

머신텐딩을 위한 금속 물체의 파지 법선 추정에 관한 연구

신동인*, 조창노*, 김동엽*, 김태근*, 정병진*, 전세웅*, 황정훈*
한국전자기술연구원*

A Study on Estimating the Approach Vector of a Metal Object for Machine Tending

Dongin Shin*, Chang Nho Cho*, Kim, Dong Yeop*, Tae-Keun Kim*, Byungjin Jung*, Sewoong Jun*, Sewoong Jun*, Jung-Hoon Hwang
Korea Electronics Technology Institute*

Abstract - 다수의 금속 물체가 빈 내에 있을 경우, 로봇이 단순히 수직 방향(z축 방향)으로 물체를 파지하기 보다는 물체가 놓여 있는 각도를 고려하여 파지를 수행하여야 안정적이다. 이를 위하여, 기존의 방식은 등록된 물체의 형상에 대한 포즈를 인식하여 파지 법선 방향을 추정하지만 다수의 물체가 혼재된 경우 물체의 포즈 측정이 어려운 경우가 있으며, 주변 물체의 충돌로 인하여 파지에 실패할 경우가 발생한다. 본 논문은 물체의 포즈를 인식하는 것이 아닌 딥러닝 모델로 2지형 그리퍼로 파지 가능한 파지점을 인식하고, 인식된 파지점에서 그리퍼의 진입 각도를 추정하는 것을 제안한다. 다수의 금속 물체가 놓여 있는 환경에서 파지점과 그리퍼의 진입 방향을 추정할 수 있음을 실험을 통하여 확인하였다.

1. 서 론

최근 딥러닝 기술의 발전으로 인하여 기존 제조 시스템이 지능과 결합하여 단순 작업에서 다양하거나 범용적인 작업을 수행 하길 원한다. 금속가공 산업의 경우 금속을 가공하기 전에 가공 대상물을 빈(박스)에서 파지하는 작업이 선행되어야 하며, 이러한 파지 작업을 로봇 시스템을 이용하여 자동화하고 있다.

파지 기술에 대한 로봇화를 수행하기 위해, 다양한 조도 및 물체 배치 환경과 가공 대상물의 종류 등이 변화하더라도 파지 성능의 저하가 없는 기술이 요구된다. 또한, 기존의 물류 현장에서 다루는 가벼운 물체와 달리 금속 가공 물체의 경우 물체의 놓여 있는 방향으로 2지형 그리퍼로 파지하여 안정적으로 파지 할 수 있다.

기존의 물체 파지 기술은 3차원 형상을 등록하여 물체의 포즈를 측정하여 파지하는 방법과 그리퍼의 파지 가능한 영역을 인식하여 파지를 수행하는 것으로 나눌 수 있다[1-4]. 3차원 형상 등록 방식은 3차원 도면(CAD)을 이용하여 빈(박스)에 놓여 있는 3D 형상 데이터와 매칭을 통하여 물체 포즈를 추정한다. 이러한 3차원 형상 매칭 기법은 새로운 물체가 있는 경우 등록을 수행해야 하는 과정이 필요하다. 또한, 다수의 물체가 혼재되어 있는 경우 매칭 성능이 저하되는 단점이 있다. 비록 물체의 포즈를 알더라도 실제 그리퍼로 파지를 수행할 경우, 주변 물체와의 충돌로 인하여 추가적인 알고리즘이 필요하다.

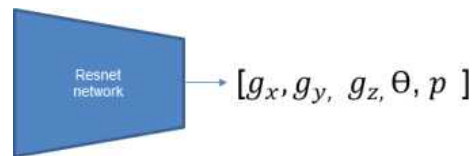
딥러닝 기반으로 물체의 파지점을 인식하는 방법들은 물체의 포즈 측정보다는 2지형 그리퍼로 물체의 각 영역에 대해 파지 가능 영역을 인식한다. 이러한 방법들의 경우 물체의 전체 형상을 인식하는 것이 아니기 때문에 파지점과 물체의 무게 중심이 일치하지 않을 수 있다. 또한, 물체 파지점의 3차원 좌표 x, y, z 값을 알 수 있지만 그리퍼의 진입(approach) 벡터를 새로 추정하는 알고리즘이 필요하다.

본 논문은 물체의 파지점을 기반으로 그리퍼의 진입 방향을 인식하기 위한 파지 법선 방향 추정에 대해 제안한다. 대상 물체는 금속 가공에 많이 사용하는 실린더 형태의 물체를 선정하였으며, 실린더의 형상에 대한 포즈가 아닌 파지점 주변의 3차원 형상 데이터를 이용하여 그리퍼 진입 방향을 추정한다.

