

역접근성 지도 기반 실시간 로봇 베이스의 위치 결정

Real-time Robot Placement-based Inverse Reachability Map

이 태 검¹, 최 정 현¹, 황 먼 중^{1,*}
(Tae Gyeom Lee¹, Jung Hyun Choi¹, and Myun Joong Hwang^{1,*})

¹Department of Mechanical and Information Engineering, University of Seoul

Abstract: This paper presents an efficient method for determining optimal robot base placement based on target end-effector poses. While traditional approaches involve time-consuming online computations, our method uses a precomputed 3D inverse reachability map (IRM) to reduce computational costs. The 3D IRM is constructed offline by dividing the workspace into voxels and sampling potential base poses relative to each end-effector pose. Given a specific task, a 2D IRM is generated by slicing the 3D IRM with a task-specific plane and transforming it into the world frame. This enables rapid evaluation of candidate base poses on a predefined ground plane. We further integrate multiple 2D IRMs for different task poses and evaluate candidate base configurations using an accumulative manipulability score derived from inverse kinematics solutions and manipulability measures. Our algorithm significantly reduces computation time compared to other methods while ensuring feasible and manipulable base placements for the task poses.

Keywords: inverse reachability map, capability map, manipulability, mobile manipulation

I. 서론

로봇의 작업 공간에 따른 조작 능력을 정량화하고 공간상에 표현하기 위한 방법으로 조작성 지도(capability map) [1]가 제안되었다. 조작성 지도는 로봇의 말단 장치의 작업 능력을 미리 계산하여 작업 공간에서 시각적으로 표현한 것으로, 로봇 관절 공간에 익숙하지 않은 비전문가도 작업 공간에 따른 로봇의 작업 능력을 알 수 있다. 하지만 작업이 정해진 경우에는 로봇이 어떤 위치에서 작업을 하느냐가 중요한 문제이다. 모바일 매니퓰레이터[2]나 휴머노이드 로봇[3]과 같이 베이스의 이동성을 가지고 있는 로봇에서 베이스 자세를 결정하는 문제는 로봇의 작업 성능과 직결된다. 특히 제조, 물류 및 자동화 분야[4] 등에서 로봇 베이스의 위치 결정(base placement)이 매우 중요한 문제로 자리 잡고 있다.

이를 해결하기 위한 방법으로 역접근성 지도(inverse reachability map) 개념이 제안되었다.[5] 조작성 지도가 베이스를 기준으로 작업 자세를 평가하는 반면 역접근성 지도는 주어진 작업 자세에 대해 가능한 베이스 위치를 정량적으로 평가한다. 이러한 특성 덕분에 다양한 자세를 샘플링하고 이를 이용해 최적의 베이스 위치를 결정하는 역접근성 지도 기반 방식이 연구되었다. 기존 역접근성 지도를 계산하는 방식[6]은 오프라인 과정으로 조작성 지도의 모든 자세에 접근하여 로봇 베이스의 자세를 구해낸다. 하지만 실제 환경에서는 주변 장애물, 작업 순서, 목표 자세가 동적으로 변화하므로, 고정된 역접근성 지도만으로는 실시간 대응이 어렵다는 한계가 있다.

이에 베이스 자세 결정을 위한 두 가지 연구방향에 존재한

다. 첫 번째로 제약조건과 시스템의 특징을 이용해 효율적으로 자세를 필터링하여 더욱 빠르게 역접근성 지도를 생성하는 방법이다. [7]에서는 휴머노이드의 위치 결정 문제를 풀기 위해 조작성 지수를 이용한 역접근성 지도를 구성하였다. 이때 로봇의 안정성 및 평면성 조건을 만족하는 자세만을 필터링하여 최적의 자세를 선정하였다. [8]은 모바일 매니퓰레이터의 운동 계획을 위해 자세들로 구성된 역접근성 쿼리를 구성하였다. 마찬가지로 평면성 조건과 제어 주기에 따른 이동 제한을 반영하여 일부 자세만을 이용해 최적 자세의 집합을 선정하였다. [9]는 모바일 조작 작업을 위해 역접근성 지도를 생성하였다. 또한 [8]과 비슷하게 평면성 조건, 모바일 베이스의 제약 조건을 고려하여 역접근성 지도를 생성하는 과정에서 파라미터의 개수를 줄이고 계산 효율성을 증가시켰다. 하지만 [7-9] 연구 모두 주변 환경이 빠르게 변화하는 경우에 실시간으로 대처하기 힘들다는 한계를 가지고 있다. [10]에서는 손목과 베이스의 360도 회전을 가정하여 6차원 정보를 4차원으로 낮춰 실시간으로 역접근성 지도를 생성하였다. 하지만 목표 자세에 대해서 0과 1로 구성된 역접근성 지도를 생성하여 효과적인 자세를 구하기 위해 많은 목표 자세의 집합이 필요하다는 한계가 있다.

두 번째로는 최근 학습 기반의 방법을 이용한 베이스 자세 결정 방법들이 연구되어 왔다. [11]에서는 주변 장애물을 반영하기 위해 신경망 기반의 Inv-Reach Net을 제안하였다. 3차원 합성곱 신경망을 통해 주변 장애물을 반영하여 역접근성 지도를 생성하고 기존 알고리즘에 비해 좋은 성능을 달성하였다. 하지만 3차원 CNN구조로 인해 추론 시간이 실시간

* Corresponding Author

Manuscript received April 18, 2025; revised May 23, 2025; accepted June 15, 2025

이태검: 서울시립대학교 기계정보공학과 석사과정(grwise0906@uos.ac.kr, ORCID[®] 0009-0005-4659-1998)

최정현: 서울시립대학교 기계정보공학과 석박사통합과정(cjh8919@uos.ac.kr, ORCID[®] 0000-0001-5814-2392)

황먼중: 서울시립대학교 기계정보공학과 교수(mjhwang@uos.ac.kr, ORCID[®] 0000-0003-1272-9985)

※ 본 연구는 산업통상자원부의 재난 및 위험작업 현장근로자의 사고방지를 위한 안전로봇 기술개발 사업(No. 20026194, 소방용 4족 보행 로봇 기반 인명탐지·화재진압 솔루션 개발 및 소방 로봇·센서 실증)의 지원을 받았음.

