

# 로봇 의족을 위한 LSTM을 이용한 여러 보행속도에서의 연속 보행단계 추정

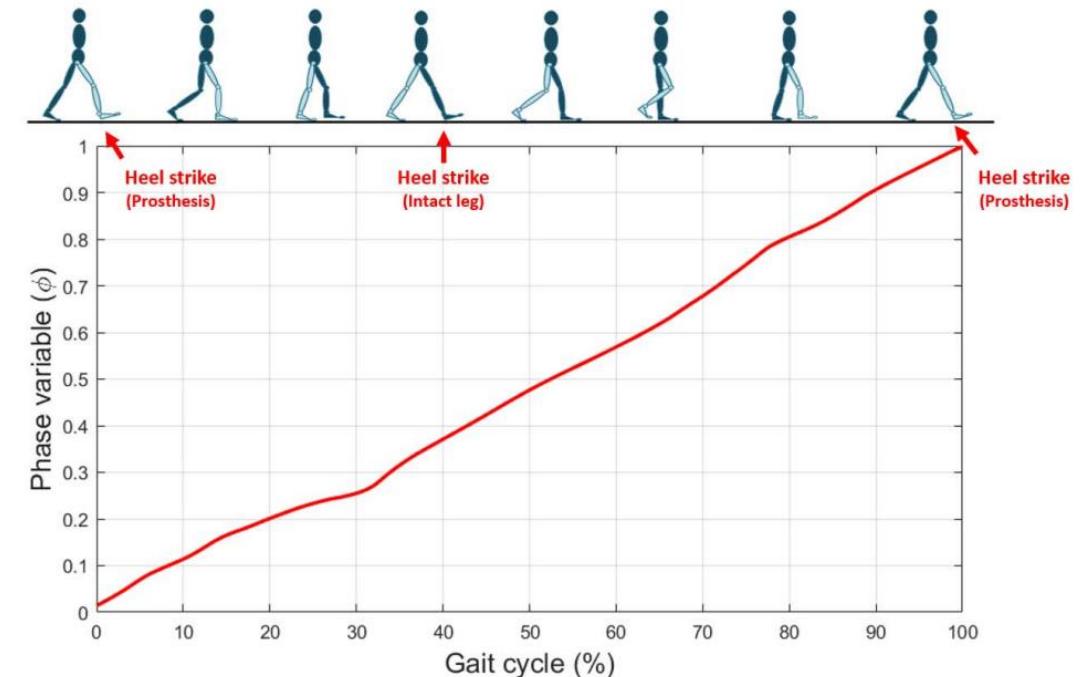
정지영<sub>1†</sub> · 이진원<sub>2</sub> · 홍우림<sub>3</sub> · 허필원<sub>4</sub>

1

# 연구 배경

## 01 보행 단계 추정(Gait phase estimation)

- 보행자의 보행 상태를 표현하는 요소



## 02 연구 현황

- 환자 치료, 재활과 보행 보조 로봇 개발등 다양한 분야에서 연구되고 있음.
- 최근 보행 보조로봇에 적용하기 위해 웨어러블 센서를 사용하여 연구되고 있음.

