

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2024-0036206
(43) 공개일자 2024년03월20일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06Q 10/04 (2023.01) G06N 20/00 (2019.01)
G06N 3/08 (2023.01) G06Q 10/06 (2012.01)
(52) CPC특허분류
G06Q 10/04 (2023.01)
G06N 20/00 (2021.08)
(21) 출원번호 10-2022-0114684
(22) 출원일자 2022년09월13일
심사청구일자 2022년09월13일

(71) 출원인
(주) 레오이노비전
서울특별시 금천구 디지털로9길 33, IT 미래타워
1905호 (가산동)
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암
동5가)
(72) 발명자
백원철
경기도 고양시 일산동구 위시티4로 80, 105-2503
김희진
경기도 수원시 영통구 영통로 290번길, 508-1603
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
김재욱

전체 청구항 수 : 총 8 항

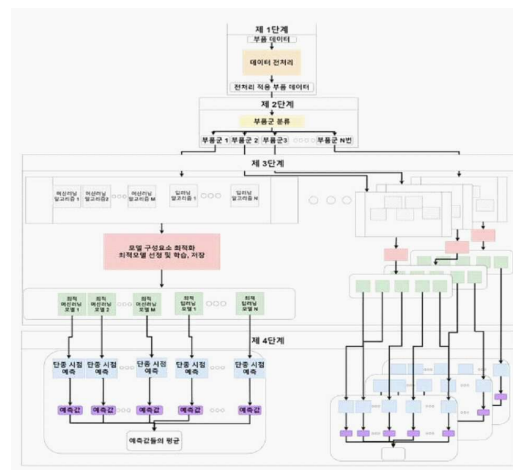
(54) 발명의 명칭 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법

(57) 요약

본 발명은 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 단종 부품에 대한 데이터인 부품의 출시 시점, 부품의 단종시점, 부품의 특징들을 가지고 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용하여 현재 단종되지 않은 부품들의 단종시점을 고

(뒷면에 계속)

대표도 - 도1



객의 수요만족과 기업의 비용감소를 위해 부품의 교체주기를 자동으로 예측함으로써, 예측의 정확도에 대한 안정성을 확보할 수 있고, 같은 종류의 부품이라도 시장의 수요 혹은 사용되는 요소 기술과 관련 기술의 발전으로 인하여 서로 다른 특징의 부품군으로 분류할 수 있으므로 비슷한 특징의 부품군을 자동으로 분류하여 한 종류의 부품 내 여러 부품군별로 여러 기계학습 알고리즘에 대한 최적화된 기계학습 모델을 생성 및 예측하여 줌으로써, 예측의 정확도 측면의 향상을 가져올 수 있으며, 다중 모델의 평균값을 예측 값으로 사용함으로써, 각 부품마다 예측 정확도가 안정적으로 유지되므로 부품 단종 기간의 예측 정확도 측면에서 안정성을 확보할 수 있고, 인공지능에 의한 자동 계산으로 인적 노력 없이 부품의 특징, 출시 시점, 단종시점에 대한 데이터만 있으면 현재 단종되지 않은 부품의 단종시점을 예측할 수 있는 효과가 있다.

(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2023.01)

G06Q 10/06315 (2013.01)

(72) 발명자

강지훈

경기도 광명시 철산로 57, 1324-1103

이희원

서울시 성동구 행당1길 24, 201

김홍중

서울특별시 강남구 선릉로 221, 407-2404

문정숙

서울특별시 강남구 압구정로 151, 116-1203

명세서

청구범위

청구항 1

분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법에 있어서,

부품의 특징 데이터를 기계학습에 적용하기 위해 숫자형이 아닌 데이터를 숫자형 데이터로 변환 및 데이터 정규화 과정을 포함하는 데이터 전처리하는 단계(a)와;

상기 전처리 과정을 거친 부품 데이터를 비슷한 특징을 가진 부품군으로 분류하는 단계(b)와;

상기 분류된 부품의 각 부품군마다 여러 기계학습 알고리즘에 대한 최적의 기계학습 모델을 생성 및 학습 저장하는 단계(c)와;

현재 단종되지 않은 부품의 각 데이터를 단계(b)에서 분류한 각 부품군 중 해당하는 부품군의 최적의 기계학습 모델로 예측하고 계산한 여러 종류의 모델들의 평균값을 현재 단종되지 않은 부품의 단종기간으로 예측하는 단계(d); 을 포함함을 특징으로 하는 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법.

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 단계(a)에서, 상기 데이터 전처리 과정을 위해 숫자형 데이터 이외의 데이터를 숫자형 데이터로 변환해 주기 위해 Label Encoder 모듈의 방법을 사용하는데, 상기 Label Encoder와 같이 숫자 데이터 이외의 문자 데이터에 알파벳순으로 오름차순의 숫자형 데이터를 할당하여 변환해주는 모듈인 것을 포함함을 특징으로 하는 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법.

청구항 3

제 1항에 있어서,

상기 단계(a)에서, 상기 데이터 전처리과정을 위해 데이터의 분포나 범위를 동일하게 조정해주는 과정을 처리해주는 Standard Scaler의 방법을 사용하며, 상기 Standard Scaler는 데이터의 평균이 0, 분산이 1이 되게 데이터를 표준정규분포로 환산하여서 데이터의 범위를 조정해주는 모듈인 것으로 데이터의 분포나 범위를 조정하는 기능을 포함함을 특징으로 하는 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법.

청구항 4

제 1항에 있어서,

상기 단계(b)에서, 상기 부품 데이터를 비슷한 특징을 가진 부품군으로 분류하는 과정으로 K-Means 클러스터링의 방법을 사용하며, K-Means클러스터링의 군집 개수가 증가하는데 비해 Decision Tree의 기계학습 알고리즘을 이용한 모델의 예측 오차 값의 변화율이 현저히 적어지는 특정 군집 개수를 최적 군집 개수로 지정하는 과정이 포함될 수 있는 것을 포함함을 특징으로 하는 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법.