2. 본 론

2.1 파지점 인식 기술

금속가공 물체를 대상으로 파지점을 인식하는 딥러닝 모델에 대해 간략히 설명한다. 입력 영상으로 RGB-D 데이터를 사용하며, 파지 가능과 불가능으로 기존 주석(annotation)된 학습 DB를 기반으로 학습된 네트워크이며, 아래 그림과 같다. 본 논문에서 사용하는 딥러닝 모델은 Resnet 네트워크를 사용하며 파지 확률을 추정한다[5]. 파지점 인식 딥러닝 네트워크의 출력은 파지점 위치 값인 g_x, g_y, g_z 와 그리퍼의 z 축 방향 θ_z 와 확률 값 p 로 구성된다.



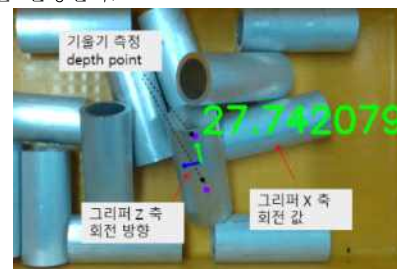
<그림 1> 파지점 인식 딥러닝 네트워크

2.2 파지점 기반 법선 방향 추정 기술

파지점 인식 딥러닝 모델 출력 값을 이용하여, 그리퍼의 파지 진입 방향을 추정하는 방법에 대해서 기술한다. 딥러닝 모델에서 출력된 그리퍼 z축 회전 θ_z 를 기준으로 물체의 높이 depth 값을 통해 θ_x 값을 추정하여 그리퍼의 진입 방향을 계산한다.

그림 2는 파지점 인식 딥러닝 모델로 추정된 파지점 좌표이며, 그리퍼의 z 축 회전 방향을 표시한 것이다. θ_z 의 90 회전시킨 벡터를 기준으로 물체의 기울어짐을 측정할 수 있는 깊이 값(depth point)를 찾아내며, 이 깊이 값의 차이를 통해 물체의 기울어짐을 측정한다.

물체의 기울기 측정 포인트의 2개의 점은 거리가 멀수록 더 정밀하게 물체의 기울기를 측정할 수 있으나, 거리를 크게 함에 따라 물체의 다른 면의 거리 값을 측정하거나 다른 물체의 거리 값을 측정하는 오류가 발생한다. 따라서, 이러한 오류를 감소하기 위해 각 위치의 depth 차이 변화량을 이용하여 기울기 측정 포인트들을 선정한다.



<그림 2> 그리퍼 진입 방향 추정

기울기 측정 depth point를 p_1, p_2 라고 할 때, 두 점간의 거리 값을 L2 norm으로 계산하며 l 라고 한다. 그리고 두 점의 depth 값을 d_1, d_2 라고 하면 x 축 방향의 기울기는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\theta_x = \arctan\left(\frac{d_1 - d_2}{l + \delta}\right)$$

여기서 δ 는 나누기 '0'을 방지하는 목적의 매우 작은 값이다. 아래 그림은 그리퍼 진입 방향 추정 결과이다. 금속 대상물체가 누워 있는 경우 파지점의 위치와 θ_x 의 값이 '0'이 나오는 것을 확인할 수 있다. 다음으로 기울어져 있는 대상 물체에 대해서 θ_x 값이 약 24.95임을 확인할 수 있다.

[2] B. Joffe, T.Walker, R. Gourdon and K. Ahlin, "Pose estimation and bin picking for deformable products," ScienceDirect, IFAC PapersOnLine 52-30 (2019) 361-366
 [3] J. Oh, C. Lee, S. Lee, S. Jung, D. Kim and S. Lee, "Development of a structured-light sensor based bin-picking system using ICP algorithm," ICCAS2010, pp.1673-1677
 [4] J. Mahler, M. Matl, X. Liu, A. Li, D. Gealy and K. Goldberg, "Dex-Net 3.0: Computing Robust Vacuum Suction Grasp Targets in PointClouds Using a New Analytic Model and Deep Learning," ICRA2018, May 21-25, 2018, pp.5620-5627
 [5] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun. "Deep Residual Learning for Image Recognition," arXiv:1512.03385v1 [cs.CV] 10 Dec 2015.



<그림 3> 그리퍼 진입 방향 추정 결과

3. 결 론

본 논문은 금속가공을 대상으로 파지점 인식 결과를 이용하여 그리퍼의 진입 방향 각도 측정에 대해 제안하였다. 제안하는 방법을 이용하여 향후 다양한 물체의 형상과 배치에 따른 정량적 결과 평가를 수행할 예정이다.

감사의 글

본 논문은 산업통상자원부 협업지능기반 로봇플러스 경쟁력지원사업의 지원을 받아 수행된 연구임.(과제 번호 : P120100001)

[참 고 문 헌]

[1] T. Le and C. Lin 1,2,3, "Bin-Picking for Planar Objects Based on a Deep Learning Network: A Case Study of USB Packs," Sensors 2019, 19, 3602; doi:10.3390/s19163602