## 03 선행 연구

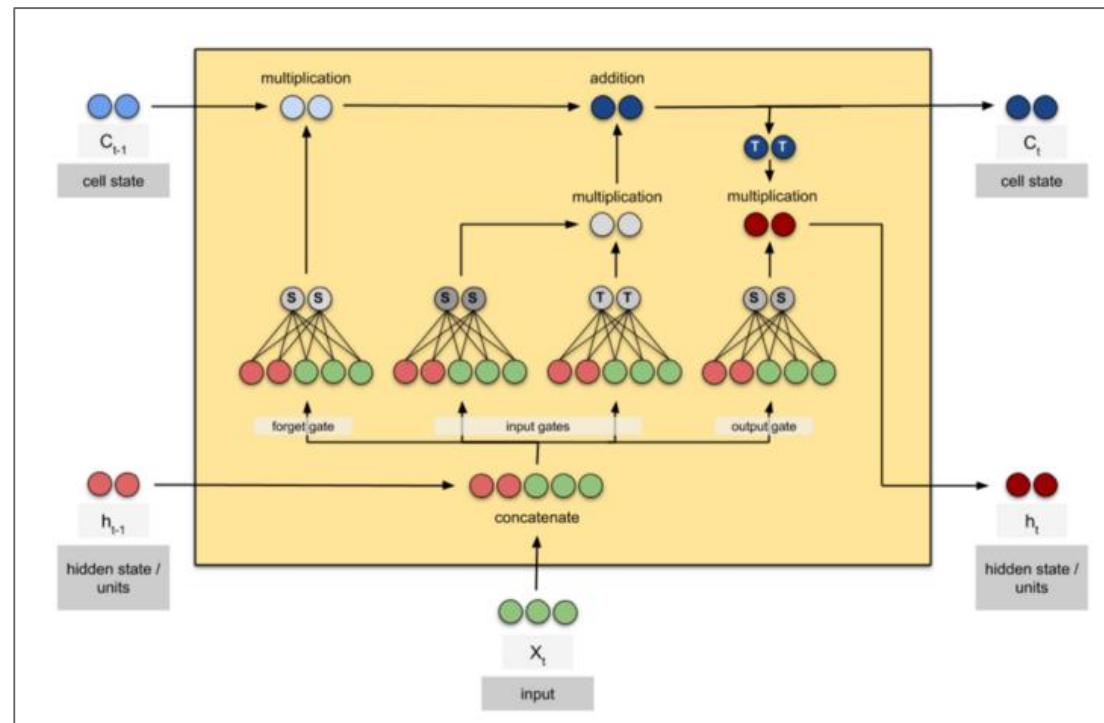
Reference	Application	Method	Sensor
Quintero et al. [1]	Transfemoral prosthesis	Thigh angle estimation	Thigh(IMU) Heel (force sensor)
Kang et al.[2]	Hip exoskeleton	LSTM	Shank(IMU) Heel & toe (force sensor)
Vu et al.[3]	Transtibial prosthesis	RNN	Shank(IMU) Heel & toe (force sensor)

## 04 한계점

- [1] 보행 단계가 조기에 끝나서 보행 단계 추정 정확성이 부족함.
- [2] 엑소 스켈레톤과 로봇 의족 차이로 로봇 의족에 적용할 수 없음
- [3] 종아리 정보에 의존하여 보행을 추정한다.

