



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0107280
(43) 공개일자 2024년07월09일

- | | |
|--|--|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
 <i>G05B 19/4065</i> (2006.01) <i>B23Q 17/09</i> (2006.01)
 <i>G05B 19/4093</i> (2006.01) <i>G05B 19/414</i> (2006.01)
 <i>G05B 23/02</i> (2006.01) <i>G06N 20/00</i> (2019.01)</p> <p>(52) CPC특허분류
 <i>G05B 19/4065</i> (2013.01)
 <i>B23Q 17/0957</i> (2013.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2022-0189565
 (22) 출원일자 2022년12월29일
 심사청구일자 2022년12월29일</p> | <p>(71) 출원인
 충남대학교산학협력단
 대전광역시 유성구 대학로 99 (궁동, 충남대학교)</p> <p>(72) 발명자
 김동일
 서울특별시 마포구 광성로 17, 103동 505호 (신수동, 신촌숲아파트)</p> <p>조원근
 대전광역시 유성구 대학로81번길 42, 702호(궁동, 킹스타운)
 (뒷면에 계속)</p> <p>(74) 대리인
 이은철, 김재문</p> |
|--|--|

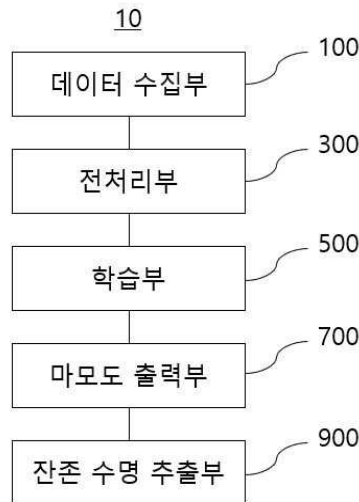
전체 청구항 수 : 총 5 항

(54) 발명의 명칭 기계학습 기반 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템 및 방법

(57) 요약

본 발명은, CNC 모듈과 센서를 실시간으로 모니터링하여 데이터를 획득하는 데이터 수집부; 상기 데이터 수집부가 획득한 데이터에서 시계열 변수를 추출하고, 피어슨 상관계수를 이용하여 추출한 변수 중 필요한 변수만 선별하는 전처리부; CNC 모듈과 센서에서 수집한 데이터와 데이터 수집 시점의 공구의 마모도를 데이터셋으로 하여 기계학습 모델을 학습시키는 학습부; 및 상기 전처리부가 선별한 변수들을 학습된 기계학습 모델에 입력하여 공구의 마모도 값을 추출하는 마모도 출력부;를 포함하는 것을 일 특징으로 한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

B23Q 17/0995 (2013.01)
G05B 19/40938 (2013.01)
G05B 19/4145 (2013.01)
G05B 23/0221 (2013.01)
G05B 23/024 (2013.01)
G05B 23/0243 (2013.01)
G05B 23/0283 (2013.01)
G06N 20/00 (2021.08)

박주현

대전광역시 서구 둔산로 155, 109동 1407호 (둔산동, 크로바아파트)

(72) 발명자

이수민

대전광역시 유성구 문화원로 140, 601호(봉명동, 하이랜드3차)

구호근

대전광역시 대덕구 계족로663번길 30, 14동 109호 (법동, 삼정하이츠타운)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711174038
과제번호	00155857
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	인공지능융합혁신인재양성
연구과제명	인공지능융합혁신인재양성(충남대학교)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	충남대학교산학협력단
연구기간	2022.07.01 ~ 2025.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

CNC 모듈과 센서를 실시간으로 모니터링하여 데이터를 획득하는 데이터 수집부;

상기 데이터 수집부가 획득한 데이터에서 시계열 변수를 추출하고, 피어슨 상관계수를 이용하여 추출한 변수 중 필요한 변수만 선별하는 전처리부;

CNC 모듈과 센서에서 수집한 데이터와 데이터 수집 시점의 공구의 마모도를 데이터셋으로 하여 기계학습 모델을 학습시키는 학습부; 및

상기 전처리부가 선별한 변수들을 학습된 기계학습 모델에 입력하여 공구의 마모도 값을 추출하는 마모도 출력부;를

포함하는 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 전처리부는,

TSFEL(Time Series Feature Extraction Library)를 이용하여 시계열 변수를 추출하는 것을 특징으로 하는 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템.

