

## 딥러닝 기반 지능형 측정

### CMM 방법 및 시스템

Zhen-Ying Cheng, Yuan Sun, Kang Hu, Jie Li, Tien-Fu Lu 및

리 루이준

추상적인

일반적으로 사용 시 광범위한 수동 개입 및 관리가 필요합니다.

생산 라인 검사를 위한 좌표 측정기(CMM)

효율성이 낮습니다. 본 연구에서는 딥러닝 기반 지능형 측정을 제시합니다.

일반적인 형상(구멍, 원통, 볼,

검사 효율성을 향상시키기 위해 공통 구성 요소의 단계 및 슬롯). 이 방법

비전 센서와 트리거 프로브를 결합합니다. You Only Look Once 알고리즘은

기능을 지능적으로 감지하고 학습하는 데 사용됩니다. 이미지 매칭

이미지 역원근 변환을 기반으로 한 알고리즘이 설계되었으며 개미는

측정 순서를 최적화하기 위해 콜로니 알고리즘이 구현되었습니다. 그런 다음

특징 측정 경로 계획을 위한 자동 접근 방식이 설계되었습니다. 그만큼

제시된 시스템은 CMM을 사용하여 테스트되었으며 여러 가지 일반적인 구성 요소가 있습니다.

특징을 측정했습니다. 결과는 이 방법과 시스템이 효과적일 수 있음을 보여줍니다.

일반적인 기능의 지능적인 측정을 위해 구현되었습니다.

색인 용어: CMM, 지능형 측정, 협력 센서 구성

---

감사의 말

이 연구는 국립자연과학재단의 일부 자금 지원을 받았습니다.

중국(52175506, 52075143).

교신저자: Rui-Jun Li (이메일: rj-li@hfut.edu.cn).

Zhen-Ying Cheng, Yuan Sun, Kang Hu, Jie Li 및 Rui-Jun Li가 학교에 있습니다.

허페이 대학교 기기 과학 및 광전자 공학 전공

Technology, Hefei 230009, 중국(이메일: rj-li@hfut.edu.cn). Tien-Fu Lu가 함께합니다.

호주 애들레이드 대학교 기계공학부(이메일:

tien-fu.lu@adelaide.edu.au).

# 딥러닝 기반 지능형 측정 CMM 방법 및 시스템

추상적인

일반적으로 사용 시 광범위한 수동 개입 및 관리가 필요합니다.

생산 라인 검사를 위한 좌표 측정기(CMM)

효율성이 낮습니다. 본 연구에서는 딥러닝 기반 지능형 측정을 제시합니다.

일반적인 형상(구멍, 원통, 볼,

검사 효율성을 향상시키기 위해 공통 구성 요소의 단계 및 슬롯). 이 방법

비전 센서와 트리거 프로브를 결합합니다. You Only Look Once 알고리즘은

기능을 지능적으로 감지하고 학습하는 데 사용됩니다. 이미지 매칭

이미지 역원근 변환을 기반으로 한 알고리즘이 설계되었으며 개미는

측정 순서를 최적화하기 위해 콜로니 알고리즘이 구현되었습니다. 그런 다음

특징 측정 경로 계획을 위한 자동 접근 방식이 설계되었습니다. 그만큼

제시된 시스템은 CMM을 사용하여 테스트되었으며 여러 가지 일반적인 구성 요소가 있습니다.

특징을 측정했습니다. 결과는 이 방법과 시스템이 효과적일 수 있음을 보여줍니다.

일반적인 기능의 지능적인 측정을 위해 구현되었습니다.

색인 용어: CMM, 지능형 측정, 협력 센서 구성

## 1. 소개

기계 부품의 높은 제조 정확도에 대한 요구는

항공우주, 전자, 산업의 급속한 발전에 따라 점점 증가하고 있습니다.

자동차 및 기타 제조 분야. 이러한 구성 요소의 주요 기능 측정

제조 정확도 검사의 중요한 부분입니다. 좌표 측정

기계(CMM)는 다음과 같은 이유로 가장 널리 사용되는 측정 장비가 되었습니다.

그들의 높은 정확도. 그러나 수동으로 프로그래밍된 측정 방식은

CMM이 자동화된 생산에 제대로 통합되는 것을 허용하지 않습니다. 그러므로,

CMM이 지능적인 결정을 내리고 인력을 최소화할 수 있도록 하는 연구

측정 과정에 대한 개입과 관리가 절실히 필요해졌습니다.

컴퓨터를 이용한 공정 계획 기술은 널리 연구되어 왔습니다.

CAD(컴퓨터 지원 설계) 모델을 사용하여 부품을 측정합니다. 이것들

기술에는 검사 정보의 지능적 추출[1-3], 샘플링이 포함됩니다.

전략 및 검사 경로 계획 [4]. 이러한 기술은

수동 작업에 의존. 그러나 CAD 모델과

CMM의 기계 좌표계에는 여전히 상당한 수동 입력이 필요하며,

모든 구성 요소에 대해 정확한 CAD 모델을 항상 사용할 수 있는 것은 아닙니다. 따라서 일부 연구에서는 CMM에 여러 센서를 통합하여 다음을 수행하는 측정 방법을 개발했습니다.

보완적, 경쟁적, 경쟁적 모델로 분류되는 CAD 모델에 의존하지 않습니다.

센서 구성에 따른 협력 시스템 [5].

보완적인 센서 구성에서는 센서가 각 센서에 직접적으로 종속되지 않습니다.

다른 구성 요소를 결합하여 구성 요소에 대한 완전한 정보를 제공할 수 있습니다. 브래들리 외. [6]은 레이저를 결합한 보완적인 센서 측정 방법을 제안했다.

스캐너와 트리거 프로브. 레이저 스캐너는 필요한 밀도가 높은 3가지 특성을 제공합니다.

자유 형식 표면의 3차원(3D) 점과 트리거 프로브가 정확하게 정의합니다.

패치의 경계. Zhao et al. [7]은 자동으로 생성하는 방법을 제안했습니다.

트리거 프로브와 레이저 스캐너를 결합한 CMM 검사 계획입니다. †

적합한 센서를 선택하기 위해 지식 기반 센서 선택 방법을 구현했습니다.

검사할 각 기능에 대해 또한, 개발된 검사 계획 모듈

측정 전략을 자동으로 계획합니다. 보완적인 센서 시스템

위에서 설명한 대로 완전한 구성 요소 정보가 생성됩니다. 그러나 다른 곳의 데이터

센서는 최종 디지털화된 결과와 동일한 좌표계로 간단히 통합됩니다.

측정 정확도가 제한됩니다[9].

경쟁력 있는 센서 구성은 각 센서가 동일하게 측정한다는 것을 의미합니다.

측정 불확실성을 줄이고 오류를 방지하기 위해 독립적인 기능을 제공합니다.

측정. Huang et al. [8]은 동적 감지 모델링 접근법을 제안했습니다.

트리거 프로브 및 영역 레이저 스캐너. 구성 요소는 먼저 레이저를 사용하여 스캔됩니다.

스캐너를 사용하여 전체적인 모양을 캡처한 다음 트리거 프로브를 사용하여 측정합니다. 마지막으로,

표면 모델은 트리거를 융합하기 위해 Kalman 필터를 사용하여 점진적으로 업데이트됩니다.

프로브 데이터. Yu et al. [9]는 광학 스캐너를 사용하여 좌표 데이터를 얻은 다음

전체 표면을 추출하는 지능형 특징 인식 및 분할 알고리즘

각 기능을 다시 측정하기 위해 트리거 프로브를 안내하는 구성 요소의 정보입니다.

측정 결과는 스캔된 데이터를 보정하는 데 사용되었습니다. 위의 경쟁사의 센서 시스템은 전체 구성 요소를 여러 번 반복적으로 측정하고 그런 다음 데이터 융합을 사용하여 결과를 업데이트합니다. 이러한 경쟁적인 센서 시스템은 보완적인 센서 구성보다 정확도가 높지만 반복된 측정으로 인해 시스템 효율성이 떨어집니다.

협동형 센서 구성에서는 센서 간 정보 상호작용이 발생합니다.

즉, 하나의 센서에서 얻은 정보를 사용하여 다른 센서의 측정. Luet al. [10]은 다중 센서 접근 방식을 제안했습니다. 접촉식 스캐닝과 포인트 레이저 프로브를 통합합니다. 포인트 레이저 프로브는 사전 경로 정보를 제공하고 계획된 경로는 이후에 연락을 안내하는 데 사용됩니다. 복잡한 표면을 빠르고 정확하게 디지털화하는 스캐닝 프로브. 우리 그룹 [11]은 스테레오 비전과 비전을 결합한 자동화된 심공 측정 시스템을 제안했습니다. 트리거 프로브. Zhang Zhengyou 교정 방법은 교정에 사용됩니다. 카메라에서는 스테레오 비전 알고리즘을 사용하여 카메라의 공간적 위치를 결정합니다. 프로브와 깊은 구멍, 그리고 트리거 프로브는 다음을 사용하여 깊은 구멍을 측정하도록 안내됩니다. 위치 정보. 카메라 위치가 변경되면 계수는 보정된 카메라를 다시 사용해야 하며 보정 프로세스와 좌표 시스템 변환 작업이 복잡합니다. 그런 다음 자체 교정되는 고정밀 복잡함을 제거한 새로운 광학 구조를 이용한 비전 방식 제안 교정 단계 [12]. 이 방법은 프로브 팁을 미세 구멍으로 유도할 수 있습니다. 직경이 100 $\mu$ m 미만입니다. 그러나 전반적인 지능형 측정은 구성요소는 아직 달성되지 않았습니다.

본 연구에서는 CMM을 위한 지능형 측정 시스템을 제안한다.

비전 센서 및 터치 트리거 프로브를 사용하여 일반적인 측정을 지능적으로 측정 그룹의 이전 연구를 기반으로 구성 요소의 기능을 제공합니다. 시스템에는 협동 센서 구성, 구성 요소 이미지는 비전 센서로 캡처됩니다. 딥러닝 기반의 컴포넌트를 이용하여 부품의 특징에 대한 정보를 추출합니다. 지능형 알고리즘. 그런 다음 프로브 측정을 위한 경로와 샘플링 전략은 다음과 같습니다. 계획. 시스템은 구조가 간단하고 CAD 모델이 필요하지 않으며 복잡하지 않습니다. 카메라 교정을 수행하고 프로브를 높은 수준으로 트리거하여 최종 결과를 얻습니다.

