

박우영¹, 허필원^{1*}

Wooyoung Park, Pilwon Hur

¹ Mechanical Engineering, Gwangju Institute of Science and Technology (Email: parkwooyoung@gm.gist.ac.kr)

Dynamics and Biomechanics Laboratory

서론 및 이론적 배경

□ 연구 필요성

- 최근 국제적 노령화로 인해 노인 대상 보행 보조 로봇의 수요가 증가하고 있다.
- 보행 동작은 다양한 요소에 영향을 받아 개개인의 편차가 커 분석 및 예측이 복잡하다.
- 이는 고전적인 동역학 제어기에서 어려움으로 작용하며, 복잡한 시스템을 제어하기 위해 구상된 기계학습 모델 또한 학습에 많은 데이터를 요구하는 점에서 어려움을 겪고 있다.

□ 연구 제시

- GPR은 데이터 기반 모델로 적은 데이터로도 준수한 비선형 회귀 예측 성능을 보여준다.
- 데이터 수집이 제한되는 개인 맞춤형 보행 보조 로봇 제어에서 큰 역할을 할 것으로 기대된다.

□ Gaussian Process Regression (GPR)

- GPR 모델의 방사형 커널은 다음과 같다.

$$k(x, x') = \sigma_f^2 \exp(-\|x - x'\|^2 / 2\lambda^2)$$

- m개의 학습 데이터와 n개의 feature를 가지는 GPR 모델의 공분산 행렬은 다음과 같다.

$$K(X_a, X_b) = \begin{bmatrix} k(x_1^a, x_1^b) & \dots & k(x_1^a, x_n^b) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ k(x_m^a, x_1^b) & \dots & k(x_m^a, x_n^b) \end{bmatrix}, \text{ where } a, b \in \{*, t\}$$

- 회귀 예측에는 아래 정의된 예측 지점(*)의 학습 데이터(t) 기반 사후 평균을 이용한다.

$$m_{pos} = K(X_*, X_t)[K(X_t, X_t) + \sigma_n^2 I]^{-1}(y_t - m(x))$$

- GPR 모델의 파라미터들은 아래와 같이 우도 최적화를 통해 구할 수 있다.

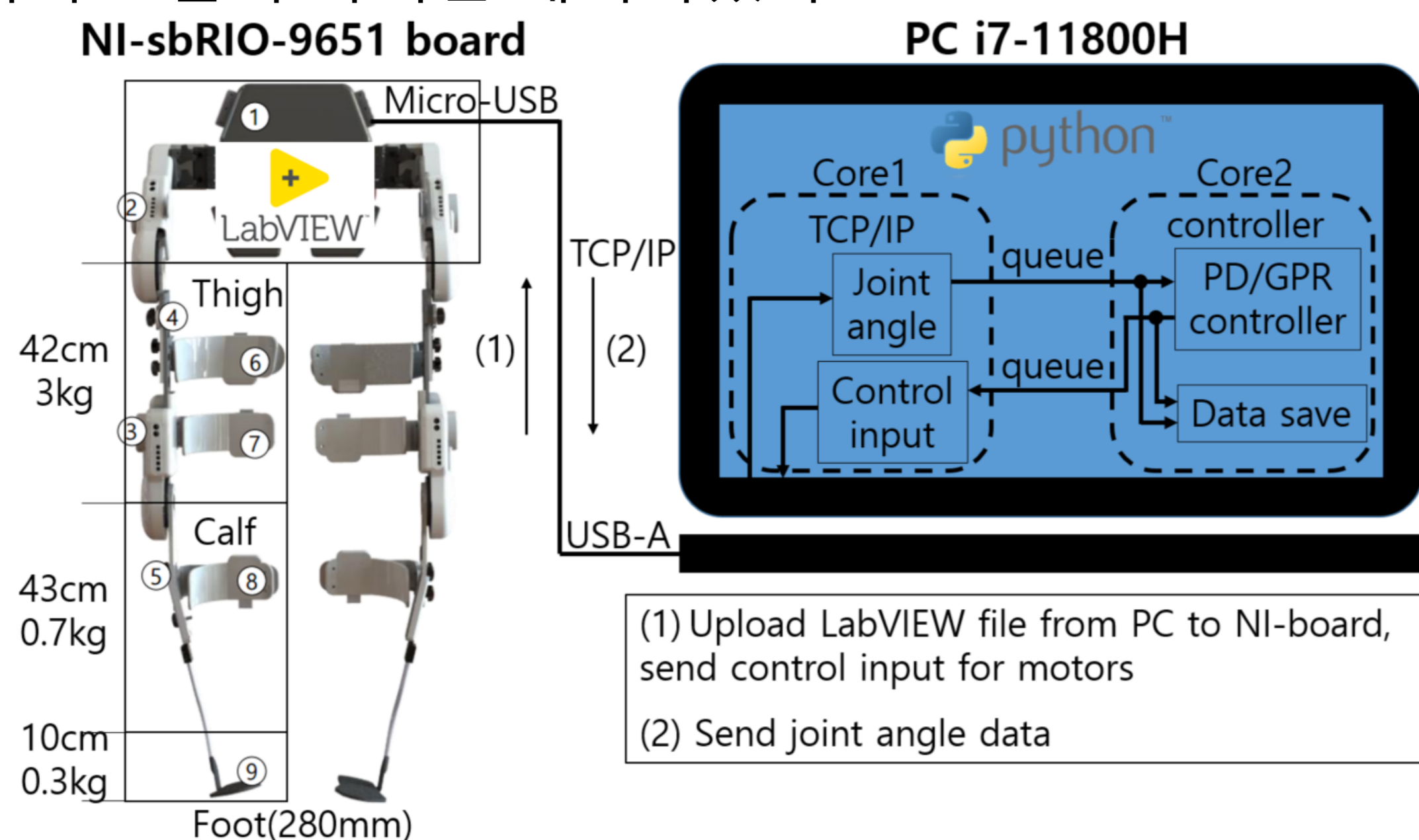
$$\text{for } \theta_j \in \{\lambda, \sigma_f, \sigma_n\}, K_y = K(X_t, X_t) + \sigma_n^2 I, \text{ and } \alpha = K_y^{-1} y_t$$

