



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0085121
(43) 공개일자 2022년06월22일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16C 20/30 (2019.01) C22C 29/02 (2006.01)

G16C 20/60 (2019.01) G16C 20/70 (2019.01)

(52) CPC특허분류

G16C 20/30 (2019.02)

C22C 29/02 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2020-0174833

(22) 출원일자 2020년12월14일

심사청구일자 없음

(71) 출원인

세종대학교산학협력단

서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)

(72) 발명자

최택집

서울시 송파구 양재대로 1218, 올림픽선수촌아파트 136동 1602호

김기범

서울특별시 강남구 언주로130길 30, 102동 1102호 (논현동, 동양파라곤)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

김진동

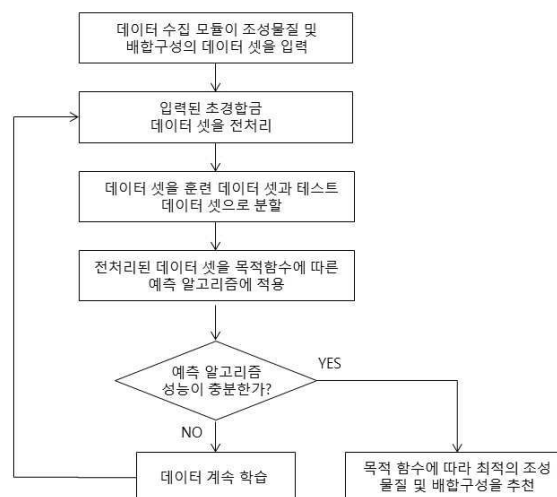
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 초경합금의 소재 및 코팅물질과 배합구성의 예측 데이터를 제공하는 예측모델 제공방법 및 시스템

(57) 요약

본 발명은 초경합금의 소재 및 코팅물질과 배합구성의 예측 데이터를 제공하는 예측모델 제공방법으로서, 하이엔트로피 카바이드(HEC) 및 하이엔트로피 바인더(HEB)를 포함하는 초경합금에 대하여 데이터 수집 모듈이 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 데이터 수집 단계; 전처리 모듈이 상기 입력된 초경합금 데이터 셋을 전처리 하는 전처리 단계; 예측 모듈이 상기 전처리된 데이터 셋을 목적함수에 따른 예측 알고리즘에 적용하는 예측 계산 단계; 및 최적화 모듈이 상기 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 찾는 최적 물질 추천 단계를 포함하여, 최적의 조성물질 및 배합구성을 찾아 최적 물질을 추천할 수 있고 이러한 빅데이터에 기반한 핵심 요소기술 후보군을 발굴하는 예측알고리즘을 통하여 내마모성, 내화학적이 반영된 고부가가치의 초경합금 코팅 융합기술을 도출하는 효과가 있다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류

G16C 20/60 (2019.02)

G16C 20/70 (2019.02)

(72) 발명자

이준봉

서울시 중랑구 봉화산로30길 15, 이화빌라 다동
302호

조아영

서울특별시 광진구 아차산로25길 74-8, 104호 (화
양동)

정민섭

서울시 노원구 동일로231다길 23, 현대4차아파트
401동 601호

김영순

서울특별시 광진구 동일로52길 3-4, 205호 (
군자동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711120583

과제번호 2020M3D1A210706

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 미래소재디스커버리지원(R&D)

연구과제명 인공지능 기반 인공표면층을 갖는 Hard nanocomposite coating 기술 개발

기 여 율 1/1

과제수행기관명 세종대학교 산학협력단

연구기간 2020.07.23 ~ 2021.01.22

명세서

청구범위

청구항 1

초경합금의 소재 및 코팅물질과 배합구성의 예측 데이터를 제공하는 예측모델 제공방법에 있어서,
 하이엔트로피 카바이드(HEC) 및 하이엔트로피 바인더(HEB)를 포함하는 초경합금에 대하여 데이터 수집 모듈이
 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 데이터 수집 단계;
 전처리 모듈이 상기 입력된 초경합금 데이터 셋을 전처리 하는 전처리 단계;
 예측 모듈이 상기 전처리된 데이터 셋을 목적함수에 따른 예측 알고리즘에 적용하는 예측 계산 단계; 및
 최적화 모듈이 상기 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 찾는
 최적 물질 추천 단계;
 를 포함하는 초경합금 예측모델의 제공방법

청구항 2

제1항에 있어서,
 상기 초경합금의 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 데이터 수집 단계는,
 하이엔트로피 카바이드(HEC) 및 하이엔트로피 바인더(HEB)를 포함하는 초경합금으로서 상기 하이엔트로피 바인
 더의 상은 면심입방구조(FCC) 또는 체심입방구조(BCC)인 초경합금의 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 수집
 하는 것을 특징으로 하는 초경합금 예측모델의 제공방법.

청구항 3

제1항에 있어서,
 상기 초경합금의 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 데이터 수집 단계는,
 초경합금의 모재에 코팅된 질화층 및 상기 질화층 위에 코팅된 산화층을 포함하는 코팅물질로서의 조성물질 및
 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 것을 특징으로 하는 초경합금 예측모델의 제공방법.

청구항 4

제3항에 있어서,
 상기 코팅된 산화층은 구조적 산화층 및 기능적 산화층을 포함하고, 상기 기능적 산화층은 1 이상의 층으로 구
 성되고, 상기 구조적 산화층과 기능적 산화층의 두께 비는 1:0.1~10인 것을 특징으로 하는 초경합금 예측모델의
 제공방법.

