Check for updates

Journal of Korea Robotics Society (2023) 18(4):496-504
https://doi.org/10.7746/jkros.2023.18.4.496 ISSN: 1975-6291 / eISSN: 2287-3961

착용형 로봇을 제어하기 위한 근경도 기반의 의도 인식 방법

Muscle Stiffness based Intent Recognition Method for Controlling Wearable Robot

최 유 나[1] · 김 준 식[1] · 이 대 훈[1] · 최 영 진†
Yuna Choi[1], Junsik Kim[1], Daehun Lee[1], Youngjin Choi†

Abstract: This paper recognizes the motion intention of the wearer using a muscle stiffness sensor and proposes a control system for a wearable robot based on this. The proposed system recognizes the onset time of the motion using sensor data, determines the assistance mode, and provides assistive torque to the hip flexion/extension motion of the wearer through the generated reference trajectory according to the determined mode. The onset time of motion was detected using the CUSUM algorithm from the muscle stiffness sensor, and by comparing the detection results of the onset time with the EMG sensor and IMU, it verified its applicability as an input device for recognizing the intention of the wearer before motion. In addition, the stability of the proposed method was confirmed by comparing the results detected according to the walking speed of two subjects (1 male and 1 female). Based on these results, the assistance mode (gait assistance mode and muscle strengthening mode) was determined based on the detection results of onset time, and a reference trajectory was generated through cubic spline interpolation according to the determined assistance mode. And, the practicality of the proposed system was also confirmed by applying it to an actual wearable robot.

Keywords: Wearable Robot, Intent Recognition, Muscle Stiffness, Gait Assistance

1. 서 론

착용형 로봇은 다양한 환경에서 착용자의 근력을 보조하기 위해 인체 외부에 로봇이 결합하는 형태를 가지며, 착용자의 동작 의도를 감지하여 액추에이터를 구동시킴으로써 고하중/고기동성, 운동 지속성을 지원해주는 로봇을 의미한다[1]. 기존의 착용형 로봇은 편마비 환자의 보행 재활 수단이나 신체 동작에 어려움이 있는 노약자의 신체적 기능 감소를 해결하기 위한 보조 장치로 연구되었다. 그러나 최근에는, 산업 근로자의 노동력 완화 및 작업 효율을 향상시키기 위한 근력 보조 장치로 활용 영역이 확장되고 있다[2,3].

이에 따라, 착용형 로봇의 주요 요소 기술로 사람의 동작 의도를 추정하고 이를 기반으로 로봇을 제어하는 방법에 관한 연구가 활발하게 진행된다. 사람의 의도를 파악하기 위한 방법은 크게 생체 신호 변화량 측정 방법과 동작 시 발생하는 물리적 변화량 측정 방법으로 나눌 수 있다[4]. 물리적 변화량 측정 방법은 센서를 사용하여 동작 시 사람과 로봇 사이에 발생하는 상호작용 힘이나 관절 각도를 측정하여 외부 노이즈에 강인한 결과를 보이지만 동작이 발생된 이후의 결과를 보이는 단점을 가진다. 반면에, 생체 신호 변화량 측정 방법은 인체에 발생되는 전기적 신호를 측정하기 때문에 이를 통해 동작이 발생하기 전 의도 파악이 가능하다.

대표적인 생체 신호 변화량 측정 방법에는 근전도(Electromyography, EMG)가 있다. 근전도는 근섬유막에서 발생하는 생리적 변화에 의한 전기 신호이며, 미세 전류 신호를 증폭하여

Received : Sep. 20. 2023; Revised : Oct. 31. 2023; Accepted : Oct. 31. 2023
※ This project was supported in part by the Technology Innovation Program funded by the Korean Ministry of Trade, industry and Energy, (20017345), and in part by the National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korea government (MSIT) (2019R1A2C1088375), Republic of Korea
1. Ph.D. Student, Department of Electrical and Electronic Engineering, Hanyang University, Ansan, 15588, Korea (chldbsk2220, scott9569, ldh9233@hanyang.ac.kr)
† Professor, Corresponding author: Department of Electrical and Electronic Engineering, Hanyang University, Ansan, 15588, Korea (cyj@hanyang.ac.kr)

Copyright ⓒKROS

근육의 활성도를 측정하게 된다[5,6]. 근전도를 이용한 가장 일반적인 의도 인식 방법은 미리 정의된 임계값(Threshold Value)을 비교하는 것이며, 측정된 근전도 신호의 값과 임계값을 비교하여 크면 착용자의 의도가 있으며, 작을 경우는 의도가 없는 것으로 판단하는 것이다[7].

하지만, 근전도 센서를 이용하여 정확한 신호를 얻기 위해서는 전극이 피부 표면에 직접 부착되어야 하며, 근전도의 전위차가 매우 미세하기 때문에 매우 낮은 피부 임피던스가 요구된다. 또한, 측정 시 착용자의 신체적 상태에 따라 다른 결과를 보일 수 있으며, 움직일 경우 외부적인 노이즈 영향으로 불안정한 신호가 발생하기 쉽다는 단점을 가진다[7,8].

이를 보완하기 위해 피부 표면 상태나 주변 환경의 영향을 적게 받으면서 근육의 수축 정도를 정확하게 측정이 가능한 근경도(Muscle Stiffness) 센서가 연구되었다. 일본 Nagasaki 대학에서는 근경도 센서를 개발하여 근육의 활성화 정도에 따른 근육의 경도 변화를 측정하였으며, 이를 통해 근육의 활성도를 파악하였다[9].

따라서, 본 논문에서는 착용형 로봇의 허벅지 견착부에 부착된 근경도 센서를 이용하여 착용자의 동작 의지를 인식하고, 이를 기반으로 하는 착용형 로봇 제어 시스템을 제안한다. 근경도 센서는 근육의 활성도를 생체 전기 신호가 아닌 압력으로 측정하기 때문에 물리적 변화량 측정 방법과 생체 신호 변화량 측정 방법의 특성을 모두 가지게 된다. 즉, 압력 신호로 근육의 단단해지는 정도를 측정하여 외부 노이즈에 강인한 결과를 보이지만 동작이 발생하기 전 의도 파악이 가능하게 된다. 이를 통해 동작의 시작점을 인식한 후 보조 모드를 판별하고 판별된 보조 모드에 따라 적절한 참조 궤적을 생성함으로써 착용자의 고관절 굽힘/폄 동작에 보조력을 지원하는 제어 시스템 개발을 목적으로 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 근경도 센서를 이용하여 착용자의 보행 의도를 인식하는 방법을 기술하고, 3장에서는 의도 인식 결과를 기반으로 착용형 로봇의 제어 시스템을 설명한다. 4장에서는 제안된 방법의 결과를 분석하고 성능을 검증하며, 마지막으로 5장에서는 본 연구에 대한 요약과 결론 및 추후 연구 방향에 관하여 서술한다.

