



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2024년11월05일
(11) 등록번호 10-2725599
(24) 등록일자 2024년10월30일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06Q 10/06 (2012.01) G06N 20/00 (2019.01)
G06N 3/08 (2023.01) G06Q 50/04 (2012.01)
(52) CPC특허분류
G06Q 10/06395 (2013.01)
G06N 20/00 (2021.08)
(21) 출원번호 10-2021-0121062
(22) 출원일자 2021년09월10일
심사청구일자 2021년09월10일
(65) 공개번호 10-2023-0037921
(43) 공개일자 2023년03월17일
(56) 선행기술조사문헌
KR1020180079995 A*
(뒷면에 계속)

(73) 특허권자
주식회사 포스코
경상북도 포항시 남구 동해안로 6261(괴동동)
포항공과대학교 산학협력단
경상북도 포항시 남구 청암로 77 (지곡동)
(72) 발명자
노종원
경상북도 포항시 남구 동해안로 6262
이중형
경상북도 포항시 남구 동해안로 6262
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
특허법인씨엔에스

전체 청구항 수 : 총 10 항

심사관 : 성선진

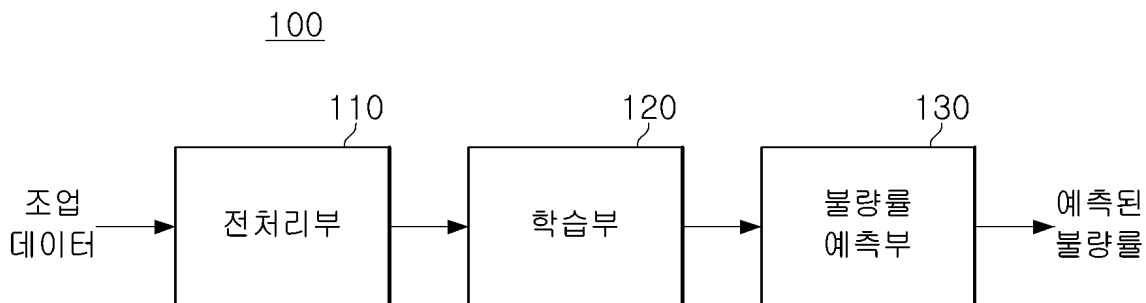
(54) 발명의 명칭 제조 품질 불량률 예측 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명은, 베이지안 신경망 모델을 이용하여 제조 공정에서 제조되는 제품의 품질 불량률을 예측할 수 있는 장치 및 방법을 제공하기 위한 것으로, 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치는 조업 데이터로부터 품질에 관련된 변수를 파생시키는 전처리부, 상기 전처리부로부터 파생된 변수 중에서 사전에 설정된 범주

(뒷면에 계속)

대표도 - 도1



형 그룹의 변수별 데이터 개수를 균등하게 샘플링하여 사전에 설정된 베이지안 신경망 모델을 학습시키는 학습부, 상기 학습부에 의해 학습된 모델을 이용하여 조업되는 제품의 품질 불량률을 예측하는 불량률 예측부를 포함할 수 있고, 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 방법은 전처리부가 조업 데이터로부터 품질에 관련된 변수를 파생시키는 단계, 학습부가 상기 전처리부로부터 파생된 변수 중에서 사전에 설정된 범주형 그룹의 변수별 데이터 개수를 균등하게 샘플링하여 사전에 설정된 베이지안 신경망 모델을 학습시키는 단계, 불량률 예측부가 상기 학습부에 의해 학습된 모델을 이용하여 조업되는 제품의 품질 불량률을 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2023.01)

G06Q 10/0635 (2023.01)

G06Q 10/06375 (2013.01)

G06Q 50/04 (2013.01)

(72) 발명자

황형주

경상북도 포항시 남구 지곡로 155 8동1501 (지곡동, 교수아파트)

김철형

서울특별시 은평구 은평터널로 175-8(신사동) . 미라빌라 302호

신진영

대전광역시 중구 서문로 96 (문화동) .센트럴파크 2단지아파트 203동 704호

(56) 선행기술조사문헌

KR1020190060547 A*

KR1020200071876 A*

JP2021102224 A

JP2020040119 A

KR1020210030238 A

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

명세서

청구범위

청구항 1

제품을 제조하기 위해 설정 또는 측정되는 조업 데이터로부터 조업되는 제품의 품질에 관련된 변수를 파생시키는 전처리부;

상기 전처리부로부터 파생된 변수 중에서 사전에 설정된 범주형 그룹의 변수별 데이터 개수를 균등하게 샘플링하여 사전에 설정된 베이지안 신경망 모델을 학습시키는 학습부; 및

상기 학습부에 의해 학습된 모델을 이용하여 조업되는 제품의 품질 불량률을 예측하는 불량률 예측부를 포함하고,

상기 학습부는

상기 전처리부로부터 파생된 변수 중에서 범주형 그룹 변수별 데이터 개수를 균등하게 샘플링하는 샘플링부를 포함하고,

상기 샘플링부는 범주형 그룹 중 데이터 수가 사전에 설정된 제1 기준 이하인 소수 그룹의 데이터는 학습 데이터에 모두 포함시키고, 상기 제1 기준 이상의 다수 그룹의 데이터는 사전에 설정된 기간에 해당되는 데이터를 학습 데이터에 포함시키는,

제조 품질 불량률 예측 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 전처리부는

상기 조업 데이터 중 결측치가 있는 변수를 사전에 설정된 값으로 대체하고, 범주형 변수를 원 핫 인코딩(one-hot encoding)하여 연속형 변수로 변형하며, 상기 조업 데이터로부터 품질에 관련된 변수를 파생시키고, 사전에 설정된 제조법 별로 데이터를 분류하는 데이터 처리부; 및

상기 데이터 처리부로부터의 처리된 데이터 중 사전에 설정된 기준에 해당하는 변수를 제거하는 변수 제거부를 포함하는 제조 품질 불량률 예측 장치.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 학습부는

상기 샘플링부에 의해 샘플링된 데이터를 학습하는 베이지안 신경망 모델 학습부

를 더 포함하는 제조 품질 불량률 예측 장치.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 샘플링부는 상기 조업 데이터 및 상기 전처리부로부터의 파생 변수 중 범주형 그룹 변수별로 가중치를 부가하는 제조 품질 불량률 예측 장치.

