



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0076915
(43) 공개일자 2024년05월31일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G05B 23/02 (2006.01) G05B 19/418 (2024.01)
G06N 20/20 (2019.01)
(52) CPC특허분류
G05B 23/0243 (2013.01)
G05B 19/418 (2024.01)
(21) 출원번호 10-2022-0158836
(22) 출원일자 2022년11월24일
심사청구일자 2022년11월24일

(71) 출원인
세종대학교산학협력단
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
(72) 발명자
구영현
서울특별시 광진구 능동로 209, 세종대학교
대양AI센터 717호
유성준
서울특별시 광진구 능동로 209, 세종대학교
대양AI센터 717호
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
수안특허법인, 민영준

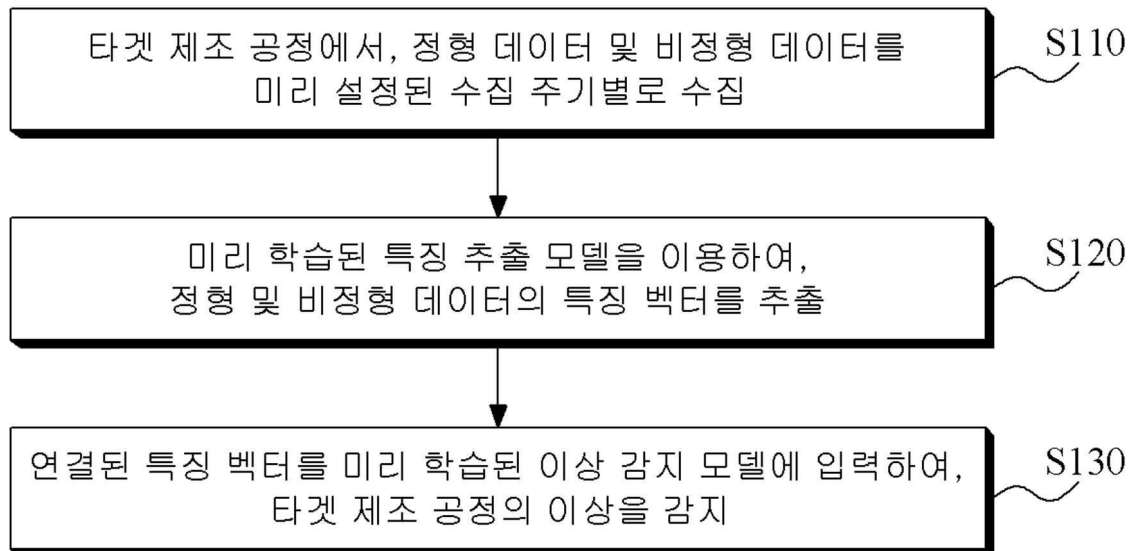
전체 청구항 수 : 총 15 항

(54) 발명의 명칭 제조 공정에서 이상을 감지하는 방법 및 장치

(57) 요약

기계 학습을 이용하여 제조 공정에서 이상을 감지하는 방법 및 장치가 개시된다. 개시된 제조 공정에서 이상을 감지하는 방법은, 타겟 제조 공정에서, 정형 데이터 및 비정형 데이터를 미리 설정된 수집 주기별로 수집하는 단계; 미리 학습된 특징 추출 모델을 이용하여, 상기 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 추출하는 단계; 및 연결된 상기 특징 벡터를 미리 학습된 이상 감지 모델에 입력하여, 상기 타겟 제조 공정의 이상을 감지하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G05B 23/0221 (2013.01)

G05B 23/0275 (2013.01)

G06N 20/20 (2021.08)

Y02P 90/02 (2020.08)

(72) 발명자

박철호

서울특별시 광진구 능동로 209, 세종대학교 대양A
I센터 717호

정원희

서울특별시 광진구 능동로 209, 세종대학교 대양A
I센터 717호

박향화

서울특별시 광진구 능동로 209, 세종대학교 대양A
I센터 410호

우소연

서울특별시 광진구 능동로 209, 세종대학교 대양A
I센터 410호

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711160487
과제번호	2022-0-00204-001
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	스마트제조혁신기술개발
연구과제명	제조 품질관리를 위한 자율실행학습 기술 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	(주)위세아이텍
연구기간	2022.04.01 ~ 2022.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

타겟 제조 공정에서, 정형 데이터 및 비정형 데이터를 미리 설정된 수집 주기별로 수집하는 단계;
미리 학습된 특징 추출 모델을 이용하여, 상기 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 추출하는 단계; 및
연결된 상기 특징 벡터를 미리 학습된 이상 감지 모델에 입력하여, 상기 타겟 제조 공정의 이상을 감지하는 단계
를 포함하는 제조 공정에서 이상을 감지하는 방법.