청구항 5

제4항에 있어서,
 상기 전처리 모듈이 상기 입력된 초경합금 데이터 셋을 전처리 하는 전처리 단계는,
 상기 전처리 모듈이 상기 데이터 셋을 훈련 데이터 셋과 테스트 데이터 셋으로 분할하는 단계를 더 포함하며,

상기 하이엔트로피 카바이드(HEC)는 Ti, Ta, Hf, Nb 또는 Zr을 포함하며, 상기 하이엔트로피 바인더(HEB)는 Fe, Cr, Ni 또는 Al을 포함하는 것을 특징으로 하는 초경합금 예측모델의 제공방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 최적화 모듈이 상기 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 찾는 최적 물질 추천 단계는,

상기 산화층에 알루미늄(Al), 하프늄(Hf), 지르코늄(Zr), 실리콘(Si), 바나듐(V), 비스무트(Bi), 이트륨(Y), 나이오븀(Nb), 아연(Zn), 크롬(Cr), 세륨(Ce) 및 티타늄(Ti)으로 이루어진 군에서 선택된 1종 이상의 원소 또는 이들의 화합물을 포함하는 것으로 추천하고,

상기 하이엔트로피 카바이드(HEC)는 HfTiTaZrNbC_5 이며, 하이엔트로피 바인더(HEB)는 FeCrNiAl을 추천하는 것을 특징으로 하는 초경합금 예측모델의 제공방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

예측 모듈이 상기 전처리된 데이터 셋을 목적함수에 따른 예측 알고리즘에 적용하는 예측 계산 단계는,

예측 모델 구성부가 상기 훈련 데이터 셋을 이용해 ANN(Artificial Neural Network)에 머신 러닝을 수행하여 상기 예측 모듈을 구성하는 예측 모델 구성 단계를 더 포함하며,

상기 예측 모델 구성부가 상기 훈련 데이터 셋을 다수의 예측 알고리즘에 적용하여 성능을 나타내는 결과값이 가장 좋은 알고리즘을 저장하여 상기 예측 모듈을 구성하는 것을 특징으로 하는 초경합금 예측모델의 제공방법.

청구항 8

초경합금의 소재 및 코팅물질과 배합구성의 예측 데이터를 제공하는 예측모델 시스템에 있어서,

하이엔트로피 카바이드(HEC) 및 하이엔트로피 바인더(HEB)를 포함하는 초경합금에 대하여 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 데이터 수집 모듈;

상기 입력된 초경합금 데이터 셋을 전처리 하는 전처리 모듈;

상기 전처리된 데이터 셋을 목적함수에 따른 예측 알고리즘에 적용하는 예측 모듈; 및

상기 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 찾아 최적 물질을 추천하는 최적화 모듈;

를 포함하는 초경합금 예측모델 시스템.

발명의 설명

기술 분야

본 발명은 초경합금의 소재 및 코팅물질과 배합구성의 예측 데이터를 제공하는 예측모델 제공방법으로서, 더욱 상세하게는 하이엔트로피 카바이드(HEC) 및 하이엔트로피 바인더(HEB)를 포함하는 초경합금에 대한 데이터 셋을 이용하여 최적화 모듈이 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 찾아 최적 물질을 추천하는 방법에 관한 것이다.

[0001]