청구항 5

삭제

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 샘플링부는 상기 다수 그룹의 데이터 중 동일 분기분기(1년을 석 달씩 넷으로 나눈 각 기간)의 데이터를 상기 학습 데이터에 포함시키는 제조 품질 불량률 예측 장치.

청구항 7

프로세싱 유닛; 및

상기 프로세싱 유닛에 의해 실행 가능하도록 구성된 하나 이상의 프로그램을 기록한 메모리를 포함하며,

상기 프로세싱 유닛에 의해 실행되는 상기 하나 이상의 프로그램은, 전처리부, 학습부, 불량률 예측부를 구비하여,

상기 전처리부가 제품을 제조하기 위해 설정 또는 측정되는 조업 데이터로부터 조업되는 제품의 품질에 관련된 변수를 파생시키는 단계;

상기 학습부가 상기 전처리부로부터 파생된 변수 중에서 사전에 설정된 범주형 그룹의 변수별 데이터 개수를 균등하게 샘플링하여 사전에 설정된 베이지안 신경망 모델을 학습시키는 단계; 및

상기 불량률 예측부가 상기 학습부에 의해 학습된 모델을 이용하여 조업되는 제품의 품질 불량률을 예측하는 단계를 포함하고,

상기 학습시키는 단계는 상기 학습부의 샘플링부가 상기 조업 데이터 및 상기 전처리부로부터의 파생 변수를 샘플링하는 단계를 포함하고,

상기 샘플링하는 단계는 샘플링부가 범주형 그룹 중 데이터 수가 사전에 설정된 제1 기준 이하인 소수 그룹의 데이터는 학습 데이터에 모두 포함시키고, 상기 제1 기준 이상의 다수 그룹의 데이터는 사전에 설정된 기간에 해당되는 데이터를 학습 데이터에 포함시키는 단계인

제조 품질 불량률 예측 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 변수를 파생시키는 단계는

상기 전처리부의 데이터 처리부가 상기 조업 데이터 중 결측치가 있는 변수를 사전에 설정된 값으로 대체하고, 범주형 변수를 원 핫 인코딩(one-hot encoding)하여 연속형 변수로 변형하며, 상기 조업 데이터로부터 품질에 관련된 변수를 파생시키고, 사전에 설정된 제조법 별로 데이터를 분류하는 단계; 및

상기 전처리부의 변수 제거부가 상기 데이터 처리부로부터의 처리된 데이터 중 사전에 설정된 기준에 해당하는 변수를 제거하는 단계

를 포함하는 제조 품질 불량률 예측 방법.

청구항 9

제7항에 있어서,

상기 학습시키는 단계는

상기 학습부의 베이지안 신경망 모델 학습부가 상기 샘플링부에 의해 샘플링된 데이터를 학습하는 단계를 더 포함하는 제조 품질 불량률 예측 방법.

청구항 10

제7항에 있어서,

상기 샘플링하는 단계는 상기 샘플링부가 상기 조업 데이터 및 상기 전처리부로부터의 파생 변수 중 범주형 그룹 변수별로 가중치를 부가하는 제조 품질 불량률 예측 방법.

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 샘플링하는 단계는 상기 샘플링부가 상기 다수 그룹의 데이터 중 동일 분기(1년을 석 달씩 넷으로 나눈 각 기간)의 데이터를 상기 학습 데이터에 포함시키는 제조 품질 불량률 예측 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 제조 품질 불량률 예측 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 일반적으로, 제조 공정에서 제품의 품질을 유지 및 관리하는 것은 중요한 일이다. 특히, 철강 등의 제조 공정에서 제품의 품질을 일정하게 유지 및 관리하기 위해 품질을 예측하는 다양한 방법이 제안되었다. 그 중 최근 들어, 인공 신경망의 등장에 따라 인공 신경망을 이용하여 제품의 품질을 예측하는 방법이 제안되고 있다.

[0003] 한편, 제품의 품질 리스크 관리를 위해 제품 품질의 불량률 예측의 필요성이 제기되고 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0004] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허공보 제10-2019-0063836호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 베이지안 신경망 모델을 이용하여 제조 공정에서 제조되는 제품의 품질 불량률을 예측할 수 있는 장치 및 방법이 제공된다.

과제의 해결 수단

[0006] 상술한 본 발명의 과제를 해결하기 위해, 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치는 조업 데이터로부터 품질에 관련된 변수를 파생시키는 전처리부, 상기 전처리부로부터 파생된 변수 중에서 사전에 설정된 범주형 그룹의 변수별 데이터 개수를 균등하게 샘플링하여 사전에 설정된 베이지안 신경망 모델을 학습시키는 학습부, 상기 학습부에 의해 학습된 모델을 이용하여 조업되는 제품의 품질 불량률을 예측하는 불량률 예측부를 포함할 수 있다.

