



SIFT, U²-Net 기반 비전 인식 및 Proxy 제어 기반 경로 최적화를 활용한 다품종 부품 자동 사상 공정에 관한 연구

김재선^a, 강형석^b, 이성욱^a, 김동주^{a,*}

A Study on the Multi-Product Automatic Deburring Process Using SIFT, U²-Net-Based Vision Recognition, and Proxy-Controlled Path Optimization

Jaeseon Kim^a, Hyeongseok Kang^b, Sungwook Lee^a, Dongju Kim^{a,*}

^a Future Growth Research Institute, SeA Mechanics Co. Ltd.

^b Intelligent Manufacturing Process Research Team, KATECH

ARTICLE INFO

Article history:

Received 13 August 2025
Revised 22 September 2025
Accepted 26 September 2025

Keywords:

Robot trajectory planning
Path optimization
Scale-invariant feature transform (SIFT)
U²-Net algorithm
Vision-based recognition
Multi-product deburring

ABSTRACT

This paper presents a vision-guided deburring automation system optimized for multi-variety production environments. The system randomly identifies input components using a combination of SIFT, template matching, and U²-Net algorithms. U²-Net, along with edge detection, was employed to detect burr regions precisely. The identified burr regions were processed through an optimized robot trajectory and refined using jerk minimization and collision avoidance techniques. To overcome the trajectory resolution limitations of the legacy Yaskawa robot controller, a proxy server architecture was introduced that enabled high-resolution path execution beyond native constraints. This integrated approach improves recognition accuracy, deburring efficiency, and automation flexibility, demonstrating the practical feasibility of labor-intensive die casting post-processing tasks in smart manufacturing.

1. 서론

1.1 사상 자동화 기술의 산업적 필요성과 시장 동향

사상(deburring)은 주조, 프레스, 절삭, 금속 가공 등 다양한 제조 공정에서 발생하는 날카로운 잔여물이나 불필요한 돌출부를 제거하는 핵심적인 후처리 공정으로, 제품의 기능적 안정성과 외관 품질, 조립성 및 사용자 안전 확보에 필수적인 역할을 한다. 특히 다이캐스팅 부품, 정밀 기계 부품, 전장 부품, 이차전지용 알루미늄 하우징, 로봇 및 전기차용 구조 부품 등에서는 기공, 버(burr), 몰드 라인과 같은 미세한 표면 결함이 제품의 신뢰성과 직결되는 절삭

공정의 Jig 안착 문제나 비대칭 고정으로 인하여 치수 및 기계적 성능의 저하와 직결되므로, 사상은 불량률 저감 및 품질 확보 차원에서 반드시 수행되어야 하는 공정이다. 2020년대 들어 글로벌 제조 산업은 ‘대량 생산’에서 ‘변동형 다품종 생산’으로 전환되고 있으며, 이에 따라 후공정에서의 사상 자동화 수요가 급증하고 있다.

최근 시장조사기관 Markets and Markets에 따르면, 글로벌 디버링 자동화 시장은 연평균 6% 이상 성장하고 있으며, 2028년까지 8억 달러 이상의 규모에 이를 것으로 전망된다. 이와 함께 국내 제조 기업들도 인건비 절감, 공정 정밀도 확보, 반복 작업에 따른 안전사고 예방 등을 이유로 사상 공정의 자동화를 적극적으로 모

* Corresponding author. Tel.: +82-54-714-3708

E-mail address: jks4721@seamechanics.com (Dongju Kim).

색하고 있으나, 여전히 많은 사상 공정이 작업자에 의해 수작업으로 진행되고 있으며, 이는 다음과 같은 구조적 문제점을 야기한다.

첫째, 작업자의 숙련도와 컨디션에 따라 품질 편차가 크게 발생한다. 동일한 제품이라도 작업자마다 처리 부위와 정도가 상이하여 제품 간 일관성을 확보하기 어렵다. 둘째, 반복적이고 피로도가 높은 작업으로 인해 생산성이 떨어지며, 장기적으로는 근골격계 질환과 같은 산업재해 발생 가능성이 높다. 셋째, 다품종 생산 환경에서는 제품마다 형상이 다르기 때문에 로봇을 활용한 자동화를 구현하기 위해서는 제품 인식, 가공 경로 생성, 공정 조건 전환 등의 요소가 유연하게 연동되어야 한다. 하지만 기존 로봇 자동화 시스템은 제품별로 별도 teaching이 필요하며 시간과 비용이 상당히 높아서 실질적인 적용에 제약이 많았다.

특히 사상은 단순히 일정 위치를 따라 가공하는 작업이 아니라, 제품의 상태(버의 위치, 크기, 방향)에 따라 가공 경로가 달라지는 비정형적 작업이다. 따라서 이를 자동화하기 위해서는 기존의 고정된 기계 동작이 아니라, 비전 기반으로 제품을 인식하고, 이를 바탕으로 동적으로 경로를 생성하여 실시간 제어가 가능한 지능형 시스템이 요구된다.

1.2 다품종 사상 자동화를 위한 기술 과제 및 선행연구 분석

다품종 부품을 대상으로 한 사상 공정의 자동화는 다양한 제품 형상과 표면 상태의 불확실성으로 인해 여전히 기술적으로 높은 난이도를 가진 과제로 분류된다. 특히 비전 기반 인식, 버의 검출 정확도, 로봇 경로 생성 및 제어 성능 등 세부 요소별로 다음과 같은 과제들이 존재하며, 기존 연구들은 이를 완전히 해결하지 못한 채 제한적인 응용 사례에 머물고 있다.

첫째, 제품 자동 인식을 위한 비전 알고리즘의 성능과 범용성 문제이다. 다품종 부품의 경우, 제품별 외형이 상이하고 배치 방향, 조명, 반사 조건에 따라 영상 정보가 달라지므로 단순한 Shape Matching이나 HSV 기반 필터링과 같은 기법으로는 인식 정확도가 떨어질 수밖에 없다. 버 검출과 사상 작업 자동화를 위해 영상 기반과 센서 융합을 적용한 연구 사례로, Hsieh et al. (2021)은 펀칭 부품의 버를 영상과 진동 센서를 통합한 팔레타이징 로봇 시스템으로 실시간 감지 및 사상을 제안하였으나, 학습 외 새로운 제품에는 적용이 어려워 범용성이 떨어진다는 한계가 지적되었다. 특히 하루에도 수십 종의 제품이 투입되는 기존 시스템처럼 제품마다 모델 재훈련이나 수작업 설정이 필요한 방식으로는 유연한 자동화가 어렵다^[1].

