

로봇 매니퓰레이터의 동작 계획을 위한 모델 예측 경로 적분 제어의 적응형 샘플링 접근

유지민¹, 강동엽², 동지연², 박찬은¹

¹경북대학교, ²한국전자통신연구원

rktdbzos45@knu.ac.kr, kang@etri.re.kr, jydong@etri.re.kr, chaneun@knu.ac.kr

Adaptive sampling approach to model predictive path integral control for motion planning of robot manipulators

Ji Min Yu¹, Dongyeop Kang², Jeyeon Dong², Chan-eun Park¹

¹Kyungpook National University, ²Electronics and Telecommunication Research Institute

요약

본 연구는 동적 장애물 환경에서 로봇의 안전한 경로 계획을 위해 모델 예측 경로적분(Model Predictive Path Integral, MPPI) 제어와 위험도 기반 적응형 샘플링을 결합한 방법을 제안한다. 제안 방법은 장애물과의 상대적 위험도에 따라 샘플 수를 변화시키는 방법을 통해 탐색 밀도와 계산 효율을 동시에 확보한다. NVIDIA cuRobo 프레임워크와 Isaac Sim을 이용한 시뮬레이션 실험에서 제안된 방법과 고정 샘플링 방식의 비교 평가를 수행하였다. 실험 결과를 통해 제안 방식은 충돌 발생을 줄이고 목표 도달의 안정성을 높이는 동시에 계산 비용을 관리 가능한 수준으로 유지하여 안전성과 효율성을 유의미하게 향상시킬 수 있음을 보여준다.

I. 서론

최근 로봇 매니퓰레이터는 공장 물류 분류, F&B 산업의 음료 및 음식 제조, 의료 분야의 보조 작업 등 다양한 산업 현장에서 활용되고 있으며, 복잡한 환경 속에서도 안전하고 정밀한 작업 수행 능력이 요구되고 있다. 이에 따라 로봇이 작업 도중 주변 환경과 상호작용하면서도 충돌을 피할 수 있도록 하는 경로 계획 기술이 활발히 연구되고 있다. 특히, 실제 환경에서는 고정된 작업 공간의 정적 장애물뿐만 아니라, 작업자·이동 로봇·컨베이어 시스템 등과 같이 시간에 따라 위치와 속도가 변화하는 동적 장애물이 존재하므로, 이를 회피할 수 있는 능력이 필수적이다[1]. 이러한 환경에서 로봇 매니퓰레이터의 경로 계획은 안전성과 효율성을 동시에 만족해야 한다. 이를 위한 대표적인 기법 중 하나인 MPPI 제어는 샘플링 기반 탐색을 통해 복잡한 동역학과 다양한 제약 조건을 처리할 수 있으며, 실시간 정책 갱신이 가능하다는 점에서 널리 활용되고 있다. 그러나 기존의 MPPI는 고정된 샘플 수 설정에 의존하기 때문에, 동적 장애물 환경에서 일관되게 성능을 보장하기 어렵다는 한계가 존재한다[2]. 예를 들어, 샘플 수가 적으면 위험 구간에서 탐색이 부족해 충돌 가능성이 높아지고, 반대로 샘플 수가 과도하면 안전 구간에서도 불필요한 연산이 발생하여 실시간성이 저하된다. 이러한 특성은 MPPI의 실제 환경 적용성을 제약하는 주요 원인으로 지적되고 있다.

본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 위험도 기반 가변 샘플링 기법을 MPPI 알고리즘에 통합하는 방법을 제안한다. 제안 방식은 장애물의 속도 및 엔드이펙터와 장애물 간 거리를 기반으로 위험도를 계산하고, 이를 바탕으로 샘플 수를 하한과 상한 범위 내에서 동적으로 조절한다. 위험도가 높은 구간에서는 탐색 밀도를 증가시켜 안전성을 강화하고, 위험도가 낮은 구간에서는 연산 비용을 절감하여 효율성을 개선하는 것이 핵심 아이디어이다. 본 연구에서는 Isaac Sim과 NVIDIA cuRobo 프레임워크를 활용하여 다양한 동적 장애물 시나리오에서 제안 기법의 효과를 검증하였으며, 기존 고정 샘플링 방식과 비교하여 충돌 감소와 연산 효율성 향상을 동시에 달성함을 확인하였다. 이러한 결과는 MPPI의 샘플링 전략을 환경 위험도에 따라 동적으로 조정하는 접근이 실제 응용에서 갖는 잠재력을

뒷받침하여 향후 다중 로봇 시스템, 비선형 동역학을 가진 복합 매니퓰레이터, 또는 강화학습 기반 제어와의 융합 연구로도 확장될 수 있다.

