

가우시안 프로세스 회귀를 이용한 족저압 중심 궤적 추정

Trajectory Estimation of Center of Plantar Foot Pressure Using Gaussian Process Regression

최유나¹·이대훈¹·최영진[†]

Yuna Choi¹, Daehun Lee¹, Youngjin Choi[†]

Abstract: This paper proposes a center of plantar foot pressure (CoP) trajectory estimation method based on Gaussian process regression, with the aim to show robust results regardless of the regions and numbers of FSRs of the insole sensor. This method can bring an interpolation between the measurement points inside the wearable insole sensor, and two experiments are conducted for performance evaluation. For this purpose, the input data used in the experiment are generated in three types (13 FSRs, 8 FSRs, 5 FSRs) according to the regions and numbers of FSRs. First, the estimation results of the CoP trajectory are compared using Gaussian process regression and weighted mean. As a result of each method, the estimation results of the two methods were similar in the case of 13 FSRs data. On the other hand, in the case of the 8 and 5 FSRs data, the weighted mean varies depending on the regions and numbers of FSRs, but the estimation results of Gaussian process regression showed similar results in spite of reducing the regions and numbers. Second, the estimation results of the CoP trajectory based on Gaussian process regression during several gait cycles are analyzed. In five gait cycles, the previous cycle and the current estimation results are compared, and it was confirmed that similar trajectories appeared in all. In this way, the method of estimating the CoP trajectory based on Gaussian process regression showed robust results, and stability was confirmed by yielding similar results in several gait cycles.

Keywords: Gait Cycle, Gait Analysis, Gaussian Process Regression, Ground Reaction Force (GRF), Center of Plantar Foot Pressure (CoP), Wearable Sensor, Insole Sensor

1. 서 론

최근 산업 근로자의 노동력 완화 및 편마비 환자의 보행 재활 수단으로 하지 외골격 로봇이 주목 받고 있으며, 특히 착용자의 안전하고 자연스러운 보행 제어를 위하여 인체의 보행 주기를 판단하는 연구가 활발히 진행되고 있다¹⁾. 보행 주기를 판단하는 대표적인 생체역학적 특성은 족저압 중심(Center of Pressure, CoP)의 궤적이다. 이는 보행 시 균형 상태를 판단하

기 위한 정량적 평가 도구로서 사용되어 왔으며, 족저압 중심 궤적을 통해 고관절, 무릎, 발목의 움직임과 보행 속도, 보행 폭, 보행 빈도와 같은 생체역학적인 정보를 얻을 수 있다²⁻⁴⁾.

기존의 족저압 중심을 추정하기 위한 방법으로 힘 측정 판(Force Plate)을 이용하지만, 이는 매우 고가이며 측정 장치가 위치한 한정된 공간에서만 측정이 가능하기 때문에 보행 시 이동에 제약이 발생한다⁵⁾. 또 다른 방법으로는 IMU (Inertial Measurement Unit)를 인체에 부착하여 선/각속도 측정을 통해 보폭 길이, 폭 등을 분석하여 족저압 중심을 추정하지만, 외란에 의한 잡음, 표류 현상 등이 발생되기 때문에 높은 성능의 데이터 처리 방식이 필요하여 실시간성이 떨어지게 된다^{6,7)}.

이와 같은 단점을 보완하기 위하여 FSR (Force-Sensitive Resistor)이 내장된 웨어러블 인솔(Insole) 센서가 개발되었으며, 이를 이용한 일반적인 족저압 중심 추정 방법은 가중 평균(weighted-mean) 방법이 사용되었다. 각 FSR에 의해 감지된

Received : Mar. 4. 2022; Revised : Apr. 6. 2022; Accepted : Apr. 7. 2022

※ This work was supported in part by the Technology Innovation Program funded by the Korean Ministry of Trade, Industry and Energy, (20017345 and 20008908), Republic of Korea

1. Ph.D. Student, Department of Electrical and Electronic Engineering, Hanyang University, Ansan 15588, Korea (chldbsk2220, ldh9233@hanyang.ac.kr)

† Professor, Corresponding author: Department of Electrical and Electronic Engineering, Hanyang University, Ansan 15588, Korea (cyj@hanyang.ac.kr)

힘/압력은 해당 좌표 (FSR 위치)에 의해 가중된 후 합산되었으며, 족저압 중심 궤적은 가중 힘/압력의 합계를 전체 힘/압력으로 나누어 계산하였다. 하지만, 가중 평균 방법의 정확도는 센서의 분해능에 크게 좌우되며, 내장된 FSR이 다루는 영역과 수에 따라 정확도의 결과가 달라진다. 즉, 인솔 센서의 FSR의 수가 증가할수록 추정 정확도는 높아지지만 비용과 시스템 복잡성도 높아지게 된다⁸⁻¹⁰.

