한국정밀공학회지 제 43 권 제 10 호 pp. 1017-1026 October 2026 / 1017
J. Korean Soc. Precis. Eng., Vol. 43, No. 10, pp. 1017-1026 http://doi.org/10.7736/JKSPE.026.00036
ISSN 1225-9071 (Print) / 2287-8769 (Online)

기계학습 기반 밀링 절삭력 예측을 위한 연속 가변 데이터 수집

Continuously Varying Data Collection for Machine Learning-based Milling Cutting Force Prediction

맹상진[1,#], 김병민[1]
Sangjin Maeng[1,#] and Byung-Min Kim[1]

1 홍익대학교 기계시스템디자인공학과 (Department of Mechanical and System Design Engineering, Hongik University)
Corresponding Author / E-mail: sjmaeng@hongik.ac.kr, TEL: +82-2-320-3058
ORCID: 0000-0001-9166-7297

KEYWORDS: Cutting force prediction (절삭력 예측), Milling process (밀링 공정), Machine learning (기계학습), Continuously variable data collection (연속 가변 데이터 수집)

Accurate prediction of cutting forces in milling is crucial for intelligent machining. However, traditional methods of collecting discrete data are often time-consuming and can lead to overfitting due to data sparsity. This study introduces a continuously variable data collection strategy designed to efficiently gather training data for machine learning models. By linearly varying the feed rate and radial depth of cut along a single tool path, we obtained continuous data that reflect the variations in machining conditions. Additionally, we applied trigonometric feature transformation to the tool rotation angle to maintain its periodic characteristics. The collected data were used to train Artificial Neural Network (ANN), Support Vector Regression (SVR), and Gaussian Process Regression (GPR) models. The results demonstrate that models trained with continuous data exhibit improved generalization performance under unseen conditions compared to those trained with discrete data. Furthermore, comparable predictive accuracy was achieved using a subset of the continuous dataset. These findings suggest that the proposed approach enhances data efficiency in model training and has the potential to reduce the experimental effort required in developing machining monitoring systems.

Manuscript received: April 20, 2026 / Revised: August 4, 2026 / Accepted: August 5, 2026

1. 서론

밀링 공정의 절삭력을 정확하게 예측하는 것은 가공 품질, 공구 상태 및 에너지 소비를 관리하기 위한 지능형 가공의 핵심 기반이다. 절삭력은 가공 표면의 품질과 공구 마모 등에 직접적인 영향을 미치므로, 이를 사전에 예측하면 공정 상태를 평가하고 가공 조건을 효과적으로 제어할 수 있다[1]. 이에 단일점 절삭 이론과 밀링 기구학을 결합한 모델[2], 여러 절삭 공정에 적용할 수 있는 통합 모델[3], 원형 엔드밀과 헬리컬 밀링의 기하학적 특성을 반영한 모델[4], 절삭력 계수의 역학적 의미를 규명한 연구[5] 등 다양한 물리 기반 접근이 제안되어 왔다. 이러한 모델은 절삭 메커니즘을 해석하는 데 유용하지만, 복잡한 공구 형상과 가공 조건을 반영하기 위해서는 상세한 수식화와 절삭력 계수의 식별이 요구된다.

기계학습 기반 접근은 가공 조건과 절삭력 사이의 복잡한 비선형 관계를 데이터로부터 직접 학습할 수 있다는 장점이 있다. Tandon과 El-Mounayri [6]는 가공 조건을 입력으로 사용하는 ANN 기반 엔드밀 절삭력 모델을 개발하였으며, Yeganefar 등[7]은 ANN, SVR 및 회귀분석을 이용하여 절삭력과 표면 거칠기를 예측하였다. 또한 Charalampous [8]는 기계학습과 유한요소해석을 결합하였고, Zhu 등[9]은 물리적 지식과 주파수 영역 자기주의 기법을 적용한 신경망을 제안하였다. 이러한 방법은 복잡한 절삭 현상을 효과적으로 표현할 수 있지만, 예측 신뢰성은 훈련 데이터가 가공 조건 공간을 얼마나 충분히 포함하는지에 크게 좌우된다.

그러나 기계학습 기반 절삭력 예측의 실용성을 제한하는 주요

Copyright © The Korean Society for Precision Engineering
This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

요인 중 하나는 가공 조건 공간을 대표하는 실험 데이터를 효율적으로 확보하기 어렵다는 점이다. 기존의 완전 요인 배치법에서는 각 가공 조건을 고정한 별도의 절삭시험을 반복하므로, 인자와 수준이 증가할수록 실험 횟수가 각 수준 수의 곱에 따라 급격히 증가한다[10]. 실험점이 제한되면 측정 조건 사이에 데이터가 희소한 영역이 발생하여 미학습 조건에서 예측 성능이 저하될 수 있다. 시뮬레이션 데이터와 전이학습을 이용하여 실제 실험에 대한 의존도를 낮추려는 연구[11]도 수행되었으나, 실제 가공 데이터를 효율적으로 확보해야 할 필요성은 여전히 존재한다. 특히 단일 공구 경로에서 가공 조건을 연속적으로 변화시키며 절삭력 데이터를 수집하고, 해당 데이터와 고정 조건 데이터의 일관성 및 기계학습 모델의 미학습 조건 예측 성능을 함께 검증한 연구는 제한적이다.

이에 본 연구에서는 고정된 Spindle Speed와 ADOC 조건에서 Feed Rate와 RDOC를 연속적으로 변화시키는 데이터 수집법을 제안하고, 기계학습 기반 절삭력 예측에 대한 적용 가능성을 평가하였다. 첫째, Feed Rate와 RDOC를 단독 또는 동시에 선형적으로 변화시키는 공구 경로를 설계하여 가공 조건 공간을 연속적으로 표본화하였다. 둘째, 연속 가변 데이터와 완전 요인 배치법으로 수집한 고정 조건 데이터의 절삭력 파형 및 합력을 비교하여 데이터의 일관성을 확인하였다. 셋째, 공구 회전각의 주기성을 반영한 삼각함수 변환을 적용하고 ANN, SVR 및 GPR 모델을 학습하여, 미학습 조건의 예측 성능과 훈련 데이터 크기에 따른 데이터 효율성을 평가하였다.

