연산 비용이 저렴한 나이브 베이지안 기법이 적절한 것으로 판단한다.

각 특징변수별 우도확률  $p(x_i|c)$ 은 정규분포와 커널밀도분포를 함께 사용해 구성하였다. 정규분포모델은 나이브 베이지안 기법에서 주로 사용되며, 전역적인 특성을 잘 표현하기 때문에 특징변수  $x_1, x_2, x_3, x_4$ 의 우도함수를 나타내는데 사용하였다. 또한 커널밀도분포모델은 나이브 베이지안 기법의 변종인 플렉시블 베이지안 기법<sup>[26]</sup>에서 처음 제시되었다. 커널밀도분포 모델은 정규분포 대비 지역적인 특성을 잘 표현하기 때문에 특징변수  $x_1, x_2, x_3, x_4$ 의 우도함수를 나타내는데 사용하였다.

이에 따른 보행단계구분을 위한 우도확률모델은 식 (3)과 같다.

$$p(x_i|c) = \begin{cases} g(x; \mu_i, \sigma_i) & \text{if } x_i = x_1, x_2, x_3, x_4 \\ \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n g(x; \mu_k, \sigma_c) & \text{if } x_i = \dot{x}_1, \dot{x}_2, \dot{x}_3, \dot{x}_4 \end{cases} \quad (3)$$

여기서, 정규분포를 갖는 확률밀도함수  $g(\cdot)$ 의  $\mu_i$ 와  $\sigma_i$ 는 각 특징변수 집합  $x_i$ 의 평균과 분산을 말하며, 커널밀도분포를 갖는 확률밀도함수  $n^{-1} \sum g(\cdot)$ 에서  $n$ 은 특징변수 집합 내 원소의 수,  $u_k$ 은 특징변수의 원소 값  $u_k = x_{i,k} \in x_i$ ,  $\sigma_c$ 는

$\sigma_c = \sqrt{n_c^{-1}}$ 이며  $n_c$ 는 클래스  $c$ 에 속하는 특징변수들의 모든 원소의 수  $|x_i^c|$ 이다.

보행단계구분 알고리즘에서 사전확률  $p(c)$ 과 우도확률  $p(x|c)$ 의 파라미터  $\mu_i, \sigma_i, \mu_k, \sigma_c$ 는 보행단계를 미리 구분한 훈련데이터집합과 최대우도추정기법 (Maximum Likelihood Estimation)과 커널밀도추정 (Kernel Density Estimation)에 의해 결정된다.

제안하는 보행단계구분 알고리즘의 복잡도는 나이브 베이지안과 플렉시블 베이지안 기법의 알고리즘 복잡도<sup>[26]</sup>에 의해 계산 가능하다.  $k$  개의 특징변수와  $n$  개의 훈련데이터,  $m$  개의 실험데이터를 처리하는 경우, 나이브-플렉시블 베이지안 분류 알고리즘의 훈련시간복잡도는  $O(kn)$ , 훈련공간복잡도는  $O(k(n+1))$ , 실제데이터를 처리하는 실험시간복잡도는  $O(mk(n+1))$ 이다. 제안하는 알고리즘으로 보행단계를 구분하는 경우 특징변수가  $k=8$ 이므로 사이버시스템은  $O(8(n+1))$ 의 훈련된 파라미터 저장 공간이 필요하며, 보행단계구분을 실시간으로 처리하기 위해서는 매 순간  $O(8(n+1))$ 의 연산을 시스템 클럭 이내에 처리할 수 있어야 한다. 단, 훈련시간복잡도는  $O(8n)$ 이지만 이는 오프라인 상에서 수행되어 로봇시스템으로 전달되므로 알고리즘의 실시간 구동과는 관련이 없다.

