



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0074905
(43) 공개일자 2022년06월03일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)
H01L 21/67 (2006.01) B65G 43/02 (2006.01)
G05B 23/02 (2006.01) H01L 21/677 (2006.01)
- (52) CPC특허분류
H01L 21/67288 (2013.01)
B65G 43/02 (2013.01)
- (21) 출원번호 10-2022-7014040
(22) 출원일자(국제) 2020년09월18일
심사청구일자 없음
- (85) 번역문제출일자 2022년04월26일
(86) 국제출원번호 PCT/JP2020/035501
(87) 국제공개번호 WO 2021/065576
국제공개일자 2021년04월08일
- (30) 우선권주장
JP-P-2019-181870 2019년10월02일 일본(JP)

- (71) 출원인
가부시키가이샤 에바라 세이사꾸쇼
일본국 도쿄도 오타쿠 하네다아사히쵸 11-1
- (72) 발명자
나카무라 아키라
일본 1448510 도쿄도 오타쿠 하네다 아사히쵸 11-1
반 1고 가부시키가이샤 에바라 세이사꾸쇼 내
- (74) 대리인
장수길, 서원대, 김명곤

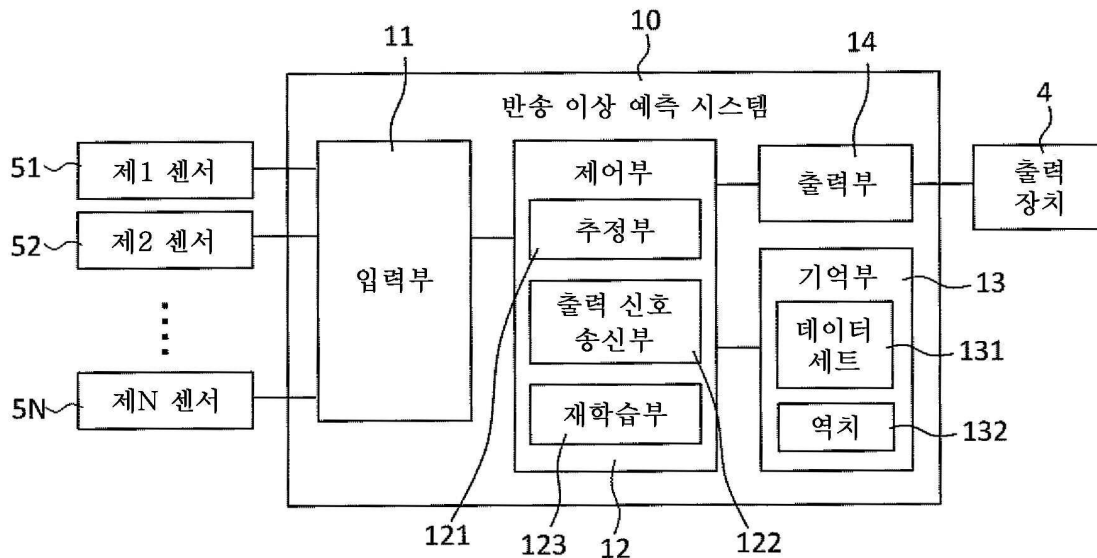
전체 청구항 수 : 총 19 항

(54) 발명의 명칭 반송 이상 예측 시스템

(57) 요약

반송 이상 예측 시스템은, 기관 반송부에 마련된 복수의 센서의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 학습 완료 모델을 갖고, 상기 복수의 센서의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력하는 추정부를 구비한다.

대표도 - 도2



(52) CPC특허분류

G05B 23/02 (2013.01)

H01L 21/67259 (2013.01)

H01L 21/67706 (2013.01)

명세서

청구범위

청구항 1

기관 반송부에 마련된 복수의 센서의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 학습 완료 모델을 갖고, 상기 복수의 센서의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력하는 추정부

를 구비한 것을 특징으로 하는 반송 이상 예측 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 복수의 센서는, 진동 센서, 소리 센서, 화상 센서, 영상 센서, 온도 센서, 기기 이동 속도 센서, 기기 동작 토크 센서, 기기 평행도 센서 중 1종류 또는 2종류 이상으로 이루어지는

것을 특징으로 하는 반송 이상 예측 시스템.

청구항 3

제1항 또는 제2항에 있어서,

상기 추정부에 의해 출력되는 상기 반송 이상도를, 미리 정해진 역치와 비교하여, 상기 반송 이상도가 상기 역치를 초과하고 있는 경우에는, 메인터넌스 통지 및/또는 알람을 출력하기 위한 출력 신호를 출력 장치에 송신하는 출력 신호 송신부를

더 구비한 것을 특징으로 하는 반송 이상 예측 시스템.

청구항 4

제1항 내지 제3항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 추정부는, 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 개시로부터 현시점까지의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력하는

것을 특징으로 하는 반송 이상 예측 시스템.

청구항 5

제1항 내지 제3항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 추정부는, 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 개시로부터 반송 종료까지의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력하는

것을 특징으로 하는 반송 이상 예측 시스템.