[0007] 또한, 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 방법은 전처리부가 조업 데이터로부터 품질에 관련된

변수를 과생시키는 단계, 학습부가 상기 전처리부로부터 과생된 변수 중에서 사전에 설정된 범주형 그룹의 변수별 데이터 개수를 균등하게 샘플링하여 사전에 설정된 베이지안 신경망 모델을 학습시키는 단계, 불량률 예측부가 상기 학습부에 의해 학습된 모델을 이용하여 조업되는 제품의 품질 불량률을 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0008] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 제품의 품질 리스크 관리에 유용한 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

- [0009] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치의 개략적인 구성도이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치의 전처리부의 개략적인 구성도이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치의 학습부의 개략적인 구성도이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 방법의 개략적인 플로우차트이다.
- 도 5는 일반적인 인공 신경망과 베이지안 신경망의 개략적인 구성도이다.
- 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치 및 방법에 의해 예측된 제품의 불량률을 나타낸 그래프이다.
- 도 7a는 일반적인 인공 신경망에 의한 품질 예측 결과를 나타내는 그래프이고, 도 7b는 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치 및 방법에 의한 품질 예측 결과를 나타내는 그래프이다.
- 도 8은 다양한 제조 공정에서 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치 및 방법에 의해 예측된 제품의 불량률을 나타낸 그래프이다.
- 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치 및 방법의 실시예가 구현될 수 있는 예시적인 컴퓨팅 환경을 도시하는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0010] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명을 용이하게 실시할 수 있도록 바람직한 실시예를 상세히 설명한다.
- [0011] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치의 개략적인 구성도이다.
- [0012] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치(100)는 전처리부(110), 학습부(120) 및 불량률 예측부(130)를 포함할 수 있다.
- [0013] 전처리부(110)는 조업 데이터로부터 품질에 관련된 변수를 과생시킬 수 있다. 상기 조업 데이터는 제품을 제조하기 위해 설정 또는 측정되는 데이터일 수 있으며, 예를 들어, 철강 제품을 제조하는 경우, 슬라브의 길이, 폭, 소재 조성 등의 소강성분 정보와 온도, 압연 등의 조업 설정값, 측정값 등의 정보를 포함할 수 있다.
- [0014] 학습부(120)는 전처리부(110)로부터의 과생된 변수 중에서 사전에 설정된 범주형 그룹의 변수별 데이터 개수를 균등하게 샘플링하여 사전에 설정된 베이지안 신경망 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0015] 불량률 예측부(130)는 학습부(120)에 의해 학습된 모델을 이용하여 조업되는 제품의 품질 불량률을 예측할 수 있다.
- [0016] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치의 전처리부의 개략적인 구성도이고, 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치의 학습부의 개략적인 구성도이며, 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 방법의 개략적인 플로우차트이다.
- [0017] 먼저, 도 1과 함께, 도 2를 참조하면, 전처리부(110)는 데이터 처리부(111) 및 변수 제거부(112)를 포함할 수 있다.
- [0018] 데이터 처리부(111)는 먼저, 조업 데이터 중 결측치가 있는 변수를 사전에 설정된 값으로 대체하고, 범주형 변수를 원 핫 인코딩(one-hot encoding)하여 연속형 변수로 변형하며 이후 상술한 바와 같이 조업 데이터로부터

품질에 관련된 변수를 파생시키고, 사전에 설정된 제조법 별로 데이터를 분류할 수 있다.

