

3차원 스캐너를 활용한 로봇 기구학 캘리브레이션

Robot Kinematic Calibration Using a 3D Scanner

장 원 보¹ · 이 준 영² · 박 종 훈³ · 윤 석 현³ · 사 공 의 훈³ · 황 면 중[†] · 김 무 림⁴

Won Bo Jang¹, Junyoung Lee², Jong Hoon Park³, Seok Hyeon Yoon³, Ui Hun Sagong³,
Myun Joong Hwang[†], Murim Kim⁴

Abstract: This paper proposes a novel feature point estimation algorithm utilizing 3D scanner for robot kinematic calibration. The proposed algorithm identifies feature points from 3D point cloud data obtained by scanning a polyhedral measurement jig attached to the robot's end effector. By systematically estimating the intersecting points of three planar surfaces on the jig, precise and consistent feature points are detected. The identified points are then employed for kinematic calibration, demonstrating the effectiveness of the algorithm. The calibration experiments were conducted using a 6-DOF robot manipulator, Rainbow Robotics RB5-850. Calibration accuracy was verified using distance error modeling without requiring transformation matrices between the robot and scanner coordinate systems. Experimental results show that the algorithm significantly improves positioning accuracy, reducing distance error by up to 93.16% in training data and 67.89% in test data. The proposed method offers a practical alternative to expensive laser trackers, enhancing the usability of 3D vision systems in industrial environments.

Keywords: Robot Kinematic Calibration, 3D Point Estimation

1. 서 론

로봇 매니퓰레이터(Robot Manipulator)는 고속 동작과 높은 정밀도를 바탕으로 생산성을 향상시키고, 반복적인 작업에서 인력의 역할을 대체하고 있다. 로봇 매니퓰레이터의 정확도가 작업 품질에 영향을 끼치며, 특히, 제조업, 전자 조립, 용접 등

다양한 산업 현장에서 로봇의 위치 정확도는 제품의 품질과 일관성을 결정짓는 핵심 요소이다¹⁻³⁾.

그러나, 반복적인 작업과 시간이 지남에 따라 모터, 베어링, 감속기와 같은 로봇 매니퓰레이터의 주요 부품이 마모되며, 이로 인해 로봇 매니퓰레이터의 위치 정확도가 저하되는 문제가 발생한다. 또한, 제작 과정에서 발생하는 조립 오차와 개별 부품의 가공 오차가 로봇 매니퓰레이터의 위치 정확도를 감소시키는 요인이 있다.

이러한 요인들을 해결하기 위해서는 로봇 매니퓰레이터의 위치 정확도를 향상시킬 수 있는 로봇 기구학 캘리브레이션(Kinematic Calibration)이 필요하다. 기구학 캘리브레이션은 로봇의 설계에 사용된 공칭 파라미터(Nominal Parameter)로 계산된 로봇의 위치와 센서를 통해 측정된 로봇의 실제 위치 값 사이의 오차를 계산하여 반복적으로 로봇의 기구학 파라미터를 보정하여 위치 오차를 줄여 나가는 방법이다⁴⁾.

최근에는 인공지능(Artificial Intelligence) 및 신경망 기반의 학습 기법 등을 활용하여 로봇의 위치 정확도를 향상시키는 연구가 활발히 진행되고 있다^{5,6)}. 이러한 방식은 로봇의 기구학 파라미터 외에도 로봇 정확도에 영향을 미치는 복잡한 비선형

Received : May. 29. 2025; Revised : Jul. 13. 2025; Accepted : Jul. 17. 2025

※ This work was supported by the Ministry of Trade, Industry, & Energy (MOTIE, Korea) Program, Grant No. RS-2024-00416440, "Development of the AI-based autonomous task planning and robot teaching solution for highly complex manufacturing assembly process".

1. Assistant Researcher, Korea Institute of Robotics & Technology Convergence, Pohang, Korea (jwb951@gmail.com)
2. Senior Researcher, Korea Institute of Robotics & Technology Convergence, Pohang, Korea (junyoung@kiro.re.kr)
3. Graduate Student, Department of Mechanical and Information Engineering, University of Seoul, Seoul, Korea (qkrwhdgn116, shyoon, yh04129@uos.ac.kr)
4. Chief Researcher, Co-Corresponding author: Korea Institute of Robotics & Technology Convergence, Pohang, Korea (mulimkim@kiro.re.kr)

† Professor, Corresponding author: Department of Mechanical and Information Engineering, University of Seoul, Seoul, Korea (mjhwang@uos.ac.kr)

오차를 학습을 통해 보정할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 대량의 학습 데이터가 필요하고, 로봇 모델마다 별도의 학습 구조가 요구되어 모델링이 복잡하며, 실환경에서의 적용에는 접근성 및 실용성 측면에서 여러 제약이 존재한다.

로봇 기구학 캘리브레이션의 정확도를 높이기 위해서는 로봇의 위치를 정밀하게 측정하는 것이 중요하다. 로봇의 위치를 측정하는 방식으로는 규격화되어 있는 특정 지그(Jig)에 접촉을 시켜 로봇의 위치를 측정하는 접촉식 방법^[7-9]과 레이저나 영상 정보 등을 로봇의 위치를 광학적으로 측정하는 비접촉식 방식^[10-15]이 있다.

[7]은 로봇 말단 부에 터치 프로브(Touch Probe)를 부착하고, 3개의 동일한 구형의 지그에 탐침하여 구형 중심 간의 거리를 계산한다. 계산한 오차와 실제 구형 지그의 거리 간 오차를 측정하여 로봇의 기구학 파라미터를 캘리브레이션 한다. [8]은 LVDT 거리 측정 센서를 로봇 말단에 설치하고, 4개의 지그를 통해 로봇의 거리와 위치를 측정하고, 로봇 기구학 캘리브레이션을 수행한다.

접촉식 방법으로 로봇의 위치를 측정하는 방식은 산업 현장에서 발생하는 빛, 먼지, 열과 같은 환경적인 요인에 영향을 적게 받아 현장에서 측정하기 유리하다는 장점이 있다. 또한, 상대적으로 낮은 비용으로 높은 측정 정밀도를 가질 수 있다는 장점이 있다. 그러나 본 방식은 측정 범위가 설치된 지그에 제한되며, 측정된 데이터를 기반으로 기구학 파라미터를 최적화하기 때문에, 로봇이 다른 위치에서 작업할 경우 위치 정확도 향상이 항상 보장되지 않을 수 있다^[9].

비접촉식 측정 방법은 접촉식 측정 방식보다 로봇의 다양한 자세를 정밀하게 측정이 가능하다. 대표적으로 레이저 트래커를 활용한 로봇 기구학 캘리브레이션이 있다^[10,11]. 레이저 트래커는 매우 높은 측정 정밀도와 조밀한 해상도를 가지고 있으며, 로봇의 다양한 자세를 측정할 수 있다는 것이 특징이다. 그러나, 레이저 트래커는 다른 센서 보다 고가의 장비이며, 전문 인력에 의한 운용이 요구된다. 또한, 산업 현장에서는 공간이 협소한 경우가 많아, 이러한 환경에서는 레이저 트래커를 활용하기 어려운 단점이 있다.

레이저 트래커의 한계를 보완하기 위해서 다른 비접촉식 센서를 활용하여 로봇 기구학 캘리브레이션 하는 방법들이 연구되고 있다^[12-15]. [12]은 로봇과 비전을 활용한 검사 시스템에서 로봇의 TCP (Tool Center Position)를 고정된 참조 점에 맞추는 방식으로 로봇의 기구학 캘리브레이션을 수행한다. [13]은 로봇 끝단에 AR 마커가 부착된 지그를 설치하여, 로봇 외부에 스테레오 비전(Stereo vision)으로 로봇의 자세를 측정 후 캘리브레이션을 수행한다. [14]은 레이저 변위 센서와 정밀하게 규격화된 플레이트를 사용하여 로봇의 위치 차이를 측정 후 로봇 캘리브레이션을 수행한다. [15] 연구에서는 로봇 끝단에

RGB-D 카메라를 부착하여 외부에 설치되어 있는 체크 보드를 인식하는 방법으로, 로봇이 움직인 거리를 측정하여 로봇 캘리브레이션을 수행한다.