Table 1 Experimental conditions

Cutting condition	Exp. 1	Exp. 2	Exp. 3	Exp. 4
Feedrate [mm/min]	300, 375, 450, 525, 600	300–600	300, 375, 450, 525, 600	300–600
RDOC [mm]	2, 3.5, 5, 6.5, 8		2-8	
Spindle speed [RPM]	6,000			
ADOC [mm]	1			
Tool	Diameter 8 mm, end mill, 2 flutes, WC			
Workpiece	Al6061			

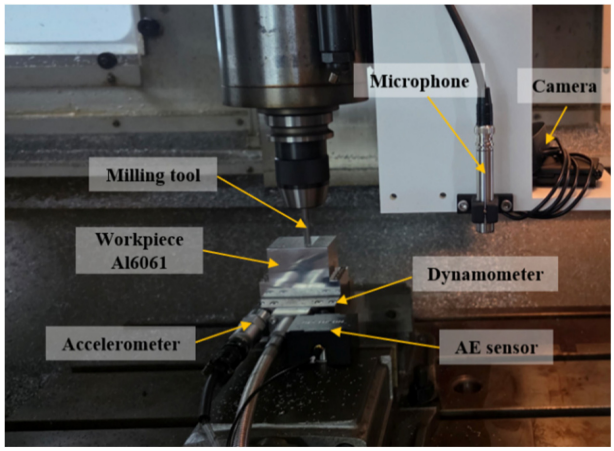


Fig. 1 Image of experiment setup

2. 훈련 데이터 수집

본 연구에서는 기계학습을 활용하여 절삭력을 예측하기 위한 모델을 구축하고자, 절삭력 훈련 데이터를 수집하였다. 이를 위해 완전 요인 배치법과 연속 가변 데이터 수집법을 병행하였으며, 두 실험 모두 최소·최대 가공 조건을 동일하게 설정하여 주어진 가공 조건 범위를 탐색하도록 구성하였다. 완전 요인 배치법은 전통적으로 많이 사용되는 방식으로 가공 조건 조합을 실험하여 데이터를 확보할 수 있지만, 수준이 많아질수록 실험 횟수가 기하급수적으로 증가한다. 반면, 일부 가공 조건을 점진적으로 변화시키는 연속 가변 데이터 수집법을 활용하면 특정 궤적 상의 다수 데이터를 단시간 내에 확보할 수 있어 효율성이 높다.

2.1 완전 요인 배치법

기계학습 기반 절삭력 모델을 훈련하기 위해서는 가공 조건의 범위를 적절히 반영하는 훈련 데이터가 필요하다. 예측 모델을 적용할 실제 가공 범위보다 좁은 범위에서만 데이터를 수집하면, 범위를 벗어나는 영역에서 과적합이 발생할 가능성이 높다. 반면, 수준을 세분화하면 데이터 수집에 상당한 시간과 비용이 소요될 수 있다.

예를 들어, Feed Rate를 100–600 mm/min 범위에서 2수준으로, ADOC를 0.5–1.0 mm의 2수준, RDOC를 20–100%의 2수준, Spindle Speed를 6,000–12,000 rpm의 2수준으로 설정하면 총 16건의 실험이 필요하다. 반면, 이를 3수준 이상으로 늘리면 실험 횟수가 81회로 급증하여 완전 요인 배치법의 필요한 실험 횟수가 16회에서 81회로 증가한다.

본 연구에서 제안하는 연속 가변 데이터 수집법과 비교하기 위해 Table 1의 Exp. 1에 정리된 것처럼 Feed Rate와 RDOC를 5수준으로 설정하는 완전 요인 배치법으로 실험 조건을 선정하였다. Feed Rate는 300–600 mm/min 범위에서 75 mm/min 간격으로, RDOC는 2–8 mm 범위에서 1.5 mm 간격으로 설정하였다. Spindle Speed는 6,000 rpm으로, ADOC는 1 mm로 고정하였다. 총 실험 조건은 25가지이며 각 조건별로 3회씩 실험을 하여 총 75회 실험을 수행하였다.

스핀들에는 직경 8 mm의 2날 텅스텐 카바이드 엔드밀을 장착하였다. Fig. 1은 연속 가변 절삭력 데이터 수집을 위한 실험 장치의 구성을 보여준다. Al6061 공작물을 공구동력계(9129AA, Kistler, Swiss)에 고정하고 3축 공작기계에서 밀링하였으며, 본 연구에서는 25 kHz로 측정한 3축 절삭력 신호를 분석에 사용하였다.

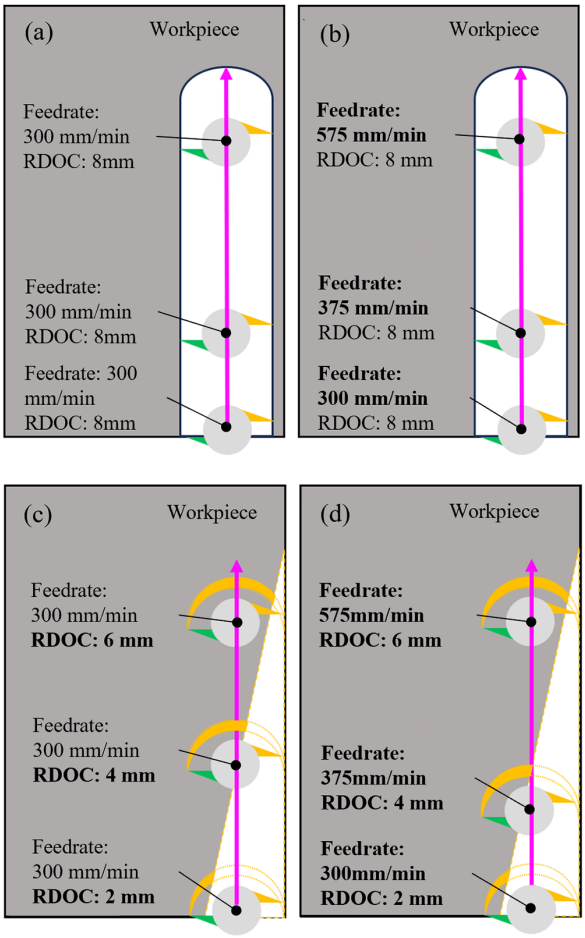


Fig. 2 Schematics of the milling experiment: (a) Exp. 1, (b) Exp. 2, (c) Exp. 3, (d) Exp. 4

2.2 연속 가변 데이터 수집법

연속 가변 데이터 수집법은 가공경로를 따라 조건을 변화시키면서 연속적인 절삭력 데이터를 획득하는 방식이다. Spindle Speed가 6,000 rpm이고 절삭날 수가 2개인 경우 날 통과 주파수는 200 Hz이다. 따라서 20개 가공조건에서 조건별로 10회의 절삭날 개입 데이터를 확보하는 데 필요한 이론적 순수 신호 취득시간은 약 1.0 s이다. 이 값은 신호 취득에 필요한 시간만을 의미하며, 공구 접근, 가감속, 위치결정, 공작물 교체 및 실험 준비시간은 포함하지 않는다. 이러한 계산은 제안한 방법이 기존의 개별 조건별 실험과 비교하여 순수 데이터 취득시간을 단축할 가능성이 있음을 보여준다.