$$\frac{\partial}{\partial \theta_j} \log p(y_t | X_t, \theta) = \frac{1}{2} \text{tr}((\alpha \alpha^T - K_y^{-1}) \frac{\partial K_y}{\partial \theta_j})$$

실험 환경 및 과정

□ 실험 환경 설정

- Angeleg's 보행 보조 외골격 로봇이 실험에 사용되었고, 500 Hz TCP/IP 통신을 통해 PC에서 원격 제어하였다. 외골격 로봇은 지그 지지대에 고정되어 오른쪽 다리만 제어하였다.



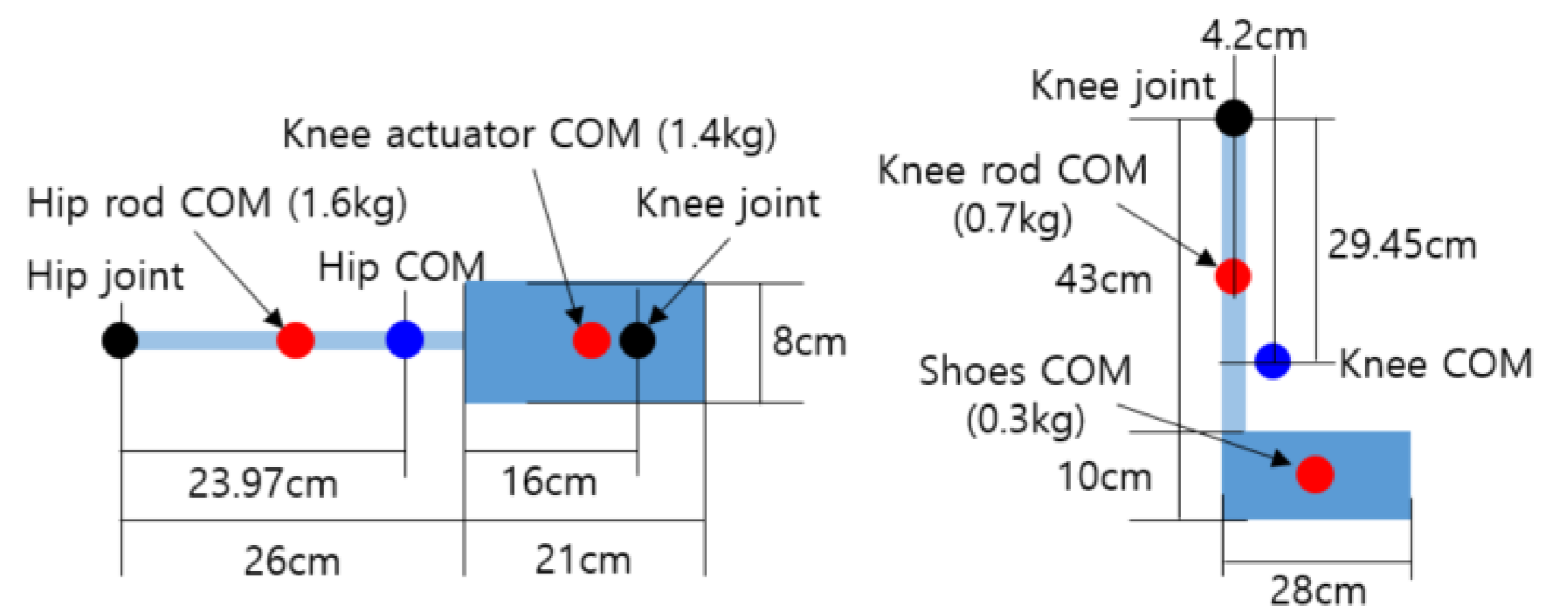
□ 실험 과정