청구항 6

제1항 내지 제3항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 추정부는, 복수매의 새로운 기관 반송 시에 있어서의 최초의 기관의 반송 개시로부터 마지막 기관의 반송 종료까지의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 복수매의 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력하는

것을 특징으로 하는 반송 이상 예측 시스템.

청구항 7

제1항 내지 제6항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 새로운 기관 반응 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 교사 데이터로 하여 상기 학습 완료 모델을 재학습시키는 재학습부를 더 구비한 것을 특징으로 하는 반응 이상 예측 시스템.

청구항 8

제1항 내지 제7항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 데이터 세트는, 당해 기관 반응 시에 있어서의 기기 동작 시간, 메인터넌스 후 경과 시간, 기관 핸들링부의 부품 사용 시간 중 적어도 하나의 시간 정보를 더 포함하는

것을 특징으로 하는 반응 이상 예측 시스템.

청구항 9

제1항 내지 제8항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 학습 완료 모델은, 과거의 기관 반응 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트에 당해 기관 반응 시로부터 반응 이상 발생 시까지의 잔여 시간 또는 잔여 반응 횟수가 관련지어진 교사 데이터를 기계 학습한 것이며, 상기 추정부는, 새로운 기관 반응 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 상기 학습 완료 모델에 의해 예측되는 상기 잔여 시간 또는 잔여 반응 횟수에 기초하여, 상기 반응 이상도를 추정하여 출력하는 것을 특징으로 하는 반응 이상 예측 시스템.

청구항 10

제1항 내지 제8항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 학습 완료 모델은, 과거의 정상적인 기관 반응 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 교사 데이터로 하여 k 근방법으로 기계 학습한 것이며, 상기 추정부는, 새로운 기관 반응 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 상기 학습 완료 모델에 의해 계산되는 k 근방까지의 거리에 기초하여, 상기 반응 이상도를 추정하여 출력하는

것을 특징으로 하는 반응 이상 예측 시스템.

청구항 11

제1항 내지 제8항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 학습 완료 모델은, 과거의 정상적인 기관 반응 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 교사 데이터로 하여 LSTM(Long Short-Term Memory)로 기계 학습한 것이며, 상기 추정부는, 새로운 기관 반응 시까지의 실제의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반응 시의 직전까지의 실제의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트로부터 상기 학습 완료 모델에 의해 예측되는 당해 새로운 기관 반응 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와, 당해 새로운 기관 반응 시의 실제의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트의 괴리를 계산하고, 당해 괴리에 기초하여 상기 반응 이상도를 추정하여 출력하는

것을 특징으로 하는 반응 이상 예측 시스템.

청구항 12

제1항 내지 제8항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 학습 완료 모델은, 과거의 기관 반응 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트에 당해 기관 반응 시가 반응 이상 발생 시인지 여부가 레이블링된 교사 데이터를 기계 학습한 것이며, 상기 추정부는, 새로운 기관 반응 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 상기 학습 완료 모델에 의해 예측되는 반응 이상 발생 시일 확률에 기초하여, 상기 반응 이상도를 추정하여 출력하는

것을 특징으로 하는 반응 이상 예측 시스템.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 학습 완료 모델은, 과거의 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트에 당해 기관 반송 시가 반송 이상 발생 시인지 여부가 레이블링됨과 함께, 반송 이상 발생 시인 경우에는 반송 이상의 발생 원인이 레이블링된 교사 데이터를 기계 학습한 것이며, 상기 추정부는, 새로운 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 상기 학습 완료 모델에 의해 반송 이상의 발생 원인마다 예측되는 반송 이상 발생 시일 확률에 기초하여, 반송 이상의 발생 원인마다의 상기 반송 이상도를 추정하여 출력하는

것을 특징으로 하는 반송 이상 예측 시스템.

청구항 14

제1항 내지 제13항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 추정부는, 복수의 학습 완료 모델을 갖고, 상기 복수의 학습 완료 모델에 의한 예측의 조합에 기초하여 상기 반송 이상도를 추정하여 출력하는

것을 특징으로 하는 반송 이상 예측 시스템.

청구항 15

기관 반송부와,

제1항 내지 제14항 중 어느 한 항에 기재된 반송 이상 예측 시스템

을 구비한 것을 특징으로 하는 기관 처리 장치.

청구항 16

컴퓨터가 실행하는 반송 이상 예측 방법이며,

기관 반송부에 마련된 복수의 센서의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 학습 완료 모델을 사용하여, 상기 복수의 센서의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력하는 스텝

을 포함하는 것을 특징으로 하는 반송 이상 예측 방법.

청구항 17

컴퓨터에,

기관 반송부에 마련된 복수의 센서의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 학습 완료 모델을 사용하여, 상기 복수의 센서의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력하는 스텝

을 실행시키기 위한 반송 이상 예측 프로그램.

청구항 18

컴퓨터에,

기관 반송부에 마련된 복수의 센서의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 학습 완료 모델을 사용하여, 상기 복수의 센서의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력하는 스텝

을 실행시키기 위한 반송 이상 예측 프로그램을 기록한 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체.