청구항 2

제 1항에 있어서,
상기 특징 추출 모델 및 상기 이상 감지 모델은
서로 다른 메타 학습 기법을 통해 학습된 모델인
제조 공정에서 이상을 감지하는 방법.

청구항 3

제 2항에 있어서,
상기 특징 추출 모델은
MAML(Model-Agnostic Meta-Learning) 기법을 이용해 학습된 모델인
제조 공정에서 이상을 감지하는 방법.

청구항 4

제 2항에 있어서,
상기 이상 감지 모델은
삼 네트워크 기반의 퓨샷 러닝 기법을 이용해 학습된 모델인
제조 공정에서 이상을 감지하는 방법.

청구항 5

제 4항에 있어서,
상기 타겟 제조 공정의 이상을 감지하는 단계는
상기 수집 주기별로 추출된 상기 특징 벡터를 상기 삼 네트워크의 제1네트워크로 입력하고, 서포트 데이터 셋을
상기 삼 네트워크의 제2네트워크로 입력하는 단계; 및
상기 제1 및 제2네트워크로부터 출력되는 임베딩 벡터 사이의 거리에 따라서, 상기 타겟 제조 공정의 이상을 감지하는 단계를 포함하며,

상기 서포트 데이터 셋은

정상 또는 이상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 포함하는
제조 공정에서 이상을 감지하는 방법.

청구항 6

제 5항에 있어서,

상기 서포트 데이터 셋은

상기 이상 제조 공정에서 수집된 복수의 이상 유형별 레퍼런스 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 더 포함하
는

제조 공정에서 이상을 감지하는 방법.

청구항 7

제 6항에 있어서,

상기 이상 유형별 레퍼런스 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터는

상기 타겟 제조 공정의 이상이 감지된 경우, 상기 제2네트워크로 입력되며,

상기 타겟 제조 공정의 이상을 감지하는 단계는

상기 타겟 제조 공정의 이상 유형을 감지하는

제조 공정에서 이상을 감지하는 방법.

청구항 8

제 4항에 있어서,

상기 타겟 제조 공정의 이상을 감지하는 단계는

이전 수집 주기에서 추출된 상기 특징 벡터를 상기 삼 네트워크의 제1네트워크로 입력하고, 현재 수집 주기에서
추출된 상기 특징 벡터를 상기 삼 네트워크의 제2네트워크로 입력하는 단계;

상기 제1 및 제2네트워크로부터 출력되는 제1임베딩 벡터 사이의 거리에 따라서, 상기 이전 및 현재 수집 주기
에서 추출된 특징 벡터 사이의 유사도를 판단하는 단계;

상기 유사도가 임계값 이하인 경우, 상기 이전 또는 현재 수집 주기에서 추출된 상기 특징 벡터를 상기 제1네트
워크로 입력하고, 서포트 데이터 셋을 상기 제2네트워크로 입력하여 획득된 제2임베딩 벡터 사이의 거리에 따라
서, 상기 타겟 제조 공정의 이상을 감지하는 단계를 포함하며,

상기 서포트 데이터 셋은

정상 또는 이상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 포함하는

제조 공정에서 이상을 감지하는 방법.

청구항 9

제 8항에 있어서,

상기 임계값은

상기 수집 주기의 길이에 따라서 조절되는
제조 공정에서 이상을 감지하는 방법.

청구항 10

제 1항에 있어서,
상기 정형 데이터는
상기 타겟 제조 공정을 감지하는 센서에 의해 수집된 시계열 데이터이며,
상기 비정형 데이터는
상기 타겟 제조 공정에 대한 이미지를 포함하는 비시계열 데이터인
제조 공정에서 이상을 감지하는 방법.

