

# AI 기반 비접촉식 측정 데이터를 활용한 고정밀 엔드밀 치수 신뢰성 평가 연구

조진표\*, 황성하\*\*, 현승균\*, 김광희\*, 김지유\*

\*인하대학교 제조혁신전문대학원

\*\* (주)와이지윈

e-mail : realwind@inha.ac.kr

## A study of high-precision end-mill dimensional reliability evaluation using AI-based contactless measurement data

Jin-Pyo Cho\*, Sung-Ha Hwang\*\*, Seung-Gyun Hyun\*, Kwang-Hee Kim\*, Ji-you Kim\*

\*Manufacturing Innovation School, Inha University

\*\*YG-1 CO., Ltd.

### 요약

본 연구는 고정밀 엔드밀 공구의 치수 측정 데이터에 대해 AI 기반 분석 기법을 적용하여 접촉식 및 비접촉식 측정기기의 신뢰성을 평가하고자 수행되었다. 고정밀 가공 공정에서는  $\pm 0.003\text{mm}$  수준의 엄격한 공차 관리가 요구되며, 이에 따라 접촉식 Probe, 비접촉식 Vision 및 Laser 측정기를 대상으로 품질 관리 최적화 가능성을 비교 분석하였다.

기술통계 분석 결과, Laser 측정기는 가장 낮은 표준편차(0.0011)를 기록하여 정밀도가 가장 우수하였고, Vision 측정기는 다소 변동성이 존재하지만 품질 관리 보조 수단으로 활용 가능한 수준임을 확인하였다. 상관관계 분석에서는 Vision과 Probe 간에 약 0.72의 강한 양의 상관관계가 나타난 반면, Probe와 Laser 간에는 상관성이 매우 낮았다.

회귀분석에서는 Vision 데이터를 독립변수로 설정하여 Probe 데이터를 예측한 결과, 단순 선형회귀 모델의 결정계수( $R^2$ )는 약 0.115로 다소 낮았으며, 랜덤포레스트 회귀 모델을 적용한 경우에도  $R^2$ 는 -0.056으로 개선되지 않았다. 변수 중요도 분석에서는 Vision1과 Vision2가 상대적으로 높은 기여도를 보였지만, 전반적인 모델 성능은 매우 제한적이었다.

본 연구를 통해 현재 비접촉식 Vision 데이터만으로는 Probe 값을 완벽히 대체하거나 고정밀 품질 관리를 수행하는 데 한계가 있음을 확인하였다. 그러나 일부 Vision 항목은 보조적 지표로 활용 가능성이 있으며, 향후 데이터 품질 개선, 추가 변수 발굴, 고도화된 비선형 예측 모델 도입 등을 통해 비접촉식 측정 데이터의 활용도를 크게 높일 수 있을 것으로 판단된다.

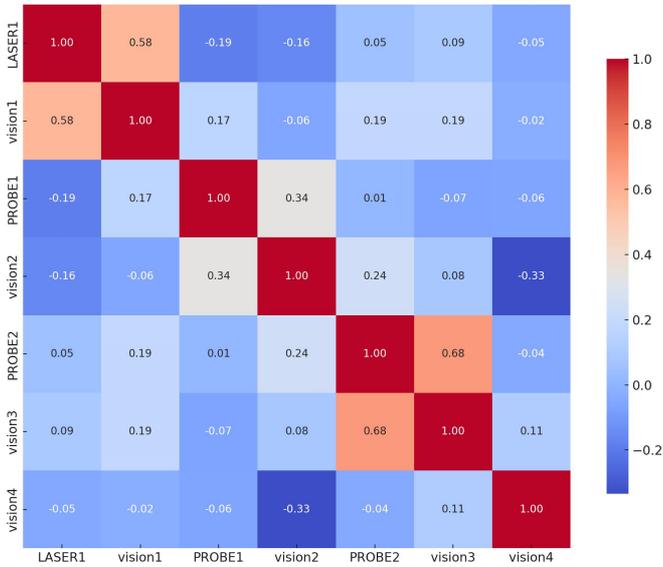
### 1. 서론

최근 제조 산업의 고도화와 더불어 반도체, 항공우주, 자동차 등 첨단 산업 분야에서는 부품의 고정밀·고품질 가공이 필수적으로 요구되고 있다. 특히 엔드밀 공구는 금속, 합금, 세라믹 등의 소재를 정밀하게 가공하는 핵심 도구로, 가공 품질과 생산성에 직접적인 영향을 미친다. 고정밀 엔드밀은 절삭 성능, 치수 정확성, 표면 조도 향상뿐만 아니라, 최종 제품의 신뢰성 확보를 위해 반드시 필요하다. 이에 따라  $\pm 0.003\text{mm}$  이하의 미세 공차를 만족시키는 고정밀 엔드밀 가공 기술이 산업 전반에서 중요한 연구 개발 과제로 부각되고 있다.