데이터 융합과 반복의 불편함이 없는 측정 정확도

측정. 이 논문은 다음과 같이 구성됩니다. 섹션 2에서는

지능형 측정 시스템 설계. 섹션 3에서는 작업에 대해 설명합니다.

지능적인 방법의 원리. 섹션 4에서는 실험과 분석을 제시합니다.

섹션 5에서는 연구를 마무리합니다.

## 2. 측정 시스템 설계

### 2.1 측정 시스템의 구성

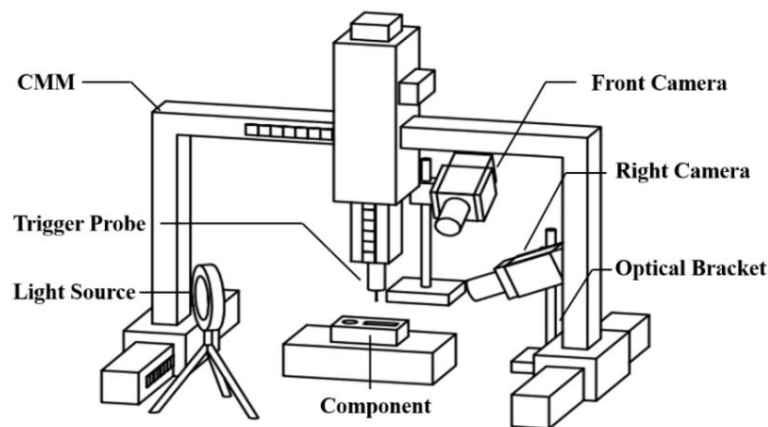


그림 1 CMM 지능형 측정 시스템의 일반 프레임워크

그림 1은 CMM 지능형 측정의 일반적인 프레임워크를 보여줍니다.

시스템 [12]. 시스템은 주로 트리거 프로브가 있는 CMM, 산업용 2개로 구성됩니다.

카메라, 광원, 광학 조정 브래킷 및 지능형 측정

소프트웨어. 트리거 프로브는 표면의 좌표점을 획득하는 데 사용됩니다.

구성 요소. 광학조정 브래킷에는 산업용 카메라 2대가 장착되어 있으며,

CMM의 전면과 오른쪽에 배치되어 이미지를 캡처합니다.

구성 요소와 프로브. 광원은 시스템에 밝기를 제공합니다. 지능적인

측정 소프트웨어는 광학적, 기계적 정보를 처리합니다.

센서를 감지하고 트리거 프로브를 안내하여 부품을 측정합니다.

### 2.2 측정 시스템의 작업 흐름

트리거 프로브와 구성 요소는 카메라 필드에 명확하게 나타나야 합니다.

측정이 시작되기 전에 동시에 볼 수 있습니다. 그렇지 않으면 카메라의 각도 또는

조건이 충족될 때까지 트리거 프로브 위치를 조정해야 합니다. 전형적인

그런 다음 구성 요소의 기능은 지능형 기능을 사용하여 지능적으로 측정됩니다.

그림 2와 같이 워크플로우를 갖춘 측정 시스템입니다.

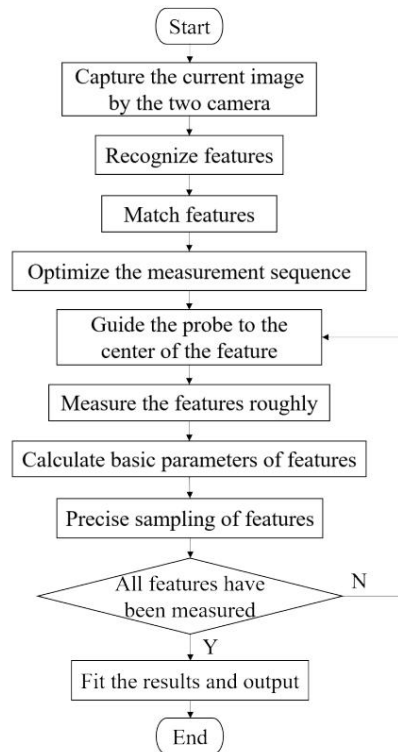


그림 2 지능형 측정 시스템의 작업흐름도

### 3. 방법의 원리

#### 3.1 특징 탐지

지능형 측정을 실현하려면 먼저 특징을 감지해야 합니다.

산업용 카메라를 사용하여 획득한 영상, 즉 표적 탐지를 통해 측정합니다.

표적 탐지는 전통적인 표적 탐지 알고리즘과 심층 탐지 알고리즘으로 구분됩니다.

학습 기반 표적 탐지 알고리즘. 기존 알고리즘에는 대규모 시스템이 있습니다.

리소스 오버헤드를 보장하기 위해 설정 규칙과 다양한 제한 매개변수가 필요합니다.

알고리즘의 성능. 또한, 알고리즘 성능의 안정성

가난하다. 반대로 딥러닝 기반 알고리즘은 자율학습을 실현합니다.

데이터 기반 접근 방식을 통해 더 나은 일반화 능력을 갖췄습니다. 당신 만 YOLO(Look Once)는 단일 단계 딥러닝 타겟 탐지 알고리즘입니다.

감지 정확도와 감지 속도 측면에서 좋은 결과를 얻을 수 있습니다. 이 알고리즘

표적 탐지 작업을 위치화 및 분류의 회귀 문제로 취급합니다.

여기서 대상의 위치 파악 및 분류 확률은

입력 이미지를 직접 예측하는 엔드투엔드 컨벌루션 신경망

[13]. 본 연구에서 사용된 YOLOv5 알고리즘은 모델 크기가 작다는 장점이 있으며,

낮은 배포 비용, 우수한 유연성 및 빠른 감지 속도. 그림 3은

네트워크 모델 구조[14]는 네 가지 주요 부분, 즉 입력,

척추, 목, 머리 [15].

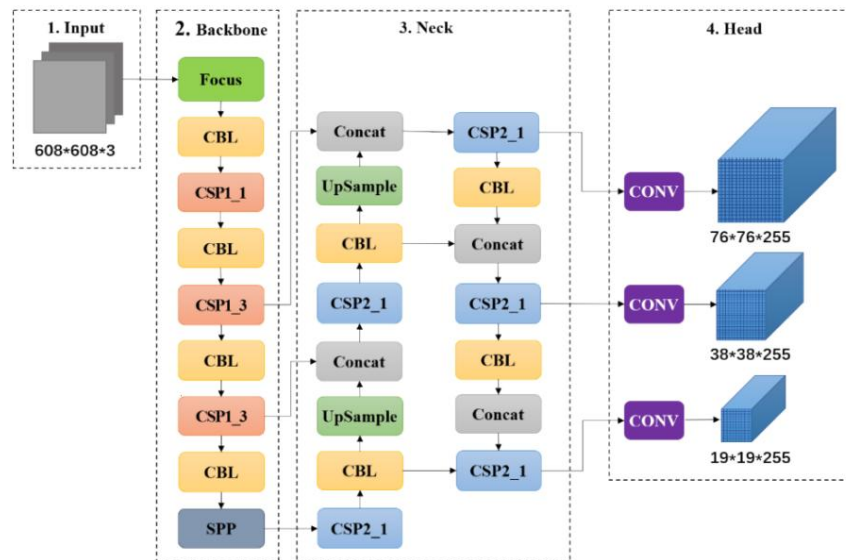


그림 3 YOLOv5의 네트워크 구조

구성요소의 일반적인 특징을 정확하게 인식할 수 있도록 하기 위해

크기/모양 변경, 배치 위치 변경, 로컬 상황에서도

교합, 표면 재질 변화 등 대표적인 특징에 대한 요구 사항

데이터세트는 다음과 같습니다:

(1) 데이터 세트의 이미지 수는 필요한 수를 충족해야 합니다.

최소 2000보다 큰 훈련입니다.

(2) 데이터 세트의 사진에는 다양한 각도의 구성 요소가 포함되어 있습니다.

위치 및 국소 폐쇄가 있는 특수한 경우.

(3) 구성 요소 샘플은 표면 질감과 유형이 다르며

전형적인 특징 분포의 수.

(4) 기능의 라벨 및 위치 지정 프레임은 소프트웨어를 사용하여 라벨링됩니다.

본 연구에서는 일반적인 특징을 지닌 부품의 2050장의 사진을 다음을 사용하여 촬영했습니다.

프로브, 홀, 실린더,

슬롯, c슬롯, 스텝 및 볼. 프로브는 프로브를 의미하고, 구멍은 구멍을 의미하고, 실린더는 실린더를 의미하며,

Slot은 정사각형 슬롯을 의미하고, cslot은 원형 호가 있는 슬롯을 의미하고, step은 정사각형 탭을 의미하며, 공은 공을 의미합니다. 데이터 세트는 PASCAL VOC 형식이며 대상은

이미지에는 LabelImg를 사용하여 라벨이 지정됩니다.

표 1. 데이터 강화의 하이퍼파라미터 설정		
방법	원칙	초매개변수
모자이크	4개의 이미지를 무작위로 자른 다음 하나의 이미지로 연결합니다.	0.8
Fliplr	이미지의 무작위 수평 뒤집기 변환	0.4
플립우드	이미지의 무작위 수직 뒤집기 변환	0.2
hsv_h	색조의 이미지 색상 변경	0.015
hsv_s	채도에 따른 이미지 색상 변화	0.7
hsv_v 전	값의 이미지 색상 변경	0.4
단	이미지의 무작위 아핀 변환	8.0
규모	이미지의 무작위 크기 조정	0.6

데이터 강화 기술은 학습 데이터를 늘리고 풍부하게 만드는 데 사용됩니다.

측정 환경 조명 변화 및 구성 요소에 대한 교육 시나리오

사용 가능한 데이터 세트 수가 적기 때문에 크기가 변경됩니다. 표 1은

데이터 향상 방법 및 원리. 데이터의 변환 계수

Enhancement는 10으로 설정되었으며, 증강된 데이터 세트는 총 20500개의 이미지입니다. 그만큼

데이터 세트는 비율에 따라 훈련 세트와 검증 세트로 무작위로 나뉩니다.