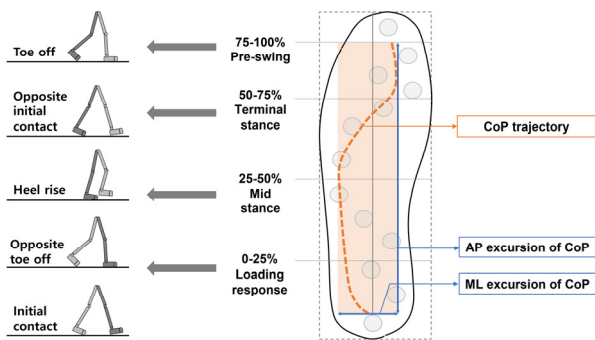
따라서, 본 논문에서는 FSR의 영역과 수에 상관없이 간단한 결과를 보이는 족저압 중심 추정 방법을 제안한다. 웨어러블 인솔 센서의 측정점을 통해 미지의 측정점을 표현하기 위하여 가우시안 프로세스 회귀(Gaussian Process Regression)를 사용하였고, 성능 평가를 위하여 기존 방법인 가중 평균과의 추정 결과를 비교 분석함으로써 제안된 방법의 실용성과 외골격 로봇의 적용 가능성을 확인하는 데 의의를 두는 바이다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 가우시안 프로세스 회귀를 이용한 족저압 중심 궤적을 추정하는 방법을 설명하고, 3장에서는 기존의 방법인 가중 평균과 제안된 방법의 추정 결과를 비교 분석하며, 4장에서는 본 연구에 대한 요약과 결론 및 추후 연구 방향에 대하여 기술한다.

2. 족저압 중심 궤적 추정 방법

2.1 인체 보행 주기

인체의 보행 주기는 입각기(stance phase)와 유각기(swing phase)로 나뉜다. 입각기는 발 뒤꿈치가 지면에 닿는 순간부터 발가락이 지면으로부터 떨어지는 과정으로 인체의 체중이 인가되는 시기이며, 보행 주기의 약 60%를 차지한다. 반면에, 유각기는 발가락을 떼는 순간부터 다시 발 뒤꿈치가 지면에 닿는 과정이며 하지가 지면에서 떨어져 전방으로 이동하는 시기로서 보행 주기의 약 40%를 차지한다^{11,12}.



[Fig. 1] CoP (Center of Plantar Foot Pressure) trajectory change on the sole of the foot according to the stance phase in the gait cycle, where AP excursion implies the length of the foot, and ML excursion means the the width of the foot

[Table 1] 5 steps of the stance phase during the gait cycle

Initial contact	A time when the heel contacts with the ground
Loading response	A time when weight absorption
Mid stance	A time when weight passes through the foot
Terminal stance	A time when the heel is lifted
Pre-swing	A time when the toe of a supporting foot is lifted

입각기는 [Fig. 1]과 같이 5단계(최초 접지, 하중 반응, 중간 입각기, 말기 입각기, 전 유각기)로 세분화하여 구성되며¹¹, [Table 1]의 순서로 진행된다.

2.2 지면 반발력과 족저압 중심

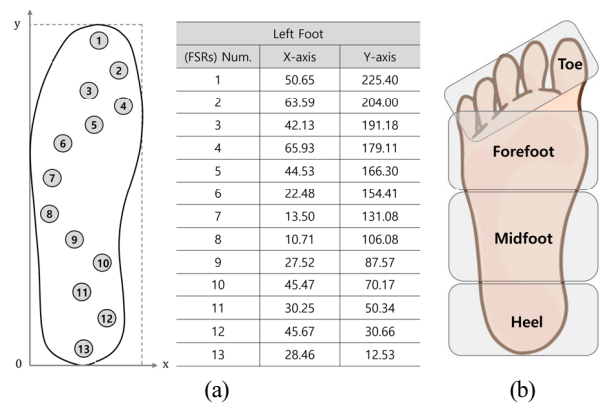
입각기 동안 발과 지면과의 접촉에서 발생하는 힘을 지면 반발력(Ground Reaction Force, GRF)이라고 한다. 보행 시 지면 반발력의 중심은 발 뒤에서 앞으로 이동하는 데, 이와 같은 이동 경로는 족저압 중심으로부터 확인할 수 있다. 족저압 중심은 수직 반발력 벡터의 한점으로서 지면과 접촉하고 있는 모든 압력점의 무게 평균을 의미하며, 수직력에 의한 모멘트의 힘이 0이 되는 위치이다. 족저압 중심 궤적은 시간에 따른 족저압 중심의 이동 경로로 발 뒤꿈치부터 발가락까지 이어지며, 이를 통해 보행자의 균형 감각이나 보행 습관 등을 알 수 있어 매우 중요한 생체역학적 특성이다¹².

