



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0105637
(43) 공개일자 2024년07월08일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G05B 23/02 (2006.01) B23Q 17/09 (2006.01)
G05B 19/414 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G05B 23/0283 (2013.01)
B23Q 17/09 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2022-0187369
(22) 출원일자 2022년12월28일
심사청구일자 2022년12월28일

(71) 출원인
충남대학교산학협력단
대전광역시 유성구 대학로 99 (궁동, 충남대학교)
(72) 발명자
김동일
서울특별시 마포구 광성로 17, 103동 505호 (신수동, 신촌숲아파트)
조원근
대전광역시 유성구 대학로81번길 42, 702호(궁동, 킹스타운)
(74) 대리인
이은철, 김재문

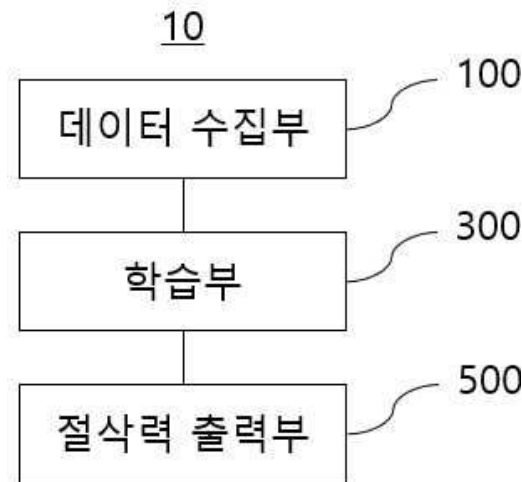
전체 청구항 수 : 총 7 항

(54) 발명의 명칭 가공 모니터링 데이터와 기계학습을 이용한 가공공정 절삭력 예측 시스템 및 방법

(57) 요약

본 발명은, CNC 모듈과 센서를 실시간으로 모니터링하여 데이터를 획득하는 데이터 수집부; CNC 모듈과 센서에서 수집한 데이터와 상기 데이터 수집 시점의 공구의 절삭력을 데이터셋으로 하여 회귀모델(regression model)을 학습시키는 학습부; 및 상기 데이터 수집부가 획득한 특정 시점의 데이터 집합을 상기 학습부에서 학습된 회귀모델에 입력하여 특정 시점의 공구의 절삭력을 추출하는 절삭력 추출부;를 포함하는 것을 일 특징으로 한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G05B 19/4145 (2013.01)

G05B 23/0221 (2013.01)

G05B 23/024 (2013.01)

(72) 발명자

이수민

대전광역시 유성구 문화원로 140, 601호(봉명동,
하이랜드3차)

구호근

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

곽주현

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

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;

CNC 모듈과 센서에서 수집한 데이터와 상기 데이터 수집 시점의 공구의 절삭력을 데이터셋으로 하여 회귀모델(regression model)을 학습시키는 학습부; 및

상기 데이터 수집부가 획득한 특정 시점의 데이터 집합을 상기 학습부에서 학습된 회귀모델에 입력하여 특정 시점의 공구의 절삭력을 추출하는 절삭력 추출부;를

포함하는 가공공정 절삭력 예측 시스템.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 데이터 수집부는,

시간, 가속도, 전압, 전류, 소음, 실제 이송 속도, 위치, 부하, 또는 RPM을 포함하는 다변량 시계열 데이터(multivariate time series data)를 획득하는 것을 특징으로 하는 가공공정 절삭력 예측 시스템.

청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 데이터 수집부는,

상기 CNC 모듈에서 수집한 데이터를 상기 센서에서 수집한 데이터를 기준으로 선형보간(linear interpolation)을 적용하는 것을 특징으로 하는 가공공정 절삭력 예측 시스템.

청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 학습부는,

상기 회귀모델이 RNN 유닛의 skip connection과 완전연결계층(fully-connected layer, FC layer)으로 구성되는 것을 특징으로 하는 가공공정 절삭력 예측 시스템.

청구항 5

제 4 항에 있어서,

상기 학습부는,

상기 RNN 유닛이 biLSTM을 두 개의 층(layer)으로 쌓아서 구성되고, 한 개의 층을 기준으로 다음 층으로 전달되는 값들은 exponential linear unit 활성화함수(activation function), 및 드롭아웃(dropout)이 적용되는 것을 특징으로 하는 가공공정 절삭력 예측 시스템.

