

3 자유도 다리 시스템의 실시간 제어를 위한 전신 MPPI

Whole Body MPPI for Real-time Control of a 3-DoFs Leg system

○서 윤 수^{1,2}, 임 묘 택¹, 이 이 수^{2*}

¹⁾ 고려대학교 전기전자공학부 (TEL: 02-3290-3698; E-mail: mlim@korea.ac.kr)

²⁾ 한국과학기술연구원(KIST) 휴머노이드연구단 (TEL: 02-958-5733; E-mail: yisoo.lee@kist.re.kr)

Abstract This study proposes a whole body Model Predictive Path Integral (MPPI) approach for unified motion planning and control verified on a leg with 3 actuated DoFs. While humanoid robots show great potential, high-dimensional dynamics present significant challenges of control. Whole Body Dynamics (WBD), by considering full-body dynamics, enables more physically consistent and dynamically rich motions suitable for real-world tasks without restrictive assumptions. To this end, recent approaches combine WBD with Model Predictive Control (MPC) to achieve real-time planning that is responsive to disturbances, and capable of generating more stable and agile motions. However, traditional MPC methods face computational challenges in real-time applications. This study utilizes MPPI, which leverages sampling techniques to optimize motion while maintaining efficiency. Simulations verify that the proposed method effectively integrates full-body dynamics and enables real-time motion planning and control, with potential for future dynamic locomotion tasks.

Keywords Model Predictive Path Integral, Robot Control, Humanoids, Whole Body Controller

1. 서론

휴머노이드 로봇은 전신이 수십개의 관절로 구성된 다자유도 시스템인 만큼, 전신 동역학을 고려한 제어는 계산적으로 매우 복잡하며, 균형유지 조건 등을 고려한 물리적으로 타당한 동작을 실시간으로 생성하기 어렵다.

이러한 문제를 해결하기 위해, 역진자와 같은 단순화한 모델 기반 Model Predictive Control (MPC)로 유효한 무게중심 경로를 계획하고, 이를 전신 동역학 기반 제어기로 조작하는 방식이 흔히 사용된다. 이 경우 모델을 단순화하는 과정에서 실제 시스템과의 오차가 발생하며, 선형화 시 가정한 제약 조건 내에서만 동작을 생성할 수 있기 때문에 동작의 다양성이 크게 제한된다[1]. 이런 한계를 극복하고자 전신 동역학 기반 MPC 플래닝으로 보다 다채로운 동작을 가능하도록 하는 연구들이 최근 수행되고 있다.

그러나 기존의 MPC는 Quadratic Programming 기반 계산을 사용하기 때문에 연산 비용이 커서 실시간 제어에 어려움을 겪고 있기에 Differential Dynamics Programming (DDP)나 Model Predictive Path Integral (MPPI) 등의 방법이 연구되고 있다[1].

DDP는 동역학과 비용함수에 대한 이차 정보를 활용해 빠른 수렴 속도를 보이지만, 비용함수가 미분 가능해야 하기에 비선형적인 모델을 다루기 어렵다. 그에 반해 MPPI는 샘플링 기반의 접근을 통해 최적 동작을 도출하며, 도함수를 사용하지 않고도 비선형 모델을 직접 활용할 수 있기에 구현이 간단하고 유연성이 높다. 또한, 병렬화가 가능해 계산 속도 측면에서도 이점을 가진다[2].

본 논문에서는 MPPI로 3 DoFs의 다리 시스템에서 모션을 계획하고 제어할 수 있는 전신 MPPI를 제안한다. 특히, 족형 로봇의 경우 관절 토크와 지면 접촉력을 함께 최적화해야 하는 어려움이 있는데, 관절 토크만 최적화할 수 있는 식을 활용하여 이를 해결했다. 제안된 방법은 시뮬레이션을 통해 접촉 상태에서 몸통(Base body)이 목표 지점으로 수렴하는 작업으로 성능을 검증하였다.