$$vGRF = \sum_{i=1}^n F_i \tag{1}$$

$$CoP_x = \frac{\sum_{i=1}^n F_i X_i}{\sum_{i=1}^n F_i} \tag{2}$$

$$CoP_y = \frac{\sum_{i=1}^n F_i Y_i}{\sum_{i=1}^n F_i}$$

식 (1)은 수직 지면 반발력(vGRF)을 계산하며, 식 (2)는 FSR 측정값을 이용한 가중 평균 방법 기반의 족저압 중심 궤적을



[Fig. 2] (a) Locations of 13 FSRs for wearable insole sensor, (b) main areas of the foot plantar

구하는 식이다. 여기서, n 은 FSR의 개수이고, F_i 는 i -번째 FSR에 의해 감지된 압력 데이터이며, X_i 와 Y_i 는 [Fig. 2(a)]의 i -번째 FSR의 X축, Y축의 위치이다.

[Fig. 2(a)]의 FSR 위치는 [Fig. 2(b)]와 같이 발바닥의 주요 영역을 고려하여 배치하였다. 발바닥은 크게 발가락 뼈(Toe), 전족부(Forefoot), 중족부(Midfoot), 발 뒤꿈치(Heel)로 나뉘어지며^[13], 발바닥이 지면에 닿을 때 족저압 중심이 크게 발생하는 위치에 따라 각 영역에 약 3~4개의 FSR을 사용하였다.

2.3 족저압 중심 궤적 추정 알고리즘

보행 시 발생하는 족저압 중심을 측정하기 위한 웨어러블 인솔 센서는 [Fig. 3]과 같다. 여기서, FSR은 마블텍스社의 RA12P를 사용하였고, 아날로그 신호 측정을 위한 ADC 모듈은 Adafruit社의 ADS1115를 사용하였으며, 데이터 획득을 위한 MCU는 아두이노 우노 미니를 사용하였다.

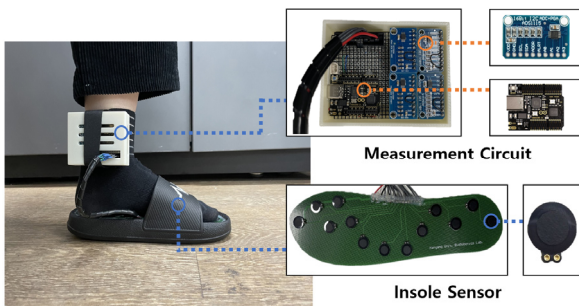
가우시안 프로세스 회귀는 확률적으로 정의된 함수 분포에서 데이터에 대한 함수를 예측하는 베이지 정리 기반 회귀 모델로, 사전 분포(prior)를 먼저 정의하고 가능도(likelihood) 함수를 통해 사후 분포(posterior)를 추정하는 방법이다^[14]. 족저압 중심 궤적 추정을 위한 잡음을 포함하는 가우시안 프로세스 회귀 모델은 다음과 같다.

$$y = f(x) + \epsilon, \quad \epsilon \sim N(0, \sigma_n^2) \quad (3)$$

여기서, x 는 측정된 입력값이고, y 는 예측값이며, $f(x)$ 는 측정 잡음 $\epsilon \sim N(0, \sigma_n^2)$ 이 추가된 가능도 함수를 의미한다. 가우시안 프로세스 회귀 모델은 평균 함수 $m(x)$ 와 두 랜덤변수 x 와 x' 사이의 공분산 함수 $k(x, x')$ 를 갖는 가능도 함수 $f(x)$ 에 대한 분포로 정의된다:

$$f \sim GP(m(x), k(x, x')) \quad (4)$$

여기서, 평균 함수 $m(x)$ 와 공분산 함수 $k(x, x')$ 는 다음과 같



[Fig. 3] Fabrication of the wearable insole sensor

다. 평균 함수 $m(x)$ 는 0으로 가정하고, 공분산 함수 $k(x, x')$ 는 임의의 두 데이터의 함수의 공분산을 구하는 커널로, (x, x') 의 유클리드 거리가 가까워지면 1에 수렴하며, 데이터의 함수가 상관성(correlation)이 높다고 가정하는 제곱 지수(squared exponential) 커널을 사용한다.

$$\begin{aligned} m(x) &= E[f(x)] = 0 \\ k(x, x') &= E[(f(x) - m(x))^T (f(x') - m(x'))] \\ &= \sigma_s^2 \exp\left[-\frac{(x - x')^T (x - x')}{2\sigma_l^2}\right] \end{aligned} \quad (5)$$