청구항 19

입력층과, 입력층에 접속된 1 또는 2 이상의 중간층과, 중간층에 접속된 출력층을 갖고, 기관 반송부에 마련된

복수의 센서의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력층에 입력하고, 그것에 의해 출력층으로부터 출력되는 출력 결과와, 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 비교하고, 그 오차에 따라서 각 노드의 파라미터를 갱신하는 처리를, 과거의 복수회의 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트에 대하여 반복함으로써, 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 것이며,

상기 복수의 센서의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트가 입력층에 입력되면, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력층으로부터 출력하도록, 컴퓨터를 기능시키기 위한 학습 완료 모델.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 개시는, 반송 이상 예측 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 반도체 제조 장치에 있어서, 기관을 핸들링하는 것은 필수적이다. 그러나, 장치가 장시간 가동되면, 부품의 마모나 기기의 어긋남에 의해 핸들링 미스가 발생하는 경우가 있다. 핸들링 미스가 발생하면, 장치가 정지하여 생산성이 저하되거나, 기관 자체가 파손될 가능성이 있다.

[0003] 일본 특허 제6325325호 공보에는, 웨이퍼 핸들링 머신의 가동 중에 있어서의 센서의 출력율, 웨이퍼 핸들링 머신의 가동 전의 위치 정렬 시에 기억된 센서의 출력과 비교하여, 그 차가 일정 역치를 초과하는 경우에 위치 정렬로부터 벗어나 있다고 판단하는 시스템이 제안되어 있다.

발명의 내용

[0004] 그러나, 일본 특허 제6325325호 공보의 시스템에서는, 웨이퍼 핸들링 머신의 가동 중에 있어서의 센서의 출력과 가동 전의 위치 정렬 시에 기억된 센서의 출력의 차가 일정 역치를 초과하면 이상이라고 판단하는 단순한 방법에 의해 이상의 검출을 행하고 있어, 검출 확률은 높지 않다.

[0005] 반송 이상의 검출 확률을 향상시킬 수 있는 반송 이상 예측 시스템을 제공하는 것이 요망된다.

[0006] 본 개시의 일 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템은,

[0007] 기관 반송부에 마련된 복수의 센서의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 학습 완료 모델을 갖고, 상기 복수의 센서의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력하는 추정부

[0008] 를 구비한다.

도면의 간단한 설명

[0009] 도 1은 일 실시 형태에 관한 기관 처리 장치의 개략적인 구성을 도시하는 도면이다.

도 2는 일 실시 형태에 관한 반송 이상 예측 시스템의 구성을 도시하는 블록도이다.

도 3은 정상적인 기관 반송 시의 센서 데이터의 일례를 도시하는 도면이다.

도 4는 반송 이상 발생 시에 있어서의 기관 반송부에 대해서 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 반송 이상 발생 시의 센서 데이터의 일례를 도시하는 도면이다.

도 6은 제1 양태에 있어서의 학습 완료 모델의 구성을 설명하기 위한 모식도이다.

도 7은 제2 양태에 있어서의 학습 완료 모델의 구성을 설명하기 위한 모식도이다.

도 8은 제3 양태에 있어서의 학습 완료 모델의 구성을 설명하기 위한 모식도이다.

도 9는 제4 양태에 있어서의 학습 완료 모델의 구성을 설명하기 위한 모식도이다.

도 10은 제5 양태에 있어서의 학습 완료 모델의 구성을 설명하기 위한 모식도이다.

도 11은 제6 양태에 있어서의 학습 완료 모델의 구성을 설명하기 위한 모식도이다.

도 12는 제7 양태에 있어서의 학습 완료 모델에 대해서 설명하기 위한 모식도이다.

도 13은 제8 양태에 있어서의 학습 완료 모델의 구성을 설명하기 위한 모식도이다.