## V. 실험 결과

### 5.1 실험 방법

실험 환경은 그림 7과 같이 하지근력증강로봇을 착용하고 트레이드밀 위를 걸을 수 있도록 구성하였다. 실험에 사용된 로봇은 최대 45 kg의 하중을 짊어진 상태에서 최고 4 km/h의 속도로 보행할 수 있으며, 무릎과 엉덩이 관절 부위에 각각 구성된 로봇구동기를 통해 작동한다.

실험 데이터는 실험 인원이 로봇을 착용하고 트레이드밀 위에서 보행속도를 달리하며 걸을 때 발센서 장치에서 나오는 데이터를 표 2와 같이 획득하였다. 첫 번째 데이터 “SLOW”는 트레이드밀 위를 평균 2 km/h 속도로 걷는 것으로 6.43 초간 4 회의 보행주기가 기록되었다. 두 번째 데이터 “NORMAL”은 평균 4 km/h 속도로 걷는 것으로 10 초간 10 회의 보행주기가 기록되었다. 세 번째 데이터 “VARIABLE”은 2 ~ 4 km/h 사이의 가변적인 속도로 걷는 것으로 약 95 초간 75 회의 보행주기가 기록되었다. 각 데이터는 1 kHz의 주기로 기록되었다.

표 2. 훈련 데이터집합  
Table 2. Training Dataset

Dataset Index	Length [sec]	Stride Number	Training Case Number				
			Total	Initial Contact	Stance	Pre-swing	Swing
SLOW	6.43	4	644	17	305	70	252
NORMAL	10.00	10	1001	101	483	94	323
VARIABLE	95.09	75	9510	1100	4212	1373	2825

보행단계구분 알고리즘을 학습하기 위해 기록된 실험 데이터를 영상 자료를 기준으로 보행 단계를 4 구간으로 나누었다. 그 결과 전체 데이터에서 초기접촉은 10.9 %, 입각은 44.8 %, 사전유각은 13.8 %, 유각은 30.5 %의 비율로 나타났다.

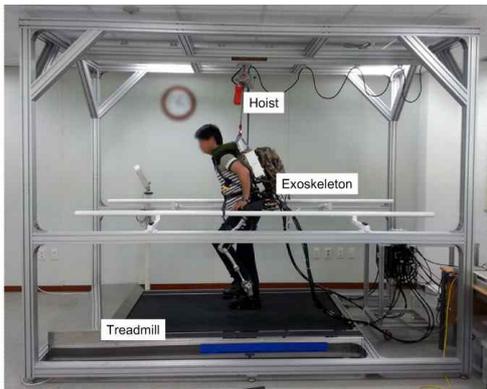
제안하는 나이브-플렉시블 알고리즘은 III-2 절에서 소개된 임계치 기반 방법 그리고 정규분포로만 모델링된 나이브 베이지안 방법과 정확도를 비교하였다. 샘플링에 의한 오차를 최소화하기 위해 베이지안 분류 방법의 정확도는 4-묶음 교차검증 방법으로 구하였다.

먼저 보행단계를 단순히 2단계로 구분하는 실험을 통해 간단한 상황에서 각 알고리즘들의 분류 정확도

분석을 실시한 뒤 본 논문에서 확인하고자 하는 4단계 보행구분 분류 정확도 분석을 실시하였다.

5.2 2단계 보행구분 실험 결과

첫 번째 실험에서 보행단계를 입각구간과 유각구간 등 2단계로 구분하는 경우에 대한 각 알고리즘 별 정확도를 평가하였다. 실험 데이터별로 보행단계구분 정확도를 비교한 결과는 그림 8 (a)와 같다. 제안하는 방법인 나이브-플렉시블 베이지안 방법이 모든 데이터 집합에서 평균 98.9 %의 정확도로 가장 높은 보행단계 구분 결과를 나타내며 그 다음으로 나이브 베이지안 방법이 97.2 %, 임계치 기반 방법이 93.2 %의 보행단계 구분 정확도를 보여준다. 나이브-플렉시블 베이지안 방법과 나이브 베이지안 방법은 모든 데이터 집합에서 유사한 구분 정확도를 보여주고 있지만 임계치 기반의 분류 방법의 경우 앞서 예상하였던 대로 보행 속도의 변화에 따라 구분 정확도가 약 87 %까지 낮아지는 결과를 보여준다. 이는 보행속도가 변화하는 경우 센서값의 변화가 발생하며 이에 따라 임계값도