- [0019] 보다 상세하게는, 데이터 처리부(111)는 조업 데이터 중 결측치가 있는 변수에서 유의미하게 대체 가능한 변수의 결측치를 지정된 값으로 대체할 수 있다. 이후, 조업이 이루어지는 공장의 위치와 같은 범주형 변수를 원-핫 인코딩(one-hot encoding)하여 연속형 변수로 변형할 수 있다. 다만, 일부 범주형 변수는 원-핫 인코딩이 아니라 특정 범주에 들어가는지 여부만을 수치화하여 변환할 수도 있다. 다음으로, 조업 데이터로부터 품질에 관련된 성분, 사이즈, 변태온도, 압연, 가속냉각, 열처리에 관련된 변화 변수를 파생시킬 수 있다. 예를 들면, 조업 데이터 중 성분조업 데이터로부터 석출강화 요인 변수 및 변태온도에 관한 변수를 생성할 수 있고, 압연조업 데이터로부터 미세결정 압하량 변수를 생성할 수 있으며, 냉각조업 데이터로부터 변태온도 대비 냉각 시작 및 종료 온도 변수를 생성할 수 있고, 시편 열처리 조업 데이터로부터 시편열처리 엄격화 지수에 관한 변수를 생성할 수 있다(도 4의 S10). 데이터 처리부(111)는 조업 데이터로부터 다양한 변수를 생성할 수 있다.
- [0020] 다음으로, 데이터 처리부(111)는 데이터를 제품을 제조하는 방식에 따라 분류할 수 있다. 예를 들어, 데이터를 압연/냉각/열처리 방식에 따라 분류할 수 있다. 이때, 각각의 제조 방식에 따라 기록되지 않는 변수들이 다르므로, 이하의 과정에서 각 제조 방식별로 분류된 데이터에 각기 수행되고 제거되는 변수들은 별도로 기록될 수 있다(도 4의 S20).
- [0021] 이후, 변수 제거부(112)는 데이터 처리부(111)에 의해 처리된 데이터 중 사전에 설정된 기준에 해당되는 불필요한 변수를 제거할 수 있다. 불필요한 변수들은 크게 두 종류로, 결측치가 너무 많거나, 모든 값이 같아 예측에 무의미하거나, 예측에 불필요한 것으로 알려진 변수와 학습에는 사용되지 않지만 학습 이후 결과 해석에서 출강 목표 별 분석에 필요한 범주형 변수로 나누어질 수 있다. 변수 제거부(112)는 해당하는 변수들을 전부 제거하고 제거된 변수들을 기록할 수 있다. 불필요한 변수들을 전부 제거한 뒤, 결측치가 남아 있는 일부 데이터를 제거하고, 정제된 데이터와 제거된 변수의 목록을 기록할 수 있다(도 4의 S30). 더하여, 변수 제거부(112)는 정제된 데이터를 다시 학습/검증/테스트 데이터로 분할하고 사용하는 과정에서, 학습에 사용되는 학습 데이터 내의 변수 중 다시 한 번 모든 값이 같은 변수를 제거한 뒤, 나머지 데이터를 정규화할 수도 있다.
- [0022] 도 1과 함께, 도 3을 참조하면, 학습부(120)는 샘플링부(121) 및 베이지안 신경망 모델 학습부(122)를 포함할 수 있다.
- [0023] 샘플링부(121)는 데이터간 균형을 맞추기 위해 전처리부(110)로부터의 파생된 변수 중에서 범주형 그룹 변수별 데이터 개수를 균등하게 샘플링할 수 있다. 보다 상세하게는, 상기 조업 데이터 및 전처리부(110)로부터의 파생 변수 중 범주형 그룹 변수별로 가중치를 부가할 수 있다. 즉, 범주형 그룹 중 데이터 수가 사전에 설정된 제1 기준 이하인 소수 그룹의 데이터는 베이지안 신경망 모델 학습부(122)의 베이지안 신경망(Bayesian neural network) 모델을 학습시키기 위한 학습 데이터에 모두 포함시키고, 상기 제1 기준 이상의 다수 그룹의 데이터는 사전에 설정된 기간에 해당되는 데이터를 상기 학습 데이터에 포함시킬 수 있다. 더하여, 샘플링부(121)는 상기 다수 그룹의 데이터 중 동일 분기의 데이터를 상기 학습 데이터에 포함시킬 수 있다(도 4의 S40).
- [0024] 베이지안 신경망 모델 학습부(122)는 샘플링된 데이터를 포함하는 학습 데이터를 이용하여 제품의 불량률을 예측할 수 있는 베이지안 신경망 모델을 학습시킬 수 있다(도 4의 S50).
- [0025] 도 5는 일반적인 인공 신경망과 베이지안 신경망의 개략적인 구성도이다.
- [0026] 도 1 및 도 3과 함께 도 5를 참조하면, 우측의 베이지안 신경망의 구조는 좌측의 일반적인 인공 신경망과 같다. 즉, 입력층 (Input layer)으로 전처리 된 데이터가 들어가고 여러 개의 은닉층 (Hidden layer)을 거쳐서 예측 결과가 출력층 (Output layer)으로 나오게 된다. 각각의 은닉층은 선형 함수와 활성화 함수 (Activation function)의 합성 함수로 구성 되어있다. 선형 함수는 가중치 (Weight)들의 행렬로 표현되고, 활성화 함수는 비선형 함수로 일반적으로 ReLU (Rectified linear unit)나 쌍곡 탄젠트 함수 (Hyperbolic tangent)가 사용된다. 여기서 베이지안 신경망이 일반적인 인공 신경망과 다른 점은 가중치가 분포를 갖는다는 것이다. 즉, 일반적인 인공 신경망에서 순전파 (forward propagation)를 계산 할 때 고정된 가중치를 사용한다면 베이지안 신경망에서는 가중치의 분포로부터 샘플링한 값을 사용한다. 샘플링 된 가중치의 값을 따라 출력층에서의 예측 값도 분포를 가지게 된다. 따라서 베이지안 신경망 모델은 분포를 예측할 수 있게 된다.
- [0027] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치 및 방법에 의해 예측된 제품의 불량률을 나타낸 그래프이다.
- [0028] 도 1, 도 3, 도 4 및 도 6을 참조하면, 불량률 예측부(130)는 학습부(120)의 베이지안 신경망 모델 학습부(122)에 의해 학습된 베이지안 신경망 모델을 이용하여 제품의 불량률을 예측할 수 있다. 상술한 바와 같이, 베