청구항 3

제 1 항에 있어서,

공구의 마모도 값을 독립변수로 하고, 공구의 잔존 수명을 종속변수로 하여 모델링한 구간 선형 회귀(piecewise linear regression) 모델에 상기 마모도 출력부가 추출한 마모도 값을 입력하여 공구의 잔존 수명을 추출하는 잔존 수명 추출부;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템.

청구항 4

CNC 모듈과 센서를 실시간으로 모니터링하여 데이터를 획득하는 데이터 수집단계;

상기 데이터 수집단계에서 획득된 데이터에서 시계열 변수를 추출하고, 피어슨 상관계수를 이용하여 추출한 변수 중 필요한 변수만 선별하는 전처리단계;

CNC 모듈과 센서에서 수집한 데이터와 데이터 수집 시점의 공구의 마모도를 데이터셋으로 하여 기계학습 모델을 학습시키는 학습단계; 및

상기 전처리단계에서 선별된 변수들을 학습된 기계학습 모델에 입력하여 공구의 마모도 값을 추출하는 마모도 출력단계;를

포함하는 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 방법.

청구항 5

제 4 항에 있어서,

공구의 마모도 값을 독립변수로 하고, 공구의 잔존 수명을 종속변수로 하여 모델링한 구간 선형 회귀(piecewise linear regressing) 모델에 상기 마모도 출력단계에서 추출된 마모도 값을 입력하여 공구의 잔존 수명을 추출하는 잔존 수명 추출단계;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 기계학습 기반 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템 및 방법에 관한 것으로서, 특히 공작 기계의 마모도 및 잔존 수명을 정확하게 예측함으로써 가공공정의 효율성 및 생산성을 높일 수 있는 기계학습 기반 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 밀링 절삭 공정은 산업 공학 분야에서 대표적인 가공 방법 중 하나이며 절삭날을 회전시켜 소재의 일부를 제거하는 방식이다. 밀링 공정 시간이 길어질수록 절삭날이 마모되어 가공 품질이 저하되기 때문에 절삭날의 마모도를 예측하는 것은 산업 공학 분야에서 매우 중요한 요소이다. 공정 자동화의 기반이 되는 기술 중 하나인 절삭날 마모도 예측을 성공적으로 수행하는 것은 절삭날의 교체 주기를 최적화하여 생산 시간과 원가를 절감할 수 있도록 돕는다.

[0004] 마모도 예측을 위해 절삭 공정 중 절삭날을 광학 센서로 모니터링하여 예측을 수행하는 연구가 있으나, 이미지 기반의 마모도 예측 수행은 광학 센서 설치 및 예측 비용이 크다. 예측 비용의 절감을 위해 CNC(Computer Numerical Controller)로부터 시계열 데이터를 활용하여 마모도를 예측하려는 연구들이 있으며, 절삭 시계열 데이터를 해석하여 계수를 추정한 뒤 기계학습에 접목시킨 연구가 있다. 또한, 절삭 가공 시 발생하는 소음으로부터 마모도를 예측하려는 시도와 절삭 공정 중 측정된 전류량으로 마모도를 예측하려는 연구가 있다. 한편, 절삭력 시계열에 FFT(Fast Fourier Transform) 및 CWT(Continuous Wavelet Transform)를 적용하여 마모도와의 상관관계를 찾는 연구가 있다.