앞서 2.1절에서 설명한 완전 요인 배치법을 이용한 전통적인 수집 방식은 Fig. 2(a)와 같이 한 번의 공구 경로에서 가공 조건이 변하지 않고 일정하게 유지된다. 반면, 본 연구에서 제안하는 연속 가변 데이터 수집법은 Table 1의 Exp. 2, 3, 4와 같이 특정 가공 조건을 점진적으로 변화시키며 데이터를 연속적으로 확보한다. 구체적으로 Fig. 2(b)와 같이 Exp. 2에서는 60 mm의 절삭경로를 0.1 mm 간격의 600개 직선 Block으로 분할하고,

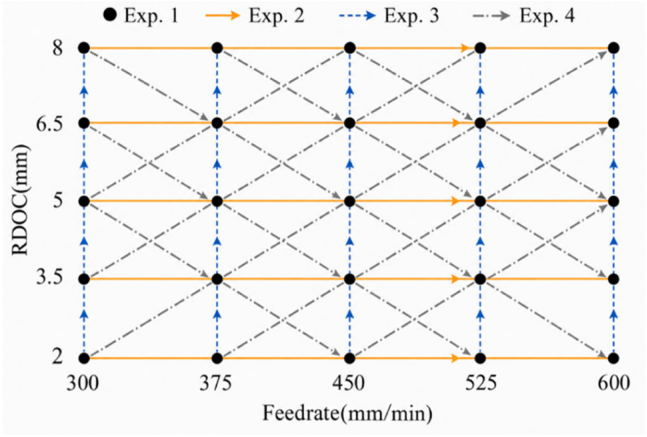


Fig. 3 Data collected from milling experiment 1 to 4

각 Block의 명령 Feed Rate를 300 mm/min에서 600 mm/min까지 위치에 대해 선형적으로 증가시켰다. 이에 따라 명령 Feed Rate는 Block당 0.5 mm/min씩 증가하였다. CNC 제어기의 Look-ahead와 가감속 제한으로 인해 실제 축 속도는 Block 경계에서 연속적으로 변화하였으며, X축 실제 속도 피드백을 통해 설정된 속도 변화가 근사적으로 구현되었음을 확인하였다. Fig. 2(c)처럼 Exp. 3에서는 직선 공구 경로를 따라 가공하는 동안 RDOC가 2에서 8 mm까지 선형적으로 증가하도록 공작물 형상을 사전 가공하였다. 더 나아가 Fig. 2(d)와 같이 Exp. 4에서는 직선 공구경로를 따라 RDOC도 2에서 8 mm까지 위치에 대해 선형적으로 증가하도록 공작물 형상을 가공하였다. 따라서 명목 Feed Rate와 RDOC가 동일한 경로 위치에 대해 선형적으로 변화하며, Feed Rate-RDOC 조건 공간에서 직선 궤적을 형성한다. Exp. 2–4의 연속 궤적 가공을 각 조건별로 3회 반복하여 데이터를 습득하였다.

각 시점의 가공조건은 절삭력 데이터와 공구 경로를 시간 기준으로 대응시켜 결정하였다. Exp. 2와 Exp. 4의 Feed Rate는 설정된 가속 프로파일과 절삭 경과시간으로부터 산정하였으며, CNC X축의 실제 속도 피드백을 통해 속도 변화를 확인하였다. Exp. 3과 Exp. 4의 RDOC는 사전 가공된 공작물의 경계 형상과 공구 중심 위치로부터 산정하였다. 따라서 RDOC는 가공 중 직접 측정한 값이 아니라 공작물 형상과 공구 위치에 기반한 국부 명목 값이다.

Fig. 3은 각 실험에서 수집한 데이터를 Feed Rate-RDOC 조건 공간에 나타낸 것이다. Exp. 1은 검은색 원형 마커, Exp. 2는 주황색 실선, Exp. 3은 파란색 파선, Exp. 4는 회색 일점쇄선으로 구분하였으며, 화살표는 각 연속 궤적의 가공 진행 방향을 나타낸다. 하나의 점은 완전 요인 배치법으로 가공하는 고정 가공조건을 의미하며, 하나의 선 전체는 조건이 연속적으로 변화하는 한 번의 절삭 궤적을 의미한다. 각 조건과 궤적에서 수행한 반복 실험은 동일한 점 또는 선에 중첩하여 표시하였다. 따라서 선의 교차점이나 일점쇄선의 개별 선분은 별도의 가공조건

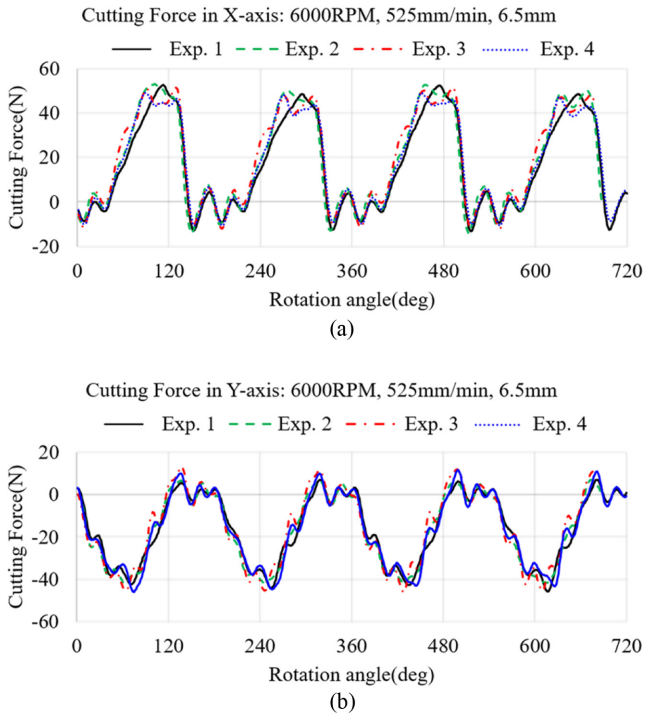


Fig. 4 Comparison of cutting force in milling experiment 1, 2, 3, and 4: (a) Cutting force in x-axis and (b) Cutting force in y-axis at 525 mm/min in feed rate, 6.5 mm in RDOC, and 6,000 rpm in spindle speed

또는 추가 절삭을 의미하지 않는다. 결과적으로 이 방식을 활용하면, 기존의 이산적인 데이터 수집 방식에 비해 적은 실험 횟수로도 주어진 Feed Rate-RDOC 범위 내의 다양한 조건 데이터를 효율적으로 수집할 수 있다.

2.3 실험 결과

연속 가변 데이터 수집법으로 확보한 데이터의 신뢰도를 확인하기 위해, 전통적인 완전 요인 배치법을 적용한 Exp. 1과 가공 조건에 점진적 변화를 준 Exp. 2–4의 데이터를 Spindle Speed 6,000 rpm, Feed Rate 525 mm/min, RDOC 6.5 mm에서 추출하여 비교 분석하였다. Fig. 4에 제시된 바와 같이, 네 가지 실험에서 측정된 절삭력 파형은 회전 각도에 따른 진폭과 주기가 전반적으로 일치하는 경향을 보였다.

나아가 주어진 실험 조건 범위에 걸친 거시적인 데이터의 일관성을 검토하기 위해 Fig. 5와 같이 평균 합력 절삭력을 비교하였다. Figs. 5(a)-5(c)는 각각 Exp. 2, 3, 4에서 연속적으로 수집된 궤적 데이터와 정적 방식인 Exp. 1에서 수집된 이산적 데이터를 대조한 결과이다. 그래프에서 확인할 수 있듯이, Feed Rate나 RDOC를 단일 혹은 동시에 점진적으로 변화시킨 경우 연속 가변 수집된 데이터의 추세선이 정적 조건에서 획득한 지점 데이터와 비교적 높은 일치도를 보였다.