- Angeleg's 보행 보조 외골격 로봇을 2-link 동역학 모델로 상정하여 관성 모멘트를 계산하였다. 각 관절의 댐퍼와 마찰계수는 다리의 자유낙하 운동을 선형 회귀 분석하여 얻었다.
- 위 2-link 동역학 모델을 python에서 구현하여 시뮬레이션 하였다. PD 제어기로 보행 궤적을 추적하여 보행 동작을 생성하고, 이를 GPR 모델에 학습시켰다. 이후 시뮬레이션에서 여러 조건의 GPR 제어기의 성능을 평가하였다.
- 위에서 학습한 GPR 모델을 실제 로봇에 적용하여 평가하였다.

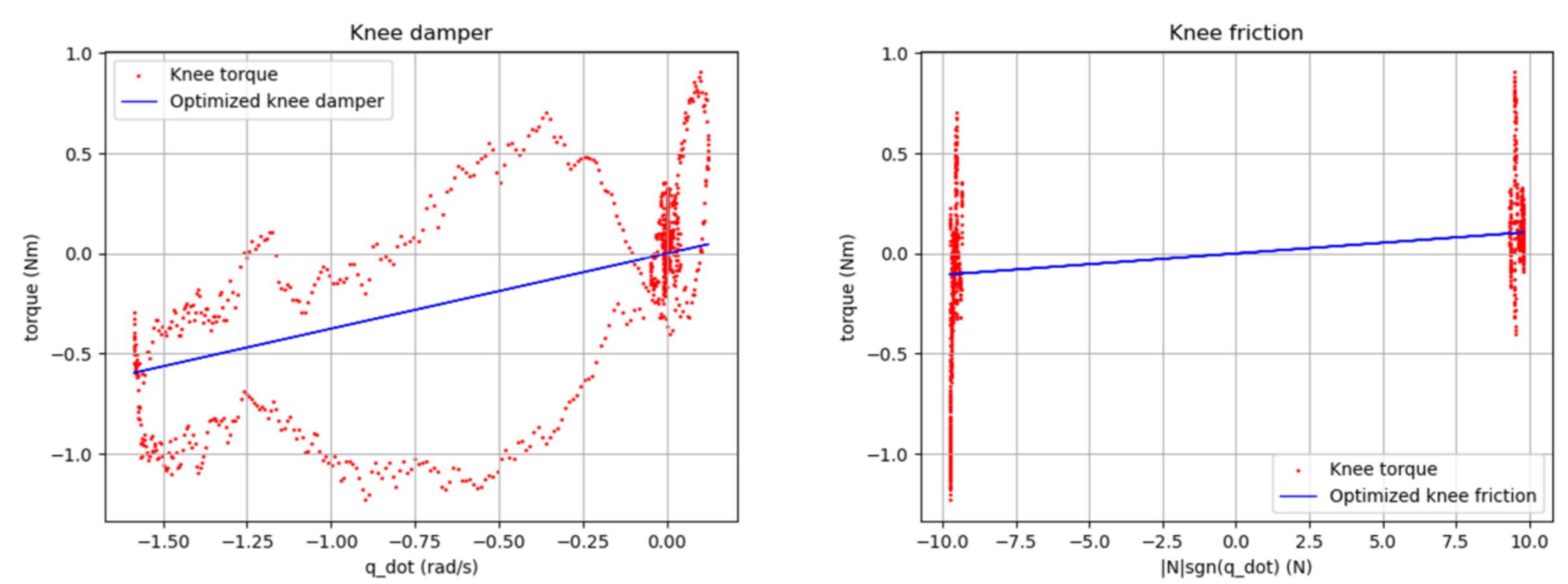
실험 결과 및 결론

□ 외골격 로봇의 2-link 동역학 모델

- 외골격 로봇은 다음과 같이 모델링 되었다.