2. 근경도 기반 의도 인식 방법

착용자의 근력을 보조하기 위한 착용형 로봇 시스템은 [Fig. 1]과 같으며, 동작 전 동작 의지를 인식하기 위해 근경도 센서(Muscle Stiffness Sensor)가 사용된다. 근경도 센서는 압력 신호를 이용하여 근육의 단단해지는 정도를 측정할 수 있으며, 대퇴근에 부착된 센서로 보행의 시작점을 파악할 수 있다.

2.1 근육의 구조와 수축 원리

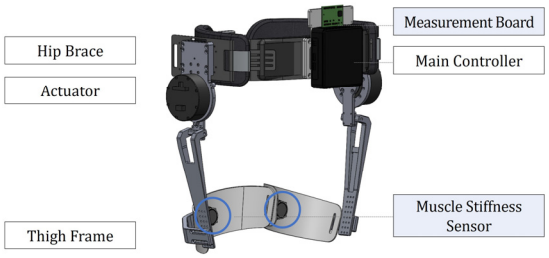
인체의 근육은 크게 심장벽을 구성하는 심장근(Cardiac muscle), 소화기 내부 장기들의 벽을 구성하는 평활근(Smooth muscle), 그리고 뼈에 붙어 몸의 움직임을 생성하는 골격근(Skeletal muscle)으로 구분된다. 그 중, 골격근은 심장근, 평활근과 달리 중추 신경계의 명령에 따라 자발적인 수축을 조절할 수 있으며, 근수축 시 장력을 발생시켜 골격을 당김으로써 운동을 생성한다[4,10].

골격근의 근수축 원리는 [Fig. 2]와 같다. 운동에 대한 정보를 포함하는 신경 세포는 뇌로부터 중추 신경계를 통해 근육으로 전달되며, 자극으로부터 활성화된 골격근은 길이 방향으로는 수축하고 횡방향의 단면적은 팽창하기 때문에 근섬유의 부피가 변화하게 된다[10].

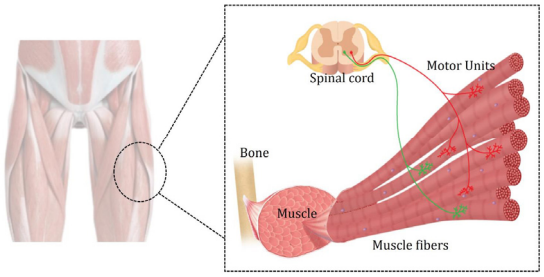
2.2 전처리 과정

근경도 센서에서 측정된 압력 신호를 매끄럽게 하고 원시 신호에 존재하는 잡음을 제거하기 위해 [Fig. 3]과 같이 이동 평균(Moving Average, MA) 필터를 사용한다.

먼저, 센서에서 측정된 원시 압력 데이터는 x_{raw}로 표현되며, 측정 보드에서 200[Hz]의 샘플링 속도로 획득된다. 원시 데이터는 50[ms]의 윈도우 크기($M=10$)를 갖는 이동 평균 필터가 적용되며, 다음과 같이 x_{ma}로 표현된다.



[Fig. 1] Wearable hip-assist robot for gait assistance, which include actuators (GO-1 motor of Unitree) providing assistive torque for flexion and extension motion of hip joint



[Fig. 2] Structure of skeletal muscle : it consists of numerous muscle fibers converge to form a fascicle[11]

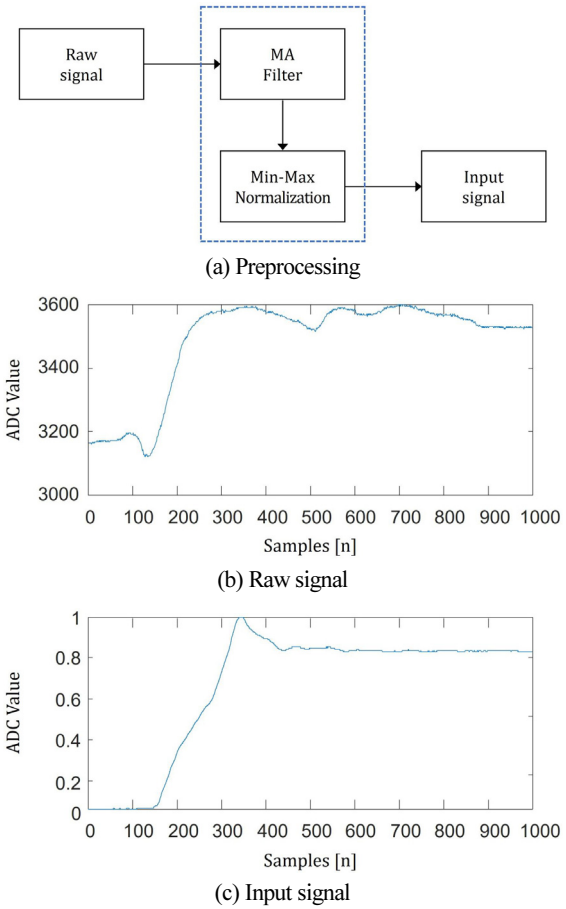
$$x_{ma}[n] = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M-1} x_{raw}[n-i] \quad (1)$$

이어서, 착용자마다 다른 압력 데이터를 정규화하기 위하여 최소-최대 방법을 사용하였고, 다음 식을 통해 얻어진다.

$$x_{nor}[n] = \frac{x_{ma}[n] - \min(x_{ma}[n])}{\max(x_{ma}[n]) - \min(x_{ma}[n])} \quad (2)$$

이때, 정규화 과정은 5초 동안 보행 동작을 반복 수행하였으며, $\min(x_{ma}[n])$은 움직임이 없는 상태에서의 대퇴근의 최소 압력 값, $\max(x_{ma}[n])$는 보행 시 발생되는 대퇴근의 최대 압력 값을 의미한다.