## 05 본 연구 목적

- LSTM 모델과 웨어러블 센서를 이용하여 대퇴부 의족을 위한 보행 단계 추정 모델 개발

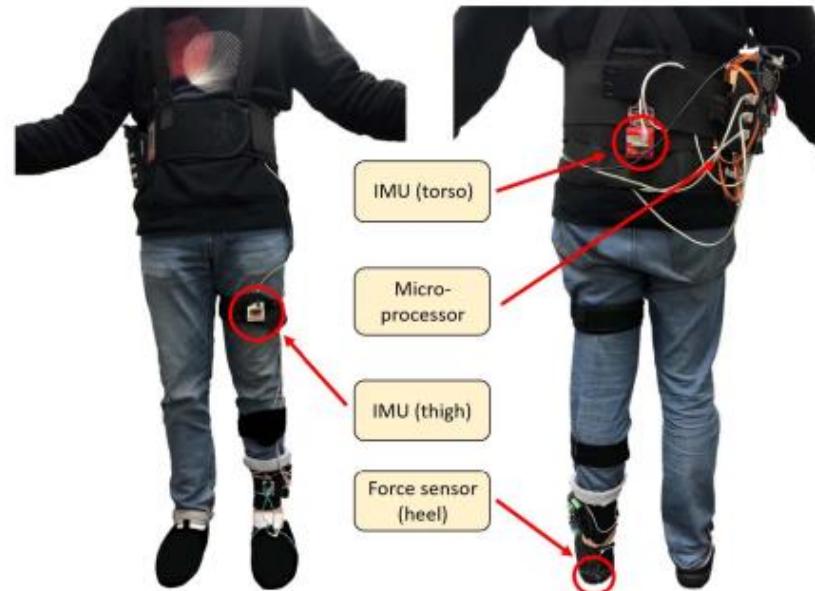


2

## 연구 방법

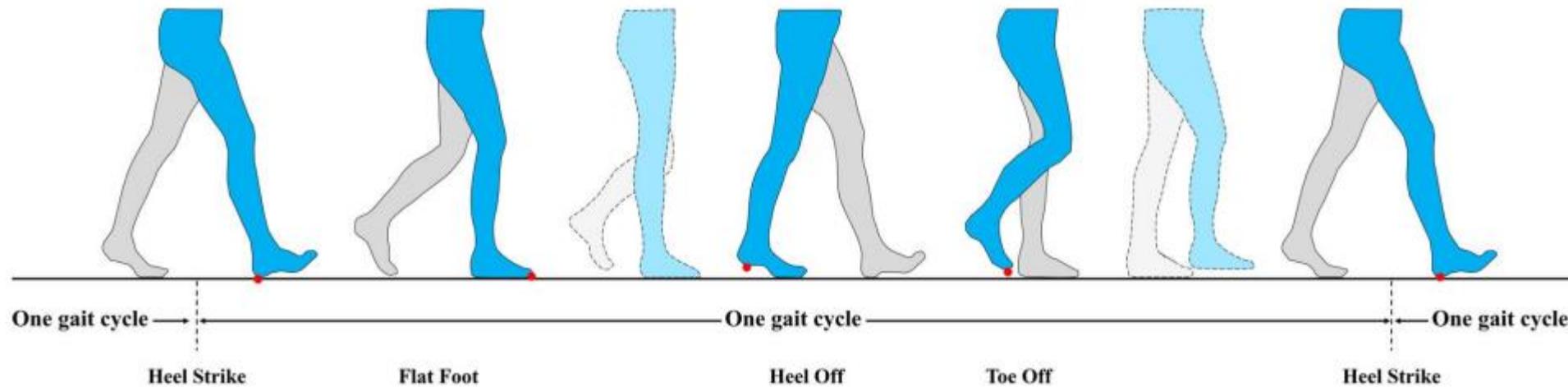
## 01 보행 단계 추정을 위한 웨어러블 센서 구성

- S1: IMU 1(몸통), IMU 2(허벅지)
- S2: IMU 1(몸통), IMU 2(허벅지), Force sensor (뒷꿈치)