배경 기술

- [0003] 금속 절삭 공구중 밀링머신(Milling Machine)에 사용하는 공구를 밀(Mill)이라고, 밀공구 끝부분(End)에 절삭날이 있는 공구를 엔드밀(Endmill)이라고 한다. JIS(Japanese Industrial Standard - 일본 공업 규격)에서는 엔드밀을 "외주면 및 단면에 절삭날이 있는 샹크 타입의 밀링커터 (Shank type milling cutter)의 총칭"이라고 부르고 있다.
- [0004] 엔드밀(Endmill)은 밀링머신에 장착하여, 회전시켜 외주의 절삭날을 이용하여 가공물의 측면을 깎고, 단면의 절삭날로 가공물의 윗면(평면, 홈)을 깎을 수 있는 밀링커터로서, 엔드밀은 밀링머신, 머시닝센터, 보링머신, 터닝센터 등 다양한 기계의 공용 절삭기계에 사용되며, 앞날 및 외주날을 이용하여, 홈깎기, 단깎기, 윤곽깎기, 곡면깎기, 구멍가공, 포켓가공, 모방가공등 다양한 가공에 사용된다.
- [0005] 엔드밀은 그 구조나 용도, 날의 모양등에 따라 여러가지로 분류되며, 재종으로는 고속도강(하이스강)이 많이 사용되고 있으나, 머시닝센터등의 보급으로 절삭 조건이 높아지면서 초경이나 코팅 재종도 많이 사용되어지고 있다.
- [0006] 절삭공구 또는 엔드밀은 일반적으로 피가공물의 재질보다 경도가 높고, 내마모성이 우수해야 하는 동시에 절삭 가공시 발생하는 기계적 충격에 견딜 수 있는 적절한 인성(toughness)을 가지고 있어야 한다.
- [0007] 이러한 요구사항을 만족하는 재질로서 초경합금, 써멧, 세라믹 등의 재질이 알려져 있는데, 이들 재질을 그대로 절삭공구로 하면 마모 등의 문제로 인하여 공구의 수명이 길지 않기 때문에 상기 초경합금, 써멧, 세라믹 등의 재질을 모재로 하여 여기에 코팅을 하여 절삭 공구로 사용한다.
- [0008] 예컨대, 공구의 수명 향상을 위하여, 상기 초경합금 등으로 된 모재보다 경도가 더 우수한 TiN, TiC, TiCN 등과 같은 비산화물계 세라믹 물질들을, CVD(화학적 기상증착) 또는 PVD(물리적 기상증착) 공법을 이용하여 상기 모재의 표면에 단층 또는 다층 코팅하는 등의 노력이 있어 왔다.
- [0009] 그러나 가공 속도가 높고 이로 인해 고온, 고압이 발생하는 조건에서의 절삭 가공의 경우, 상기와 같은 비산화물계 박막은 산소와 반응하여 산화되거나 또는 열 전달로 인하여 공구의 인선에 소성변형이 발생하는 문제점이 있다.
- [0010] 따라서, 내산화성이 향상되어 절삭 공구의 수명을 향상시키는 기술개발의 필요성이 있으며, 일 실시예로서 질화층 상에 산화층을 증착시킴으로써 절삭 공구의 내산화성을 향상시켜 절삭 공구의 수명을 향상시키거나, 질화층 및 산화층의 두께 비를 한정하여 절삭 공구의 수명을 향상시킬 수도 있으며, 산화층을 구조적 산화층 및 기능적 산화층으로 구성하고, 기능적 산화층 또는 구조적 산화층을 다층으로 구성하여 산화층에 다양한 기능을 부여하고, 산화층의 물성을 향상시킬 수 있는 방법을 찾을 수 있어야 한다.
- [0011] 이를 통해 산화층을 구성하는 구조적 산화층 및 기능적 산화층의 두께 비를 한정하여 산화층의 물성을 향상시켜 공구 수명을 향상시킬 수 있으며, 산화층을 구성하는 원소를 한정하여 산화층의 물성을 향상시켜 공구 수명을 향상시킬 수 있고, 모재 위에 산화층을 증착시킴으로써 절삭 공구의 내산화성을 향상시켜 절삭 공구의 수명을 향상시킬 수 있게 된다.
- [0012] 다만, 초경합금 소재 및 코팅 소재를 선별하기 위한 종래의 시행착오(trial & error)에 기반한 최적화 방법은 많은 시간과 인력 투입이 필요하다는 문제가 있으며, 아울러 수많은 소재 물질 데이터 및 배합구성 데이터를 수집 정리 응용할 수 있는 DB 구축도 필요하다.
- [0013] 따라서, 빅데이터로부터 핵심 요소기술 후보군의 발굴하고, 머신러닝(딥러닝)에 기반한 예측알고리즘을 통해 내마모성, 내화학성의 코팅 물성효율이 증가하는 초경합금의 소재 및 코팅의 후보물질과 배합구성에 대한 예측 데이터를 제공하는 인공지능 예측모델이 필요하다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0015] (특허문헌 0001) 한국등록특허 "분말 처리 기술에 의한 초경합금의 제조 방법(METHOD FOR FABRICATING HARD METAL USING POWDER PROCESS TECHNIQUE)" (제10-1754163호)

(특허문헌 0002) 한국공개특허 "절삭 공구(CUTTING TOOL)" (제10-2019-0124216호)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0016] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는, 초경합금의 소재 및 코팅물질과 배합구성의 예측 데이터를 제공하는 예측모델 제공방법으로서, 더욱 상세하게는 하이엔트로피 카바이드(HEC) 및 하이엔트로피 바인더(HEB)를 포함하는 초경합금에 대한 데이터 셋을 이용하여 최적화 모듈이 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 찾아 최적 물질을 추천하는 방법에 관한 것이다.
- [0017] 본 발명은, 공구가공-설계 노하우에 의존한 종래의 공구가공 생산기반 중심에서 빅데이터에 기반한 핵심 요소기술 후보군의 발굴하는 방식(데이터 표준화 및 데이터베이스 구축)으로 개선하며, 머신러닝/딥러닝 기반의 예측 알고리즘을 통해 내마모성, 내화학적성이 반영된 고부가가치의 융합기술을 창출하는 것을 목적으로 한다.
- [0018] 아울러, 코팅 물질효율이 증가하는 후보물질 및 배합구성에 대한 예측 데이터를 제공하고, 예측 알고리즘 모델에 구조적 재료와 기능적 재료의 배열 실험 데이터 결과값을 피드백하여 예측 알고리즘의 정확성을 고도화하는 것을 목적으로 한다.
- [0019] 나아가 초경소재 및 코팅의 절삭공구 이외에 예측모델이 적용가능한 어플리케이션으로 확장하여 범용 플랫폼으로 독립화하는 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