[Fig. 3]은 전처리 과정의 결과이며, 서 있는 상태에서 한쪽 다리로 무게중심이 이동할 때 측정된 압력 신호이다. [Fig. 3(b)]는 원시 신호이며, [Fig. 3(c)]는 원시 신호에 전처리 과정을 수행한 결과이다. 원시 신호와 비교하면 전처리 과정을 수행한 입력 신호에는 잡음이 대부분 제거되고, 매끄러운 신호 파형을 확인할 수 있다.



[Fig. 3] Preprocessing process and results of of the pressure data measured by muscle stiffness sensor

2.3 시작점 감지 방법

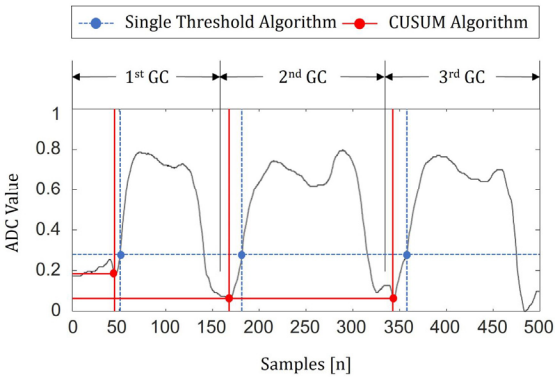
근경도 센서로부터 측정된 입력 신호로 동작 의지를 인식하기 위해서는 근육이 단단해지는 시작점을 감지해야 한다. 대표적으로 단일 임계값 방법이 많이 사용되며, 이는 하나의 임계값을 설정하여 데이터가 임계값을 초과하는 경우를 하나의 클래스로, 그렇지 않은 경우는 다른 클래스로 분류한다. 그러나, 근경도 센서의 데이터는 보행 주기마다 다른 임계값을 가지기 때문에 적응형 임계값이 요구된다.

CUSUM (CUmulative SUM) 알고리즘은 로그 우도비(Log Likelihood Ratio)의 누적합을 이용하여 누적합이 사전에 지정된 임계값을 넘어갈 경우 데이터의 변경점이 존재한다고 판단하는 알고리즘이다[11]. 즉, 입력 데이터의 평균과 표준편차를 기반으로 적응형 임계값을 설정하여 데이터의 변경 시점을 감지하게 된다. [Fig. 4]는 보행 주기마다 다른 시작점을 가질 때 설정된 임계값을 보여주며, 단일 임계값 방법과 비교했을 때 시작 시점을 빠르고 정확하게 감지하는 장점을 가진다.

먼저, 윈도우 내 존재하는 근경도 센서의 데이터 $x_{nor} = [x_1, \cdots, x_n]^T \in R^n$를 서로 독립적이고 확률 밀도 함수 $p_\theta(x_{nor})$를 갖는 확률 분포로 가정할 때, x_{nor}에 갑작스러운 변경점이 생긴 시점 t_c를 찾는 문제로 정의할 수 있다. 여기서, 변경점을 모델링하기 위하여 확률 분포의 모수 θ를 변경 시점 전과 후로 나누어 설정해야 하는데, 예를 들어 t_c 이전에는 $\theta = \theta_0$, t_c 이후에는 $\theta = \theta_1$으로 설정할 수 있다. 이 때, 데이터 내 급격한 변경점이 없다는 귀무 가설 H_0과 하나의 급격한 변경점이 존재한다는 대립 가설 H_a 하에서 우도 함수(Likelihood function)는 다음과 같다.

$$p_{H_0}(x_1, \cdots, x_n) = \prod_{t=1}^{n} p_{\theta_0}(x_{nor}) \quad (3)$$

$$p_{H_a}(x_1, \cdots, x_n) = \prod_{t=1}^{t_c} p_{\theta_0}(x_{nor}) \prod_{t=t_c+1}^{n} p_{\theta_1}(x_{nor}) \quad (4)$$



[Fig. 4] Measurement data from the muscle stiffness sensor during the three gait cycles, which compare the results of detected onset time differently for each gait cycle, using two algorithms (single threshold and CUSUM)

식 (3)과 (4)를 이용하여 로그 우도비(Log likelihood ratio, LLR)는 다음과 같이 나타낼 수 있다. 이때, 로그 우도비 $LLR > 0$일 경우는 대립 가설을 지지하게 되므로 데이터 내 변경점이 존재한다는 의미가 된다.

$$LLR = \log \frac{p_{H_0}(x_1,\cdots,x_n)}{p_{H_a}(x_1,\cdots,x_n)} = \sum_{t=t_{c+1}}^{k} \log\left(\frac{p_{\theta_1}(x_{nor})}{p_{\theta_0}(x_{nor})}\right) \quad (5)$$

LLR을 계산하기 위해서 일반화 우도비 검정(Generalized Likelihood Ratio Test)을 사용한다. 모든, $t_c = 1, \cdots, n$에 대해 LLR을 계산한 뒤 이 중에서 최댓값을 검정 통계량으로 사용하며, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$G(n) = \max_{t_c}(LLR) \quad (6)$$

$$\hat{t}_{onset} = \arg\max_{t_c}(LLR) \quad (7)$$

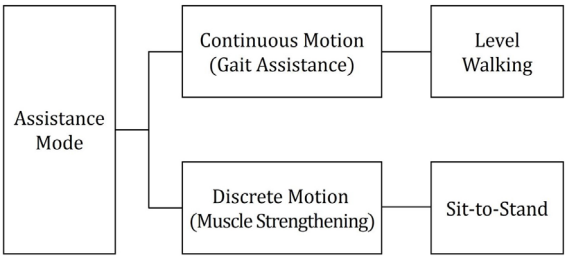
식 (6)에서 $G(n)$는 의사 결정 함수이며, $G(n) > \epsilon$인 경우 대립 가설 H_a가 선택되는 것이다. 즉, 변경점이 존재한다는 의미가 되며, 변경 시점은 식 (7)과 같이 LLR를 가장 크게 하는 시점을 변경 시점으로 추정하게 된다.

3. 착용형 로봇 제어 시스템

보행 보조를 위한 착용형 로봇의 제어 시스템은 [Fig. 5]와 같다. 먼저, 착용형 로봇의 허벅지 견착부에 부착된 근경도 센서를 이용하여 보행의 시작점을 인식한 후 보조 모드를 판별한다. 판별된 보조 모드에 따라 적절한 보행 궤적을 생성하고, 착용자의 고관절 굽힘/폄 동작에 보조력을 지원한다.