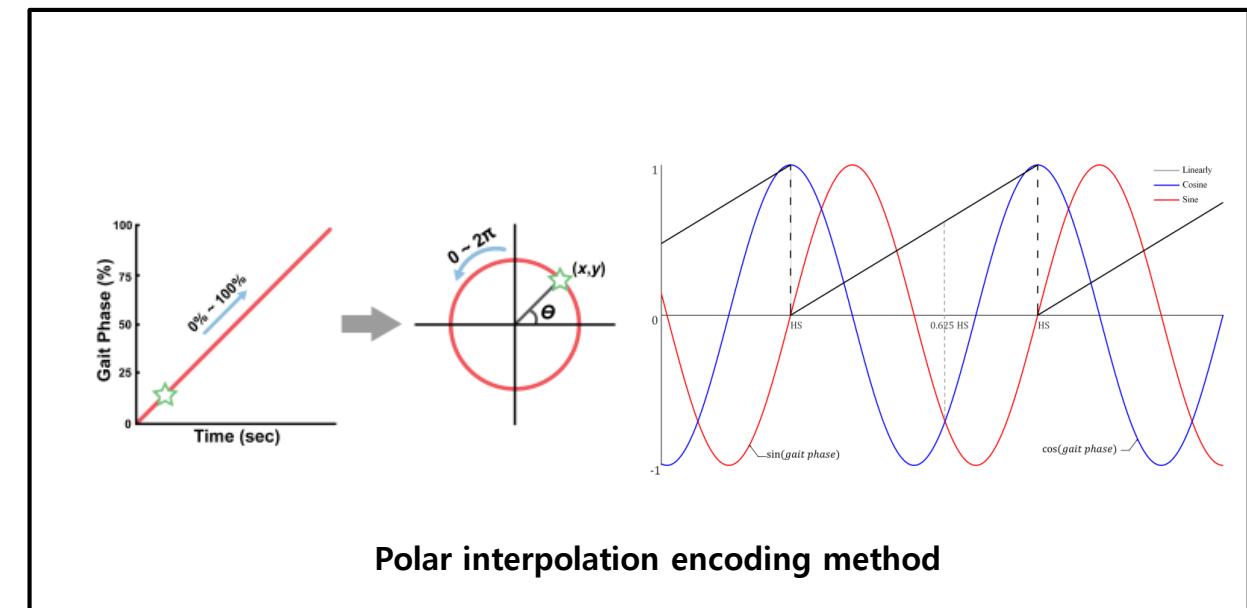
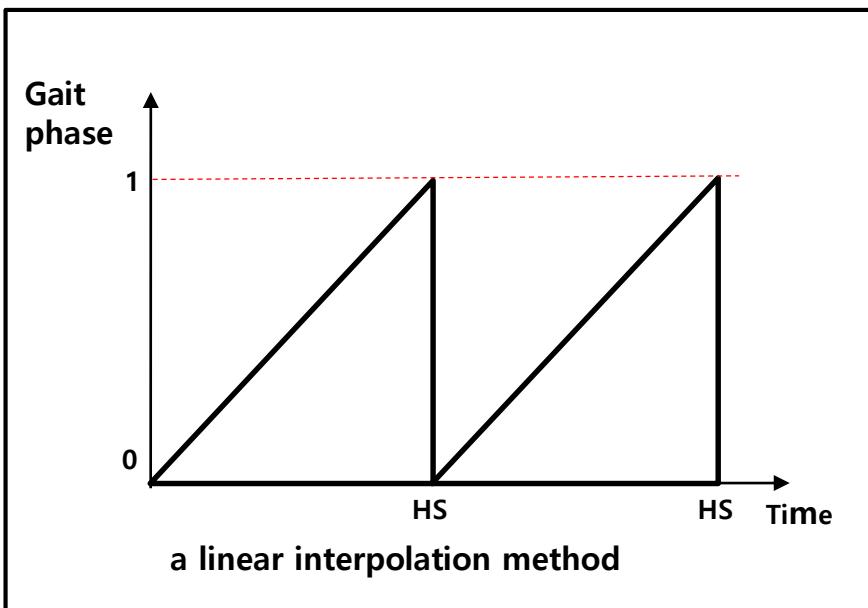
## 02 보행 단계 구분

- 보행 주기는 관례적으로 같은 발이 heel strike가 일어나고, 다음 heel strike 일어날 때까지로 정함
- Force sensor를 통해 몸무게 15%시점을 초과할 때 heel strike 시점을 구함.