도 14는 일 실시 형태에 관한 반송 이상 예측 방법의 일례에 대해서 설명하기 위한 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0010] 실시 형태의 제1 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템은,
- [0011] 기관 반송부에 마련된 복수의 센서의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 학습 완료 모델을 갖고, 상기 복수의 센서의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력하는 추정부를 구비한다.
- [0012] 이러한 양태에 의하면, 추정부가, 과거의 기관 반송 시에 있어서의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 학습 완료 모델을 사용함으로써, 새로운 기관 반송 시에 있어서의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트에 대해서, 복수의 지표 데이터로부터 종합하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력할 수 있다. 이에 의해, 기관 반송 중에 있어서의 센서의 출력과 기관 반송 전의 위치 정렬 시에 기억된 센서의 출력의 차가 일정 역치를 초과하면 이상이라고 판단하는 종래의 양태에 비해, 반송 이상의 검출 확률을 향상시킬 수 있다. 또한, 학습 완료 모델을 사용함으로써, 종래의 양태에서는 취급하기 어려웠던 기기의 진동, 소리, 화상 데이터 등을 센서 데이터로서 이용하는 것이 가능하다.
- [0014] 실시 형태의 제2 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템은, 제1 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템이며,
- [0015] 상기 복수의 센서는, 진동 센서, 소리 센서, 화상 센서, 영상 센서, 온도 센서, 기기 이동 속도 센서, 기기 동작 토크 센서, 기기 평행도 센서 중 1종류 또는 2종류 이상으로 이루어진다.
- [0016] 실시 형태의 제3 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템은, 제1 또는 제2 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템이며,
- [0017] 상기 추정부에 의해 출력되는 상기 반송 이상도를, 미리 정해진 역치와 비교하여, 상기 반송 이상도가 상기 역치를 초과하고 있는 경우에는, 메인터넌스 통지 및/또는 알람을 출력하기 위한 출력 신호를 출력 장치에 송신하는 출력 신호 송신부를 더 구비한다.
- [0018] 실시 형태의 제4 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템은, 제1 내지 제3 중 어느 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템이며,
- [0020] 상기 추정부는, 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 개시로부터 현시점까지의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력한다.
- [0021] 실시 형태의 제5 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템은, 제1 내지 제3 중 어느 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템이며,
- [0022] 상기 추정부는, 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 개시로부터 반송 종료까지의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력한다.
- [0023] 실시 형태의 제6 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템은, 제1 내지 제3 중 어느 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템이며,
- [0024] 상기 추정부는, 복수매의 새로운 기관 반송 시에 있어서의 최초의 기관의 반송 개시로부터 마지막 기관의 반송 종료까지의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 복수매의 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력한다.

- [0025] 실시 형태의 제7 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템은, 제1 내지 제6 중 어느 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템이며,
- [0026] 상기 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 교사 데이터로 하여 상기 학습 완료 모델을 재학습시키는 재학습부를 더 구비한다.
- [0027] 실시 형태의 제8 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템은, 제1 내지 제7 중 어느 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템이며,
- [0029] 상기 데이터 세트는, 당해 기관 반송 시에 있어서의 기기 동작 시간, 메인터넌스 후 경과 시간, 기관 핸들링부의 부품 사용 시간 중 적어도 하나의 시간 정보를 더 포함한다.
- [0030] 실시 형태의 제9 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템은, 제1 내지 제8 중 어느 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템이며,
- [0031] 상기 학습 완료 모델은, 과거의 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트에 당해 기관 반송 시로부터 반송 이상 발생 시까지의 잔여 시간 또는 잔여 반송 횟수가 관련지어진 교사 데이터를 기계 학습한 것이며, 상기 추정부는, 새로운 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 상기 학습 완료 모델에 의해 예측되는 상기 잔여 시간 또는 잔여 반송 횟수에 기초하여, 상기 반송 이상도를 추정하여 출력한다.
- [0032] 실시 형태의 제10 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템은, 제1 내지 제8 중 어느 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템이며,
- [0033] 상기 학습 완료 모델은, 과거의 정상적인 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 교사 데이터로 하여 k 근방법으로 기계 학습한 것이며, 상기 추정부는, 새로운 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 상기 학습 완료 모델에 의해 계산되는 k 근방까지의 거리에 기초하여, 상기 반송 이상도를 추정하여 출력한다.
- [0034] 실시 형태의 제11 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템은, 제1 내지 제8 중 어느 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템이며,
- [0035] 상기 학습 완료 모델은, 과거의 정상적인 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 교사 데이터로 하여 LSTM(Long Short-Term Memory)로 기계 학습한 것이며, 상기 추정부는, 새로운 기관 반송 시까지의 실제의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시의 직전까지의 실제의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트로부터 상기 학습 완료 모델에 의해 예측되는 당해 새로운 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와, 당해 새로운 기관 반송 시의 실제의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트의 괴리를 계산하고, 당해 괴리에 기초하여 상기 반송 이상도를 추정하여 출력한다.
- [0036] 실시 형태의 제12 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템은, 제1 내지 제8 중 어느 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템이며,
- [0037] 상기 학습 완료 모델은, 과거의 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트에 당해 기관 반송 시가 반송 이상 발생 시인지 여부가 레이블링된 교사 데이터를 기계 학습한 것이며, 상기 추정부는, 새로운 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 상기 학습 완료 모델에 의해 예측되는 반송 이상 발생 시일 확률에 기초하여, 상기 반송 이상도를 추정하여 출력한다.
- [0038] 실시 형태의 제13 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템은, 제12 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템이며,
- [0039] 상기 학습 완료 모델은, 과거의 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트에 당해 기관 반송 시가 반송 이상 발생 시인지 여부가 레이블링됨과 함께, 반송 이상 발생 시일 경우에는 반송 이상의 발생 원인이 레이블링된 교사 데이터를 기계 학습한 것이며, 상기 추정부는, 새로운 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 상기 학습 완료 모델에 의해 반송 이상의 발생 원인마다 예측되는 반송 이상 발생 시일 확률에 기초하여, 반송 이상의 발생 원인마다의 상기 반송 이상도를 추정하여 출력한다.
- [0040] 실시 형태의 제14 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템은, 제1 내지 제13 중 어느 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템이며,