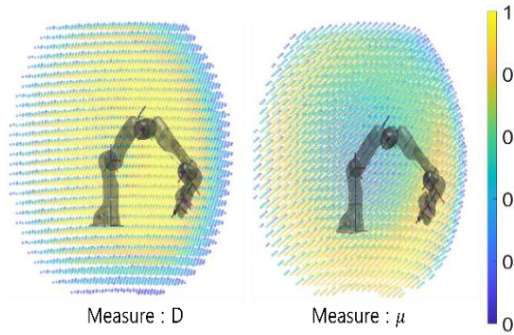


그림 1. 조작성 점수에 따른 조작성 지도.

Fig. 1. Capability map based on manipulability scores.

처리에 제약이 있으며, 사전 데이터가 제한적인 경우 일반화 성능이 떨어지는 문제가 존재한다. [12]에서는 하이브리드 강화학습 기법인 BHyRL을 제안하여 로봇의 베이스 위치 결정을 학습할 수 있도록 하였다. 이때 역접근성 지도를 사전 정보로 이용하여 새로운 작업에서의 학습을 가속화하고 높은 작업 성공률과 환경 적응성을 보였다. 하지만 로봇의 조작성을 명시적으로 반영하지 않았고 Sim2Real 차이 및 안전 제약에 대한 추가적 연구가 필요하다는 한계가 존재한다.

본 연구에서는 제약조건과 역접근성 지도의 기하학적 특징을 활용하여 효율적인 역접근성 지도를 생성 방법을 제안한다. 기존의 3차원 조작성 지도를 사전에 3차원 역접근성 지도로 변환한 후, 주어진 작업 자세에 따라 베이스 평면으로 절단하여 2차원 역접근성 지도를 생성하는 방법을 제안한다. 이 방법은 오프라인으로 생성된 많은 자세를 탐색하지 않고도, 베이스가 위치할 2차원 역접근성 지도를 실시간으로 생성할 수 있다.

본 연구의 기여점은 다음과 같다. 첫째로 2차원 역접근성 지도의 실시간 생성 방법을 제안하였다. 장애물과 주변 환경에 따라 말단 장치의 경로가 생성되는 경우 역접근성 지도를 실시간으로 계산할 수 있다. 둘째로 역접근성 지도 생성 방법을 이용해 여러 작업 자세에 대해 최적 베이스 자세를 구하는 기존 알고리즘을 단순화하여 계산 속도를 높였다. 이러한 과정을 통해 모델예측제어(model predictive control) 혹은 차분 동적 프로그래밍(differential dynamic programming) 방법[13]을 통해 모바일 매니플레이터나 휴머노이드의 운동 계획을 진행할 수 있다.

본 논문의 2장에서는 로봇의 말단 장치의 조작 능력을 평가하는 조작성 지도의 생성 방법을 설명한다. 3장에서는 말단 장치가 아닌 베이스의 자세를 평가하는 3차원 역접근성 지도를 생성 방법을 설명한다. 이후 3차원 역접근성 지도를 잘라 2차원 역접근성 지도를 만드는 방법을 제안한다. 4장에서는 임의의 자세에 대해 최적 자세 생성 및 역접근성 지도를 생성 시간 기존 모델[6]과 비교하고 시뮬레이션을 진행하였다. 또한 무작위 자세에 대하여 작업 성공률, 조작성 분포, 계산 시간에서 최신 모델[10]과 통계적 비교를 진행하였다. 마지막 5장에서는 결론과 연구의 한계점 그리고 향후 연구를 서술하였다.

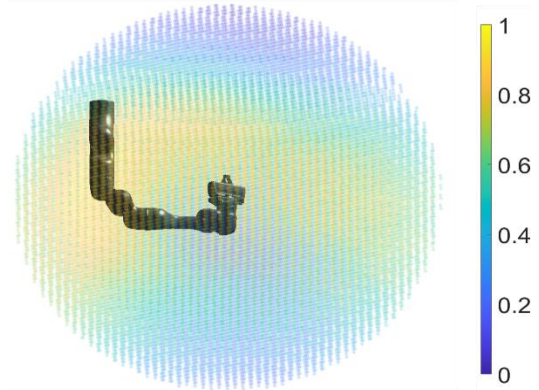


그림 2. 3차원 역접근성 지도.

Fig. 2. 3D inverse reachability map.

II. 조작성 지도

조작성 지도(capability map) [1]는 말단 장치의 작업 능력을 정량화하여 공간에서 시각적으로 보여주는 지도이다. 그림 1은 조작성 지도의 예시를 나타낸다. 파란색 공간은 로봇이 작업하기 힘든 공간을 의미하며 노란색 공간은 로봇이 작업하기 용이한 공간이라는 것을 의미한다. 조작성 지도를 이용하면 로봇 베이스 좌표계를 기준으로 로봇 말단 장치가 작업에 유리한 공간을 정량적으로 알 수 있게 된다. 조작성 지도는 로봇의 작업 공간을 복셀 크기 d 로 이산화하여 복셀(voxel)로 표현할 수 있다. 각 복셀마다 내접하는 구를 만들어 z 축이 구의 중심을 향하는 N 개의 균일한 자세의 표본 T_j 를 추출한다. 이때 $SE(3)$ 공간에서 균일한 자세를 샘플링하는 것은 어렵기 때문에 [1]의 방법을 이용하였다. 식 (1)과 같이 조작성 지도의 각 자세 T_j 에 대하여 a 개의 관절을 갖는 역기구학 해 $q_j = [q_{1j} \ q_{2j} \ \dots \ q_{aj}]^T$ 를 구하여 복셀 V_i 에 저장한다. 식 (2)와 같이 복셀 V_i 에 있는 자세들에 대해 복셀을 대표하는 점수를 얻을 수 있고 이 점수들은 로봇의 작업 공간에 대한 말단 장치의 정량적 작업능력을 표현한다.