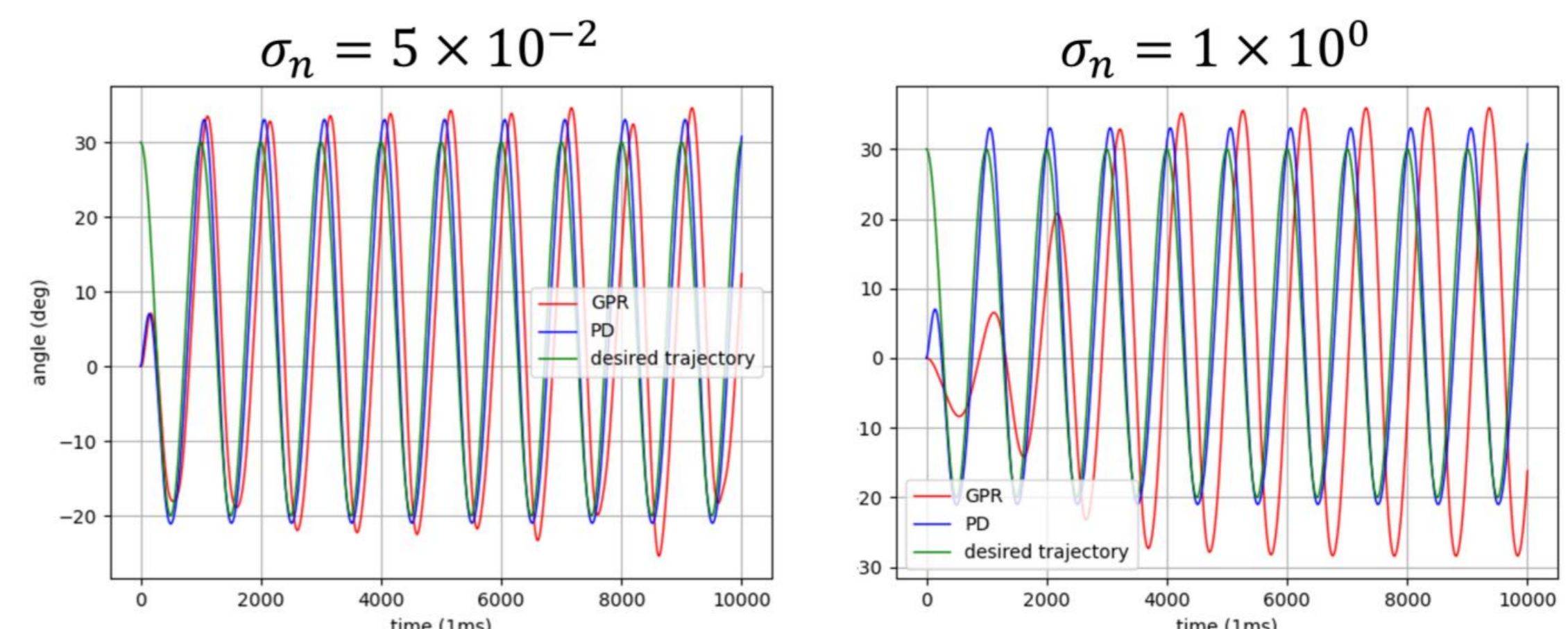


- 댐퍼와 마찰계수는 각속도와 수직항력에 비례하는 토크를 선형 회귀 분석하여 다음과 같이 구하였다.