2. 본론

2.1 MPPI Algorithm

MPPI는 현재 상태를 입력값으로 받아, 제어 입력을 랜덤하게 샘플링한 후, 시스템 동역학에 기반하여 미래 시간 범위의 상태를 예측한다. 이후 각 예측 경로에 대한 누적 비용을 계산하고, 이 비용에 따라 각 경로에 확률적 가중치를 부여하여 최적 제어 입력을 갱신한다. 갱신된 제어 입력 중 첫번째 제어 입력만을 시스템에 적용하며, 나머지 입력은 다음 타임스텝의 최적화 초기값으로 활용된다. 이 과정을 반복함으로써, 실시간 최적 제어를 가능하게 한다 [3].

2.2 Dynamic Model

로봇의 전신 동역학은 접촉력 f_c 를 포함하여 다음과 같이 표현할 수 있다:

$$\tau = M\ddot{q} + h + g + J_c^T f_c \quad (1)$$

여기서 τ 는 관절 토크, M 은 관성 행렬, q 는 관절각도 벡터 h 는 코리올리/원심력 벡터, g 는 중력 벡터, J_c 은 접촉 지점에 대한 자코비안 행렬을 의미한다. 이때, 정적인 접촉 조건 ($\ddot{x}_c = \dot{x}_c = 0$)을 만족하기 위한

접촉력은 다음과 같이 표현할 수 있다[3]:

$$f_c = \bar{J}_c^T \tau - (\mu_c + p_c) \quad (2)$$

여기서 \bar{J}_c^T 는 J_c^T 의 역행렬, μ_c, p_c 는 각각 접촉공간에 대한 중력 벡터와 코리올리/원심력 벡터이다.

식 (2)를 식 (1)에 대입하면, 접촉 제약이 반영된 전신 동역학 식은 다음과 같이 유도된다.

$$M\ddot{q} + h + g + -J_c^T(\mu_c + p_c) = (I - J_c^T \bar{J}_c^T) \tau \quad (3)$$

이 식을 사용하면 동역학 식에서 접촉력이 f_c 가 명시적으로 제거되는 한편, 접촉 유지 조건하에서 생성 가능한 제어 토크가 접촉을 위배하지 않는 이점을 얻을 수 있다 [3].

이에 따라 MPPI 최적화에서는 단일 변수 τ 에 대해서만 샘플링을 수행해 계산 효율을 향상시킬 수 있게 하였다. 즉, 기존 MPPI가 식 (1)을 바탕으로 서로 다른 차원의 변수인 τ 와 f_c 를 동시에 샘플링하면서 발생한 문제점들을 극복할 수 있다.

2.3 Simulation Setup & Result

Intel I7-12700F, RAM 32GB의 사양을 가진 PC로 Mujoco Simulator에서 C++로 구현하였다. 로봇은 3 자유도의 다리 시스템으로, 가능한 제어 차원을 맞추주기 위해 X, Z로만 움직일 수 있게 2차원으로 환경을 구성하였다.

본 연구에서는 토크의 변화량을 샘플링하여 업데이트 주기 dt 0.005 s, 샘플 개수 100, 분산 0.05로 총 0.025 s를 미래 예측 시간으로 설정하고 시뮬레이션을 진행하였으며, 비용함수는 아래 C_s 와 같다.

$$C_s = C_{goal} + 1000s \quad (4)$$

C_{goal} 는 작업에 있어서 가장 큰 가중치를 둔 비용 함수로, 예측한 상태의 위치와 목표 위치 사이의 차이로 구한 비용 함수이다. Zero Moment Point(ZMP)는 로봇이 넘어지지 않고 균형을 유지하기 위한 동적 안정성의 지표로, ZMP가 지지구역을 벗어나면 균형 유지가 어렵다. 따라서 ZMP가 지지영역 밖으로 벗어난 경우, 해당 상황에 대해 $s=1$ 로 하여 패널티를 부여하였다.

$$\tau = \tau^* + K_p(q_{des} - q) + K_d(-\dot{q}) \quad (5)$$

제어기는 위 식(5)과 같이 최적화된 $\tau^* = \tau_{prev} + \Delta\tau$ 와 최적값으로 상태 업데이트 된 q_{des} 를 활용하여 설계하였다.