3.1 보조 모드 판별

착용형 로봇은 착용자의 동작 의도를 기반으로 제어되기 때문에 동작 전 착용자가 어떤 의도를 가지는지 정확히 판단할 수 있어야 한다. 예를 들어, 착용자가 보행 동작에서 보조력을 원하는지, 앉은 자세에서 일어나는 동작(Sit-to-stand)에서 보조력을 원하는 지 파악해야 하며, 동시에 지면에 먼저 닿은 발이 어느 발인지까지 알아야 한다.



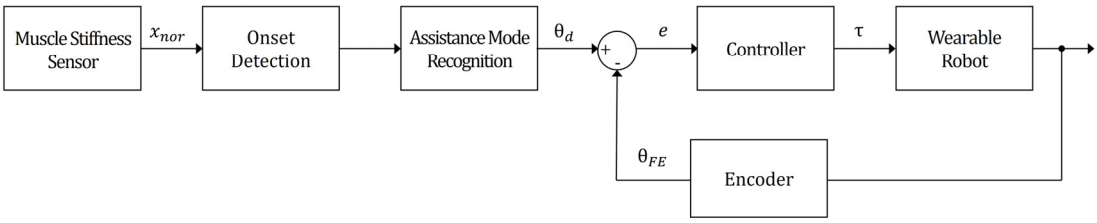
[Fig. 6] Assistance Mode Recognition, which is divided into largely gait assistance and muscle strengthening

[Algorithm 1] Gait Cycle Detection Algorithm

Input: Data $x^L = \{x_1^L,\cdots,x_M^L\}$, $x^R = \{x_1^R,\cdots,x_M^R\}$
Output: Lower limb support state in stance phase S
for t=0 to N **do**
  Find the onset time of lower limb $\hat{t}_L$, $\hat{t}_R$ using (7)
  if $\hat{t}_L = 0$and $\hat{t}_R = 0$ **then** $S \leftarrow$Initial double support
  else if $\hat{t}_L > 0$ and $\hat{t}_R = 0$ **then** $S \leftarrow$R single support
  else if $\hat{t}_L = 0$ and $\hat{t}_R > 0$ **then** $S \leftarrow$L single support
  else if $\hat{t}_L > 0$ and $\hat{t}_R > 0$ **then** $S \leftarrow$double support
end for
return S

즉, 착용자로부터 측정된 센서 데이터를 이용하여 원하는 보조 모드를 정확하게 판별해야 하며, 보조 모드는 크게 [Fig. 6]과 같이 나눌 수 있다. 평지 보행 동작과 같이 연속적인 동작(continous motion)이 인식된 경우는 보행 보조 모드로, 앉은 자세에서 일어나는 동작과 같이 한 주기동안만 수행되는 이산적인 동작(discrete motion)인 근력 강화 모드로 분류한다. 분류된 보조 모드에 따라 모션 궤적이 생성되는 데, 이는 제어기의 참조 궤적(reference trajecotry)로 사용된다.

[Fig. 6]과 같이 보조 모드를 분류하기 위해서, 근경도 센서를 이용한 보행 주기 판단 알고리즘은 [Algorithm 1]과 같다. 이를 통해, 압력 데이터를 이용하여 시작점을 추정한 결과로 보행 주기 중 입각기에서의 하지 지지 상태를 알 수 있다. 예를 들어, 양쪽 다리에서 추정된 시작점이 모두 0일 경우는 초기 자세인 양발지지(Double Support) 상태이며, 왼쪽 다리 또는



[Fig. 5] Block diagram of a control system based on a muscle stiffness sensor to assist flexion/extension motion of the hip joint

오른쪽 다리에서만 시작점이 감지될 경우는 한쪽 지지(Single Support) 상태로 시작점 이후 이어지는 동작이 발생하므로 연속적인 동작으로 인식하여 보행 보조를 위한 궤적이 생성된다. 반면에, 왼쪽, 오른쪽 다리 모두에서 시작점이 감지될 경우는 양쪽 지지(Double Support) 상태로 이산적인 동작으로 인식하여 근력 강화를 위한 참조 궤적이 생성된다.

3.2 고관절 궤적 생성

보조 모드 판별 후 보조 모드에 따른 참조 궤적은 3차 스플라인 보간법을 사용하여 생성된다. 이를 통해 고관절의 경로를 보간하고 일정한 시간 후에 다음 경로점에 도달하도록 궤적을 구할 수 있다[12].

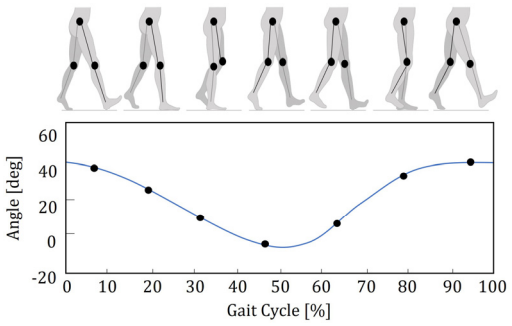
3차 스플라인 보간법은 주어진 점 사이를 함수의 구간으로 정의하고 이를 3차 다항식으로 연결하는 방법이며, 다시 말해, $a=t_1<\cdots<t_n=b$인 n개의 점 $\{(x_i,y_i)\mid i=1,\cdots,n\}$에 대하여 다항식 $S(x)$가 유일하게 존재하며, 각 x_{i+1}에서 두 곡선 S_i와 S_{i+1}이 부드럽게 연결되기 위해서는 다음의 조건을 만족해야 한다.

- $S_j(x_j)=f(x_j), S_j(x_{j+1})=f(x_{j+1}),$
  $\forall j=0,1,\cdots,n-1$
- $S_{j+1}(x_{j+1})=S_j(x_{j+1}),\ \forall j=0,1,\cdots,n-2$
- $S^{'}{}_{j+1}(x_{j+1})=S^{'}{}_j(x_{j+1}),\ \forall j=0,1,\cdots,n-2$
- $S^{''}_{j+1}(x_{j+1})=S^{''}_j(x_{j+1}),\ \forall j=0,1,\cdots,n-2$

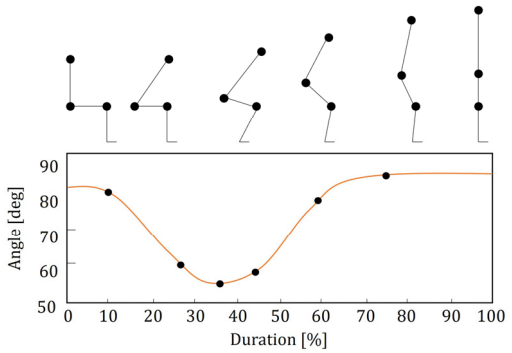
또한, 양 끝점에서의 조건도 필요한데, 가장 양 끝에서 두 번 미분한 값이 0이거나, 한 번 미분한 값이 원래 데이터의 미분값과 같다는 조건을 이용하면 3차 스플라인의 계수를 계산할 수 있다.