그 중에서도 비전 센서는 산업 현장에서 널리 사용되고 있는 센서이며, 로봇이 설치되어 있는 공정에서도 함께 사용된다. 특히, 비전 센서가 장착된 로봇 시스템은 별도의 추가장비 없이 현장에서 바로 캘리브레이션을 수행할 수 있어 실용성이 높다^[12].

이러한 비전 기술의 대표적인 활용 방법으로는 구조광 방식의 3차원 스캐너(3D Scanner)나 RGB-D와 같은 3차원 비전 센서가 있다. 이 시스템들은 로봇 말단 부에 측정 지그를 부착하고, 지그의 특징 점을 측정하여 로봇의 위치를 측정할 수 있다. 그러나, 측정된 데이터는 3D 포인트 클라우드(Point cloud) 형태로 나타나는데, 데이터가 매우 복잡하게 분포되어 있으며, 이 중에서 로봇의 특정 위치를 정확하게 찾는 것이 어렵다.

특정 위치를 찾는 과정에서 포인트 클라우드 데이터가 불규칙하게 분포하고, 사용자가 원하는 지점을 자동으로 식별하기 위한 전처리 과정이 필수적이다. 기존 연구^[16,17]들은 3D 포인트 클라우드에서 점, 선, 면과 같은 특징을 추출하기 위한 방법에 대해 연구가 진행되고 있으며, 측정 데이터에 노이즈가 발생하거나 불필요한 데이터가 생기는 경우 사용자가 원하는 지점에 대해 정확하게 추정하기 어렵다.

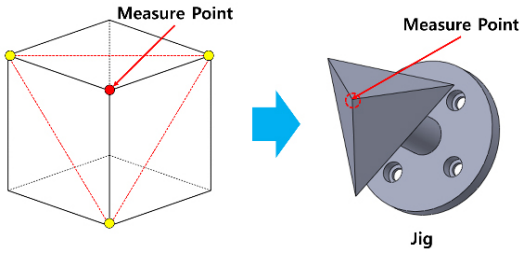
본 논문에서는 3차원 스캐너를 활용한 로봇 기구학 캘리브레이션에 대해 서술하고자 한다. 로봇의 위치를 측정할 수 있는 다면체 형상의 측정 지그를 제안하고, 측정 지그의 특징 점을 추정할 수 있는 알고리즘을 개발하였다. 본 알고리즘은 3D 포인트 클라우드 데이터에서 측정 지그의 특징 점을 자동으로 식별하며, 로봇의 3차원 위치를 추정할 수 있게 하였다. 추정된 데이터는 로봇 기구학 캘리브레이션에 활용되어 제안하는 방법의 실효성을 실험을 통해 검증한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 측정 지그와 측정 지그의 특징점을 추정하는 알고리즘에 대해 소개한다. 3장에서는 로봇의 기구학 캘리브레이션을 하기 위한 로봇 기구학 모델링 및 오차 모델링을 서술한다. 4장에서는 2장에서 제안한 특징점 추정 알고리즘을 통해 로봇의 위치를 측정하고, 이를 바탕으로 로봇 기구학 캘리브레이션을 수행한 실험 및 결과를 다룬다. 5장에서는 본 논문의 결론과 향후 계획을 제시한다.

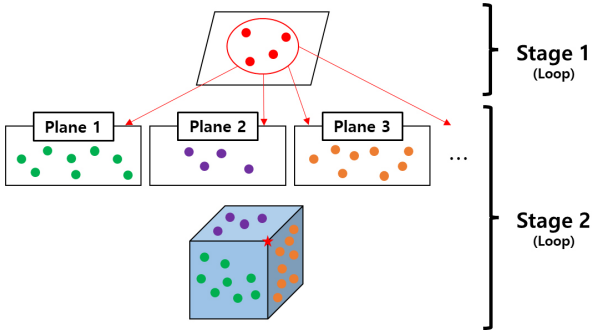
2. 특징점 위치 추정 알고리즘

2.1 특징점 위치 추정 알고리즘 개요

본 논문에서는 로봇의 위치를 측정하기 위해 특정 지그를 로봇 말단에 부착하고, 3차원 스캐너를 활용하여 해당 지그의 형상을 스캔한다. 스캔된 데이터는 3차원 포인트 클라우드 형태



[Fig. 1] Examples of feature point estimation strategies



[Fig. 2] Feature point estimation algorithm flowchart

로 변환되며, 이를 기반으로 지그의 특정 측정 점 위치를 추정하고자 한다. 그러나 포인트 클라우드 데이터로부터 측정 점의 위치를 직접 추정하는 과정에서 오차가 발생할 수 있다.

본 논문에서는 측정 점을 정밀하게 추정하기 위해 다면체 구조의 측정 지그를 제작하고, 3차원 스캐너를 이용해 형상을 측정한다. 이후 획득한 포인트 클라우드 데이터를 기반으로 지그를 구성하는 각 평면을 추정하고, 이들 평면의 교점을 계산하여 측정 점의 위치를 도출하고자 한다.

본 논문에서 사용된 측정 지그는 삼각뿔 형태로, [Fig. 1]과 같이 정육면체의 세 면을 대각선으로 이등분하여 4개의 꼭지점을 갖는 구조이다. 이 중 세 평면의 교점을 측정 지그의 측정 점 (특징 점)으로 정의한다. 제안한 지그는 로봇 말단에 부착되며, 3차원 스캐너를 이용해 포인트 클라우드 데이터를 획득한다.

측정 지그의 특징 점을 도출하기 위해 [Fig. 2]와 같이 두 단계로 구성된 알고리즘을 제안한다. 1 단계에서는 포인트 클라우드 데이터로부터 평면을 구성하는 다양한 샘플 세트를 생성하고, 2 단계에서는 생성된 평면 샘플들을 유사한 평면끼리 그룹화한 뒤, 그룹화된 평면들 중 지그를 구성하는 세 평면의 교점을 계산하여 지그의 측정 점의 위치를 도출하고자 한다.

2.2 지그의 평면을 구성하는 샘플 세트 생성

3D 비전을 통해 획득한 측정 지그의 포인트 클라우드 데이터로부터, 평면 추정을 위해 임의의 4개의 샘플 점을 추출한다. 선택된 4개의 샘플 점은 하나의 샘플 세트를 구성하며, 이후 3

단계의 필터링 과정을 거쳐 평면을 구성하기에 적합한 샘플 세트를 선별하고자 한다.

2.2.1 필터링 1

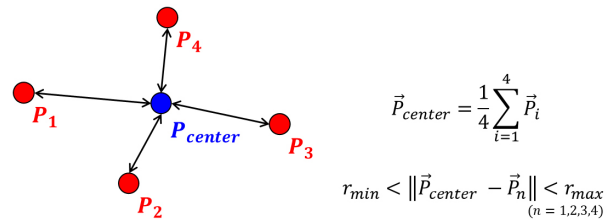
[Fig. 3]과 같이 샘플 세트의 중심점으로부터 4개의 샘플 점 간의 거리를 계산한 후, 이 거리가 설정된 특정 범위 내에 포함되지 않을 경우 해당 샘플 세트는 지그의 평면을 구성하지 않는 것으로 판단한다.