청구항 5

제 1항에 있어서,

상기 단계(c)에서, 상기 기계학습 알고리즘으로 머신러닝 알고리즘에서는 Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosting의 알고리즘이 사용되고, 딥러닝 알고리즘에서는 Deep Neural Network, Recurrent NeuralNetwork의 알고리즘이 사용되는 것을 포함함을 특징으로 하는 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법.

청구항 6

제 1항에 있어서,

상기 단계(c)에서, 예측 값과 실제 값의 오차를 가장 작게 만드는 기계학습 알고리즘의 구성요소의 값들의 조합을 찾아 기계학습 모델을 구성해 나가는 기계학습 알고리즘 이용한 최적 모델 선정 과정을 위해 Grid Search 모듈이 사용되는데, 상기 Grid Search는 기계학습 알고리즘을 구성하는 다양한 요소들 중의 값에 변화를 주어 알고리즘의 정확도를 향상시키기 위해 알고리즘을 구성하는 요소들 중 사용자가 선택한 요소들이 가지는 값들의 경우의 수를 구하고 경우의 수마다 구성되는 기계학습 알고리즘을 이용한 모델의 예측 값과 실제 값의 오차를 비교하여 예측 값과 실제 값의 오차를 가장 작게 만드는 최적의 기계학습 알고리즘의 구성요소로 구성된 모델을 찾는 모듈인 것을 포함함을 특징으로 하는 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법.

청구항 7

제 1항에 있어서,

상기 단계(d)에서, 상기 기계학습 모델들의 예측 값들의 평균을 단종되지 않은 부품들의 단종기간으로 예측하는 수식은

$$Y_{hybrid} = \frac{1}{(M+N)} \left(\sum_{machine=1}^M Y_{machine} + \sum_{deep=1}^N Y_{deep} \right)$$

이고, 여기서, Y_{hybrid} 는 여러 종류의 기계학습 모델들의 예측 값들의 평균을 나타내고, $Y_{machine}$ 은 기계학습 알고리즘 중 머신러닝 알고리즘을 이용한 모델의 예측 값을 나타내며, Y_{deep} 은 기계학습 알고리즘 중 딥러닝 알고리즘을 이용한 모델의 예측 값을 나타내는 것이고, M개의 머신러닝 알고리즘을 이용한 모델과 N개의 딥러닝 알고리즘을 이용한 모델들의 각각의 예측 값이 존재한다고 했을 때, M개의 머신러닝 알고리즘을 이용한 모델들의 예측 값들의 합계와 N개의 딥러닝 알고리즘을 이용한 모델들의 예측 값들의 합계의 총합을 모델들의 총 개수인 M+N으로 나누어 평균값을 구하는 방식인 것을 포함함을 특징으로 하는 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법.

청구항 8

제 1항에 있어서,

상기 단계(d)에서, 단종되지 않은 부품 데이터에 대해 예측을 할 경우, 단종되지 않은 부품과 K-Means클러스터링의 방법으로 분류된 부품군의 각 중심점과의 거리를 계산하여 단종되지 않은 부품이 가장 가까운 중심점에 속하는 부품군이 학습된 기계학습 모델을 이용하여 단종기간 예측을 하며, 단종되지 않은 부품과 부품군의 각 중심점과 거리를 계산하는 방법으로 유클리드 거리의 계산 방식을 사용할 수 있는데, 한 가지 예로 두 점 사이의 거리를 구하는 공식은

$$d = \sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2 + \dots + (a_n - b_n)^2}$$

이고, 여기서, d는 단종되지 않은 부품 a와 부품군의 중심점 데이터 b의 거리인 것을 포함함을 특징으로 하는 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법.

발명의 설명

기술 분야

본 발명은 단종 부품에 대한 데이터인 부품의 출시 시점, 부품의 단종시점, 부품의 특징들을 가지고 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용하여 현재 단종되지 않은 부품들의 단종시점을 고객의 수요만족과 기업의 비용감소를 위해 부품의 교체주기를 자동으로 예측함으로써, 예측의 정확도에 대한 안정성을 확보할 수 있고, 같은 종류의 부품이라도 시장의 수요 혹은 사용되는 요소 기술과 관련 기술의 발전으로 인하여 서로 다른 특징의 부품군으로 분류할 수 있으므로 비슷한 특징의 부품군을 자동으로 분류하여 한 종류의 부품 내 여러 부품군별로 여러 기계학습 알고리즘에 대한 최적화된 기계학습 모델을 생성 및 예측하여 줌으로써, 예측의 정확도

[0001]

측면의 향상을 가져올 수 있으며, 다중 모델의 평균값을 예측 값으로 사용함으로써, 각 부품마다 예측 정확도가 안정적으로 유지되므로 부품 단종시점의 예측 정확도 측면에서 안정성을 확보할 수 있고, 인공지능에 의한 자동 계산으로 인적 노력 없이 부품의 특징, 출시 시점, 단종시점에 대한 데이터만 있으면 현재 단종되지 않은 부품의 단종기간을 예측할 수 있는 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법에 관한 기술이다.