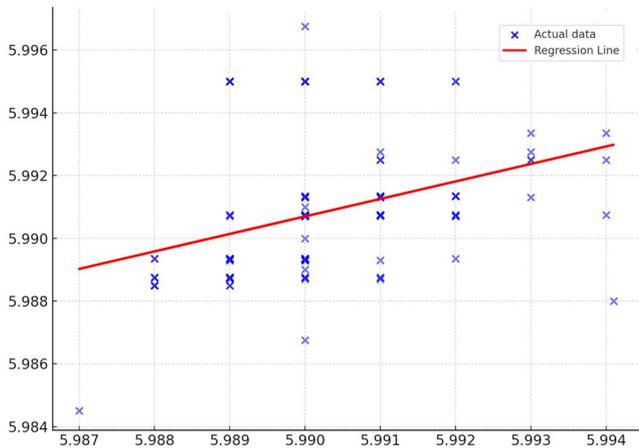
정밀 엔드밀 제작 과정에서 가공 후 치수 측정 및 품질 검사는 필수적이며, 그 신뢰성에 따라 전체 생산 품질이 좌우된다. 기존에는 접촉식 측정기(Probe)나 비접촉식 비전 검사기를 이용하여 엔드밀 외경 및 형상을 검사해 왔으나, 각각의 측정 방식은 한계점을 지닌다. Probe는 높은 정밀도를 제공하지만 측정 시간이

오래 걸리고, 제품 표면에 물리적 손상을 줄 수 있다. 반면 비전 검사기는 비접촉 방식으로 빠른 측정이 가능하지만 정밀도 한계(약  $\pm 1.0\mu\text{m}$ )와 광학적 오차에 의해 고정밀 공정 적용에는 제약이 있었다. 레이저 측정기는 이들 사이에서 절충안을 제공하지만, 공정 연계성과 실시간 피드백 기능이 부족하다는 단점을 가진다.

본 연구는 이러한 문제점을 해결하기 위해 AI 기반의 정밀 측정 데이터 분석을 통해 각 측정 기기의 신뢰성을 정량적으로 평가하고, 비접촉식 측정 데이터를 보정·활용할 수 있는 가능성을 탐색하는 것을 목표로 한다. 구체적으로는 Vision, Laser, Probe로 측정된 엔드밀 치수 데이터를 기술통계 분석하여 기본 분포를 파악하고, 상관분석을 통해 장비 간 데이터 연관성을 검토하였다. 이어서 Vision 데이터를 독립변수로 설정하여 Probe 데이터를 예측하는 선형회귀 및 랜덤포레스트 회귀 모델을 구축하고, 그 예측 정확도를 비교 평가하였다.



[그림 1] Probe, Laser, Vision 간 상관관계 히트맵



[그림 2] Vision to Probe 회귀분석 결과

## 2. 측정데이터 연구내용

### 2.1 측정데이터 기술 통계분석

본 연구에서는 정밀 엔드밀 공구의 치수 측정 데이터를 대상으로 기술통계 분석을 수행하였다. Probe, Vision, Laser 측정기 각각에 대해 평균, 표준편차, 최소값, 최대값을 계산한 결과, 장비별 측정 데이터의 정밀성과 안정성을 확인할 수 있었다. Laser 측정기는 평균 5.9884, 표준편차 0.0011로 가장 높은 정밀도를 나타냈으며, 데이터 분포 또한 매우 일정하여 고정밀 가공 공정에 적합함을 확인하였다.

Probe 측정기의 경우 평균 5.9900, 표준편차 0.0021로 비교적 안정적인 측정 결과를 보였으나, 일부 구간에서는 변동성이 관찰되어 품질 관리 과정에서 주의가 필요하다.

Vision 측정기는 평균 5.9902, 표준편차 0.0016으로, 비접촉식 장비 특성상 약간 더 큰 변동성을 보였지만 여전히 품질 관리 보조 수단으로 충분히 활용 가능한 수준이다.

기술통계 분석 결과, 전체 평균은 약 5.9896, 표준편차 평균은 약 0.00141로 나타났다. 최소값은 5.984, 최대값은 5.99675로 데이터 분포 폭이 약 0.01275mm로 매우 좁게 형성되어, 고정밀 공정 요구 조건을 충족하는 것으로 해석 되었고, 이는 기존 Probe, Vision, Laser 측정기 기반 분석 결과와 일관된 경향을 보이며, 일부 항목에서는 변동성이 작고 높은 안정성을 보인 반면, 일부 항목에서는 상대적으로 편차가 존재함을 확인할 수 있다.