- $S^{''}(x_0)=S^{''}(x_n)=0$
- $S^{''}(x_0)=f^{''}(x_0), S^{''}(x_n)=f^{''}(x_n),$

근경도 센서를 이용하여 판별된 보조 모드에 따라 생성된 고관절의 참조 궤적은 [Fig 7]과 같다. 먼저, 보행 보조 모드는 평지 보행일 때의 궤적을 생성하였으며, 경로의 각 점은 보행 주기(Gait Cycle)의 7가지 세분된 동작의 데이터를 참고하였다. 마찬가지로, 근력 강화 모드는 앉은 자세에서 일어나는 동작일 때의 궤적을 생성하였으며, 경로의 각 점은 동작 지속 기간의 6가지의 세분된 동작의 데이터를 이용하였다. 이렇게 생성된 참조 궤적은 착용형 로봇 제어기의 입력으로 사용된다.



(a) Continous motion (Level walking)



(b) Discrete motion (Sit-to-stand)

[Fig. 7] Reference trajectory of the hip joint generated according to the determined assistance mode

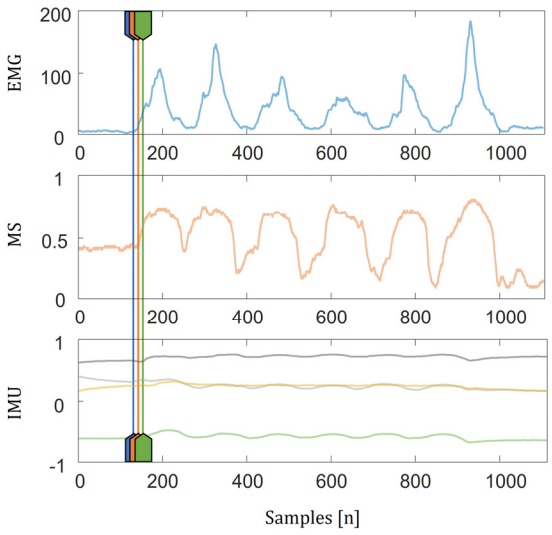
4. 실험 및 결과

본 논문에서는 제안된 제어 시스템의 성능을 검증하기 위하여, [Fig. 8]과 같이 착용형 로봇을 입고 근경도 센서에 따라 분류된 보조 모드에 대해 구동 실험을 진행하였다. 먼저, 고관절의 굽힘/폄 동작의 보조력을 제공하기 위한 착용형 로봇의 무게는 4.14 kg이며, 최대 23 Nm의 토크를 보조할 수 있다.

(a) Continous Motion (gait assistance mode)

(b) Disccrete Motion (Muscle strengthening mode)

[Fig. 8] Experiments according to assistance modes classified based on the muscle stiffness sensor with wearable robot



[Fig. 9] Comparing the results of onset detection during walking in place, the blue line is the results of the EMG sensor (0.64 seconds), the orange line is the results of the muscle stiffness sensor (0.69 seconds), and the green line is the results of the IMU (0.78 seconds)

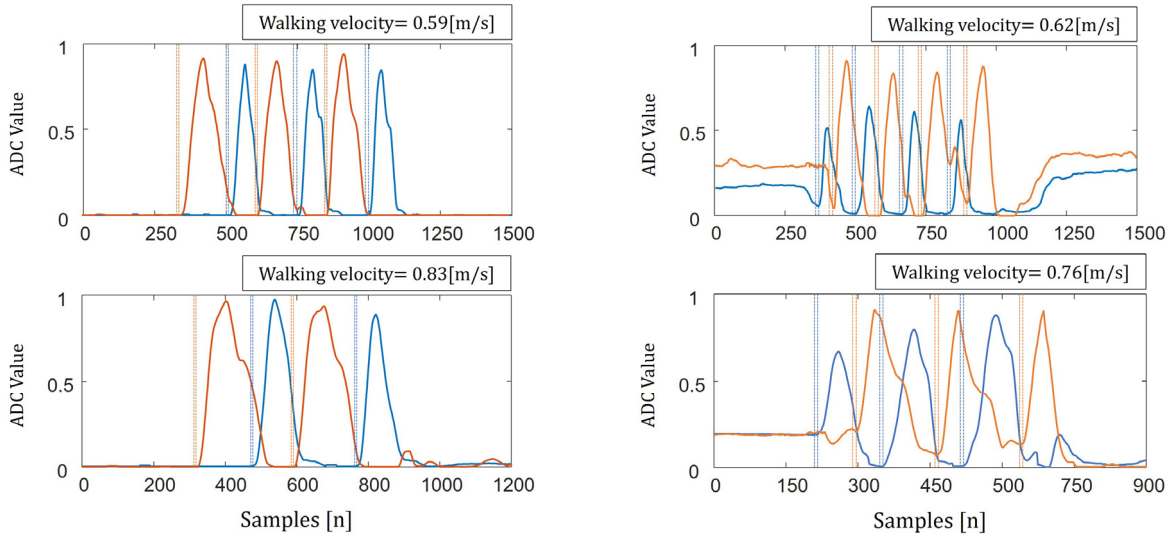
사용된 구동기는 Unitree의 GO-1 모터로 감속비는 6.33:1이며, 구동기 1개당 무게는 0.53 kg이다. 근경도 센서는 마블텍스의 RA30P 압력 센서를 사용하였고, 이를 측정하기 위한 센서 측정 보드는 STM32F103 MCU와 내장된 12-bit ADC (Analog to Digital Converter)를 사용하여 데이터를 획득하였다.