배경 기술

- [0002] 부품의 단종시점의 예측은 현재 단종되지 않은 부품이 미래의 언제 시점에 단종되게 될 지를 예측하는 것을 말하는 것이다.
- [0003] 부품의 단종시점의 예측은 기업의 측면에서 보면, 고객의 수요만족과 부품의 재고관리 및 성능 저하를 방지하기 위해 많은 비용을 투자하고 있는 것이 현재의 상황이다.
- [0004] 빠른 기술적 발전으로 인해 부품의 수명주기가 점점 짧아지고 있고, 이로 인해 부품의 단종시점에 맞춰 부품을 교체하는 것이 더욱 중요해졌다.
- [0005] 그런데, 기존의 부품 단종시점의 예측은 부품 데이터 기반으로 제작된 수학 통계적 모델을 이용한 방법으로 진행되어 왔지만, 이는 현업에서 수학 통계적 모델을 부품업체 및 제조업체에 수천가지의 다른 종류의 부품들에 일일이 빠르게 적용하는 데에는 비효율적이고 굉장히 복잡한 방법이었다.
- [0006] 그래서 이를 해결하기 위해 나온 기계학습, 딥러닝을 활용한 부품의 단종 예측 방법들은 학습이 잘 이루어진 한 모델을 가지고 예측하는 방법이었다.
- [0007] 하지만 자동차, 핸드폰, 가전제품 등 분야에 따라 적게는 수백 많게는 수 천 개의 부품 종류가 존재하기 때문에 한 모델을 가지고 계속 예측을 하면 부품에 따라 예측 정확도의 편차가 커서 예측 정확도의 안정성 측면에서 많은 문제점이 있었다.
- [0008] 그러므로 단종 부품에 대한 데이터인 부품의 출시 시점, 부품의 단종시점, 부품의 특징들을 가지고 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용하여 현재 단종되지 않은 부품들의 단종시점을 고객의 수요만족과 기업의 비용감소를 위해 부품의 교체주기를 자동으로 예측하므로 예측의 정확도에 대한 안정성을 확보할 수 있고, 같은 종류의 부품이라도 시장의 수요 혹은 사용되는 요소 기술과 관련 기술의 발전으로 인하여 서로 다른 특징의 부품군으로 분류할 수 있으므로 비슷한 특징의 부품군을 자동으로 분류하여 한 종류의 부품 내 여러 부품군별로 여러 기계학습 알고리즘에 대한 최적화된 기계학습 모델을 생성 및 예측하여 주므로 예측의 정확도 측면의 향상을 가져올 수 있는 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법의 개발이 절실히 요구되고 있는 실정이다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0009] (특허문헌 0001) KR 10-2021-0137412(2021. 11. 17)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0010] 따라서 본 발명은 상기와 같은 문제점을 해결하기 위하여 착상된 것으로서, 단종 부품에 대한 데이터인 부품의 출시 시점, 부품의 단종시점, 부품의 특징들을 가지고 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용하여 현재 단종되지 않은 부품들의 단종시점을 고객의 수요만족과 기업의 비용감소를 위해 부품의 교체주기를 자동으로 예측함으로써, 예측의 정확도에 대한 안정성을 확보할 수 있는 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.
- [0011] 본 발명의 다른 목적은 같은 종류의 부품이라도 시장의 수요 혹은 사용되는 요소 기술과 관련 기술의 발전으로 인하여 서로 다른 특징의 부품군으로 분류할 수 있으므로 비슷한 특징의 부품군을 자동으로 분류하여 한 종류의 부품 내 여러 부품군별로 여러 기계학습 알고리즘에 대한 최적화된 기계학습 모델을 생성 및 예측하여

증으로써, 예측의 정확도 측면의 향상을 가져올 수 있는 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법을 제공하는데 있다.

[0012] 본 발명의 다른 목적은 다중 모델의 평균값을 예측 값으로 사용함으로써, 각 부품마다 예측 정확도가 안정적으로 유지되므로 부품 단종 기간의 예측 정확도 측면에서 안정성을 확보할 수 있는 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법을 제공하는데 있다.

[0013] 본 발명의 다른 목적은 인공지능에 의한 자동 계산으로 인적 노력 없이 부품의 특징, 출시 시점, 단종시점에 대한 데이터만 있으면 현재 단종되지 않은 부품의 단종기간을 예측할 수 있는 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법을 제공하는데 있다.

과제의 해결 수단

[0014] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 바람직한 일실시예에 따른 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법은 부품의 특징 데이터를 기계학습에 적용하기 위해 숫자형이 아닌 데이터를 숫자형 데이터로 변환 및 데이터 정규화 과정을 포함하는 데이터 전처리하는 단계(a)와; 상기 전처리 과정을 거친 부품 데이터를 비슷한 특징을 가진 부품군으로 분류하는 단계(b)와; 상기 분류된 부품의 각 부품군마다 여러 기계학습 알고리즘에 대한 최적의 기계학습 모델을 생성 및 학습 저장하는 단계(c)와; 현재 단종되지 않은 부품의 각 데이터를 단계(b)에서 분류한 각 부품군 중 해당하는 부품군의 최적의 기계학습 모델로 예측하고 계산한 여러 종류의 모델들의 평균값을 현재 단종되지 않은 부품의 단종기간으로 예측하는 단계(d); 을 포함함을 특징으로 한다.

[0015] 상기 본 발명에 있어서, 상기 단계(a)에서, 상기 데이터 전처리 과정을 위해 숫자형 데이터 이외의 데이터를 숫자형 데이터로 변환해주기 위해 Label Encoder 모듈의 방법을 사용하는데, 상기 Label Encoder와 같이, 숫자 데이터 이외의 문자 데이터에 알파벳순으로 오름차순의 숫자형 데이터를 할당하여 변환해주는 모듈인 것을 포함함을 특징으로 한다.

[0016] 상기 본 발명에 있어서, 상기 단계(a)에서, 상기 데이터 전처리과정을 위 해 데이터의 분포나 범위를 동일하게 조정해주는 과정을 처리해주는 Standard Scaler의 방법을 사용하며, 상기 Standard Scaler는 데이터의 평균이 0, 분산이 1이 되게 데이터를 표준정규분포로 환산하여서 데이터의 범위를 조정해주는 모듈인 것으로 데이터의 분포나 범위를 조정하는 기능을 포함함을 특징으로 한다.

[0017] 상기 본 발명에 있어서, 상기 단계(b)에서, 상기 부품 데이터를 비슷한 특징을 가진 부품군으로 분류하는 과정으로 K-Means 클러스터링의 방법을 사용하며, K-Means클러스터링의 군집 개수가 증가하는데 비해 Decision Tree의 기계학습 알고리즘을 이용한 모델의 예측 오차 값의 변화율이 현저히 적어지는 특정 군집 개수를 최적 군집 개수로 지정하는 과정이 포함될 수 있는 것을 포함함을 특징으로 한다.