[0005] 실시간으로 공구 마모도를 알고, 이에 따른 공구 잔존 수명을 파악하는 것은 가공공정 시 매우 중요하다. 하지만 가공공정이 진행될 때, 사람이 직접 공구 마모도를 모니터링하고, 더 나아가 공구 잔존 수명을 예측하는 것은 매우 어려우며, 정확하지 않은 계산 결과를 도출할 가능성도 높다. 이에 기계학습 기반 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템 및 방법이 요구되고 있는 실정이다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명은 공구의 가공공정 시 도출되는 센서 모니터링 데이터에 기계학습 기법을 적용하여 실시간으로 공구 마모도를 측정하고 이에 따른 공구의 잔존 수명을 예측하는 것을 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

[0009] 상기 목적을 달성하기 위하여 본 발명은, CNC 모듈과 센서를 실시간으로 모니터링하여 데이터를 획득하는 데이터 수집부; 상기 데이터 수집부가 획득한 데이터에서 시계열 변수를 추출하고, 피어슨 상관계수를 이용하여 추출한 변수 중 필요한 변수만 선별하는 전처리부; CNC 모듈과 센서에서 수집한 데이터와 데이터 수집 시점의 공구의 마모도를 데이터셋으로 하여 기계학습 모델을 학습시키는 학습부; 및 상기 전처리부가 선별한 변수들을 학습된 기계학습 모델에 입력하여 공구의 마모도 값을 추출하는 마모도 출력부;를 포함하는 것을 일 특징으로 한다.

[0010] 바람직하게는, 상기 전처리부는, TSFEL(Time Series Feature Extraction Library)를 이용하여 시계열 변수를 추출할 수 있다.

[0011] 바람직하게는, 공구의 마모도 값을 독립변수로 하고, 공구의 잔존 수명을 종속변수로 하여 모델링한 구간 선형 회귀(piecewise linear regressing) 모델에 상기 마모도 출력부가 추출한 마모도 값을 입력하여 공구의 잔존 수명을 추출하는 잔존 수명 추출부;를 더 포함할 수 있다.

[0012] 또한 본 발명은, CNC 모듈과 센서를 실시간으로 모니터링하여 데이터를 획득하는 데이터 수집단계; 상기 데이터 수집단계에서 획득된 데이터에서 시계열 변수를 추출하고, 피어슨 상관계수를 이용하여 추출한 변수 중 필요한 변수만 선별하는 전처리단계; CNC 모듈과 센서에서 수집한 데이터와 데이터 수집 시점의 공구의 마모도를 데이터셋으로 하여 기계학습 모델을 학습시키는 학습단계; 및 상기 전처리단계에서 선별된 변수들을 학습된 기계학습 모델에 입력하여 공구의 마모도 값을 추출하는 마모도 출력단계;를 포함하는 것을 다른 특징으로 한다.

[0013] 바람직하게는, 공구의 마모도 값을 독립변수로 하고, 공구의 잔존 수명을 종속변수로 하여 모델링한 구간 선형 회귀(piecewise linear regressing) 모델에 상기 마모도 출력단계에서 추출된 마모도 값을 입력하여 공구의 잔존 수명을 추출하는 잔존 수명 추출단계;를 더 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0015] 본 발명은 실시간으로 변화하는 공구 마모도를 손쉽게 확인할 수 있고, 이에 따른 공구의 잔존 수명까지도 확인할 수 있다는 이점이 있다.

[0016] 또한, 본 발명은 공구의 가공 횟수 및 가공공정을 최적화할 수 있으며 이를 통해 가공공정 시 발생하는 비용 및 시간을 절감할 수 있다는 이점이 있다.

도면의 간단한 설명

[0018] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템의 구성도를 나타낸다.

도 2는 본 발명의 실시예에 따른 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템의 흐름도를 나타낸다.

도 3은 본 발명의 실시예에 따른 전처리부에서 추출한 시계열 변수의 종류를 나타낸다.

도 4는 본 발명의 실시예에 따른 전처리부에서 계산한 추출된 특징과 가공공정별 마모도 간의 피어슨 상관계수를 순위별로 정리한 것을 나타낸다.

도 5는 본 발명의 실시예에 따른 시계열 별 마모도와 상관성이 큰 특징 추출 방법을 정리한 것을 나타낸다.

도 6은 본 발명의 실시예에 따른 마모도 출력부가 추출한 마모도 값의 정확도를 mean absolute error(MAE)와 R^2 을 사용하여 평가한 것을 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0019] 이하, 첨부된 도면들에 기재된 내용들을 참조하여 본 발명을 상세히 설명한다. 다만, 본 발명이 예시적 실시 예들에 의해 제한되거나 한정되는 것은 아니다. 각 도면에 제시된 동일 참조부호는 실질적으로 동일한 기능을 수행하는 부재를 나타낸다.