지만 신경망 모델은 샘플링부(121)에 의해 샘플링 된 가중치의 값을 따라 출력층에서의 예측 값도 분포를 가지게 될 수 있으며, 이는 도 6과 같을 수 있다.

- [0029] 즉, 제품의 불량률은 제품의 물성 값이 목표로 하는 구간 안에 들어오지 않을 확률로 정의 할 수 있다. 베이지안 신경망 모델은 제품의 물성 값의 예측된 분포를 제공하여, 물성 값이 해당 구간에 속할 확률 값을 계산할 수 있다. 이 확률이 베이지안 신경망 모델이 예측한 제품의 불량률이다. 베이지안 신경망 모델을 통해 예측한 제품의 물성 값의 확률 분포(적색으로 표시)를 토대로, 제품의 물성 값이 목표로 하는 구간(도시된 그래프에서는 320 이상 380 이하로 예시를 들)에 들어오지 않을 확률을 계산할 수 있다. 도 6에서 목표 구간 바깥에 해당하는 확률(양 끝의 진한 검정색으로 표시)이 우리가 예측하고자 하는 제품의 불량률에 해당한다.
- [0030] 상술한 베이지안 신경망 모델을 검증하는 데 있어서, 우선 첫 번째로 모델의 예측 성능을 평가한다. 일반적인 인공 신경망에 준하는 성능이 나오는 것을 목표로 한다. 평가하는 지표는 학습에 사용하는 제공된 편차(Mean squared error)를 사용한다. 모델의 불확실성 예측을 평가하기 위해서 우선 데이터를 유사한 데이터 그룹으로 분류한다. 각각의 그룹별로 예측된 분포와 실제 분포를 비교하여 얼마나 유사한 지 비교한다. 또한 캘리브레이션 플롯(Calibration plot)을 이용하여 모델에서 예측한 신뢰도가 실제 신뢰구간 결과와 일치하는지 확인한다.
- [0031] 실험 결과를 보면 베이지안 신경망 모델이 일반적인 인공 신경망 모델과 성능에서 차이가 없다는 것을 확인할 수 있다. 특히 예측된 신뢰도 역시 캘리브레이션 플롯을 통해 통계적으로 유의미한 값을 갖는다고 확인할 수 있다.
- [0032] 도 7a는 일반적인 인공 신경망에 의한 품질 예측 결과를 나타내는 그래프이고, 도 7b는 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치 및 방법에 의한 품질 예측 결과를 나타내는 그래프이다.
- [0033] 도 7a 및 도 7b에서는 2019년 조업 데이터를 제조법 별로 분류하고 상술한 전처리 과정을 진행한 뒤 시간에 따라 학습/검증/테스트 데이터를 구성한 뒤 학습 및 예측을 수행하였다. 도시된 그래프에서 강도 데이터 내 As-R(일반압연재), AC(공냉재), NONE(열처리 미실시재) 조법으로 진행된 조업 데이터 중 2019년 10월 23일 이후의 테스트 데이터에 대한 분석 결과로, 도 7b의 베이지안 신경망 모델과 도 7a의 일반 신경망 모델의 비교를 통해 베이지안 신경망 모델을 통한 예측 결과가 일반적인 인공 신경망 모델을 통한 예측 결과에 준함을 알 수 있다.
- [0034] 상술한 방식으로 데이터 분류와 전처리를 진행한 뒤, 베이지안 신경망 모델을 통해 얻은 불확실성을 검증하기 위해 예측된 분포와 실제 분포를 비교 및 검증한다. 이것은 예측된 신뢰 구간에 대응되는 확률(Predicted Probability)과 데이터가 실제로 해당 신뢰 구간에 포함되는 비율(Fraction of Positives)을 비교하는 캘리브레이션 플롯으로 검증된다.
- [0035] 도 8은 다양한 제조 공정에서 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치 및 방법에 의해 예측된 제품의 불량률을 나타낸 그래프이다. 도 8에서 강도 데이터 내 CR(제어압연재), AC(공냉재), NONE(열처리 미실시재) 제조법으로 진행된 데이터 중 2019년 10월 23일 이후의 테스트 데이터에 대한 분석 결과이다. 파란 색 점선이 베이지안 신경망 모델로 예측한 분포와 불확실성을 의미한다. 도 8을 참조하면, 해당 플롯이 $y=x$ 그래프에 가까울수록 불확실성을 실제와 유사하게 예측하였음을 의미하며, 이 분석을 통해 베이지안 신경망을 통한 불확실성 예측 결과가 분포 예측을 유의미하게 수행하고 있음을 알 수 있다.
- [0036] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 품질 불량률 예측 장치 및 방법의 실시예가 구현될 수 있는 예시적인 컴퓨팅 환경을 도시하는 도면으로, 상술한 실시예를 구현하도록 구성된 컴퓨팅 디바이스(1100)를 포함하는 시스템(1000)의 예시를 도시한다. 예를 들어, 컴퓨팅 디바이스(1100)는 개인 컴퓨터, 서버 컴퓨터, 핸드헬드 또는 랩탑 디바이스, 모바일 디바이스(모바일폰, PDA, 미디어 플레이어 등), 멀티프로세서 시스템, 소비자 전자기기, 미니 컴퓨터, 메인프레임 컴퓨터, 임의의 전송된 시스템 또는 디바이스를 포함하는 분산 컴퓨팅 환경 등을 포함하지만, 이것으로 한정되는 것은 아니다.
- [0037] 컴퓨팅 디바이스(1100)는 적어도 하나의 프로세싱 유닛(1110) 및 메모리(1120)를 포함할 수 있다. 여기서, 프로세싱 유닛(1110)은 예를 들어 중앙처리장치(CPU), 그래픽처리장치(GPU), 마이크로프로세서, 주문형 반도체(Application Specific Integrated Circuit, ASIC), Field Programmable Gate Arrays(FPGA) 등을 포함할 수 있으며, 복수의 코어를 가질 수 있다. 메모리(1120)는 휘발성 메모리(예를 들어, RAM 등), 비휘발성 메모리(예를 들어, ROM, 플래시 메모리 등) 또는 이들의 조합일 수 있다.
- [0038] 또한, 컴퓨팅 디바이스(1100)는 추가적인 스토리지(1130)를 포함할 수 있다. 스토리지(1130)는 자기 스토리지, 광학 스토리지 등을 포함하지만 이것으로 한정되지 않는다. 스토리지(1130)에는 본 명세서에 개진된 하나 이상의 실시예를 구현하기 위한 컴퓨터 판독 가능한 명령이 저장될 수 있고, 운영 시스템, 애플리케이션 프로그램

등을 구현하기 위한 다른 컴퓨터 판독 가능한 명령도 저장될 수 있다. 스토리지(1130)에 저장된 컴퓨터 판독 가능한 명령은 프로세싱 유닛(1110)에 의해 실행되기 위해 메모리(1120)에 로딩될 수 있다.

[0039] 또한, 컴퓨팅 디바이스(1100)는 입력 디바이스(들)(1140) 및 출력 디바이스(들)(1150)을 포함할 수 있다. 여기서, 입력 디바이스(들)(1140)은 예를 들어 키보드, 마우스, 펜, 음성 입력 디바이스, 터치 입력 디바이스, 적외선 카메라, 비디오 입력 디바이스 또는 임의의 다른 입력 디바이스 등을 포함할 수 있다. 또한, 출력 디바이스(들)(1150)은 예를 들어 하나 이상의 디스플레이, 스피커, 프린터 또는 임의의 다른 출력 디바이스 등을 포함할 수 있다. 또한, 컴퓨팅 디바이스(1100)는 다른 컴퓨팅 디바이스에 구비된 입력 디바이스 또는 출력 디바이스를 입력 디바이스(들)(1140) 또는 출력 디바이스(들)(1150)로서 사용할 수도 있다.

[0040] 또한, 컴퓨팅 디바이스(1100)는 네트워크(1200)를 통하여 다른 디바이스(예를 들어, 컴퓨팅 디바이스(1300))와 통신할 수 있게 하는 통신접속(들)(1160)을 포함할 수 있다. 여기서, 통신 접속(들)(1160)은 모뎀, 네트워크 인터페이스 카드(NIC), 통합 네트워크 인터페이스, 무선 주파수 송신기/수신기, 적외선 포트, USB 접속 또는 컴퓨팅 디바이스(1100)를 다른 컴퓨팅 디바이스에 접속시키기 위한 다른 인터페이스를 포함할 수 있다. 또한, 통신 접속(들)(1160)은 유선 접속 또는 무선 접속을 포함할 수 있다.

[0041] 상술한 컴퓨팅 디바이스(1100)의 각 구성요소는 버스 등의 다양한 상호접속(예를 들어, 주변 구성요소 상호접속(PCI), USB, 펌웨어(IEEE 1394), 광학적 버스 구조 등)에 의해 접속될 수도 있고, 네트워크에 의해 상호접속될 수도 있다.