물론 가공 조건이 실시간으로 변하는 가감속 구간에서는

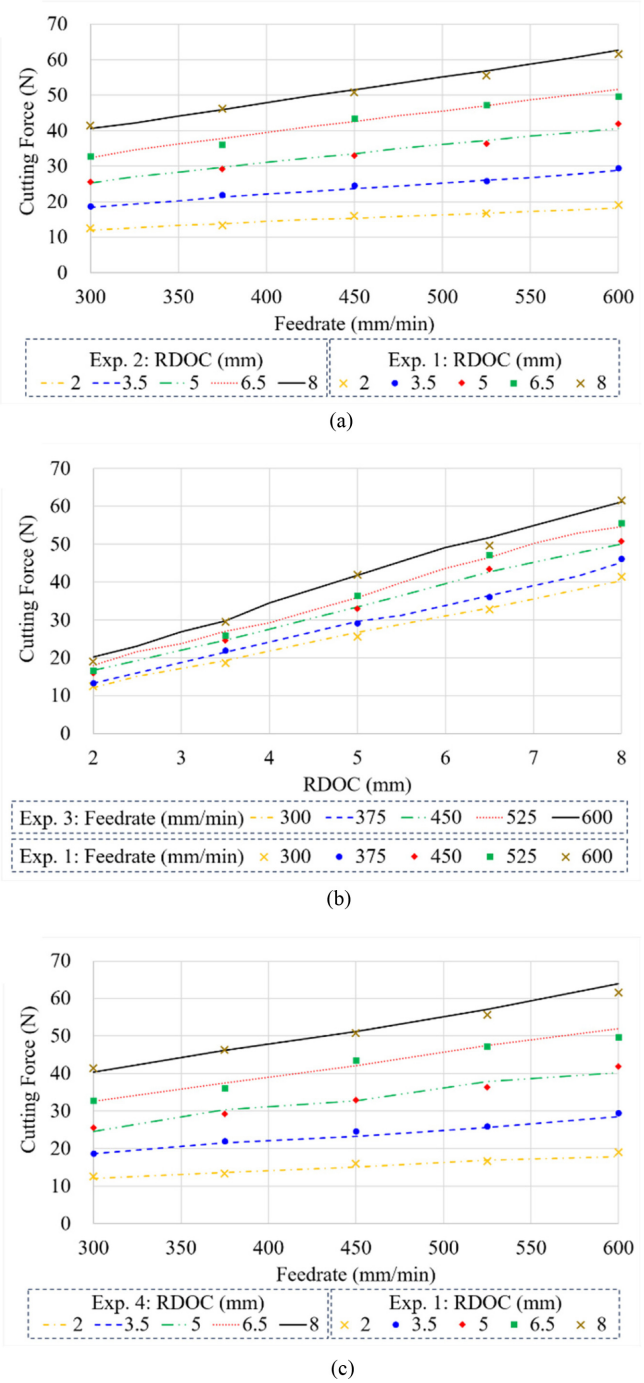


Fig. 5 Comparison of averaged resultant cutting force in milling experiment (a) 1 and 2, (b) 1 and 3, and (c) 1 and 4

공작기계의 동적 특성에 의한 미세한 오차가 개입될 수 있다. 그러나 본 실험의 변화율 범위에서 정적 데이터와 유사한 경향을 나타냈다. 이는 개별 조건별 반복실험 수를 줄이면서 하나의 연속 경로에서 주어진 궤적 내의 절삭력 데이터를 신뢰성 있게 확보할 수 있음을 보여준다. 또한, 가공 실험 횟수가 많지 않기 때문에 공구 마모에 따른 데이터 변화에 덜 민감하게 된다.

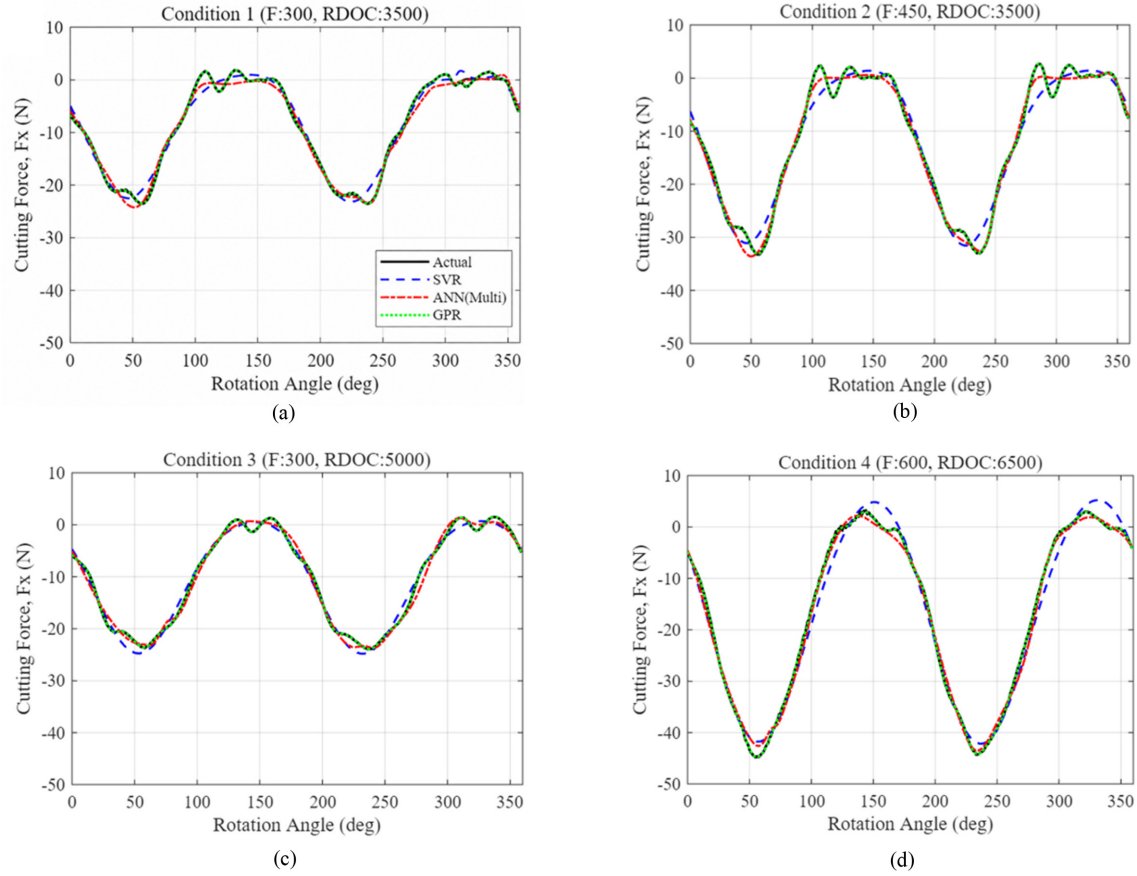


Fig. 6 Cutting force prediction in x-axis at (a) Feed rate: 300 mm/min and RDOC: 3.5 mm, (b) Feed rate: 450 mm/min and RDOC: 3.5 mm, (c) Feed rate: 300 mm/min and RDOC: 5.0 mm, and (d) Feed rate: 600 mm/min and RDOC: 6.5 mm

