

산업용 로봇과 2D 비전을 연동한 6D 자세 추정 방법 연구

장양수¹, 장경배^{2*}

¹고려사이버대학교 융합정보대학원 석사, ²고려사이버대학교 기계제어공학부 교수

A Study on 6D Pose Estimation Method Using Industrial Robot and 2D Vision

Yang-Su Jang¹, Kyung-Bae Jang^{2*}

¹Master, The Graduate School of Interdisciplinary Information Studies, The Cyber University of Korea

²Professor, Dept. of Mechanical and Control Engineering, The Cyber University of Korea

요약 본 연구는 제조 분야에서 산업용 로봇을 이용하여 빈 피킹을 구현할 때, 쉽고, 빠르고, 상대적으로 저렴한 비용의 6D 자세 추정 방법을 제시하고 검증하였다. 상세하게는 산업용 로봇과 2D 카메라를 연동하여 ①객체의 다시점 이미지를 획득하고 학습 데이터를 수집하는 방법, ②수집된 데이터에서 변수를 선택하고 선형 회귀 모델을 구현하는 방법, ③학습된 모델을 산업용 로봇에 적용하여 객체의 6D 자세를 추정, 검증 및 평가하는 방법을 제시하였다. 제시된 데이터 수집 방법과 구현된 선형 회귀 모델은 통계적으로 유의한 결과를 보였으며, 추정된 6D 자세는 참값 검증과 산업용 로봇 적용 평가에서 그 타당성을 확인할 수 있었다. 이미지를 직접 입력하는 대신 이미지에서 추출한 특징점 정보를 회귀 모델의 입력으로 사용함으로써 데이터의 크기를 줄이고 로봇에 직접 임베딩(embedding) 할 수 있었다. 본 연구는 3D 공간의 좌표 문제를 기하학이나 컴퓨터 비전의 관점이 아닌 데이터 분석의 관점에서 접근하였다.

주제어 : 6D 자세 추정, 2D 비전, 산업용 로봇, 선형 회귀, 빈 피킹

Abstract This study presents and verifies an easy, fast, and relatively cost-effective method for 6D pose estimation using industrial robots for bin picking in the manufacturing sector. Specifically, it details a method involving the integration of industrial robots with 2D cameras to ① acquire multi-view images of objects and collect training data, ② select variables from the collected data and implement a linear regression model, and ③ apply the trained model to estimate, verify, and evaluate the 6D pose of objects on industrial robots. The proposed data collection method and implemented linear regression model demonstrated statistically significant results. The estimated 6D poses were validated against ground true values and evaluated in their application to industrial robots, confirming their validity. By using feature point information extracted from images instead of direct image inputs as inputs to the regression model, the data size was reduced, enabling direct embedding on the robot. This research approaches the problem of spatial coordinates in 3D from a data analysis perspective, rather than from geometrical or computer vision perspectives.

Key Words : 6D pose estimation, 2D vision, industrial robot, linear regression, bin picking

*교신저자 : 장경배(kbjang60@cuk.edu)

접수일 2024년 08월 12일 수정일 2024년 09월 23일 심사완료일 2024년 10월 08일

1. 서론

1.1 연구 배경

제조업 현장에서는 다양한 부품들을 생산하고 이 부품들을 조립하여 최종 제품을 완성한다. 이 과정에서 부품이나 제품은 작업용 상자(bin)에 담아 이동한다. 무작위로 담긴 부품이나 제품은 상자 단위로 이동한 후 다시 필요한 부품을 잡아(picking) 분류 및 정렬 작업을 진행하는데, 이러한 과정은 상당한 시간과 노동력이 소모된다 [1]. 산업용 로봇과 머신 비전을 결합한 빈 피킹 시스템의 구축에는 SI(System Integration) 업체와 로봇 제조사, 비전 시스템 설계 및 비전 소프트웨어 전문 업체 또는 전문가로 구성된 조직이 필요한데, 이는 초기 도입 비용을 상승시키며, 성능 개선 및 유지 보수를 어렵게 한다. 혁신적 기술이 현업에서 보편적으로 활용되기 위해서는 기술 완성도와 함께 초기 도입 비용 및 유지 보수를 위한 비용 부담, 조작 편의성도 함께 고려되어야 한다. 본 연구에서는 제조 분야에서 빈 피킹을 위해 산업용 로봇을 사용할 때, 상대적으로 가볍고 저렴한 비용의 6D 자세 추정 방법을 제시하는 것을 목적으로 한다.