$$\{q_j | IK(T_j) = q_j, T_j \in SE(3)\} \quad (1)$$

$$RM = \{(V_i, \mu_i) | i = 1, \dots, M\} \quad (2)$$

$$D = \frac{R}{N} * 100 \text{ with } R \leq N \quad (3)$$

$$w_j = \sqrt{\det(J(q_j)J(q_j)^T)}, \mu_i = \frac{\sum_{j=1}^N w_j}{N} \quad (4)$$

이때 복셀 점수 μ_i 는 역기구학 해의 개수를 이용하여 계산하거나 [1] 조작성 지수를 이용하여 [9] 계산한다. 역기구학 해의 개수를 이용하는 방법은 식 (3)과 같이 자세 개수 N 와 역기구학 해가 존재하는 자세 R 의 비율을 점수로 사용하는 방식이다. 하지만 그림 1의 좌측과 같이 단순히 도달할 수 있는가를 판단하며 작업 능력에 대한 지표를 포함하지 않는다. 두 번째 방식은 식 (4)의 조작성 지수를 이용한다. 각 복셀에 저장된 유효한 역기구학 해 q_j 를 이용해 조작성 지수 w_j 를 계산하고 평균을 이용한다. 그림 1의 우측과 같이 실제 로봇의 작업능력을 반영하여 점수를 결정할 수 있다는 장점을 갖는다.

조작성 지도는 복셀 개수 M 에 대해 유효한 R 개의 자세를 가지므로 총 $\sum_{i=1}^M R_i$ 개의 자세를 갖고 이에 대해 역기구학 해를 구해야 하기 때문에 오프라인에서 만들어 사용한다.

III. 역접근성 지도

1. 3차원 역접근성 지도(3D inverse reachability map)

3차원 역접근성 지도는 말단 장치를 원점으로 고정한 좌표계에서, 로봇의 베이스가 주변 공간에 배치될 수 있는 가능성을 시각적으로 표현한 지도이다. 이는 말단 장치를 기준으로 로봇이 어떤 위치와 자세로 배치되어야 해당 자세를 구현할 수 있는지를 정량적으로 나타낸다. 2장의 조작성 지도는 말단 장치 자세에 대한 조작성 지수를 계산하고 시각화한 것이다. 이 경우, 작업공간 상의 각 샘플링 자세는 말단 장치의 자세로 해석된다. 반면, 역접근성 지도에서는 말단 장치의 자세를 고정하고, 해당 자세를 실현할 수 있는 베이스의 자세를 대상으로 한다. 즉, 동일한 자세 샘플링 결과라도 조작성 지도에서는 말단 장치의 자세가 되고, 역접근성 지도에서는 베이스의 자세가 된다.

3차원 역접근성 지도를 생성하기 위해, 먼저 2장에서 사용한 것과 동일한 이산화 및 균일 자세 샘플링 방법을 활용하여 베이스의 자세 T_j 를 생성한다. 이후 각 자세의 역행렬 T_j^{-1} 을 계산하고, 이를 베이스에서 말단 장치까지의 자세로 간주하여 식 (5)를 이용해 역기구학 해를 구한다. 이 과정은 말단 장치 좌표계부터 베이스 좌표계까지 역방향 기구학 체인을 계산함으로써 각 관절 자세 q_j 를 구하는 과정을 의미한다. 해당 해를 바탕으로 조작성 지수 w_j 를 식 (4)를 통해 계산한다. 각 복셀 V_i 은 해당 위치에서 베이스가 배치될 수 있는 가능성을 점수로 표현하며, 이는 식 (6)을 이용해 계산된다. 만들어진 3차원 역접근성 지도는 그림 2와 같다

$$\{q_j | IK(T_j^{-1}) = q_j, T_j \in V_i\} \quad (5)$$

$$IRM = \{(V_i, \mu_i) | i = 1, \dots, M\} \quad (6)$$

$$T_{world}^{base} = task_k * (T_{i,j})^{-1} \quad (7)$$

2. 2차원 역접근성 지도(2D inverse reachability map)

기존 연구 [6]에서는 식 (7)을 활용하여 조작성 지도에 포함된 모든 자세 $T_{i,j}$ 에 대해 접근하고, 이를 기반으로 2차원 역접근성 지도를 구성하였다. 그러나 이러한 접근 방식은 계산 비용이 매우 크며, 특히 조작성 지도에 포함된 자세 수가 많을수록 2차원 역접근성 지도 생성에 상당한 연산 비용이 발생하게 된다. 이에 본 연구에서는 3차원 역접근성 지도를 미리 생성하여 복셀 점수 μ_i 를 계산해두고 기하학적 특성을 이용하여 2차원 역접근성 지도를 효율적으로 생성하려 한다.

그림 3은 로봇이 작업 자세 T_{world}^{ee} 를 가질 때, 평면 Π_{world}^{base} 상의 2차원 역접근성 지도를 나타낸다. 평면 Π_{world}^{base} 는 로봇 베이스가 위치한 평면으로 수직인 벡터 n 과 한 점 $c = [x_{world}^{ee} \ y_{world}^{ee} \ \alpha]^T$ 을 이용해 식 (8)과 같이 구할 수 있다. 3차원 역접근성 지도와 Π_{world}^{base} 가 만나 생기는 단면을 구하면 2차원 역접근성 지도를 얻을 수 있으나 3차원 역접근성 지도는 말단 장치 좌표계 기준으로 표현되어 있으므로 그림 4와 같이 Π_{ee}^{base} 을 말단 장치 좌표계 기준으로 바꾸어 주어

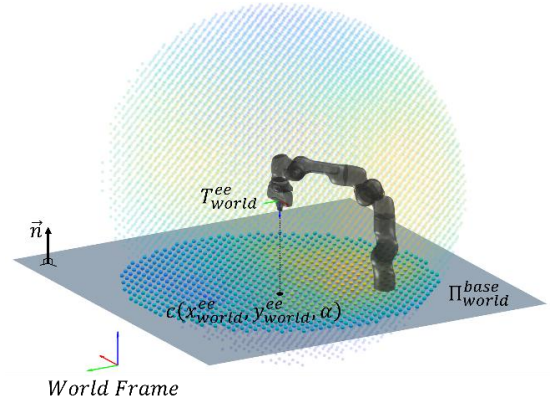


그림 3. 월드 좌표계 기준 2차원 역접근성 지도.
Fig. 3. 2D inverse reachability map in world frame.