[0020] 본 발명의 목적 및 효과는 하기의 설명에 의해서 자연스럽게 이해되거나 보다 분명해 질 수 있으며, 하기의 기재만으로 본 발명의 목적 및 효과가 제한되는 것은 아니다. 또한, 본 발명을 설명함에 있어서 본 발명과 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이, 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다.

[0021] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템(10)의 구성도를 나타낸다. 도 1을 참조하면, 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템(10)은 데이터 수집부(100), 전처리부(300), 학습부(500), 마모도 출력부(700), 및 잔존 수명 추출부(900)를 포함할 수 있다.

[0022] 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템(10)은 이중 날 밀링 절삭 공정으로부터 측정되는 시계열들을 특징 추출하여 각 절삭날의 마모도를 가공조건 구분 없이 예측할 수 있다. 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템(10)은 공구의 가공공정 시 도출되는 센서 모니터링 데이터에 기계학습 기법을 적용하여 실시간으로

공구 마모도를 측정하고 이에 따른 공구의 잔존 수명을 예측할 수 있다.

- [0023] 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템(10)은 가공공정 시 급변하는 공구 마모도를 파악하고, 이에 따른 후속 조치를 신속하게 취할 수 있는 환경을 제공할 수 있다. 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템(10)은 실시간으로 변화하는 공구 마모도를 손쉽게 확인할 수 있고, 이에 따른 공구의 잔존 수명까지도 확인할 수 있다. 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템(10)은 공구의 가공 횟수 및 가공공정을 최적화할 수 있으며 이를 통해 가공공정 시 발생하는 비용 및 시간을 절감할 수 있다.
- [0024] 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템(10)의 흐름도를 나타낸다. 도 2를 참조하면, 먼저 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템(10)은 공구의 다양한 가공공정 모니터링 데이터들을 시계열 변수 추출 라이브러리로 전처리할 수 있다. 이어서, 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템(10)은 전처리된 데이터들과 기계학습 기법을 통해 실시간으로 공구 마모도 및 공구의 잔존 수명을 예측할 수 있다.
- [0025] 데이터 수집부(100)는 CNC 모듈과 센서를 실시간으로 모니터링하여 데이터를 획득할 수 있다. 데이터 수집부(100)는 시간, 가속도, 전압, 전류, 소음, 실제 이송 속도, 위치, 부하, 또는 RPM을 포함하는 다변량 시계열 데이터(multivariate time series data)를 획득할 수 있다. 가속도는 X, Y 축에 대한 것이고, 전압은 3상 R, T, S에 대한 것이며, 전류는 X, Y, Z축과 3상 R, T, S에 대한 것이다. 위치는 X, Y, Z 축 상의 3차원 공간 상을 의미하며, RPM은 spindle의 회전 속도를 의미한다. 제시된 데이터 이외에도 가공공정에서 발생하는 요인들에 관한 데이터를 다수 포함할 수 있다.
- [0026] 전처리부(300)는 데이터 수집부(100)가 획득한 데이터에서 시계열 변수를 추출하고, 피어슨 상관계수를 이용하여 추출한 변수 중 필요한 변수만 선별할 수 있다.