청구항 6

제 1 항에 있어서,

상기 절삭력 추출부는,

공구의 절삭력을 X축 힘과 Y축 힘의 합력으로 추출하는 것을 특징으로 하는 가공공정 절삭력 예측 시스템.

청구항 7

CNC 모듈과 센서를 실시간으로 모니터링하여 데이터를 획득하는 데이터 수집단계;

CNC 모듈과 센서에서 수집한 데이터와 상기 데이터 수집 시점의 공구의 절삭력을 데이터셋으로 하여 회귀모델(regression model)을 학습시키는 학습단계; 및

상기 데이터 수집단계에서 획득된 특정 시점의 데이터 집합을 상기 학습부에서 학습된 회귀모델에 입력하여 특정 시점의 공구의 절삭력을 추출하는 절삭력 추출단계;를

포함하는 가공공정 절삭력 예측 방법.

발명의 설명**기술 분야**

[0001]

본 발명은 가공 모니터링 데이터와 기계학습을 이용한 가공공정 절삭력 예측 시스템 및 방법에 관한 것으로서, 특히 CNC 모듈과 센서로 수집된 다변량 시계열 데이터와 기계학습을 이용한 가공공정 절삭력 예측 시스템 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0003]

전통적인 제조업에 IT 시스템을 결합하며 새로운 산업구조가 부각되고, 이에 따라 모니터링 및 제어 시스템을 위한 자동화 기술연구가 진행 중이다. 이러한 산업구조에서 사용되는 장비는 일반적으로 다양한 센서를 포함하여 장비의 상태를 실시간으로 확인할 수 있다. 그리고 이 센서들은 네트워크로 상호연결되어 모니터링 및 제어를 할 수 있는 상태이다. 그중에서 부품을 제작하는 기계는 가공공정모니터링을 위해 Computer Numerical Control (CNC) 모듈과 센서로부터 데이터를 수집할 수 있는 상황이다. 가공공정에서 절삭기계를 통해 부품을 제작할 때, 공구마모와 같은 원인으로 생산효율 및 품질 저하와 같은 문제가 발생할 수 있다. 이 때문에 적기(適期)에 공구 수명을 예측하고 교체하는 작업은 공정효율 측면에서 중요하다.

[0004]

고속 및 정밀 밀링 공정은 기계 산업에서 중요한 요소가 되었지만 밀링은 어렵고 비용이 많이 든다. 또한, 가공 조건은 밀링 공정에 큰 영향을 미치며 가공 속도, 깊이, 면적 및 가공 회전 속도와 같은 가공 조건에 대한 많은 공정 매개 변수가 있다. 그러나 가격이 비싸므로 공정 중 모든 가공 조건을 완벽하게 제어할 수는 없다. 따라서 최근 연구 노력은 가공 조건을 최적화하는 데 집중되었고, 절삭력 예측은 안정성 평가, 공정 제어 및 공정 매개 변수 설정과 같은 몇 가지 중요한 문제에 필요하므로, 본 발명에서는 가공공정에서 가장 중요한 매개 변수인 절삭력을 예측하여 공정 최적화를 이루고자 한다.

발명의 내용**해결하려는 과제**

[0006]

본 발명은 기계학습 기법을 사용하여 공정 중에 발생하는 주변 신호 데이터를 기반으로 절삭력을 예측할 수 있는 가공 모니터링 데이터와 기계학습을 이용한 가공공정 절삭력 예측 시스템 및 방법을 제공하는 것을 일 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