3. 기계학습 기반 절삭력 예측 모델

3.1 입력 데이터 전처리 및 주기성 변환

확보된 연속형 데이터를 활용하여 예측 모델을 구축하기 위해 데이터 전처리를 수행하였다. 기계학습의 물리적 입력변수는 Feed Rate, RDOC 및 공구 회전각으로 구성하였다. 각 5-sample Window에는 중앙 시점에 대응하는 가공조건과 공구 회전각을 부여하였으며, 출력값으로는 Window 내에서 각각 평균한 Fx와 Fy를 사용하였다. 공구 회전각, θ는 주기성을 반영하기 위해 삼각함수로 변환하였으므로, 실제 모델의 입력 벡터는 [feedrate, RDOC, sinθ, cosθ]이다. 이전 시점이나 이전 Window의 절삭력은 입력변수에 포함하지 않았다. 밀링 가공 특성상 회전 각도는 0도와 360도가 동일한 물리적 상태를 나타내므로, 수치적 단절 오류를 완화하기 위해 원본 회전 각도 데이터에 삼각함수 특징 공학을 적용하여 사인 및 코사인 변수로 변환하였다. 예비 실험 결과, 선형 각도를 그대로 사용했을 때보다 삼각함수 변환을 적용했을 때 경계 부근의 예측 오차가 크게 감소하며 회전 특유의 주기적 특성이 모델에 안정적으로 보존됨을 확인하였다.

절삭력은 공구동력계를 통해 X, Y, Z축 방향으로 측정하였다. 절삭력 데이터의 국부적인 변동을 완화하기 위해 연속된 5개의 샘플로 구성된 Time Window를 적용하였다. 25 kHz의 샘플링 속도에서 해당 Window의 공칭 시간 길이는 0.2 ms이며, Spindle Speed 6,000 rpm에서 약 7.2°의 공구 회전각에 해당한다. 각 Window에서 Fx와 Fy를 각각 산술평균하였으며, 해당 Window에 대응하는 가공조건과 공구 회전각을 입력 변수로, 평균 Fx와 Fy를 모델의 출력값으로 사용하였다. 이러한 국부 평균은 측정 신호의 미세한 변동을 완화하면서 공구 회전에 따른 절삭력 변화를 보존하기 위해 적용하였다. 본 연구에서는 ADOC가 1 mm로 비교적 작아 Z축 방향 절삭력의 크기가 상대적으로 미미하며, 해당 성분은 공구 형상에 민감하게 의존하는 특성을 보인다. 이에 따라 Z축 절삭력은 본 연구의 학습 데이터 구성에서 제외하였다.

3.2 예측 모델 설계 및 학습 구조

본 연구에서 예측 모델 학습 및 성능 평가는 연속 가변 데이터 수집법(Exp. 2, 3, 4)으로 확보한 연속형 데이터 세트만을 기준으로 수행되었다. 제안하는 수집 전략이 기계학습에 유효하게 작용하는지 평가하기 위해 SVR, ANN, GPR 모델을 구축하였다.

ANN의 경우 예비 실험을 통해 15개의 노드와 10개의 노드를

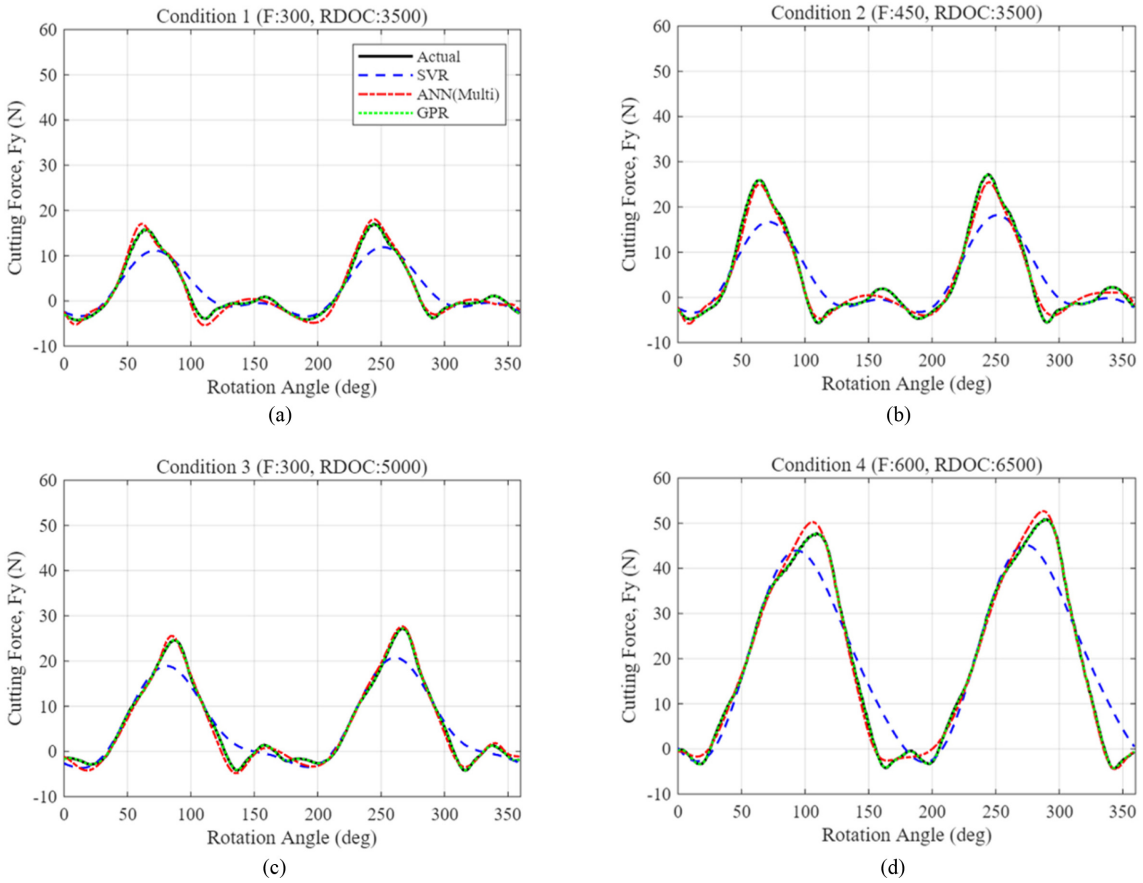


Fig. 7 Cutting force prediction in y-axis at (a) Feed rate: 300 mm/min and RDOC: 3.5mm, (b) Feed rate: 450 mm/min and RDOC: 3.5 mm, (c) Feed rate: 300 mm/min and RDOC: 5.0 mm, and (d) Feed rate: 600 mm/min and RDOC: 6.5 mm

갖는 2개의 은닉층으로 구성된 심층 구조를 채택하였으며, 과적합 방지를 위해 베이지안 정규화 알고리즘을 적용하였다. 또한, 하나의 모델이 Fx과 Fy 절삭력을 동시에 산출하도록 다중 출력 모델로 통합 설계하였다. 단일 출력에 최적화된 SVR과 GPR 모델은 Fx와 Fy에 대해 각각 독립적으로 훈련하였다. SVR은 가우시안 커널을, GPR은 비선형 파형 모델링에 우수한 Matern 5/2 커널을 적용하였다. 전체 데이터 세트의 80%는 훈련 데이터로, 나머지 20%는 테스트 데이터로 분할하여 성능 검증에 활용하였다.