청구항 11

메모리; 및
상기 메모리와 전기적으로 연결된 적어도 하나의 프로세서를 포함하며,
상기 프로세서는
미리 학습된 특징 추출 모델을 이용하여, 타겟 제조 공정에서 미리 설정된 수집 주기별로 수집된 정형 데이터 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 추출하고,
서포트 데이터 셋 및 연결된 상기 특징 벡터를 페어링한 후, 미리 학습된 이상 감지 모델에 입력하여, 상기 타겟 제조 공정의 이상을 감지하며,
상기 이상 감지 모델은, 삼 네트워크 기반의 퓨샷 러닝 기법을 이용해 학습된 모델인
제조 공정에서 이상을 감지하는 장치.

청구항 12

제 11항에 있어서,
상기 프로세서는
상기 수집 주기별로 추출된 상기 특징 벡터를 상기 삼 네트워크의 제1네트워크로 입력하고, 상기 서포트 데이터 셋을 상기 삼 네트워크의 제2네트워크로 입력하며,
상기 제1 및 제2네트워크로부터 출력되는 임베딩 벡터 사이의 거리에 따라서, 상기 타겟 제조 공정의 이상을 감지하며,
상기 서포트 데이터 셋은
정상 또는 이상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 포함하는
제조 공정에서 이상을 감지하는 장치.

청구항 13

제 12항에 있어서,
상기 서포트 데이터 셋은

상기 이상 제조 공정에서 수집된 복수의 이상 유형별 레퍼런스 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 더 포함하는

제조 공정에서 이상을 감지하는 장치.

청구항 14

제 13항에 있어서,

상기 이상 유형별 레퍼런스 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터는

상기 타겟 제조 공정의 이상이 감지된 경우, 상기 제2네트워크로 입력되며,

상기 프로세서는

상기 타겟 제조 공정의 이상 유형을 감지하는

제조 공정에서 이상을 감지하는 장치.

청구항 15

제 11항에 있어서,

상기 프로세서는

이전 수집 주기에서 추출된 상기 특징 벡터를 상기 삼 네트워크의 제1네트워크로 입력하고, 현재 수집 주기에서 추출된 상기 특징 벡터를 상기 삼 네트워크의 제2네트워크로 입력하고,

상기 제1 및 제2네트워크로부터 출력되는 제1임베딩 벡터 사이의 거리에 따라서, 상기 이전 및 현재 수집 주기에서 추출된 특징 벡터 사이의 유사도를 판단하고,

상기 유사도가 임계값 이하인 경우, 상기 이전 또는 현재 수집 주기에서 추출된 상기 특징 벡터를 상기 제1네트워크로 입력하고, 서포트 데이터 셋을 상기 제2네트워크로 입력하여 획득된 제2임베딩 벡터 사이의 거리에 따라서, 상기 타겟 제조 공정의 이상을 감지하는,

제조 공정에서 이상을 감지하는 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 제조 공정에서 이상을 감지하는 방법 및 장치에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 기계 학습을 이용하여 제조 공정에서 이상을 감지하는 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 제조 공정의 이상을 감지하기 위한 방법으로 CUSUM (Cumulative SUM) chart, EWMA (Exponentially Weighted Moving Average) chart, Hotelling' s chart와 같은 통계적 공정관리(Statistical Process Control, SPC) 기법이 있으나, 이 기법들을 사용하기 위해서는 정규성 가정과 같은 제약조건이 있다.

[0004] 이러한 기법들 외에도 Multiway Principal Component Analysis(MPCA), Fault Detection k-Nearest-Neighbor(FD-kNN), Statistics Pattern Analysis (SPA) 등의 방법이 제안되었으나 분류기준(decision boundary)에 따라 분류 성능의 편차가 많이 발생한다.

[0005] 이에 최근에는 인공 지능 기술의 발달과 함께, 인공 지능을 이용해 제조 공정의 이상(anomaly)을 감지하는 방법들이 활발히 연구되고 있다. 하지만 인공 지능을 사용하기 위해서는, 제조 공정의 이상 데이터가 훈련 데이터로

서 확보되어야 하는데, 제조 공정 특성상, 대량의 이상 데이터가 용이하게 확보되기 어려운 문제가 있다.

[0006] 관련 선행문헌으로 대한민국 공개특허 제2022-0151256호 대한민국 등록특허 제10-2432082호, 제10-2427205호, 제10-2018330호가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본 발명은 대량의 제조 공정 이상 데이터가 용이하게 확보되기 어려운 환경에서도 제조 공정의 이상을 정확하게 감지할 수 있는 이상 감지 방법을 제공하기 위한 것이다.