1.2 연구 범위

로봇의 빈 피킹 작업은 ①장면 이해, 물체 인식·위치 파악(Scene understanding, Object Recognition · Localization) ②물체 파악과 처리(Object Grasping and Handling) ③동작·경로 계획(Motion · Path Planning)의 3가지 요소로 구성된다[2]. 본 연구에서는 3가지 범주 중 ①물체 인식·위치 파악에 관한 내용이 주를 이루며, ②물체 파악·처리와 ③동작·경로 계획에 대한 요소는 사람에게 의해 사전 티칭되는 것으로 하되, 물체 인식·위치 파악 결과의 검증에 위해 사용한다. 또한 물체의 인식에 있어서는 상용 2D 비전의 기본적인 외형(contour)검출 기능을 이용하며 이미지 처리나 검출 기술을 깊이 있게 다루지는 않는다.

산업용 로봇이 초기에 등록된 목표 위치를 기준으로 할 때, 새롭게 획득한 이미지로부터 대상 객체를 찾고, 초기 등록 위치에 대한 차이(offset)를 추정할 수 있다면 로봇은 새로운 대상 객체에 대해 변경된 목표 위치로 이동할 수 있다. 이를 위해 산업용 로봇의 머니플레이터(manipulator)에 2D 카메라를 부착하고, 로봇을 이동시키며 획득한 다시점 이미지로부터 6D 자세 추정을 위한 회귀에 사용할 학습 데이터를 수집한다. 수집된 데이

터로 선형 회귀 모델을 훈련하여 최적의 회귀식을 산출한다. 검증을 위해 실제 환경에서 획득한 새로운 데이터에 대해 자세를 추정하고 참값과 비교 평가한다. 끝으로 산업용 로봇에 훈련된 회귀 모델을 직접 구현하여 성공률을 관측한 다음 결과를 종합하고 결론을 도출한다.

2. 관련 연구

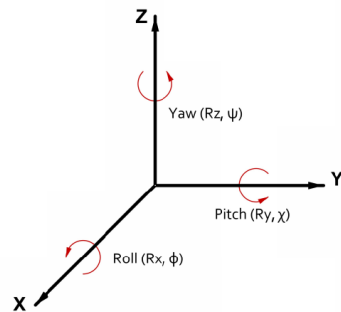
2.1 객체 검출

객체 검출은 입력 이미지에서 특정 객체 인스턴스를 감지하는 컴퓨터 비전 작업이다[3]. Z. Zou 등[3]은 객체 검출 기술을 ‘전통적인 객체 탐지 시대(2014년 이전)’와 ‘딥러닝 기반 감지 시대(2014년 이후)’로 구분하였다. 그러나 두 방식 모두 이미지 자체를 입력 요소로 사용하기 때문에 연산량이 많고, 별도의 하드웨어 자원을 필요로 하므로 산업용 로봇에 직접 임베딩하기에는 어려움이 있다.

한편, 연구 발표되는 기술 중 일부 알려지지 않은 객체를 검출하는 기술[4]도 있으나 제조 공정에서는 실제로 알려지지 않은 객체를 검출하는 경우는 거의 없다.

2.2 6D 자세 추정

산업용 애플리케이션의 빈 피킹 자동화에서 달성해야 할 핵심 기능은 자세 추정이다[3]. 로봇 또는 컴퓨터 비전 분야에서 6D 자세는 3차원 공간에서 물체의 위치와 방향을 정의하는 3차원(x, y, z) 변환 벡터(translation vector)와 x, y, z 각 중심축에 대한 객체의 방향을 표현하기 위한 3개의 회전 각도로서 각각 ϕ , χ , ψ 의 회전 벡터(rotation vector)로 구성되는데[5], 본 연구에서는 실험에 사용된 산업용 로봇 제조사의 표기법에 따라 u(yaw, Rz), v(pitch, Ry), w(roll, Rx)로 표현하였다. [Fig. 1]은 6D 자세를 표현하는 방법을 나타낸다.