### 2.2 측정데이터 상관관계 분석

본 연구에서는 Probe, Vision, Laser 측정값 간의 상관관계를 분석하여 각 장비 간 데이터 일관성과 신뢰성 정도를 평가하였다. 이를 위해 각 측정기기의 데이터를 기반으로 피어슨 상관계수를 계산하고, 상관관계 히트맵 [그림 1]을 통해 시각적으로 비교하였다.

분석 결과, Probe1과 Vision2 간 상관계수는 약 0.34로 비교적 약한 양의 상관관계를 나타냈으며, 이는 Vision 데이터를 활용하여 Probe 측정값을 일부 보정하거나 보조 지표로 사용할 수 있는 가능성을 시사한다. 반면 Probe1과 Laser1 간 상관계수는 약 -0.19로 나타나, 사실상 무상관에 가까운 수준이었다. 이는 두 장비가 측정 방식과 민감도 차이로 인해 서로 다른 특성을 가짐을 의미한다. 또한 Laser1과 Vision1 간 상관계수는 약 0.58로, 중간 정도의 양의 상관관계를 형성하고 있었다.

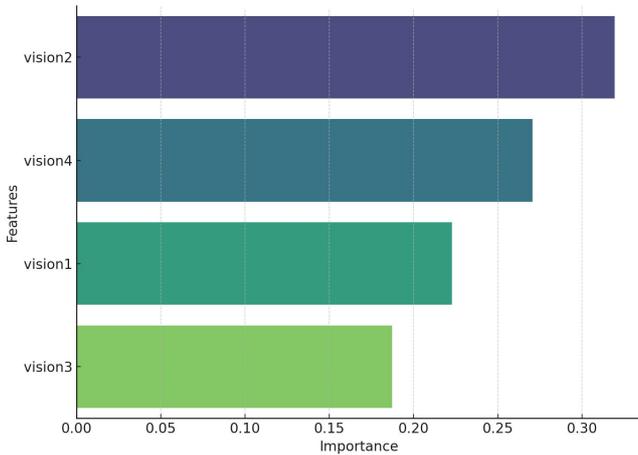
[그림 1]은 측정 데이터 간 상관관계를 히트맵으로 시각화한 결과를 보여준다. 히트맵에서 색상이 진할수록 상관관계가 강함을 의미하며, Vision 계열 항목들 간에서는 일부 높은 상관성이 관찰되었으나, Probe와 Laser 간에는 색상 변화가 거의 없어 상관성이 낮음을 쉽게 확인할 수 있다. 특히 Vision3와 Probe2 간에는 약 0.68 수준의 높은 상관관계가 나타나, 일부 비접촉식 Vision 데이터가 Probe 측정값 예측에 유용할 수 있음을 보여준다. 이 결과는 비접촉식 측정 데이터의 품질 보완 가능성과, 장비 간 데이터 융합을 통한 공정 최적화 가능성을 제시한다.

### 2.3 측정데이터 회귀분석

비접촉식 Vision 측정 데이터를 활용하여 접촉식 Probe 측정값을 예측할 수 있는 가능성을 검토하기 위해 단순 선형회귀 분석을 수행하였다. 독립변수로 Vision2 데이터를, 종속변수로 PROBE1 데이터를 설정하여 회귀 모델을 구축한 결과, 회귀방정식은 "PROBE1 = 0.5577 × Vision2 + 2.6499"로 도출되었다. 결정계수(R<sup>2</sup>)는 약 0.115로, Vision2 데이터만을 이용하여 PROBE1 값을 약 11.5% 정도만 설명할 수 있음을 의미한다. 또한 RMSE(평균제곱근오차)는 약 0.00211로, 예측 오차는 약 ±2 μm 수준으로 나타났다.

[그림 2]는 Vision2와 PROBE1 간 실제 측정 데이터와 회귀선을

함께 시각화한 결과를 보여준다. 산점도 상의 파란색 점은 실제 측정 데이터를, 붉은색 실선은 회귀분석을 통해 도출된 예측선을 나타낸다. 그림에서 확인할 수 있듯 데이터는 회귀선 주변에 일부 밀집되어 있지만 전반적으로 분산이 큰 편이며, 상당수 데이터가 예측선과 거리를 두고 분포하는 양상을 보였다. 이는 Vision2 데이터를 단독으로 사용하여 PROBE1 값을 예측하는 데에는 한계가 있음을 시사한다. 따라서 보다 높은 예측 정확도를 확보하기 위해서는 추가적인 변수 보강이나 복합 모델 적용이 필요할 것으로 판단된다.