- [0008] 상기 목적을 달성하기 위하여 본 발명은, CNC 모듈과 센서를 실시간으로 모니터링하여 데이터를 획득하는 데이터 수집부; CNC 모듈과 센서에서 수집한 데이터와 상기 데이터 수집 시점의 공구의 절삭력을 데이터셋으로 하여 회귀모델(regression model)을 학습시키는 학습부; 및 상기 데이터 수집부가 획득한 특정 시점의 데이터 집합을 상기 학습부에서 학습된 회귀모델에 입력하여 특정 시점의 공구의 절삭력을 추출하는 절삭력 추출부;를 포함하는 것을 일 특징으로 한다.
- [0009] 바람직하게는, 상기 데이터 수집부는, 시간, 가속도, 전압, 전류, 소음, 실제 이송 속도, 위치, 부하, 또는 RPM을 포함하는 다변량 시계열 데이터(multivariate time series data)를 획득할 수 있다.
- [0010] 바람직하게는, 상기 데이터 수집부는, 상기 CNC 모듈에서 수집한 데이터를 상기 센서에서 수집한 데이터를 기준으로 선형보간(linear interpolation)을 적용할 수 있다.
- [0011] 바람직하게는, 상기 학습부는, 상기 회귀모델이 RNN 유닛의 skip connection과 완전연결계층(fully-connected layer, FC layer)으로 구성될 수 있다.
- [0012] 바람직하게는, 상기 학습부는, 상기 RNN 유닛이 biLSTM을 두 개의 층(layer)으로 쌓아서 구성되고, 한 개의 층을 기준으로 다음 층으로 전달되는 값들은 exponential linear unit 활성화함수(activation function), 및 드롭아웃(dropout)이 적용될 수 있다.
- [0013] 바람직하게는, 상기 절삭력 추출부는, 공구의 절삭력을 X축 힘과 Y축 힘의 합력으로 추출할 수 있다.
- [0014] 또한 본 발명은, CNC 모듈과 센서를 실시간으로 모니터링하여 데이터를 획득하는 데이터 수집단계; CNC 모듈과 센서에서 수집한 데이터와 상기 데이터 수집 시점의 공구의 절삭력을 데이터셋으로 하여 회귀모델(regression model)을 학습시키는 학습단계; 및 상기 데이터 수집단계에서 획득된 특정 시점의 데이터 집합을 상기 학습부에서 학습된 회귀모델에 입력하여 특정 시점의 공구의 절삭력을 추출하는 절삭력 추출단계;를 포함하는 것을 다른 특징으로 한다.

발명의 효과

- [0016] 본 발명은 CNC 모듈과 센서로 수집한 다양한 가공 조건에서의 다변량 시계열 데이터를 이용하여 학습시킨 모델로부터 낮은 오차로 공구의 절삭력을 예측할 수 있다는 이점이 있다.
- [0017] 본 발명은 기계학습 기반의 방법으로 시뮬레이션 기반의 수학적 모델보다 더 정확하게 절삭력을 예측할 수 있다는 이점이 있다.

도면의 간단한 설명

- [0019] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 가공공정 절삭력 예측 시스템의 구성도를 나타낸다.
- 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 가공공정 절삭력 예측 시스템의 흐름도를 나타낸다.
- 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 학습부에서 사용되는 회귀모델의 구성도를 나타낸다.
- 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 학습부에 적용가능한 MaLSTM 구조를 나타낸다.
- 도 5는 본 발명의 실시예에 따른 절삭력 출력부에서 출력되는 절삭력 그래프를 나타낸다.
- 도 6은 본 발명의 실시예에 따른 가공조건별 절삭력 예측 결과를 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0020] 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.
- [0021] 본 발명의 목적 및 효과는 하기의 설명에 의해서 자연스럽게 이해되거나 보다 분명해 질 수 있으며, 하기의 기

재만으로 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.