[Fig. 1] 6D Pose Representation

6D 자세 추정 문제는 2D 이미지에서 획득할 수 있는 세부 정보를 사용하여 카메라에 대한 대상 객체의 3D 회전 및 이동을 결정하는 문제이다. 자세 추정 방법은 ①특징(feature) 기반의 기하학적 접근 방식 ②템플릿(template) 기반의 방법 ③학습(learning) 기반의 방법이 있다[6]. 2018년 이후 빈 피킹 관련 국내 논문은 구교문[1]의 논문 외에는 모두 학습 기반의 논문이 발표되었다. 이원재[7]는 로봇 머니퓰레이터 끝단에 카메라를 설치하였다는 특징이 있으며, RGB-D 카메라를 사용하여 포인트 클라우드 영상을 획득한 후 이를 CAD 모델을 이용하여 매칭(matching)하는 기법을 사용하였다. 황영준[8]은 로봇의 덤핑으로 파지 영역을 탐색하는 알고리즘을 제시하였는데, 파지 결과를 학습에 사용함으로써 학습데이터 증가에 따라 파지 성공률이 증가함을 보여주었다.

Giorgia Marullo 등[6]은 깊이(Depth) 정보가 없는 2D 이미지를 이용한 6D 자세 추정에 관한 다양한 연구를 사용된 기법을 기준으로 분류하였다. 2D 이미지로부터 객체의 6D 자세 추정 방법은 사용되는 이미지 수에 따라 분류하면, 단안(single) 이미지, 스테레오(stereo) 이미지, 다시점(multi view points) 이미지 등이 있다. 다시점 이미지는 3개 ~ N개까지 다양하게 적용할 수 있다. 그 외에 컴퓨터 비전 분야에서는 RGB-D 이미지와 포인트 클라우드(Point clouds)를 사용한 방법이 지난 20여 년에 걸쳐 연구되고 있다[3]. 스테레오 이미지, RGB-D 이미지 또는 라이다(LIDAR) 센서와 같은 부가 데이터는 정보를 보완하여 문제의 복잡성을 줄여 주지만, 여러 대의 카메라 또는 RGB-D 카메라는 사용하기 어렵고, 가격이 비싸며, 보정 과정이 번거롭고, 장비가 너무 무거워질 수 있다[9].

2.3 빈 피킹

빈 피킹의 자동화를 위해서는 우선 대상 객체의 위치와 자세를 정확히 알아야 한다[10]. 객체의 위치와 자세를 파악하고 빈 피킹에 연동한 대부분의 연구에서 RGB-D 카메라[11, 12, 13] 또는 3D 스캐너[14]를 이용하여 획득한 깊이 정보가 포함된 이미지를 사용하였다. 깊이 정보를 이용하는 방법은 z축 오차를 줄이는 데 효과가 있지만, 연산량이 증가하는 문제가 있다. 또한 시뮬레이션 또는 합성 기반의 가상 이미지를 이용하면 현실에서의 오차를 반영할 수가 없는 한계가 있다. 그 외에 최근 연구에서는 질감 없는(textureless) 객체[11], 이전에 학습하지 않은(unseen) 객체[12], 가려진(occlusion) 객체[14], 영킨 객체[13, 15, 16] 등에 대한 검출 및 자세

추정 기법이 발표되고 있지만, 제조 공정에서는 실효성이 낮은 상황에 대한 방법들이다.

3. 연구방법

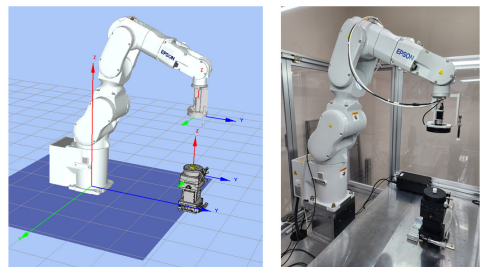
빈 피킹을 위한 6D 자세 추정 문제를 ①산업용 로봇과 2D 비전을 이용한 학습 데이터 수집 방법 ②선형 회귀를 이용한 6D 자세 추정 방법 ③실제 환경에서 검증하는 방법의 3가지 문제로 구분하였다.