[그림 3] 랜덤포레스트 중요도 분석결과(프로브 vs. 비전)

#### 2.4 측정 데이터 랜덤포레스트 분석(프로브 vs. 비전)

본 연구에서는 비접촉식 Vision 데이터를 활용하여 Probe1 값을 예측하기 위해 랜덤포레스트(Random Forest) 회귀 분석을 수행하고 변수 중요도를 분석하였다. 입력 변수는 vision1, vision2, vision3, vision4 총 4개 항목으로 구성하였으며, 종속 변수는 PROBE1로 설정하였다. 랜덤포레스트 회귀 모델의 테스트 결과, 결정계수( $R^2$ )는 약  $-0.056$ 으로, Vision 데이터만으로 Probe 값을 설명하는 데에 매우 제한적임을 보여주었다. 또한 평균제곱근오차(RMSE)는 약  $0.00193$ 으로, 예측 오차는  $\pm 1.93 \mu m$  수준이었다.

변수 중요도 분석 결과는 [그림 3]에 제시하였다. 분석 결과, Vision1 변수가 가장 높은 기여도를 나타냈으며, Vision2가 그 뒤를 이었다. 반면 Vision3와 Vision4는 상대적으로 낮은 중요도를 보였으며, 특히 Vision4는 예측 정확도에 부정적 영향을 미칠 가능성도 관찰되었다. 이는 일부 Vision 데이터가 Probe 예측에 부분적으로 유용할 수 있음을 시사하지만, 전반적인 데이터 품질과 입력 변수의 한계로 인해 예측 모델의 성능이 충분히 확보되지 못한 것으로 해석된다.

히트맵 및 중요도 그래프를 통해, 주요 변수(Vision1, Vision2)는 일정 수준의 설명력을 갖지만 전체 모델 성능이 낮은 만큼, 현재 데이터 조건에서는 비접촉식 Vision 데이터만으로 고

정밀 Probe 예측을 수행하는 데 한계가 있다.

#### 4. 결론

본 연구에서는 고정밀 엔드밀 공구의 치수 측정 데이터를 기반으로 접촉식(Probe), 비접촉식(Vision, Laser) 측정 장비 간 신뢰성을 평가하고, 비접촉식 데이터의 활용 가능성을 검토하였다. 기술통계 분석 결과, Laser 측정기는 가장 낮은 표준편차를 보이며 뛰어난 정밀성을 나타냈고, Vision은 상대적으로 변동성이 크지만 품질 관리 보조 수단으로 활용 가능한 수준으로 평가되었다.

상관관계 분석을 통해 Probe와 Vision 간에는 일부 약한 상관관계가 관찰되었으며, 특히 Vision3와 Probe2 간에는 0.68 수준의 높은 상관관계가 나타났다. 이는 일부 Vision 데이터가 보정 지표로 활용될 가능성을 제시하였다. 이어서 진행된 선형회귀 분석에서는 Vision2 데이터를 활용하여 Probe1 값을 예측할 경우 결정계수( $R^2$ )는 약 0.115에 불과하여 예측 한계가 명확히 드러났다. 랜덤포레스트 회귀 분석 결과에서도  $R^2$ 가  $-0.056$ 로 매우 낮았으며, 입력된 Vision 데이터만으로는 Probe 예측이 효과적으로 수행되지 못함을 확인하였다.

Vision 데이터는 부분적으로 Probe 측정 보조 수단으로 활용 가능성이 있으나, 단독으로 고정밀 예측을 수행하기에는 한계가 있다.

[후기]

본 논문은 인하대학교 제조혁신전문대학원 석사학위 프로젝트 진행과 학위논문 제출을 위해 발표한 논문입니다.

#### 참고문헌

- [1] 강성철, 김종엽, "초정밀 엔드밀 제조를 위한 공정 최적화 연구," 한국정밀공학회지, 제36권, 제3호, pp. 251-258, 2019.
- [2] Zhang, Y., Wang, J., & Li, M., "Application of Machine Learning for In-Process Surface Quality Prediction in Precision Milling," Journal of Manufacturing Processes, Vol. 58, pp. 846-857, 2020.
- [3] Lee, S. H., Kim, D. J., & Park, S. H., "Reliability Assessment of Non-Contact Laser Measurement Systems for Precision Machining," Precision Engineering, Vol. 62, pp. 30-38, 2020.