- [0022] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 가공공정 절삭력 예측 시스템(10)의 구성도를 나타낸다. 도 1을 참조하면, 가공공정 절삭력 예측 시스템(10)은 데이터 수집부(100), 학습부(300), 및 절삭력 출력부(500)를 포함할 수 있다.
- [0023] 절삭력은 공구 수명을 측정하기 위한 주요 인자 중 하나로 절삭력을 포함하여 주요 인자들 사이의 관계식을 도출하고 이를 사용하여 공구 수명을 예측하기 위한 시도를 해왔다. 정확한 주요 인자의 수치를 요구하는 가운데 절삭력은 공구 동력계를 통해 측정할 때 가장 정확한 수치를 얻을 수 있다. 하지만 그 비용이 많이 들어 양산 공정에서는 적용이 불가능하며, 시뮬레이션 기반 가상 가공(virtual machining)은 실제 절삭력과 비교할 때 큰 편차를 보인다.
- [0024] 인간의 생체정보를 활용하는 타 분야에서는 학습기반의 방법을 적용하여 문제를 해결하는 사례가 있다. 다양한 센서를 통해 수집된 데이터를 RNN 기반의 모델에 적용하며, 구체적으로 양방향 장단기 메모리(Bidirectional Long Short-Term Memory, BiLSTM)에 잔차(residual) 신경망 구조를 차용한다.
- [0025] 본 발명에 따른 가공공정 절삭력 예측 시스템(10)은 타 분야에 적용되어 우수한 성능을 보인 residual BiLSTM 구조를 이용하여 절삭력을 예측할 수 있다.
- [0026] 가공공정 절삭력 예측 시스템(10)은 공구 수명을 측정하기 위한 여러 가지 주요 인자 중 하나인 절삭력을 예측할 수 있다. 가공공정 절삭력 예측 시스템(10)은 학습기반으로 절삭력을 예측하며, 순환신경망(Recurrent Neural Network, RNN) 기반의 회귀모델을 이용하여 절삭력을 예측할 수 있다. 가공공정 절삭력 예측 시스템(10)은 CNC(Computer Numerical Control) 모듈과 센서로 수집한 다양한 가공 조건에서의 다변량 시계열 데이터(multivariate time series data)를 이용하여 학습된 모델로 낮은 오차로 절삭력을 예측할 수 있다.
- [0027] 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 가공공정 절삭력 예측 시스템(10)의 흐름도를 나타낸다. 도 2를 참조하면, 가공공정 절삭력 예측 시스템(10)은 CNC 모듈과 센서들을 이용하여 각종 데이터를 수집할 수 있다. 가공공정 절삭력 예측 시스템(10)은 CNC 모듈과 센서에서 수집된 데이터의 집합이 회귀모델에 입력될 수 있다. 가공공정 절삭력 예측 시스템(10)은 회귀모델을 통해 특정 시점에서 공구의 절삭력을 추출할 수 있다.
- [0028] 데이터 수집부(100)는 CNC 모듈과 센서를 실시간으로 모니터링하여 데이터를 획득할 수 있다. 데이터 수집부(100)는 CNC 모듈과 센서에서 수집한 multivariate time series data를 학습부(300) 또는 절삭력 추출부(500)로 전송할 수 있다.
- [0029] 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.
- [0030] CNC 모듈은 30~40Hz, 센서는 12,800Hz로 샘플링될 수 있다. 데이터 수집부(100)는 CNC 모듈에서 수집한 데이터를 센서에서 수집한 데이터를 기준으로 선형보간(linear interpolation)을 적용할 수 있다. 데이터 수집부(100)는 총 31개의 time series data를 획득할 수 있다.
- [0031] 학습부(300)는 CNC 모듈과 센서에서 수집한 데이터와 상기 데이터 수집 시점의 공구의 절삭력을 데이터셋으로 하여 회귀모델(regression model)을 학습시킬 수 있다. 여기에서, 회귀모델은 residual을 통해 깊은 신경망에서 발생할 수 있는 정보 손실을 고려할 수 있다. 회귀모델은 bidirectional을 통해 time series data를 역방향 정보까지 고려할 수 있는 residual BiLSTM 구조의 모델이다. 회귀모델은 절삭력 예측을 위해 평균 제곱 오차(Mean Squared Error, MSE) 손실함수를 지표로 학습할 수 있다.
- [0032] 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 학습부(300)에서 사용되는 회귀모델의 구성도를 나타낸다. 도 3을 참조하면, 학습부(300)는 회귀모델이 RNN 유닛의 skip connection과 완전연결계층(fully-connected layer, FC layer)으로 구성될 수 있다.
- [0033] 학습부(300)는 RNN 유닛이 biLSTM을 두 개의 층(layer)으로 쌓아서 구성되고, 한 개의 층을 기준으로 다음 층으로 전달되는 값들은 exponential linear unit 활성화함수(activation function), 및 드롭아웃(dropout)이 적용될 수 있다. 학습부(300)는 어느 한 개의 층의 직전에 layer normalization을 사용하여 샘플마다 time series 차

원에 대한 normalization을 수행할 수 있다.