8:2이고 훈련 세트의 최종 이미지 수는 16400개입니다.

검증 세트의 이미지 수는 4100개입니다. 모델 훈련은 800개마다 하나의 모델을 생성합니다.

타임스. 그 중 mAP 값이 가장 높은 모델을 mAP 값이 가장 높은 모델로 선택합니다.

최고의 종합 성능. 그런 다음 모델의 각 하이퍼파라미터를 다음과 같이 조정합니다.

정확도와 재현율의 균형을 맞춰 만족하는 모델의 최적 가중치를 찾습니다.

특징 탐지 정확도. 표 2와 3은 훈련 구성과

하이퍼파라미터 설정.

# 사전 인쇄



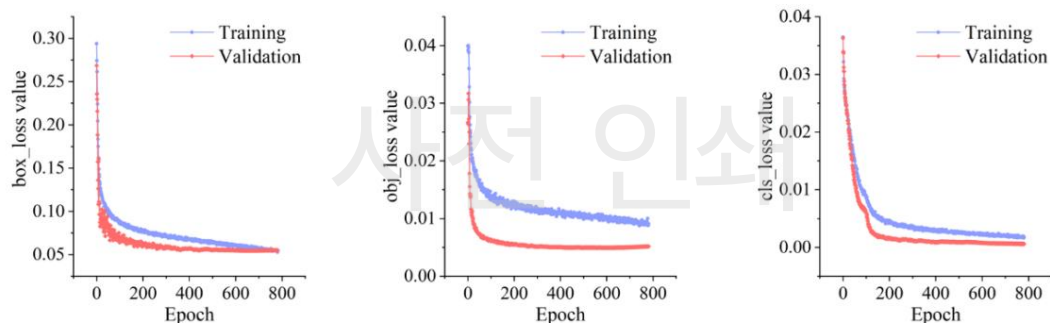
표 2. 훈련을 위한 전산자원 구성

이름	구성
체계	윈도우 10
CPU	인텔 코어 i7-12700
GPU	엔비다 지포스 RTX 3080
솔리드 스테이트 드라이브	500GB
파이썬	파이썬3.6
다른	CUDA11.3
파이토치(PyTorch) PyTorch1.7	
OpenCV OpenCV4.3.2	

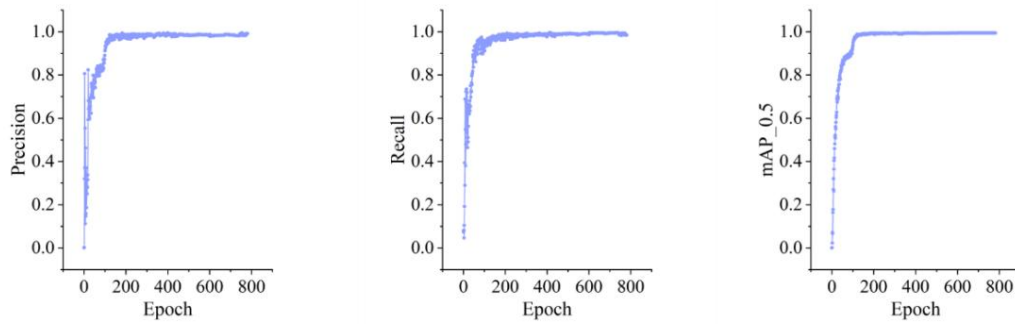
표 3 주요 훈련 하이퍼파라미터 설정

이름	의미	초매개변수
이미지 크기	학습 시 이미지 크기 설정	800*800*3
시대	훈련당 최대 에포크 수	800
배치 크기	하드웨어에서 허용되는 최대 배치 크기	8
옵티마이저	옵티마이저 유형	SGD
기세	학습률 모멘텀	0.937
lr0	초기화된 학습률	0.01
lrf	학습률 계수	0.1
워밍업 반복	워밍업 학습 시대	삼

그림 4(a)는 훈련 세트와 검증 세트의 손실 함수 곡선을 보여줍니다. 그만큼 경계 상자 회귀, 객관적 회귀 및 분류의 손실 회귀는 기본 부드러움으로 감소됩니다. 게다가 검증 세트의 손실 관찰되며 과적합이 발생하지 않습니다. 그림 4(b)는 검증 세트의 정밀도와 재현율. 곡선의 변동이 적고, 훈련 효과가 좋다는 뜻이다. 그림 5는 각각의 PR 곡선을 보여줍니다. 범주. 모든 클래스의 mAP는 0.984 이상이며, 각 클래스의 PR 곡선 면적은 카테고리가 1에 가까우며 이는 모델의 탐지율이 높다는 것을 나타냅니다.



(a) 훈련 세트와 검증 세트의 손실 함수 곡선



(b) 검증 세트의 정밀도, 재현율 및 mAP의 변동 곡선

그림 4 훈련과정의 손실변화와 평가지표

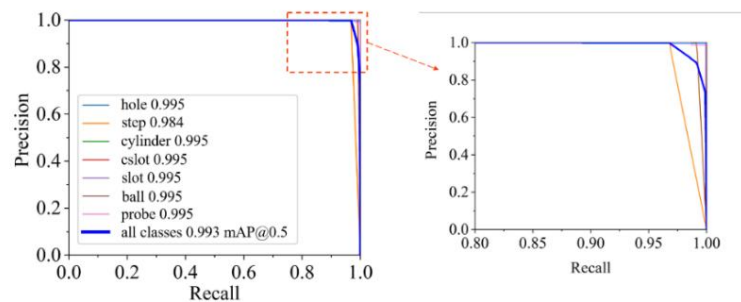


그림 5 PR 곡선

### 3.2 특징 매칭

캡처된 구성요소 보기에서 일관된 핵심 포인트를 감지하는 것은 어렵습니다. 산업용 카메라 두 대가 90° 각도로 배치되어 있기 때문입니다. 전통적인 이미지 매칭 Scale Invariant Feature Transformation, Accelerated Robust와 같은 알고리즘 Feature 및 ORB는 이 두 이미지를 사용하여 기능 일치 작업을 완료할 수 없습니다. 카메라를 사용하여 촬영한 이미지는 실제 크기와 규모를 반영하지 않습니다. 원근감 효과로 인한 구성 요소입니다. 그러므로 역전된 관점은 변환을 사용하여 생성할 이미지의 원근 효과를 제거할 수 있습니다. 공작물의 직교 뷰. 두 이미지는 반대 관점입니다. 캡처된 구성 요소의 정사영 뷰를 얻기 위해 별도로 변환됩니다. 카메라 두 대. 이 두 이미지의 특징에는 위치 정보가 있어야 합니다. 구성 요소의 직교 뷰의 고유성으로 인해 일치합니다. 본 연구의 특징 매칭 알고리즘은 위의 원리를 바탕으로 설계되었다.

## 3.2.1 역원근 변환 모델

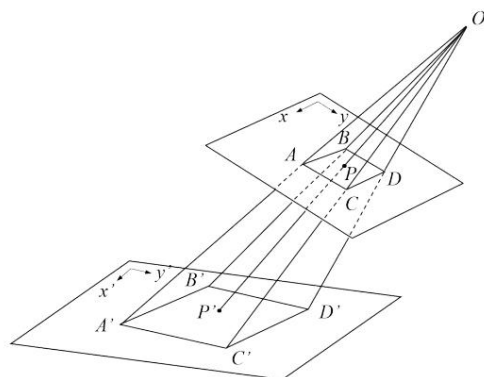


그림 6 역원근 변환 기하학적 광학 모델

역원근법 변환은 제거하는 변환을 의미합니다.

평면에서 3D 객체의 정사영 이미지를 생성하는 원근 효과입니다. 그만큼

4점 역투시 변환 방법[16]은 역원근을 해결합니다.

정면 사이의 대응을 수정하여 원근 변환 행렬

네 점을 뒤로 이동하고 좌표를 대체합니다. 그림 6은 기하학적인 것을 보여줍니다.

변환의 광학 모델. 카메라의 광학중심은 O에 위치하며,

세계 좌표에서 카메라의 이미징 표면에 점 P를 투영합니다.

시스템은 P'입니다. 역수 이후의 세계 좌표계에서 P의 좌표

관점 변환은 다음과 같이 추론됩니다.

$$\begin{array}{l} \text{X수영} \\ \text{이미} \\ \text{자} \end{array} \begin{array}{cccc} 11 & 12 & 13 & p \\ 21 & 22 & 23 & -q \\ 31 & 32 & t_{33} & 1 \end{array}, \quad (1)$$

여기서  $(u', v')$ 는 픽셀 좌표계에서 P'의 좌표입니다. 에 따르면

카이제곱 좌표의 척도 불변성,  $[X, Y, Z]$ 를 카이제곱으로 간주합니다.

좌표,  $a_{33}=1, XA''=X/Z, YA''=Y/Z$ 로 설정 하고 다음을 연습합니다.

$$\begin{array}{l} \text{엑스} \\ \text{t} \end{array} \begin{array}{ccc} p를 받아라 & 12 & t_{13} \\ 11 & & \\ \text{나는 31} & & \\ \text{사아} & & \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ 1 \\ 1 \end{array}, \quad (2)$$

$$\begin{array}{l} \text{우와} \\ \text{그리나} \end{array} \begin{array}{ccc} 21 & 22 & 23 \\ pp & & \\ 31 & 32 & t_{33} \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ 1 \\ 1 \end{array}. \quad (3)$$

$[XA'', YA'']$ 의 좌표는 역원근 이후의 좌표입니다.

변환. 원본 이미지의 4개 좌표점과 그에 상응하는

8개 문제를 해결하려면 새 이미지에서 이 4개 점의 좌표가 필요합니다.