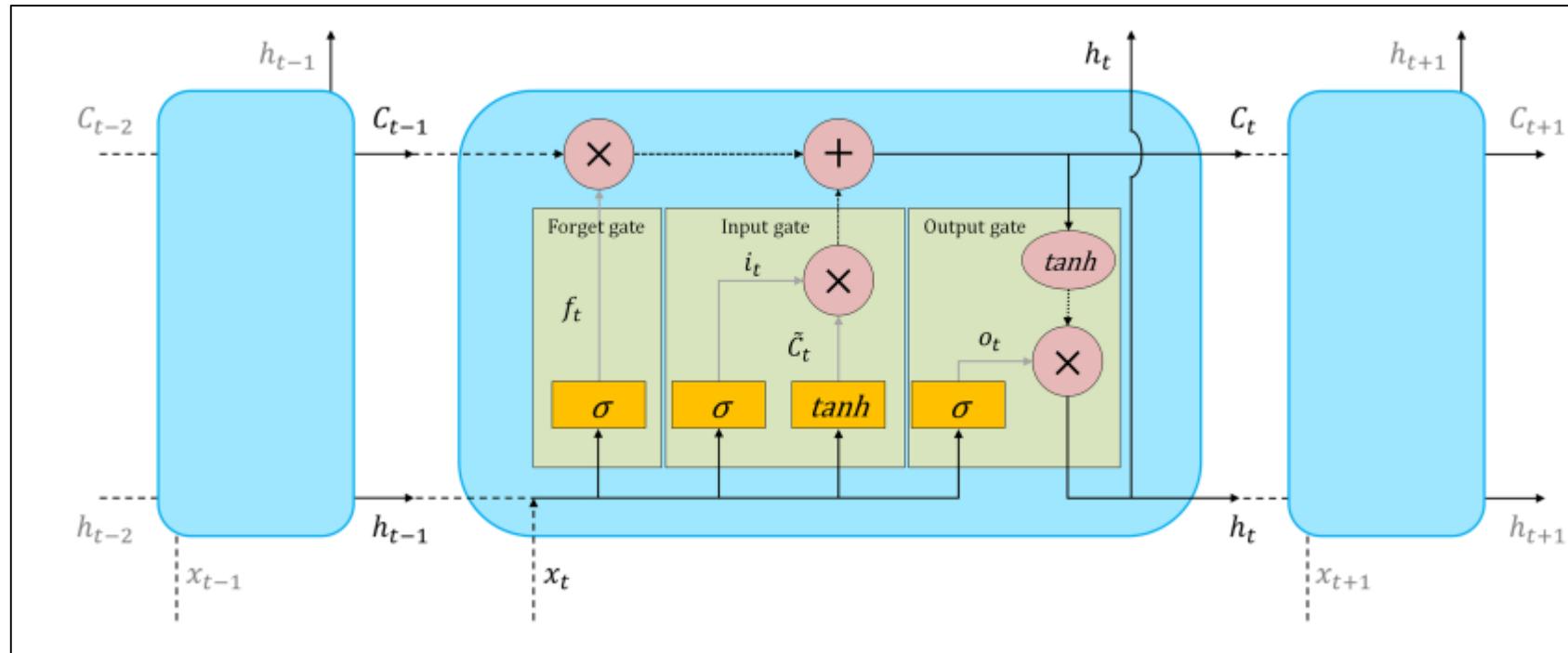
## 02 보행 단계 구분

- 1) 선형 보간법을 통해 Force sensor로 구한 두 연속적인 HS를 [0, 1] 사이로 연결함.
- 2) 불연속적인 지점에서의 머신러닝 문제를 해결하기 위해 원형 좌표로 나눠 라벨 2개를 만듬.



## 03 머신러닝 학습

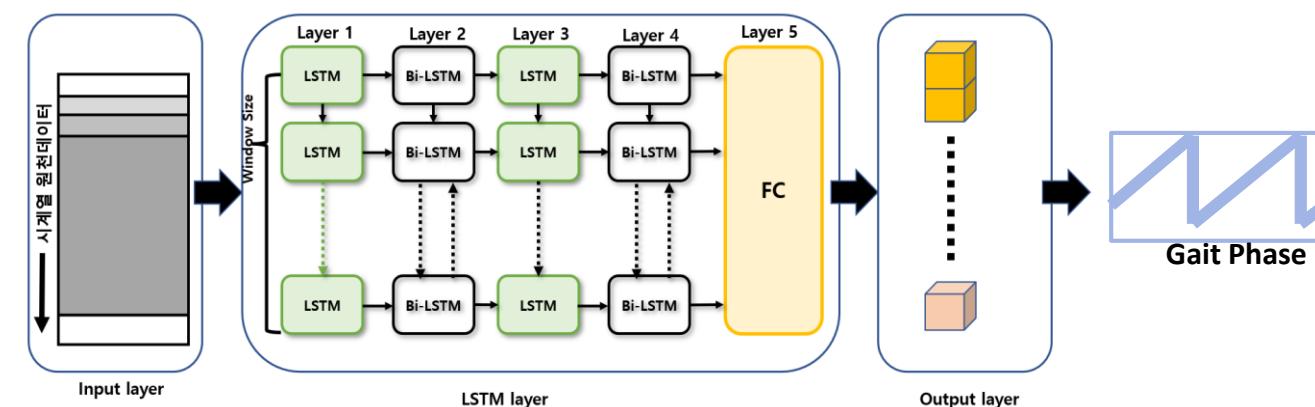
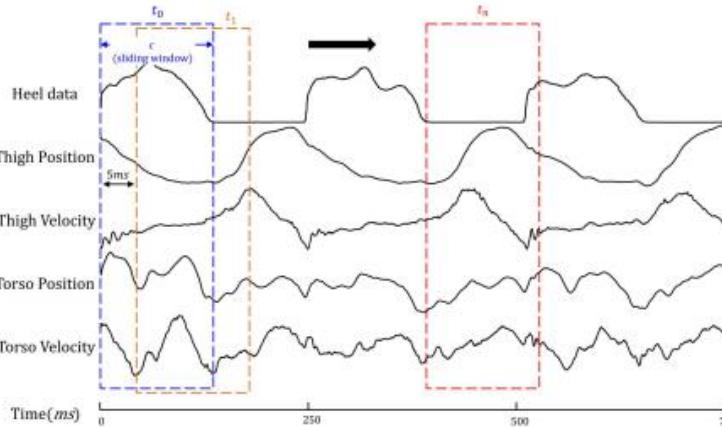
## Long Short-Term Memory (LSTM)