- [0034] 절삭력 추출부(500)는 데이터 수집부(100)가 획득한 특정 시점의 데이터 집합을 학습부(300)에서 학습된 회귀모델에 입력하여 특정 시점의 공구의 절삭력을 추출할 수 있다. 절삭력 추출부(500)는 공구의 절삭력을 X축 힘과 Y축 힘의 합력으로 추출할 수 있다. 학습에 사용되는 레이블(label)도 가공공정에서 주요 절삭력으로 고려되는 X축과 Y축 힘의 합력이다.
- [0035] 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 학습부(300)에 적용가능한 MaLSTM 구조를 나타낸다. 도 4를 참조하면, 학습부(300)는 회귀모델로 MaLSTM을 사용할 수 있으며, 두 LSTM의 Siamese 구조를 이용하여 두 시계열의 유사도를 계산할 수 있다. 시계열 쌍을 LSTMa 및 LSTMb에 개별적으로 입력될 수 있다. 각 LSTM의 노드 수는 520개이고 손실 함수는 평균 제곱 오차이다.
- [0036] NLP(Natural Language Processing)에서 두 문장 간의 문맥적 유사도 계산은 단어와 텍스트를 분석하여 널리 연구되는 영역이다. 맨해튼 거리를 갖는 LSTM(MaLSTM)은 NLP에서 문장 간의 유사도를 계산하는 데 널리 사용되고 있다. 문장을 구성하는 단어를 벡터 단위로 변환하고 변환된 벡터를 LSTM의 입력 벡터로 사용한다. MaLSTM에는 LSTM이 서로 병렬로 훈련된 삼 아키텍처가 있다. Siamese 아키텍처는 동일한 구조의 두 신경망을 통해 입력 벡터 간의 유사도를 계산할 수 있다.
- [0037] 도 4에서 MaLSTM에서 왼쪽 LSTM 구조는 LSTMa로 정의하고 오른쪽 구조는 LSTMb로 정의한다. 각 LSTM은 각 입력 벡터로 학습되며 각 입력 LSTM 레이어의 마지막 숨겨진 상태 값을 사용하여 이들 간의 유사도를 계산한다. 유사도는 맨해튼 거리를 사용하여 계산되며 차이는 LSTMa의 결과인 ha에서 LSTMb의 숨겨진 상태인 hb의 결과를 빼서 구할 수 있다. 그런 다음 뺀 값은 음수 부호를 취하고 이에 대한 지수 함수를 사용하여 최종 유사성을 얻을 수 있다.
- [0038] 절삭력 추출부(500)는 다른 시점에 수집된 데이터와 실시간 수집된 데이터를 MaLSTM에 입력하여 유사도를 판단함으로써 특정 시점에서의 절삭력을 예측할 수 있다.
- [0039] 도 5는 본 발명의 실시예에 따른 절삭력 출력부(500)에서 출력되는 절삭력 그래프를 나타낸다. 도 5를 참조하면, 서로 다른 RPM에 대하여 다른 양상을 보이는 절삭력을 그래프로 확인할 수 있다. 그래프는 공정에서 0.05초의 짧은 순간을 보인 것으로 예측할 수 있는 절삭력은 가공공정에서 그림 4와 같이 짧은 주기로 진동하는 현상을 보임을 알 수 있다.
- [0040] 이하에서는 가공공정 절삭력 예측 시스템의 시뮬레이션 결과를 설명한다.
- [0041] DMG-MoriSeiki 가공 장비를 사용하여 SM45C 소재를 shouldering 유형으로 절삭을 반복수행하고 이를 통해 얻은 multivariate time series data를 실험에 사용하였다. 축과 반경 방향의 절삭 깊이(AP, AE), 가공 축의 이동 거리(Feedrate) 그리고 회전수(RPM)를 실험 데이터로 사용하였다. 각각의 조건에 대하여 데이터를 동등한 비율로 수집하였고, 모델의 학습을 위해 데이터 길이를 128개(0.01초)로 나누어 입력데이터로 사용하였다. 각 데이터는 standard scaling이 적용되었다.
- [0042] 모델의 하이퍼파라미터(hyperparameter) 설정에서 dropout 0.3을 적용하였다. 신경망의 모든 은닉층(hidden layer)을 256개의 노드로 구성하고 loss function 수렴을 위해 Adam optimizer을 사용하였다. 이때 learning rate decaying을 적용하여 수렴 속도를 조절하였다.
- [0043] 모든 가공 조건을 포함하는 데이터를 모델학습에 적용하고 절삭력 예측 결과를 가공조건별로 확인하였다. 그리고 제안하는 방법의 신경망 구조에서 residual과 bidirectional 요소만을 제거한 간단한 LSTM 모델과의 성능을 비교하고 분석하였다. 모델을 평가하기 위해 5-fold 교차검증을 시도하고 Root Mean Squared Error(RMSE) 지표를 통해 결과를 확인하였다.
- [0044] 도 6은 본 발명의 실시예에 따른 가공조건별 절삭력 예측 결과를 나타낸다. 도 6을 참조하면, RPM을 기준으로 서로 다른 가공 조건에 대한 결과를 RMSE 지표를 사용하여 제시한다. 행에서는 AP와 Feedrate 조건을 명시하고 열에서는 AE 조건을 명시하며 간단한 LSTM 모델과 제안하는 방법에 사용된 모델(PROP)에 대한 정보를 포함한다. 표 2을 기준으로 모든 가공조건에 대하여 평균 RMSE를 계산한 결과 PROP은 5.89, 간단한 LSTM 모델은 10.75이다. 그리고 표 3을 기준으로 PROP은 7.49, 간단한 LSTM 모델은 12.24로 PROP은 모든 가공조건에 대하여 간단한 LSTM보다 우수한 성능을 보인다.
- [0045] 본 발명의 다른 실시예인 가공공정 절삭력 예측 방법은 수집단계, 학습단계, 및 절삭력 추출단계를 포함할 수