[0018] 상기 본 발명에 있어서, 상기 단계(c)에서, 상기 기계학습 알고리즘으로 머신러닝 알고리즘에서는 Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosting의 알고리즘이 사용되고, 딥러닝 알고리즘에서는 Deep Neural Network, Recurrent Nerual Netwrok의 알고리즘이 사용되는 것을 포함함을 특징으로 한다.

[0019] 상기 본 발명에 있어서, 상기 단계(c)에서, 예측 값과 실제 값의 오차를 가장 작게 만드는 기계학습 알고리즘의 구성요소의 값들의 조합을 찾아 기계학습 모델을 구성해 나가는 기계학습 알고리즘 이용한 최적 모델 선정 과정을 위해 Grid Search 모듈이 사용되는데, 상기 Grid Search는 알고리즘의 정확도를 향상시키기 위해 알고리즘을 구성하는 요소들 중 사용자가 선택한 요소들이 가지는 값들의 경우의 수를 구하고 경우의 수마다 구성되는 기계학습 알고리즘을 이용한 모델의 예측 값과 실제 값의 오차를 비교하여 예측 값과 실제 값의 오차를 가장 작게 만드는 최적의 기계학습 알고리즘의 구성요소로 구성된 모델을 찾는 모듈인 것을 포함함을 특징으로 한다.

[0020] 상기 본 발명에 있어서, 상기 단계(d)에서, 상기 기계학습 모델들의 예측 값들의 평균을 단종되지 않은 부품들의 단종기간으로 예측하는 수식은

$$Y_{hybrid} = \frac{1}{(M+N)} \left(\sum_{machine=1}^M Y_{machine} + \sum_{deep=1}^N Y_{deep} \right)$$

[0021]

[0022] 이고, 여기서, Y_{hybrid} 는 여러 종류의 기계학습 모델들의 예측 값들의 평균을 나타내고, $Y_{machine}$ 은 기계학습 알고리즘 중 머신러닝 알고리즘을 이용한 모델의 예측 값을 나타내며, Y_{deep} 은 기계학습 알고리즘 중 딥러닝 알고리즘

즘을 이용한 모델의 예측 값을 나타내는 것이고, M개의 머신러닝 알고리즘을 이용한 모델과 N개의 딥러닝 알고리즘을 이용한 모델들의 각각의 예측 값이 존재한다고 했을 때, M개의 머신러닝 알고리즘을 이용한 모델들의 예측 값들의 합계와 N개의 딥러닝 알고리즘을 이용한 모델들의 예측 값들의 합계의 총합을 모델들의 총 개수인 M+N으로 나누어 평균값을 구하는 방식인 것을 포함함을 특징으로 한다.

[0023] 상기 본 발명에 있어서, 상기 단계(d)에서, 단종되지 않은 부품 데이터에 대해 예측을 할 경우, 단종되지 않은 부품과 K-Means클러스터링의 방법으로 분류된 부품군의 각 중심점과의 거리를 계산하여 단종되지 않은 부품이 가장 가까운 중심점에 속하는 부품군이 학습된 기계학습 모델을 이용하여 단종기간 예측을 하며, 단종되지 않은 부품과 부품군의 각 중심점과 거리를 계산하는 방법으로 유클리드 거리의 계산 방식을 사용할 수 있는데, 한 가지 예로 두 점 사이의 거리를 구하는 공식은

$$d = \sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2 + \dots + (a_n - b_n)^2}$$

[0025] 이고, 여기서, d는 단종되지 않은 부품 a와 부품군의 중심점 데이터 b의 거리인 것을 포함함을 특징으로 한다.

발명의 효과

[0026] 상술한 바와 같이, 본 발명인 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법은 다음과 같은 효과를 가진다.

[0027] 첫째, 본 발명은 단종 부품에 대한 데이터인 부품의 출시 시점, 부품의 단종시점, 부품의 특징들을 가지고 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용하여 현재 단종되지 않은 부품들의 단종시점을 고객의 수요 만족과 기업의 비용감소를 위해 부품의 교체주기를 자동으로 예측함으로써, 예측의 정확도에 대한 안정성을 확보할 수 있다.

[0028] 둘째, 본 발명은 같은 종류의 부품이라도 시장의 수요 혹은 사용되는 요소 기술과 관련 기술의 발전으로 인하여 서로 다른 특징의 부품군으로 분류할 수 있으므로 비슷한 특징의 부품군을 자동으로 분류하여 한 종류의 부품 내 여러 부품군별로 여러 기계학습 알고리즘에 대한 최적화된 기계학습 모델을 생성 및 예측하여 줌으로써, 예측의 정확도 측면의 향상을 가져올 수 있다.

[0029] 셋째, 본 발명은 다중 모델의 평균값을 예측 값으로 사용함으로써, 각 부품마다 예측 정확도가 안정적으로 유지되므로 부품 단종시점의 예측 정확도 측면에서 안정성을 확보할 수 있다.

[0030] 넷째, 본 발명은 인공지능에 의한 자동 계산으로 인적 노력 없이 부품의 특징, 출시 시점, 단종시점에 대한 데이터만 있으면 현재 단종되지 않은 부품의 단종기간을 예측할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0031] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 이용한 부품 단종시점 예측 방법을 설명하는 흐름도.

도 2는 상기 도 1의 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘의 의사코드를 나타내는 도면.

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 기계학습 알고리즘들의 구성요소 최적화로 최적 모델 찾기 위해 고려한 알고리즘의 구성요소 참고도.

도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 부품 단종기간 예측방법에 분류방법과 다중회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘의 도입 유무에 따른 MRE 오차를 나타낸 도면.

도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 부품 단종기간 예측방법에 분류방법과 다중회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘의 도입 유무에 따른 RMSRE 오차를 나타낸 도면.