방정식의 a11 에서 a32 까지 의 미지수 . (2)~(3) 역관점 획득  
변환 행렬 H.

$$\begin{array}{c} \text{아아아} \\ \text{11 13} \\ \text{하아아아} \\ \text{21} \quad \text{22} \quad \text{23} \quad \cdot \\ \text{아아아} \\ \text{31 33 33} \end{array} \quad (4)$$

### 3.2.2 자동 목표점 감지

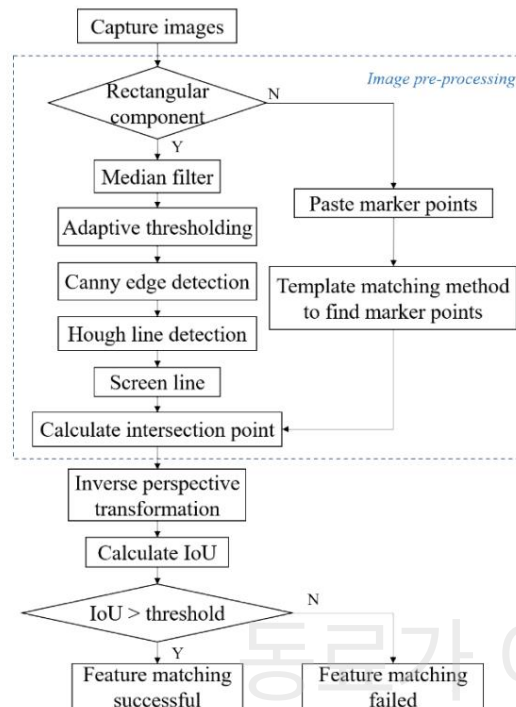


그림 7 자동 목표점 탐지 흐름도

그림 7은 4개의 목표점을 획득하기 위한 탐지 알고리즘의 흐름을 보여줍니다.

원본 이미지에서, 그림 8은 4개의 목표 지점 ABCD를 보여 줍니다.

요소. 구성 요소의 외부 윤곽은 직사각형과 비-형식으로 구분됩니다.

직사각형. 직사각형 윤곽선에서 직사각형의 목표점 검출 알고리즘

사용. 그렇지 않으면 직사각형이 아닌 모양에 대한 목표점 탐지 알고리즘은 다음과 같습니다.

사용된.

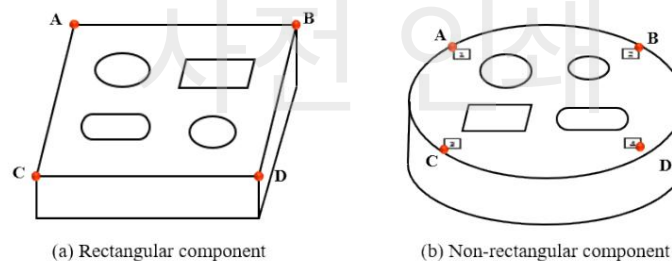


그림 8 대상점 ABCD 구성 요소의 위치

직사각형 구성요소의 이미지 처리에는 중앙값 필터링, 적응형 필터링이 포함됩니다.

임계값, 캐니 에지 감지 및 허프 라인 감지. 그것을 고려하면

이미지 신호 전송 및 디코딩 프로세스는 다음과 같은 경우 프레첼 노이즈를 생성합니다.

방해를 받는 경우 중앙값 필터링을 사용하면 프레첼 노이즈를 효과적으로 제거할 수 있습니다.

이미지의 가장자리 정보를 더 잘 보호합니다[17]. 이진화는 다음과 같은 데 사용됩니다.

전경과 배경 영역을 구별하여 가장자리를 정확하게 얻습니다.

노이즈 제거 후 구성품입니다. 전경의 회색조 값과

각 이미지의 배경은 밝기의 차이로 인해 다릅니다.

주변 광원과 공작물 표면에서 반사된 빛의 정도.

적응형 임계값은 다양한 이미지 영역에 대한 로컬 임계값을 계산할 수 있습니다.

휘도 분포에 따라 구성 요소와 구성 요소를 더 잘 구별할 수 있습니다.

위의 경우 [18]의 배경 영역. 캐니 에지 감지 [19] 및 Hough 라인

그런 다음 감지 [20]를 사용하여 이미지에서 직선을 찾습니다. 최소한의 둘러싸기

이러한 기능을 포함할 수 있는 직사각형 상자는

각 특징에 대한 예측 상자와 적절한 길이의 4개의 직선

최소 둘러싸는 상, 하, 좌, 우 네 방향에 가장 가까운 것

직사각형 상자. 게다가 이 네 직선의 교차점이 목표가 됩니다.

포인트 ABCD.

직사각형이 아닌 윤곽선의 경우 정사각형 라벨을 표면에 적용해야 합니다.

미리 측정된 구성 요소. 신청 시 2가지 조건을 확보해야 합니다.

레이블: (1) 네 개의 레이블은 직사각형 영역의 네 꼭지점에 있고, (2)

직사각형 영역에는 측정해야 하는 모든 대상 특징이 포함될 수 있습니다. 라벨

레이블을 식별하기 위해 템플릿 일치 알고리즘에 대한 데이터베이스가 생성됩니다. 템플릿

상관 계수 방법[21]의 매칭은 다음을 통해 정사각형 레이블을 식별합니다.

템플릿과 이미지 영역 사이의 상관 계수를 계산합니다. 만약

상관 계수의 최대값이 임계값보다 크고,

템플릿 일치가 성공한 것으로 간주되며 대상 영역 위치가 확인됩니다.

이 방법은 다음과 같은 다양한 조건에서 만족스러운 목표 매칭을 달성할 수 있습니다.

목표의 이동,  $\pm 180^\circ$  회전,  $\pm 50\%$  줌 변경을 통해 개선할 수 있습니다.

템플릿 매칭의 성공률과 안정성. 그러면 식별된 태그 영역은 다음과 같습니다.

관심 영역으로 설정하고 Harris를 사용하여 태그의 모서리 점 4개를 추출합니다.

코너 포인트 감지 [22]. 왼쪽 위, 오른쪽 위, 왼쪽 아래, 오른쪽 아래

그런 다음 4개 레이블의 정점이 계산을 위한 4개 점 ABCD 로 선택됩니다.

역원근 변환 행렬의 각각.

### 3.2.3 매칭 알고리즘

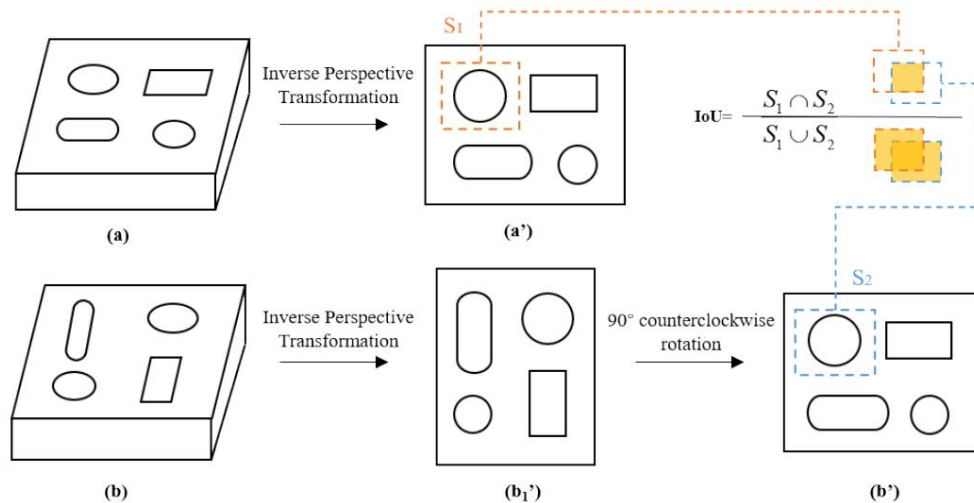


그림 9 역원근 변환을 기반으로 한 특징 매칭의 개략도

그림 9와 같이 전면 카메라 A 에서 촬영한 영상 a 를 다음과 같이 변환한다.

역원근 변환 후 이미지 a' , 이미지 a' 는 정사영입니다.

전면 카메라 A가 촬영한 구성 요소의 투영입니다. 촬영한 이미지 b

오른쪽 카메라 B 는 역원근 변환 후 이미지 b1' 으로 변환됩니다 .

그런 다음 이미지 b1'을 시계 반대 방향으로 90° 회전하여 이미지 b'를 얻고 이미지 b' 는

오른쪽 카메라로 촬영한 구성 요소의 정사영 이미지 B. 다음 중 하나 촬영

예를 들어 구성 요소의 구멍 기능을 사용하면 기능 감지를 통해 레이블이 획득됩니다.

이미지 a 와 b 의 각 특징 과 예측 프레임의 좌표 값.

또한, 이미지 a' 와 b' 의 예측 프레임의 좌표 값은 다음과 같습니다.

역원근 변환 행렬 H 에 따라 계산됩니다.

하나의 예측 프레임이 S1과 겹치는 경우, 서로 다른 레이블을 가진 예측 프레임은

먼저 제외시킨 후 S1 과 S2 의 교차 비율 IoU 를 계산합니다.

그림 9의 공식에 따르면,

IoU의 최대값이 일치할 특징으로 선택됩니다. 이 결과가 나오면

계산이 임계값 Thr보다 크고 , S1 에 해당하는 특징은

이미지 a' 는 S2 에 해당하는 특징과 성공적으로 일치하는 것으로 간주됩니다.

이미지 b'. 특징이 일치된 후 프로브 특징은 각 이미지와 일치됩니다.

프로브가 하나뿐입니다. 두 이미지에서 식별된 프로브가 직접 일치합니다.

함께.

### 3.3 경로 계획 및 샘플링 전략

정확한 계산을 위해서는 먼저 기능의 기본 매개변수를 측정해야 합니다.

프로브가 형상의 중심 위로 안내된 후 샘플링 지점. 단지 몇 가지

지형지물의 기본 매개변수를 계산하려면 지형지물 표면의 점이 필요합니다.

특징은 특징의 대략적인 측정으로 간주됩니다. 대충 측정한 후

작업이 완료되면 형상의 기본 치수 정보를 얻고 정확한

기능의 샘플링 포인트 배포 전략이 설계되었습니다. 의 좌표

샘플링 포인트는 이 기본 치수 정보를 기반으로 계산되어

CMM의 3축 모션을 따라 형상을 측정하는 프로브입니다.

일반적인 기능은 회전형과 비회전형의 두 가지 범주로 나뉩니다.

회전체 특징. 회전체 피처는 다음으로 둘러싸인 기하학적 피처입니다.