실험은 착용형 로봇에 부착된 근경도 센서로부터 양쪽 다리의 시작점을 인식한 후 실시간으로 보조 모드(보행 보조, 또는 근력 강화 모드)를 판별하고, 판별된 보조 모드에 따른 참조 궤적을 생성하였다. 생성된 궤적은 제어기의 입력으로 사용되어 고관절의 굽힘/폄 동작에 보조력을 지원하였다.

[Fig. 9]는 제자리 걸음 동안 CUSUM 알고리즘을 이용하여 근경도 센서와 다른 2종류의 센서(근전도, IMU)의 시작점을 감지한 결과이다. 먼저, 근전도를 측정하기 위해서 대퇴근의 피부에 전극을 부착한 뒤 로봇을 착용하여 데이터를 획득하였으며, IMU는 로봇의 허벅지 링크에 부착하여 관절 각도의 변화를 측정하였다. 데이터는 제자리 보행에서 추출하였으며 한 주기에서의 시작점을 감지하여 결과를 비교하였다. 근전도 센서는 생체 신호 변화량 측정 방법이며 0.64초로 가장 빠르게 시작점을 감지하였다. 반면에 IMU는 물리적 변화량 측정 방법으로 동작 후 측정되는 데이터이기 때문에 0.78초로 가장 느린 결과를 확인하였다. 근경도 센서는 0.69초로 근전도와는 0.05초의 차이를 가지며, IMU와는 0.09초의 차이를 보였다.

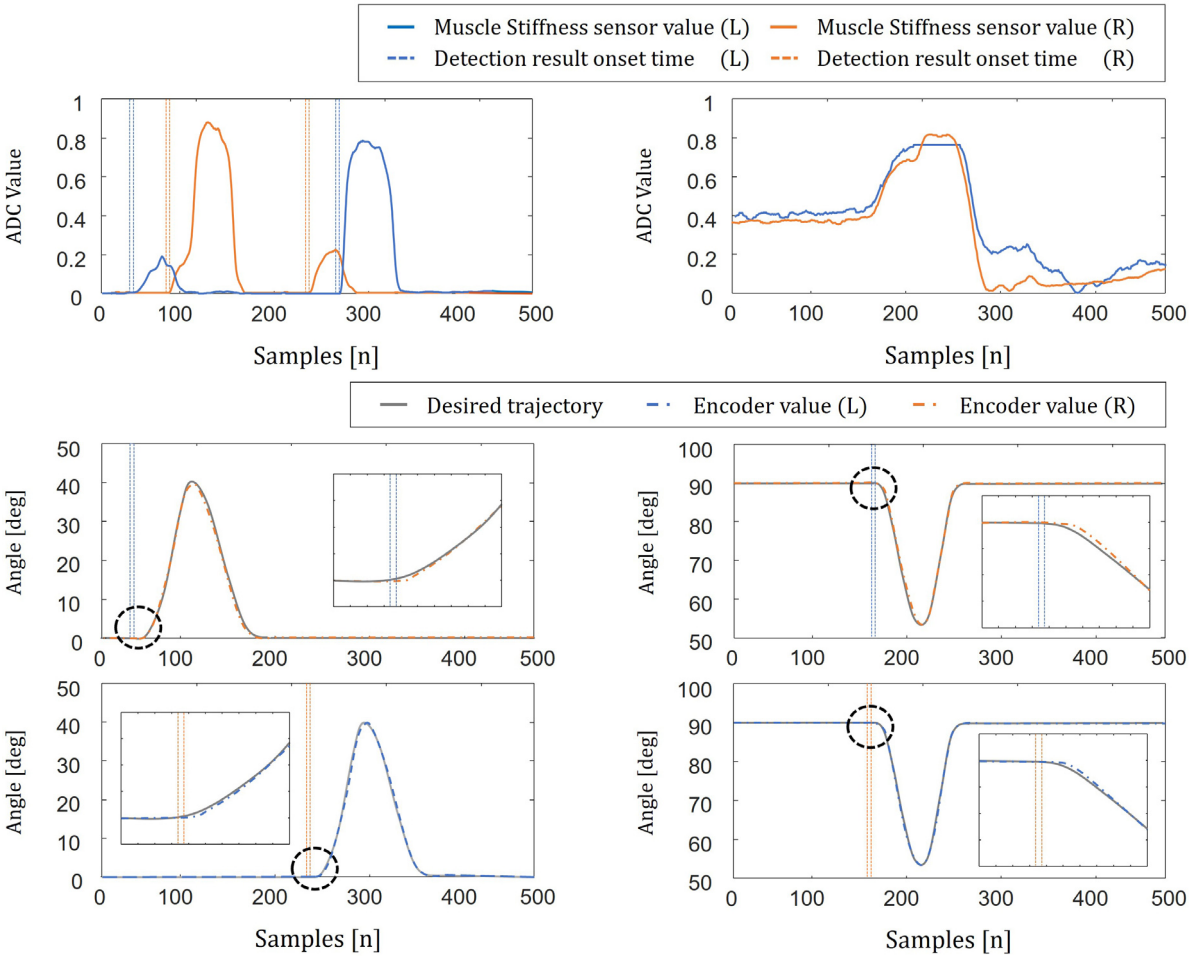
결과적으로, 근경도 센서를 이용할 경우, 실제 동작이 발생한 시점인 0.78초보다 0.09초 빠르게 시작점을 감지하였다. 근경도 센서는 압력 신호로 근육의 단단해지는 정도를 측정하기 때문에 전극이 피부에 직접 부착되어야 하는 근전도 센서의 단점을 해결하며, IMU에 비해 더 빠르게 시작점을 감지할 수 있다. 즉, 이를 통해, 착용의 불편함을 줄이고, 움직임이 발생하기 전 착용자의 의지를 인식하기 위한 입력 장치로서의 적용 가능성을 확인하였다.