둘째, 버 영역의 검출 정확도와 실시간 대응성의 한계이다. 사상 대상이 되는 버는 대체로 매우 작고, 제품의 곡면, 엣지, 홈부 등의 불규칙한 부위에 형성되기 때문에 단순 이진화(thresholding)나 Sobel 필터 기반의 경계 검출 기법만으로는 검출이 어렵다. 이에

따라 최근에는 U-Net, U²-Net과 같은 세분화(segmentation) 기반의 딥러닝 기법이 적용되고 있으나, 이 역시 학습 데이터가 많거나 검출 기준이 일정한 경우에만 효과를 발휘하는 경향이 있다. Wang & Jing (2024)은 주조 부품의 표면 결함을 U-Net 기반 딥러닝 기법으로 검출하였지만, 공차 범위 외의 false positive 발생률이 여전히 15% 이상으로 보고되었으며(real-world cast surface), 이는 자동 경로 생성 로직과 직접 연결하기에는 위험하다고 분석되었다^[2-3].

셋째, 로봇 경로 생성의 정밀도 및 실행 환경의 제약이다. 사상 경로는 버의 위치와 형상을 따라 비정형적으로 생성되며, 로봇이 이를 따라 동작하기 위해서는 고해상도 좌표 기반의 궤적이 필요하다. 그러나 일반적인 산업용 로봇 제어기, 특히 Legacy 장비에서는 제어점의 수나 주기(trajjectory resolution)에 제약이 있어, 해상도가 낮아지고 경로가 왜곡되거나 속도가 불안정해지는 문제가 발생한다.

이를 해결하기 위해 Khafagy et al. (2025)은 Scalable Vector Graphics(SVG)와 Genetic Algorithm 기반 경로 추출 및 가공 순서를 최적화하는 Automated Offline Programming(AOLP) 방법을 제안하였다. 해당 기법은 이미지로부터 추출된 경로를 SVG로 변환하고, 최적화 과정을 통해 경로를 개선하였다^[4]. 그러나 실제 일부 산업용 제어기에서는 trajectory 해상도 및 전송 지연 시간 문제가 존재하며, 특히 Motoman, KUKA와 같은 제어기에서는 한계가 있어 경로 실행 시 지연이 발생하였다. 이러한 제약은 매끄러운 경로 생성의 문제를 넘어, 충돌 위험 증가, 버 미처리, 사상 품질의 일관성 저하 등 품질 손실로 이어질 수 있다.

결국, 기존의 자동화 연구들은 대부분 특정 제품군이나 공정 조건에 최적화되어 있었으며, 다품종 환경에서의 제품 구분 → 대상 검출 → 경로 생성 → 로봇 제어의 통합 프로세스를 구성하지 못했다. 또한, 로봇 시스템의 물리적 한계(해상도, 좌표수 제한 등)까지 고려한 설계가 미흡해 현장 도입에 어려움이 많다.

1.3 본 연구의 구성 및 기술적 차별성

본 연구는 상기한 기술적 과제들을 해결하고, 다품종 생산 환경에서도 적용 가능한 유연하고 정밀한 사상 자동화 시스템을 구현하는 것을 주된 목표로 한다. 특히 제품 투입부터 로봇 사상까지의 전 과정을 자동화하고, 각 단계에서의 핵심 기술을 통합함으로써 사람의 개입 없이도 안정적인 가공 품질을 확보할 수 있도록 한다. 이를 위해 본 연구는 다음과 같은 기술적 구성과 기여점을 갖는다.

최근 글로벌 자동화 시스템 시장은 연평균 약 10.8% 성장하고 있으며, 특히 제조업 분야의 비전 기반 로봇 시스템은 약 50억 달러 이상 규모로 확대될 것으로 전망된다. 국내 역시 다양한 산업에서 후처리 공정 자동화의 수요가 급격히 증가하고 있다. 기존 자동

화 솔루션은 주로 단순 직선 궤적 기반 제어에 한정되어 있어, 비정형 형상의 공정 구현에는 한계가 있다. 따라서 본 연구에서 제안하는 U²-Net 기반 비정형 경로 자동 생성 기법은 글로벌 및 국내 시장에서 경쟁력을 갖춘 차별화된 기술로 평가될 수 있다. 또한 유사 특허 및 상용 솔루션과 비교했을 때, 본 연구는 곡률 고려, 로봇 제어 통합, 품질 향상 등에서 우위를 가진다. 이는 학술적 기여 외에 산업적 확장성을 갖춘 연구로서 의의가 있다.

첫째, 제품 자동 인식을 위한 복합 비전 알고리즘 구조를 설계하였다. 제품의 외형 분류를 위해 Scale-Invariant Feature Transform(SIFT), Template Matching, U²-Net 기반 알고리즘을 조합하여 제품 형상 및 주요 특징점을 자동으로 추출하고, 제품의 종류와 기준 위치를 정확히 식별할 수 있도록 하였다. 조명 변화, 위치 편차, 오염 등 실제 환경에서도 비교적 안정적인 인식 성능을 확보할 수 있음을 검증하였다. 특히 기존처럼 제품별 티칭 데이터를 구축하지 않아도 되며, 신규 제품 투입 시에도 비학습 기반(SIFT + TM)과 학습 기반(U²-Net)의 결합을 통해 자동 적용이 가능해 높은 유연성을 제공한다. 고, 검출된 결과를 바탕으로 사상 도구의 진입 위치, 진출 방향, 가공 면적 등을 계산한다.

둘째, 사상 대상 영역(burr detection)을 정밀하게 추출하고, 이를 기반으로 실시간 경로를 생성하는 구조를 구현하였다. U²-Net 기반의 세분화 모델과 edge detection 기법을 융합하여 버 영역을 검출하고, 검출된 결과를 바탕으로 사상 도구의 진입 위치, 진출 방향, 가공 면적 등을 계산한다. 이후 Moveit 2 기반의 경로 계획 프레임워크를 커스터마이징하여, 버 형상에 따라 비정형적 경로를 자동 생성하며, 경로 간 불연속성이나 비효율 동작을 최소화하기 위한 Jerk Minimization 알고리즘과 충돌 회피(collision check) 로직을 함께 적용하였다. 이와 같은 방식은 제품마다 다른 버 형상에 대한 대응뿐 아니라, 공정 안정성 측면에서도 큰 기여를 한다.

셋째, 산업용 로봇 제어기의 해상도 제한을 극복하기 위한 Proxy Server 기반 제어 시스템을 설계하였다. 야스카와 Motoman DX200과 같은 기존 로봇 제어기에서는 입력 좌표 수나 제어 주기에 제약이 있어, 고해상도 경로를 처리하는 데 한계가 있다. 이를 해결하기 위해 본 연구는 로봇 컨트롤러와 사용자 PC 사이에 Proxy Server를 두어 고해상도 Trajectory 데이터를 중간 변환 및 실시간 전송함으로써, 기존 제어기의 물리적 한계를 우회하였다. 이를 통해 복잡한 곡선 경로나 세밀한 사상 경로도 매끄럽게 실행할 수 있었으며, 기존 제어 방식 대비 가공 흔들림 및 미가공 구간이 현저히 줄어드는 것을 확인하였다.