있다.

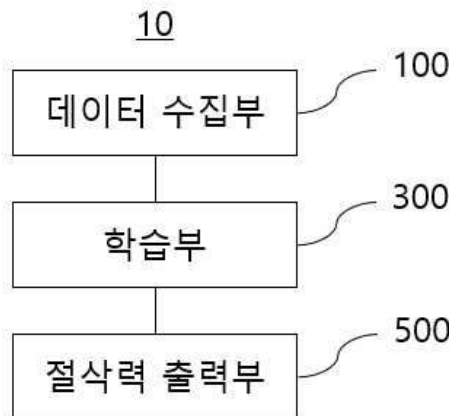
- [0046] 수집단계는 CNC 모듈과 센서를 실시간으로 모니터링하여 데이터를 획득할 수 있다. 수집단계는 전술한 데이터 수집부(100)에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0047] 학습단계는 CNC 모듈과 센서에서 수집한 데이터와 데이터 수집 시점의 공구의 절삭력을 데이터셋으로 하여 회귀 모델(regression model)을 학습시킬 수 있다. 학습단계는 전술한 학습부(300)에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0048] 절삭력 추출단계는 데이터 수집단계에서 획득된 특정 시점의 데이터 집합을 상기 학습부에서 학습된 회귀모델에 입력하여 특정 시점의 공구의 절삭력을 추출할 수 있다. 절삭력 추출단계는 전술한 절삭력 추출부(500)에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0049] 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

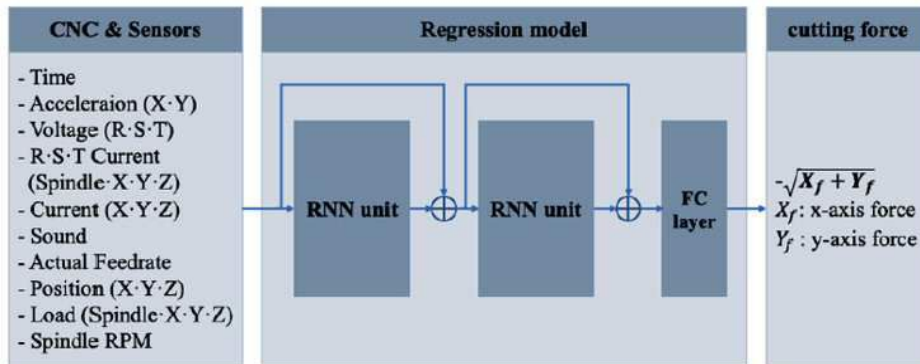
- [0051] 10 : 가공공정 절삭력 예측 시스템
100 : 데이터 수집부
300 : 학습부
500 : 절삭력 출력부