과제의 해결 수단

[0010] 상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따르면, 타겟 제조 공정에서, 정형 데이터 및 비정형 데이터를 미리 설정된 수집 주기별로 수집하는 단계; 미리 학습된 특징 추출 모델을 이용하여, 상기 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 추출하는 단계; 및 연결된 상기 특징 벡터를 미리 학습된 이상 감지 모델에 입력하여, 상기 타겟 제조 공정의 이상을 감지하는 단계를 포함하는 제조 공정에서 이상을 감지하는 방법이 제공된다.

[0011] 또한 상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 다른 실시예에 따르면, 메모리; 및 상기 메모리와 전기적으로 연결된 적어도 하나의 프로세서를 포함하며, 상기 프로세서는 미리 학습된 특징 추출 모델을 이용하여, 타겟 제조 공정에서 미리 설정된 수집 주기별로 수집된 정형 데이터 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 추출하고, 서포트 데이터 셋 및 연결된 상기 특징 벡터를 페어링한 후, 미리 학습된 이상 감지 모델에 입력하여, 상기 타겟 제조 공정의 이상을 감지하며, 상기 이상 감지 모델은, 삼 네트워크 기반의 퓨샷 러닝 기법을 이용해 학습된 모델인 제조 공정에서 이상을 감지하는 장치가 제공된다.

발명의 효과

[0013] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 정형 데이터 및 비정형 데이터를 이용하여 이상을 감지할 뿐만 아니라, 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 통합하여 이상 감지에 이용함으로써, 대량의 훈련 데이터 확보가 어려운 환경에서도 이상 감지의 정확도가 향상될 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0015] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 제조 공정에서 이상을 감지하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 특징 추출 모델 및 이상 감지 모델을 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 삼 네트워크 기반의 퓨샷 러닝 기법을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 본 발명의 다른 실시예에 따른 제조 공정에서 이상을 감지하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0016] 본 발명은 다양한 변형을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변형, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 각 도면을 설명하면서 유사한 참조부호를 유사한 구성요소에 대해 사용하였다.

[0018] 전술된 바와 같이, 제조 공정의 이상을 감지하는 이상 감지 모델을 학습시키기 위해서는, 제조 공정의 정상 데이터 뿐만 아니라 이상 데이터를 확보해야 할 필요가 있다. 하지만 정상 데이터와 달리 이상 데이터를 확보하는

것은 쉽지 않으며, 이에 본 발명은 다양한 종류의 제조 공정 데이터를 이용해, 이상을 감지하는 방법을 제안한다.