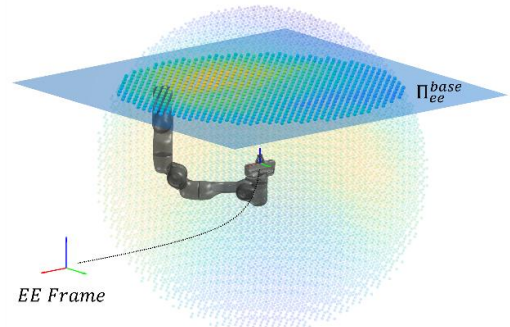


그림 4. 말단 장치 좌표계 기준 2차원 역접근성 지도.
Fig. 4. 2D inverse reachability map in end-effector frame.

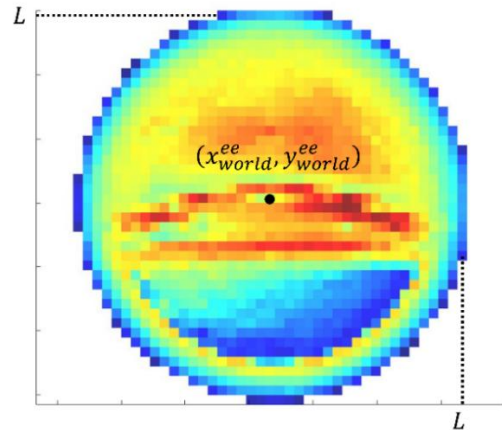


그림 5. 2차원 역접근성 지도.
Fig. 5. 2D inverse reachability map.

야 한다. 식 (9)와 같이 주어진 작업 자세 T_{world}^{ee} 를 이용해 평면 Π_{world}^{base} 에 수직인 벡터 n 과 평면 Π_{world}^{base} 위의 점 c 를 말단 장치 좌표계 기준으로 변환할 수 있으며 이를 통해 말단 장치 좌표계 기준에서 표현된 로봇 베이스가 위치한 평면 Π_{ee}^{base} 을 얻을 수 있다.

2차원 역접근성 지도 생성 과정은 Algorithm 1과 같다. 로봇의 작업 자세 T_{world}^{ee} 를 입력으로 받아 2차원 역접근성 지도 중심점 (x_0, y_0) 을 $T_{world}^{ee}(0:2,3)$ 로 할당한다. (x_0, y_0) 를 중심으로 하며 한 변의 길이가 L 인 정사각형 영역을 정의할

Algorithm 1. 2D inverse reachability map.

Input : task pose (T_{world}^{ee})
Output : 2D Inverse Reachability Map (2D IRM)

1. **procedure** 2DInverseReachabilityMap
2. Get 2D IRM Center(x_o, y_o)
3. Define 2D IRM bounds :
4. $x \in [x_o - \frac{L}{2}, x_o + \frac{L}{2}]$, $y \in [y_o - \frac{L}{2}, y_o + \frac{L}{2}]$
5. **for** each index(i, j) in 2D IRM **do**
6. compute world-frame position(x, y) from (i, j)
7. compute z-value from Π_{world}^{base} using (x, y)
8. transform world-frame point to ee-frame point:
9. $p_{ee} = T_{world}^{ee}{}^{-1} * [x, y, z, 1]^T$
10. **If** p_{ee} inside 3D IRM bounds **then**
11. get voxel score from 3D IRM at p_{ee}
12. **end if**
13. **end for**
14. **end procedure**

수 있고 이를 균일하게 이산화한 후 Π_{world}^{ee} 를 통해 z값을 부여하면 Π_{world}^{ee} 위에 위치한 2차원 역접근성 지도의 내부 좌표 (x, y, z)를 얻을 수 있다. 해당 좌표들은 T_{world}^{ee} 를 통해 말단 장치 좌표계 기준으로 변환될 수 있으며 이를 통해 Π_{ee}^{base} 위에 위치한 2차원 역접근성 지도의 내부 좌표 p_{ee} 를 얻을 수 있다. 3차원 역접근성 지도에서 p_{ee} 에 해당하는 복셀 점수 μ_i 를 2차원 역접근성 지도의 (x, y, z) 위치에 할당할 수 있으며, 균일하게 이산화된 모든 좌표에 대해 해당 작업을 수행하면 그림 5와 같은 2차원 역접근성 지도를 얻을 수 있다.

$$\Pi_{world}^{base}: \{p \in R^3 | n^T(p - c) = 0\} \quad (8)$$

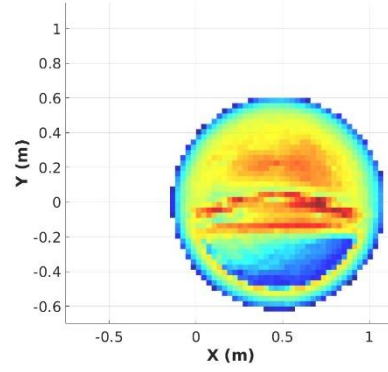
$$\Pi_{ee}^{base}: \{p' \in R^3 | (R^T n)^T(p' - R^{-1}(c - t))\} \quad (9)$$