이러한 연구 결과는 단순한 자동화 수준을 넘어, 제품 인식-검출-경로 생성-로봇 실행까지의 전 과정을 통합하는 지능형 사상 자동화 시스템의 프로토타입 구현에 해당하며, 특히 다품종 환경에서도 실시간 대응이 가능하다는 점에서 기존 연구와 명확히 구분된

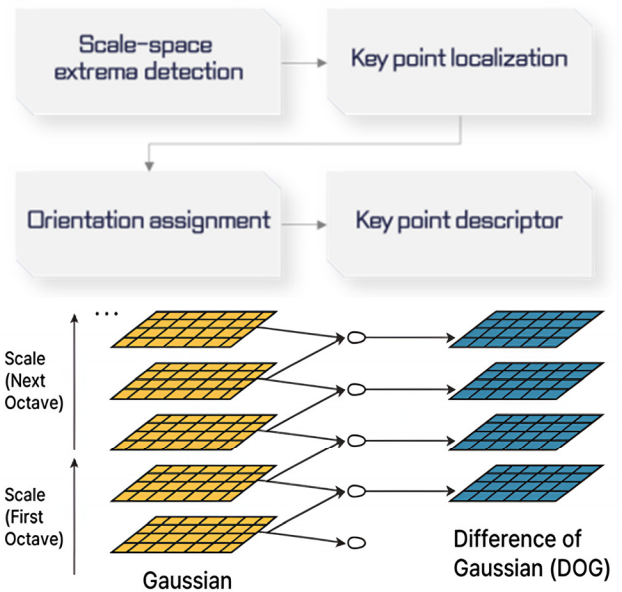


Fig. 1 Multi-scale key point extraction process using SIFT

다. 나아가 본 시스템은 향후 사상뿐만 아니라 연마, 마킹, 클리닝 등 다양한 비정형 가공 공정으로의 확장 가능성도 갖고 있어, 스마트 제조 및 무인화 공정의 핵심 기술로 발전할 수 있을 것으로 기대된다.

2. 제품 인식을 위한 복합 비전 알고리즘 적용

2.1 SIFT 기반 제품 형상 인식 알고리즘 설계

본 연구에서는 다품종 부품의 형상 인식을 위해 Scale-Invariant Feature Transform(SIFT) 알고리즘을 적용하였다. 다품종 제조 공정에서는 제품의 크기, 방향, 조명 조건이 일정하지 않으며, 이로 인해 일반적인 머신 비전 기술로는 제품을 정확하게 분류하거나 인식하는 데 한계가 존재한다. 본 연구에서 Fig. 1과 같은 SIFT 알고리즘을 선택한 주요 이유는 회전·크기 변화에도 불변하며, 별도 학습 없이 새로운 형상에 대응할 수 있고, 조명 변화나 표면 반사에도 강인하여 공정 환경에서 안정적인 인식이 가능하다.

제품 이미지는 Stereo 카메라로 획득된 영상을 활용하였다. 영상은 그레이스케일 변환과 히스토그램 평활화를 거쳐 조명 편차를 보정하였고, 자동 ROI 추출과 Bilateral Filtering으로 배경 노이즈를 제거하여 특징점 검출에 최적화된 입력을 마련하였다. 이후 SIFT를 적용해 다품종 환경에서도 일관된 특징점을 추출할 수 있었으며, 이는 후속 단계인 Template Matching 및 U²-Net 기반 세분화 결과와 결합되어 전체 인식-검출-경로 생성 파이프라인의 정확성을 높이는 데 기여하였다.

본격적인 특징점 추출 과정에서는 Gaussian Blur 기반의 이미

지 피라미드를 구성하고, 각 스케일마다 Difference of Gaussian (DoG) 연산을 수행하여 국소 극값을 검출한다. 이후 특징점의 정확도 향상을 위해 Hessian 행렬 기반의 국소 구조 분석을 통해 낮은 대비 영역이나 노이즈 점을 제거하며, 테일러 급수 확장 방식을 통해 특징점의 위치를 정밀하게 보정한다.

추출된 특징점들은 제품의 고유 형상을 반영하여 Matching 및 Descriptor 기반 분류의 기준으로 활용된다. 실제 적용에서는 불균일한 상황에서도 안정적으로 특징점을 추출하며, 또한 Rule-based 방식과 달리 새로운 형상을 즉시 인식할 수 있어, 다품종 유연생산 환경에서 제한한 자동화 시스템의 핵심 기반 기술로 작용한다.

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}, \text{Tr}(H) = D_{xx} + D_{yy}, \text{Det}(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2$$

2.2 Template Matching 기반 보조 판단 알고리즘 및 비교 분석

SIFT 기반 인식 알고리즘은 회전 및 크기 변화에 강인하나 일부 제품은 외형이 유사하더라도 미세 차이에 따라 가공 방식이나 사상 대상이 달라질 수 있다. 이 경우 오분류 가능성이 존재하며, 특정 구조(예: 리브, 홈, 굴곡 부위)의 유사성과 차이를 판단하기 위해 Template Matching을 활용하였다. Fig. 2와 같이 이미지의 특정 부분이 구성된 템플릿과 유사한지를 비교하는 방식으로, 픽셀 단위의 정합을 통해 제품 구조의 일치 여부를 판단할 수 있다.

Template Matching은 OpenCV 라이브러리에서 제공하는 Table 1과 같은 함수를 사용하여 구현되었으며, 여러 가지 유사도 측정 방식 중에서 목적에 따라 적합한 비교 연산 방식을 선택하였다. 구조 중 사상 여부 판단에 핵심 위치를 중심으로 Template를 구성하였으며, cv2.TM_CCOEFF_NORMED 방식이 가장 높은 정확도를 보여 여러 특징점이 일정 수준 이상 일치하면 동일하다고 판단하고 분류하였다.

2.3 Burr 영역 검출을 위한 딥러닝 기반 세분화

제품 인식 및 분류가 완료된 이후, 자동 사상 공정의 핵심은 가공 대상인 버 영역을 정확히 검출하는 것이다. 버는 다이캐스팅, 사출, 절삭 등의 제조 공정에서 금형 이음부, 코너, 홈 등에서 발생하는 미세 돌출물로, 육안 식별이 어려울 정도로 작고 비정형적인 경우가 많다. 버를 정확히 검출하지 못할 경우, 가공 누락이나 과절삭 등의 품질 문제가 발생할 수 있으므로, 공정 자동화의 관점에서 고정밀 영역 분할(segmentation) 기술의 적용이 필수적이다.