- [0027] 전처리부(300)는 TSFEL(Time Series Feature Extraction Library)를 이용하여 시계열 변수를 추출할 수 있다. TSFEL은 Python 3으로 구현될 수 있으며, 구현된 특징 추출 방법의 대부분은 다차원 데이터에 효율적인 수치 루틴을 제공하는 Numpy 및 SciPy에 의존한다. TSFEL 출력은 데이터 과학 Python 패키지, 즉 Pandas 및 scikit-learn과 호환되도록 표준화될 수 있다. 시계열은 이전에 메모리에 로드되거나 데이터 세트의 파일에 저장된 배열로 기본 TSFEL에 대한 입력으로 전달될 수 있다.
- [0028] TSFEL은 계산되는 도메인에 따라 시간, 통계 및 스펙트럼 도메인의 세 가지 범주로 그룹화할 수 있다. 구현된 모든 기능은 알려진 모델을 이용하여 시간 복잡도로 분류된다. 첫째로 증분 길이가 있는 일련의 시계열이 정현파 모델에서 종합적으로 생성된다. 둘째로 각 증분 길이 시계열에 대해 특징 추출 런타임이 계산된다. 이 프로세스를 통해 각 기능에 대한 시계열 길이와 실행 시간 간의 관계를 표시하는 곡선을 만들 수 있다. 셋째로 비선형 최소 제곱법을 사용하여 런타임 결과를 알려진 모델에 맞춘다. 각 기능에 대해 모든 시간 복잡도 모델 중에서 χ^2 를 최소화하는 시간 복잡도를 할당한다.
- [0029] 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 전처리부(300)에서 추출한 시계열 변수의 종류를 나타낸다. 도 3을 참조하면, 전처리부(300)가 추출한 특징들은 크게 주파수와 시간, 통계 기반으로 구분될 수 있다. 주파수 기반 특징들은 FFT(Fast Fourier Transform), CWT(Continuous Wavelet Transform), power spectral density 등을 포함할 수 있다. 시간 기반 특징들은 자기 상관이나 시계열의 첨단 간 거리, 이웃에 위치한 첨단의 값, 시계열의 면적 등을 포함할 수 있다. 통계 기반 특징들은 평균, 분사, 첨도 등을 포함할 수 있다.
- [0030] 전처리부(300)는 시계열마다 TSFEL을 이용하여 13600여 가지의 특징을 추출한 후, 가공공정별 마모도와 특징 간의 피어슨 상관계수(pearson correlation coefficient, PCC)를 구할 수 있다.
- [0031] 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 전처리부(300)에서 계산한 추출된 특징과 가공공정별 마모도 간의 피어슨 상관계수를 순위별로 정리한 것을 나타낸다. 도 4를 참조하면, x축은 뽑힌 상위 1000가지 특징의 순위를 의미하고, y축의 좌측과 우측은 각각 시계열 종류와 추출된 시계열로부터 계산한 피어슨 상관계수의 최댓값을 의미한다. 회색 점은 각 시계열로부터 추출된 특징의 순위를 의미하며, 붉은 색 점과 파란색 점은 각각 시계열 별 상위 3가지 특징의 피어슨 상관계수 평균과 시계열 별 특징의 피어슨 상관계수 평균을 의미하며, 초록색 점은 시계열 별 피어슨 상관계수 중위수를 의미한다.
- [0032] 도 3에 나타난 35가지의 수집된 시계열을 이용하여 시뮬레이션을 수행한 결과, 35가지 시계열 중 18가지 시계열이 상위 특징 추출에 사용되었다. 특히 절삭 공정의 X축 절삭력(DAQ-X-FT)은 TSFEL로 특징 추출했을 때 가장 상관관계가 큰 특징을 추출할 수 있는 시계열이며, 가속도계(DAQ-ACC-1, DAQ-ACC-2)도 상관관계가 큰 특징들을 추출할 수 있는 시계열이다. 전류량, 소음(DAQ-Current, DAQ-Sound 1)도 상관관계가 존재하는 특징을 추출할 수

있었으며, spindle-C에 관련된 3상 전류 또한 마모도와 큰 상관성이 존재하는 특징들을 추출할 수 있는 시계열임을 확인하였다.