- [0021] 본 발명의 일 실시예에 따른 초경합금의 소재 및 코팅물질과 배합구성의 예측 데이터를 제공하는 예측모델 제공방법은, 하이엔트로피 카바이드(HEC) 및 하이엔트로피 바인더(HEB)를 포함하는 초경합금에 대하여 데이터 수집 모듈이 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 데이터 수집 단계; 전처리 모듈이 상기 입력된 초경합금 데이터 셋을 전처리 하는 전처리 단계; 예측 모듈이 상기 전처리된 데이터 셋을 목적함수에 따른 예측 알고리즘에 적용하는 예측 계산 단계; 및 최적화 모듈이 상기 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 찾는 최적 물질 추천 단계; 를 포함한다.
- [0022] 상기 초경합금의 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 데이터 수집 단계는, 하이엔트로피 카바이드(HEC) 및 하이엔트로피 바인더(HEB)를 포함하는 초경합금으로서 상기 하이엔트로피 바인더의 상은 면심입방구조(FCC) 또는 체심입방구조(BCC)인 초경합금의 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 수집하는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0023] 상기 초경합금의 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 데이터 수집 단계는, 초경합금의 모재에 코팅된 질화층 및 상기 질화층 위에 코팅된 산화층을 포함하는 코팅물질로서의 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0024] 상기 코팅된 산화층은 구조적 산화층 및 기능적 산화층을 포함하고, 상기 기능적 산화층은 1 이상의 층으로 구성되고, 상기 구조적 산화층과 기능적 산화층의 두께 비는 1:0.1~10인 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0025] 상기 전처리 모듈이 상기 입력된 초경합금 데이터 셋을 전처리 하는 전처리 단계는, 상기 전처리 모듈이 상기 데이터 셋을 훈련 데이터 셋과 테스트 데이터 셋으로 분할하는 단계를 더 포함하며, 상기 하이엔트로피 카바이드(HEC)는 Ti, Ta, Hf, Nb 또는 Zr을 포함하며, 상기 하이엔트로피 바인더(HEB)는 Fe, Cr, Ni 또는 Al을 포함할 수 있다.
- [0026] 상기 최적화 모듈이 상기 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 찾는 최적 물질 추천 단계는, 상기 산화층에 알루미늄(Al), 하프늄(Hf), 지르코늄(Zr), 실리콘(Si), 바나듐(V), 비스무트(Bi), 이트륨(Y), 나이오븀(Nb), 아연(Zn), 크롬(Cr), 세륨(Ce) 및 티타늄(Ti)으로 이루어진 군에서 선택된 1종 이상의 원소 또는 이들의 화합물을 포함하는 것으로 추천하고, 상기 하이엔트로피 카바이드(HEC)는 HfTiTaZrNbC_5 이며, 하이엔트로피 바인더(HEB)는 FeCrNiAl 을 추천하는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0027] 예측 모듈이 상기 전처리된 데이터 셋을 목적함수에 따른 예측 알고리즘에 적용하는 예측 계산 단계는, 예측 모

델 구성부가 상기 훈련 데이터 셋을 이용해 ANN(Artificial Neural Network)에 머신 러닝을 수행하여 상기 예측 모듈을 구성하는 예측 모델 구성 단계를 더 포함하며, 상기 예측 모델 구성부가 상기 훈련 데이터 셋을 다수의 예측 알고리즘에 적용하여 성능을 나타내는 결과값이 가장 좋은 알고리즘을 저장하여 상기 예측 모델을 구성하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0028] 한편, 본 발명의 다른 실시예에 따른 초경합금의 소재 및 코팅물질과 배합구성의 예측 데이터를 제공하는 예측 모델 시스템은 하이엔트로피 카바이드(HEC) 및 하이엔트로피 바인더(HEB)를 포함하는 초경합금에 대하여 조성 물질 및 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 데이터 수집 모듈; 상기 입력된 초경합금 데이터 셋을 전처리 하는 전처리 모듈; 상기 전처리된 데이터 셋을 목적함수에 따른 예측 알고리즘에 적용하는 예측 모듈; 및 상기 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 찾아 최적 물질을 추천하는 최적화 모듈;를 포함한다.

발명의 효과

[0030] 본 발명에 따르면 초경합금의 소재 및 코팅물질과 배합구성의 예측 데이터를 제공하는 인공지능 예측모델 제공 방법에 의해 하이엔트로피 카바이드(HEC) 및 하이엔트로피 바인더(HEB)를 포함하는 초경합금에 대한 데이터 셋을 이용한 최적화 모듈이 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 찾아 최적 물질을 추천할 수 있다.

[0031] 따라서, 빅데이터에 기반한 핵심 요소기술 후보군을 발굴하는 머신러닝/딥러닝에 의해 예측알고리즘을 동작시켜 내마모성, 내화학성이 반영된 고부가가치의 초경합금 코팅 융합기술을 도출할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0033] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 초경합금의 소재 및 코팅물질과 배합구성의 예측 데이터를 제공하는 예측모델 제공방법을 설명하는 플로우 차트이다.

도 2는 본 발명의 다른 실시예에 따른 초경합금의 소재 및 코팅물질과 배합구성의 예측 데이터를 제공하는 예측 모델 시스템을 나타내는 기능 블록도이다.

도 3은 본 발명의 예측 데이터를 제공하는 예측모델 제공방법을 설명하기 위한 개념적인 아키텍처를 나타내는 도면이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따라 최적화 모듈에서 최적 물질을 추천한 결과로서 질화층 위에 형성된 산화층을 나타낸 도면이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 최적화 모듈에서 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 추천한 결과로서 구조적 산화층 및 기능적 산화층을 포함하는 산화층을 나타낸 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0034] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되는 실시 예를 참조하면 명확해질 것이다.

[0035] 그러나, 본 발명은 이하에서 개시되는 실시 예로 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 것이다.

[0036] 또한, 본 명세서에서 본 실시 예는 본 발명의 개시가 완전하도록 하며, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이다. 그리고 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.

[0037] 따라서, 몇몇 실시 예에서, 잘 알려진 구성 요소, 잘 알려진 동작 및 잘 알려진 기술들은 본 발명이 모호하게 해석되는 것을 피하기 위하여 구체적으로 설명되지 않는다.

[0038] 또한, 명세서 전체에 걸쳐 동일 참조 부호는 동일 구성 요소를 지칭하고, 본 명세서에서 사용된(언급된) 용어들은

은 실시 예를 설명하기 위한 것이며 본 발명을 제한하고자 하는 것은 아니다.