[Fig. 10]은 2명의 피험자(남1, 여1)를 대상으로 보행 속도에 따른 시작점을 비교한 결과이다. 여기서, 보행 속도는 1.8[m]를 도달한 시간[s]을 측정하여 계산되었으며, 1.8[m] 동안 측



(a) Subject. 1 (b) Subject. 2

[Fig. 10] Detection results of onset time when walking speeds are different for two subjects (1 male, 1 female), first row is the result of average walking speed and second row is the result of fast walking speed, where blue solid line is data for the left leg, blue dotted line is onset time for the left leg, orange solid line is data for the right leg, and orange dotted line is onset time for the right leg



(a) Gait assistance mode (b) Muscle strengthening mode

[Fig. 11] Experimental results according to the assistance mode (gait assistance mode and muscle strengthening mode), the first row is the data from the muscle stiffness sensor measured on both legs during movement and the detection result of onset time, and the second and third rows are the results of the generated (desired) reference trajectory and the measured trajectory through an encoder by the right leg and left leg, respectively, where the reference and the measured trajectory are enlarged when the onset time is detected

정된 보행 주기에서의 감지된 시작점을 나타내었다. 먼저, [Fig. 10(a)]는 신장이 174[cm]인 20대 남성의 결과로 평균 보행 속도(0.59[m/s])와 빠른 보행 속도(0.83[m/s])의 결과를 보여준다. 평균 보행 속도에서는 1.8[m]의 보행 시간이 3.02[s] 소요되었으며, 빠른 소행 속도에서는 보행 시간이 2.15[s] 소요되었다. 평균 보행 속도에서는 3번의 보행 주기 동안 한 다리당 3번의 시작점이 감지되었고, 빠른 보행 속도에서는 2번의 보행 주기 동안 한 다리당 2번의 보행 주기가 감지되었다. [Fig. 10(b)]는 신장이 161[cm]인 20대 여성의 결과로써 평균 보행 속도(0.62[m/s])와 빠른 보행 속도(0.76[m/s])의 결과를 보여준다. 평균 보행 속도에서는 1.8[m]의 보행 시간이 2.9[s] 소요되었으며, 빠른 소행 속도에서는 보행 시간이 2.37[s] 소요되었다. 평균 보행 속도에서는 4번의 보행 주기 동안 한 다리당 4번의 시작점이 감지되었고, 빠른 보행 속도에서는 3번의 보행 주기 동안 한 다리당 3번의 보행 주기가 감지되었다. 결과적으로, 2명의 피험자(남1, 여1)를 대상으로 다른 보행 속도에서 시작점을 감지한 경우 모두 안정적인 결과를 보였으며, 즉, 이를 통해 제안된 방법의 안정성을 확인하였다.

[Fig. 11]은 보조 모드(보행 보조 모드, 근력 강화 모드)에 따른 근경도 센서의 데이터와 시작점 감지 결과, 그리고 이에 따라 생성된 참조 궤적과 측정된 궤적의 결과를 나타내었다.

먼저, 보행 보조 모드일 때의 근경도 센서의 데이터는 평지 보행에서 측정되었으며, 보행 시 인체의 질량 중심(Center of Mass, CoM)이 보행 전 반대 다리로 옮겨지는 특성을 이용하여 한쪽 지지가 발생할 때 다른 쪽 다리의 참조 궤적이 생성되었다. 데이터는 한 주기 동안 왼쪽 다리의 한쪽 지지에 의한 근육 팽창 후 오른쪽 다리의 스윙 동작에서 근육이 활성화되었다. 이후, 오른쪽 다리의 한쪽 지지에 의해 근육이 팽창하고 왼

쪽 다리의 스윙 동작이 발생함에 따라 근육의 부피 변화가 발생하였다. 이때, 양쪽 다리의 근경도 데이터에서 CUSUM 알고리즘에 의해 4번의 시작점이 감지 되었으며, 왼쪽 다리의 시작점이 감지되면 오른쪽 다리의 참조 궤적이 생성되었으며, 이후 오른쪽 다리의 시작점이 감지되면 왼쪽 다리의 참조 궤적이 생성되어 이를 따라 구동기가 구동됨을 확인할 수 있다.

반면에, 근력 강화 모드일 때의 근경도 센서의 데이터는 의자에 앉은 자세에서 일어나는 동작에서 측정되었다. 데이터는 양쪽 다리에서 유사한 형태를 보이며, 의자에서 일어나기 직전 동시에 근육의 부피 변화가 발생하였다. 이때, 근경도 데이터에서 양쪽 다리의 시작점이 감지되었으며, 두 시작점 사이가 0.05초 이내일 경우 동일한 시작점으로 가정하였다. 양쪽 다리에서 동일한 시작점이 감지되면 근력 강화 모드를 위해 양쪽 다리에 동일한 참조 궤적이 생성되었으며, 이를 따라 구동됨을 확인하였다.

따라서, 착용자의 의도를 기반으로 착용형 로봇을 제어하기 위해 근경도 센서를 이용하여 시작점을 감지하고, 이를 통해 착용자가 원하는 보조 모드를 판별할 수 있음을 확인하였다. 또한, 감지된 시작점을 기반으로 판별된 보조 모드에서 참조 궤적이 생성됨을 확인하였다. 이를 통해 제안된 착용형 로봇 제어 시스템에 대한 실용 가능성을 확인할 수 있었다.

5. 결 론

본 논문은 근경도 센서를 이용하여 착용자의 동작 의지를 인식하고, 이를 기반으로 하는 착용형 로봇의 제어 시스템을 제안하였다. 제안된 방법은 근경도 센서 데이터로 동작의 시작점을 인식한 후 보조 모드를 판별하고 판별된 보조 모드에 따라 생성된 참조 궤적을 통해 착용자의 고관절 굽힘/폄 동작에 보조력을 지원하였다.

근경도 센서는 압력 신호로 근육의 단단해지는 정도를 측정하여 근육의 활성화를 파악할 수 있으며, 물리적 변화량 측정 방법과 생체 신호 변화량 측정 방법의 특성을 모두 지니고 있어 외부 노이즈에 강인한 결과를 보이지만 동작이 발생하기 전 동작 의도 파악이 가능하게 된다.