구멍, 원통 또는 볼과 같은 닫힌 회전 표면. 회전하지 않는 몸체 특징

사각형 슬롯, 원형 슬롯, 회전식 본체 기능 이외의 기능입니다.

단계.

#### 3.3.1 대략적인 측정 경로 계획

##### 3.3.1.1 회전체 특징에 대한 대략적인 측정 경로 계획

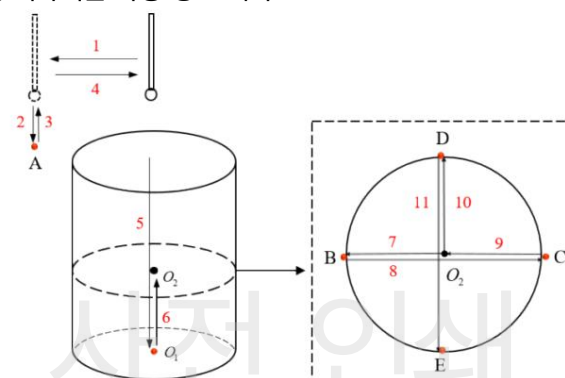


그림 10 홀의 대략적인 측정 경로

그림 10은 구멍의 대략적인 측정 경로를 보여줍니다. 평면 위의 점 A

구멍이 있는 위치는 프로브가 안내된 후 경로 1~2를 따라 먼저 측정됩니다.

구멍 중심 위, 경로 1에 의해 이동된 거리  $x$ 는 다음과 같이 계산됩니다.

이미지의 정보는 다음과 같습니다.

$$x = K \cdot u_{\text{tip}} \cdot u_{\text{feature0}} \quad (5)$$

여기서  $K$ 는 세계 좌표계의 실제 거리 사이의 축척 비율입니다.

픽셀 좌표계의 픽셀,  $u_{\text{feature0}}$ 은 왼쪽 하단의 좌표입니다.

특징 검출 프레임의  $u$  축 방향 모서리,  $u_{\text{tip}}$ 이 좌표

$u$  축 방향의 프로브 중심 값입니다.

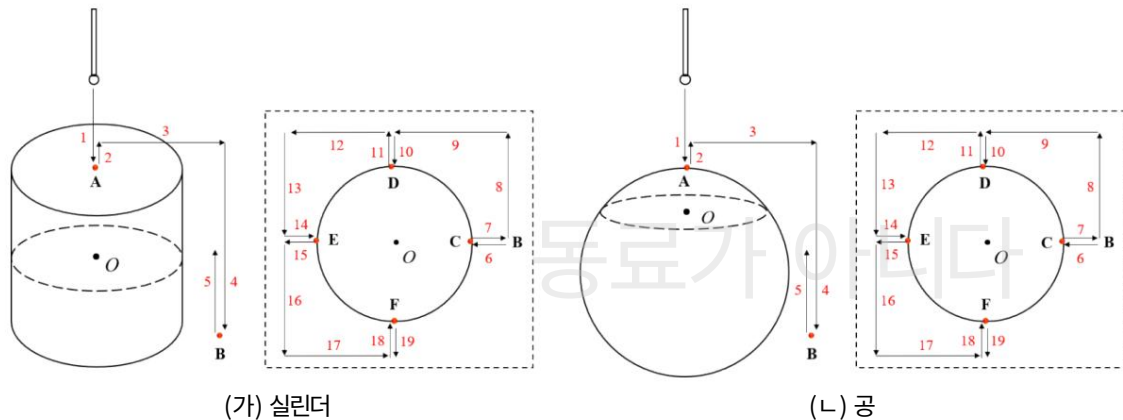
그런 다음 구멍은 경로 3~4를 따라 초기 중앙 위치로 돌아갑니다. 프로브

좌표점  $O_1$ 을 얻기 위해 구멍 바닥에 닿을 때까지 가라앉은 다음

$O_2$ 까지 거리를 올라가서  $O_2$  단면의 BCDE 4개 점을 측정합니다.

경로 7~11을 따라. 깊이  $h_{\text{hole}}$ 은 A와  $O_1$  사이의 거리로부터 계산됩니다.

$z$ 축, 구멍의 직경  $d_{\text{hole}}$ 은 BCDE 4개 점을 맞춰서 얻습니다.



(가) 실린더

(나) 공

그림 11 실린더와 볼의 대략적인 측정 경로

그림 11(a)는 실린더의 대략적인 측정 경로를 보여줍니다. 먼저 프로브

프로브가 가이드된 후 실린더 상부 표면의 측정 지점 A로 가라앉습니다.

실린더 중앙 위. 그런 다음 바닥면이 닿는 표면의 B 지점

원통의 위치는 경로 2~4를 따라 측정됩니다. 여기서 거리  $x$ 는 경로에 따라 이동합니다.

3은 식으로 계산됩니다. (5). 그런 다음 프로브가 올라가고 4개 지점 CDEF가

전류 프로브 높이에서 실린더의 원형 단면을 측정합니다.

경로는 6~19입니다. 경로 8, 9, 12, 13, 16, 17에 대한 거리 계산은 동일합니다.

경로 3에 대한 거리 계산입니다. 실린더 실린더의 높이는 다음과 같이 계산됩니다.

A와 B 사이의  $z$ 축 거리와 실린더 DC실린더의 직경은 다음과 같습니다.



CDEF의 4개 포인트를 피팅하여 얻은 것입니다. 그림 11(b)는 대략적인 측정을 보여줍니다.

공의 경로와 대략적인 측정 경로는 실린더의 경로와 유사합니다.

### 3.3.1.2 비회전체 형상에 대한 대략적인 측정 경로 계획

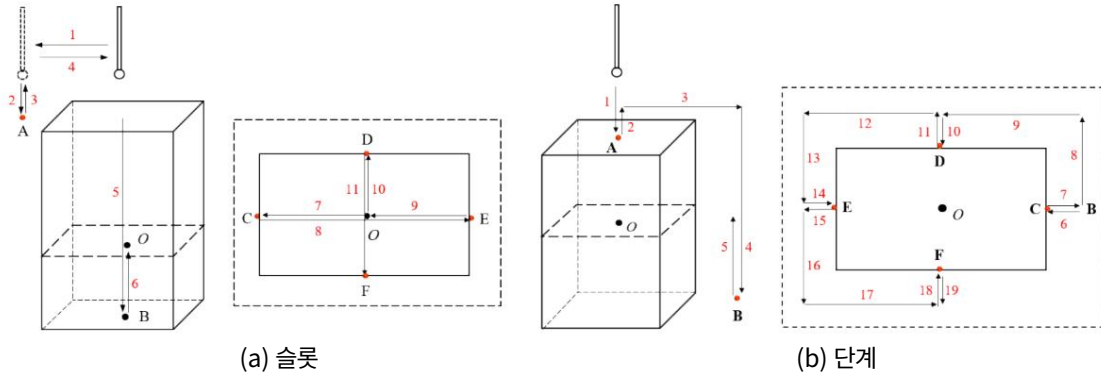


그림 12 슬롯과 단차의 대략적인 측정 경로

그림 12(a)는 슬롯의 대략적인 측정 경로를 보여줍니다. 전체 경로는 구멍의 거친 측정 경로와 동일합니다. 슬롯의 깊이  $h$ 는 다음과 같습니다.

Z 축의 A와 B 사이의 거리와 슬롯의 길이  $l$ 로부터 계산됩니다.

다음과 같다:

$$h = \frac{l}{\cos \theta} \quad (6)$$

여기서  $\cos \theta$ 는 X축 방향으로 CE의 두 점 사이의 거리이고  $\theta$ 는

CMM의 X축에 대한 사각형 슬롯의 기울기 각도입니다.

이미지 처리를 통해, 마찬가지로 정사각형 슬롯의 너비  $w$ 는 다음과 같습니다.

$$w = \frac{l}{\cos \theta} \quad (7)$$

여기서  $l$ 은 DF의 두 점 사이의 Y축 방향 거리입니다.

그림 12(b)는 계단의 대략적인 측정 경로를 보여줍니다. 전반적인 경로는 다음과 같습니다.

실린더의 대략적인 측정 경로와 동일합니다. 높이  $h$ , 길이  $l$ ,

계단의 너비  $w$ 는 슬롯과 동일합니다.

### 3.3.2 샘플링 지점의 정확한 분포

#### 3.3.2.1 회전체 특징에 대한 샘플링 지점의 정확한 분포

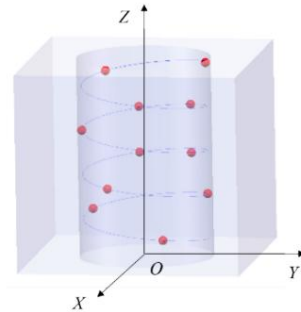


그림 13 기둥의 샘플링 지점 분포

그림 13은 정확한 측정을 위한 샘플링 지점의 분포를 보여줍니다.

기둥 표면의 샘플링 지점 분포 법칙은 엽상체를 따릅니다.

유통 모델. 이 모델은 식물 뿌리줄기의 잎 분포 법칙을 사용하여

컬럼 표면에 샘플링 지점이 균일하게 엇갈리게 분포되어 있는지 확인합니다[23].

샘플링 포인트 수는  $n$ 으로 설정됩니다. 기둥의 높이  $h$ 와 직경  $d$

대략적인 측정을 통해 표면을 계산하고,  $i$ 번째의 좌표값을 구합니다.

CMM 좌표계의 샘플링 지점은 엽상체로 계산할 수 있습니다.

배포 모델 [24]:

$$\begin{aligned} \frac{d}{2} \cos \theta_i &= x_i \\ \frac{d}{2} \sin \theta_i &= y_i \\ z_i &= \frac{h}{N} \end{aligned} \quad (8)$$

여기서  $\theta_i$ 는  $i$ 번째 샘플링 점의 선과 점  $O$  및 점 사이의 각도입니다.