- [0019] 본 발명의 일실시예는 제조 공정에서 수집된 정형 데이터와 비정형 데이터를 이용하여, 제조 공정에서 이상을 감지한다. 본 발명의 일실시예는 제조 공정에 설치되어 제조 공정을 감지하는 센서 등을 통해 수집되는 시계열 데이터인 정형 데이터 뿐만 아니라, 비시계열 데이터인 비정형 데이터를 이상 감지에 이용된다. 비정형 데이터는 일실시예로서, 제조 공정을 촬영한 이미지 데이터일 수 있다.
- [0020] 예컨대 본 발명의 일실시예가, 용접이 이용되는 제조 공정에서 이용되는 경우, 용접 장치의 전압값 등이 정형 데이터일 수 있으며, 용접 장면을 촬영한 이미지가 비정형 데이터일 수 있다.
- [0021] 또한 본 발명의 일실시예는 대량의 훈련 데이터가 확보되기 쉽지 않은 제조 공정 환경을 고려하여, 메타 학습(meta learning)을 이용한다.
- [0022] 본 발명의 일실시예에 따른 이상 감지 방법은 메모리 및 프로세서를 포함하는 컴퓨팅 장치에서 수행될 수 있다.
- [0023] 이하에서, 본 발명에 따른 실시예들을 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.
- [0025] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 제조 공정에서 이상을 감지하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.
- [0026] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일실시예에 따른 컴퓨팅 장치는 타겟 제조 공정에서, 정형 데이터 및 비정형 데이터를 미리 설정된 수집 주기별로 수집(S110)한다. 여기서 타겟 제조 공정이란, 이상이 감지되는 대상인 제조 공정으로서, 다양한 제품을 제조하는 공정이며, 특정 제조 공정에 한정되지 않는다. 정형 데이터는 시계열적으로 공정 데이터를 센싱하는 센서에 의해 수집될 수 있으며, 비정형 데이터는 비시계열적으로 공정 데이터를 센싱하는 센서에 의해 수집될 수 있다.
- [0027] 컴퓨팅 장치는 미리 학습된 특징 추출 모델을 이용하여, 수집된 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 추출(S120)하고, 추출된 특징 벡터를 미리 학습된 이상 감지 모델에 입력하여, 타겟 제조 공정의 이상을 감지(S130)한다.
- [0028] 특징 추출 모델과 이상 감지 모델은 메타 학습 기법을 통해 학습된 모델일 수 있으며, 일실시예로서 특징 추출 모델 및 이상 감지 모델은 서로 다른 메타 학습 기법을 통해 학습될 수 있다. 예컨대, 특징 추출 모델은 MAML(Model-Agnostic Meta-Learning) 기법을 이용해 학습될 수 있으며, 이상 감지 모델은 삼 네트워크 기반의 퓨샷 러닝 기법을 이용해 학습될 수 있다.
- [0029] 단계 S120에서 추출된 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터 각각은 연결(concatenation)되어 이상 감지 모델로 입력된다. 즉, 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터 각각으로부터 타겟 제조 공정의 이상이 감지되는 것이 아니라, 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터가 통합된 형태로 타겟 제조 공정의 이상 감지에 이용된다.
- [0030] 본 발명의 일실시예에 따르면, 정형 데이터 및 비정형 데이터를 이용하여 이상을 감지할 뿐만 아니라, 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 통합하여 이상 감지에 이용함으로써, 대량의 훈련 데이터 확보가 어려운 환경에서도 이상 감지의 정확도가 향상될 수 있다.
- [0031] 한편, 컴퓨팅 장치는 제조 공정에서 이상을 감지하는 장치로서, 메모리 및 메모리와 전기적으로 연결된 적어도 하나의 프로세서를 포함할 수 있다. 그리고 프로세서는 이상을 감지하기 위한 일련의 과정을 수행할 수 있다. 프로세서는 미리 학습된 특징 추출 모델을 이용하여, 타겟 제조 공정에서 미리 설정된 수집 주기별로 수집된 정형 데이터 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 추출한다. 그리고 서포트 데이터 셋 및 연결된 특징 벡터를 페어링한 후, 미리 학습된 이상 감지 모델에 입력하여, 타겟 제조 공정의 이상을 감지한다.
- [0033] 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 특징 추출 모델 및 이상 감지 모델을 설명하기 위한 도면이며, 도 3은 삼 네트워크 기반의 퓨샷 러닝 기법을 설명하기 위한 도면이다.
- [0034] 도 2를 참조하면, 특징 추출 모델(210)은 정형 데이터 및 비정형 데이터를 입력받아, 정형 데이터 및 비정형 데이터 각각의 특징 벡터(211, 212)를 출력한다. 특징 추출 모델(210)은, 훈련용 정형 데이터 및 훈련용 비정형 데이터와, 훈련용 정형 데이터 및 훈련용 비정형 데이터에 레이블링된 정답값(정상 또는 이상)을 포함하는 훈련 데이터를 통해 학습될 수 있다.