본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 U-square Net(U²-Net) 기반의 딥러닝 세분화 모델을 활용하여 경계 검출과 미세 객체 표현에 최적화된 네트워크로, 작은 버나 얇은 리브 구조의 검출하였다. 조명과 표면 반사 조건에 따라 성능 편차가 심하고,

Table 1 Summary of template matching methods

Matching Method (Flag)	Formula	Key characteristics
cv2.TM_SQDIFF	$R(x,y) = \sum (T-I)^2$	Simple squared difference
cv2.TM_SQDIFF_NORMED	$R(x,y) = \frac{\sum (T-I)^2}{\sqrt{\sum T^2 \cdot \sum I^2}}$	Normalized version of squared difference
cv2.TM_CCOEFF	$R(x,y) = \sum (T' \cdot I')$	Centered cross-correlation using mean-subtracted values.
cv2.TM_CCOEFF_NORMED	$R(x,y) = \frac{\sum (T' \cdot I')}{\sqrt{\sum T'^2 \cdot \sum I'^2}}$	Offers improved accuracy for template shape variations.

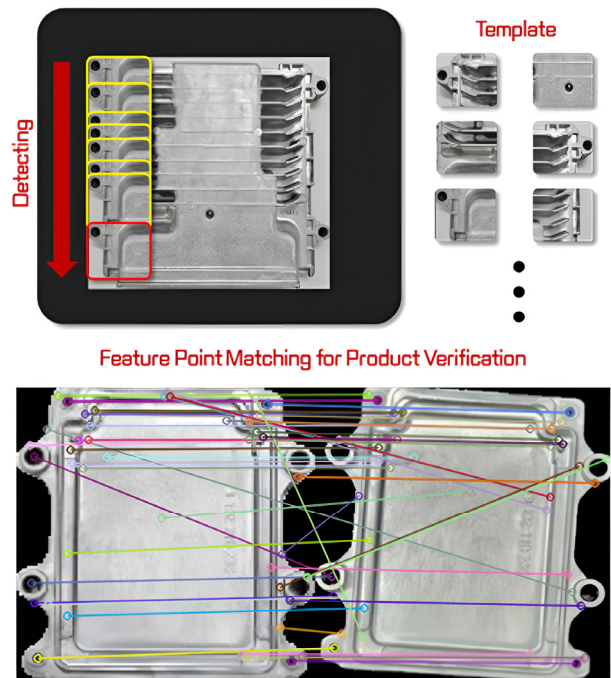


Fig. 2 Template matching process for product classification using multiple structural feature regions

버의 형상이 불규칙할 경우 검출 정확도가 크게 낮아지 기존의 Thres holding, Sobel edge, Canny edge 기반 방식과는 다르게, 전역(contextual) 정보와 국소 정보를 동시에 처리할 수 있는 구조를 통해 이러한 불안정성을 개선할 수 있다.

학습 데이터셋은 사전 수집한 다양한 버 발생 사례를 기반으로 구성되었다. 학습 시에는 버가 있는 영역과 없는 배경을 픽셀 단위로 분류하는 binary segmentation 방식으로 구성하였으며, Focal Loss 및 Dice Loss를 조합하여 불균형 데이터 문제를 완화하였다.

딥러닝 모델을 통해 추론된 결과는 Fig. 3과 같이 버의 경계를 픽셀 수준으로 분리한 마스크(mask) 형태로 출력되며, 이는 후속 경로 생성 및 로봇 제어 단계에서 사상 공구의 경로 입력으로 직접

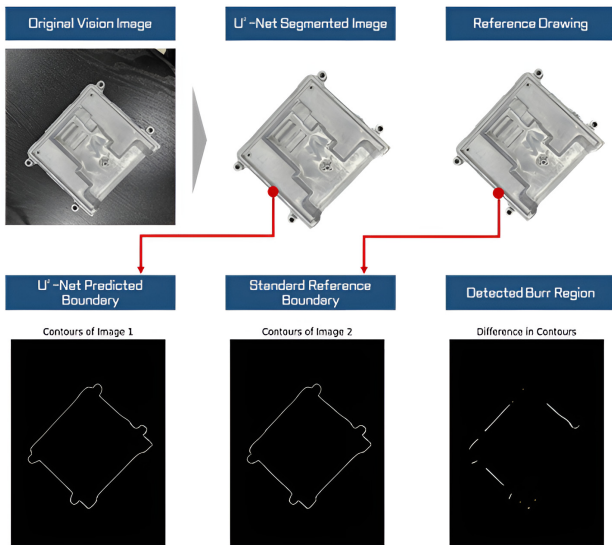


Fig. 3 Burr region detection via contour comparison between U²-Net output and standard reference

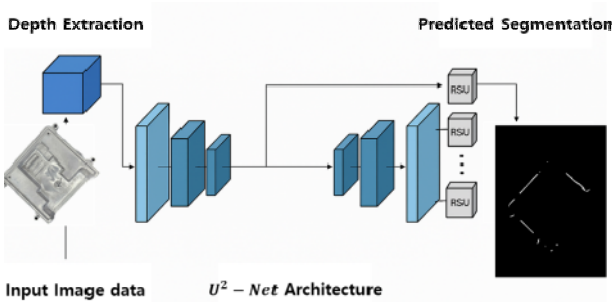


Fig. 4 U²-Net-based encoder-decoder segmentation pipeline

활용된다. 특히 본 연구에서는 U²-Net의 출력 결과에 대해 추가적으로 edge detection을 적용하여, 버의 경계선 정보를 강조함으로써 경로 생성 시 진입 방향과 깊이를 조절할 수 있도록 하였다.

Fig. 4는 U²-Net의 기본적인 흐름을 간략히 도식화한 것으로, 입력 이미지로부터 특징 추출(convolution), 인코더-디코더 구조, 그리고 Copy & Crop 방식의 스킵 연결을 통해 세분화 결과를 출력하는 구조를 보여준다. 이를 통해 전역적 문맥과 미세 경계 정보를 동시에 학습할 수 있다. 해당 방식은 첫째, 작은 버도 놓치지 않고 검출할 수 있는 고감도 영역 인식이 가능하며, 둘째, 조명 조건 변화나 표면 반사에도 강인한 성능을 유지한다. 셋째, 학습 기반 구조를 통해 동일한 형상 내에서도 버 발생 위치의 변화에 대응 가능하며, 고정된 rule에 기반한 기존 필터링 방식의 한계를 극복할 수 있다.

실험에 사용된 데이터셋은 총 300장의 고해상도 금속 주조 부품 이미지로 구성되어 있으며, 이 중 210장은 학습에, 90장은 검증 및 테스트에 활용되었다. 본 연구에서는 제안한 U²-Net 기반 버 검출 알고리즘의 정량적 성능을 평가하기 위해, 기존의 이미지 처

Table 2 Definitions and formulas of evaluation metrics

Metric	Formula	Description
Precision	$\frac{TP}{TP+FP}$	Proportion of predicted positives that are actually true
Recall	$\frac{TP}{TP+FN}$	Proportion of actual positives that are correctly identified
F1-score	$2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$	Harmonic mean of precision and recall, balancing both metrics
IoU	$\frac{TP}{TP+FP+FN}$	Overlap ratio of prediction and ground truth

※TP: True Positive, FP: False Positive, FN: False Negative

Table 3 Performance comparison of burr detection algorithms

Method	Precision	Recall	F1-score	IoU
Thresholding	0.62	0.49	0.55	0.41
Sobel edge	0.68	0.52	0.59	0.44
Canny edge	0.72	0.57	0.63	0.48
U ² -Net (proposed)	0.85	0.79	0.82	0.71

리 기반 기법들과 비교 실험을 수행하였다. 비교 대상 알고리즘은 Thresholding, Sobel Edge Detection, Canny Edge Detection 등이며, 버 검출 정확도를 Table 2의 평가 지표로 분석하였다.