3.1 연구 도구

연구수행을 위한 상세 도구는 <Table 1>과 같고, 테스트 벤치는 [Fig. 2]와 같이 구성하였다. 테스트 벤치는 산업용 로봇을 거치하는 로봇 베이스와 산업용 로봇, 로봇 엔드 플랜지(end flange)에 설치된 2D 카메라 및 조명으로 구성된다. 기구 설계 및 조립 과정에서 발생하는 오차는 로봇 제어 프로그램 상에서 로봇 자세 수정으로 보정하고, 보정된 로봇의 자세와 위치를 로봇의 상수로 저장하여 추후 로봇의 자세 제어를 위한 기준으로 사용한다.

<Table 1> Detailed Tools

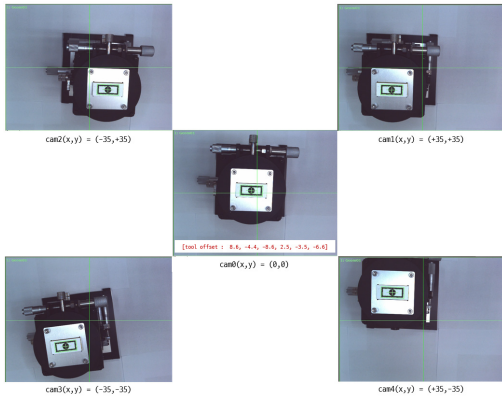
Category	Specification
Data Acquisition (Robot)	6-axis C4-601S(Seiko Epson) Controller RC-700A SW RC+ 7.5.2 (Seiko Epson)
Data Acquisition (Vision)	Camera acA3800-10gc(Basler) Lens 12mm(Hikvision) Controller CV2-S(Seiko Epson) Lighting White LED 12w (KPINT)
Data Analysis (ML)	Google Colab (Platform) Libraries: pandas, sklearn, matplotlib, seaborn, statsmodels, scipy
Verifying Tools	6-axis stage SU6-100 (ST1) Vacuum valve & sensor
Object	Wood block □44x20x6.5mm
Others	Laptop 15ZD990-VX70K(LGE)



[Fig. 2] Test Bench Configuration

3.2 학습데이터 수집 방법

다량의 데이터를 효율적으로 수집하는 방법으로, 검출 대상 객체를 고정된 상태에서 카메라의 시점(View point)을 이동시키며 획득한 이미지로부터 특징점 정보를 추출하는 방법을 제안한다. 로봇 머니플레이터에 설치된 2D 카메라를 3개의 축(x, y, z)에 대하여 공간상의 위치(x, y, z)와 회전량(u, v, w)에 변화를 주며 관측되는 이미지로부터 객체의 특징점 정보를 수집하는 방법이다. 멀티 카메라 효과를 위해 X축에 대하여 ±35mm, Y축에 대하여 ±35mm 조합으로 수평 이동하였다. 객체의 자세 변화 효과를 위한 랜덤 오프셋 발생은 각 독립변수에 대하여 ±15mm로 제한하였다. 로봇의 이동 속도를 최고 속도의 10% 수준으로 설정하고, 이동 직후 진동 억제를 위해 0.1초의 대기 시간을 삽입하였다. 카메라의 시점을 이동시킬 때는 로봇 제조사에서 제공하는 툴 좌표계(Tool Coordinate System)를 이용하였다.



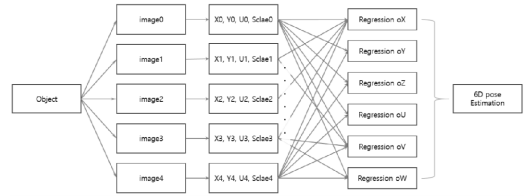
[Fig. 3] Data acquisition example

독립변수는 이미지에서 수집할 객체의 특징점 정보로서 검출된 객체의 중심 위치(x, y)와 z축 회전 각도(u), 그리고 검출된 객체의 크기 비율(scale)이다. 하나의 자세에 대해 총 5개 시점의 정보를 수집하여 총 20개의 독립변수를 수집한다. 종속변수는 6D 자세값(oX, oY, oZ, oU, oV, oW)로서 랜덤하게 발생한 오프셋 값이다.

3.3 6D 자세 추정 방법

6D 자세를 표현하는 6가지 종속변수 각각에 대해 최적화된 선형 회귀 모델을 개별적으로 구성한다. 따라서 개별 종속변수에 대한 최적 회귀 모델은 회귀변수와 회귀계수가 모두 다를 수 있다. 이후 개별 모델에서 추정된 각 변수를 조합하여 6D 자세를 추정한다. 이를 도식화하

면 [Fig. 4]와 같다.