### 03 머신러닝 학습

#### 모델 구성

- Window size(cell size) : 300
- Input data
  - S1 (without heel data)
  - S2 (without heel data)
- Output data
  - Gait phase sin , cos
- Hidden Layer
  - Layer1(Lstm) unit size : 256
  - Layer2(Bi-Lstm) unit size : 256
  - Layer3(Lstm) unit size :128
  - Layer4(Bi-Lstm) unit size :128
  - The unit of Fully Connected (FC) : 2

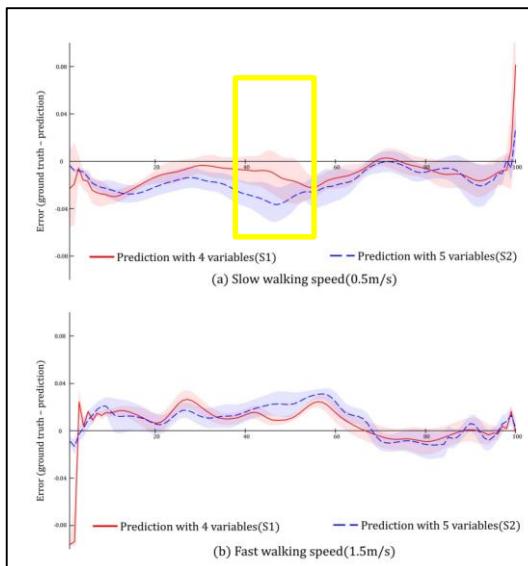


3

## 연구 결과

## 01 보행 단계 추정 모델 결과

- 느린 속도에서 오차의 평균은  $1.67 \pm 1.36\%$ , 빠른 속도에서 오차의 평균은  $1.45 \pm 1.47\%$ 
  - 사람이 균형을 잡을려고 하는 mid-stance phase에서 차이가 남.
- S1 이 S2보다 Heel Strike의 예측 오차가 6배정도 큼.
  - Force sensor의 데이터 유무