CUSUM 알고리즘을 사용하여 근경도 센서 데이터에서 동작의 시작점을 감지하였으며, 근전도 센서, IMU와의 시작점 감지 결과를 비교하였다. 생체 신호 변화량 측정 방법인 근전도 센서의 감지 결과는 0.64초이며, 물리적 변화량 측정 방법인 IMU의 결과는 0.78초로, 근경도 센서는 생체 신호를 이용할 경우보다는 0.05초 느린 결과를 보이지만 IMU에 비해 0.09초 빠른 감지 결과를 보였다. 즉, 근경도 센서를 이용할 경우, 생체 신호에 비해 감지 결과가 늦게 측정되는 한계를 가지고 있지만, 실제 동작이 발생한 시점보다는 빠르게 시작점을 감지할 수 있다. 따라서, 움직임이 발생하기 전 착용자의 의지를 인식하기 위한 입력 장치로서의 적용 가능성을 확인하였다. 또한, 2명의 피험자(남1, 여1)를 대상으로 보행 속도에 따른 시작점 감지 결과를 비교하였다. 첫 번째 피험자는 신장이 174[cm]인 20대 남성의 결과로 평균 보행 속도(0.59[m/s])일 때 한 다리당 3번의 시작점이 감지되었고, 빠른 보행 속도(0.83[m/s])에서는 2번의 시작점이 안정적으로 감지되었다. 두 번째 피험자는 신장이 161[cm]인 20대 여성의 결과로써 평균 보행 속도(0.62[m/s])일 경우 한 다리당 4번의 시작점이 감지되었고, 빠른 보행 속도(0.73[m/s])에서는 3번의 시작점이 감지 되었다. 즉, 다른 보행 속도에서 시작점을 감지한 경우 모두 안정적인 결과를 보였으며, 즉, 이를 통해 제안된 방법의 안정성을 확인하였다. 이와 같은 근경도 센서를 이용한 시작점 감지 결과를 기반으로 보조 모드(보행 보조 모드, 근력 강화 모드)를 판별하였으며, 판별된 보조 모드에 따라 3차 스플라인 보간법을 통해 참조 궤적을 생성하였다. 이를 실제 착용형 로봇에 적용하여 제안된 시스템의 실용 가능성도 확인하였다.

앞으로의 후속 연구에서는 제안된 시스템에 관절의 각도를 추정할 수 있는 센서를 추가하여 보조 모드를 확장하고, 개별화된 참조 궤적을 생성하여 다양한 환경에서 보조가 가능한 착용형 로봇 시스템을 만드는 것이 목표이다.

References

[1] H.-D. Lee, W.-S. Kim, D.-H. Lim, and C.-S. Han, “Control Algorithm of the Lower-limb Powered Exoskeleton Robot using an Intention of the Human Motion from Muscle,” *The Journal of Korea Robotics Society*, vol. 12, no. 2, pp. 124-131, May, 2017, DOI: 10.7764/jkros.2017.12.2.124.

[2] H. Woo, J. Lee, and K. Kong, “Gait assist method by wearable robot for incomplete paraplegic patients,” *The Journal of Korea Robotics Society*, vol. 12, no. 2, pp. 144-151, May, 2017, DOI: 10.7746/jkros.2017.12.2.144.

[3] D. Novak and R. Riener, “A survey of sensor fusion methods in wearable robotics,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 73, pp. 155-170, Nov., 2015, DOI: 10.1016/j.robot.2014.08.012.

[4] D.-H. Lim, H. D. Lee, W. Kim, J.-S. Han, C. Han, and J. Y. An, “Development of the MVS (Muscle Volume Sensor) for human-machine interface,” *Journal of the Korean Society for Precision Engineering*, vol. 30, no. 8, pp. 870-877, Aug., 2013, DOI: 10.7736/KSPE.2013.30.8.870.

[5] S. Kyeong, J. Feng, J. K. Ryu, J. J. Park, K. H. Lee, and J. Kim, “Surface electromyography characteristics for motion intention recognition and implementation issues in lower-limb exoskeletons,” *International Journal of Control, Automation and Systems*, vol. 20, no. 3, pp. 1018-1028, Mar., 2022, DOI: 10.1007/s12555-020-0934-3.

[6] S. Kyeong, W. Shin, M. Yang, U. Heo, J. Feng, and J. Kim, "Recognition of walking environments and gait period by surface electromyography," *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, vol. 20, no. 3, pp. 342-352, Apr., 2019, DOI: 10.1631/FITEE.1800601.

[7] R. M. Singh and S. Chatterji, "Trends and challenges in EMG based control scheme of exoskeleton robots-a review." *International Journal of Scientific & Engineering Research*, vol. 3, no. 8, pp. 933-940, Aug., 2012, [Online], https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=f119d63499566fae9bb13dcfadf8a82d6ce49fa5.

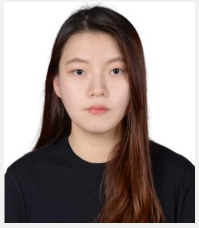
[8] R. M. Singh, S. Chatterji, and A. Kumar, "A review on surface EMG based control schemes of exoskeleton robot in stroke rehabilitation," *2013 International Conference on Machine Intelligence and Research Advancement*, Katra, India, pp. 310-315, 2013, DOI: 10.1109/ICMIRA.2013.65.

[9] S. Moromugi, S.-H. Kim, S. J. Yoon, N. Matsuzaka, T. Ishimatsu, and M. J. Lawn, "Development of an effective training machine using muscle activity information," *IECON 2006 - 32nd Annual Conference on IEEE Industrial Electronics*, Paris, France, pp. 4534-4539, 2006, DOI: 10.1109/IECON.2006.347975.

[10] R. L. Leiber, "Skeletal muscle structure, function, and plasticity," *Lippincott Williams and Wilkins*, vol. 89, no. 9, pp. 565, Sept., 2003, DOI: 10.1016/s0031-9406(05)60189-7.

[11] B. Mesnil and P. Petitgas, "Detection of changes in time-series of indicators using CUSUM control charts," *Aquatic Living Resources*, vol. 22, no. 2, pp. 187-192, Apr., 2009, DOI: 10.1051/alr/2008058.

[12] M. G. Cox, "An algorithm for spline interpolation," *IMA Journal of Applied Mathematics*, vol. 15, no. 1, pp. 95-108, Feb., 1975, DOI: 10.1093/imamat/15.1.95.



최 유 나

2019 순천향대학교 전자정보공학과(학사)
2021 한양대학교 전자공학과(석사)
2021~현재 한양대학교 전자공학과(박사과정)

관심분야: 생체신호처리, 로봇제어

김 준 식

2020 한양대학교 ERICA 로봇공학과(공학사)
현재 한양대학교 전자공학과(석박사 통합과정)

관심분야: 로봇제어, 시스템 식별

이 대 훈

2017 강원대학교 메카트로닉스공학과(학사)
2018~현재 한양대학교 전자공학과(석박사 통합과정)

관심분야: 생체모사, 메커니즘

최 영 진

2002 포항공과대학교 기계공학과(공학박사)
2005 한국과학기술연구원 지능로봇연구센터 선임연구원
2005~현재 한양대학교 ERICA 로봇공학과 (대학원 전자공학과) 교수

관심분야: 로봇제어, 생체신호처리