2.2.2 필터링 2

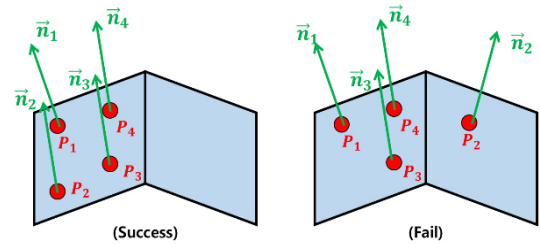
샘플 세트의 4개의 샘플 점이 동일한 평면 상에 존재하지 않는 경우를 판단하기 위해, [Fig. 4]와 같이 각 점의 법선 벡터를 계산한다. 이후 각 법선 벡터 간의 내적 값을 비교하여 상호 방향이 크게 다른 벡터가 포함되어 있을 경우 해당 샘플 세트는 동일한 평면을 구성하지 않는 것으로 판단한다.

2.2.3 필터링 3

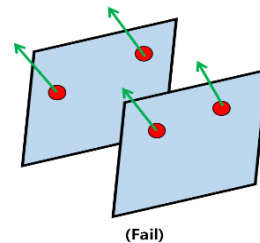
[Fig. 5]와 같이, 4개의 샘플 점이 서로 평행한 평면에 존재하는 경우 동일한 법선 벡터를 형성할 수 있다. 이러한 경우에는, 네 점이 이루는 삼각형들의 법선 벡터를 추가로 확인한다.



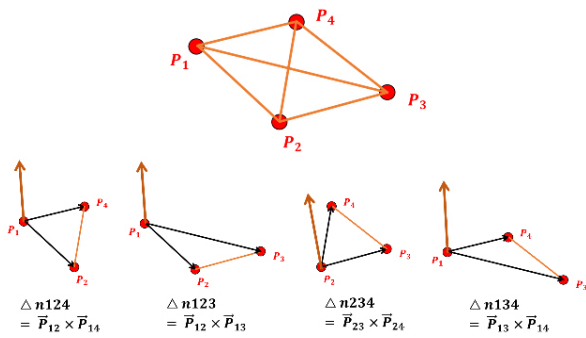
[Fig. 3] Sample Point Extraction and Center Distance Calculation



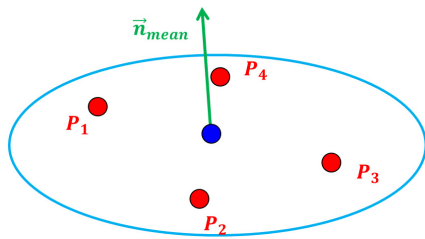
[Fig. 4] Comparison of Normal Vectors for Each Sample Point



[Fig. 5] Case of Non-Coplanar Sample Points



[Fig. 6] Normal Vectors of Each Triangle



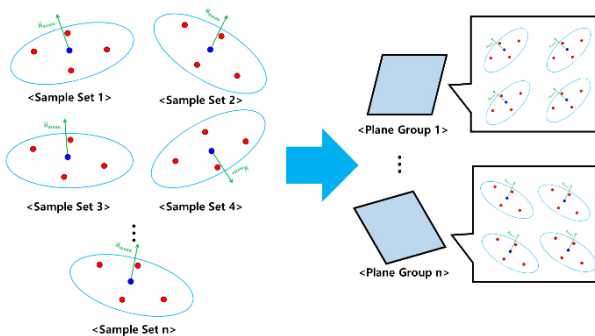
[Fig. 7] Result of Generating Sample Sets Forming the Jig Plane

[Fig. 6]과 같이, 각 삼각형의 법선 벡터와 네 점의 법선 벡터 평균값 간의 내적을 계산하고, 그 절댓값이 1보다 작은 삼각형이 존재할 경우 해당 샘플 세트는 동일한 평면을 구성하지 않는 것으로 판단한다.

필터링 1~3 단계를 모두 통과한 경우, [Fig. 7]과 같이 4개의 샘플 점으로 구성된 하나의 평면으로 정의된다. 이때, 해당 샘플 점들의 위치 좌표, 중심점 좌표, 그리고 각 삼각형의 법선 벡터의 평균 값을 계산하여 다음 단계로 전달한다.

2.3 평면 클러스터링 및 세 면의 교점 추정

위의 과정을 통해 3D 비전으로부터 획득한 포인트 클라우드 데이터에서 평면으로 추정 가능한 샘플 세트를 생성할 수 있다. 생성된 다수의 샘플 세트로부터, [Fig. 8]과 같이 각 평면을 비교



[Fig. 8] Example of Plane Clustering

하여 동일한 평면으로 판단되는 경우 클러스터링(Clustering)을 수행한다.

여러 개의 샘플 세트들로부터 평면 클러스터링 과정은 다음과 같다. 최초 생성된 샘플 세트는 새로운 평면 그룹으로 정의되며, 이후 생성된 샘플 세트는 기존에 정의된 평면 그룹들과 비교한다. 그 결과, 조건을 만족하는 경우 기존 그룹에 통합되며, 그렇지 않은 경우 새로운 평면 그룹으로 분류된다.

2.3.1 과정 1

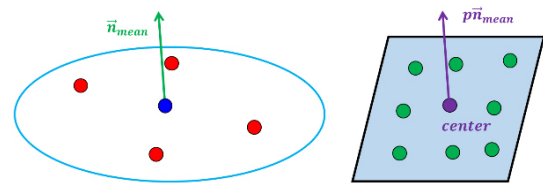
[Fig. 9]와 같이, 샘플 세트 중심점의 법선 벡터와 기존 평면 그룹의 법선 벡터 간 방향이 평행한지를 판단한다. 만일 두 벡터가 평행하지 않은 경우, 다른 평면 그룹들과 비교를 계속 수행한다. 반대로, 평행한 것으로 판단되면 과정 2로 진행한다.

2.3.2 과정 2

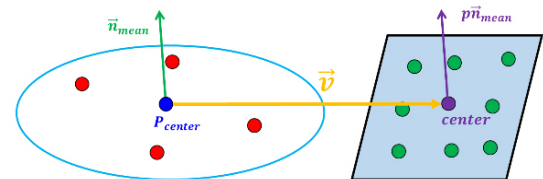
[Fig. 10]과 같이, 샘플 세트가 기존 평면 그룹과 동일한 높이에 위치하는지를 확인한다. 이를 위해 샘플 세트 중심점과 기존 평면 그룹의 중심점 간 방향 벡터(\vec{v})를 정의하고, 이 벡터와 각 법선 벡터 간의 각도를 비교한다. 샘플 세트의 법선 벡터 및 평면 그룹의 법선 벡터와 방향 벡터 \vec{v} 간의 각도가 일정 범위 내에 포함되는 경우, 두 평면의 동일한 높이에 위치한 것으로 판단한다.

2.3.3 과정 3

샘플 세트 중심점이 평면 그룹의 중심점의 높이가 동일하지 확인한다. 식 (1)과 같이 두 중심점 간의 높이 차이가 일정 거리 이내에 포함될 경우, 해당 샘플 세트는 기존 평면 그룹에 속하는 것으로 정의한다. 반대로, 높이 차이가 기준을 초과하는 경우 해당 샘플 세트는 제외한다.