II. 본론

2.1 위험도 기반 가변 샘플링 MPPI 설계

본 연구에서는 MPPI 제어 알고리즘의 샘플 수를 동적으로 조절하기 위해, 장애물의 속도와 장애물과 엔드이펙터 간 거리를 기반으로 위험도를 계산하였다.

MPPI는 다변량 가우시안 분포로부터 N 개의 제어 입력 시퀀스를 샘플링하고, 각 시퀀스에 대해 누적 비용 L_n 을 계산한 후, 비용 기반 가중치 ω_n 을 산출한다. 가중치는 다음 식(1)과 같이 정의된다.

$$\omega_n = \frac{\exp\left(-\frac{L_n - L_{\min}}{\lambda(L_{\max} - L_{\min})}\right)}{\sum_{m=1}^N \exp\left(-\frac{L_m - L_{\min}}{\lambda(L_{\max} - L_{\min})}\right)} \quad (1)$$

최종 제어 입력(μ_t)은 샘플들(입력 $u_{n,t}$)의 가중 평균

$$\mu_t = \sum_{n=1}^N \omega_n u_{n,t} \text{으로 계산된다.}$$

위와 같은 MPPI 구조에서, 본 연구는 위험도 기반 가변 샘플링 정책을 설계하였다. 장애물 속도는 현재 속도를 최대 속도로 나누어 정규화하였다. 또한 거리에 대해서는 가까울수록 위험이 급격히 증가하는 특성을 부드럽게 표현하기 위해 지수 감쇠 함수를 사용하였다. 이를 통해 특이점 없이 안정적인 제어 및 최적화가 가능하며, 거리 정규화는 $\exp(-d/D_0)$ 와 같이 정의된다. 여기서 d 는 end-effector와 장애물 간 유클리드 거리, D_0 는 위험이 유의미하게 작용하는 거리 범위를 나타내는 거리 척도이다. $d = 0$ 일 때 최대 위험을 나타내며, 거리가 멀어질수록 위험도는 0에 빠르게 수렴한다. 최종 위험도 R 은 속도 정규값과 거리 정규값을 가중합하여 계산

하였으며, 비용 함수의 가중치는 속도 0.6, 가속도 0.4로 설정했다[3]. 계산된 위험도는 MPPI의 가변 샘플 수 결정에 사용되었으며, 샘플 수는 최소 400개에서 최대 1000개 사이에서 변화도록 설정하였다. 이는 샘플 수가 1000개일 때 샘플링된 경로를 통해 최종 경로를 계산하는데 소요되는 시간이 약 11ms이며, Isaac Sim의 시뮬레이션 주기(0.016초) 내에 처리 가능한 범위이다.

2.2 장애물 회피 환경 구성

실험 환경에서 사용된 장애물은 한 번의 길이가 0.1m인 정육면체 형태로 설정하였다. 장애물의 이동 속도는 가변적으로 구성하였으며, 최저 속도를 0.2m/s, 최고 속도를 0.5m/s로 설정하고, 주기 5초의 사인파 형태로 변화하도록 하였다. 이를 통해 장애물이 일정한 패턴을 가지면서도 시간에 따라 속도가 지속적으로 변하는 동적 환경을 구현하였다.

장애물의 위치는 로봇의 작업 공간 한계를 고려하여, x축과 z축의 좌표를 각각 0.5m로 고정하고, y축 좌표를 -0.5m에서 0.5m 사이를 왕복 이동하도록 설정하였다. 이러한 설정은 장애물이 로봇의 작업 경로를 가로지르도록 하여 회피 동작을 유도한다.

목표 위치는 로봇이 다양한 방향으로 움직이도록 무작위로 부여하였다. z축 좌표는 0.5m로 고정하고, x축 좌표는 0.5m에서 0.6m 범위 내에서, y축 좌표는 -0.5m에서 0.5m 범위 내에서 무작위로 선택되도록 하였다. 이를 통해 실험에서 로봇이 서로 다른 시작 목표 조합에 대해 다양한 회피 경로를 생성하도록 하였다.

2.3 시뮬레이션

실험은 NVIDIA Isaac Sim 환경에서 진행하였다. 로봇 매니퓰레이터가 무작위로 생성되는 목표 지점에 도달하는 과정을 하나의 에피소드를 정의하였다. 로봇이 목표 지점에 도달하면 새로운 목표 지점이 무작위로 생성되며, 다음 에피소드가 시작되도록 구성하였다. 반대로 로봇이 목표 지점으로 이동하는 과정에서 장애물과 충돌이 발생할 경우, 해당 에피소드는 즉시 종료되고 로봇은 초기 자세로 복귀한 뒤 새로운 목표 지점으로 이동을 시작하여 다음 에피소드가 진행되도록 하였다. Fig. 1은 로봇 매니퓰레이터가 장애물을 회피하여 목표 지점으로 이동하기 위해 MPPI 알고리즘을 통해 경로를 생성하고 이를 시각화한 예시이다. 각 스텝에서 Fig. 1과 유사한 경로가 생성되며, 장애물의 속도와 장애물과의 거리와 같은 요소에 따라 샘플 수가 변화함에 따라 경로의 수도 달라진다. 이를 통해 제안 기법이 상황에 따라 적응적으로 샘플 수를 조정하여 안정적인 경로 생성을 수행함을 확인할 수 있다.