여기서, σ_s^2 는 출력의 스케일을 조정하며, σ_l^2 은 입력 간 상대 거리에 따른 출력의 상관성을 나타내는 변수이다. 하이퍼-파라미터 $\theta = \{\sigma_n, \sigma_s, \sigma_l\}$ 는 식 (6)의 한계 로그 가능도 (marginal log-likelihood) 함수를 최대화하여 최적의 값을 찾을 수 있다.

$$\begin{aligned} L &= \log p(y|x, \theta) \\ &= \frac{1}{2} \log |k| - \frac{1}{2} m^T k^{-1} m - \frac{n}{2} \log(2\pi) \end{aligned} \quad (6)$$

하이퍼-파라미터 θ 는 최적화 알고리즘을 통해 최소화되는 값을 사용한다. 마지막으로, 새로운 데이터 포인트 x_* 가 주어졌을 때의 예측값에 대한 사후 분포는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} f_* | X, x_* &\sim N(\bar{f}_*, cov(f_*)) \\ \bar{f}_* &= K_*^T (K + \sigma_n^2 I)^{-1} \\ cov(f_*) &= K_{**} - K_*^T (K + \sigma_n^2 I)^{-1} K_* \end{aligned} \quad (7)$$

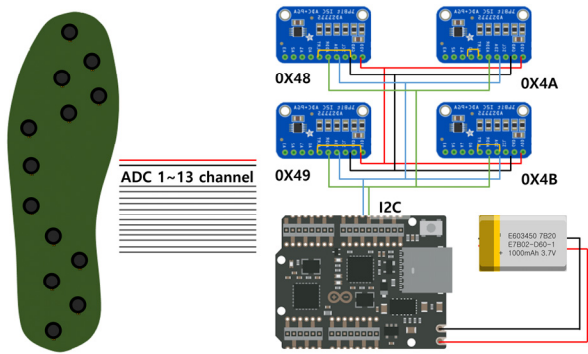
여기서, 모든 존재하는 데이터 포인트에 대한 공분산 함수(커널 함수)는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} K &= \begin{bmatrix} k(x_1, x_1) & k(x_1, x_2) & \dots & k(x_1, x_n) \\ k(x_2, x_1) & k(x_2, x_2) & \dots & k(x_2, x_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k(x_n, x_1) & k(x_n, x_2) & \dots & k(x_n, x_n) \end{bmatrix} \\ K_* &= [k(x_*, x_1) \ k(x_*, x_2) \ \dots \ k(x_*, x_n)] \\ K_{**} &= k(x_*, x_*) \end{aligned} \quad (8)$$

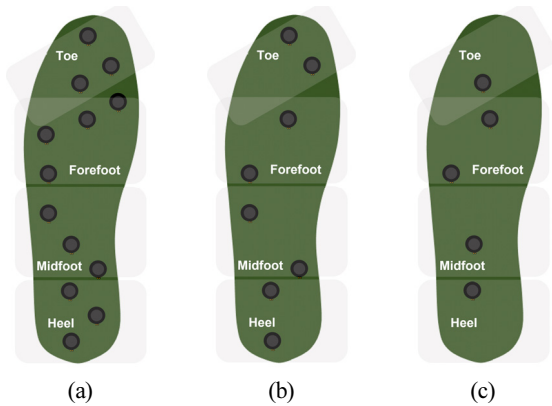
3. 실험 및 결과

3.1 실험 방법

본 실험은 족저압 중심 궤적을 추정하기 위한 입력 데이터를 생성하기 위하여, [Fig. 4]의 웨어러블 인솔 센서 시스템을 사용하였다. 인솔 센서는 13개의 FSR로 구성되어 있고 아날로그



[Fig. 4] Schematic diagram for estimation of CoP trajectory in wearable insole sensor system



[Fig. 5] Various locations of FSRs for generating three input data: (a) 13 FSRs (b) 8 FSRs and (c) 5 FSRs

그 신호를 획득하기 위하여 외장 ADC 모듈을 사용하여 16bit 분해능과 200Hz의 샘플링 속도를 갖는다. 외장 ADC 모듈은 i2c 통신을 통해 MCU에 연결되고, 한 모듈당 4채널의 아날로그 핀을 이용할 수 있으며, 13채널의 아날로그 핀을 사용하기 위하여 i2c 주소를 변경하여 4개의 모듈을 사용하였다. 발목에 고정 밴드를 착용하고 인솔 센서가 부착된 신발을 신은 채로 측정하였으며, 보행 주기 중 입각기 동안의 데이터를 추출하였다.