[Fig. 9] Comparison of Normal Vectors Between Sample Sets and Plane Groups



[Fig. 10] Normal Vector Comparison Between Sample Sets and Plane Groups

$$P_{plane, Z, \min} < P_{center, Z} < P_{plane, Z, \max} \quad (1)$$

과정 1~3을 거친 후, 서로 다른 평면 그룹이 3개 이상 존재하는 경우 각 평면 그룹 간의 법선 벡터가 수직 관계에 있는지 여부와 평면 중심점 간의 거리를 계산하여, 하나의 꼭지점에서 만나는 세 평면을 선정한다. 이때, 각 평면의 법선 벡터 $\vec{pn}_1, \vec{pn}_2, \vec{pn}_3$ 와 각 평면 위의 한 점의 좌표 $\vec{p}_1, \vec{p}_2, \vec{p}_3$ 을 이용하여 식 (2)를 통해 세 평면의 교점 \vec{p}_{target} 을 계산할 수 있다.

$$\vec{p}_{target} = \begin{bmatrix} \vec{pn}_1 \\ \vec{pn}_2 \\ \vec{pn}_3 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \vec{pn}_1 \cdot \vec{p}_1 \\ \vec{pn}_2 \cdot \vec{p}_2 \\ \vec{pn}_3 \cdot \vec{p}_3 \end{bmatrix} \quad (2)$$

이와 같이, 지그의 평면을 구성하는 샘플 세트 생성 과정과 평면 클러스터링을 기반으로 한 세 면의 교점 추출 알고리즘을 통해, 3D 비전으로부터 획득한 포인트 클라우드 데이터에서 측정 지그의 측정 점을 정밀하게 산출할 수 있다.

2.4 특징 점 위치 추정 알고리즘 결과

본 논문에서 기술한 알고리즘의 성능을 검증하기 위해, 서로 다른 4가지 자세에서 측정 지그를 위치하여 측정을 수행하였으며, 결과는 [Fig. 11]에 나타내었다. [Fig. 11]에서 포인트 클라우드 데이터 중 본 알고리즘을 의해 추정된 특징 점을 빨간색으로 표현하였다. 동일한 자세에 대해 10회 반복 측정을 수행하였고, 각 측정 포인트의 좌표별 평균값, 기준점과의 차이, 위치 정확도 및 표준편차를 [Table 1]에 정리하였다.

측정 결과, 각 특징 점의 위치 정확도는 약 0.025 mm에서 0.095 mm 범위로 나타났으며, 표준편차는 약 0.03 mm에서 0.09 mm 범위 내로 측정되었다. 이를 통해, 본 논문에서 제안하

는 특징 점 위치 추정 알고리즘으로 지그의 위치를 안정적이고 일관되게 추정할 수 있음을 확인하였다.

3. 로봇 기구학 캘리브레이션

3.1 로봇 기구학 모델링

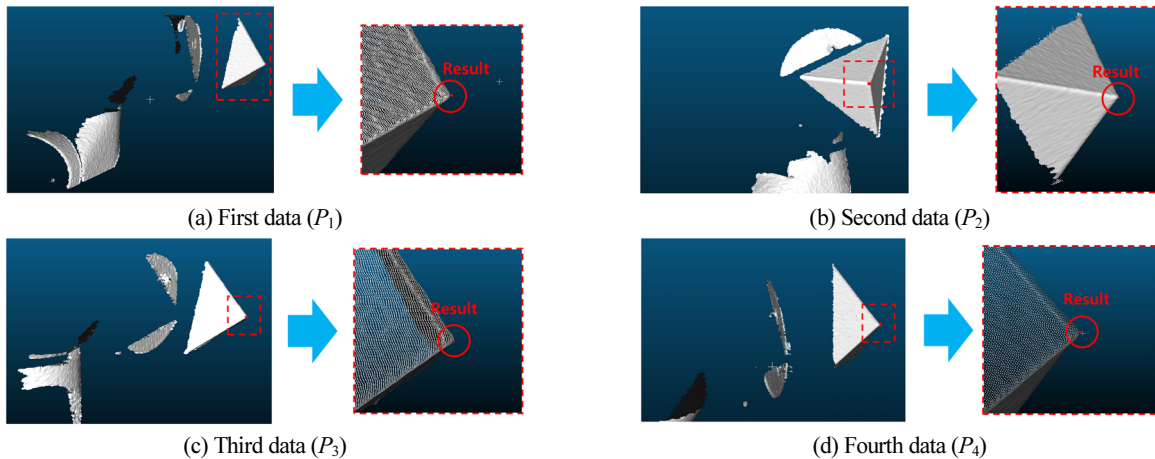
본 논문에서 제안한 특징 점 위치 추정 알고리즘의 실효성을 검증하기 위해 로봇 기구학 캘리브레이션을 적용하고자 한다. 로봇 기구학 캘리브레이션 실험에는 [Fig. 12]와 같이 6개의 회전 관절을 가진 Rainbow Robotics 사의 RB5-850^[18]로봇을 적용하였다.

기구학 파라미터 캘리브레이션을 수행하기 위해 로봇의 기구학 모델을 정의하였다. 본 연구에서는 로봇의 구동축에 대한 좌표계를 설정하고, 이를 기구학적으로 표현하기 위해 D-H (Denavit-Hartenberg) 파라미터 표현법^[9]을 적용하였다. 해당 방법은 각 관절 사이의 관계를 4개의 파라미터로 정의함으로써 로봇 기구학을 수학적으로 기술할 수 있다. 추가로, 실제 로봇 동작 중 관찰되는 미세한 평행 축 간 오차를 반영하기 위해 평행 축 오차 파라미터를 도입한 D-H 모델^[20]을 적용하였다. 이때 정의된 로봇의 공칭 파라미터 값은 [Table 2]로 정리하였다. 마지막으로, 로봇 말단에 부착된 측정 지그의 길이만큼 톨 오프셋을 말단 좌표계에 적용하였다.

총 5개의 기구학 파라미터를 활용하여, 로봇의 각 조인트와 링크 사이의 상대적인 위치 및 방향 관계 식 (3)의 변환 행렬로 표현할 수 있다.

$${}^{i-1}T = \begin{bmatrix} c\theta_i c\beta_i - s\theta_i s\alpha_i s\beta_i & -s\theta_i c\alpha_i & c\theta_i s\beta_i + s\theta_i s\alpha_i c\beta_i & a_i c\theta_i \\ s\theta_i c\beta_i + c\theta_i s\alpha_i s\beta_i & c\theta_i c\alpha_i & s\theta_i s\beta_i - c\theta_i s\alpha_i c\beta_i & a_i s\theta_i \\ -c\alpha_i s\beta_i & s\alpha_i & c\alpha_i c\beta_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

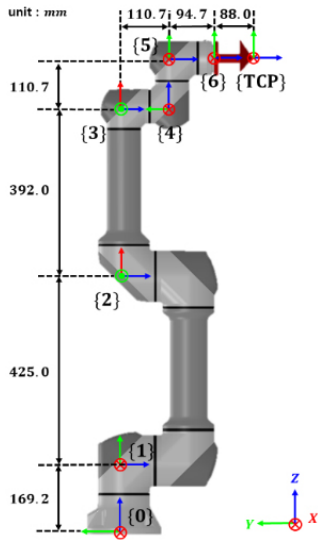
where, $c^* = \cos(*)$, $s^* = \sin(*)$



[Fig. 11] Results of the feature point estimation algorithm

[Table 1] Results of 10 Repeated Measurements Using the Feature Point Estimation Algorithm