도면

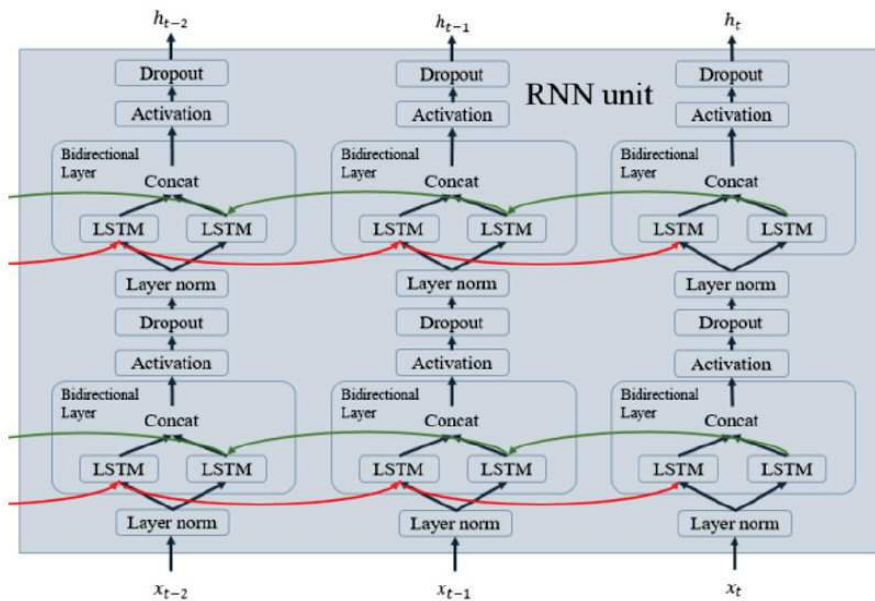
도면1



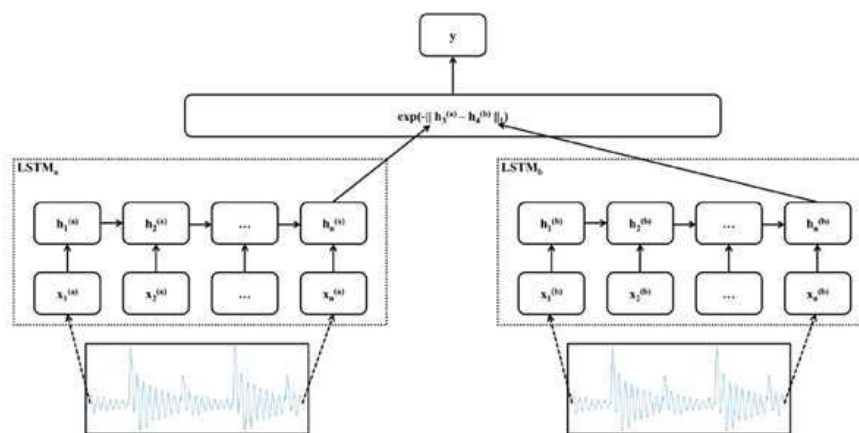
도면2



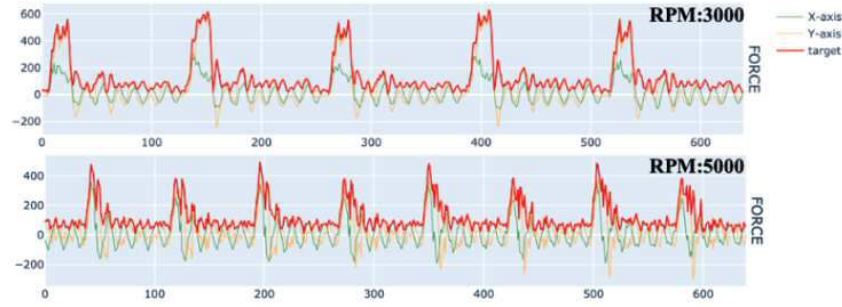
도면3



도면4



도면5



도면6

표 2 조건 RPM 3,000 에 대한 결과

AP	AE	Feedrate	LSTM	PROF	LSTM	PROF	LSTM	PROF	LSTM	PROF
1	300	8.351	3.803	7.242	3.845	7.381	3.696	8.015	4.302	
	350	7.177	3.821	6.428	3.898	7.35	3.83	7.836	4.536	
	400	6.968	3.547	6.874	4.174	7.959	3.959	7.625	4.96	
	450	8.92	4.032	7.183	4.121	7.777	3.997	8.998	4.787	
	500	7.281	3.695	8.506	4.135	8.356	4.091	8.994	5.135	
2.25	300	10.551	4.614	8.336	5.041	10.283	4.792	8.851	5.112	
	350	8.939	4.713	8.787	4.734	10.118	5.226	9.662	5.261	
	400	8.417	4.496	8.132	4.614	9.955	5.091	9.947	5.622	
	450	8.772	4.321	9.072	5.073	10.546	4.957	9.727	5.114	
	500	9.445	4.331	9.512	5.164	11.624	4.84	10.207	6.049	
3.5	300	10.235	5.682	9.249	5.405	11.235	5.691	10.117	5.734	
	350	10.569	8.603	9.809	5.725	10.438	5.695	11.3	6.465	
	400	9.821	5.586	9.885	5.493	11.371	5.794	11.393	6.764	
	450	10.07	5.04	10.816	5.876	11.829	6.141	11.363	6.15	
	500	9.616	5.056	11.227	5.082	13.529	6.113	12.489	6.489	
4.75	300	11.517	6.522	9.718	5.669	13.288	6.852	12.462	6.84	
	350	10.386	5.984	11.188	6.391	13.042	6.722	11.875	7.154	
	400	11.425	5.766	10.443	6.018	12.869	6.551	14.534	7.922	
	450	11.04	5.418	11.997	6.604	14.649	7.257	14.534	8.427	
	500	10.58	5.766	11.609	5.908	15.081	6.777	15.209	8.435	
6	300	13.257	8.607	12.001	7.738	13.298	7.855	15.326	9.267	
	350	12.625	7.948	11.068	6.609	13.739	8.056	14.314	8.665	
	400	11.754	6.777	11.408	6.587	13.858	8.193	14.478	9.225	
	450	12.567	6.929	11.868	7.197	14.359	8.468	14.339	9.291	
	500	13.421	6.911	11.278	6.848	14.874	8.373	14.821	9.132	