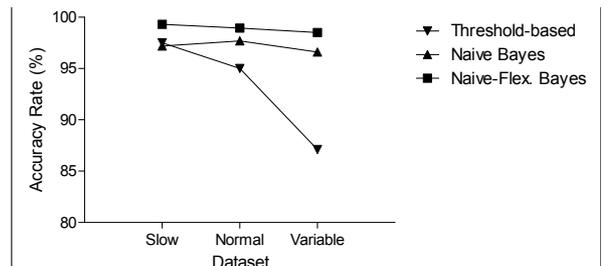


(a) Testbed

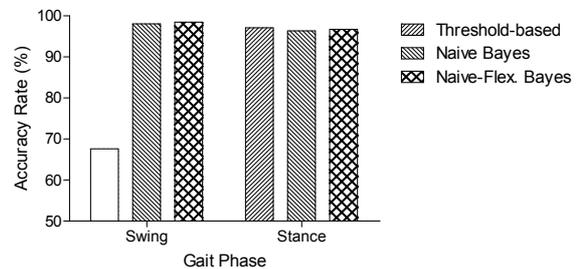
Exoskeleton

(b) Exoskeleton Robot

Foot Sensor Device



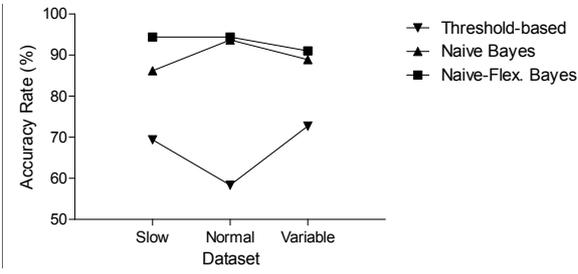
(a) Accuracy Rate per Dataset



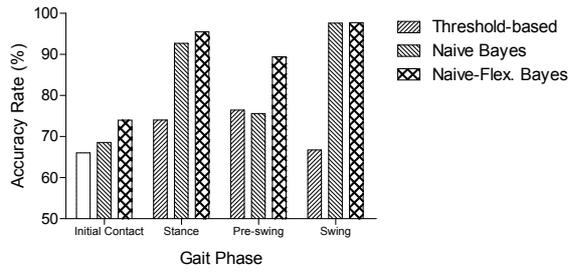
(b) Accuracy Rate per Gait-Phase State

그림 7. 실험 환경  
Fig. 7. Experimental Environment

그림 8. 2단계 보행구분 실험 결과  
Fig. 8. Accuracy Results of 2 Step Gait-Phase Classification



(a) Accuracy Rate per Dataset



(b) Accuracy Rate per Gait-Phase State

그림 9. 4단계 보행구분 실험 결과  
Fig. 9. Accuracy Results of 4 Step Gait-Phase Classification

적절히 변경해야 하는 것을 시사한다.