도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 부품 단종기간 예측방법에 분류방법과 다중회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘의 도입의 유무에 따른 예측 오차의 신뢰구간 범위를 나타낸 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0032] 이하 첨부된 도면과 함께 본 발명의 바람직한 실시예를 살펴보면 다음과 같은데, 본 발명을 설명함에 있어서 관련된 공지기술 또는 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명은 생략할 것이며, 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서

이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있으므로, 그 정의는 본 발명인 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측 방법을 설명하는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다.

- [0033] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 일실시예에 따른 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점 예측하는 방법을 상세하게 설명한다.
- [0034] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 이용한 부품 단종시점 예측 방법을 설명하는 흐름도이고, 도 2는 상기 도 1의 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘의 의사코드를 나타내는 도면이며, 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 기계학습 알고리즘들의 구성요소 최적화로 최적 모델 찾기 위해 고려한 알고리즘의 구성요소 참고도이다.
- [0035] 도 1에 도시한 바와 같이, 본 발명인 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 이용한 부품 단종시점 예측 방법은 부품의 특징 데이터를 기계학습에 적용하기 위해 숫자형이 아닌 데이터를 숫자형 데이터로 변환 및 데이터 정규화 과정을 포함하는 데이터 전처리하는 단계(a)와; 상기 전처리 과정을 거친 부품 데이터를 비슷한 특징을 가진 부품군으로 분류하는 단계(b)와; 상기 분류된 부품의 각 부품군마다 여러 기계학습 알고리즘에 대한 최적의 기계학습 모델을 생성 및 학습 저장하는 단계(c)와; 현재 단종되지 않은 부품의 각 데이터를 단계(b)에서 분류한 각 부품군 중 해당하는 부품군의 최적의 기계학습 모델로 예측하고 계산한 여러 종류의 모델들의 평균값을 현재 단종되지 않은 부품의 단종기간으로 예측하는 단계(d); 을 구비한다.
- [0036] 상기 본 발명인 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 이용한 부품 단종시점 예측하는 방법을 구성하는 각 기술적 단계들의 기능을 설명하면 다음과 같다.
- [0037] 첫째로는, 부품의 특징 데이터를 기계학습에 적용하기 위해 숫자형이 아닌 데이터를 숫자형 데이터로 변환 및 데이터 정규화 과정을 포함하는 데이터 전처리하는 단계(a)로서, 상기 데이터 전처리 과정에는 기계학습 모델이 숫자형 데이터로 이루어진 데이터를 학습할 수 있기 때문에 숫자형 이외의 데이터를 숫자형으로 변환해주는 과정과, 기계학습 모델에서 학습하려는 데이터마다 숫자 크기가 천차만별로 다를 수 있고 이로 인해 다른 데이터보다 숫자가 큰 데이터에 의존하여 기계학습 모델이 학습될 수 있기 때문에 이를 해결하기 위해 데이터 분포나 범위를 동일하게 조정해주는 과정이 포함될 수 있는 것이다.
- [0038] 여기서, 상기 데이터 전처리 과정을 위해 숫자형 데이터 이외의 데이터를 숫자형 데이터로 변환해 주기 위해 Label Encoder 모듈을 사용하는데, 상기 Label Encoder는 숫자 데이터 이외의 문자 데이터에 알파벳순으로 오름차순의 숫자형 데이터를 할당하여 변환해주는 모듈인 것이고, 상기 데이터 전처리과정을 위해 데이터의 분포나 범위를 동일하게 조정해주는 과정을 처리해주는 Standard Scaler를 사용하며, 상기 Standard Scaler는 데이터의 평균이 0, 분산이 1이 되게 데이터를 표준정규분포로 환산하여서 데이터의 범위를 조정해주는 모듈인 것이다.
- [0039] 둘째로는, 상기 전처리 과정을 거친 부품 데이터를 비슷한 특징을 가진 부품군으로 분류하는 단계(b)로서, 상기 단계(b)의 과정은 부품군별로 세분화되어 학습된 기계학습 모델을 통해 단종기간 예측의 정확도를 높이기 위하여 필요할 수 있는 것이다.
- [0040] 여기서, 상기 부품 데이터를 비슷한 특징을 가진 부품군으로 분류하는 과정으로 K-Means 클러스터링을 사용하며, K-Means클러스터링의 군집 개수가 증가하는데 비해 기계학습 알고리즘 중 하나인 Decision Tree를 이용한 모델의 예측 오차 값의 변화율이 현저히 적어지는 특정 군집 개수를 최적 군집 개수로 지정하는 과정이 포함될 수 있는 것이며, 사용되는 K-Means클러스터링의 군집 개수는 예를 들어 부품 데이터가 100개라고 가정하였을 때, 군집개수가 3개일 경우 100개의 부품데이터가 3개의 부품군으로 분류되는 것이다.
- [0041] 또한, 군집 개수가 늘어날수록 부품군의 개수가 늘어나게 되고 부품군의 개수만큼 기계학습 모델로 학습을 하기 때문에 부품 데이터에 대한 학습시간이 증가하게 된다. 그래서 최적 군집 개수보다 군집 개수를 늘리더라도 예측 값과 실제 값의 오차 값의 변화율이 적다는 것은 학습시간에 비해 정확도를 높이는 데 비효율적이기 때문에 예측 오차 값의 변화율이 군집개수 증가하는데 비해 현저히 적어지는 특정 군집개수를 최적 군집개수로 지정하는 것이다.
- [0042] 셋째로는, 상기 분류된 부품의 각 부품군마다 여러 기계학습 알고리즘에 대한 최적의 기계학습 모델을 생성 및 학습 저장하는 단계(c)로서, 분류된 부품군별로 여러 종류의 기계학습 알고리즘을 선정하고 각 기계학습 알고리즘을 구성하는 다양한 요소들의 값의 경우의 수를 구하고 경우의 수 마다 구성 요소의 값 변화에 따라 구성되는 기계학습 알고리즘을 이용한 모델의 예측 값과 실제 값의 오차를 비교하여 예측 값과 실제 값의 오차를 가장 작게 만드는 기계학습 알고리즘의 구성요소의 값들의 조합을 찾아 오차를 가장 작게 만드는 최적의 기계학습 알고

리즘의 구성요소로 구성된 모델을 찾는 과정이 될 수 있는 것이다.