[Fig. 4] Data Acquisition Concept

3.4 실제 환경에서 검증 방법

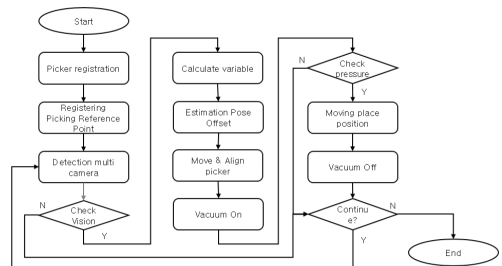
검증은 ①참값(Ground truth) 검증과 ②산업용 로봇 적용 평가의 2가지 방법으로 진행한다.

3.4.1 참값(Ground truth) 검증

마이크로미터와 고니오미터를 갖춘 6축 스테이지를 이용하여 객체의 자세에 변화를 주고 이때 조작한 눈금을 참값으로 한다. 이후 로봇을 이용하여 5개 시점의 특징점 데이터를 획득하여 훈련된 모델로 종속변수별 자세를 예측하고, 참값과 추정값의 차이를 각 종속변수별로 평가하는 방법과 공간상의 좌표에 대한 유클리디안(Euclidian) 거리 오차와 코사인 유사도(Cosine similarity)를 이용하여 평가하는 방법을 사용한다.

3.4.2 산업용 로봇 적용 평가

선정된 회귀 모델을 로봇 제어 프로그램 내에 직접 구현하고 로봇의 픽업 동작에 적용하여 평가한다. 테스트 벤치의 진공 피커에 형성된 압력을 기준으로 실제 로봇의 픽업 성공 여부를 파악하여 타당성을 평가한다. [Fig. 5]은 산업용 로봇을 이용한 평가 절차를 도식화 한 것이다.



[Fig. 5] Evaluation Procedure Using Industrial Robot

4. 연구결과

4.1 학습데이터 수집 및 전처리

하나의 자세에 대한 5개의 이미지 검출에서 하나 이상의 검출 실패가 있는 행을 제거하여 806행, 26컬럼의 원본 데이터를 얻었다. 이후 유사 정보를 가지는 변수를 통합하고, 강한 상관관계가 없는 종속변수를 위해 새로운 독립변수를 <Table 2>와 같이 산출하여 [Fig. 6]의 최종 훈련 데이터를 구성하였다.

<Table 2> New Independent Variables

Variables	Description
mS, mX, mY, mU	Average of 5 Values
dV1, dV2	Scale Ratio of the X-Axis for oV
dW1, dW2	Scale Ratio of the Y-Axis for oW
dT1, dT2	Scale Ratio in the Diagonal Direction
dD1, dD2	Distance in the Diagonal Direction

[Fig. 6] Final Training Data

4.2 6D 자세 추정

먼저 종속변수별로 AIC(Akaike Information Criterion)를 기반으로 독립변수를 추가하거나 제거하여 최적의 변수를 선정하였다. 이후 선택된 변수와 scikit-learn의 LinearRegression 클래스를 사용하여 선형회귀를 수행한 결과, 각 종속변수별로 완성된 6D 자세 추정 모델의 회귀식과 성능지표는 <Table 3> 및 <Table 4>와 같다.

<Table 3> Linear Regression Equation

Linear Regression Equation
$oX = 2.603 + 0.976mX + 0.026mY - 11.620dV1 + 9.081mS$
$oY = -4.378 + 0.979mY + 4.482dT2 - 0.051mX$
$oZ = -305.028 + 300.900mS + 8.013dT2$
$oU = -296.788 + 0.996mU + 0.272dD2 - 0.274dD1 + 188.728dW1 + 108.975dV2 + 11.245dT1 - 0.004mY - 282.913dT2 + 184.805dV1 + 86.234dW2$
$oV = 172.627 + 485.306dV1 - 653.644dV2 - 590.079dW1 - 0.028mX + 0.063dD2$
$oW = 196.903 - 145.701dW2 - 58.329dW1 + 0.036mY + 7.089dT2$