일반적인 모델 성능 평가에 사용한 80:20 분할과 별도로, Fig. 8에서는 특정 가공조건 전체를 훈련에서 제외하는 조건 단위 홀드아웃 평가를 수행하였다. 시험조건은 Feed Rate 300 mm/min 및 RDOC 2 mm로 설정하였으며, 5-sample Window를 생성하기 전에 해당 조건과 관련된 원시 데이터를 먼저 분리하였다. Exp. 1 기반 모델은 해당 조건의 3회 반복 전체를 시험 데이터로 분리하고, 나머지 24개 고정조건으로 학습하였다. Exp. 2–4 기반 모델은 해당 조건을 포함하는 연속 가공궤적 전체를 훈련 데이터에서 제외하였다. 따라서 동일한 가공궤적 또는 서로 중첩되는 Time Window가 훈련 데이터와 시험 데이터에 동시에 포함되지 않도록 하였다.

3.3 절삭력 파형 분석

Figs. 6 및 7은 네 가지 가공 조건에서 실제 측정된 절삭력과 각 모델의 예측값을 비교한 파형 그래프이다. 360도 전체 회전 구간에 대해 모든 예측 모델이 2날 엔드밀의 역학적 특성에 따른 두 번의 절삭력 파동을 비교적 잘 추종하였다. Fx와 Fy 모두 Feed Rate와 RDOC가 증가함에 따라 절삭력 진폭의 증가 경향을 재현하였다.

세부 성능을 비교하면, GPR 모델은 모든 조건에서 실제 측정 데이터와 가장 유사한 파형을 보여주어 상대적으로 우수한 추종 성능을 나타냈다. 특히 미세한 비선형적 굴곡과 국부적인 피크를 정밀하게 모델링하였다. ANN 모델 또한 GPR과 매우 유사하게 실제 데이터에 근접한 결과를 보여주었으며, 이는 다중 출력 구조가 두 축 간의 상호 역학적 연관성을 효과적으로 학습했음을 시사한다. 반면, SVR 모델은 전반적인 추세는 따르고 있으나 피크나 밸리와 같은 극단적인 값들을 다른 모델에 비해 과도하게 평활화하여 예측하는 경향이 관찰되었다.

3.4 조건 단위 일반화 성능 평가

본 절에서는 조건 단위 홀드아웃을 통해 미학습 가공조건에 대한 모델의 예측 성능을 평가하였다. Fig. 8의 시험조건은

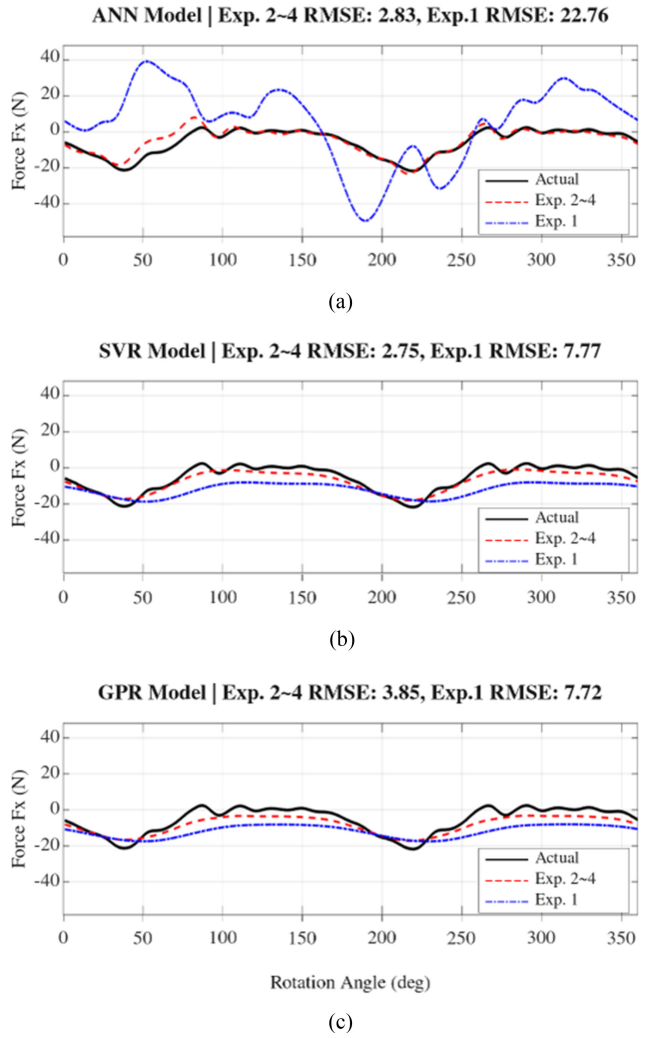


Fig. 8 Comparison of cutting force prediction of (a) ANN, (b) SVR, (c) GPR at unseen machining condition: Feed Rate 300 mm/min and RDOC 2 mm

Feed Rate 300 mm/min 및 RDOC 2 mm이며, 이 조건과 관련된 데이터는 모델 훈련에 사용하지 않았다. Exp. 1 기반 모델은 해당 조건의 3회 반복을 제외한 24개 고정조건으로 학습하였으며, Exp. 2–4 기반 모델은 해당 조건을 포함하는 가공궤적 전체를 제외한 데이터로 학습하였다. 따라서 Fig. 8은 동일한 가공조건이나 가공궤적의 데이터가 훈련과 시험에 중복되지 않은 상태에서 수행한 조건 단위 일반화 성능 평가 결과이다.

Fig. 8과 같이 완전 요인 실험법으로 훈련된 모델들은 알고리즘 종류와 무관하게 미학습 조건에서 상대적으로 큰 예측오차를 나타냈다. 특히 ANN 모델은 실제 절삭력의 스케일과 위상이 크게 왜곡되며 가장 높은 오차인 RMSE 22.76 N를 기록했고, SVR과 GPR 역시 새로운 가공 환경에 따른 스케일 변화를 제대로 추종하지 못했다.

반면, 연속 가변 데이터 수집 방법으로 훈련된 모델들은 실제 파형의 거시적 추세를 성공적으로 예측하며 높은 일반화 능력을 보였다. 이러한 일반화 성능의 차이가 단순히 훈련 데이터의 양적 차이에서 기인한 것이 아님을 확인하기 위해, 본 비교 실험에서는 연속 가변 수집 데이터의 샘플 수를 무작위 다운샘플링하여 완전 요인 실험법의 데이터 크기와 동일한 수준으로 통제한 뒤 학습시켰다. 데이터의 양을 엄격하게 제한했음에도 불구하고, 연속 가변 데이터로 훈련된 모델이 동일한 데이터 수에서 더 낮은 RMSE를 나타냈다.

Table 2 RMSE comparison of x-axis force prediction at the condition-level holdout point

Model	Exp. 1 RMSE [N]	Exp. 2–4 RMSE [N]	Reduction [%]
ANN	22.76	2.83	87.6
SVR	7.77	2.75	64.6
GPR	7.72	3.85	50.1

이는 모델의 강건성 확보에 있어 핵심적인 원인이 데이터의 절대적인 양이 아니라, 데이터가 내포한 정보의 연속성에 있음을 시사한다. 궤적을 따라 가공 조건이 변하는 연속 가변 데이터는 변수 변화에 따른 절삭력의 변화율 정보를 촘촘하게 포함하여 모델이 비선형적 상관관계를 온전히 학습하게 돕는다. 반면, 이산적 데이터는 조건 사이의 관계를 충분히 학습하지 못해 일반화 오차가 증가할 수 있다. 따라서 실가공 현장에서 신뢰할 수 있는 예측 모델을 구축하기 위해서는 연속 가변 데이터 수집을 통한 양질의 연속형 데이터 확보가 필수적이다.