가우시안 프로세스 회귀 기반의 족저압 중심 궤적을 추정하기 위하여 [Fig. 5]와 같이 입력 데이터를 3가지로 생성하였다. 첫 번째는 13개의 FSR 데이터를 모두 포함하였고, 두 번째는 8개의 FSR (1,2,5,7,8,10,11,13) 데이터를 포함하였으며, 세 번째는 5개의 FSR (3,5,7,9,11) 데이터만을 포함하였다. 여기서, FSR의 위치는 [Fig. 5]와 같이 발바닥의 주요 영역에 따라 선정되었다. 즉, 13개의 FSR 데이터는 각 영역당 3~4개가 배치되었고, 8개의 FSR 데이터는 각 영역당 2개가 배치되었으며, 5개의 FSR 데이터는 각 영역당 1개가 배치되었다.

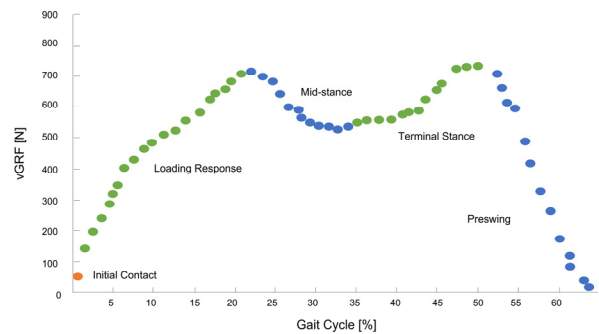
실험은 크게 두 부분으로 나누어진다. 첫 번째는 FSR의 영역과 수가 미치는 영향을 분석하기 위하여 3가지의 입력 데이터를 가중 평균과 가우시안 프로세스 회귀에 각각 적용한 후

족저압 중심 궤적의 추정 결과를 비교한다. 두 번째로는 가우시안 프로세스 회귀 기반 추정 결과의 안정성을 판단하기 위하여 여러 번의 보행 주기 동안의 족저압 중심 궤적의 추정 결과를 분석한다.

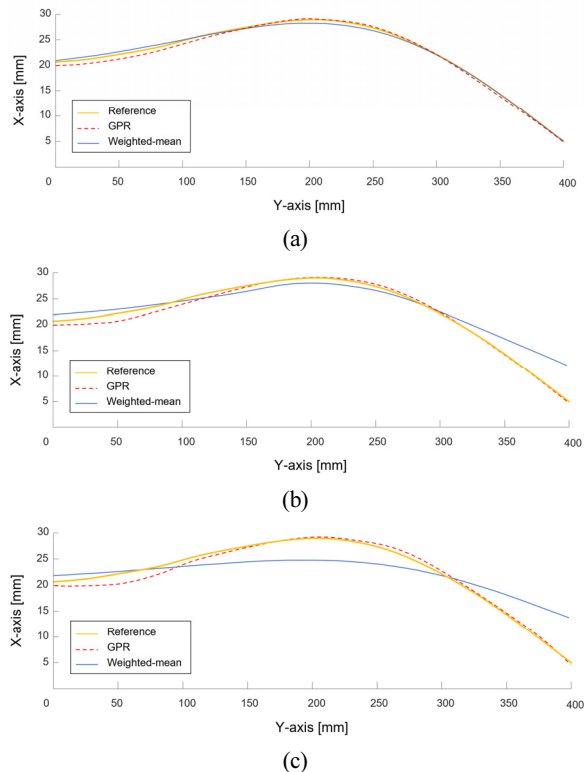
3.2 실험 결과

3.2.1 족저압 중심 궤적의 추정 결과 비교

족저압 중심을 추정하기 위하여 FSR로부터 감지된 압력 데이터를 수직 지면 반발력으로 계산하였으며, 그 결과는 [Fig. 6]과 같다. 수직 지면 반발력은 인체 보행 주기 중 입각기의 5단



[Fig. 6] vGRF(vertical Ground Reaction Force) calculated by pressure data measured from 13 FSRs



[Fig. 7] Comparison of CoP trajectory estimation results: (a) 13 FSRs data (b) 8 FSRs data, and (c) 5 FSRs

계에 따라 변화하였다. 먼저, 최초 접지(57 N) 이후 하중반응에서 약 720 N까지 상승하였으며, 중간 입각기에서 약 580 N까지 하강하였지만 말기 입각기에서 다시 약 740 N까지 상승하였고, 마지막으로 전 유각기에서 0 N이 됨으로써 유각기로의 전환을 확인하였다.