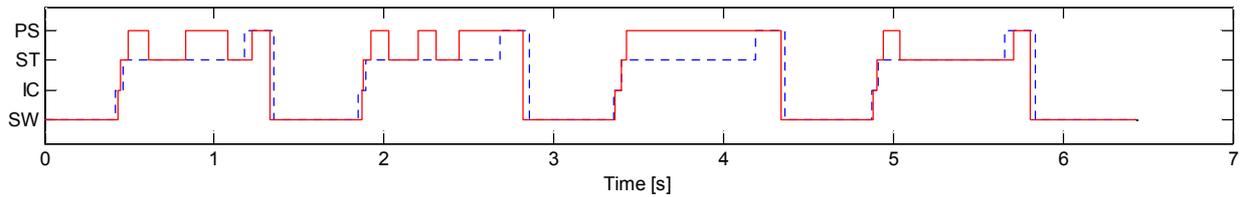
또한 모든 데이터집합에서 각 클래스 별로 보행단계구분 정확도는 그림 8 (b)와 같다. 세 방법 모두 입각 구간에서 평균 96.7 %의 높은 구분 정확도를 보여

주고 있지만 유각구간에서는 다른 두 방법과 달리 임계치 기반 방법이 약 70 %로 가장 낮은 보행단계구분 정확도를 보여주고 있다. 보행 속도 변화 및 신발과 센서장치간 결착 상태의 변화 등 다양한 조건 변화에 의해 센서값이 측정되어 유각구간을 입각 구간으로 30 %의 경우를 잘못 판단하였다. 따라서 단순히 2단계로 구분하는 상황에서도 임계치 구분 방법은 모든 보행단계를 적절히 구분할 수 없음을 보여준다.

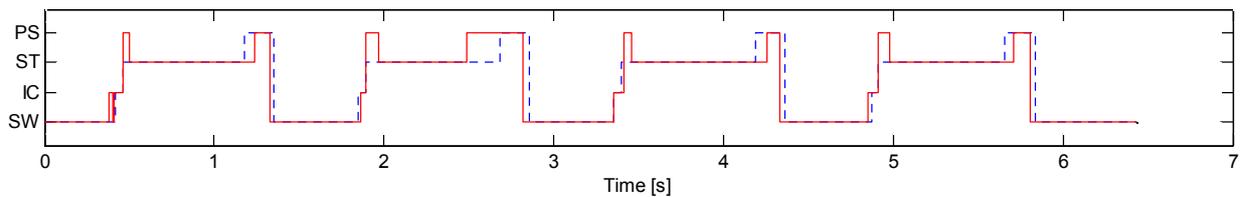
### 5.3 4단계 보행구분 실험 결과

두 번째 실험에서는 보행단계를 초기접촉, 입각, 사전유각, 유각 등 4단계로 구분하는 경우에 대한 각 알 고리즘별 구분정확도 평가를 실시하였다. 그림 9 (a)는 실험 데이터별 보행단계구분 정확도 결과를 보여 준다. 보행단계구분 정확도는 첫 번째 실험과 마찬가지로 나이브-플렉시블 베이지안 방법, 나이브 베이지안 방법, 임계치 기반 방법의 순으로 높음을 보여준다.

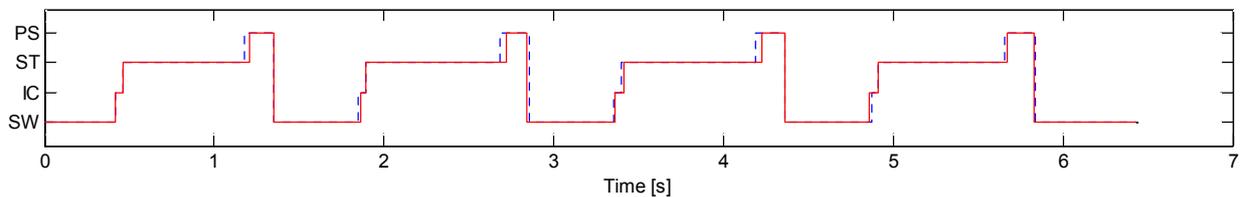
그림 9 (b)는 각 클래스별 보행단계구분 정확도를 보여준다. 임계치 기반의 방법의 경우 모든 보행단계 클래스에서 66 %에서 76 % 정도의 구분 정확도로 가장 낮은 성능을 보여준다. 나이브 베이지안 방법의 경우 입각과 유각 단계는 92 % 이상의 높은 구분 정확도를 보여주지만 초기접촉 단계와 사전유각 단계는