실험 결과, Table 3과 같이 기존의 경계 기반 필터링 방식은 비교적 단순한 버 형태에서는 일정 수준의 정밀도를 보였으나, 버 크기나 명암 대비가 낮은 경우 많은 영역을 누락하거나 잡음을 포함하는 경향이 있었다. 반면, 제안한 U²-Net 기반 모델은 높은 recall을 유지하면서도 불필요한 false positive를 억제하여 가장 높은 F1-score와 IoU를 달성하였다. 이러한 결과는 단순한 경계 변화가 아닌 구조적 패턴과 주변 context를 고려하여 버 판단이 가능하다.

3. 자동 사상 경로 생성 구현 및 평가

3.1 자동 사상 경로 생성 및 로봇 제어 실현

자동 사상 경로 생성 알고리즘의 실효성을 검증하기 위해, 로봇 제어에는 Yaskawa社의 6축 다관절 로봇(모델명 MH-50)을 사용하였으며, 이미지 취득은 1920X1080 해상도의 산업용 카메라 (StereoLabs社 XED X, 렌즈 2.2 mm)를 활용하였다. 이러한 기반 위에서, 버 영역이 검출되면 해당 영역을 효율적이고 정밀하게 제거할 수 있도록 로봇 사상 경로를 자동으로 생성해야 한다. 본 연구에서는 U²-Net 기반 세분화 모델로부터 도출된 버 마스크 이미지의 외곽선을 활용하여 비정형 경로 기반의 사상 경로(trajjectory)를 생성하는 알고리즘을 설계하였다.

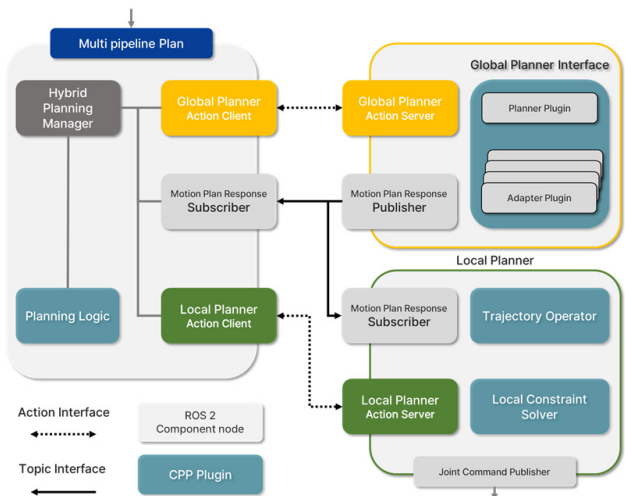


Fig. 5 Customized motion planning architecture with MoveIt 2

경로 생성은 총 세 단계로 구성된다. 첫째, 마스크 외곽선 추출(contour extraction) 단계에서는 버 경계선을 픽셀 단위로 추출하고, 이를 벡터 형상으로 변환하여 경로의 초기 좌표 시퀀스를 생성한다. 둘째, 경로 보간 및 곡률 정제(path smoothing) 단계에서는 비정형적인 곡률 변화에 따른 급격한 가속·감속을 방지하기 위해 Jerk Minimization 알고리즘을 적용하여, 로봇의 Jerk(가속도 변화율)을 최소화하도록 경로를 보간한다^[5-6]. 이는 로봇의 부하와 공구의 흔들림을 최소화에 효과적이다. 셋째, Collision Check 및 도구 진입 방향 최적화 단계에서는 공구가 제품에 접근할 때 인접 부위와의 간섭을 확인하고, 법선 벡터(normal vector)에 기반으로 계산하여 경로의 안정성을 확보한다^[7-9].

이러한 경로 생성 알고리즘은 ROS 기반 로봇 제어 프레임워크인 MoveIt 2를 커스터마이징하여 구현되었으며, 입력 받은 버 경계선 데이터를 실시간으로 경로화하고, Unified Robot Description Format(URDF) 기반 로봇 모델에 적용 가능하다. 특히 다품종 부품의 경우 버 형상과 위치가 제품마다 달라지기 때문에, 본 알고리즘은 제품 인식 결과에 따라 자동으로 경로를 재구성할 수 있어 고정 티칭 방식 대비 높은 유연성과 적용성을 갖는다.

로봇 제어를 위한 경로 계획은 Fig. 5의 MoveIt 2기반의 Hybrid Planning 구조를 활용하여 커스터마이징하여 구현하였다. 상위 레벨의 Global Planner는 제품과 버 위치를 기반으로 전역 경로를 구성하고, 하위 레벨의 Local Planner는 실제 사상 공구가 따라야 할 궤적을 실시간으로 생성한다. Global Planner에서는 플러그인 구조를 통해 다양한 경로 생성을 시도할 수 있도록 Planner Plugin과 Adapter Plugin을 적용하였으며, Local Planner는 Trajectory Operator와 Local Constraint Solver를 통해 가공 곡률, 속도 제한, 충돌 여부를 실시간으로 확인한다.

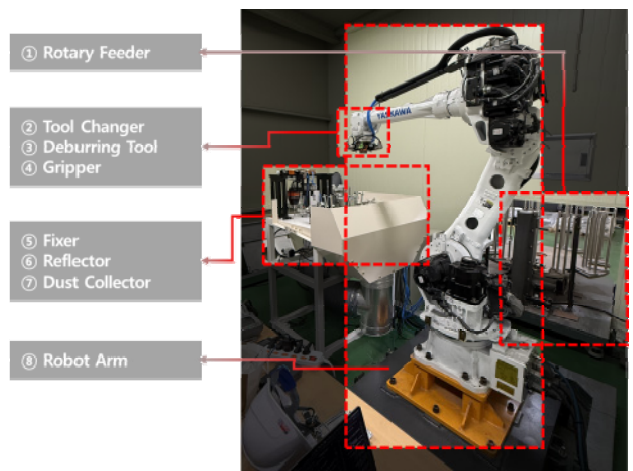


Fig. 6 Hardware configuration of the automated deburring system

각 컴포넌트는 ROS 2 Action/Topic 인터페이스를 통해 연동되며, 사상 대상이 제품마다 달라지는 다품종 환경에 맞춰 Multi Pipeline Plan을 적용하였다^[10].