Eq.로 계산되는  $x$  축. (9).

$$x_i = \frac{d}{2} \cos \theta_i \quad (9)$$

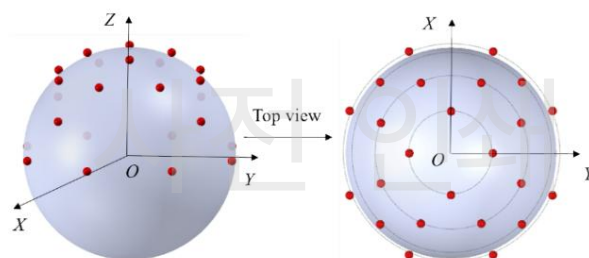


그림 14 공의 샘플링 지점 분포

그림 14는 공의 정확한 샘플링 지점 분포를 보여줍니다. 샘플링 공의 점은 가능한 한 고르게 표면에 분포되어야 합니다. 높이 공의 노출된 평면의  $h$ 와 직경  $d$ 는 항상 후에 구해집니다. 측정.  $h > d/2$ 이면 공의 위쪽 절반만 측정되고  $h = d/2$ 로 둡니다. 공의 상반부는 원형에 따라 4개의 동일한 층으로 나뉩니다. 각도  $\theta$ .  $i$ 번째 층의 해당 원형 각도  $\alpha_i$ 는 다음과 같습니다.

$$\alpha_i = \arccos \left( \frac{d/2}{h} \right) \quad (10)$$

두 개의 인접한 레이어의 샘플링 포인트가 엇갈리게 되어 있어 구의 샘플링 지점이 균일하게 분포됩니다. 각 샘플링의 좌표 포인트는 다음과 같이 계산됩니다.

$$\begin{aligned} x_{ij} &= \frac{d}{2} \cos \alpha_i \cos \beta_j \\ y_{ij} &= \frac{d}{2} \cos \alpha_i \sin \beta_j \\ z_{ij} &= \frac{d}{2} \sin \alpha_i \end{aligned} \quad (11)$$

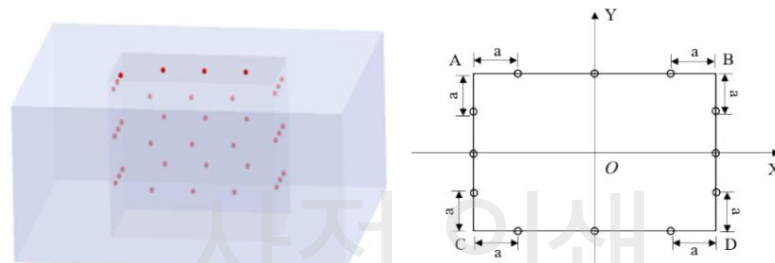
여기서  $i$ 는 포인트가 위치한 레이어의 개수이고,  $j$ 는  $j$ 번째 샘플링 포인트입니다.

$i$ 번째 레이어의 샘플링 포인트,  $\alpha_i$ 는 레이어  $i$ 의 해당 원형 각도,  $\beta_j$ 는 다음과 같습니다.

레이어  $i$ 의  $j$ 번째 점과 양수  $X$ 의 좌표축 사이의 각도

방향,  $n$ 은 레이어의 샘플링 포인트 수입니다.

### 3.3.2.2 회전하지 않는 물체 특징에 대한 샘플링 지점의 정확한 분포



(a) 슬롯 샘플링 지점 분포 (b) 샘플링 지점의 Z 방향 투영

분포

그림 15 슬롯의 샘플링 포인트 분포

그림 15는 슬롯 샘플링 지점의 분포와 샘플링 전략을 보여줍니다.

균등분포 방식을 채택하고 있습니다. 대략적인 측정 결과로부터 깊이  $h$ ,

길이  $l$ 과 슬롯의 너비  $w$ 를 계산할 수 있습니다. 측정 횟수

슬롯의 레이어  $m$ 과 레이어당 측정 포인트 수  $n$ 을 설정하면

측정점은 각 면에 고르게 분포되어 있으며, 점은 동일하게 배치됩니다.

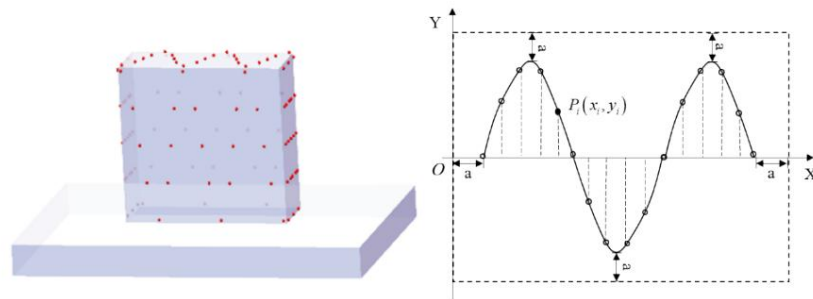
얼굴의 거리. 각 면의 모서리 측정점 사이의 거리

얼굴의 가장자리는  $a$ 로 설정됩니다.  $j$ 번째 샘플링 지점의 좌표

AB 면의 레이어는 Eq. (12). 샘플링 지점의 좌표

다른 평면도 같은 방식으로 계산됩니다.

$$\frac{\text{내가 48}}{2} \frac{\text{그만큼}}{N} \frac{\text{나}}{2} \cdot \frac{\text{하야2}}{\text{나는 중 제이}} \quad (12)$$



(a) 단계적 샘플링 지점 분포 (b) 샘플링 지점의 Z 방향 투영 분포

그림 16 단계에 대한 샘플링 포인트 분포

그림 16(a)는 계단의 샘플링 지점 분포를 보여줍니다. S-를 사용하여

범프의 5개 평면에 동일한 간격으로 점을 배치하는 모양의 경로는

샘플링 포인트 분포의 균일성뿐만 아니라 샘플링 포인트를

각 레이어는 서로 인터리브되어 오류 상황을 더 잘 반영할 수 있습니다.

비행기. 각 평면의 샘플링 지점은 삼각 곡선에 분포되어 있으며,

그림 16(b)에 표시된 대로. 점의 좌표는 다음을 기준으로 계산할 수 있습니다.

높이  $h$ , 길이  $l$ , 계단 폭  $w$ , Eq. (13)은

상부 표면의 샘플링 포인트.  $n$ 은 평면의 샘플링 지점 수입니다.

$a$ 는 모서리 측정점과 면 모서리 사이의 거리입니다. 그만큼

계단의 다른 표면에 있는 샘플링 지점의 좌표는 다음에서 계산됩니다.

같은 길.

$$\frac{1}{N} \cdot \frac{5}{2} \cdot \frac{1}{\text{최}} \cdot \frac{1}{\text{그만}} \cdot \frac{1}{\text{zh}} \quad (13)$$

#### 4. 실험 및 결과

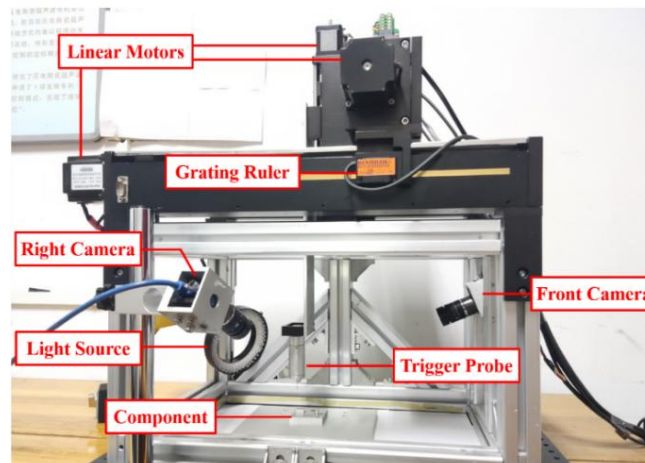


그림 17 CMM 지능형 측정 시스템의 물리적 다이어그램

그림 17은 CMM 지능형 측정의 물리적 다이어그램을 보여줍니다.

체계. 시스템은 선형이 장착된 자체 제작 CMM에 장착되어 있습니다.

각 방향의 모터(57BYGH250B) 및 레이저 스케일(Renishaw RH100×30.05 A)

1μm의 분해능을 가지고 있습니다. 리니어 모터는 모션의 펄스 신호로 제어됩니다.

제어 카드(LeadShine DMC3000) 및 드라이버(LeadShine DM542)에 의해 구동됩니다. †

0.5 μm의 트리거 반복성과 다음의 분해능을 갖춘 자체 제작 산업용 프로브

CMM의 Z축에는 0.5μm가 장착되어 있으며, 프로브에 있는 프로브 팁은 1mm입니다.

직경의 루비 볼 Renishaw 프로브 팁. 프로브에 의해 생성된 트리거 신호는 다음과 같습니다.

수집 카드(NI PCI-6259)로 기록되어 PC로 전송됩니다. 렌즈 2개

(컴퓨터 M1224-MPW2)는 선택된 산업용 카메라(MER-301-)에 사용됩니다.

125U3M): 각각 CMM의 전면과 오른쪽에 있습니다. 카메라 이미지

해상도는 2048\*1536이고 픽셀 크기는 3.45 μm\*3.45 μm입니다. 링 광원

(LED-A5067)은 CMM의 왼쪽 후면에 배치되어 화면에 밝기를 제공합니다.

전체 시스템.

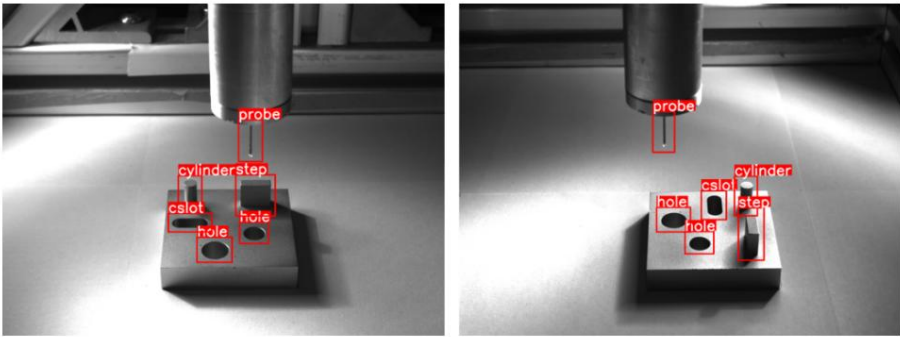


그림 18 이미지 a, b 의 검출 결과

실험에서는 계단, 원통, 구멍 및 cslot 기능이 있는 개체를 사용합니다.