- [0033] 도 5는 본 발명의 실시예에 따른 시계열 별 마모도와 상관성이 큰 특징 추출 방법을 정리한 것을 나타낸다. 도 5를 참조하면, 첫 번째 열은 시계열들을 의미하며, 두 번째 열부터 네 번째 열까지는 마모도와 상관성이 큰 특징 추출 방법을 의미한다. 도 5에 따르면, 시계열 특징 추출 방법 중 일반적으로 유효한 방법은 FFT와 CWT이다.
- [0034] 특정 시계열에 대해 유효한 특징 추출 방법이 있는데, X축 절삭력의 경우 FFT 다음으로 적용해 볼 수 있는 특징 추출 방법은 절삭력이 평균과 empirical cumulative distribution function(ECDF)의 백분위다. Y축 절삭력의 경우 FFT가 차순위이며, FFT로 얻은 spectrogram을 누적분포로 변환한 뒤 linear regression 한 결과와의 차이를 계산한 spectral distance가 가장 유효한 특징 추출 방법이다. 그리고 가속도와 spindle-C 시계열들은 CWT를 사용했을 때 마모도와 높은 상관관계를 기대할 수 있다.
- [0035] 학습부(500)는 CNC 모듈과 센서에서 수집한 데이터와 데이터 수집 시점의 공구의 마모도를 데이터셋으로 하여 기계학습 모델을 학습시킬 수 있다. 학습부(500)는 카메라로 촬영한 절삭날의 마모도를 측정된 값과 해당 시점에 수집된 데이터를 데이터셋으로 활용할 수 있다. 학습부(500)는 기계학습 모델로 linear regression(LR), support vector regression(SVR), decision tree(DT), random forest(RF)를 이용할 수 있다.
- [0036] 마모도 출력부(700)는 전처리부(500)가 선별한 변수들을 학습된 기계학습 모델에 입력하여 공구의 마모도 값을 추출할 수 있다.
- [0037] 도 6은 본 발명의 실시예에 따른 마모도 출력부(700)가 추출한 마모도 값의 정확도를 mean absolute error(MAE)와 R^2 를 사용하여 평가한 것을 나타낸다. 도 6을 참조하면, 평가를 위해 열 가지 서로 다른 공정을 10-fold로 나눠 회귀 학습하였으며, 각 절삭날 A, B의 마모도를 예측하여 정리하였다. 첫 번째와 두 번째 열은 각각 절삭날과 추출한 특징 기반 마모도 회귀모델을 의미한다. 또한, 첫 번째와 두 번째 행은 각각 평가 지표와 특징 추출 방법이 적용된 시계열을 의미하며, 각 평가 지표들은 소수점 넷째 자리에서 반올림되었다. 평가 지표 뒤의 *는 TSFEL로 추출한 방법에 $p < 0.05$ 에서 current 기반 특징 추출보다 향상되었음을 wilcoxon test로 검정한 결과이고, +는 TSFEL로 추출한 방법이 force 기반 특징 추출 방법보다 회귀 결과에서 유의미한 향상이 있음을 의미한다.
- [0038] 실험 결과, 회귀모델로는 tree 기반 방법이 뛰어난 성능을 보였다. LR와 SVR은 tree 기반 방법에 비해 낮은 성능을 보였지만, SVR의 경우 모델의 하이퍼 파라미터 탐색을 통해 마모도 예측 성능이 향상될 수 있다. 한편 절삭날 A와 B 모두 current 시계열만 사용하는 것보다 TSFEL을 사용한 특징 추출 방법이 마모도 예측에 유의미한 향상을 보였다. 시계열 force 기반 특징 추출을 시행한 결과, MAE로 평가할 때 force 기반 특징 추출 방법은 tree 기반에서 TSFEL보다 0.2가량 저하되었지만 절삭날 B를 RF로 예측한 경우 약 0.15가량 향상되었다. 그리고 R^2 로 평가할 때는 TSFEL이 tree 기반에서 항상 가장 좋은 성능을 보였다.
- [0039] 잔존 수명 추출부(900)는 공구의 마모도 값을 독립변수로 하고, 공구의 잔존 수명을 종속변수로 하여 모델링한 구간 선형 회귀(piecewise linear regressing) 모델에 상기 마모도 출력부가 추출한 마모도 값을 입력하여 공구의 잔존 수명을 추출할 수 있다.
- [0040] 본 발명의 다른 실시예인 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 방법은 데이터 수집단계, 전처리단계, 학습단계, 마모도 출력단계, 및 잔존 수명 추출단계를 포함할 수 있다.
- [0041] 데이터 수집단계는 CNC 모듈과 센서를 실시간으로 모니터링하여 데이터를 획득할 수 있다. 데이터 수집단계는 전술한 데이터 수집부(100)에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0042] 전처리단계는 데이터 수집단계에서 획득된 데이터에서 시계열 변수를 추출하고, 피어슨 상관계수를 이용하여 추출한 변수 중 필요한 변수만 선별할 수 있다. 전처리단계는 전술한 전처리부(300)에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0043] 학습단계는 CNC 모듈과 센서에서 수집한 데이터와 데이터 수집 시점의 공구의 마모도를 데이터셋으로 하여 기계학습 모델을 학습시킬 수 있다. 학습단계는 전술한 학습부(500)에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0044] 마모도 출력단계는 전처리단계에서 선별된 변수들을 학습된 기계학습 모델에 입력하여 공구의 마모도 값을 추출할 수 있다. 마모도 출력단계는 전술한 마모도 출력부(700)에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0045] 잔존 수명 추출 단계는 공구의 마모도 값을 독립변수로 하고, 공구의 잔존 수명을 종속변수로 하여 모델링한 구