제품은 Rotary Feeder를 통해 투입되며, 로봇은 초기화 후 그리퍼로 제품을 Fixer에 위치시킨다. 이후 사상 도구로 자동 교체한 뒤, 상·하·측면의 버를 순차적으로 제거한다. 각 단계 후에는 비전 시스템을 통해 사상 품질을 확인하며, OK 제품은 배출되고 NG는 재사상 또는 불량 처리된다. 전체 공정은 무인 자동화를 전제로 설계되었으며, 오류 발생 시 Fail-safe 기능을 통해 안정성을 확보한다.

3.2 자동 사상 경로 생성 시뮬레이션 및 구현

사상 경로 생성 알고리즘의 실효성을 확인하기 위해, 시뮬레이션 기반 사상 경로 실험과 실제 로봇 제어 환경에서의 테스트를 병행하였으며, ROS 2 기반 시뮬레이션 플랫폼인 Gazebo 및 MoveIt 2를 활용하였다. 로봇 하드웨어는 Fig. 6의 유틸리티와 Yaskawa 6축 산업용 로봇(MH-50)으로 구성으로 진행하였다.

MoveIt 2 내에서는 Global Planner를 통해 전체 경로의 흐름과 우선 순위를 정의하고, Local Planner에서는 각 버의 위치와 형상에 최적화된 trajectory를 도출한다. 로컬 경로는 로봇이 따라야 할 trajectory로 변환되며, Jerk Minimization 및 Collision Checking 알고리즘이 동시 작동하여 부드럽고 안전한 경로가 유지되도록 한다.

시뮬레이션이 완료된 경로는 ROS 2의 action interface를 통해 Yaskawa DX200 제어기로 전송되며, 제어기는 입력받은 좌표 데이터를 기반으로 사상 동작을 수행한다. 실제 구현 과정에서는 다양한 버 위치와 형상이 포함된 다품종 부품을 대상으로 경로 생성 및 적용을 반복 수행하였으며, 경로 생성 시간, 경로 길이, 공구

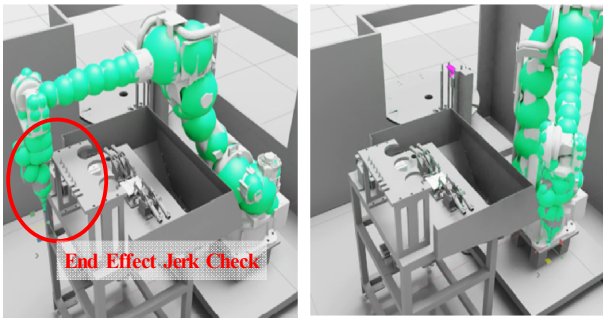


Fig. 7 Automated deburring system flow for multi-tool operation

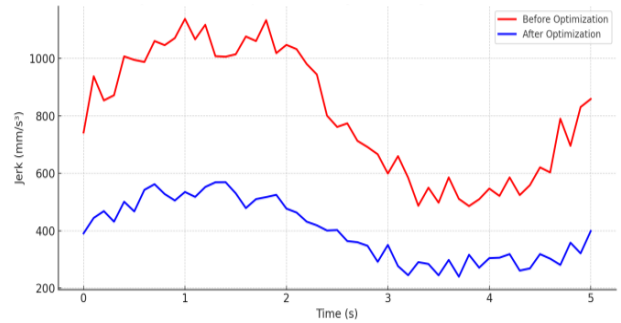


Fig. 8 End-effector jerk profile during deburring path execution

진입 안정성 등의 항목에 대해 정량 분석을 실시하였다. 그 결과, 제안한 자동 경로 생성 시스템은 제품당 평균 3초 이내에 경로를 생성할 수 있었고, 기존 티칭 기반 사상 대비 가공 경로의 일관성과 충돌 회피 측면에서 우수한 결과를 보였다. 이러한 결과는 실시간 환경에서도 적용 가능하며, 다품종 유연생산 공정에서 사람 개입 없이도 사상 작업을 수행할 수 있을 것으로 보인다.

MoveIt 2를 통해 생성된 경로는 시뮬레이션 환경(Gazebo) 내에서 각 버 영역을 따라 공구가 이동하는 모습을 통해 시각적으로 Fig. 7을 통해 검증하였으며, 추가적으로 경로의 부드러움과 충돌 가능성 평가를 위한 정량 분석이 수행하였다.

생성된 경로는 로봇의 관절 기준 좌표로 변환된 후, 각 관절의 속도, 가속도, 그리고 Jerk를 계산하여 시간 축 기준 곡선으로 시각화하였다. 제안한 경로 최적화 로직을 적용하지 않은 경우 일부 버 edge에서 경로 궤적이 급격히 변화하며 Jerk가 1200 mm/s^3 이상으로 상승하는 반면, Jerk Minimization 알고리즘을 적용한 경로에서는 최대 jerk 값이 평균 680 mm/s^3 수준으로 안정화되어, 동작의 기계적 부하와 진동을 효과적으로 저감함을 확인할 수 있었다.

또한, 생성된 경로에 대해 MoveIt 2의 Collision Checking 기능을 활용하여 주변 구조물 및 부품 형상(URDF/mesh 기반)과의 간섭 여부를 실시간으로 검토하였다. 다양한 동작을 하는 과정에서 로봇의 6축 각 관절의 Collision 값을 확인하여 경로를 최적화하고 간섭이나 충돌을 사전에 회피하는 방향으로 경로를 자동 조정하였다.

결과적으로, 전체 버 사상 경로 중 충돌이 탐지된 구간은 초기 계획 대비 4.2%였으며, 경로 재계산을 통해 충돌 없이 처리되었다. 버 제거 성능도 공구의 가공 궤적을 시뮬레이션과 실제를 비교하였으며, 마스크 간 평균 위치 오차는 0.8 mm 이하로 측정되었으며, 이는 공정 허용 오차($\pm 1 \text{ mm}$) 이내로 안정적인 결과였다.

Fig. 8은 엔드 이펙터가 경로를 따라 이동할 때 발생하는 Jerk 프로파일을 시계열로 분석한 결과이다. 각각 MoveIt 2 기반 Global-Local Hybrid Planner 구조를 동일하게 적용한 상태에서

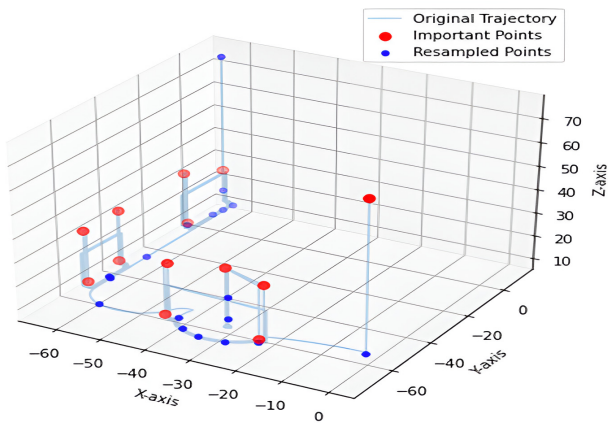
Table 4 Quantitative results of path optimization