$$R = T_{world}^{ee}(0:3, 0:3), t = T_{world}^{ee}(0:3, 3)$$

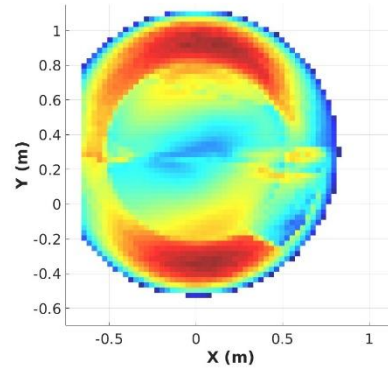
3. 최적 베이스 자세 결정

주어진 작업 자세 집합에 대해 3장 2절에서 제안한 2차원 역접근성 지도 생성 방법을 통해 각 자세에 대응하는 월드 좌표계 기준의 2차원 역접근성 지도를 얻을 수 있다. 이러한 개별 지도들은 각 작업 자세에서의 로봇 베이스의 배치 가능성을 반영하며, 이를 모두 통합함으로써 그림 6과 같은 전체 작업을 고려할 수 있는 2차원 역접근성 지도를 얻을 수 있다. 최적 베이스 자세 결정 알고리즘은 Algorithm 2와 같다. Algorithm 1을 통해 각각의 작업 자세에 대응되는 2차원 역접근성 지도를 만들고 이들을 모두 병합하여 통합된 2차원 역접근성 지도를 만든다. 통합된 2차원 역접근성 지도에서 조작성 점수가 가장 높은 상위 K 개의 위치를 선택한 뒤, 이 위치들에 대해 Π_{world}^{base} 의 법선 벡터 n 을 기준으로 균일한 회전 각도를 적용하여 로봇 베이스 자세 후보군 집합 P 를 샘플링한다. 이때 생성된 각 월드 좌표계 기준 베이스 자세 p_i 는 T_{world}^{base} 로 정의되며, 식 (10)과 같이 각 작업 자세 T_{world}^{ee} 와의 상대 위치 관계를 통해 로봇 베이스 기준 말단 장치까지 변환행렬 T_{base}^{ee} 를 구할 수 있고, 식 (1)의 역기구학을 통해 로봇 관절 벡터 q 를 계산할 수 있다.

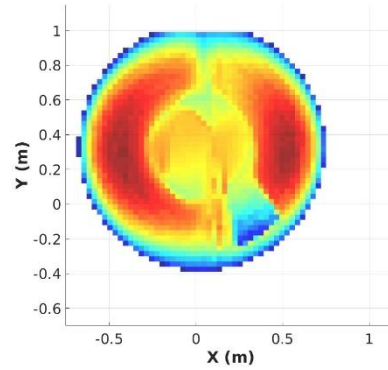
$$T_{base}^{ee} = (T_{world}^{base})^{-1} \cdot T_{world}^{ee} \quad (10)$$



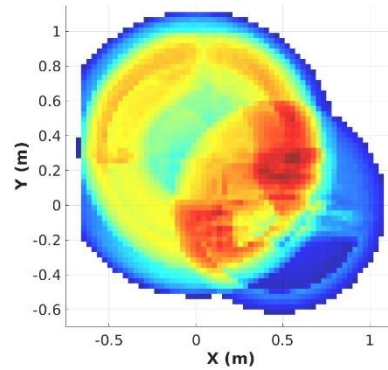
(a) 2D inverse reachability map for task pose 1.



(b) 2D inverse reachability map for task pose 2.



(c) 2D inverse reachability map for task pose 3.



(d) Unified 2D inverse reachability map.

그림 6. 작업 자세에 대한 통합된 2차원 역접근성 지도.
 Fig. 6. Unified 2D inverse reachability map for task poses.

Algorithm 2. Find optimal pose of robot base using 2D inverse reachability map.

Input : task poses

Output : optimal base pose

```

1. procedure FindOptimalBasePose
2.   Generate 2D IRM for each task pose :
3.   for each  $i$  in task poses do
4.      $2D\ IRM_i =$ 
       2DInverseReachabilityMap(task pose $_i$ )
5.   end for
6.   Create unified map :
7.   for each  $2DIRM_i$  do
8.     for each  $j$  in  $2DIRM_i$  do
9.       add voxel score $_j$  to UnifiedMap( $x_j, y_j$ )
10.    end for
11.  end for
12.  Select K positions with highest voxel score in
    unified map
13.  Generate poses P :
14.  for each  $k$  in top K positions do
15.    sample rotation in  $n$ -axis uniformly
16.  Find optimal base pose :
17.  for each  $p_i$  in P do
18.    calculate manipulability score
19.    optimal base pose = max(P)
20. end procedure

```

계산된 각 관절 벡터 q 에 대해 식 (4)의 조작성 지수 w_j 를 부여하고, 모든 작업 자세에 대해 누적 점수가 가장 높은 베이스 자세를 선택함으로써 최적의 로봇 베이스 자세를 결정할 수 있다.

IV. 시뮬레이션

시뮬레이션은 7자유도를 갖는 Franka Emika Panda 로봇을 대상으로 하였다. 로봇의 역기구학은 KDL Library [14]를 활용하여 수치해석적 방법으로 구했으며 MoveIt [15]을 통해 내부 충돌을 검사하였다. 시뮬레이션은 서로 다른 환경(Env 1, Env 2)에서 동작의 안전성을 확인하였으며 첫 번째 환경은 사례 기반 시뮬레이션, 두 번째 환경은 통계적 시뮬레이션을 진행하였다.

첫 번째 환경(Env 1)은 i7-12700F CPU 32GB RAM의 Ubuntu20.04이며, 해당 환경에서 두 가지 시뮬레이션을 진행하였다. 첫 번째 시뮬레이션은 임의의 세 가지 자세 입력에 대해 역접근성 지도 및 최적 자세를 생성하고 결과를 Reuleaux 와 비교하였다. 이때 2차원 역접근성 지도 생성에 걸리는 시간과 최적 베이스 계산에 걸리는 시간을 각각 측정하였으며 구해진 최적 자세에서 각 자세에 대한 역기구학 해의 존재와 조작성 지수를 확인하여 최적 자세를 검증하였다. 두 번째 시뮬레이션은 GAZEBO환경에서 진행되었으며, AgileX사의 SCOUT 2.0 모바일 플랫폼 위에 Franka Emika Panda 로봇을 탑재하여 모바일 매니플레이터의 작업 시나리오를 구성하였다. 테이블 위에 있는 물체를 파지하기 위해 목표 작업 자세가 주어진 경우, 역접근성 지도 및 최적 위치를 계산하고 작업이 가능한지 확인하였다.