- [0043] 여기서, 상기 기계학습 알고리즘으로 머신러닝 알고리즘에서는 Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosting이 사용되고, 딥러닝 알고리즘에서는 Deep Neural Network, Recurrent Neural Network가 사용되는 것이다.
- [0044] 상기 Decision Tree는 의사결정나무 방식으로 불리는 머신러닝 알고리즘 중 하나로 학습 데이터가 가지는 특성들을 분석하고 이들 사이의 패턴을 파악하여 일련의 분류 규칙을 정하여 데이터가 규칙에 포함되는지 유무에 따라 데이터를 분류하여 예측 값을 찾아내는 알고리즘이다. 일련의 분류 규칙에 포함되는지 유무를 판단하는 방식은 스무고개 방식과 유사하다.
- [0045] 상기 Random Forest는 학습 데이터가 여러 개의 특징을 가지고 있다면 무작위로 특징을 여러 개로 나누어 여러 종류의 Decision Tree를 만들어 낸 후 각 Decision Tree들이 찾아낸 예측 값들 중 최빈값 또는 예측 값들의 평균값으로 예측 값을 찾아내는 알고리즘이다.
- [0046] 상기 Gradient Boosting은 처음에 간단한 형태의 Decision Tree 알고리즘을 이용한 모델로 찾아낸 예측 값과 실제 값의 오차를 구한 후 해당 오차를 찾아내는 새로운 간단한 기계학습 모델을 만든 다음에 처음에 만든 Decision Tree 알고리즘을 이용한 모델, 오차를 찾아내는 기계학습 모델을 이용해 새로운 오차를 찾아내는 모델을 만든다. 이런 식으로 오차를 찾아내는 모델을 반복하여 만들고 오차를 줄이도록 발전시키며 예측 값을 찾아내는 알고리즘이다.
- [0047] 상기 Deep Neural Network는 심층 신경망으로 불리는 딥러닝 알고리즘으로 데이터의 입력을 받는 입력층, 학습이 이루어지는 은닉층, 결과 값을 출력해주는 출력층으로 이루어져 있다.
- [0048] Deep Neural Network가 되기 위해서는 은닉층을 2개 이상 가지고 있어야 하고, 은닉층에서는 입력층에서 받은 데이터와 예측 목표 데이터를 연결지어 가중치를 계산하게 되며, Deep Neural Network는 각 은닉층에서 계산되는 가중치들을 통해 최종 출력층에서 예측 값을 찾아내는 알고리즘이다.
- [0049] 여기서 계산되는 가중치는 입력층에서 받은 데이터들 중 예측 목표 데이터와의 연관성을 통해 중요도가 높은 데이터에는 높은 가중치를 주고 중요도가 낮은 데이터에는 낮은 가중치를 주어 다음 계산에 중요도가 높은 데이터가 영향을 많이 주게 하는 것이다.
- [0050] 또한, 상기 Recurrent Neural Network는 순환신경망으로 불리는 딥러닝 알고리즘 중 하나로 데이터의 입력을 받는 입력층, 학습이 이루어지는 은닉층, 결과 값을 출력해주는 출력층으로 이루어져 있으며, 순환 신경망은 반복적이고 순차적인 데이터 학습에 특화된 알고리즘이다.
- [0051] 상기 Recurrent Neural Network에서는 이전 은닉층에서 계산된 가중치를 다음 은닉층에서 데이터를 학습하여 가중치를 계산할 때 사용하는 방식으로 이전 학습 결과와 현재 학습 결과간의 연관성을 이용하여 예측 값을 찾아내는 알고리즘이다.
- [0052] 여기서 계산되는 가중치는 입력층에서 받은 데이터들 중 예측 목표 데이터와의 연관성을 통해 중요도가 높은 데이터에는 높은 가중치를 주고 중요도가 낮은 데이터에는 낮은 가중치를 주어 다음 계산에 중요도가 높은 데이터가 영향을 많이 주게 하는 것이다.
- [0053] 또한, 도 2의 알고리즘에서, 예측 값과 실제 값의 오차를 가장 작게 만드는 기계학습 알고리즘의 구성요소의 값들의 조합을 찾아 기계학습 모델을 구성해 나가는 기계학습 알고리즘 이용한 최적 모델 선정 과정을 위해 Grid Search 모듈이 사용되는데, 상기 Grid Search는 알고리즘의 정확도를 향상시키기 위해 알고리즘을 구성하는 요소들 중 사용자가 선택한 요소들이 가지는 값들의 경우의 수를 구하고 경우의 수마다 구성되는 기계학습 알고리즘을 이용한 모델의 예측 값과 실제 값의 오차를 비교하여 예측 값과 실제 값의 오차를 가장 작게 만드는 최적의 기계학습 알고리즘의 구성요소로 구성된 모델을 찾는 모듈인 것이다.
- [0054] 넷째로는, 현재 단종되지 않은 부품의 각 데이터를 단계(b)에서 분류한 각 부품군 중 해당하는 부품군의 최적의 기계학습 모델로 예측하고 계산한 모델들의 평균값을 현재 단종되지 않은 부품의 단종기간으로 예측하는 단계(d)이다.

[0055] 여기서, 상기 기계학습 모델들의 예측 값들의 평균을 단종되지 않은 부품들의 단종기간으로 예측하는 수식은

$$y_{hybrid} = \frac{1}{(M+N)} \left(\sum_{machine=1}^M y_{machine} + \sum_{deep=1}^N y_{deep} \right)$$

[0056]

[0057] 이고, 여기서, y_{hybrid} 는 여러 종류의 기계학습 모델들의 예측 값들의 평균을 나타내고, $y_{machine}$ 은 기계학습 알고리즘 중 머신러닝 알고리즘을 이용한 모델의 예측 값을 나타내며, y_{deep} 은 기계학습 알고리즘 중 딥러닝 알고리즘을 이용한 모델의 예측 값을 나타내는 것이고, M개의 머신러닝 알고리즘을 이용한 모델과 N개의 딥러닝 알고리즘을 이용한 모델들의 각각의 예측 값이 존재한다고 했을 때, M개의 머신러닝 알고리즘을 이용한 모델들의 예측 값들의 합계와 N개의 딥러닝 알고리즘을 이용한 모델들의 예측 값들의 합계의 총합을 모델들의 총 개수인 M+N으로 나누어 평균값을 구하는 방식인 것이다.