<i>Unit : mm</i>	P_1			P_2		
Cycle	x_1	y_1	z_1	x_2	y_2	z_2
Reference	-73.6937	42.9056	661.386	105.390	46.8749	689.947
1	-73.7353	42.8473	661.352	105.391	46.8357	689.990
2	-73.7285	42.8406	661.298	105.323	46.8236	689.956
3	-73.7097	42.9914	661.384	105.281	46.7882	690.069
4	-73.7510	42.8092	661.360	105.427	46.8502	689.906
5	-73.7951	42.7750	661.358	105.373	46.7972	689.952
6	-73.7953	42.8818	661.298	105.298	46.8087	690.022
7	-73.7763	42.7794	661.322	105.299	46.898	690.041
8	-73.6764	42.8062	661.356	105.393	46.8805	689.935
9	-73.7385	42.7563	661.420	105.358	46.8499	689.978
10	-73.6725	42.8241	661.323	105.374	46.8506	690.015
Average	\bar{x}_1	\bar{y}_1	\bar{z}_1	\bar{x}_2	\bar{y}_2	\bar{z}_2
	-73.7379	42.8311	661.347	105.352	46.8383	689.986
Error	$\bar{x}_1 - x_{ref}$	$\bar{y}_1 - y_{ref}$	$\bar{z}_1 - z_{ref}$	$\bar{x}_2 - x_{ref}$	$\bar{y}_2 - y_{ref}$	$\bar{z}_2 - z_{ref}$
	-0.04416	-0.07447	-0.0389	-0.0383	-0.03664	0.0394
Absolute positional error	$\sqrt{(\bar{x}_1 - x_{ref})^2 + (\bar{y}_1 - y_{ref})^2 + (\bar{z}_1 - z_{ref})^2}$			$\sqrt{(\bar{x}_2 - x_{ref})^2 + (\bar{y}_2 - y_{ref})^2 + (\bar{z}_2 - z_{ref})^2}$		
	0.094916			0.066043		
Standard Deviation	0.043669	0.067645	0.038147	0.048756	0.035072	0.050757
<i>Unit : mm</i>	P_3			P_4		
Cycle	x_3	y_3	z_3	x_4	y_4	z_4
Reference	134.837	-16.3709	748.842	-93.4269	21.2656	593.549
1	134.735	-16.4330	748.815	-93.4489	21.2144	593.519
2	135.007	-16.3617	748.837	-93.3743	21.2739	593.537
3	134.816	-16.4795	748.806	-93.4475	21.3411	593.553
4	134.911	-16.4283	748.803	-93.4080	21.2445	593.520
5	134.777	-16.4712	748.773	-93.3663	21.2492	593.529
6	134.984	-16.3955	748.843	-93.4104	21.2371	593.531
7	134.816	-16.3911	748.798	-93.4418	21.3170	593.593
8	134.877	-16.4318	748.771	-93.4036	21.3057	593.615
9	134.870	-16.4725	748.833	-93.3648	21.2692	593.578
10	134.786	-16.3769	748.865	-93.3565	21.2679	593.562
Average	\bar{x}_3	\bar{y}_3	\bar{z}_3	\bar{x}_4	\bar{y}_4	\bar{z}_4
	134.858	-16.4242	748.814	-93.4022	21.272	593.554
Error	$\bar{x}_3 - x_{ref}$	$\bar{y}_3 - y_{ref}$	$\bar{z}_3 - z_{ref}$	$\bar{x}_4 - x_{ref}$	$\bar{y}_4 - y_{ref}$	$\bar{z}_4 - z_{ref}$
	0.0209	-0.05325	-0.0276	0.02469	0.0064	0.0047
Absolute positional error	$\sqrt{(\bar{x}_3 - x_{ref})^2 + (\bar{y}_3 - y_{ref})^2 + (\bar{z}_3 - z_{ref})^2}$			$\sqrt{(\bar{x}_4 - x_{ref})^2 + (\bar{y}_4 - y_{ref})^2 + (\bar{z}_4 - z_{ref})^2}$		
	0.063515			0.025935		
Standard Deviation	0.089314	0.041919	0.030373	0.035681	0.039123	0.03284



[Fig. 12] Rainbow Robotics RB5-850 manipulator^[18]

[Table 2] Nominal D-H parameters of RB5-850

$i({}^{i-1}T)$	$a_i [mm]$	$\alpha_i [^\circ]$	$d_i [mm]$	$\theta_i [^\circ]$	$\beta_i [^\circ]$
1 (0_1T)	0	-90	169.2	θ_1	0
2 (1_2T)	425	0	0	θ_2-90	0
3 (2_3T)	392	0	0	θ_3	0
4 (3_4T)	0	90	-110.7	θ_4+90	0
5 (4_5T)	0	-90	110.7	θ_5	0
6 (5_6T)	0	0	-94.7	θ_6	0
TCP	0	0	-88.0	0	0

변환 행렬 ${}^{i-1}T$ 에 대해, 5개의 오차 파라미터에 따른 미소 변위를 선형 방정식 형태로 전개하면 식 (4)와 같이 표현된다.

$$d{}^{i-1}T = \frac{\partial {}^{i-1}T}{\partial a_i} \delta a_i + \frac{\partial {}^{i-1}T}{\partial \alpha_i} \delta \alpha_i + \frac{\partial {}^{i-1}T}{\partial d_i} \delta d_i + \frac{\partial {}^{i-1}T}{\partial \theta_i} \delta \theta_i + \frac{\partial {}^{i-1}T}{\partial \beta_i} \delta \beta_i \quad (4)$$

[Fig. 12]에 나타난 로봇 기준 좌표계 {0}에서 로봇 톨 좌표계 {TCP}까지의 위치와 방향을 수식적으로 변환 행렬로 표현할 수 있으며, 그 관계는 식 (5)로 표현된다.

$${}_{TCP}^0T = {}^0_1T {}^1_2T \dots {}^5_6T \quad {}_{TCP}^6P = \begin{pmatrix} {}_{TCP}^0R & {}_{TCP}^0P \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (5)$$

where, ${}_{TCP}^0R \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, ${}_{TCP}^0P \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$

변환 행렬 ${}^{i-1}T$ 대한 미소 변위는 5개의 오차 파라미터에 대한 선형 방정식으로 나타낼 수 있으며, 이는 식 (6)와 같다.

$$d{}^{i-1}T = \frac{\partial {}^{i-1}T}{\partial a_i} \delta a_i + \frac{\partial {}^{i-1}T}{\partial \alpha_i} \delta \alpha_i + \frac{\partial {}^{i-1}T}{\partial d_i} \delta d_i + \frac{\partial {}^{i-1}T}{\partial \theta_i} \delta \theta_i + \frac{\partial {}^{i-1}T}{\partial \beta_i} \delta \beta_i \quad (6)$$

식 (6)을 이용하여 변환 행렬 ${}_{TCP}^0T$ 의 미소 변위를 5개의 오차 파라미터에 대한 선형 방정식으로 표현할 수 있으며, 이는 식 (7)로 표현된다.

$$d{}_{TCP}^0T = \frac{\partial {}_{TCP}^0T}{\partial a_1} \delta a_1 + \frac{\partial {}_{TCP}^0T}{\partial \alpha_1} \delta \alpha_1 + \frac{\partial {}_{TCP}^0T}{\partial d_1} \delta d_1 + \frac{\partial {}_{TCP}^0T}{\partial \theta_1} \delta \theta_1 + \frac{\partial {}_{TCP}^0T}{\partial \beta_1} \delta \beta_1 + \dots + \frac{\partial {}_{TCP}^0T}{\partial a_N} \delta a_N + \frac{\partial {}_{TCP}^0T}{\partial \alpha_N} \delta \alpha_N + \frac{\partial {}_{TCP}^0T}{\partial d_N} \delta d_N + \frac{\partial {}_{TCP}^0T}{\partial \theta_N} \delta \theta_N + \frac{\partial {}_{TCP}^0T}{\partial \beta_N} \delta \beta_N$$

where, $\frac{\partial {}_{TCP}^0T}{\partial \gamma_i} = {}^0_1T \cdot {}^1_2T \cdot \dots \cdot \frac{\partial {}^{i-1}T}{\partial \gamma_i} \cdot {}^{i+1}_iT \cdot \dots \cdot {}_{TCP}^N T$

$$= {}_{i-1}^0T \cdot \frac{\partial {}^{i-1}T}{\partial \gamma_i} \cdot {}_{TCP}^i T \quad (i = 1, 2, \dots, N, TCP) \quad ({}^0_0T, {}^i_iT = I)$$