Metric	Before optimization	After optimization	Improvement
Max jerk (mm/s^3)	1240	670	↓ 46.0%
Avg jerk (mm/s^3)	730	410	↓ 43.8%
Collision-detected segments (%)	6.5%	4.2%	↓ 2.3%
Collision avoidance success (%)	-	100%	-
Mean path deviation from burr edge (mm)	-	1.2	-
Path generation time (sec)	-	2.7	-

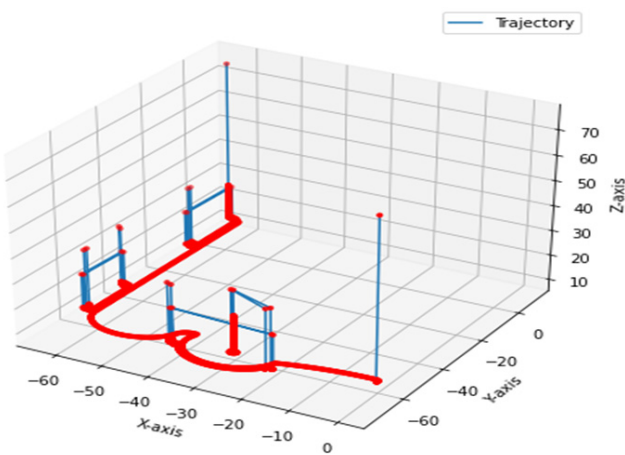
Jerk Minimization 알고리즘에 따른 경로 최적화 유무에 따라 생성된 경로를 Table 4의 결과를 바탕으로 비교하였다.

최적화 전 경로는 제품의 버 외곽선을 단순하게 연결한 궤적을 기반으로 하여, 경로 사이에서 불규칙한 변화로 인해 Jerk 값의 진폭이 크게 나타나는 특징을 보였다. 이는 로봇 기구계에 불필요한 진동 부하를 가하고 사상 품질의 일관성에도 부정적인 영향을 줄 수 있다. 반면, 제안한 Jerk 최적화 알고리즘을 적용한 경로는 전체적으로 Jerk 진폭이 낮고 전반적으로 부드러운 모션 프로파일이 형성되었다. 특히 버 시작점과 끝점에서의 급격한 방향 전환 구간에서도 Jerk 값이 안정적으로 제어되었으며, 이는 가공 흔들림 최소화와 기계 수명 연장에 기여할 수 있다^[11].

Fig. 9는 기존 티칭 기반의 경로와 본 연구에서 제안한 알고리즘 기반 경로 생성 결과를 3차원 시각화한 것이다. (a)는 작업자가 수동으로 지정한 원래 경로와, 중요 포인트 및 리샘플링 포인트를 나타낸 것으로, 경로의 일관성과 곡률이 불규칙하며 최적화되지 않은 형태임을 보여준다. 반면 (b)는 버 영역의 외곽선을 기반으로 자동 생성된 경로이며, 부드럽고 연속적인 곡선을 통해 공구의 움직임이 최적화하였고, 각 궤적은 Jerk 최적화 및 충돌 회피 알고리



(a) Original taught trajectory with resampled and key points



(b) Optimized trajectory generated by proposed algorithm

Fig. 9 Comparison between taught and algorithm-based trajectories for deburring motion planning

즘을 반영하여 계획되었다.

앞서 설계된 알고리즘 및 시스템 구조는 실 환경에서의 적용 가능성을 검증하기 위해, 실제 다이캐스팅 부품을 대상으로 구성된 자동 사상 셀에 적용하여 실물 기반 성능 실험을 수행하였다.

총 3종의 알루미늄 다이캐스팅 제품(외형 크기 100~180 mm)을 대상으로 사상 테스트를 수행하였고, 각 제품은 고정 위치 없이 무작위 방향으로 공급되었다. 비전 시스템은 제품 인식 및 버 검출을 동시에 수행하였으며, 인식 시간 평균 1.8초, 경로 생성 시간 평균 2.5초로 측정되었다.

품질 측면에서는 사상 후 제품의 버 제거 상태를 현미경 및 비전 시스템으로 측정하였고, 제품 외곽선 기준 ± 1 mm 내외로 공차를 유지한 결과가 전체 샘플의 94%에서 확인되었다. 또한, 기존 수작업 대비 반복도 및 경계 형상 정밀도가 높은 수준으로 유지되었으며, 충돌 및 실패율은 0%를 기록하였다.

이러한 실험 결과는 본 시스템이 실제 양산 조건에서도 적용 가능하며, 사람의 개입 없이도 일관된 품질의 사상 작업을 수행할

수 있음을 입증한다. 특히 다품종 생산 환경에서 반복되는 제품 형상 인식과 경로 생성, 충돌 회피 기능이 효과적으로 작동하며, 향후 유사 공정에 확장 적용이 가능함을 확인하였다.

4. 결론

본 연구에서는 다품종 금속 부품에 대한 버 제거 공정의 자동화를 목표로, 인식-검출-경로 생성-로봇 제어 통합된 지능형 사상 시스템을 설계하고 실환경 기반으로 구현 및 평가하였다. 시스템은 SIFT, Template Matching, U²-Net을 활용한 제품 인식 및 버 검출 알고리즘을 기반으로, 각 제품에 최적화된 사상 경로를 자동 생성하였고, 로봇 제어기와 실시간 연계하여 무인 자동 사상 공정을 구성하였다.

본 연구에서 제안한 자동 사상 경로 생성 알고리즘의 성능을 평가하기 위해, 다양한 조건에서 비교 실험을 수행하였다. 성능 평가는 (정탐률, 오탐률, 평균 오차 등) 지표로 중심으로 이루어졌으며, 이를 위해 300개 제품 데이터셋을 구축하였다. 데이터셋은 이미지 데이터(알루미늄 다이캐스팅 부품 3종, 각 100장의 이미지, 촬영 각도 조건 포함)로 구성되었으며, 학습용과 검증용으로 분리하여 사용하였다. 또한 결과의 신뢰성을 확보하기 위해 동일 조건에서 반복 실험을 진행하였다.

Template Matching 기법은 복잡한 네트워크 기반 모델과는 달리 학습 과정 없이도 직관적으로 구조 비교가 가능하며, 알고리즘 구조가 단순하고 연산 속도도 빠르다는 장점이 있다. 특히 사전 정의된 부위만 검출 대상으로 제한함으로써 전체 이미지의 오탐률을 낮추고, 정해진 기준 이외의 부분을 무시할 수 있어 실시간 공정 연계에 유리하며, SIFT 인식 이후의 2차 분류기로 활용하여, 유사 제품 간의 세밀한 구분을 가능하게 하였고, 이를 통해 제품 인식 정확도와 사상 경로 설정의 일관성을 향상시킬 수 있다.