- [0035] 미리 설정된 수집 주기 별로 특징 추출 모델(210)에 의해 추출된 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터는 연결되며, 연결된 특징 벡터(213)은 서포트 데이터 셋과 페어링(220)되어, 이상 감지 모델(230)로 입력된다. 즉, 연결된 특징 벡터(213) 및 서포트 데이터 셋이 페어링된 한쌍의 데이터가, 이상 감지 모델(230)로 입력된다.
- [0036] 이상 감지 모델(230)은 전술된 바와 같이, 삼 네트워크(Siamese Network)를 이용하는 퓨샷 러닝 기반의 모델로서, 제1 및 제2네트워크(310, 320)를 포함한다. 제1 및 제2네트워크(310, 320)는, 제1 및 제2네트워크(310, 320)로 입력되는 특징 벡터의 클래스가 동일할 경우, 제1 및 제2네트워크(310, 320)에서 출력되는 임베딩 벡터의 거리가 가깝도록, 그리고 제1 및 제2네트워크(310, 320)로 입력되는 특징 벡터의 클래스가 상이할 경우에는 제1 및 제2네트워크(310, 320)에서 출력되는 임베딩 벡터의 거리가 멀도록, 학습된 네트워크이다.
- [0037] 연결된 특징 벡터(213)는 제1네트워크(310)로 입력되며, 서포트 데이터 셋은 제2네트워크(320)로 입력된다. 제1네트워크(310)는 특징 벡터(213)에 대한 제1임베딩 벡터를 출력하며, 제2네트워크는 서포트 데이터 셋에 대한 제2임베딩 벡터를 출력한다. 그리고 이상 감지 모델(230)은 제1 및 제2임베딩 벡터 사이의 거리에 따라서, 타겟 제조 공정의 이상을 감지한다. 제1 및 제2임베딩 벡터 사이의 거리가 가까울수록, 제1 및 제2임베딩 벡터 사이의 유사도가 높은 것으로 판단된다.
- [0038] 서포트 데이터 셋은, 정상 또는 이상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 포함하는 데이터 셋으로서, 정상 및 이상 공정에 대한 정답값에 대응된다고 볼 수 있다. 실시예에 따라서, 정상 및 이상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터가 모두 특징 벡터(213)와 페어링되거나, 정상 및 이상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터 중 하나가 특징 벡터(213)와 페어링될 수 있다.
- [0039] 특징 벡터(213)가 정상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터와 페어링되며, 특징 벡터(213)에 대한 제1임베딩 벡터와, 정상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터에 대한 제2임베딩 벡터 사이의 거리가 임계값보다 작은 경우, 이상 감지 모델(230)은 제1 및 제2임베딩 벡터의 유사도가 높은 것으로 판단하여, 타겟 제조 공정에 이상이 발생하지 않은 것으로 판단할 수 있다. 반대로 특징 벡터(213)에 대한 제1임베딩 벡터와, 정상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터에 대한 제2임베딩 벡터 사이의 거리가 임계값보다 큰 경우, 이상 감지 모델(230)은 제1 및 제2임베딩 벡터의 유사도가 낮은 것으로 판단하여, 타겟 제조 공정에 이상이 발생한 것으로 판단할 수 있다.
- [0040] 또는 특징 벡터(213)가 이상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터와 페어링되며, 특징 벡터(213)에 대한 제1임베딩 벡터와, 이상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터에 대한 제2임베딩 벡터 사이의 거리가 임계값보다 작은 경우, 이상 감지 모델(230)은 제1 및 제2임베딩 벡터의 유사도가 높은 것으로 판단하여, 타겟 제조 공정에 이상이 발생한 것으로 판단할 수 있다. 반대로 특징 벡터(213)에 대한 제1임베딩 벡터와, 이상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터에 대한 제2임베딩 벡터 사이의 거리가 임계값보다 큰 경우, 이상 감지 모델(230)은 제1 및 제2임베딩 벡터의 유사도가 낮은 것으로 판단하여, 타겟 제조 공정에 이상이 발생하지 않은 것으로 판단할 수 있다.
- [0041] 또는 정상 및 이상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터가 모두 특징 벡터(213)와 페어링되며, 특징 벡터(213)에 대한 제1임베딩 벡터와, 정상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터에 대한 제2임베딩 벡터 사이의 거리가, 특징 벡터(213)에 대한 제1임베딩 벡터와, 이상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터에 대한 제2임베딩 벡터 사이의 거리보다 작은 경우, 이상 감지 모델(230)은 특징 벡터(213)에 대한 제1임베딩 벡터와, 정상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터에 대한 제2임베딩 벡터의 유사도가 높은 것으로 판단하여, 타겟 제조 공정에 이상이 발생하지 않은 것으로 판단할 수 있다. 반대로 특징 벡터(213)에 대한 제1임베딩 벡터와, 정상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터에 대한 제2임베딩 벡터 사이의 거리가, 특징 벡터(213)에 대한 제1임베딩 벡터와, 이상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터에 대한 제2임베딩 벡터 사이의 거리보다 큰 경우, 이상 감지 모델(230)은 특징 벡터(213)에 대한 제1임베딩 벡터와, 이상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터에 대한 제2임베딩 벡터의 유사도가 높은 것으로 판단하여, 타겟 제조 공정에 이상이 발생한 것으로 판단할 수 있다.
- [0042] 한편, 실시예에 따라서 서포트 데이터 셋은 이상 제조 공정에서 수집된 복수의 이상 유형별 레퍼런스 정형 및 비정형 데이터의 특징 벡터를 더 포함할 수 있다. 이 경우, 특징 벡터(213)는 정상 제조 공정에서 수집된 레퍼런스 특징 벡터와, 이상 제조 공정에서 이상 유형별로 수집된 복수의 레퍼런스 특징 벡터와 추가로 페어링될 수 있다.
- [0043] 이상 유형별 레퍼런스 특징 벡터는 타겟 제조 공정의 이상이 감지된 경우, 제2네트워크(320)로 입력될 수 있다.