N : Degree of Freedom

최종적으로, 로봇 기준 좌표계에서 엔드이펙터의 위치 오차는 자코비안 행렬과 오차 파라미터 벡터의 곱으로 표현되며, 이는 식 (8)로 표현된다^[21].

$$d{}_{TCP}^0P = \begin{bmatrix} d{}_{TCP}^0T_{(1,4)} \\ d{}_{TCP}^0T_{(2,4)} \\ d{}_{TCP}^0T_{(3,4)} \end{bmatrix} = J \cdot \Delta X \quad (8)$$

where

$$J = \begin{pmatrix} \frac{\partial {}^0_1T}{\partial a_1} {}_{TCP}^1T & \dots & \frac{\partial {}^1_2T}{\partial a_2} {}_{TCP}^2T & \dots & \left(\frac{\partial {}_{TCP}^N T}{\partial \beta_{TCP}} \right)_{(1,4)} \\ \frac{\partial {}^0_1T}{\partial a_1} {}_{TCP}^1T & \dots & \frac{\partial {}^1_2T}{\partial a_2} {}_{TCP}^2T & \dots & \left(\frac{\partial {}_{TCP}^N T}{\partial \beta_{TCP}} \right)_{(2,4)} \\ \frac{\partial {}^0_1T}{\partial a_1} {}_{TCP}^1T & \dots & \frac{\partial {}^1_2T}{\partial a_2} {}_{TCP}^2T & \dots & \left(\frac{\partial {}_{TCP}^N T}{\partial \beta_{TCP}} \right)_{(3,4)} \end{pmatrix}, \Delta X = \begin{bmatrix} \delta a_1 \\ \delta \alpha_1 \\ \delta d_1 \\ \delta \theta_1 \\ \delta \beta_1 \\ \vdots \\ \delta \theta_{TCP} \\ \delta \beta_{TCP} \end{bmatrix}$$

$$J \in \mathbb{R}^{3 \times 35}, \Delta X \in \mathbb{R}^{35 \times 1}$$

3.2 거리 오차를 이용한 오차 모델링

지난 연구에서 서로 다른 두 지점에 대해 로봇 기준 좌표계 상의 로봇 말단 좌표계의 이동 거리는 측정 장치 기준 좌표계에서 측정된 로봇 말단 좌표계의 이동 거리가 동일하다는 성질을 이용하여, 거리 오차 모델링 기반의 로봇 기구학 캘리브레이션 알고리즘을 검증하였다^[15]. 이 방법은 로봇과 측정 장치 간의 기준 좌표계 변환 행렬 없이도 캘리브레이션이 가능하다.

본 논문에서는 거리 오차를 기반으로 하는 로봇 기구학 캘리브레이션을 수행하고자 한다. 이를 위해, 로봇 말단에 부착된 지그가 측정 장치의 측정 범위 내에 있도록 로봇을 구동하며, 다양한 위치에서 말단의 위치를 측정하였다.

식 (9)에서는 로봇이 첫번째 위치에 있을 때와 k 번째 위치에

있을 때를 나타내며, 로봇의 위치 오차가 발생한다고 가정하면, 각 위치에 대해서 식 (10)으로 표현을 할 수 있다.

$$\vec{P}_1 = (x_1, y_1, z_1)^T, \dots, \vec{P}_k = (x_k, y_k, z_k)^T \quad (9)$$

$$(\vec{P}_1)_M = (\vec{P}_1)_N + d\vec{P}_1 \quad (10)$$

$$\vdots$$

$$(\vec{P}_k)_M = (\vec{P}_k)_N + d\vec{P}_k$$

where $()_M$: Actual Value, $()_N$: Nominal Value,
 k : Number of Points

로봇의 첫 번째 위치를 기준으로 서로 다른 위치 간의 유클리드 거리는 식 (11)와 같이 정의된다.

$$\|(\vec{P}_2)_M - (\vec{P}_1)_M\| = \|(\vec{P}_2)_N - (\vec{P}_1)_N + d\vec{P}_2 - d\vec{P}_1\| \quad (11)$$

$$\vdots$$

$$\|(\vec{P}_k)_M - (\vec{P}_1)_M\| = \|(\vec{P}_k)_N - (\vec{P}_1)_N + d\vec{P}_k - d\vec{P}_1\|$$

식 (11)에서 k 번째 위치에서의 거리 오차 관계식은 식 (12)로 표현을 할 수 있다.

$$L_M = \sqrt{((\vec{P}_k)_N - (\vec{P}_1)_N + d\vec{P}_k - d\vec{P}_1)^T ((\vec{P}_k)_N - (\vec{P}_1)_N + d\vec{P}_k - d\vec{P}_1)} \quad (12)$$

식 (12)을 제곱한 후, 고차항의 미소 변위 값이 매우 작다고 가정하여 이를 무시하면, 해당 식은 식 (13)과 같이 정리된다.

$$L_M^2 - L_N^2 = 2 \cdot ((\vec{P}_k)_N - (\vec{P}_1)_N)^T \cdot (d\vec{P}_k - d\vec{P}_1) \quad (13)$$

최종적으로, 식 (13)에서 식 (8)과 결합하여 식 (14)로 정리된다.

$$L_M^2 - L_N^2 = 2 \cdot ((\vec{P}_k)_N - (\vec{P}_1)_N)^T \cdot (J_k - J_1) \cdot \Delta X \quad (14)$$

식 (14)에서 행렬 형태의 일차 선형 방정식으로 정리되며, 식 (15)와 같이 표현된다. 이후, 식 (15)를 의사 역행렬(pseudo-inverse) 형태로 변환하면, 로봇 기구학 파라미터의 오차 값을 식 (16)을 통해 계산할 수 있다.

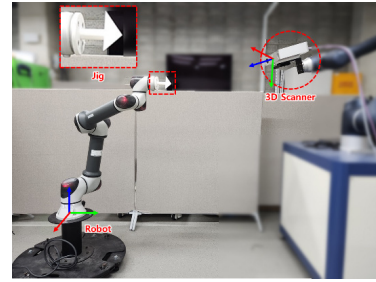
$$Y = \phi \cdot \Delta X \quad (15)$$

$$\Delta X = (\phi^T \cdot \phi)^{-1} \cdot \phi^T \cdot Y \quad (16)$$

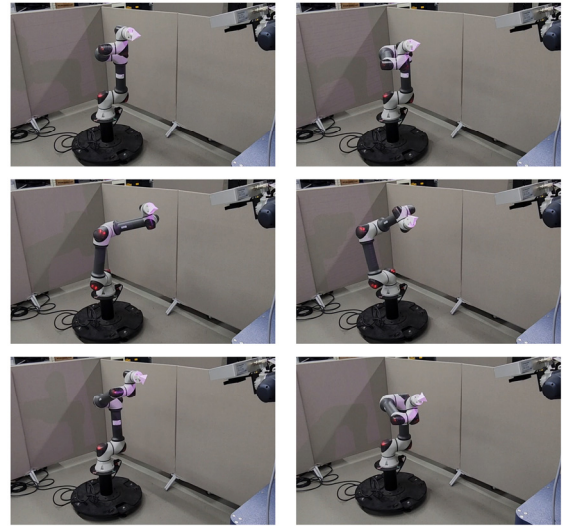
where, $Y = L_M^2 - L_N^2$, $\phi = 2 \cdot ((\vec{P}_k)_N - (\vec{P}_1)_N) \cdot (J_k - J_1)$,
 $\Delta X = [\delta a_1, \delta \alpha_1, \delta d_1, \delta \theta_1, \delta \beta_1, \dots, \delta d_{TCP}, \delta \theta_{TCP}, \delta \beta_{TCP}]^T$