[Fig. 7]은 3가지의 입력 데이터로 계산된 수직 지면 반발력을 가중 평균과 가우시안 프로세스 회귀에 각각 적용하여 족저압 중심 궤적을 추정한 결과이다. [Fig. 7(a)]는 13개의 FSR 데이터의 결과로, 가중 평균과 가우시안 프로세스 회귀의 결과가 가장 유사함을 확인하였다. 반면에, [Fig. 7(b)]와 [Fig. 7(c)]는 각각 8개와 5개의 FSR 데이터의 결과로, 가중 평균은 FSR 영역과 수가 바뀔에 따라 족저압 중심 궤적이 달라지지만 가우시안 프로세스 회귀는 FSR 영역과 수에 상관없이 유사한 결과를 볼 수 있다.

[Fig. 7]의 참조 궤적은 10번의 보행 주기에서 각각의 방법을 이용하여 추정된 족저압 중심 궤적의 평균을 사용하였다. 참조 궤적과 3가지 데이터 사이의 상관 관계를 분석하기 위하여 제곱근 오차(Root Mean Square Error, RMSE)를 사용하였으며, 결과는 [Table 2]와 같다. 가우시안 프로세스 회귀를 적

[Table 2] RMSE (Root Mean Squared Error) between the reference and estimated CoP trajectories based on the results of [Fig. 7]

		RMSE
13 FSRs	Gaussian process regression	0.5
	Weighted-mean	0.4
8 FSRs	Gaussian process regression	1.1
	Weighted-mean	2.6
5 FSRs	Gaussian process regression	1.3
	Weighted-mean	3.7

용한 경우, 참조 궤적과 13개의 FSR 데이터 사이의 평균 제곱근 오차는 0.5이며, 8개의 FSR의 평균 제곱근 오차는 1.1, 5개의 FSR의 평균 제곱근 오차는 1.3이다. 반면에, 가중 평균을 적용한 경우 참조 궤적과 13개의 FSR 데이터 사이의 평균 제곱근 오차는 0.4이고, 8개의 FSR 데이터의 평균 제곱근 오차는 2.6, 5개의 FSR의 평균 제곱근 오차는 3.7로 데이터 사이의 상관 관계가 상대적으로 낮음을 확인하였다.

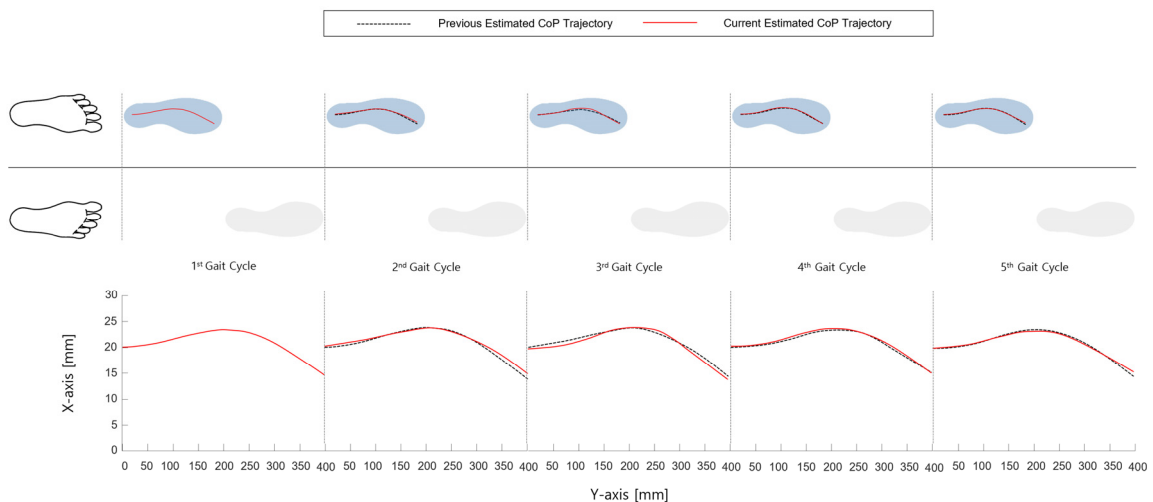
따라서, 가우시안 프로세스 회귀를 이용하여 족저압 중심 궤적을 추정한 결과, FSR의 영역과 수에 큰 영향을 받지 않으면서 유사한 궤적을 도출할 수 있음을 확인하였다. 이를 통해 제안된 방법에 대한 실용 가능성을 확인할 수 있었다.