- [0039] 본 명세서에서, 단수형은 문구에서 특별히 언급하지 않는 한 복수형도 포함하며, '포함(또는, 구비)한다'로 언급된 구성 요소 및 동작은 하나 이상의 다른 구성요소 및 동작의 존재 또는 추가를 배제하지 않는다.
- [0040] 다른 정의가 없다면, 본 명세서에서 사용되는 모든 용어(기술 및 과학적 용어를 포함)는 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 공통적으로 이해될 수 있는 의미로 사용될 수 있을 것이다.
- [0041] 또한, 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 용어들은 정의되어 있지 않은 한 이상적으로 또는 과도하게 해석되지 않는다.
- [0042] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 초경합금의 소재 및 코팅물질과 배합구성의 예측 데이터를 제공하는 예측모델 제공방법을 설명하는 플로우 차트이다.
- [0043] 도 1을 참조하면, 초경합금의 소재 및 코팅물질과 배합구성의 예측 데이터를 제공하는 예측모델 제공방법에 있어서, 하이엔트로피 카바이드(HEC) 및 하이엔트로피 바인더(HEB)를 포함하는 초경합금에 대하여 데이터 수집 모듈이 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 데이터 수집 단계; 전처리 모듈이 상기 입력된 초경합금 데이터 셋을 전처리 하는 전처리 단계; 예측 모듈이 상기 전처리된 데이터 셋을 목적함수에 따른 예측 알고리즘에 적용하는 예측 계산 단계; 및 최적화 모듈이 상기 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 찾는 최적 물질 추천 단계로 구성된다.
- [0044] 한편, 초경합금의 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 데이터 수집 단계는, 하이엔트로피 카바이드(HEC) 및 하이엔트로피 바인더(HEB)를 포함하는 초경합금으로서 상기 하이엔트로피 바인더의 상은 면심입방구조(FCC) 또는 체심입방구조(BCC)인 초경합금의 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 수집하는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0045] 아울러 초경합금의 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 데이터 수집 단계는, 초경합금의 모재에 코팅된 질화층 및 상기 질화층 위에 코팅된 산화층을 포함하는 코팅물질로서의 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0046] 이때 코팅된 산화층은 구조적 산화층 및 기능적 산화층을 포함하고, 상기 기능적 산화층은 1 이상의 층으로 구성되고, 상기 구조적 산화층과 기능적 산화층의 두께 비는 1:0.1~10가 될 수 있다.
- [0047] 한편, 전처리 모듈이 상기 입력된 초경합금 데이터 셋을 전처리 하는 전처리 단계는, 상기 전처리 모듈이 상기 데이터 셋을 훈련 데이터 셋과 테스트 데이터 셋으로 분할하는 단계를 더 포함하며, 하이엔트로피 카바이드(HEC)는 Ti, Ta, Hf, Nb 또는 Zr을 포함하며, 상기 하이엔트로피 바인더(HEB)는 Fe, Cr, Ni 또는 Al을 포함할 수 있다.
- [0048] 그리고 이와 같은 초경합금 예측모델의 제공방법의 결과로서 최적화 모듈이 상기 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 찾는 최적 물질 추천 단계는, 상기 산화층에 알루미늄(Al), hafnium(Hf), zirconium(Zr), 실리콘(Si), vanadium(V), bismuth(Bi), yttrium(Y), niobium(Nb), zinc(Zn), chromium(Cr), cerium(Ce) 및 titanium(Ti)으로 이루어진 군에서 선택된 1종 이상의 원소 또는 이들의 화합물을 포함하는 것으로 추천하고, 상기 하이엔트로피 카바이드(HEC)는 $HfTiTaZrNbC_5$ 이며, 하이엔트로피 바인더(HEB)는 FeCrNiAl을 추천할 수 있다.
- [0049] 아울러, 예측 모듈이 상기 전처리된 데이터 셋을 목적함수에 따른 예측 알고리즘에 적용하는 예측 계산 단계는, 예측 모델 구성부가 상기 훈련 데이터 셋을 이용해 ANN(Artificial Neural Network)에 머신 러닝을 수행하여 상기 예측 모듈을 구성하는 예측 모델 구성 단계를 더 포함하며, 예측 모델 구성부가 상기 훈련 데이터 셋을 다수의 예측 알고리즘에 적용하여 성능을 나타내는 결과값이 가장 좋은 알고리즘을 저장하여 상기 예측 모델을 구성할 수 있다.
- [0050] 만약 예측 알고리즘의 성능이 충분히 도출되지 않은 경우에는 계속해서 데이터 학습(machine learning)을 반복하도록 한다. 그렇게 반복된 프로세스를 거친 후에 최종적으로 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 찾아 최적 물질을 추천하게 된다.
- [0051] 도 2는 본 발명의 다른 실시예에 따른 초경합금의 소재 및 코팅물질과 배합구성의 예측 데이터를 제공하는 예측모델 시스템을 나타내는 기능 블록도이다.
- [0052] 도 2를 참조하면, 초경합금의 소재 및 코팅물질과 배합구성의 예측 데이터를 제공하는 예측모델 시스템은 하이

엔트로피 카바이드(HEC) 및 하이엔트로피 바인더(HEB)를 포함하는 초경합금에 대하여 조성물질 및 배합구성의 데이터 셋을 입력받는 데이터 수집 모듈; 상기 입력된 초경합금 데이터 셋을 전처리 하는 전처리 모듈; 상기 전처리된 데이터 셋을 목적함수에 따른 예측 알고리즘에 적용하는 예측 모듈; 및 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 찾아 최적 물질을 추천하는 최적화 모듈을 포함한다.