오프라인 단계에서 두 가지 시뮬레이션에 모두 사용될 3차원 역접근성 지도를 생성하였다. 해당 지도는 해상도 0.03m의

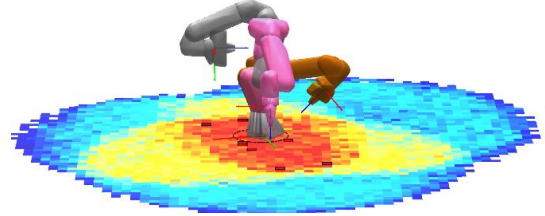


그림 7. 여러 작업 자세에 최적 베이스 자세.

Fig. 7. Optimal base pose for task poses.

표 1. 최적 베이스 자세 검증.

Table 1. Verification of optimal base pose.

	SE(3)	IK	Manipulability
$T_{opt\ base}^{ee_1}$	$\begin{bmatrix} 0.95 & -0.31 & 0.0 & 0.12 \\ -0.31 & -0.95 & 0.0 & 0.54 \\ 0.0 & 0.0 & -1.0 & 0.30 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 \end{bmatrix}$	O	0.0938
$T_{opt\ base}^{ee_2}$	$\begin{bmatrix} 0.31 & 0.0 & -0.95 & 0.25 \\ 0.95 & 0.0 & 0.31 & -0.03 \\ 0.0 & -1.0 & 0.0 & 0.50 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 \end{bmatrix}$	O	0.0489
$T_{opt\ base}^{ee_3}$	$\begin{bmatrix} -0.3 & 0.69 & 0.65 & -0.41 \\ 0.81 & 0.55 & -0.21 & -0.13 \\ -0.51 & 0.46 & -0.73 & 0.20 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 \end{bmatrix}$	O	0.0849

표 2. 역접근성 지도 생성과 최적자세 계산시간 비교.

Table 2. Comparison of 2D inverse reachability map generation and optimal base pose time.

300,763 voxel	Reuleaux [6]	Ours
2D IRM generation	2543.53 ms	0.1623 ms
Optimal base pose	122.29 ms	61.06 ms
Total	2665.82 ms	61.22 ms

300,763개의 복셀로 구성되며, 각 복셀에 대해 50개의 자세를 균일하게 샘플링하여 역기구학 해를 계산하였다. 이후 식 (4)의 조작성 지수를 사용해 각 복셀 점수를 평가하였다. 작업 자세가 주어지면 2차원 역접근성 지도는 해당 자세를 Π_{world}^{base} 평면에 사영한 점을 중심으로 $2m \times 2m$ 범위의 0.03m 간격의 격자로 구성된다. 격자의 각 점은 작업 자세 T_{world}^{ee} 를 통해 3차원 역접근성 지도의 위치로 변환되며 이때 해당 위치가 속한 복셀의 점수를 2차원 역접근성 지도의 점수로 사용하였다.

시뮬레이션 결과, 그림 7은 주어진 작업 자세에 대한 로봇의 자세를 베이스 최적 자세 $T_{opt\ base}^{ee}$ 에서 시각화한 결과이다. 이때 주어진 각각의 작업 자세 $T_{opt\ base}^{ee}$ 는 표 1과 같다. 알고리즘의 결과로 얻은 최적 베이스 자세의 경우 주어진 모든 작업 자세에 대해 역기구학 해가 존재하며 높은 조작성 점수를 가진다는 것을 확인하였다. 각 과정에 소요된 시간은 표 2와 같다. Reuleaux [6]는 역접근성 지도 생성에 2543.53ms, 최적 베이스 자세 생성에 122.29ms가 소요됨을 확인하였다. 제안한 방법은 2차원 역접근성 지도 생성 단계에서 약 0.1623ms의 시간이 소요되었으며 최적 베이스 자세 계산 단계에서 61.06ms의 시간 내에 결과를 도출하였다. 학습 방법과의 정성적 비교를 위해 [10]을 참고하면 3차원 CNN기반 방법은 비슷한 환경에서 2차원 역접근성 지도 생성에

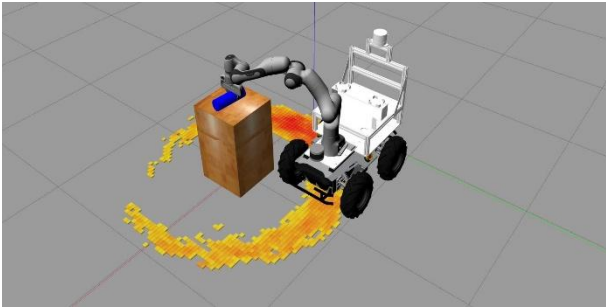


그림 8. 모바일 매니퓰레이터를 이용한 파지 시뮬레이션.

Fig. 8. Grasp simulation using mobile manipulator.

180.2ms, 최적 자세 생성에 평균 4.701s가 소요됨을 알 수 있다. 따라서 제안한 알고리즘을 통해 2차원 역접근성 지도를 실시간으로 생성하며 이를 통해 로봇의 자세를 결정할 수 있음을 확인하였다.

두 번째 시뮬레이션 결과는 그림 8에 나타나 있다. 물체의 목표 자세가 주어졌을 때, 제안한 알고리즘을 이용해 역접근성 지도를 생성하고 이를 바탕으로 최적 자세를 선정하였다. 상위 30% 점수를 획득한 격자를 시각화하였으며, 점수가 높을수록 노란색에서 붉은색으로 표시된다. 선정된 최적 자세에서 모바일 매니퓰레이터가 물체를 성공적으로 파지하는 것을 확인할 수 있다.