[0042] 본 명세서에서 사용되는 "전처리부", "데이터 전처리부", "변수 제거부", "학습부", "샘플링부", "베이지안 신경망 모델 학습부", "불량률 예측부" 등과 같은 용어들은 일반적으로 하드웨어, 하드웨어와 소프트웨어의 조합, 소프트웨어, 또는 실행중인 소프트웨어인 컴퓨터 관련 엔티티를 지칭하는 것이다. 예를 들어, 구성요소는 프로세서 상에서 실행중인 프로세스, 프로세서, 객체, 실행 가능물(executable), 실행 스레드, 프로그램 및/또는 컴퓨터일 수 있지만, 이것으로 한정되는 것은 아니다. 예를 들어, 컨트롤러 상에서 구동중인 애플리케이션 및 컨트롤러 모두가 구성요소일 수 있다. 하나 이상의 구성요소는 프로세스 및/또는 실행의 스레드 내에 존재할 수 있으며, 구성요소는 하나의 컴퓨터 상에서 로컬화될 수 있고, 둘 이상의 컴퓨터 사이에서 분산될 수도 있다.

[0043] 상술한 바와 같이, 본 발명에 따르면, 베이지안 신경망 모델을 이용하여 종래의 인공 신경망 모델에서 예측된 제품의 품질 예측뿐만 아니라 불확실성까지 예측을 함으로써 품질 리스크 관리에 유용할 수 있다.

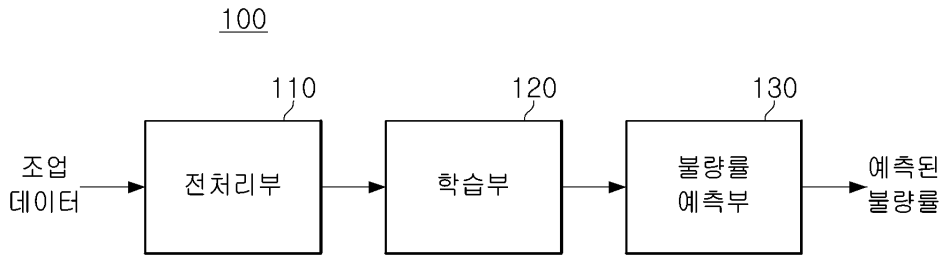
[0044] 이상에서 설명한 본 발명은 전술한 실시예 및 첨부된 도면에 의해 한정되는 것이 아니고 후술하는 특허청구범위에 의해 한정되며, 본 발명의 구성은 본 발명의 기술적 사상을 벗어나지 않는 범위 내에서 그 구성을 다양하게 변경 및 개조할 수 있다는 것을 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 쉽게 알 수 있다.

부호의 설명

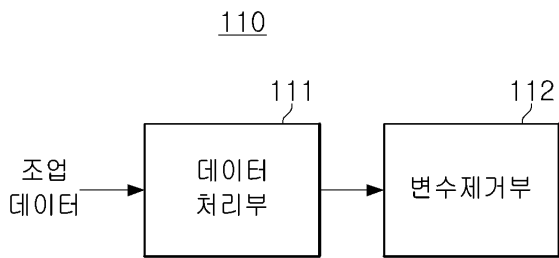
- [0045] 100: 제조 품질 불량률 예측 장치
- 110: 전처리부
- 111: 데이터 처리부
- 112: 변수 제거부
- 120: 학습부
- 121: 샘플링부
- 122: 베이지안 신경망 모델 학습부
- 130: 불량률 예측부