간 선형 회귀(piecewise linear regressing) 모델에 상기 마모도 출력단계에서 추출된 마모도 값을 입력하여 공구의 잔존 수명을 추출할 수 있다. 잔존 수명 추출 단계는 전술한 잔존 수명 추출부(900)에서 수행되는 동작을 의미한다.

[0046]

이상에서 대표적인 실시예를 통하여 본 발명을 상세하게 설명하였으나, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 상술한 실시예에 대하여 본 발명의 범주에서 벗어나지 않는 한도 내에서 다양한 변형이 가능함을 이해할 것이다. 그러므로 본 발명의 권리 범위는 설명한 실시예에 국한되어 정해져서는 안 되며, 후술하는 특허청구범위뿐만 아니라 특허청구범위와 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태에 의하여 정해져야 한다.

부호의 설명

[0048]

10 : 가공공정 공구 마모도 및 잔존 수명 예측 시스템

100 : 데이터 수집부

300 : 전처리부

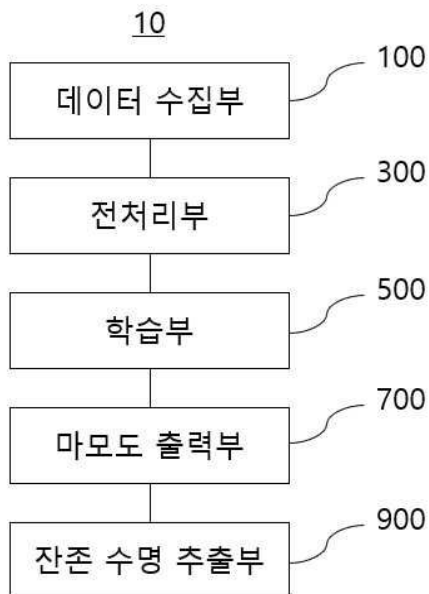
500 : 학습부

700 : 마모도 출력부

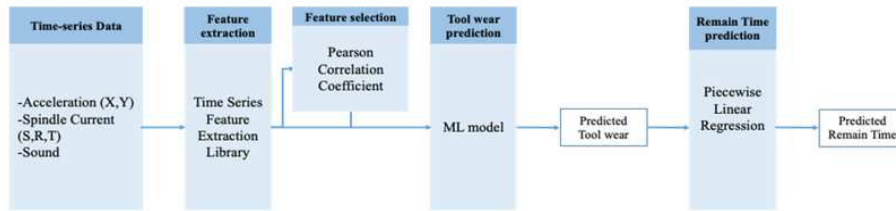
900 : 잔존 수명 추출부

도면

도면1



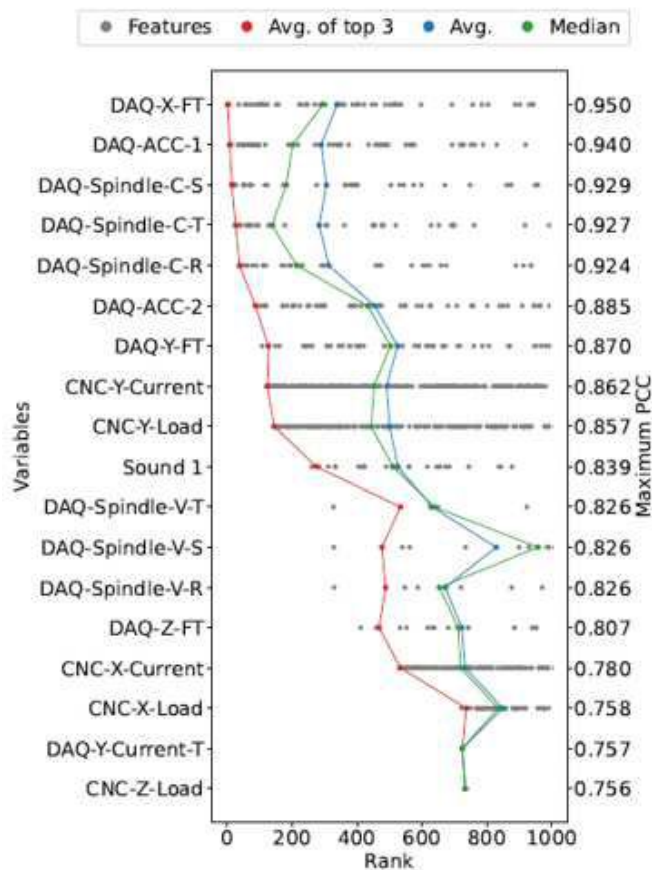
도면2



도면3

DAQ	Sound, Trigger, Spindle-V-R, Spindle-V-S, Spindle-V-T, Spindle-C-R, Spindle-C-S, Spindle-C-T, X-Current-R, X-Current-S, X-Current-T, Y-Current-R, Y-Current-S, Y-Current-T, Z-Current-R, Z-Current-S, Z-Current-T, ACC-1, ACC-2, X-FT, Y-FT, Z-FT
NC	X-Position, Y-Position, Z-Position, X-Load, Y-Load, Z-Load, X-Current, Y-Current, Z-Current, SpindleLoad, SpindleSpeed, ActualFeedRate, ToolNumber

도면4



도면5