2.4 실험 결과

고정 샘플링(400개) 환경과 가변 샘플링 환경에서 각각 1,500 에피소드를 수행하였으며, 각 에피소드에서 발생한 충돌 횟수를 측정하여 에피소드

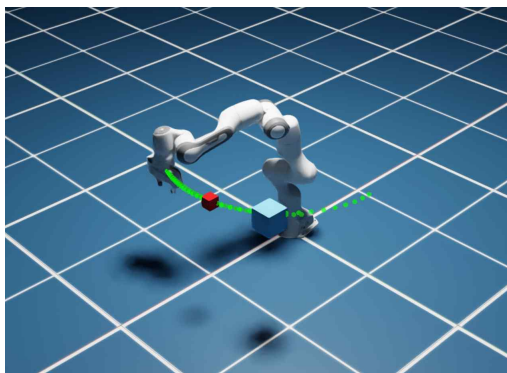


Fig.1 Trajectory planning and execution to reach a

target with obstacle avoidance

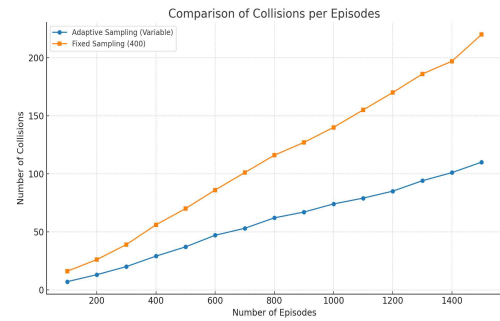


Fig.2 Comparison of collision counts between fixed sampling and adaptive sampling

수가 100개 증가할 때마다 기록하였다. 실험 결과, Fig. 2에서 확인할 수 있듯이 고정 샘플링 환경은 1,500 에피소드 동안 총 220회의 충돌이 발생하여 약 85%의 성공률을 보였다. 반면, 가변 샘플링 환경에서는 동일 조건에서 110회의 충돌만 발생하여 약 93%의 성공률을 기록하였다. 특히 고정 샘플링 환경은 가변 샘플링 환경에 비해 약 2배 높은 충돌 위험을 나타냈다. 이러한 결과를 통해, 장애물의 속도와 엔드이펙터와의 거리를 반영한 가변 샘플링 기법이 기존 고정 샘플링 방식보다 동적 장애물 회피 성능을 효과적으로 향상시킴을 확인할 수 있었다.

III. 결론

본 연구에서는 MPPI 제어 알고리즘을 기반으로, 장애물의 속도와 엔드이펙터와의 거리를 고려한 위험도 기반 가변 샘플링 기법을 도입하여, 동적 장애물 환경에서의 충돌 감소와 경로 수행 안정성 향상을 확인하였다. 제안 방식은 위험 구간에서 탐색 밀도를 높여 안전성을 높이고, 비위험 구간에서는 연산 예산을 절감함으로써 전반적인 효율을 확보하였다. 실제 시뮬레이션 환경에서 고정 샘플링 대비 약 2배 이상의 충돌 위험 감소 효과를 보임으로써, 동적 장애물 환경에서의 회피 성능과 안정성을 동시에 확보할 수 있음을 확인하였다.

한편, 본 연구는 파라미터 설정의 수동 튜닝과 시뮬레이션 중심 평가라는 한계를 가진다. 향후 연구에서는 실제 로봇 실험을 통한 검증, 위험도 추정기의 학습 기반 고도화 및 계산 비용을 고려한 샘플링 스케줄 최적화를 통해 제안 기법의 적용 가능성과 성능을 더욱 확장하고자 한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문(또는 저서, 특허)은(는) 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 과학기술사업화진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임('학연협력플랫폼구축 시범사업' RS-2023-00304776, RS-2023-00304695).

참 고 문 헌

- [1] Liu, L., Zhang, H., Chen, Y., "A survey on manipulator motion planning in dynamic environments," Robotics and Autonomous Systems, vol. 173, 104521, 2024.
- [2] Patrick, M., and Bakolas, E., "Model Predictive Path Integral Control: A Review and Future Directions," Annual Reviews in Control, vol. 58, pp. 129 - 142, 2024.
- [3] Liu, Y., Wu, Y., and Zhao, D., "Driving Safety Field Theory: Dynamic Risk Assessment for Autonomous Driving," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 24, no. 3, pp. 2543 - 2555, Mar. 2023.