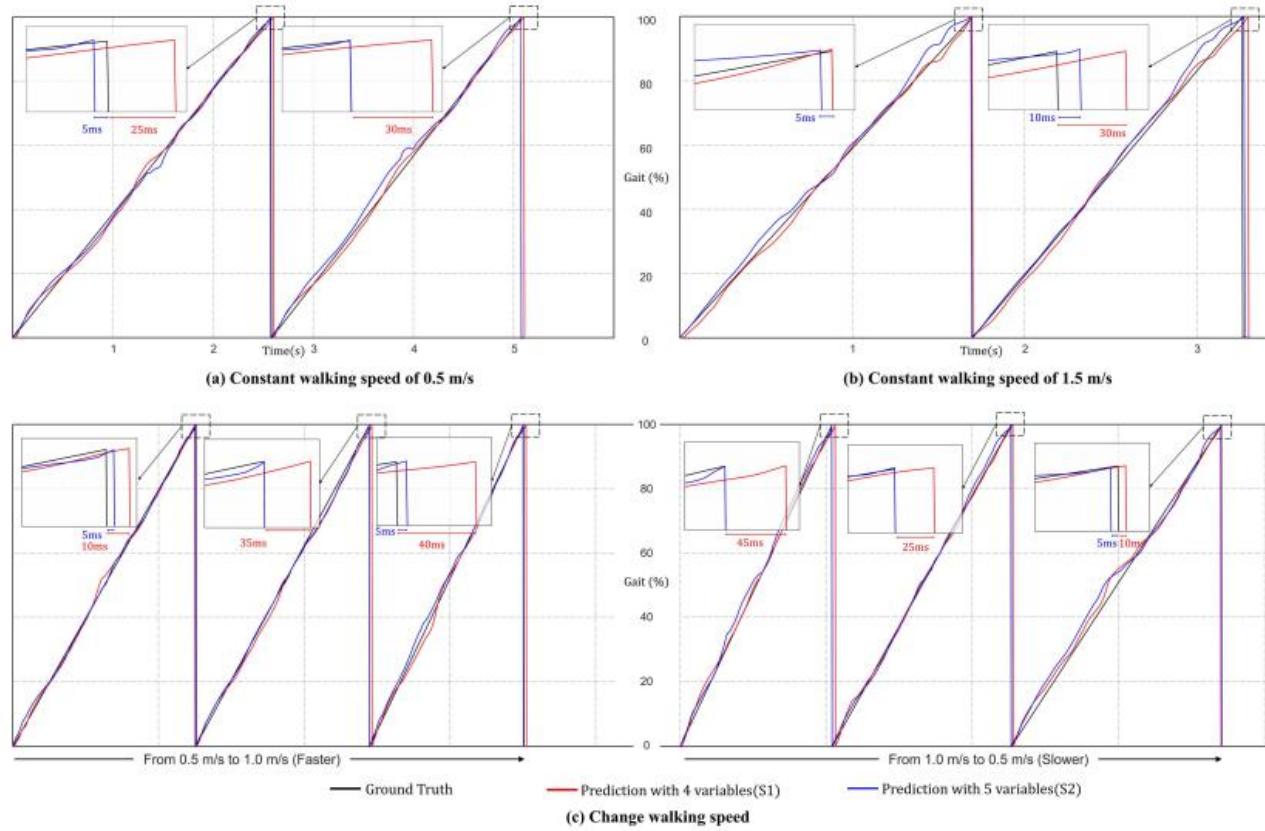


MEAN AND ONE STANDARD DEVIATION OF THE DIFFERENCE BETWEEN GROUND TRUTH AND PREDICTION AT THE HEEL-STRIKE FOR 12 CONSECUTIVE GAIT CYCLES

Walking speed	4 variables (S1)	5 variables (S2)
0.5 m/s	$18.75 \pm 10.68$ ms	$3.75 \pm 3.11$ ms
1.0 m/s	$17.08 \pm 10.75$ ms	$2.08 \pm 2.57$ ms
1.5 m/s	$20.83 \pm 13.29$ ms	$5.00 \pm 3.02$ ms
2.0 m/s	$22.50 \pm 8.12$ ms	$3.75 \pm 3.11$ ms

## 01 보행 단계 추정 모델 결과

- Heel strike 예측 오차는 속도 변화에서도 비슷한 결과를 보였다.



## 02 결론

- 일정한 속도에서, Kang et al 모델의 오차  $4.83 \pm 0.62\%$ , 본 연구는 오차  $1.67 \pm 1.36\%$ 를 보이며 개선함.
- S1은 간결한 센서 구성이라는 장점을 가지고, S2는 Force sensor를 통해 더 정확한 예측 모델을 만들 수 있음을 확인

## 03 한계

- 옷의 흔들림으로 인한 실험자 한 명의 몸통 데이터에서 심한 노이즈가 발생함.
- 실시간 예측하기 위해 모델의 계산 성능을 개선해갈 필요가 있다.

## 출처

1. (1)W. Hong, V. Paredes, K. Chao, S. Patrick, and P. Hur, "Consolidated control framework to control a powered transfemoral prosthesis over inclined terrain conditions," in Proc. Int. Conf. Robot. Automat. (ICRA), May 2019, pp. 2838–2844.
2. (2)V. Paredes, W. Hong, S. Patrick, and P. Hur, "Upslope walking with transfemoral prosthesis using optimization based spline generation," in Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robots Syst. (IROS), Oct 2016, pp. 3204–3211.
3. (3)K. Seo et al., "RNN-based on-line continuous gait phase estimation from shank-mounted IMUs to control ankle exoskeletons," in Proc. IEEE 16th Int. Conf. Rehabil. Robot. (ICORR), Jun. 2019, pp. 809–815.
4. (4)D. J. Villarreal and R. D. Gregg, "A survey of phase variable candidates of human locomotion," in Proc. 36th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc., Aug. 2014, pp. 4017–4021.