- [0041] 상기 추정부는, 복수의 학습 완료 모델을 갖고, 상기 복수의 학습 완료 모델에 의한 예측의 조합에 기초하여 상기 반송 이상도를 추정하여 출력한다.
- [0042] 실시 형태의 제15 양태에 관한 기관 처리 장치는,
- [0043] 기관 반송부와,
- [0044] 제1 내지 제14 중 어느 양태에 관한 반송 이상 예측 시스템을
- [0045] 을 구비한다.
- [0046] 실시 형태의 제16 양태에 관한 반송 이상 예측 방법은,
- [0047] 컴퓨터가 실행하는 반송 이상 예측 방법이며,
- [0048] 기관 반송부에 마련된 복수의 센서의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 학습 완료 모델을 사용하여, 상기 복수의 센서의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력하는 스텝
- [0049] 을 포함한다.
- [0050] 실시 형태의 제17 양태에 관한 반송 이상 예측 프로그램은,
- [0051] 컴퓨터에,
- [0052] 기관 반송부에 마련된 복수의 센서의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 학습 완료 모델을 사용하여, 상기 복수의 센서의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력하는 스텝
- [0053] 을 실행시킨다.
- [0054] 실시 형태의 제18 양태에 관한 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체는,
- [0055] 컴퓨터에,
- [0056] 기관 반송부에 마련된 복수의 센서의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 학습 완료 모델을 사용하여, 상기 복수의 센서의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력하는 스텝
- [0057] 을 실행시키기 위한 반송 이상 예측 프로그램을 비일시적(non-transitory)으로 기록하고 있다.
- [0058] 실시 형태의 제19 양태에 관한 학습 완료 모델은, 튜닝된 뉴럴 네트워크 시스템이며,
- [0059] 입력층과, 입력층에 접속된 1 또는 2 이상의 중간층과, 중간층에 접속된 출력층을 갖고, 기관 반송부에 마련된 복수의 센서의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력층에 입력하고, 그것에 의해 출력층으로부터 출력되는 출력 결과와, 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 비교하고, 그 오차에 따라서 각 노드의 파라미터를 갱신하는 처리를, 과거의 복수회의 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트에 대하여 반복함으로써, 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 것이며,
- [0060] 상기 복수의 센서의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트가 입력층에 입력되면, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력층으로부터 출력하도록, 컴퓨터를 기능시킨다.
- [0061] 이하에, 첨부된 도면을 참조하여, 실시 형태의 구체예를 상세하게 설명한다. 또한, 이하의 설명 및 이하의 설명에서 사용하는 도면에서는, 동일하게 구성될 수 있는 부분에 대해서, 동일한 부호를 사용함과 함께, 중복되는 설명을 생략한다.
- [0062] 도 1은, 일 실시 형태에 관한 기관 처리 장치(1)의 개략적인 구성을 도시하는 도면이다.