다만 Fig. 8의 시험조건은 설정된 Feed Rate 300–600 mm/min 및 RDOC 2–8 mm 범위의 하한 경계조건이므로, 본 결과는 설정 범위 내 미학습 조건에 대한 일반화 성능을 나타내며 훈련 범위 밖의 외삽 성능을 검증한 것은 아니다. 따라서 모델이 훈련 범위를 어느 정도까지 벗어나 적용될 수 있는지는 본 결과만으로 판단할 수 없다. 제안한 방법은 동일한 공구, 피삭재, Spindle Speed 및 ADOC에서 feed rate와 RDOC에 따른 절삭력 변화가 연속적인 경우에 적용할 수 있다. 설정 범위를 벗어난 조건이나 가공환경 및 절삭 거동이 달라지는 조건에서는 추가 실험을 통한 검증과 모델 재학습이 필요하다.

Table 2는 Fig. 8에 제시한 홀드아웃 조건에서 Fx 파형의 예측 RMSE를 정량적으로 비교한 결과이다. 동일한 수의 훈련 데이터를 사용한 경우, Exp. 2–4 기반 모델의 RMSE는 모든 알고리즘에서 Exp. 1 기반 모델보다 낮게 나타났다. Exp. 2–4 기반 모델 중 SVR이 2.75 N로 가장 낮은 RMSE를 보였으며, ANN과 GPR은 각각 2.83 및 3.85 N를 나타냈다. Exp. 1 기반 모델과 비교한 RMSE 감소율은 ANN, SVR 및 GPR에서 각각 87.6, 64.6 및 50.1%였다. 이러한 결과는 선정된 범위 내 홀드아웃 조건에서 연속 가변 데이터가 모델의 조건 단위 일반화 성능을 향상시킬 수 있음을 보여준다.

3.5 훈련 데이터 크기에 따른 모델 학습

앞선 3.4절의 분석을 통해 연속 가변 데이터 수집법으로 획득한

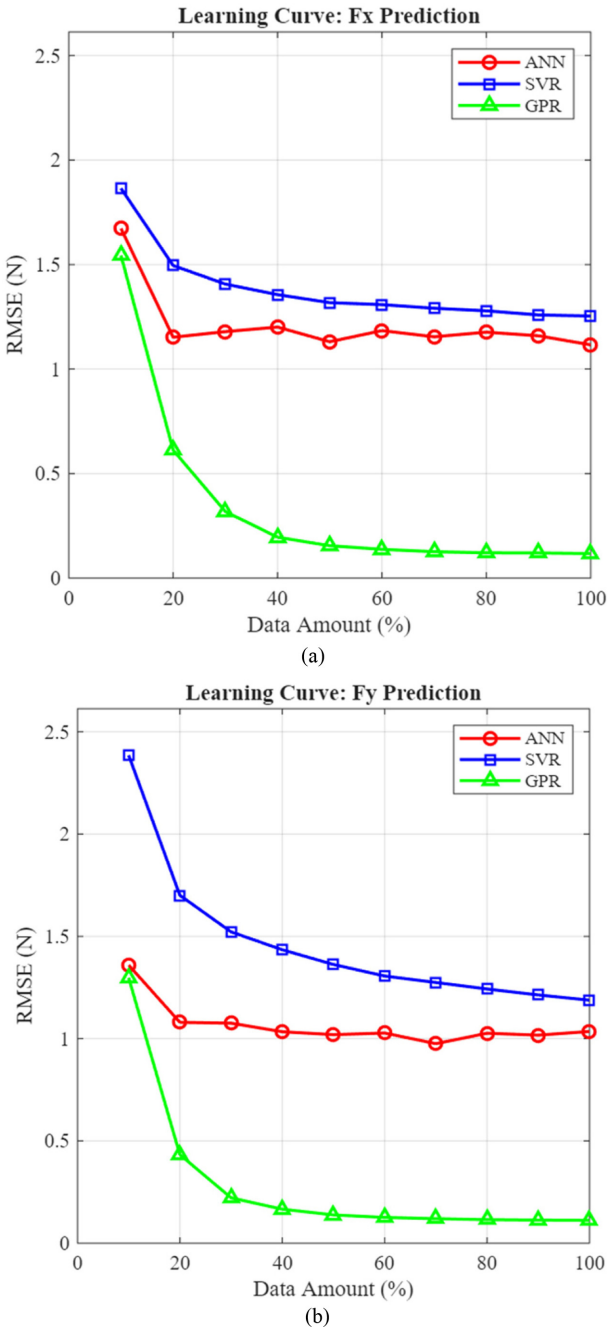


Fig. 9 Learning curve of force prediction from ANN, SVR, and GPR for data amount in (a) x-axis and (b) y-axis

연속형 데이터가 모델의 일반화 성능 향상에 핵심적인 역할을 함을 확인하였다. 본 절에서는 더 나아가, 유효한 연속 데이터를 얼마나 수집하고 학습시켜야 충분한 성능을 낼 수 있는지를 검증하고자 하였다. Fig. 9는 전체 훈련 후보 가공조건 중 무작위로 선택한 조건의 비율을 10%에서 100%까지 증가시켰을 때 ANN, SVR 및 GPR 모델의 시험 RMSE 변화를 보여준다. Figs. 9(a)와 9(b)는 각각 Fx와 Fy의 학습곡선이며, 낮은 RMSE는 높은 절삭력 예측 정확도를 의미한다.

분석 결과, 세 모델 모두 데이터가 증가함에 따라 오차가 감소하며 수렴하는 안정적인 추세를 보였다. 특히 ANN 모델은 훈련 데이터 20%까지 오차가 크게 감소한 후 수렴하는 경향을 보였다. GPR 모델은 전체 데이터의 40–50% 수준에서 오차가 거의 0에 가깝게 수렴하며 가장 우수한 최종 성능을 달성하였다. 반면, SVR 모델은 수렴 속도가 가장 느리고 전 구간에서 오차 수준이 높게 유지되어 복잡한 연속 패턴 학습에 한계를 보였다.

결론적으로, 연속 가변 수집 방식으로 획득한 데이터는 정보 밀도가 높아 부분적인 데이터만으로도 주요 모델이 최적 성능에 도달할 수 있다. 이는 데이터 수집에 소요되는 시간과 비용뿐만 아니라, 지능형 가공 시스템 구축 시 모델 훈련에 필요한 컴퓨팅 자원까지 획기적으로 절감할 수 있는 실무적 이점을 제공한다.