3.3 실험

[Fig. 13]과 같이, 실험에 사용된 6자유도 로봇 팔의 말단부에 측정 지그를 부착하고, 외부에는 3차원 스캐너를 설치하였다. 실험에서 사용하는 3차원 스캐너는 ATM사의 AITZ 3DS



[Fig. 13] Experimental environment



[Fig. 14] Robot position measurement experiment

[Table 3] Calibrated D-H parameters of RB5-850

$i(i-1)T$	a_i	α_i	d_i	θ_i	β_i
1 (0_1T)	0.99473	-90.012	169.2	θ_1	0
2 (1_2T)	427.82	0.1016	0	$\theta_2 - 90.326$	0.073734
3 (2_3T)	393.42	-0.2404	0	$\theta_3 + 0.3716$	0
4 (3_4T)	0.45798	90.058	-110.92	$\theta_4 + 89.503$	0
5 (4_5T)	0	-90.375	110.7	$\theta_5 + 0.1903$	0
6 (5_6T)	0.03181	0	-95.957	θ_6	0
TCP	0	0	-89.256	0	0

제품^[22]을 사용하였다. 본 3차원 스캐너는 700 mm의 측정 가능한 거리(Working Distance)에서 450 mm 내의 측정 범위를 가지고 있으며, 측정 정밀도는 0.02 mm이다.

[Fig. 14]와 같이 로봇의 서로 다른 자세에 대해서 위치를 총 64개 측정하였다. 이 중 첫번째 자세를 기준으로 계산된 거리 오차는 총 63개이며, 이 중 50개는 캘리브레이션 알고리즘에 적용하였으며, 나머지 13개는 캘리브레이션 검증용으로 사용하였다.

로봇 기구학 캘리브레이션 결과 [Table 3]에 보정된 파라미터 값으로 정리하였다. 볼드체로 표기된 파라미터는 자코비안

행렬의 해당 요소가 0이거나, 파라미터 중복성^[23]으로 인해 보정이 불가능한 파라미터다.

[Fig. 15(a)]는 캘리브레이션 알고리즘에 사용된 거리 오차 데이터(Training data)에 대해 캘리브레이션 전과 후를 비교한 것이다. 거리 오차의 절댓값 기준 최댓값은 캘리브레이션 전 4.2558 mm에서 캘리브레이션 후 0.29093 mm로 약 93.16%만큼 감소하였다. 거리 오차의 평균 값은 캘리브레이션 전 0.81171 mm에서 캘리브레이션 후 0.076201 mm로 약 90.61%만큼 감소하였다.

[Fig. 15(b)]는 캘리브레이션 알고리즘 검증용으로 사용된 거리 오차 데이터(Test data)에 대해 캘리브레이션 전과 후를 비교한 것이다. 거리 오차의 절댓값 기준 최댓값은 캘리브레이션



Distance Error [mm]	Before Calibration	After Calibration
Absolute Max Value	4.2558	0.29093
Absolute Mean Value	0.81171	0.076201

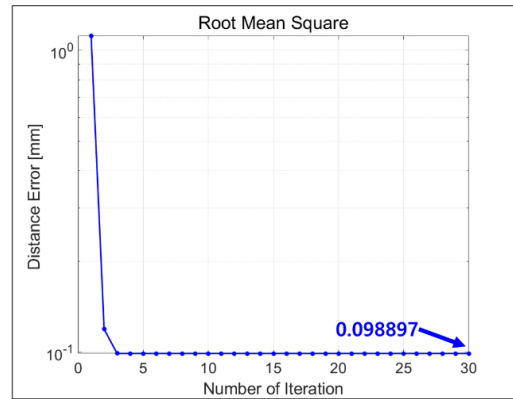
(a) Distance error before (Blue) and after (Red) calibration in training data



Distance Error [mm]	Before Calibration	After Calibration
Absolute Max Value	4.3229	1.3879
Absolute Mean Value	2.3712	0.63902

(b) Distance error before (blue) and after (red) calibration in test data

[Fig. 15] Distance errors before and after calibration in experiment



[Fig. 16] Result of distance RMS error in experiment

전 4.3229 mm에서 캘리브레이션 후 1.3879 mm로 약 67.89%만큼 감소하였다. 거리 오차의 평균 값은 캘리브레이션 전 2.3712 mm에서 캘리브레이션 후 0.63902 mm로 약 73.05%만큼 감소하였다.

[Fig. 16]은 캘리브레이션 반복 횟수에 따른 거리 오차에 대한 평균 제곱근 오차(RMSE)를 그래프로 나타내었다. 반복 횟수는 30회 수행되었으며, 4회 반복 후 거리 오차의 RMSE 값은 약 0.098897 mm로 수렴하였다.

4. 결론

본 논문은 3차원 스캐너 기반의 특징점 추정 알고리즘을 제안하고, 이를 활용하여 로봇 기구학 캘리브레이션의 효율성을 검증하였다. 제안한 알고리즘은 3D 포인트 클라우드 데이터로부터 측정 지그의 특징 점을 정밀하고 일관되게 추정할 수 있음을 확인하였으며, 이를 기반으로 수행한 로봇 기구학 캘리브레이션 실험을 통해 유효성을 검증할 수 있었다.

일반적으로 로봇 기구학 캘리브레이션에 사용되는 레이저 트래커를 대체할 수 있는 실용적인 대안을 제시하였으며, 특히 거리 오차를 활용한 캘리브레이션 방법을 통해 로봇과 3차원 스캐너 간 기준 좌표계 변환 행렬 없이 로봇 기구학 파라미터에 대해서 보정이 가능하였다.

하지만, 본 논문에서는 하나의 로봇 모델을 대상으로 실험을 수행하였기 때문에, 다양한 기구학 구조를 가진 로봇에 대한 추가 실험을 통해 제안한 알고리즘의 적용 가능성과 로봇 기구학 캘리브레이션 실효성을 검증할 필요가 있다.

또한, 제안한 알고리즘은 샘플링 기반으로 수행되므로, 측정 데이터의 복잡도나 환경 조건에 따라 처리 효율에 차이가 발생할 수 있다. 이에 따라 다양한 형상의 측정 지그에서도 안정적으로 특징 점을 추정할 수 있도록 알고리즘의 구조 단순화 및 전처리 단계의 최적화가 요구된다.

향후에는 다양한 로봇 모델을 대상으로 추가 실험을 수행할 예정이며, 형상이 다른 지그에서도 특징 점을 안정적으로 측정할 수 있는 방안을 모색하여 알고리즘의 범용성과 실용성을 향상시킬 계획이다.