- [0063] 도 1에 도시한 바와 같이, 기관 처리 장치(1)는, 톱 링(6)과, 기관 반송부(2)와, 노즐(3a, 3b)과, 반송 이상 예측 시스템(10)과, 출력 장치(4)를 갖고 있다.
- [0064] 톱 링(6)은, 하면에 에어백이 마련되어 있고, 기관(W)을 하향으로 보유 지지함과 함께, 기관 반송 위치(기관 반송부(2)와 대향하는 위치)와 기관 처리 위치(예를 들어 도시하지 않은 연마 테이블과 대향하는 위치) 사이에서 기관(W)을 이동하도록 구성되어 있다.
- [0065] 노즐(3a, 3b)은, 기관 반송 위치에 있어서의 톱 링(6)의 측방에 배치되어 있고, 톱 링(6)의 에어백과 기관(W) 사이에 에어 및 샤프를 분사하여, 톱 링(6)으로부터 기관(W)을 떼도록 구성되어 있다.
- [0066] 기관 반송부(2)는, 기관 반송 위치에 있어서의 톱 링(6)의 하방에 배치되어 있고, 톱 링(6)으로부터 떼어져 낙하하는 기관(W)을 수취하도록 구성되어 있다. 기관 반송부(2)로서는, 예를 들어, 리프터 또는 리니어 트랜스포터(LTP)가 사용된다.
- [0067] 도 1에 도시한 바와 같이, 기관 반송부(2)에는, 복수(도시된 예에서는 3개)의 센서(51 내지 53)가 마련되어 있다. 도시된 예에서는, 복수의 센서(51 내지 53)는 모두, 기관 반송부(2)의 진동을 계측하는 진동 센서(가속도 센서)이며, 기관 반송부(2) 중 압 부분이나 축 부분 등, 기관(W)의 전달 시의 진동이 직접 전해지는 개소에 설치되어 있다.
- [0068] 또한, 복수의 센서(51 내지 53)는, 진동 센서에 한정되는 것은 아니며, 진동 센서, 소리 센서, 화상 센서, 영상 센서, 온도 센서, 기기 이동 속도 센서, 기기 동작 토크 센서, 기기 평행도 센서 중 1종류 또는 2종류 이상으로 이루어져 있어도 된다.
- [0069] 도 3은, 정상적인 기관 반송 시에 센서(51 내지 53)로부터 출력되는 센서 데이터의 일례를 도시하는 도면이다. 도 3에 있어서, 실선의 사각으로 둘러싸인 영역은, 1매의 기관 반송 시(1 사이클)에 있어서의 반송 개시로부터 반송 종료까지의 센서 데이터를 나타내고 있다. 도 3에 도시한 바와 같이, 정상적인 반송 시에는, 1 사이클마다 마찬가지로의 파형의 센서 데이터가 센서(51 내지 53)로부터 반복 출력된다.
- [0070] 도 4는, 반송 이상 발생 시에 있어서의 기관 반송부(2)에 대해서 설명하기 위한 도면이며, 도 5는, 반송 이상 발생 시의 센서 데이터의 일례를 도시하는 도면이다.
- [0071] 도 4에 도시한 바와 같이, 대표적인 반송 이상의 징후로서는, 기관(W)이 톱 링(6)으로부터 좌우 대칭으로 떼어지지 않고, 기관(W)이 비스듬히 기운 자세로 낙하한다. 이 경우, 기관(W)이 기관 반송부(2)에 착좌할 때의 충격이 기관(W)의 1개소에 집중됨으로써, 기관(W)이 파손되기 쉬워진다. 더욱 증상이 악화되면, 기관 반송부(2)로부터 기관(W)이 낙하해 버린다. 도 4에 도시하는 예에서는, 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)으로서, (1) 노즐(3a, 3b)로부터 분사된 에어 및 샤프가 닿는 위치가 어긋나는 것, (2) 톱 링(6)의 축과 기관 반송부(2)의 축이 어긋나는 것의 2가지가 생각된다.
- [0072] 도 5에 도시한 바와 같이, 반송 이상 발생 시에는, 정상 시의 파형과는 다른 파형의 센서 데이터가 센서(51 내지 53)로부터 출력된다. 도 5에 있어서, 실선의 사각으로 둘러싸인 영역은, 반송 이상 발생 시에 있어서의 반송 개시로부터 반송 종료까지의 센서 데이터를 나타내고 있다.
- [0073] 출력 장치(4)는, 유저(예를 들어 기관 처리 장치(1)의 오퍼레이터)에 대하여 각종 정보를 출력하는 인터페이스이며, 예를 들어 액정 디스플레이 등의 영상 표시 수단(디스플레이)이나 램프, 스피커 등이 사용된다.
- [0074] 도 1에 도시한 바와 같이, 반송 이상 예측 시스템(10)은 복수의 센서(51 내지 53)와 출력 장치(4)의 각각에 통신 가능하게 접속되어 있다.
- [0075] 다음에, 반송 이상 예측 시스템(10)의 구성에 대해서 설명한다. 도 2는, 반송 이상 예측 시스템(10)의 구성을 도시하는 블록도이다. 반송 이상 예측 시스템(10)의 적어도 일부는, 하나의 컴퓨터 또는 양자 컴퓨팅 시스템, 혹은 서로 네트워크를 통해 접속된 복수의 컴퓨터 또는 양자 컴퓨팅 시스템에 의해 구성되어 있다.
- [0076] 도 2에 도시한 바와 같이, 반송 이상 예측 시스템(10)은 입력부(11)와, 제어부(12)와, 기억부(13)와, 출력부(14)를 갖고 있다. 각 부(11 내지 14)는, 버스나 네트워크를 통해 통신 가능하게 접속되어 있다.
- [0077] 이 중 입력부(11)는, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)에 대한 통신 인터페이스이다. 입력부(11)는, 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각의 출력 단자에 유선으로 접속되어도 되고, 무선으로 접속되어도 된다.
- [0078] 출력부(14)는, 출력 장치(4)에 대한 통신 인터페이스이다. 출력부(14)는, 출력 장치(4)의 입력 단자에 유선으로

로 접속되어도 되고, 무선으로 접속되어도 된다.