3.6 연구의 적용 범위 및 한계

본 연구는 연속 가변 데이터 수집 전략의 유효성을 검증하기 위해 Feed Rate와 RDOC로 구성된 2차원 가공조건 공간을 대상으로 하였으며, ADOC와 Spindle Speed는 각각 1 mm와 6,000 rpm으로 고정하였다. ADOC의 변화는 축방향 절삭날 개입 길이와 절삭력의 위상 중첩에 영향을 주며, Spindle Speed의 변화는 Cutting Speed, 날 통과 주파수 및 날당 이송량을 동시에 변화시킨다. 따라서 본 연구의 결과는 고정된 ADOC와 Spindle Speed 조건에 한정되며, 향후 여러 수준에서 연속 궤적을 반복 수집하여 적용 범위를 확장할 필요가 있다.

또한 실험은 Al6061과 직경 8 mm의 2날 WC 엔드밀을 이용한 건식가공 조건에서 수행하였다. 절삭유는 마찰, 응착, 절삭온도 및 칩 배출 상태를 변화시킬 수 있으므로, 현재 모델을 습식 또는 MQL 가공에 직접 적용하기 위해서는 추가적인 데이터 수집과 검증이 필요하다. 평엔드, 코너반경 및 볼엔드 공구 역시 절삭날 개입기하와 축방향 절삭력 특성이 다르므로, 다른 공구 형상으로 확장할 때는 형상 변수를 포함하고 Fz를 고려한 3축 절삭력 모델이 요구된다.

공구 장착 후 다이얼게이지로 측정한 공구 런아웃은 약 5 μm였다. 이에 따라 Fig. 4에서도 첫 번째와 두 번째 절삭날에 대응하는 절삭력 피크 사이에 반복적인 차이가 나타났으며, 이는 런아웃에 따른 날별 칩 부하 불균형과 부합한다. 현재 모델에는 해당 장착 상태의 런아웃 영향이 포함되어 있지만, 이를 구조진동이나 공구 처짐의 영향과 독립적으로 분리하지는 못하였다. 또한 높은 Feed Rate에서는 절삭력 증가에 따른 공구 처짐이 커질 수 있으나, 본 연구에서는 공구 끝단 변위와 동적 안정성을 별도로 평가하지 않았다.

Figs. 2(c)와 2(d)의 부분침지 구간에서는 공구의 한쪽 측면이 피삭재와 접촉하지만, 두 절삭날은 회전에 따라 순차적으로 개입한다. Up/Down-milling은 공구 회전방향, 이송방향 및 피삭재 접촉 측면에 의해 결정되며, RDOC 변화는 절삭날의 개입각을 변화시키지만 밀링 방향을 자동으로 전환하지는 않는다. RDOC가 공구 직경과 같은 8 mm에서는 전폭 슬롯가공 조건이 된다.

따라서 본 연구의 결과는 현재의 공구, 장착 상태, 밀링 방향 및 가공환경에서 연속 가변 데이터 수집 전략의 유효성을 보여주는 것으로 해석해야 하며, 다른 조건에 대한 범용적 적용을 위해서는 추가적인 검증이 필요하다.

4. 결론

본 연구에서는 밀링 공정의 절삭력 예측을 위해 '연속 가변 데이터 수집 전략'을 제안하고, 기계학습 모델을 통해 그 실효성을 검증하였다. 도출된 주요 결론은 다음과 같다.

첫째, 이송 속도와 반경 방향 절입 깊이를 점진적으로 변화시키는 연속 가변 수집법을 통해 기존 완전 요인 배치법의 이산적 한계를 보완하고, 데이터 희소성 완화 및 실험 비용 단축 효과를 확인하였다. 특히 선형적 변화율을 적용함으로써 정적 조건 대비 단시간 내에 신뢰성 있는 연속적 데이터를 확보하였다.

둘째, 공구 회전 각도에 삼각함수 특징 공학을 적용하여 경계 영역의 수치적 단절을 방지하고 모델의 주기적 예측 안정성을 확보하였다.

셋째, 예측 모델 성능 평가 결과, 연속 가변 데이터가 내포한 변화율 정보 덕분에 이산적 데이터와 양이 동일하더라도 미학습 조건에서 상대적으로 낮은 미학습 조건 예측오차를 나타냈다. 또한 전체 수집 데이터의 일부분만으로도 모델이 최적 성능에 도달하여 데이터 수집 및 모델 학습 부담을 줄일 가능성을 확인하였다.

본 연구는 한정된 실험 환경에서도 경제적인 가공 모니터링 시스템을 구축할 수 있는 실용적 방법론을 제시한다. 향후 다양한 피삭재에 대한 범용성 검증 및 실시간 제어 시스템 통합 연구를 추진할 계획이다.

ACKNOWLEDGEMENT

이 논문은 한국산업기술기획평가원(No. RS-2024-00416035)과 한국연구재단(No. RS-2024-00357760)의 지원을 받아 수행된 연구임.

REFERENCES

1. Maher, I., Eltaib, M., Sarhan, A. A., El-Zahry, R., (2015), Cutting force-based adaptive neuro-fuzzy approach for accurate surface roughness prediction in end milling operation for intelligent machining, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 76(5), 1459-1467.
2. Li, X., Nee, A., Wong, Y., Zheng, H., (1999), Theoretical modelling and simulation of milling forces, Journal of Materials Processing Technology, 89, 266-272.
3. Kaymakci, M., Kilic, Z., Altintas, Y., (2012), Unified cutting force model for turning, boring, drilling and milling operations, International Journal of Machine Tools and Manufacture, 54, 34-45.
4. Wu, B., Yan, X., Luo, M., Gao, G., (2013), Cutting force prediction for circular end milling process, Chinese Journal of Aeronautics, 26(4), 1057-1063.
5. Wang, M., Gao, L., Zheng, Y., (2014), An examination of the fundamental mechanics of cutting force coefficients, International Journal of Machine Tools and Manufacture, 78, 1-7.
6. Tandon, V., El-Mounayri, H., (2001), A novel artificial neural networks force model for end milling, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 18(10), 693-700.
7. Yeganefar, A., Niknam, S. A., Asadi, R., (2019), The use of support vector machine, neural network, and regression analysis to predict and optimize surface roughness and cutting forces in milling, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 105(1), 951-965.
8. Charalampous, P., (2021), Prediction of cutting forces in milling using machine learning algorithms and finite element analysis, Journal of Materials Engineering and Performance, 30(3), 2002-2013.
9. Zhu, J., Liu, H., Zhu, Q., Qiu, Y., Zhu, J., Mao, X., He, S., Peng, F., Niu, J., (2026), Adaptive milling force estimation via a physics-informed TCN model with frequency-domain self-attention, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 142(9), 5317-5337.
10. Vaishnav, S., Agarwal, A., Desai, K., (2020), Machine learning-based instantaneous cutting force model for end milling operation, Journal of Intelligent Manufacturing, 31(6), 1353-1366.
11. Wang, J., Zou, B., Liu, M., Li, Y., Ding, H., Xue, K., (2021), Milling force prediction model based on transfer learning and neural network, Journal of Intelligent Manufacturing, 32(4), 947-956.



Sangjin Maeng
Assistant professor in the Department of Mechanical and System Design Engineering, Hongik University. His research interests are precision manufacturing, machine tool, and precision measurement.
E-mail: sjmaeng@hongik.ac.kr



Byung-Min Kim
M.S. candidate in the Department of Mechanical and System Design Engineering, Hongik University. His research interest is precision machining and machine tools.