측정할 구성 요소입니다. 먼저 부품의 위치를 조정하고 프로브를

구성 요소와 프로브가 카메라 필드에 명확하게 표시되도록 이동됩니다.

동시에 볼 수 있습니다. 전면 카메라 A 와 오른쪽 카메라 B가 영상을 촬영합니다.

훈련된 특징 탐지 모델에 입력되는 현재 이미지 a 와 b입니다. 수치

도 18은 검출 결과를 나타낸다. 표 4는 기능 레이블과 좌표를 나타냅니다.

이미지 좌표계에서 감지 프레임의 값입니다.

표 4 감지 프레임의 특징 라벨 및 좌표 값

이미지 라벨 번호 신뢰도				감지 프레임/픽셀의 좌표값			
				ㅏ	비	씨	디
이미지 a	프로브 0		0.85	(1093,537)	(1205,537)	(1093,731)	(1205,731)
	단계 1		0.95	(1080,791)	(1264,791)	(1080,983)	(1264,983)
	이미지 실린더 2 cslot		0.95	(814,796)	(924,796)	(814,959)	(924,959)
	ㅏ	삼	0.92	(768,970)	(970,970)	(768,1057)	(970,1057)
	구멍	4	0.96	(1098,1011)	(1233,1011)	(1098,1110)	(1233,1110)
이미지 b	구멍	5	0.94	(901,1080)	(1064,1080)	(901,1197)	(1064,1197)
	구멍	0	0.96	(1047,1054)	(1182,1054)	(1047,1158)	(1182,1158)
	구멍	1	0.94	(916,942)	(1074,942)	(916,1057)	(1074,1057)
	c슬롯	2	0.92	(1123,865)	(1240,865)	(1123,1000)	(1240,1000)
	실린더 3		0.92	(1277,798)	(1384,798)	(1277,982)	(1384,982)
프로브 5	스텝	4	0.90	(1295,944)	(1415,944)	(1295,1187)	(1415,1187)
			0.84	(898,499)	(1000,499)	(898,688)	(1000,688)

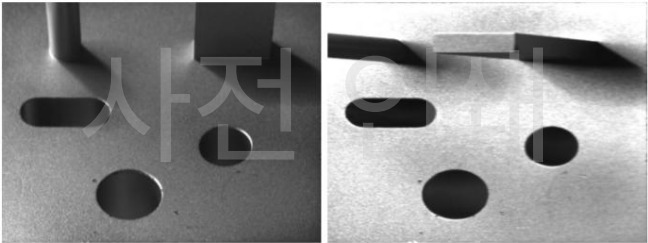


그림 19 역원근 변환 결과 이미지

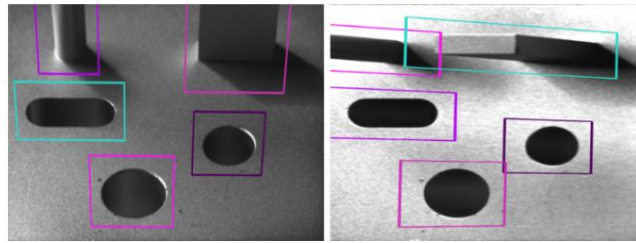


그림 20 좌표 변환 후 예측 프레임의 개략도

이미지 a 의 역원근 변환 행렬은 다음과 같습니다.

5.7653 0.5300 -4879.3187

하아 0.0819 7.5790 -6603.5477 , 이미지 b 의 변환 행렬은 다음과 같습니다.

0.0176 0.0006 1

0.1162 10.5324 -9297.7151

Hb -4.4894 0.8323 5698.1876 , 그림 19는 변환 결과를 보여줍니다. 그만큼

0.0093 0.0007 1

변환된 예측 프레임의 좌표는 행렬에 따라 계산됩니다.

H 와 예측 프레임 좌표는 표 4에 나와 있습니다. 새로운 이미지 경계는 다음과 같이 사용됩니다.

예측 프레임이 세트 이상으로 변환될 때 예측 프레임 경계

이미지 크기. 그림 20은 개략도를 보여줍니다. 동일한 예측 프레임

특징 라벨과 가장 큰 중복 영역이 스크리닝에 따라 발견됩니다.

특징 매칭 알고리즘에서 언급한 원리. IoU가 계산되고, IoU는

임계값은 0.3으로 설정됩니다. 표 5는 매칭 결과를 보여준다.

표 5 특징 매칭 결과				
이미지	이미지 b		중첩 면적 /(픽셀*픽셀)	에 의한 결과
번호 라벨	번호 라벨		아이유	특징
				어울리는
0 프로브	5 프로브	-	-	성공
1 단계	4 단계	199409.6869	0.3354	성공
2 기통	3 기통	114523.2569	0.4166	성공
3 c슬롯	2 c슬롯	223719.7623	0.7560	성공
4 홀	0 구멍	191612.4563	0.8352	성공
5 홀	1 구멍	225385.8926	0.7328	성공

지능형 방법의 핵심은 탐지 및 매칭 결과의 정확성입니다.

구성 요소의 각 기능을 정확하게 감지하고 일치시킬 수 있다면

나중에 기능 측정을 성공적으로 완료할 수 있습니다. 테스트 세트는 다음과 같이 만들어집니다.

다음과 같이 알고리즘의 성공률에 영향을 미칠 수 있는 요소를 변경합니다.

부품 배치, 부품 유형, 광원 밝기 및 카메라 촬영

각도를 통해 탐지 및 매칭 알고리즘의 성공률을 확인합니다. 수

이 테스트 세트의 샘플 수는 그림 21과 같이 250개입니다. 테스트 세트 이미지는 입력되었습니다.

검출 및 매칭을 위한 알고리즘에 적용하였으며, Table 6은 그 결과.

표 6에서 특징의 폐색 정도가 결과에 큰 영향을 미칩니다.

기능 일치. 가려진 부분의 효과를 확인하기 위해 구멍을 개체로 사용합니다.

특징 매칭 성공률에 비례하여 프로브 위치가 이동됩니다.

다양한 정도의 모호함을 생성하도록 전면 카메라 시야

시야에 있는 구멍의 모습입니다. 구멍 면적에 대한 폐색 면적의 비율은 다음과 같습니다.

10%~100%, 순차적으로 5%씩 증가합니다. 게다가 두 카메라 모두 사진을 찍고

특징 매칭을 수행합니다. IoU 임계값이 변경되어 IoU에 미치는 영향을 확인합니다.

일치하는 결과. 실험 결과는 특성의 백분율이

장애물이 없는 영역이 IoU 임계값보다 크면 성공적으로 일치할 수 있습니다.

따라서 카메라 시야의 개별 특징은 방해받지 않고 유지되어야 합니다.

측정하는 동안 최대한 많이.

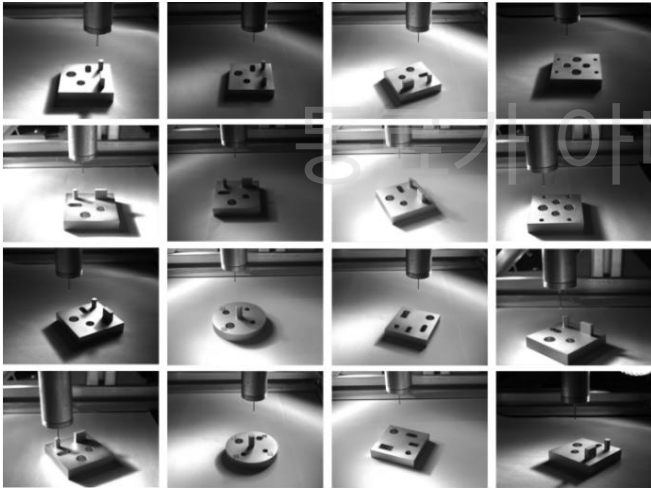


그림 21 탐지 및 매칭 테스트 세트 샘플

표 6 탐지 및 매칭 결과 성공률

영향을 미치는 요인	이미지 개수	감지 성공률	매칭 성공률
부품 배치	50	100%	100%
구성 요소 유형	50	100%	100%
광원 밝기	50	100%	100%
카메라 촬영 각도	50	100%	100%
특징 폐색 정도	50	100%	92%



좌표계 xOy 에서 각 특징 중심의 좌표(x, y)는 다음과 같습니다.

프로브 팁과 각 특징 사이의 상대적인 픽셀 차이에서 얻습니다.

이미지 a 와 b 의 중앙 . 전체 측정 프로세스는 다음을 위한 TSP로 간주됩니다.

프로브 팁과 개미 식민지 알고리즘을 사용하여 최적의 측정 순서를 계획합니다.

기능 중. 초기화 알고리즘 매개변수는 다음과 같이 설정됩니다.

개미의 수가 30이면 개미 선택 경로에서 페로몬의 중요성은  $\alpha = 2$ ,

개미 선택 경로에서 휴리스틱 요인의 중요도는  $\beta = 5$ 이며,

초기 순간의 페로몬은  $\tau = 0.1$ 이고 최대 반복 횟수는 다음과 같습니다.

500으로 설정합니다. 최적의 감지 순서는 기능을 기반으로 5-3-2-1-4로 계산됩니다.

오른쪽 카메라 이미지에서 식별되는 라벨 일련 번호.

안내 알고리즘은 프로브 팁을 형상 중심에 더 가깝게 안내하는 데 사용됩니다.

측정 순서대로. 먼저 특징을 대략적으로 측정하고,

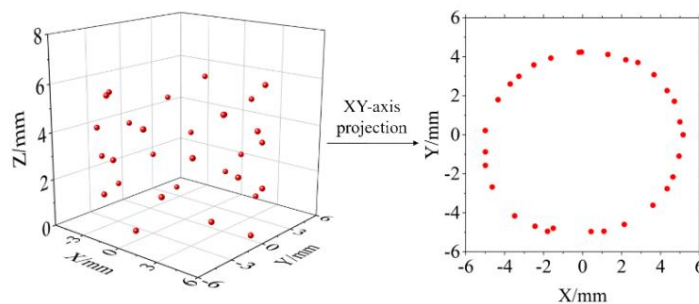
이 정보는 정확한 샘플링을 위한 좌표점을 계산한 후

특징을 다시 측정해 보세요. 그림 22는 해당 기능의 정확한 샘플링 지점 맵을 보여줍니다.