Variables	Rank 1	Rank 2	Rank 3
DAQ-X-FT	FFT mean	Mean	ECDF Percentile
DAQ-ACC-1	FFT mean	Wavelet std.	Wavelet energy
DAQ-Spindle-C-S	Wavelet std.	Wavelet energy	Wavelet variance
DAQ-Spindle-C-T	Wavelet std.	Wavelet energy	Wavelet variance
DAQ-Spindle-C-R	Wavelet std.	Wavelet energy	Wavelet variance
DAQ-ACC-2	Wavelet energy	Wavelet std.	Wavelet variance
DAQ-Y-FT	Spectral distance	FFT mean	Wavelet std.
CNC-Y-Current	FFT mean	Variance	std.
CNC-Y-Load	FFT mean	Variance	std.
Sound 1	Wavelet variance	Wavelet std.	Wavelet energy
DAQ-Spindle-V-S	Fundamental freq.	FFT mean	Wavelet variance
DAQ-Z-FT	Peak to peak dist.	FFT mean	Spectral distance
CNC-X-Current	FFT mean	Variance	Sum absolute diff

도면6

		MAE			R^2		
		current	force	tsfel	current	force	tsfel
Flute A	LR	81.418	5.038	9.779*	-2.056	0.779	-3.265*
	RF	7.358	2.929	2.755*	0.959	0.986	0.991*
	DT	10.534	4.184	3.981*	0.866	0.963	0.980*+
	SVR	31.984	27.364	28.871*	0.468	0.557	0.562*
Flute B	LR	82.942	5.089	8.75*	-3.905	0.873	-0.863*
	RF	7.159	2.966	3.136*	0.958	0.988	0.988*
	DT	8.999	4.675	4.375*	0.887	0.958	0.969*
	SVR	29.596	25.147	27.39*	0.503	0.623	0.546*