(a) Threshold-based Approach



(b) Naive Bayesian Approach



(c) Naive-Flexible Bayesian Approach

그림 10. “SLOW” 데이터집합의 4단계 보행구분 결과 (SW: 유각, IC: 초기접촉, ST: 입각, PS: 사전유각, 점선은 육안구분 결과)  
Fig. 10. Gait-Phase Classification Results of “SLOW” Dataset (SW: Swing, IC: Initial Contact, ST: Stance, PS: Pre-swing, Dotted Line: Reference)

70 % 정도의 정확도로 임계치 기반의 방법과 유사한 결과를 보여주고 있다. 이는 특징변수를 정규분포만으로 구성하여 보행단계를 구분하기에는 부족함이 있음을 나타낸다. 나이브-플렉시블 베이지안 방법은 모든 경우에 대해 가장 높은 구분결과를 보여준다. 하지만, 입각, 사전유각, 유각 단계의 경우 90 % 이상의 결과를 보여주고 있지만 초기접촉의 경우 74 % 정도의 정확도를 보여준다. 이러한 이유는 초기접촉 구간이 전체 데이터 중에서 약 10 %로 가장 적은 수로 구성되어 있다. 이는 각 테스트 케이스 하나가 정확도에 미치는 비중이 가장 큰 것을 의미한다. 또한 발센서장치의 민감도가 높아 센서 노이즈 등 유각 구간에 대한 특징변수의 우도확률 분산도가 상대적으로 크다. 이 때문에 유각에서 초기입각으로 전환되는 판단 기준이 육안으로 구분한 결과보다 높기 때문에 판단된다.

그림 10은 “SLOW” 데이터집합의 4단계 보행구분 결과이다. 시간 순으로 보행단계를 구분한 결과를 육안으로 구분한 결과(점선)와 비교하였다. 나이브-플렉시블 베이지안 방법의 구분 정확도가 육안으로 구분한 결과와 가장 유사함을 볼 수 있다. 하지만 보행단계상태가 전환되는 순간의 경계 부분이 육안으로 구분한 경우와 차이가 있음을 볼 수 있는데 이는 보행단계 구분알고리즘의 훈련시 각 클래스별로 결정된 특징변수의 우도확률 분산에 의한 판단 기준의 경계가 높아진 것에 의한 영향으로 판단된다.

## VI. 결 론

본 논문에서는 하지근력증강로봇의 제어를 위해 착용자의 보행단계를 구분하는 방법을 제시하였다. 먼저 발센서장치로부터 획득된 데이터를 보행단계별로 구분하여 분석하였다. 이 장치의 특성을 극복하면서 높은 정확도로 보행단계상태 정보를 제공할 수 있는 나이브-플렉시블 베이지안 보행단계구분 알고리즘을 제안하였다. 이 후 2단계 및 4단계 보행단계 구분 정확도 실험에서 제안하는 방법과 임계치 기반의 보행단계구분 방법 및 나이브 베이지안 구분 방법의 정확도 성능을 비교분석하였다.

실험 결과 임계치 기반 보행단계구분 방법은 보행속도가 변화하는 경우 보행단계 구분정확도가 낮음을 볼 수 있지만, 제안하는 방법은 보행속도가 변하더라도 구분정확도가 높음을 확인했다. 특히 4단계 구분에서 나이브 베이지안 방법의 경우 입각과 유각 단계 구분은 비교적 높은 구분 정확도를 보여 주었으나 초기 접촉과 사전유각 단계의 구분의 정확도는 높지 않은

것으로 나타났다. 이에 반해 제안하는 나이브-플렉시블 베이지안 보행단계구분 방법은 이러한 경우를 포함하여 모든 보행단계에서 구분 정확도가 높게 나타나는 것을 확인하였다.