mean		10.156	5.4	9.756	5.518	11.552	5.961	11.537	6.674	

표 3 조건 RPM 5,000 에 대한 결과

AP	AE	Feedrate	LSTM	PROF	LSTM	PROF	LSTM	PROF	LSTM	PROF
1	300	7.803	4.155	7.367	4.068	7.597	4.381	7.919	4.61	
	350	7.118	4.141	6.554	3.773	7.089	4.625	8.543	4.675	
	400	7.927	4.225	6.64	3.929	8.376	4.291	9.251	4.851	
	450	8.191	4.359	6.947	3.787	8.685	4.675	9.772	5.197	
	500	8.407	4.205	8.11	4.261	9.208	4.874	10.202	5.599	
2.25	300	8.802	5.569	9.606	5.982	12.046	7.287	10.588	6.935	
	350	9.059	5.801	9.067	5.426	11.172	6.635	11.575	6.982	
	400	8.957	5.183	8.977	5.222	11.973	7.19	10.982	6.503	
	450	9.24	5.328	8.697	5.212	10.715	6.726	12.004	6.835	
	500	9.456	5.565	9.522	5.064	12.08	7.019	11.747	7	
3.5	300	13.352	8.126	14.228	8.128	15.466	8.876	15.503	9.254	
	350	12.082	7.21	12.394	7.239	14.082	8.97	15.237	9.014	
	400	12.038	7.36	11.656	6.848	14.833	9	14.242	8.461	
	450	11.892	7.062	11.684	7.224	15.003	8.941	14.576	8.405	
	500	12.123	7.108	11.382	6.617	14.705	9.648	14.475	8.578	
4.75	300	18.064	9.084	16.961	9.415	18.785	10.367	18.433	9.883	
	350	16.104	8.316	14.169	9.036	17.72	9.446	17.265	9.04	
	400	13.918	7.726	13.248	8.556	16.161	8.498	14.484	8.416	
	450	13.8	7.78	12.584	7.895	16.36	9.146	14.234	8.363	
	500	12.254	7.267	12.645	7.668	16.252	8.862	14.554	8.215	
6	300	23.54	10.67	24.261	12.135	24.825	11.975	23.037	13.192	
	350	19.505	9.075	19.257	10.242	21.174	11.262	19.597	10.36	
	400	16.58	8.398	17.258	9.515	19.33	10.095	17.4	10.461	
	450	14.504	7.868	16.995	8.61	18.16	10.055	16.747	10.55	
	500	14.279	8.363	15.995	8.699	17.132	9.756	16.831	11.056	
mean		12.364	6.778	12.249	6.982	14.393	8.112	13.952	8.097	