3.2.2 보행 주기에 따른 족저압 중심 궤적 분석

[Fig. 8]은 5번의 보행 주기 동안 가우시안 프로세스 회귀를 이용하여 족저압 중심 궤적을 추정한 결과이다. 검은색 점선은 이전 주기에서의 추정 결과이며, 빨간색 실선은 현재 주기의 추정 결과를 나타내었다. 13개의 FSR 데이터를 이용하였고, 5번의 보행 주기에서 모두 유사한 형태의 궤적이 출력됨을 확인하였다. 또한, 이전 주기와 현재 주기의 추정 결과 사이의 상관 관계를 분석하기 위하여 평균 제곱근 오차를 사용하였으며, 결과는 [Table 3]과 같다. 다섯 번의 보행 주기 동안의 평균

[Table 3] RMSE between the previous estimated CoP trajectory and the current estimated CoP trajectory in the n-gait cycle (GC)

	1 st GC	2 nd GC	3 rd GC	4 th GC	5 th GC
RMSE	0.4				
		0.8			
			0.3		
				0.4	



[Fig. 8] Estimation results of CoP trajectory during the 5-gait cycles

제공근 오차는 각각 0.4, 0.8, 0.3, 0.4로 모든 주기에서 높은 상관 관계를 보이며 각 주기마다 유사한 결과를 확인하였다.

즉, 여러번의 보행 주기에서 가우시안 프로세스 회귀를 이용하여 족저압 중심 궤적을 추정할 결과, 모든 주기에서 이전 주기와 현재의 추정 궤적이 유사하였다. 이를 통해 가우시안 프로세스 회귀 기반의 족저압 중심 추정 방법의 안정성을 확인하였다.

4. 결 론

본 연구는 인솔 센서의 FSR 영역과 수에 상관없이 강인한 결과를 보이는 가우시안 프로세스 회귀 기반의 족저압 중심의 궤적 추정 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 웨어러블 인솔 센서의 측정 점을 이용하여 측정점 사이의 보간(interpolation)을 표현할 수 있다. 입력 데이터는 FSR의 영역과 개수에 따라 3가지(13개 FSR, 8개 FSR, 5개 FSR)로 생성하였으며, 제안된 방법의 성능 평가를 위하여 두 가지 실험을 실시하였다.

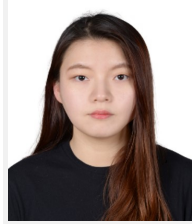
첫째, 가우시안 프로세스 회귀와 가중 평균을 이용하여 족저압 중심 궤적의 추정 결과를 비교하였다. 그 결과 13개 FSR 데이터를 이용한 경우는 가우시안 프로세스 회귀와 가중 평균의 족저압 중심 궤적 추정 결과가 유사하였지만, 8개와 5개 FSR 데이터를 이용한 경우는 가중 평균은 FSR 영역과 수에 의해 추정 결과가 달라지며, 가우시안 프로세스 회귀는 영역과 수에 상관없이 유사한 결과를 보였다. 10번의 보행 주기에서 각각의 방법을 이용하여 추정된 족저압 중심 궤적의 평균으로 계산된 참조 궤적과 3가지 데이터 사이의 상관 관계를 분석하기 위하여 제공근 오차(Root Mean Square Error, RMSE)를 사용하였다. 가우시안 프로세스 회귀를 적용한 경우, 참조 궤적과 13개의 FSR 데이터 사이의 평균 제공근 오차는 0.5이며, 8개의 FSR의 평균 제공근 오차는 1.1, 5개의 FSR의 평균 제공근 오차는 1.3이다. 반면에, 가중 평균을 적용한 경우 참조 궤적과 13개의 FSR 데이터 사이의 평균 제공근 오차는 0.4이고, 8개의 FSR 데이터의 평균 제공근 오차는 2.6, 5개의 FSR의 평균 제공근 오차는 3.7로 데이터 사이의 상관 관계가 상대적으로 낮음을 확인하였다. 둘째, 여러 번의 보행 주기 동안 가우시안 프로세스 회귀 기반의 족저압 중심 궤적의 추정 결과를 분석하였다. 다섯 번의 보행 주기에서 이전 주기와 현재의 추정 결과를 비교하였으며, 모두 유사한 궤적이 나타남을 확인하였다. 이전 주기와 현재의 추정 결과 사이의 상관 관계를 확인하기 위하여 평균 제공근 오차를 사용하였으며, 다섯 번의 보행 주기에서 평균 제공근 오차는 0.4, 0.8, 0.3, 0.4로 높은 상관 관계를 보이며 모두 유사한 궤적임을 확인하였다. 이처럼 가우시안 프로세스 회귀 기반의 족저압 중심 궤적을 추정하는 방법은 FSR의 수와 영역에 강인한 결과를 보이며 여러번의 보행 주기에도 유사한 결과가 출력됨을 통해 안정성을 확인하였다.

본 연구는 웨어러블 인솔 센서를 이용하여 지면 반발력, 족저압 중심 궤적과 같은 생체역학적 데이터를 획득함으로써 재활 및 웨어러블 로봇 분야로 확대될 수 있다. 또한, 앞으로의 후속 연구에서는 웨어러블 인솔 센서를 양 발로 확장함으로써 하지 외골격 로봇의 실시간 균형 제어의 인터페이스로 적용하는 것이 목표이다.