두 번째 환경(Env2)에서는 제안한 알고리즘의 통계적 분포 및 성능을 평가하기 위해, Intel i9-13900F CPU와 32GB RAM을 갖춘 Ubuntu20.04 Desktop PC에서 시뮬레이션을 수행하였다. 평가는 작업 자세 20개를 설정하였으며 각 자세는 $x, y \in [-0.3, 0.3]$, $z \in [0.1, 0.5]$ 범위 내의 무작위 방향으로 설정되었다. 각 작업 자세에 대해 최적 베이스 자세를 계산하고, 해당 베이스 자세에서 역기구학 해가 존재하는지 10000회 반복하였다. 또한 제안한 알고리즘의 실제 적용 가능성을 평가하기 위해 최근 제안된 쿼리 기반 방식인 RM4D [10]와 비교하였다. RM4D 역시 2차원 역접근성 지도를 계산하므로 최적 자세를 선정하는 작업은 Algorithm 2를 동일하게 적용하여 구현하였다. 비교의 공정성을 위해, 두 알고리즘 모두 2m×2m 범위의 0.05m 해상도로 2차원 역접근성 지도를 구성하였다. 또한, 무작위로 선택된 베이스 자세에 대해서도 동일한 평가 절차를 적용하여 비교군으로 포함하였다. 최종적으로, 세 가지 방법에 대해 작업 성공률, 조작성 지표, 계산시간을 비교하였다.

무작위 자세 20개에 대한 작업 성공률은 그림 9와 같으며 이를 수치화한 데이터는 표 3과 같다. 각 방법들은 정규분포 $N(\text{평균}, \text{표준편차})$ 를 이용해 수치화하였다. 제안한 방법은 $N(0.6579, 0.1421)$, RM4D의 경우 $N(0.5864, 0.1441)$, 랜덤의 경우 $N(0.3643, 0.2298)$ 로 계산되었다. 세 방법 중 제안 방법이 가장 높은 평균 성공률을 기록하였으며, RM4D는 중간 수준, Random 방식은 가장 낮은 성공률을 기록하였다. 다만, 전체적인 작업 성공률이 기대보다 낮게 나타났는데 이는 Franka Emika Panda 로봇의 기구학적 제약과 무작위의 작업 자세에 의해서 역기구학 해가 존재하지 않는 경우가 많았던 것으로 분석된다.

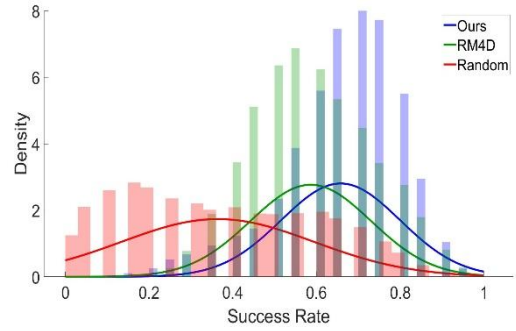


그림 9. 랜덤 자세에 대한 작업 성공률 분포.

Fig. 9. Success rate distribution in random target pose.

표 3. 시뮬레이션 작업 성공률 및 조작성 분포 결과.

Table 3. Result of the task success rate and manipulability distribution.

	Random	RM4D [10]	Ours
Success rate mean	0.3643	0.5864	0.6579
Success rate standard deviation	0.2298	0.1441	0.1421
Manipulability mean	0.0628	0.0370	0.0671
Manipulability standard deviation	0.0165	0.0130	0.0082

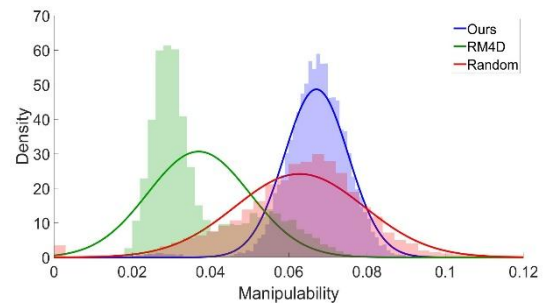


그림 10. 각 알고리즘 별 조작성 분포.

Fig. 10. Manipulability distribution for each algorithm.

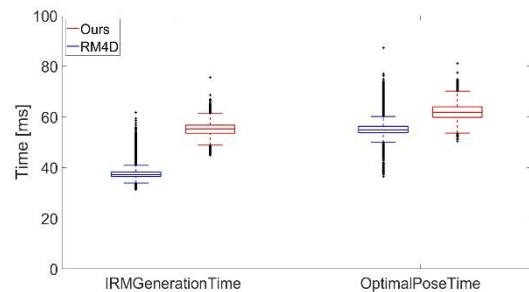


그림 11. 최적 자세 생성 과정의 계산 시간 박스 플롯.

Fig. 11. Boxplot of optimal pose computation time.

그림 10은 역기구학 해가 존재하는 경우에 한하여, 각 방법의 조작성 분포를 나타낸 것이다. 제안한 방법은 $N(0.0671, 0.0082)$, RM4D의 경우 $N(0.0370, 0.013)$, 랜덤의 경우 $N(0.0628, 0.0165)$ 로 계산되었다. 제안한 알고리즘이 가장 높은 평균 조작성과 가장 좁은 분포 폭을 보이며 보다

안정적이고 일관된 성능을 보이는 것으로 나타났다. 반면 RM4D의 조작성이 낮게 나타났는데 이는 해당 방법이 조작성 지표를 고려하지 않았고 역접근성 지도를 생성하기 때문이다. 또한 RM4D가 가정한 손목 및 베이스의 360도 회전이 Franka Emika Panda에는 완전히 적용되지 않은 한계도 영향을 미친 것으로 보인다.

그림 11은 역접근성 지도 생성 시간과 최적 베이스 자세 계산 시간을 비교한 박스 플롯이다. RM4D와 비교하였을 때 역접근성 생성시간에 1.44배 더 빠른 계산시간을 보여주는 것을 알 수 있다. 이를 요약하면 제안한 방법이 더 빠르고 조작성이 높은 실현가능한 자세를 생성한다는 것을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 오프라인에서 생성된 3차원 역접근성 지도를 기반으로, 작업 자세에 따라 2차원 역접근성 지도를 실시간으로 생성하고 이를 통해 로봇의 베이스 자세를 결정하는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법은 다수의 작업 자세가 주어지는 상황에도 각 자세에 대해 효율적으로 2차원 역접근성 지도를 생성할 수 있으며, 최적의 베이스 자세를 얻을 수 있음을 보였다. 또한 기존 연구[6,10]와 비교 평가를 통해 제안한 방법이 계산 비용 측면에서 높은 효율성과 높은 안전성을 얻는 것을 알 수 있다.