즉 이상 감지 모델(230)은 1차적으로 타겟 제조 공정의 이상을 감지하고, 이상이 감지된 경우 2차적으로 이상 유형을 감지할 수 있다.

[0044] 이상 유형별 레퍼런스 특징 벡터가 이용됨으로써, 이상의 유무 뿐만 아니라, 이상의 유형도 감지될 수 있다. 이상 감지 모델(230)은 특징 벡터(213)에 대한 제1임베딩 벡터와 이상 유형별 레퍼런스 특징 벡터에 대한 제2임베딩 벡터 사이의 거리를 계산한 후, 가장 거리가 가까운 즉, 가장 유사도가 높은 이상 유형별 레퍼런스 특징 벡터에 대응되는 이상 유형을 감지할 수 있다.

[0046] 도 4는 본 발명의 다른 실시예에 따른 제조 공정에서 이상을 감지하는 방법을 설명하기 위한 도면으로서, 정형 데이터 및 비정형 데이터의 수집 주기를 나타내는 도면이다.

[0047] 단계 S130에서 컴퓨팅 장치는 이전 수집 주기(410)에서 추출된 정형 및 비정형 데이터에 대한 특징 벡터를 삼 네트워크의 제1네트워크로 입력하고, 현재 수집 주기(420)에서 추출된 정형 및 비정형 데이터에 대한 특징 벡터를 특징 벡터를 삼 네트워크의 제2네트워크로 입력한다.

[0048] 그리고 제1 및 제2네트워크로부터 출력되는 임베딩 벡터 사이의 거리에 따라서, 이전 및 현재 수집 주기에서 추출된 특징 벡터 사이의 유사도를 판단한다.

[0049] 그리고 유사도가 임계값 이하인 경우, 이전 또는 현재 수집 주기에서 추출된 특징 벡터를 제1네트워크로 입력하고, 서포트 데이터 셋을 제2네트워크로 입력하여 획득된 임베딩 벡터 사이의 거리에 따라서, 타겟 제조 공정의 이상을 감지한다. 이전 및 현재 수집 주기에서 추출된 특징 벡터 사이의 유사도가 임계값 이하로 낮다는 것은, 이전 및 현재 수집 주기에서 추출된 특징 벡터의 클래스가 서로 다른 것이므로, 이전 또는 현재 수집 주기에서 타겟 제조 공정의 이상이 존재할 수 있음을 의미한다. 따라서 컴퓨팅 장치는 이전 및 현재 수집 주기에서 추출된 특징 벡터 사이의 유사도 임계값 이하인 경우, 서포트 데이터 셋을 이용하여, 정확한 이상 유무를 감지하고 이상 유형을 감지할 수 있다.

[0050] 본 발명의 일실시예에 따르면, 매 수집 주기마다 정형 및 비정형 데이터에 대한 특징 벡터와 서포트 데이터 셋이 삼 네트워크로 입력되는 것이 아니라, 이전 및 현재 주기에서 추출된 정형 및 비정형 데이터에 대한 특징 벡터의 유사도가 낮은 경우, 정형 및 비정형 데이터에 대한 특징 벡터와 서포트 데이터 셋이 삼 네트워크로 입력된다. 따라서, 정형 및 비정형 데이터가 수집될 때마다 정형 및 비정형 데이터에 대한 특징 벡터와 서포트 데이터 셋의 유사도가 판단되지 않으므로, 이상 감지 속도가 향상될 수 있다.

[0051] 한편, 임계값은 수집 주기의 길이에 따라서 조절될 수 있으며 일실시예로서 수집 주기의 길이와 임계값은 반비례할 수 있다. 즉, 수집 주기의 길이가 길수록 임계값은 작아질 수 있다.