[0053] 알고리즘 예측 모듈은, 예측 모델 구성부(미도시)를 더 포함할 수 있으며, 상기 훈련 데이터 셋을 이용해 ANN(Artificial Neural Network)에 머신 러닝을 수행하여 예측 모듈을 구성할 수 있고, 예측 모델 구성부가 훈련 데이터 셋을 다수의 예측 알고리즘에 적용한 후 성능을 나타낸 결과값이 가장 좋은 알고리즘을 저장하여 상기 예측 모델을 최종적으로 구성할 수 있다.

[0054] 도 3은 본 발명의 예측 데이터를 제공하는 예측모델 제공방법을 설명하기 위한 개념적인 아키텍처를 나타내는 도면이다.

[0055] 도 3을 참조하면, 본 발명의 데이터 셋은 hard metal, cemented carbide, sintered metal, oxidatino, nitride, high entropy carbide, binder 등의 데이터로 구성될 수 있다.

[0056] 이와 같은 속성의 데이터 셋은 사전 처리, 정규화 및 물질/배합 자료 수집에 필요한 파생 필드를 계산하고 유지하는 프로세스에 제공될 수 있다.

[0057] 예측 모델 구성부(미도시)에서는 머신 러닝 분류기는 히스토그램 분석, 상관 계수 분석, 속성 우선순위화, 총 비용계산에 대해 선형 회귀, 벡터 회귀 분석, 나이브 베이시안을 적용하여 예측 모델을 구성할 수 있다.

[0058] 최적화 모듈은 모델 분석, 최적화 목적 함수, 제한(구속) 조건 모델링, 최적 물질 추천, 예측된 모델 유형, 예측 결과의 비교 등을 통해 최적 물질 및 배합구성을 계산하여, 결과값 등을 출력할 수 있다.

[0059] 이와 같은 출력 단계에서는 처리 단계에서 처리된 정보를 기반으로 물질 자료 수집을 하여, 특정 물질 및 배합 자료 수집에 따라 서로 다른 상관 패턴을 분석하고 찾을 수 있으며, 서로 다른 속성 간의 상관 관계는 다양할 수 있다.

[0060] 물질 및 배합 비율을 계산시에 도출되는 경도 및 인성값이 최대가 되어야 하며, 소요되는 나머지 비용 관련 파라미터들은 최소가 되어야 한다.

[0061] 또한, 사용 가능한 자원의 제한으로 인하여 허용 가능한 시간과 처리량의 차이를 고려해야 한다.

[0062] 목적 함수의 설계 변수는 하기의 수학식 1과 같으며, 함수에는 예측 모델(훈련 모델: M)과 제약 조건(제약: C)이 입력된다.

수학식 1

[0063]
$$X = [M, C]$$

[0064] 계산 허용 시간, 처리 데이터 용량, 최적 물질 추천값은 아래의 수학식 2와 같이 제약될 수 있다.

수학식 2

[0065]
$$C = [D_g, cGt]$$

[0066] 목적 함수는 수집된 데이터의 양 및 허용 시간과 알고리즘상의 예측 루트의 차이를 나타내는 함수이다.

[0067] 따라서, 시스템의 목적은 소요되는 컴퓨팅 파워 R(시간, 처리량)를 최소화하고, 소재물질 및 코팅물질의 데이터 수집량 W를 최대화하며, 하기의 수학식 3에서와 같이 최적 물질과 후보 물질 사이의 성능 차이값을 최소화하는 것이 목적이다.

수학식 3

[0068] $f(X) = \min R + \max W + \min(D_a - D_c)$

[0069] 예측 알고리즘은 최적의 모델을 계산하고 매개변수를 찾아 모델의 수학적 형식에 입력한다. 예를 들어, 모델이 선형회귀인 경우 하기의 수학식 4와 같이 구성될 수 있다.

수학식 4

[0070] $Y = wX + I$

[0071] w와 I가 선의 하이퍼 파라미터인 경우 모든 점이 그 선상에 있거나 아주 가까이 있는 경우의 선이 가장 적합하다고 간주된다. (예시: 모형훈련후 w = 2 및 I = 4).

[0072] 즉, 2X + 3의 함수가 되며 여기서 X는 입력값의 특징 세트이다. R과 W의 값을 고려하면 목적 함수는 다음의 수학식 5와 같이 구성될 수 있다.

수학식 5

[0073]
$$y = \min \left(\frac{\sum i \left(\frac{D}{2} \text{hav}^{-1}(\text{hav}(\text{lat}_{i+1} - \text{lat}_i) + \cos(\text{lat}_i) \cos(\text{lat}_{i+1}) \text{hav}(\text{long}_{i+1} - \text{long}_i)) \right)}{2X + 3} \right) (D_p - D_c)$$

[0074] 한편, 분모값은 최적의 성능 결과에 따라 변경될 수 있으며 일부 기록을 삭제하여도 최종 결과에 큰 영향을 미치지 않는다.

[0075] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따라 최적화 모듈에서 최적 물질을 추천한 결과로서 질화층 위에 형성된 산화층을 나타낸 도면이다.

[0076] 도 4를 참조하면, 본 발명의 최적 물질을 추천하는 예측모델 시스템에 따르면, 코팅된 절삭 공구(100)로서 모재(110); 상기 모재(110)에 코팅된 질화층(120); 및 상기 질화층(120) 위에 코팅된 산화층(130)을 포함한 물질, 배합구조를 추천할 수 있다.