- [0079] 기억부(13)는, 예를 들어 플래시 메모리 등의 불휘발성 데이터 스토리지이다. 기억부(13)에는, 제어부(12)가 취급하는 각종 데이터가 기억된다. 예를 들어, 기억부(13)에는, 후술하는 추정부(121)에 의해 참조되는 데이터 세트(151)와, 후술하는 출력 신호 송신부(122)에 의해 참조되는 역치(152)가 기억된다.
- [0080] 데이터 세트(151)는, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력되고, 입력부(11)를 통해 취득된 센서 데이터를 포함하고 있다. 데이터 세트(151)는, 당해 기관 반송 시에 있어서의 기기 동작 시간, 메인터넌스 후 경과 시간, 기관 핸들링부(기관(W)과 접촉하여 서서히 마모되는 부분)의 부품 사용 시간 중 적어도 하나의 시간 정보를 더 포함하고 있어도 된다.
- [0081] 도 2에 도시한 바와 같이, 제어부(12)는 추정부(121)와, 출력 신호 송신부(122)와, 재학습부(123)를 갖고 있다. 이들 각 부는, 반송 이상 예측 시스템(10) 내의 프로세서가 소정의 프로그램을 실행함으로써 실현되어도 되고, 하드웨어로 실장되어도 된다.
- [0082] 추정부(121)는, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 학습 완료 모델(120)(예를 들어, 튜닝된 뉴럴 네트워크 시스템, 도 6 내지 도 13 참조)을 갖고 있고, 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트(즉 기억부(13)에 기억된 데이터 세트(131))를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력한다.
- [0083] 추정부(121)에 있어서의 처리의 타이밍의 제1 예로서, 추정부(121)는 실시간으로 처리해도 되고, 즉, 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 개시로부터 현시점까지의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트(131)를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력해도 된다.
- [0084] 추정부(121)에 있어서의 처리의 타이밍의 제2 예로서, 추정부(121)는 1매의 기관(W)마다 처리해도 되고, 즉, 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 개시로부터 반송 종료까지의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트(131)를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력해도 된다.
- [0085] 추정부(121)에 있어서의 처리의 타이밍의 제3 예로서, 추정부(121)는 기관(W)의 로트(예를 들어 1로트 25매)마다 처리해도 되고, 즉, 추정부(121)는, 복수매(1로트)의 새로운 기관 반송 시에 있어서의 최초의 기관의 반송 개시로부터 마지막 기관의 반송 종료까지의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트(131)를 입력으로 하여, 당해 복수매(1로트)의 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력해도 된다.
- [0086] 추정부(121)는, 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 출력된 센서 데이터를 그대로 입력으로서 이용해도 되고, FFT(고속 푸리에 변환)에 의해 미리 정해진 주파수 영역의 강도를 추출(전처리)한 것을 입력으로서 이용해도 된다.
- [0087] 도 6은, 제1 양태에 있어서의 학습 완료 모델(120)의 구성을 설명하기 위한 모식도이다. 도 6에 도시하는 예에서는, 학습 완료 모델(120)은 튜닝된 뉴럴 네트워크 시스템이며, 입력층과, 입력층에 접속된 1 또는 2 이상의 중간층과, 중간층에 접속되고 출력층을 갖는 계층형의 뉴럴 네트워크 또는 양자 뉴럴 네트워크(QNN)를 포함하고 있다. 도 6에서는, 계층형의 뉴럴 네트워크로서, 피드 포워드 뉴럴 네트워크가 도시되어 있지만, 컨벌루션 뉴럴 네트워크(CNN)나 리커런트 뉴럴 네트워크(RNN) 등, 다양한 타입의 뉴럴 네트워크가 사용될 수 있다. 학습 완료 모델(120)은, 중간층이 2층 이상으로 다층화된 뉴럴 네트워크, 즉 딥 러닝(심층 학습)을 포함하고 있어도 된다.
- [0088] 제1 양태에 있어서의 학습 완료 모델(120)의 생성 방법의 일례에 대해서 설명하면, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터에, 당해 기관 반송 시가 반송 이상 발생 시인지 여부(예를 들어 정상적인 기관 반송 시는 0, 반송 이상 발생 시는 1)가 레이블링된 교사 데이터를 준비해 두고, 도 6에 도시한 바와 같이, 교사 데이터에 포함되는 1개의 기관 반송 시의 센서 데이터를 입력층에 입력하고, 그것에 의해 출력층으로부터 출력되는 출력 결과와, 교사 데이터에 포함되는 당해 기관 반송 시가 반송 이상 발생 시인지 여부의 레이블을 비교하고, 그 오차에 따라서 각 노드의 파라미터(가중치나 역치 등)를 갱신하는 처리를, 교사 데이터에 포함되는 복수의 기관 반송 시의 데이터의 각각에 대하여 반복한다. 이에 의해, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터에 기초하여, 당해 기관 반송 시가 반송 이상 발생 시일 확률(반송 이상 확률)을 예측하는 학습 완

료 모델(120)(튜닝된 뉴럴 네트워크 시스템)이 생성된다.