본 실험은 실내 환경에서 정상인이 일반적인 보행속도(4 km/h)로 이동하는 경우에 대해서만 다루었다. 로봇의 운용환경은 다양한 지형 조건, 착용자의 빠른 보행속도, 인간과 로봇 움직임 간의 간섭 등 실제 발생 가능한 복합적인 상황 하에서 알고리즘의 성능 분석은 다루지 못하였다.

또한 제안하는 알고리즘은 현재 측정된 센서값을 이용해 보행단계를 구분하고 있으므로 순간적인 노이즈 발생에 의해 잘못된 판단을 할 가능성이 있다. 따라서 향후 연구를 통해 로봇의 실제 운용환경의 특성 분석과 함께 이와 같은 상황에서도 동작 가능한 알고리즘에 대한 개선을 진행하고자 한다.

하지근력증강로봇을 국방 및 재난 환경 등 실용적인 목적으로 사용하려면 본 논문에서 소개하는 보행단계구분 알고리즘 외에도 로봇 제어 알고리즘, 메커니즘 및 부품 설계, 센서통신 네트워크 등 다양한 분야의 연구 및 기술 개발이 필요하며, 이들을 유기적인 통합 및 전체 로봇 시스템 측면의 발생 가능한 문제 분석 및 개선 연구도 필요하다.

## References

- [1] E. A. Lee, “Cyber physical systems: design challenges,” in *Proc. IEEE Int. Symp. Object-Oriented Real-Time Distributed Computing(ISORC)*, pp. 363-369, Orlando, FL, May 2008.
- [2] E. A. Lee and S. A. Seshia, *Introduction to Embedded Systems. A Cyber-Physical Systems Approach*, Retrieved 2011, from <http://LeeSeshia.org>
- [3] M.-G. Won, T.-J. Park, and S.-H. Son, “Present and future of cyber physical systems: from the application’s perspective,” *Inf. Commun. Mag.*, vol. 30, no. 10, pp. 62-69, Oct. 2013.
- [4] J.-M. Park, S.-J. Gang, I.-G. Jeon, and W.-T. Kim, “Network-based autonomous control CPS(cyber-physical systems) technology,” *Inf. Commun. Mag.*, vol. 30, no. 10, pp. 86-92, Oct. 2013.