[0077] 절삭 공구(100)는 티타늄 소재 등의 난삭재를 깎는 절삭 공구일 수 있고, 바람직하게는 엔드밀일 수 있다.

[0078] 이렇게 예측모델에 따라 추천된 구성의 모재(110)는 초경 합금, 서멧, 강 또는 고속도강일 수 있으며, 바람직하게는 초경 합금일 수 있다.

[0079] 질화층(120)은 상기 산화층(130)과의 결합을 통해 절삭 공구(100)의 수명을 향상시키기 위한 것으로, 상기 모재(110) 위에 증착되며, 상기 질화층(120)의 두께는 0.5~3μm일 수 있고, 상기 질화층(120)은 1 이상의 층으로 구성될 수 있다.

[0080] 또한, 상기 질화층(120)은 알루미늄(Al), 티타늄(Ti), 실리콘(Si), 크롬(Cr), 바나듐(V) 및 텅스텐(W)으로 이루어진 군에서 선택된 1종 이상의 원소 또는 이들의 화합물을 포함할 수 있으며, 바람직하게는 AlTiN, TiSiN, AlCrN 또는 ALNOVA(AlCrN 베이스에 V 또는 W 첨가)을 포함할 수 있으나, 이에 한정되지 않고, 상기 질화층의 물성을 향상시키기 위한 원소를 더 포함할 수 있다.

[0081] 예측모델에서 추천된 상기 산화층(130)은 상기 질화층(120) 위에 형성되고, 상기 질화층(120)과의 결합을 통해 절삭 공구(100)의 내산화성을 향상시켜 수명을 향상시킨다.

[0082] 상기 산화층(130)은 알루미늄(Al), 하프늄(Hf), 지르코늄(Zr), 실리콘(Si), 바나듐(V), 비스무트(Bi), 이트륨(Y), 나이오븀(Nb), 아연(Zn), 크롬(Cr), 세륨(Ce) 및 티타늄(Ti)으로 이루어진 군에서 선택된 1종 이상의 원소 또는 이들의 화합물을 포함할 수 있으나, 이에 한정되지 않고, 상기 산화층의 물성을 향상시키기 위한 원소를 더 포함할 수 있으며, 산화층의 두께는 0.05~5μm일 수 있다.

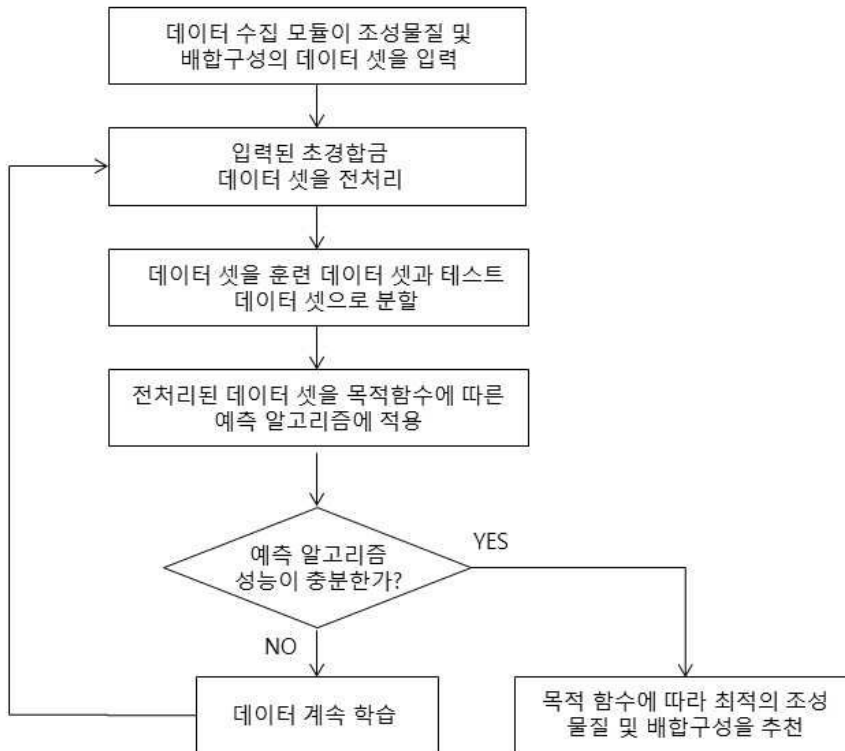
- [0083] 또한, 상기 질화층(120)과 산화층(130)의 두께 비는 1:0.1~10일 수 있으며, 상기 두께 비 내에서 절삭 공구(100)의 수명이 극대화될 수 있다.
- [0084] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 최적화 모듈에서 목적 함수에 따라 예측 모델과 제약 조건을 사용하여 최적의 조성물질 및 배합구성을 추천한 결과로서 구조적 산화층 및 기능적 산화층을 포함하는 산화층을 나타낸 도면이다.
- [0085] 본 발명의 추천 결과로서의 상기 산화층(130)은 구조적 산화층(132); 및 기능적 산화층(131);을 포함할 수 있고, 상기 구조적 산화층(132)의 두께는 0.1~3 μ m일 수 있고, 상기 기능적 산화층(131)의 두께는 0.05~2 μ m일 수 있다. 또한, 상기 산화층(130)은 산화질화층을 포함할 수 있다.
- [0086] 상기 구조적 산화층(132)은 코팅된 절삭 공구(100) 절삭 공구(100) 사용 시 이물질이 붙지 않고, 추가적인 산화가 진행되지 않도록 밴드갭(Bandgap)이 3eV 이상일 수 있으며, 고형성에너지(High formation energy), 높은 내산화성, 높은 경도 등의 물성을 나타낼 수 있으며, 다층 구조일 수 있다.
- [0087] 또한, 본 발명의 일 실시예에서 최적의 조성물질 및 배합구성을 추천한 결과로서 구조적 산화층(132)은 알루미늄(Al), 하프늄(Hf), 지르코늄(Zr) 및 실리콘(Si)으로 이루어진 군에서 선택된 1종 이상의 원소 또는 이들의 화합물을 포함할 수 있고, 바람직하게는 Al_2O_3 , HfO_2 , ZrO_2 또는 SiO_2 을 포함할 수 있으나, 이에 한정되지 않고, 상기 구조적 산화층(132)의 물성을 향상시키기 위한 원소를 더 포함할 수 있다.
- [0088] 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본 발명이 그 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 실시될 수 있다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 본 발명의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