<Table 4> Performance Metric

Var.	Performance Metric				
	MSE	RMSE	MAE	R ²	adj_R ²
oX	3.794	1.948	1.547	0.947	0.946
oY	3.803	1.950	1.491	0.954	0.953
oZ	14.909	3.861	3.058	0.824	0.822
oU	0.056	0.237	0.181	0.999	0.999
oV	2.338	1.529	1.167	0.971	0.970
oW	2.968	1.723	1.154	0.963	0.962

oX, oY, oU, oV, oW 변수들은 모두 높은 R² 및 높은 조정된 R² 값을 가지며, RMSE와 MAE 값도 비교적 낮다. 그러나 oZ 변수에 대한 R²가 0.824, 조정된 R²가 0.822로 상대적으로 다른 변수들에 비해 낮고, RMSE와 MAE 값도 상대적으로 높은 편이다. 대부분의 종속변수에 대해 모델이 효과적으로 동작할 것을 예상할 수 있다.

한편 ‘Statsmodels’ 라이브러리의 OLS 모델을 이용하여 6D 자세 추정 모델의 통계적 평가 결과를 <Table 5>에 요약하였다.

<Table 5> Statistical Evaluation of the 6D Pose Estimation Model

Var.	oX	oY	oZ	oU	oV	oW
R ²	0.961	0.954	0.847	0.999	0.971	0.975
adj_R ²	0.961	0.954	0.846	0.999	0.970	0.975
F-statistic	3461	3861	1550	69690	3084	5519
Prob(F)	0.00	0.00	3.28e-29	0.00	0.00	0.00
Significant Coefficient ((P) t) ≤0.05)	mX, dV1, mS, mY	mY, mX, dT2, const	const, mS, dV2	mU, const, dD2, dT2, dD1, dV1, dW1, dV2, mY, dT1	const, dV2, dW2, dW1, mX, dV1, dD1	const, dW2, dW1, dT2, mY

각 종속변수를 추정하는 여섯 개의 모델은 모두 높은 R²와 조정된 R²를 보였다. F-통계량과 Prob(F) 값 역시 각 모델이 통계적으로 유의하다는 것을 의미한다. AIC를 이용하여 선정된 변수들 역시 각 모델에서 통계적으로 유의한 기여를 한다. 즉, 각 모델이 통계적으로 타당하고, 독립변수들은 종속변수를 잘 설명하고 있다.

4.3 실제 환경에서 검증

4.3.1 참값(Ground truth) 검증

6축 스테이지를 이용하여 객체의 자세에 랜덤하게 변화를 주고, 카메라를 이동하며 입력 변수를 20개 획득하였다. 비교를 위해 원본 데이터도 함께 이용하였다. 모델의 훈련과 같은 방법으로 추가된 독립변수를 산출하고, 훈련된 회귀 모델을 적용하여 자세를 추정하였다. 평가 결과는 <Table 6>과 같다. 스테이지 자세 평가에서 x, y, z, u에 대한 오차는 모두 판정 기준 $AD_{0.1}$ (=4.87mm)보다 작았으며, v, w는 자세 변화가 8도 이상일 때 오차는 대부분 $AD_{0.1}$ 을 초과하여 발생하였다. 각 종속변수 여섯 개 모두 $AD_{0.1}$ 이하일 때를 성공으로 판정하는 평가 방법 ①에 대한 성공확률(6D_OK1)은 65%(13/20) 이고, σ_V 와 σ_W 의 오차가 성공과 실패에 직접적인 영향을 주었다. 유클리디안 거리오차와 코사인 유사도로 변환하여 두 조건의 만족하는 경우를 '성공'으로 판정하는 평가 방법 ②에 대한 성공확률(6D_OK2)은 80%(16/20)이고, 평가 방법 ①과 비교할 때 최종 성공율이 조금 향상되는 것으로 나타났다. 이는 u의 오차가 매우 작으므로 v와 w에 대한 오차가 일부 상쇄되어 코사인 유사도가 증가하였기 때문으로 볼 수 있다.