하지만 본 연구는 역접근성 지도의 해상도가 오프라인 과정에서 복셀 사이즈에 의존하는 문제가 존재하기 때문에 기존 연구[6]와 비교하였을 때, 오프라인 생성에 더 많은 시간이 소요된다. 또한 3차원 역접근성 지도를 잘라 2차원 역접근성 지도로 만드는 과정에서 3차원 자세로 만들어진 복셀 점수가 2차원 복셀 점수로 그대로 사용된다. 이로 인해 3차원 역접근성 지도가 충분히 조밀하게 복셀화되어 있지 않을 경우 계산시간은 단축될 수 있지만 정확도가 저하되는 경향이 있다.

향후 연구에서는 말단 장치의 궤적이 주어지고, 모바일 매니퓰레이터가 이를 실시간으로 추종해야 하는 작업에서 제안한 2차원 역접근성 지도를 기반으로 안정된 로봇의 모션 계획을 진행하려 한다.

REFERENCES

- [1] F. Zacharias, C. Borst, and G. Hirzinger, "Capturing robot workspace structure: Representing robot capabilities," *Proc. of the IEEE/RSS Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 3229–3236, Oct. 2007.
doi: 10.1109/IROS.2007.4399105
- [2] M. W. Kang, T. H. Kim, H. U. Suh, and D. H. Kim, "Implementation of HRI system for mobile manipulator to be operated in the elevator," *Journal of Institute of Control, Robotics and System (in Korean)*, vol. 28, no. 8, pp. 714–723, Aug. 2022.
- [3] Y. J. Jeong and J. H. Han, "Implementation of voice command-based object detection system for wheeled humanoid robot using deep learning," *Journal of Institute of Control, Robotics and System (in Korean)*, vol. 29, no. 2, pp. 88–97, Feb. 2023.
- [4] T. Sandakalun and M. H. Ang, "Motion planning for mobile manipulators—a systematic review," *Machines*, vol. 10, no. 2, p. 97, Feb. 2022.

- doi: <https://doi.org/10.3390/machines10020097>
- [5] N. Vahrenkamp, T. Asfour, and R. Dillmann, "Robot placement based on reachability inversion," *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 1970–1975, May 2013.
doi: 10.1109/ICRA.2013.6630839
- [6] A. M. Abhijit and A. K. Goins, "Reuleaux: Robot base placement by reachability analysis," *Proc. of the 2nd IEEE Int. Conf. on Robotic Computing*, pp. 137–142, Jan. 2018.
doi: 10.1109/IRC.2018.00028
- [7] F. Burget and B. Maren, "Stance selection for humanoid grasping tasks by inverse reachability maps," *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 5669–5674, May 2015.
doi: 10.1109/ICRA.2015.7139993
- [8] H. Zhang, H. Song, W. Liu, X. Sheng, Z. Xiong, and X. Zhu, "A novel coordinated motion planner based on capability map for autonomous mobile manipulator," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 129, p. 103554, May 2020.
doi: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2020.103554>
- [9] H. Jeong, J. Jeon, F. Yumula, and H. Moon, "Efficient base repositioning for mobile manipulation based on inverse reachability," *Journal of Korea Robotics Society (in Korean)*, vol. 16, no. 4, pp. 313–318, Dec. 2021.
doi: <https://doi.org/10.7746/jkros.2021.16.4.313>
- [10] M. Rudorfer, "RM4D: A combined reachability and inverse reachability map for common 6-/7-axis robot arms by dimensionality reduction to 4D," arXiv preprint, arXiv:2410.06968, Oct. 2024.
doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.06968>
- [11] T. Sandakalun, N. X. Yao, and M. H. Ang, "Inv-Reach Net: Deciding mobile platform placement for a given task," *Proc. of the IEEE-RAS 21st Int. Conf. on Humanoid Robots*, pp. 127–133, Nov. 2022.
doi: 10.1109/Humanoids53995.2022.10000186
- [12] S. Jauhri, J. Peters, and G. Chalvatzaki, "Robot learning of mobile manipulation with reachability behavior priors," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 7, no. 3, pp. 8399–8406, Jul. 2022.
doi: 10.1109/LRA.2022.3188109
- [13] M. Cho, Y. Lee, and K.-S. Kim, "Model predictive control of autonomous vehicles with integrated barriers using occupancy grid maps," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 8, no. 4, pp. 2006–2013, Oct. 2023.
doi: 10.1109/LRA.2023.3236586
- [14] R. Smits, H. Bruyninckx, and E. Aertbeliën, "KDL: Kinematics and dynamics library," *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA)*, 2011.
- [15] S. Chitta, I. Sucas, and S. Cousins, "MoveIt! [ROS Topics]," *IEEE Robotics and Automation Magazine*, vol. 19, no. 1, pp. 18–19, Mar. 2012.



이 태 경

2025년 서울시립대학교 기계정보공학과 (공학사). 2025년~현재 서울시립대학교 대학원 기계정보공학과 석사과정 재학 중. 관심분야는 로봇 및 모션 제어.



최정현

2023년 서울시립대학교 기계정보공학과 (공학사). 2023년~현재 서울시립대학교 대학원 기계정보공학과 석박사통합과정 재학중. 관심분야는 모바일 매니플레이션 및 모션 제어.



황면중

2001년 한국과학기술원 기계공학과(공학사). 2003년 한국과학기술원 기계공학과(공학석사). 2007년 한국과학기술원 기계공학과(공학박사). 2008년~2009년 Case Western Reserve University Research Associate. 2010년~2013년 삼성전자 생산기술연구소 책임. 2013년~2015년 한라대학교 기계자동차공학부 조교수. 2015년~2021년 한국교통대학교 기계공학전공 조교수/부교수. 2021년~2024년 서울시립대학교 기계정보공학과 부교수. 2024년~현재 서울시립대학교 기계정보공학과 교수. 관심분야는 로봇 및 모션제어, 매니플레이션, 자율주행, 로봇비전.