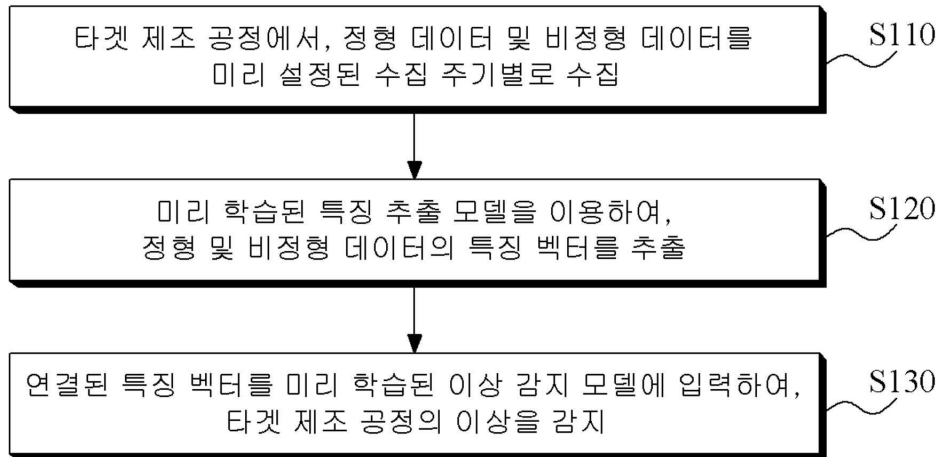
[0053] 앞서 설명한 기술적 내용들은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예들을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다. 하드웨어 장치는 실시예들의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0055] 이상과 같이 본 발명에서는 구체적인 구성 요소 등과 같은 특정 사항들과 한정된 실시예 및 도면에 의해 설명되었으나 이는 본 발명의 보다 전반적인 이해를 돕기 위해서 제공된 것일 뿐, 본 발명은 상기의 실시예에 한정되는 것은 아니며, 본 발명이 속하는 분야에서 통상적인 지식을 가진 자라면 이러한 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 따라서, 본 발명의 사상은 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 아니되며, 후술하는 특허청구범위뿐 아니라 이 특허청구범위와 균등하거나 등가적 변형이 있는 모든 것들은 본 발명 사상의 범주에 속한다

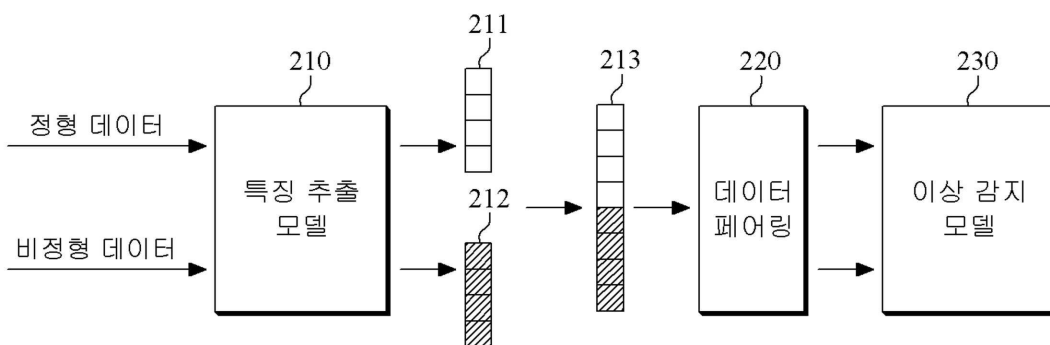
고 할 것이다.

도면

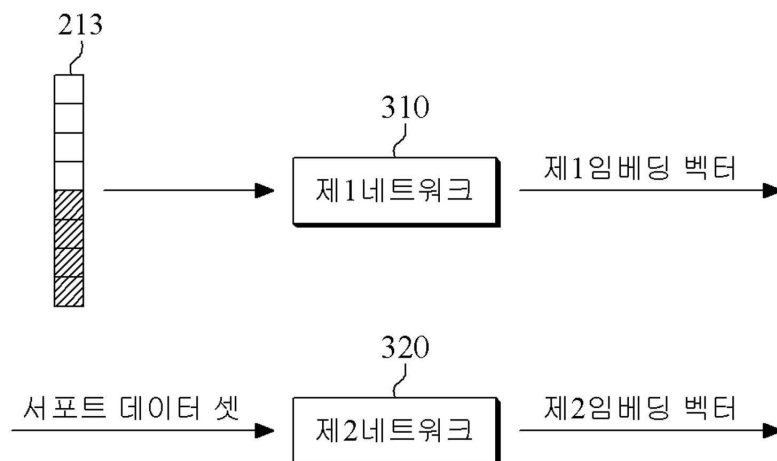
도면1



도면2



도면3



도면4