- [5] M. Choi, J. Lee, and I. Joe, "Design and implementation of the aging-friendly telemedicine system based on CPS for silver town," *J. KICS*, vol. 37, no. 8, pp. 690-696, Oct. 2012.
- [6] C. Schirner, D. Erdogmus, K. Chowdhury, and T. Padir, "The future of human-in-the-loop cyber physical systems," *IEEE Computer*, vol. 46, no. 1, pp. 36-45, Jan. 2013.
- [7] E. Guizzo and H. Goldstein, "The rise of the body bots," *IEEE Spectrum*, pp. 51-56, Oct. 2005.
- [8] A. M. Dollar and H. Herr, "Lower extremity exoskeletons and active orthoses : Challenges and state-of-the-art," *IEEE Trans. Robotics*, vol. 24, no. 1, pp. 144-158, Feb. 2008.
- [9] H.-D. Lee and C.-S. Han, "Technical trend of the lower limb exoskeleton system for the performance enhancement," *J. Inst. Control, Robotics Syst.*, vol. 20, no. 3, pp. 364-371, Feb. 2014.
- [10] T.-J. Ha, J. Lee, S. Back, S. H. Kim, and J. Y. Lee, "Wearable robot design for industrial application," *J. The Korean Soc. Precision Eng.*, vol. 29, no. 4, pp. 433-440, Apr. 2012.
- [11] Y. Sankai, "HAL: Hybrid assistive limb based on cybernics," *Robotics Research*, pp. 25-34, Jan. 2011.
- [12] K. Suzuki, G. Mito, and H. Kawamoto, "Intention-based walking support for paraplegia patients with robot suit HAL," *Advanced Robotics*, vol. 21, no. 12, pp. 1441-1469, Oct. 2007.
- [13] A. B. Zoss, H. Kazerooni, and A. Chu, "Biomechanical design of the berkeley lower extremity exoskeleton (BLEEX)," *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, vol. 11, no. 2, pp. 128-138, Apr. 2006.
- [14] H. Kazerooni, R. Steger, and L. Huang, "Hybrid control of the berkeley lower extremity exoskeleton (BLEEX)," *The Int. J. Robotics Research*, vol. 25, no. 5-6, pp. 561-573, May 2006.
- [15] Whittle and Michael, *Gait Analysis: An Introduction*, 2<sup>nd</sup> Ed., Oxford: Butterworth-Heinemann, 1996.
- [16] V. T. Inman, H. J. Ralston, and F. Todd, *Human Locomotion*, Williams and Wilkins, 1981.
- [17] J. Jung, I. Jang, R. Riener, and H. Park, "Walking intent detection algorithm for paraplegic patients using a robotic exoskeleton walking assistant with crutches," *Int. J. Control, Automation, and Syst.*, vol. 10, no. 5, pp. 954-962, Oct. 2012.
- [18] J. Bae and M. Tomizuka, "Gait phase analysis based on a hidden markov model," *J. Mechatronics*, vol. 21, no. 6, pp. 961-970, Sept. 2011.
- [19] H. A. Varol, F. Sup, and M. Goldfarb, "Multiclass real-time intent recognition of a powered lower limb prosthesis," *IEEE Trans. Biomedical Eng.*, vol. 57, no. 3, pp. 542-551, Mar. 2010.
- [20] H. Park, D. J. Kim, C. Seo, and J.-H. Wang, "Development of foot-sensor module for lower-limbs wearable robot," in *Proc. KIMST Conf.*, pp. 1791-1792, 2013.
- [21] T. M. Mitchell, *Machine Learning*, NY: Mcgraw-Hill, 1997.
- [22] I. Rish, "An empirical study of the naive bayes classifier," in *Proc. Int. Joint Conf. Artificial Intelligence*, pp. 41-46, 2001
- [23] I. Androutsopoulos, J. Koutsias, K. V. Chandrinos, G. Paliouras, and C. D. Spyropoulos, "An evaluation of naive bayesian anti-spam filtering," in *Proc. European Conf. Machine Learning*, pp. 9-17, 2000.
- [24] Y. Wang, J. Hodges, and B. Tang, "Classification of web documents using a naive bayes method," in *Proc. IEEE Int. Conf. Tools with Artificial Intelligence*, pp. 560-564, Nov. 2003.
- [25] Q. Wang, G. M. Garrity, J. M. Tiedje, and J. R. Cole, "Naive bayesian classifier for rapid assignment of rRNA sequences into the new bacterial taxonomy," *J. Applied and Environmental Microbiology*, vol. 73, no.16, pp. 5261-5267, Aug. 2007.
- [26] G. H. John and P. Langley, "Estimating

continuous distributions in bayesian classifiers,” in *Proc. Conf. Uncertainty in Artificial Intelligence(UAI'95)*, pp. 338-345, 1995.

김희영 (Hee-young Kim)



2008년 : 중앙대학교 전자전기공학부 졸업

2011년 : 과학기술연합대학원대학교 HCI 및 로봇응용공학 석사

2008년~2010년 : 한국과학기술연구원(KIST) 인지로봇센터, 연구원

2010년 8월~2011년 2월 : 카네기멜론대학교 로봇연구원(CMU RI), 방문연구원

2011년~2012년 : 한국과학기술연구원(KIST) 실감교류로봇틱스센터, 연구원

2012년~현재 : 국방과학연구소, 연구원

<관심분야> 인공지능, 인간-로봇 인터랙션, 로봇응용시스템