References

- [1] Y.-C. Pai and J. Patton, "Center of mass velocity-position predictions for balance control," *Journal of Biomechanics*, vol. 30, no. 4, pp. 347-354, 1997, DOI: 10.1016/S0021-9290(96)00165-0.
- [2] G. Menga and M. Ghirardi, "Estimation and Closed-Loop Control of COG/ZMP in Biped Devices Blending CoP Measurement and Kinematics Information," *Robotics*, vol. 8, no. 4, 2019, DOI: 10.3390/robotics8040089.
- [3] A. Tigrini, A. Mengarelli, S. Fioretti, and F. Verdini, "Anterior-Posterior Center of Pressure Analysis for the DIP/VIP Balance Maintenance model: Formalization and Preliminary Results," *2021 10th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)*, 2021, DOI: 10.1109/NER49283.2021.9441159.
- [4] M. B. Terra, R. A. Da Silva, M. E. B. Bueno, H. B. Ferraz, and S. M. Smali, "Center of pressure-based balance evaluation in individuals with Parkinson's disease: a reliability study," *Physiotherapy Theory and Practice*, vol. 36, no. 7, pp. 826-833, 2020, DOI: 10.1080/09593985.2018.1508261.
- [5] V. Lugade, V. Lin, and L.-S. Chou, "Center of mass and base of support interaction during gait," *Gait & Posture*, vol. 33, no. 3, pp. 406-411, 2011, 10.1016/j.gaitpost.2010.12.013.
- [6] S. Godha and G. Lachapelle, "Foot mounted inertial system for pedestrian navigation," *Measurement Science and Technology*, vol. 79, no. 7, 2008, DOI: 10.1088/0957-0233/19/7/075202.
- [7] A. Salarian, H. Russman, F.J.G. Vingerhoets, C. Dehollain, Y. Blanc, P.R. Burkhard, and K. Aminian, "Gait assessment in Parkinson's disease: toward an ambulatory system for long-term monitoring," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, no. 8, pp. 1434-1443, 2004, DOI: 10.1109/TBME.2004.827933.
- [8] A. F. Cordero, H.J.F.M. Koopman, and F. C. T. van der Helm, "Use of pressure insoles to calculate the complete ground reaction forces," *Journal of Biomechanics*, vol. 37, no. 9, pp. 1427-1432, September, 2004, DOI: 10.1016/j.jbiomech.2003.12.016.
- [9] L. Claverie, A. Ill, and P. Moretto, "Discrete sensors distribution for accurate plantar pressure analyses," *Medical Engineering & Physics*, vol. 38, no. 12, pp. 1489-1494, 2016, DOI: 10.1016/j.medengphy.2016.09.021.
- [10] J. A. Ramirez-Bautista, J. A. Huerta-Ruelas, S. L. Chaparro-Cardenas, and A. Hernandez-Zavala, "A review in detection and monitoring gait disorders using in-shoe plantar measurement systems," *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 10, pp. 299-309, 2017, DOI: 10.1109/RBME.2017.2747402.

- [11] J. Perry and J. R. Davis, "Gait Analysis: Normal and Pathological Function," *Journal of Pediatric Orthopaedics*, vol. 12, no. 6, 1992, DOI: 10.1001/jama.1992.03490220101046.
- [12] T. Chomiak, W. Xian, Z. Pei, and B. Hu, "A novel single-sensor-based method for the detection of gait-cycle breakdown and freezing of gait in Parkinson's disease," *Journal of Neural Transmission*, vol. 12, no. 8, pp. 1029-1036, 2019, DOI: 10.1007/s00702-019-02020-0.
- [13] M. F. Domingues, C. Tavares, C. Leitão, A. Neto, N. Alberto, C. Marques, A. Radwan, J. Rodriguez, O. Postolache, E. Rocon, P. André, and P. Antunes, "Insole optical fiber Bragg grating sensors network for dynamic vertical force monitoring," *Journal of Biomedical Optics*, vol. 22, no. 9, pp. 091507, 2017, DOI: 10.1117/1.JBO.22.9.091507.
- [14] M. Jankowiak, G. Pleiss, and J. R. Gardner, "Parametric gaussian processes regressors," *International Conference on Machine Learning, PMLR*, pp. 4702-4712, 2020, DOI: 10.48550/arXiv.1910.07123.



최유나

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

관심분야: 생체신호처리, 로봇제어



이대훈

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

관심분야: 생체모사, 메커니즘



최영진

2002 포항공과대학교 기계공학과(공학박사)
2005 한국과학기술연구원 지능로봇연구센터
선임연구원
2005~현재 한양대학교 ERICA 전자공학부
교수

관심분야: 로봇제어, 생체신호처리