References

- [1] J.-F. Gómez-Hernández, J.-M. Gutiérrez-Hernández, A. Jimeno-Morenila, J.-L. Sánchez-Romero, and M.-D. Fabregat-Periago, "Development of an integrated robotic workcell for automated bonding in footwear manufacturing," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 5066-5080, 2024, DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3350441.
- [2] I.-M. Sarivan, O. Madsen, and B. V. Wæhrens, "Automatic welding-robot programming based on product-process-resource models," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 132, pp. 1931-1950, Mar., 2024, DOI: 10.1007/s00170-024-13409-x.
- [3] E. Mendez, O. Ochoa, D. Olivera-Guzman, V. H. Soto-Herrera, J. A. Luna-Sánchez, C. Lucas-Dophe, E. Lugo-del-Real, I. N. Ayala-Garcia, M. Alvarado Perez, and A. González, "Integration of deep learning and collaborative robot for assembly tasks," *Applied Sciences*, vol. 14, no. 2, Jan., 2024, DOI: 10.3390/app14020839.
- [4] B. W. Mooring, Z. S. Roth, and M. R. Driels, *Fundamentals of Manipulator Calibration*, Wiley, 1991, [Online], <https://hdl.handle.net/10945/40313>.
- [5] X. Chen, Q. Zhang, and Y. Sun, "Evolutionary robot calibration and nonlinear compensation methodology based on GA-DNN and an extra compliance error model," *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, pp. 1-15, Jul., 2020, DOI: 10.1155/2020/3981081.
- [6] S. Gadringer, H. Gatringer, A. Müller, and R. Naderer, "Robot calibration combining kinematic model and neural network for enhanced positioning and orientation accuracy," *IFAC-Papers OnLine*, vol. 53, no. 2, pp. 8432-8437, 2020, DOI: 10.1016/j.ifacol.2020.12.1436.
- [7] A. Joubair and I. A. Bonev, "Kinematic calibration of a six-axis serial robot using distance and sphere constraints," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 77, pp. 515-523, Oct., 2014, DOI: 10.1007/s00170-014-6448-5.
- [8] G. S. Yoo, "A study on calibration of an industrial robot using LVDT sensor," M.S. thesis, Korea National University of Transportation, Chungcheongbuk-do, Republic of Korea, 2017, [Online], <https://www.riss.kr/link?id=T14545919>, Accessed: Jul. 18, 2025.
- [9] Y. Zhang, L. Luo, K. Qian, and X. Kong, "A low-cost, portable and robust calibration method for industrial robot," *2024 30th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice (M2VIP)*, Leeds, United Kingdom, pp. 1-6, 2024, DOI: 10.1109/M2VIP62491.2024.10746153.
- [10] A. Nubiola and I. A. Bonev, "Absolute calibration of an ABB IRB 1600 robot using a laser tracker," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 29, no. 1, pp. 236-245, Feb., 2013, DOI: 10.1016/j.rcim.2012.06.004.
- [11] W. Zhenhua, X. Hui, C. Guodong, S. Rongchuan, and L. Sun, "A distance error based industrial robot kinematic calibration method," *Industrial Robot*, vol. 41, no. 5, pp. 439-446, Aug., 2014, DOI: 10.1108/IR-04-2014-0319.
- [12] S. Yin, Y. Ren, J. Zhu, S. Yang, and S. Ye, "A vision-based self-calibration method for robotic visual inspection systems," *Sensors*, vol. 13, no. 12, pp. 16565-16582, 2013, DOI: 10.3390/s131216565.
- [13] X. Zhang, Y. Song, Y. Yang, and H. Pan, "Stereo vision based autonomous robot calibration," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 93, pp. 43-51, Jul., 2017, DOI: 10.1016/j.robot.2017.04.001.
- [14] D. C. Lu and M. J. D. Hayes, "Robot calibration using relative measurements," in *Proc. 14th IFToMM World Congress*, Taipei, Taiwan, pp. 25-30, Oct. 2015.
- [15] W. B. Jang, J. Lee, S. H. Park, S. Y. Chung, M. Jin, and M. J. Hwang, "Kinematic calibration of robot manipulator using RGB-D camera," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 29, no. 3, pp. 264-271, Mar., 2023, DOI: 10.5302/J.ICROS.2023.22.0225.
- [16] S. M. Ahmed, S. M. Ahmed, Y. Z. Tan, C. M. Chew, A. A. Mamun, and F. S. Wong, "Edge and corner detection for unorganized 3D point clouds with application to robotic welding," *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Madrid, Spain, pp. 7350-7355, 2018, DOI: 10.1109/IROS.2018.8593910.
- [17] S. Abe, H. Mori, F. Toyama, and K. Shoji, "Corner estimation for 3D point cloud on convex polyhedral surfaces using Delaunay tetrahedralization," *Computer Graphics International Conference*, Yokohama, Japan, pp. 1-6, 2017, DOI: 10.1145/3095140.3095165.
- [18] Rainbow Robotics, *RB Series User Manual*, ver. 3.9.1, Sept., 2021, [Online], https://www.rainbow-robotic.de/downloads/RB_Cobot_Manual_v3.9_211020.pdf. Accessed: Jul. 18, 2025.
- [19] J. Denavit and R. S. Hartenberg, "A kinematic notation for lower-pair mechanisms based on matrices," *Journal of Applied Mechanics*, vol. 22, no. 2, pp. 215-221, Jun., 1955, DOI: 10.1115/1.4011045.
- [20] S. Hayati and M. Mirmirani, "Improving the absolute positioning accuracy of robot manipulators," *Journal of Robotic Systems*, vol. 2, no. 4, pp. 397-413, 1985, DOI: 10.1002/rob.4620020406.
- [21] I.-C. Ha, "Kinematic parameter calibration method for industrial robot manipulator using the relative position," *Journal of Mechanical Science and Technology*, vol. 22, no. 6, pp. 1084-1090, Jul., 2008, DOI: 10.1007/s12206-008-0305-0.
- [22] *AITZ 3D Area Scan Vision Product Specification*, [Online], Available: <https://www.atmc.co.kr/content/241011>, Accessed: Jul. 18, 2025.
- [23] J. H. Park, W. B. Jang, S. Y. Jung, M. Jin, and M. J. Hwang, "Kinematic calibration based on position of robot manipulator eliminating redundancy of parameters," *Journal of the Korean Society for Precision Engineering*, vol. 39, no. 7, pp. 517-528, Jul., 2022, DOI: 10.7736/JKSPE.022.023.



장 원 보

2019 한국교통대학교 기계공학과(공학사)
2021 한국교통대학교 기계공학과(공학석사)
2021~2025 한국로봇융합연구원 주임연구원

관심분야: 로봇 매니플레이터, 로봇 기구학 캘리브레이션, 제조 자동화



사 공 의 훈

2023 서울시립대학교 기계정보공학과(공학사)
2025 서울시립대학교 기계정보공학과
(공학석사)
2025~현재 현대모비스 연구원

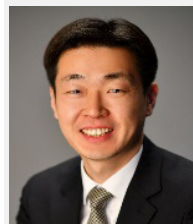
관심분야: 모바일 매니플레이터, 여유자유도 로봇, 자율주행



이 준 영

2013 대구경북과학기술원 로봇 및 기계전자
공학과(공학석사)
2019 대구경북과학기술원 로봇 및 기계전자
공학과(공학박사)
2019~현재 한국로봇융합연구원 선임연구원

관심분야: 로봇 동역학 및 제어, 로보틱스 및 응용 어플리케이션



황 면 중

2007 한국과학기술원 기계공학과
(학사/석사/박사)
2008~2009 Case Western Reserve University,
Research Associate
2010~2013 삼성전자 생산기술연구소 책임
연구원

2013~2015 한라대학교 기계자동차공학부 조교수
2015~2021 한국교통대학교 기계공학전공 조교수/부교수
2021~2024 서울시립대학교 기계정보공학과 부교수
2024~현재 서울시립대학교 기계정보공학과 교수
관심분야: 로봇 모션 계획 및 제어, 매니플레이션, 자율주행로봇, 로봇 비전



박 중 훈

2021 서울시립대학교 기계정보공학과(공학사)
2023 서울시립대학교 기계정보공학과
(공학석사)
2023~현재 LG전자 연구원

관심분야: 모바일 매니플레이터, 로봇 캘리브레이션, 로봇 제어



김 무 림

2004 한국과학기술원 기계공학과(공학석사)
2008 한국과학기술원 기계공학과(공학박사)
2008~2016 포항산업과학연구원 선임/책임
연구원
2016~현재 한국로봇융합연구원수석연구원/
본부장

관심분야: 재난대응로봇, 로봇 제어, 협동로봇, 공장자동화, 유압구동
로봇, 휴머노이드 로봇, 공중매니플레이션, 제조 자동화



윤 석 현

2022 한국교통대학교 기계공학과(공학사)
2024 서울시립대학교 기계정보공학과
(공학석사)
2024~현재 현대로템 연구원

관심분야: 로봇 비전, 딥러닝, 로봇 매니플레이션, 자율주행