도면

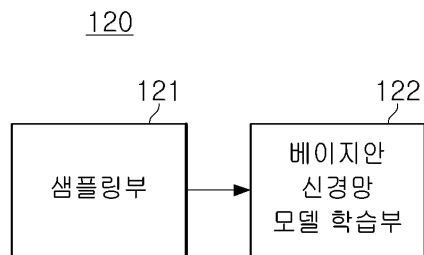
도면1



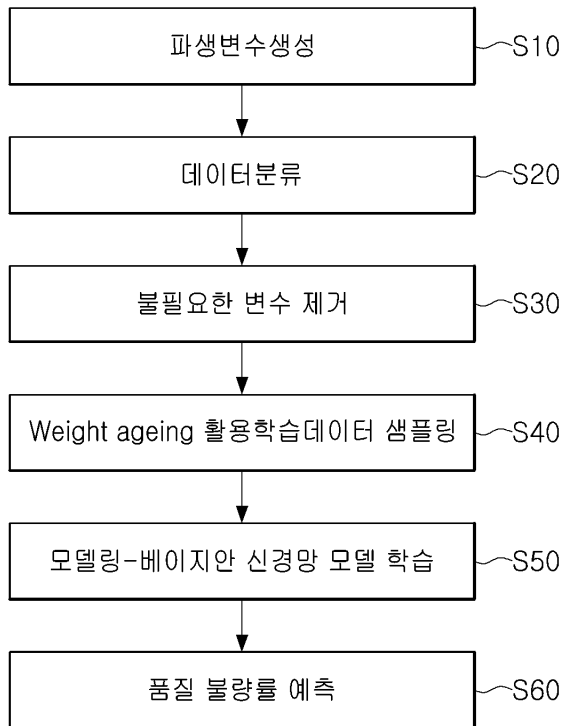
도면2



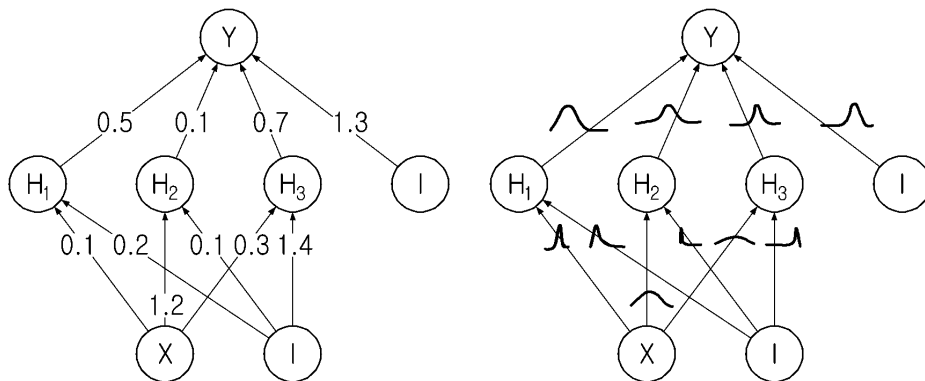
도면3



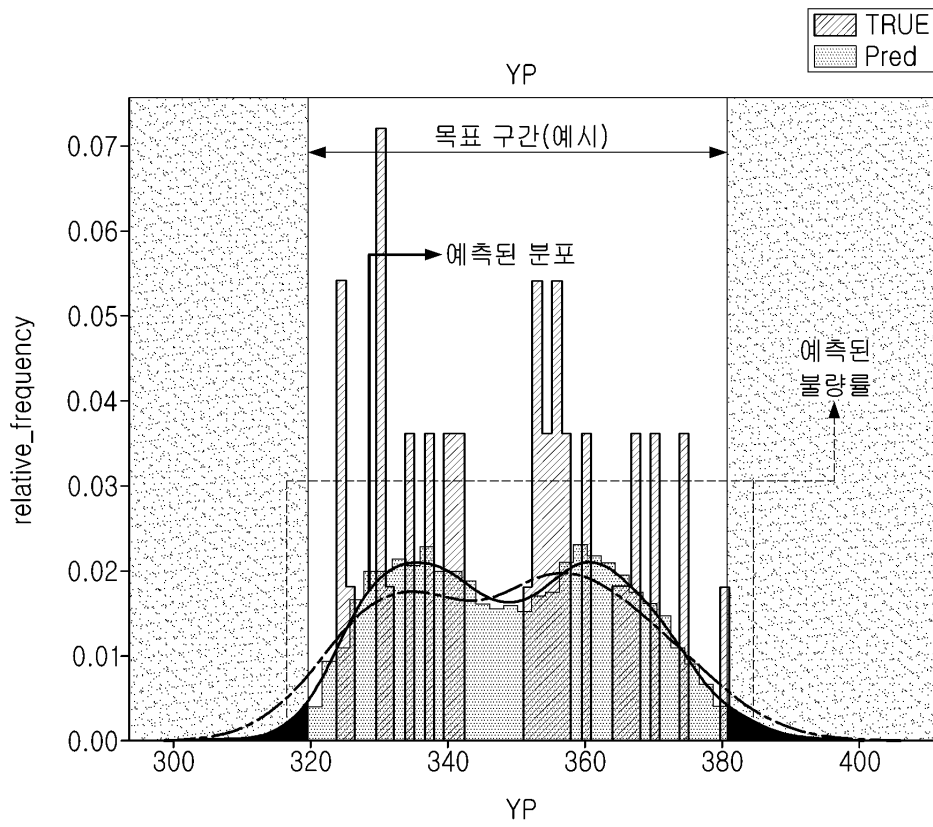
도면4



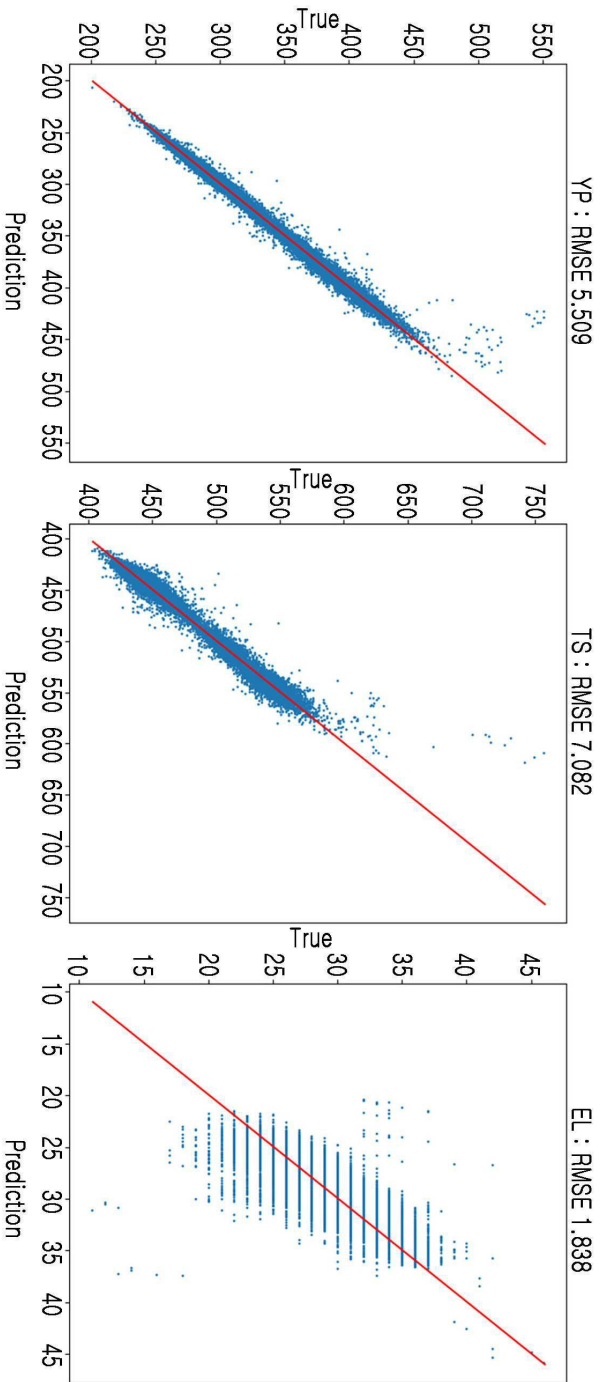