[0058] 도 2는 상기 도 1의 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘의 의사코드를 나타내는 도면으로서, 도 2의 알고리즘은 부품 정보 데이터를 받아서 부품 단종기간을 예측할 수 있고, 부품 정보 데이터를 받게 되면 부품 정보 데이터 중 숫자형 데이터가 아닌 데이터를 기계학습 모델에 학습시키기 위해 숫자형 데이터로 변환할 수 있으며, 부품 정보 데이터 중 부품의 특징에 해당하는 데이터를 학습 데이터로 정의할 수 있고, 부품 정보 데이터 중 단종된 부품 데이터들의 단종까지 걸린 기간을 계산하여 예측 목표 데이터로 정의할 수 있으며, 부품 정보 데이터를 부품군으로 분류하기 위해 K-Means 클러스터링 알고리즘을 사용할 수 있는 것이다.

[0059] 또한, 도 2의 알고리즘에서, DecisionTree를 DT, RandomForest를 RF, Gradient Boosting을 GB라고 지칭할 수 있으며, 단종되지 않은 부품 데이터에 대해 예측을 할 경우, 단종되지 않은 부품과 K-Means클러스터링으로 분류된 부품군의 각 중심점과의 거리를 계산하여 단종되지 않은 부품이 가장 가까운 중심점에 속하는 부품군이 학습된 기계학습 모델을 이용하여 단종기간 예측을 하며, 단종되지 않은 부품과 부품군의 각 중심점과 거리를 계산하는 유클리드 거리 계산 방식에서 두 점 사이의 거리를 구하는 공식은

$$d = \sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2 + \dots + (a_n - b_n)^2}$$

[0060]

[0061] 이고, 여기서, d는 단종되지 않은 부품 a와 부품군의 중심점 데이터 b의 거리인 것이다.

[0062] 예를 들어, 단종되지 않은 부품 a와 부품군의 중심점 데이터 b에 2가지의 특징이 존재한다고 했을 때, 단종되지 않은 부품 a와 부품군의 중심점 데이터 b의 거리는 아래와 같이 계산된다.

$$d = \sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2}$$

[0063]

[0064] 도 2의 알고리즘에서 단종되지 않은 부품의 데이터의 예측값을 찾는 방법으로 Hybrid를 사용하는데 Hybrid는 단종되지 않은 부품과 K-Means클러스터링으로 분류된 부품군의 각 중심점과의 유클리드 거리를 계산하여 단종되지 않은 부품이 가장 가까운 중심점에 속하는 부품군이 학습된 여러 종류의 기계학습 모델을 이용하여 예측된 단종기간의 값들의 평균을 내어 단종시점으로 예측하는 방식이다.

[0065] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 부품 단종기간 예측방법에 분류방법과 다중회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘의 도입 유무에 따른 MRE 오차를 나타낸 도면이며, 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 부품 단종기간 예측방법에 분류방법과 다중회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘의 도입 유무에 따른 RMSRE 오차를 나타낸 도면이고, 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 부품 단종기간 예측방법에 분류방법과 다중회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘의 도입의 유무에 따른 예측 오차의 신뢰구간 범위를 나타낸 도면이다.

[0066] 도 4 내지 도 6에 도시한 바에서, 본 발명인 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종 기간 예측방법을 Hybrid라고 지칭한다.

[0067] 도 4와 도 5에서, 본 발명인 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종 기간 예측방법의 예측정확도를 평가하기 위해 사용된 Statistic은 본 발명인 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종기간 예측 방법의 예측 정확도를 평가하기 위해 사용한 방법으로 이미 단종된 부품들의 단종기간의 평균을 예측 값으로 사용할 시 실제 값과 비교한 오차 값이다.

[0068] 도 4와 도 5에서, 값이 작을수록 예측 오차가 적은 것으로 예측의 정확도가 높다고 볼 수 있는 것이다.

[0069] 상기 도 4에서, MRE(Mean Relative Error) 오차의 계산 수식은

$$MRE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$$

[0070]

[0071] 이고, 상기 도 5에서, RMSRE(Root Mean Squared Relative Error) 오차의 계산 수식은

$$RMSRE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right)^2}$$

[0072]

[0073] 이다.

[0074] 또한, 도 4 내지 도 6에서, 본 발명인 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종 기간 예측방법의 예측 정확도를 사용된 기계학습 모델 중 머신러닝 모델인 Decision Tree를 DT로 RandomForest를 RF로 Gradient Boosting을 GB로 지칭한다.

[0075] 도 4 내지 도 6에서, 본 발명인 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종 기간 예측방법의 예측 정확도를 사용된 기계학습 모델 중 딥러닝 모델인 Deep Neural Network를 DNN으로 Recurrent Neural Network를 RNN으로 지칭한다.

[0076] 도 4 내지 도 6에서 알 수 있듯이 단순히 기계학습 없이 단종 부품들의 단종기간을 평균값으로 사용한 예측과 기존 기계학습알고리즘을 이용한 모델보다 본 발명인 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 활용한 부품 단종시점예측 방법의 오차가 작은 것을 확인할 수 있다.