부호의 설명

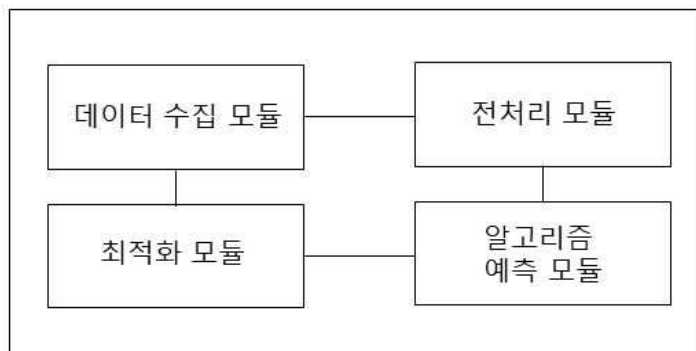
- | | | |
|--------|---------------|---------------|
| [0090] | 100 : 절삭 공구 | 110 : 모재 |
| | 120 : 질화층 | 130 : 산화층 |
| | 131 : 기능적 산화층 | 132 : 구조적 산화층 |

도면

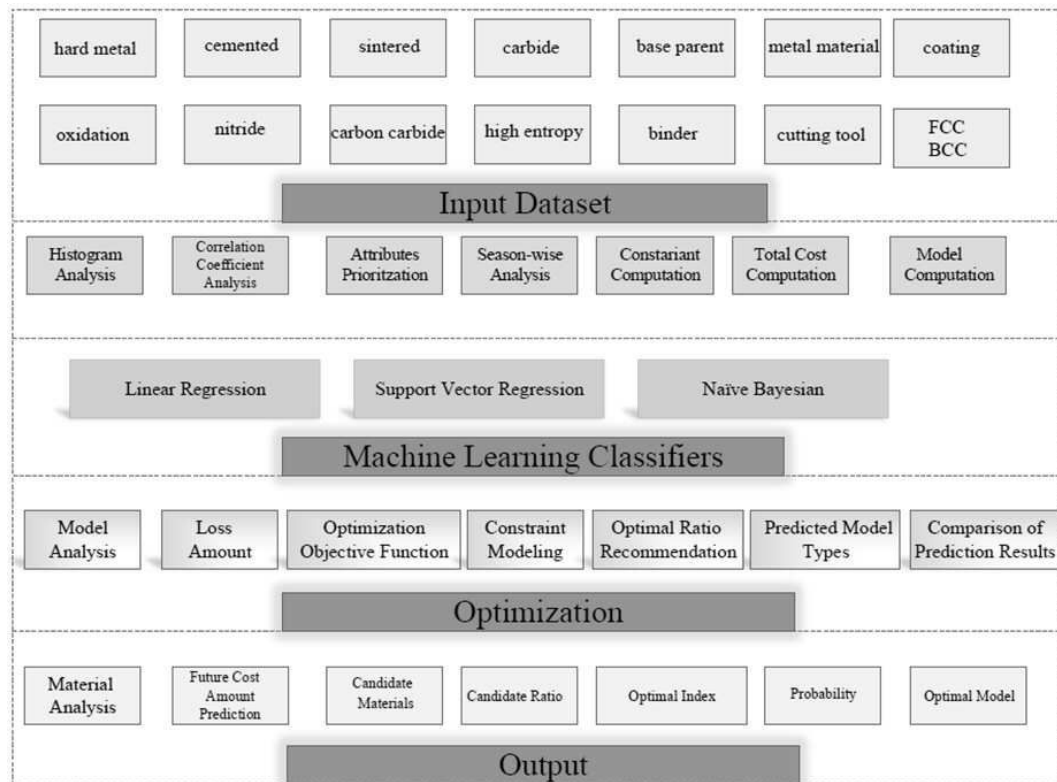
도면1



도면2

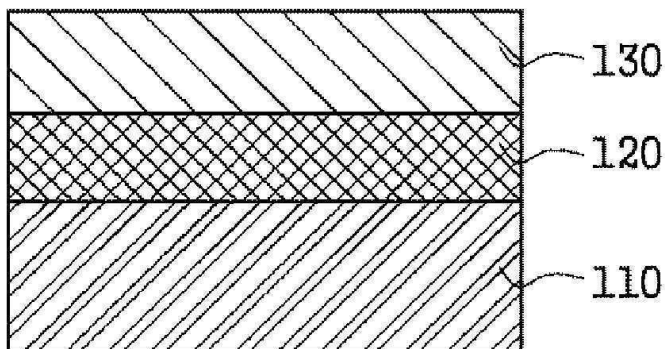


도면3



도면4

100



도면5

100