도면5



도면6

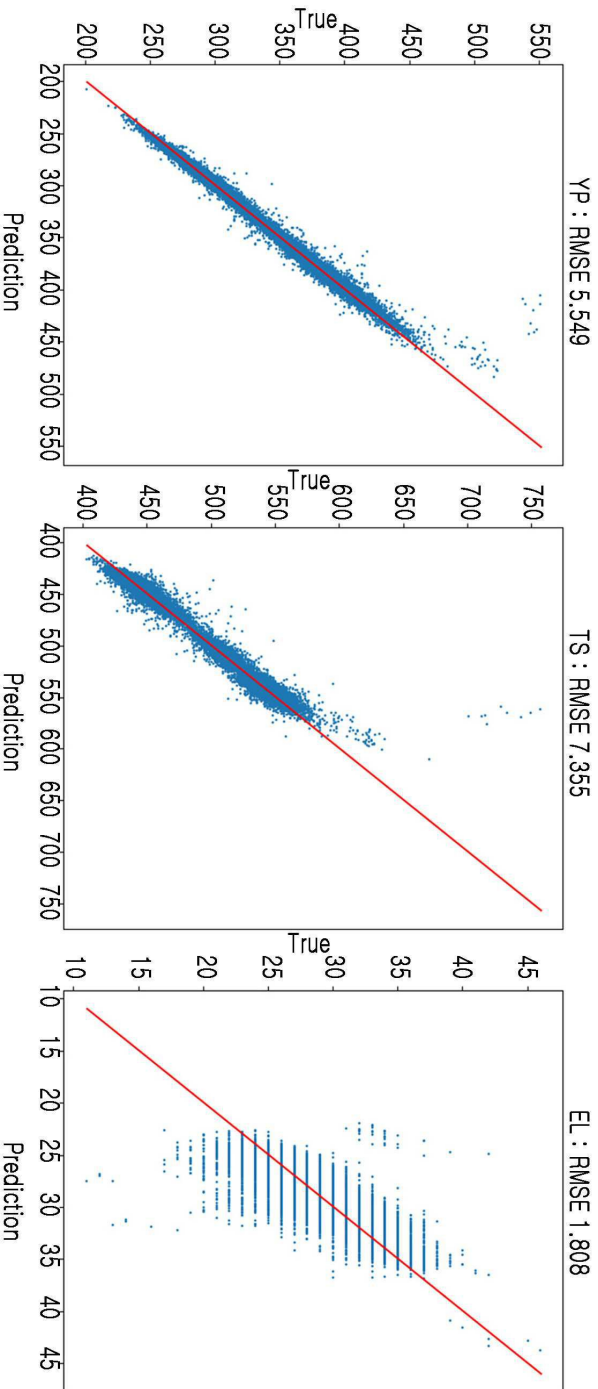


도면7a



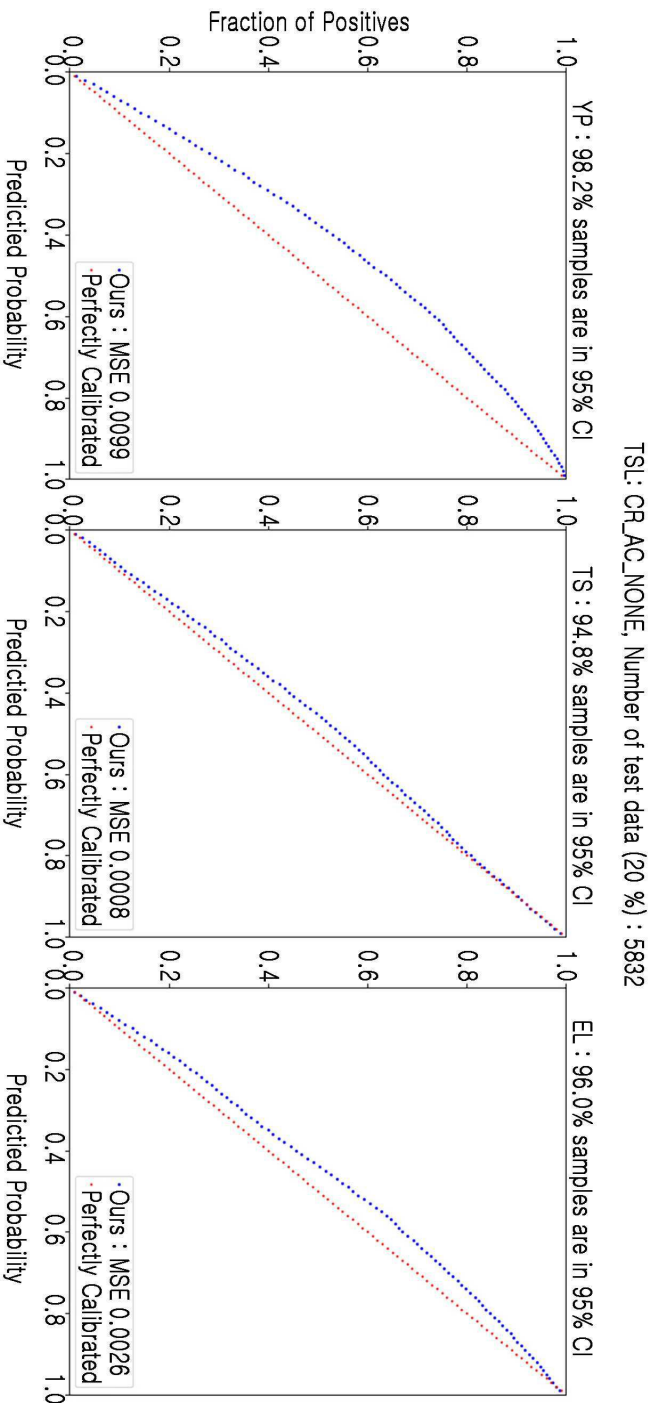
TSL: As-R_AC_NONE, Number of test data (20 %) : 19129

도면7b



TSL: As-R_AC_NONE, Number of test data (20 %) : 19129

도면8



도면9

1000