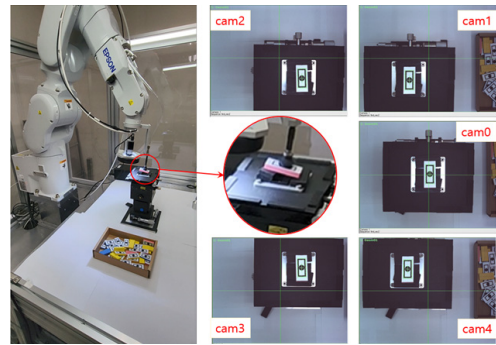
<Table 6> Estimation Success Rate Against Ground True

Items	Symbol	stage_pose (20pcs)		raw_data (806pcs)	
		success	rate	success	rate
x	errX	20	1.000	803	0.996
y	errY	20	1.000	798	0.990
z	errZ	20	1.000	701	0.870
u	errU	20	1.000	806	1.000
v	errV	16	0.800	805	0.999
w	errW	16	0.800	798	0.990
Evaluation①	6D_OK1	13	0.650	662	0.821
Euclidean Distance	ADD _{0.1}	20	1.000	616	0.764
Cosine Similarity	cosSim	16	0.800	802	0.995
Evaluation②	6D_OK2	16	0.800	592	0.734

한편, 원본 데이터에 대한 성공률과 스테이지 데이터에 대한 성공률에 다소 차이가 있었다. V와 W의 예측 성공률은 원본 데이터에 대한 성공률이 높은 반면, Z의 성공률은 스테이지 평가가 우수한 결과를 보였다.

4.3.2 산업용 로봇 적용 평가

결정된 회귀식을 산업용 로봇 제어 프로그램에 직접 구현하여 검증하였다. [Fig. 7]은 실험의 한 사례를 보여준다. 먼저 픽업 기준 톨을 등록하고, 픽업 기준 위치를 설정하였다. 다음으로 산출된 선형 회귀식을 이용하여 6D 자세 오프셋을 예측하는 함수를 구현하였다. 마지막으로 사전 티칭된 기준 위치와 예측된 6D 자세 오프셋을 연산하여 로봇을 목표 위치에 정렬한 후 진공 밸브를 동작시켰을 때, 센서의 압력이 정상인 경우를 '성공'으로 판단하였다.



[Fig. 7] A Case of Industrial Robot Application Evaluation

산업용 로봇에 적용한 평가 결과는 <Table 7>에 요약하였다.

<Table 7> Results of Industrial Robot Application

	workCnt	OKcnt	pickErr	visErr	motionErr
1st	31	23	4	3	1
2nd	33	24	5	3	1
3th	82	66	5	11	0
sum		113	14	17	2
rate1	146	0.774	0.096	0.116	0.014
rate2	127	0.890	0.110	-	-

비전 검출 후 물리적인 이유로 로봇이 예측한 위치로 이동할 수 없는 경우를 'motionErr'로, 비전 검출 실패는 'visErr'로 예외 처리하여, 예외 발생 시점에서 조치 후 반복 시험하였다. 총 146개의 객체 중 127개에 대하여 성공 113개(89%), 실패 14개(11%)로 판측되었다. 단 'visErr' 상황과 'motionErr' 상황은 성공률 계산에 반영하지 않았다.

5. 결론

산업용 로봇을 이용한 빈 피킹 작업에는 필수적으로 객체의 6D 자세 추정이 필요하다. 본 연구에서는 객체의 6D 자세 추정을 위한 3가지 문제를 연구하였다.

첫째, 로봇 머니플레이터에 장착된 카메라를 이동시키며 다시점 이미지를 획득하고, 자체 추정 모델의 훈련에 필요한 적절한 학습 데이터 수집이 가능했다. 둘째, 연산을 통해 새로운 독립변수를 생성하고 선형 회귀 모델을 통한 6D 자세를 추정 방법은 통계적으로 유의미하였다. 셋째, 스테이지를 이용한 참값 검증에서 80%, 로봇 적용 평가에서 89%의 성공률을 보였다.

6D 자세 추정 모델을 선형 회귀로 구현하는 방법은 산업용 로봇의 제어 프로그램 내에 직접 임베딩 가능한 장점이 있고, 제시된 방법들은 별도의 추가 장치 없이 산업 현장에 적용할 수 있는 방법이다. 하지만, 성공률 향상을 위한 추가 연구가 필요해 보인다. 본 연구는 로봇과 비전, 그리고 객체의 좌표 문제를 기하학적 계산이나 컴퓨터 비전 관점으로 접근하는 대신 데이터 분석의 측면에서 접근하는 시도이다. 향후 산업 분야에서 로봇과 비전의 연동 문제 해결의 작은 실마리가 될 수 있기를 기대한다.