실제 테스트 결과, 제품당 평균 10.5초의 사이클 타임으로 전체 공정을 완료할 수 있었으며, 기존 반자동 수작업 방식 대비 약 47%의 공정 시간 단축을 달성하였다. 또한, 버 검출 정확도는 F1-score 기준 0.82, IoU 기준 0.71로 측정되었고, 엔드이펙터의 Jerk Profile 또한 최적화 전 대비 최대 46% 이상 저감되어 기계적 부하와 진동을 효과적으로 줄일 수 있었다. 사상 후 품질 평가 결과도 ± 2 mm 이내의 공차를 94% 이상의 제품에서 만족시키는 등, 실질적인 품질 안정성을 확보하였다.

한편, 실환경 적용 결과를 통해 시스템의 구조적 개선 필요성도 일부 도출되었다. 현재 제품 공급은 Rotary Feeder를 통해 랜덤한 방향으로 이뤄지며, 이로 인한 일부 제품은 인식 및 고정 과정에서 반복 정렬 또는 재시도 과정을 요구하는 것으로 나타났다. 또한,

Tool Changing 구간의 작업 소요 시간이 전체 사이클 타임에서 일정 비중을 차지하고 있어, 향후 생산성 향상을 위해서는 다공구 일체형 구조 설계, 혹은 동시 작업 가능한 병렬 로봇 셀 구성이 요구된다. 향후 기술 확대 방향으로는 세 가지를 제시할 수 있다.

첫째, 다양한 형상 및 소재에 대한 적용 범위를 넓히기 위해 AI 기반의 경로 학습 및 예측 모델을 도입함으로써, 완전 비정형 제품 군에 대한 대응력을 높일 수 있다. 둘째, 사상 후 품질 판단을 위한 3D 스캔 기반 비전 검사 시스템과 연계하여 사상-검사-판정의 완전 자동화를 실현할 수 있으며, 셋째, 협동로봇 기반의 경량화 시스템 또는 모바일 로봇과의 연동을 통해, 작업자 근접 환경 또는 중소형 유연 생산라인에도 적용 가능한 범용 플랫폼으로 확장 가능하다.





본 연구는 고정 티칭 중심의 기존 자동화 방식에서 벗어나, 인공지능 기반의 유연한 경로 생성과 실시간 로봇 제어를 융합한 차세대 후처리 자동화 기술의 실현 가능성을 제시하였으며, 향후 고정밀·고속·고유연 공정이 요구되는 스마트 제조 환경에서 핵심 기술로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

후 기

이 연구는 2023년도 중소벤처기업부의 공정·품질기술개발(R&D) 사업 ‘광폭/박육형 다이캐스팅제품 제조공정 개선 기술 개발(RS-2023-00267925)’연구과제를 통한 지원을 받아 수행되었음.

References

- [1] Hsieh, Y.-F., Ye, J.-H., Wu, N.-J., Hsu, Q.-C., 2021, Intelligent Automatic Deburring System by Integrating Palletizing Robot With Image and Vibration Sensors, *Sens. Mater.*, 33:3 933-945, <https://doi.org/10.18494/SAM.2021.3220>.
- [2] Wang, P., Jing, P., 2024, Deep Learning-Based Methods for Detecting Defects in Cast Iron Parts and Surfaces, *IET Image Process.*, 18:1 47-58, <https://doi.org/10.1049/ipr2.12932>.
- [3] Parlak, İ. E., Emel, E., 2023, Deep Learning-Based Detection of Aluminum Casting Defects and Their Types, *Eng. Appl. Artif. Intell.*, 118 105636, <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105636>.
- [4] Khafagy, R. R., Eltaib, M. E. H., Abo-Shanab, R. F., 2025, Automated Complex Path Extraction and Optimization Based on Scalable Vector Graphics and Genetic Algorithm for Industrial Robot Applications, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, 139 1033-1052, <https://doi.org/10.1007/s00170-025-15846-8>.
- [5] Dai, C., Lefebvre, S., Yu, K.-M., Geraedts, J. M. P., Wang, C. C. L., 2019, Planning Jerk-Optimized Trajectory with Discrete Time Constraints for Redundant Robots, *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 17:4 1711-1724, <https://doi.org/10.1109/TASE.2020.2974771>.
- [6] Wu, G., Zhang, S., 2022, Real-Time Jerk-Minimization Trajectory Planning of Robotic Arm Based on Polynomial Curve Optimization, *Proc. Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 236:21 10852-10864, <https://doi.org/10.1177/09544062221106632>.
- [7] Lee, J.-E., Bylard, A., Sun, R., Sentis, L., 2024, On the Performance of Jerk-Constrained Time-Optimal Trajectory Planning for Industrial Manipulators, 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 9772-9778, <https://doi.org/10.1109/ICRA57147.2024.10610437>.
- [8] Zhang, X., Xiao, F., Tong, X., Yun, J., Liu, Y., Sun, Y., Tao, B., Kong, J., Xu, M., Chen, B., 2022, Time Optimal Trajectory Planing Based on Improved Sparrow Search Algorithm, *Front. Bioeng. Biotechnol.*, 10 852408, <https://doi.org/10.3389/fbioe.2022.852408>.
- [9] Abdollahzadeh, B., Gharehchopogh, F. S., Mirjalili, S., 2021, African Vultures Optimization Algorithm: A New Nature-Inspired Metaheuristic Algorithm for Global Optimization Problems, *Comput. Ind. Eng.*, 158 107408, <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107408>.
- [10] Bonci, A., Gaudeni, F., Giannini, M. C., Sauro, L., 2023, Robot Operating System 2 (ROS2)-Based Frameworks for Increasing Robot Autonomy: A Survey, *Appl. Sci.*, 13:23 12796, <https://doi.org/10.3390/app132312796>.
- [11] Qian, C., Yao, J., Zhang, Y., 2025, Time-Jerk Optimal Robotic Trajectory Planning Under Jerk and Continuity Constraints via Convex Optimization, *Actuators*, 14:6 272, <https://doi.org/10.3390/act14060272>.

	<p>Jaeseon Kim Senior Researcher(Master degree in Mechanical Engineering) at SeA Mechanics Co. Ltd.. His research interest is AI-based Process Automation. E-mail:sungogo2@seamechanics.com</p>
	<p>Hyeongseok Kang Team Leader in the Intelligent Manufacturing Process Research Team, Advanced Structural Materials R&D Center, Korea Automotive Technology Institute. His research interest is Intelligent Manufacturing System. E-mail:kanghs@katech.re.kr</p>
	<p>Sungwook Lee CEO at SeA Mechanics Co. Ltd.. His research interest is Factory-level Intelligence & AI-based Process Automation. E-mail:swyee@seamechanics.com</p>
	<p>Dongju Kim Director(Ph.D.) of Research Institute / Executive Director at SeA Mechanics Co. Ltd.. His research interest is Factory-level Intelligence. E-mail:jks4721@seamechanics.com</p>