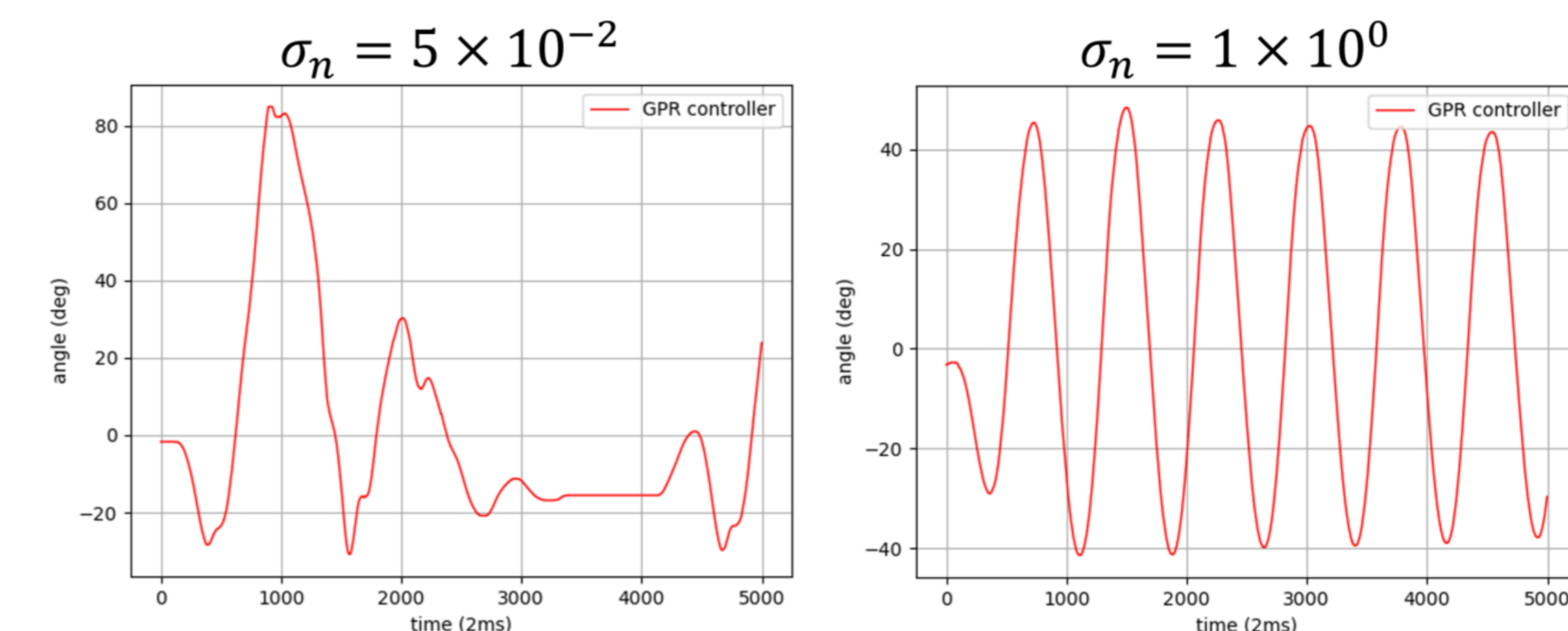
□ GPR 제어기 훈련 및 시뮬레이션

- GPR 제어기는 hip과 knee 관절의 과거 10개 관절 각도와 이에 상응하는 보행 궤적 트래킹 PD 제어기의 토크 입력 데이터 세트를 GPR 모델에 학습하여 생성하였다.
- GPR 모델 학습은 우도 최적화로 수행하였고, 노이즈 파라미터 σ_n 은 하이퍼 파라미터로서 고정하였다. 2개의 노이즈 파라미터: $\sigma_n = 5 \times 10^{-2}$ 와 $\sigma_n = 1 \times 10^0$ 가 각각 학습에 사용되었다.
- 시뮬레이션에서의 GPR 제어기는 다음과 같이 동작하였다.



□ 실제 환경에서의 제어기 평가

- 위 시뮬레이션에서 학습된 GPR 제어기들은 실제 외골격 로봇 실험 환경에서 실행되었다.



□ 토론 및 결론

- 시뮬레이션에서 작은 노이즈 파라미터로 훈련된 GPR 제어기는 훈련 데이터의 PD 제어 궤적을 보다 잘 모방하였다.
- 실제 환경에서는 큰 노이즈 파라미터로 훈련된 GPR 제어기가 보다 적절한 보행 동작을 구현하였다.
- GPR 모델의 높은 노이즈 파라미터가 모델의 flexibility를 낮추어 모델을 일반화 시킴으로써 다양한 환경에서 사용 가능한 일반화된 제어기를 생성할 수 있었다.
- 추후 연구로 실제 로봇을 착용하여 본 제어기를 적용할 예정이다.