REFERENCES

[1] K.M.Koo, "A Study on Vision-based Calibration Method for Bin-picking Robot", Graduate School of Korea University of Engineering and Technology, Gyeonggi-do, 2023.

[2] G.Kyprianou, L.Doitsidis, A.C.Kapoutsis, Z.Zinonos, S.A. Chatzichristofis, "Bin-Picking in the Industry 4.0 Era", 2023 IEEE International Conference on Consumer Electronics(ICCE), pp. 1-5, 2023.

[3] Z.Zou, K.Chen, Z.Shi, Y.Guo, J.Ye, "Object Detection in 20 Years: A Survey". arXiv, 2023.

[4] D.Park, Y.Hoshi, C.C.Kemp, "A Multimodal Anomaly Detector for Robot-Assisted Feeding Using an LSTM-based Variational Autoencoder". arXiv, 2017.

[5] J.L.B.Claraco. "A tutorial on SE(3) transformation parameterizations and on-manifold optimization." Technical report #012010, 2022.

[6] G.Marullo, L.Tanzi, P.Piazzolla and E.Vezzetti, "6D object position estimation from 2D images: a literature review", *Multimed. Tools Appl.*, Vol.82, No.16, pp.24605-24643, 2023.

[7] W.J.Lee, "Block-Stacking Robotic Manipulation Using

3D Point Cloud Registration", Graduate School of Korea University, Seoul, 2021.

[8] Y.J.Hwang, "A Study on Bin Picking Learning Algorithm of 6-axis Manipulator Using Deep Learning", Seoul National University of Science and Technology, Seoul, 2018.

[9] Y.Nakano, "Stereo Vision Based Single-Shot 6D Object Pose Estimation for Bin-Picking by a Robot Manipulator". arXiv, 2020.

[10] R.Bogue, "Bin picking: a review of recent developments", *Ind. Robot Int. J. Robot. Res. Appl.*, 2023.

[11] V.Kozák, R.Sushkov, M.Kulich, L.Přeučil, "Data-Driven Object Pose Estimation in a Practical Bin-Picking Application", *Sensors*, Vol.21, No.18, pp. 6093, 2021.

[12] T.T.Le, C.Y.Lin, "Bin-picking for planar objects based on a deep learning network: a case study of USB packs", *Sensors*, Vol.19, No.16, pp. 3602, 2019.

[13] M.Moosmann, F.Spenrath, K.Kleeberger, M.U.Khalid, M.Mönniga, J.Rospor, R.Bormann, "Increasing the Robustness of Random Bin Picking by Avoiding Grasps of Entangled Workpieces", *Procedia CIRP*, Vol93, pp. 1212-1217, 2020.

[14] G.Leão, C.M.Costa, A.Sousa, G.Veiga, "Detecting and Solving Tube Entanglement in Bin Picking Operations", *Applied Sciences*, Vol.10, No.7, pp. 2264, 2020.

[15] X.Zhang, Y.Domae, W.Wan, K.Harada, "A Closed-Loop Bin Picking System for Entangled Wire Harnesses using Bimanual and Dynamic Manipulation". arXiv, 2023.

[16] X.Zhang, Y.Domae, W.Wan, K.Harada, "Learning Efficient Policies for Picking Entangled Wire Harnesses: An Approach to Industrial Bin Picking", *IEEE Robot. Autom. Lett.*, Vol. 8, No.1, pp. 73-80, 2023.

장 양 수(Yang-Su Jang)

[정회원]



■ 2024년 8월 : 고려사이버대학교 융합정보대학원(공학석사)

<관심분야>

인공지능 4.0, 기계융합, 산업용로봇, 머신비전

장 경 배(Kyung-Bae Jang)

[종신회원]



- 1995년 2월 : 광주과학기술원
기전공학과(공학석사)
- 2006년 8월 : 고려대학교 일반대
학원 전기공학과(공학박사)
- 1997년 2월 ~ 2000년 3월 : SK
하이닉스 주임연구원
- 2000년 4월 ~ 2008년 8월 :
현대모비스 선임연구원
- 2008년 12월 ~ 2013년 5월 : 보건복지부 국립재활원
공 업연구원
- 2014년 3월 ~ 현재 : 고려사이버대학교 기계제어공학부
교수

<관심분야>

사물인터넷, 제어시스템, 로봇