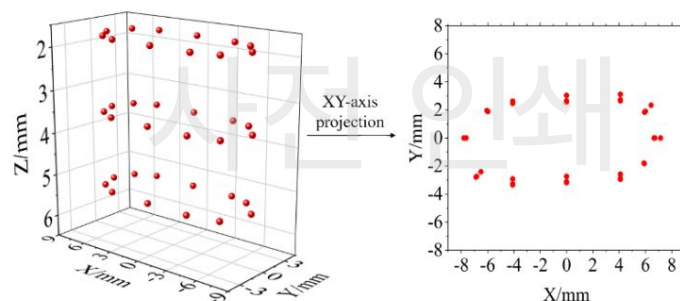
그런 다음 구멍의 직경, 직경과 같은 기능의 기본 매개 변수

실린더의 길이와 슬롯의 너비는 다음을 피팅하여 얻을 수 있습니다.

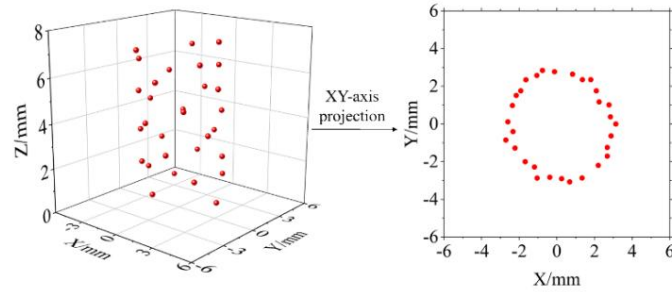
샘플링 지점의 좌표.



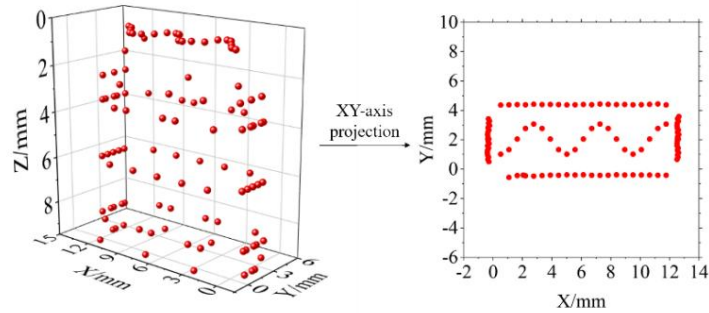
(a) 홀1의 측정 결과



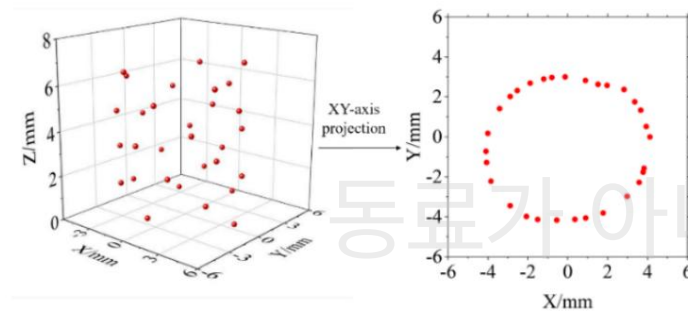
(b) cslot의 측정 결과



(c) 실린더의 측정 결과



(d) 단계의 측정 결과



(e) 홀2의 측정 결과

그림 22 특징의 정확한 샘플링 지점 맵

## 5. 결론

본 연구에서는 CMM의 지능형 측정 방법 및 시스템을 제안한다.

일반적인 특징을 자동으로 측정합니다. 지능형 측정 실험

여러 가지 일반적인 기능을 갖춘 구성 요소는

제안된 방법 및 시스템. 다음과 같은 경우 측정이 100% 완료될 수 있습니다.

기능은 카메라 시야에서 방해받지 않습니다. 게다가, 정확도는

특징이 방해받지 않는 영역의 비율이 다음과 같을 때 측정이 보장될 수 있습니다.

폐색이 발생할 때 일치하는 IoU 임계값보다 큼. 이 방법은 그렇지 않습니다

CAD가 필요하며 지능성, 고효율, 저비용이라는 장점이 있습니다. 그만큼

시스템은 보편성이 좋으며 다양한 유형의 CMM에 설치할 수 있습니다. 앞으로는

연구를 통해 딥러닝 알고리즘을 사용하여 보다 지능적인 개발을 할 것입니다.

복합 유형의 특징 측정.

## 6. 참고자료

- [1] Nasr E, Kamrani A K. 제조 특징 추출을 위한 새로운 방법론  
CAD 시스템[J]에서. 컴퓨터 및 산업공학, 2006, 51(3):389-415.
- [2] Le T, Ye D. 기계 CAD를 위한 원시 기반 3D 분할 알고리즘  
모델[J]. 컴퓨터 지원 기하학적 디자인, 2017, 52-53:231-246.
- [3] Hase VJ, Bhalerao YJ, Verma S, 외. CAD 메시 모델의 혼합 인식  
패턴 매칭[C]을 사용합니다. 제1차 국제발견회의  
기계공학 및 나노기술(ICAMEN), 2019, 2148:030029.
- [4] Cho MW, Lee H, 윤 GS, 외. 특징 기반 검사 계획 시스템  
좌표측정기[J]. 국제 고급 저널  
제조기술, 2005(9/10):26.
- [5] Durrant-Whyte H F. 센서 모델 및 다중 센서 통합[J]. 국제적인  
로봇공학 연구 저널, 1988, 7(6):97-113.
- [6] Bradley C, Chan V. 반전을 위한 보완 센서 접근 방식  
공학[J]. 제조과학 및 공학 저널, 2001,  
123(1):74-82.
- [7] Zhao H, Kruth JP, Gestel NV, 외. 자동화된 치수 검사 계획  
레이저 스캐너와 촉각 프로브[J]를 결합하여 사용합니다. 측정, 2012,  
45(5):1057-1066.
- [8] 황윤바오, 샤오팡. 세 가지에 대한 동적 감지 및 모델링 접근 방식  
차원점 및 영역 센서 통합[J]. 제조 저널  
과학 및 공학, 2007, 129(3):623-635.
- [9] Yu Z, 왕 T, 왕 P, 외. 신속하고 정확한 복합단지 역설계  
다중 센서 데이터 융합을 통한 기하학[J]. IEEE 액세스, 2019, 7:165793-  
165813.
- [10] Lu K, Wang W. 자유 데이터의 빠르고 정확한 디지털화를 위한 다중 센서 접근 방식  
리버스 엔지니어링으로 표면을 형성합니다[J]. 국제 고급 저널  
제조기술, 2015, 79(9-12):1983-1994.

- [11] ZY Cheng, Luan He, Yuan Sun 등. 자동으로 새로운 방법과 시스템  
직경이 밀리미터 미만이고 종횡비가 높은 구멍으로 CMM 프로브 팁 이동  
이유 [J]. 기구, 2021, 16(6): 06042.
- [12] ZY Cheng, Y. Sun, H. Luan, H. -L. Li, Q. -S. 팬과 RJ 리. 자가 교정  
CMM 스타일러스를 마이크로로 자동 이동하는 비전 방법 및 시스템  
구멍. IEEE 센서 저널, 2022, 22(4): 3579-3584.
- [13] Redmon J, Divvala S, Girshick R, 외. 한 번만 보세요: 통합, 실시간  
물체 감지[C]. 컴퓨터 비전 및 컴퓨터 비전에 관한 IEEE 회의 진행  
패턴 인식. 2016, 779-788.
- [14] Jocher, G., Stoken, A., Borovec, J. Ultralytic/Yolov5. 사용 가능한 온라인:  
<https://github.com/-ultralytics/yolov5> (2021년 6월 25일 접속).
- [15] Jing Y, Ren Y, Liu Y, Wang D, Yu L. 손상된 주택의 자동 추출  
향상된 YOLOv5를 기반으로 한 지진: 양비의 사례 연구[J]. 원격  
감각. 2022, 14(2):382.
- [16] A. Sun, Y. Wei, Y. Zhou, J. Wang 및 Y. Liu, 단일 이미지의 3D 추정  
호모그래피 변환[C]을 기반으로 합니다. 2022 IEEE 6차 정보  
기술 및 메카트로닉스 엔지니어링 컨퍼런스(ITOEC), 충칭,  
중국, 2022, 727-732.
- [17] 조지 G, Oommen RM, Shelly S, 그 외 여러분. 다양한 중앙값 필터링에 관한 조사  
디지털 영상에서 임펄스 노이즈를 제거하는 기술[C]. 2018  
신호 장치 및 스마트 시스템에 관한 회의(ICEDSS). IEEE, 2018.
- [18] Chan F, Lam F K. 변형 방법에 의한 적응형 임계값[J]. IEEE 트랜스  
이미지 프로세스, 1998, 7(3):468-473.
- [19] C. Wu et al. 반복을 통해 개선된 Canny Edge 감지 알고리즘  
그라데이션 필터[C]. 2022 제6회 영상, 신호 국제학술대회  
처리 및 통신(ICISPC), 일본 구마모토, 2022, 16-21.
- [20] Ye H, Shang G, Wang L, 외. 빠른 변환을 위한 Hough 변환을 기반으로 한 새로운 방법  
선 및 원 감지[C]. 2015년 제8차 의생명과학 국제학술대회  
공학 및 정보학(BMEI). IEEE, 2015, 52-56.

- [21] Y. Konishi, Y. Kotake, Y. Ijiri 및 M. Kawade. 빠르고 정확한 템플릿  
지향성 그래디언트[C]를 기반으로 한 매칭. Proc에서 국제 회의 계산. 비스, 2012,  
7585:607-610.
- [22] 한 S, 유 W, 양 H, 외. 기반으로 개선된 코너 감지 알고리즘  
해리스[C]. 2018년 중국 자동화 회의(CAC), 2018, 1575-1580.
- [23] Chen B. 브레이징용 연마지형의 최적 및 배열기술  
다이아몬드 연삭 디스크[J]. 내화 금속 및 하드 국제 저널  
재료, 2021, 95(1):105455.
- [24] Yeatts FR. 해바라기 머리 모양의 성장 조절 모델[J].  
수리생명과학, 2004, 187(2):205-221.

동료가 아니다

사전 인쇄