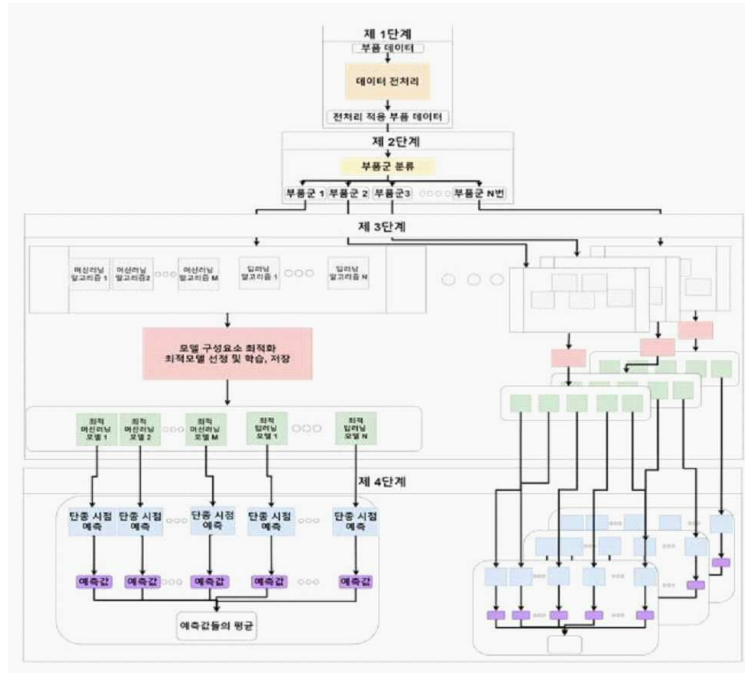
[0077] 또한, 도 6에서, 값이 작을수록 신뢰구간이 좁다는 의미로 신뢰구간이 좁을 수록 예측에 대한 신뢰도가 높다고 볼 수 있는 것이다.

[0078] 이상에서 설명한 바와 같이, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명의 기술적 사상을 벗어나지 않는 범위 내에서 여러 가지 치환, 변형 및 변경이 가능하므로 전술한 실시예 및 첨부된 도면에 한정되는 것은 아니다.

[0079] 상술한 바와 같이, 본 발명인 분류 및 다중 회귀 하이브리드 기계학습 알고리즘을 이용한 부품 단종기간 예측 방법은 각종 산업분야에 부품의 단종시점을 예측하는 분야에 폭 넓게 적용할 수 있는 것이다.

도면

도면1



도면2

```

input : Information of the parts
output:obsolescence dates of the parts

1 convert the categorical data to numeric data;
2 define the features;
3 define the target data;
4 find the optimal size of clustering;
5 partition the train data;
6 for each cluster do
7     | find optimal hyperparameters;
8     | find best model;
9 end
10 for each data in the test data do
11     | find the closest cluster using (3);
12     | for each learning method in DT, RF, GB, DNN, RNN do
13         | predict using the best model of the closest cluster;
14     end
15     | predict using the hybrid method (4);
16 end

```

도면3

DT	Definition	Values
min_samples_split	The minimum number of samples required to split an internal node	None, 2, 4, 6, 8
max_depth	The maximum depth of the tree	2, 4, 6, 8
min_samples_leaf	The minimum number of samples required to be at a leaf node	2, 3, 4, ..., 10
max_leaf_nodes	The maximum number of leaf nodes	None, 20, 40, 60
RF	Definition	Values
min_samples_split	The minimum number of samples required to split an internal node	2, 3, 4, 5
n_estimators	The number of trees in the forest	100, 150, 200
max_features	The number of features to consider when looking for the best split	auto, sqrt, log2
GB	Definition	Values
learning_rate	Learning rate	0.01, 0.1, 0.2
subsample	The fraction of samples to be used for fitting the individual base learners	0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1
n_estimators	The number of boosting stages to perform	100, 200, 300, 400, 500
max_depth	The maximum depth of the individual regression estimators	2, 4, 6, 8, 10
DNN	Definition	Values
unit	The dimensionality of the output space	32, 64
optimizer	The optimizer which adjusts model weights to minimize the loss function	Adam, Nadam, RMSprop
dropout	The fraction of the units to drop for the linear transformation of the inputs	0, 0.1, 0.01
RNN	Definition	Values
unit	The dimensionality of the output space	32, 64
optimizer	The optimizer which adjusts model weights to minimize the loss function	Adam, Nadam, RMSprop
dropout	The fraction of the units to drop for the linear transformation of the inputs	0, 0.1, 0.01

도면4

	Method	Zener Diodes	Varactors	Bridge Rectifier Diodes
WithOut Clustering	Statistic	0.928	0.933	0.513
	DT	0.071	0.158	0.107
	RF	0.073	0.114	0.159
	GB	0.072	0.112	0.082
	DNN	0.097	0.126	0.332
	RNN	0.134	0.254	0.468
	Hybrid	0.070	0.125	0.113
With Clustering	Statistic	0.175	0.087	0.068
	DT	0.032	0.051	0.012
	RF	0.042	0.051	0.021
	GB	0.037	0.056	0.011
	DNN	0.081	0.080	0.065
	RNN	0.064	0.058	0.062
	Hybrid	0.035	0.052	0.014

도면5

	Method	Zener Diodes	Varactors	Bridge Rectifier Diodes
Without Clustering	Statistic	2.751	1.668	1.230
	DT	0.322	0.522	0.270
	RF	0.358	0.380	0.427
	GB	0.325	0.398	0.198
	DNN	0.465	0.355	0.993
	RNN	0.505	0.620	1.318
	Hybrid	0.316	0.425	0.243
With Clustering	Statistic	0.778	0.221	0.098
	DT	0.188	0.246	0.054
	RF	0.297	0.223	0.062
	GB	0.272	0.261	0.053
	DNN	0.446	0.225	0.109
	RNN	0.419	0.215	0.124
	Hybrid	0.245	0.242	0.055

도면6

		Zener Diodes	Varactors	Bridge Rectifier Diodes
Without Clustering	DT	1.259921	2.027222	1.052013
	RF	1.396787	1.472401	1.641815
	GB	1.269164	1.544143	0.773789
	DNN	1.814925	1.384894	3.830107
	RNN	2.020643	1.920797	5.063853
With Clustering	Hybrid	0.956952	0.940740	0.213291