작업으로는 발바닥 지면접촉을 유지하며 몸통의 위치와 방위가 잘 제어되는지 보기 위해, 몸통이 실제로 도달 가능한 지점과 갈 수 없는 지점을 목표지점으로 주었다.

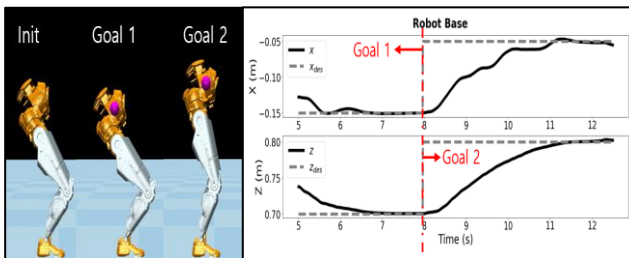


그림 1. 목표 지점에 수렴하는 X, Z

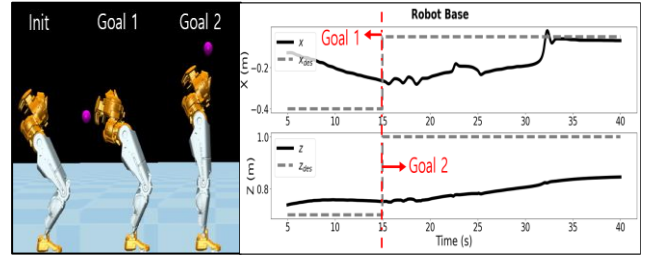


그림 2. 도달 불가능한 목표 지점에 따른 X, Z

실험결과, MPPI를 통해 얻은 최적 제어 입력값을 가지고 제어를 진행했을 때에도 그림 1과 같이 접촉을 잘 유지하며 수렴하는 모습을 확인할 수 있었다. 또한, 그림 2와 같이 접촉을 유지할 수 없는 지점을 목표 지점으로 주었을 시에도 접촉을 유지하며 최대한 도달하려 하는 모습을 확인할 수 있었다. 모든 작업에 대한 연산시간은 평균 4.73 ms로 200 Hz 실시간 제어가 가능했다. 연산시 MPPI의 장점인 병렬처리를 적용하지 않았음에도 빠른 연산이 가능했으며, 추후 병렬 연산 적용시 보다 높은 자유도의 이족로봇의 실시간 전신 MPC가 가능할 것으로 기대된다.

3. 결론

본 연구에서는 전신 MPPI의 초기 연구로, 3DoFs 다리 시스템에 적용하여 경로계획 없이도 로봇이 넘어지지 않으며 몸통을 실시간으로 제어할 수 있음을 보였다.

추후 연구에서는 병렬처리와 함께 접촉 전환을 고려하고 더 높은 자유도를 가진 로봇 시스템에 적용할 계획이다. 이를 통해 다양한 접촉 상태에서의 동적 상호작용을 처리하고, 보다 정교하고 강건한 제어를 구현할 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

- [1] Gu, Zhaoyuan, et al., "Humanoid locomotion and manipulation: Current progress and challenges in control, planning, and learning," *arXiv preprint arXiv:2501.02116*, 2025.
- [2] Williams, Grady, Andrew Aldrich, and Evangelos Theodorou. "Model predictive path integral control using covariance variable importance sampling." *arXiv preprint arXiv:1509.01149* (2015).
- [3] Williams, Grady, Andrew Aldrich, and Evangelos A. Theodorou, "Model predictive path integral control: From theory to parallel computation," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 40, no. 2, pp. 344-357, 2017.
- [4] Park, Jaheung, and Oussama Khatib, "Contact consistent control framework for humanoid robots," *Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006.*, IEEE, 2006.