- [0089] 제1 양태에 있어서, 추정부(121)는, 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 입력으로 하여, 학습 완료 모델(120)에 의해 예측되는 반송 이상 발생 시일 확률(반송 이상 확률)에 기초하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력한다. 또한, 반송 이상도는, 학습 완료 모델(120)에 의해 예측되는 반송 이상 발생 시일 확률(반송 이상 확률) 그 자체여도 되고, 당해 반송 이상 확률을 소정의 함수로 일의적으로 변환한 값이어도 된다.
- [0090] 도 7은, 제2 양태에 있어서의 학습 완료 모델(120)의 구성을 설명하기 위한 모식도이다. 도 7에 도시하는 예에서는, 학습 완료 모델(120)은 튜닝된 뉴럴 네트워크 시스템이며, 입력층과, 입력층에 접속된 1 또는 2 이상의 중간층과, 중간층에 접속되고 출력층을 갖는 계층형의 뉴럴 네트워크 또는 양자 뉴럴 네트워크(QNN)를 포함하고 있다. 도 7에서는, 계층형의 뉴럴 네트워크로서, 피드 포워드 뉴럴 네트워크가 도시되어 있지만, 컨벌루션 뉴럴 네트워크(CNN)나 리커런트 뉴럴 네트워크(RNN) 등, 다양한 타입의 뉴럴 네트워크가 사용될 수 있다. 학습 완료 모델(120)은, 중간층이 2층 이상으로 다층화된 뉴럴 네트워크, 즉 딥 러닝(심층 학습)을 포함하고 있어도 된다.
- [0091] 제2 양태에 있어서의 학습 완료 모델(120)의 생성 방법의 일례에 대해서 설명하면, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터와, 당해 기관 반송 시에 있어서의 시간 정보(즉, 당해 기관 반송 시에 있어서의 기기 동작 시간, 메인터넌스 후 경과 시간, 기관 핸들링부의 부품 사용 시간 중 적어도 하나)를 포함하는 데이터 세트에, 당해 기관 반송 시가 반송 이상 발생 시인지 여부(예를 들어 정상적인 기관 반송 시는 0, 반송 이상 발생 시는 1)가 레이블링된 교사 데이터를 준비해 두고, 도 7에 도시한 바와 같이, 교사 데이터에 포함되는 1개의 기관 반송 시의 데이터 세트를 입력층에 입력하고, 그것에 의해 출력층으로부터 출력되는 출력 결과와, 교사 데이터에 포함되는 당해 기관 반송 시가 반송 이상 발생 시인지 여부의 레이블을 비교하고, 그 오차에 따라서 각 노드의 파라미터(가중치나 역치 등)를 갱신하는 처리를, 교사 데이터에 포함되는 복수의 기관 반송 시의 데이터의 각각에 대하여 반복한다. 이에 의해, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터와 당해 기관 반송 시에 있어서의 시간 정보를 포함하는 데이터 세트에 기초하여, 당해 기관 반송 시가 반송 이상 발생 시일 확률(반송 이상 확률)을 예측하는 학습 완료 모델(120)(튜닝된 뉴럴 네트워크 시스템)이 생성된다.
- [0092] 제2 양태에 있어서, 추정부(121)는, 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터와 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 시간 정보를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 학습 완료 모델(120)에 의해 예측되는 반송 이상 발생 시일 확률(반송 이상 확률)에 기초하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력한다. 또한, 반송 이상도는, 학습 완료 모델(120)에 의해 예측되는 반송 이상 발생 시일 확률(반송 이상 확률) 그 자체여도 되고, 당해 반송 이상 확률을 소정의 함수로 일의적으로 변환한 값이어도 된다.
- [0093] 도 8은, 제3 양태에 있어서의 학습 완료 모델(120)의 구성을 설명하기 위한 모식도이다. 도 8에 도시하는 예에서는, 학습 완료 모델(120)은 튜닝된 뉴럴 네트워크 시스템이며, 입력층과, 입력층에 접속된 1 또는 2 이상의 중간층과, 중간층에 접속되고 출력층을 갖는 계층형의 뉴럴 네트워크 또는 양자 뉴럴 네트워크(QNN)를 포함하고 있다. 도 8에서는, 계층형의 뉴럴 네트워크로서, 피드 포워드 뉴럴 네트워크가 도시되어 있지만, 컨벌루션 뉴럴 네트워크(CNN)나 리커런트 뉴럴 네트워크(RNN) 등, 다양한 타입의 뉴럴 네트워크가 사용될 수 있다. 학습 완료 모델(120)은, 중간층이 2층 이상으로 다층화된 뉴럴 네트워크, 즉 딥 러닝(심층 학습)을 포함하고 있어도 된다.
- [0094] 제3 양태에 있어서의 학습 완료 모델(120)의 생성 방법의 일례에 대해서 설명하면, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터에, 당해 기관 반송 시가 반송 이상 발생 시인지 여부(예를 들어 정상적인 기관 반송 시는 0, 반송 이상 발생 시는 1)가 레이블링됨과 함께, 반송 이상 발생 시의 경우에는 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)이 레이블링된 교사 데이터를 준비해 두고, 도 8에 도시한 바와 같이, 교사 데이터에 포함되는 1개의 기관 반송 시의 센서 데이터를 입력층에 입력하고, 그것에 의해 출력층으로부터 출력되는 출력 결과와, 교사 데이터에 포함되는 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)마다의 당해 기관 반송 시가 반송 이상 발생 시인지 여부의 레이블을 비교하고, 그 오차에 따라서 각 노드의 파라미터(가중치나 역치 등)를 갱신하는 처리를, 교사 데이터에 포함되는 복수의 기관 반송 시의 데이터의 각각에 대하여 반복한다. 이에 의해, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터에 기초하여, 당해 기관 반송 시가 반송 이상 발생 시일 확률(반

송 이상 확률)을 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)마다 예측하는 학습 완료 모델(120)(튜닝된 뉴럴 네트워크 시스템)이 생성된다.

[0095] 제3 양태에 있어서, 추정부(121)는, 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 입력으로 하여, 학습 완료 모델(120)에 의해 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)마다 예측되는 반송 이상 발생 시일 확률(반송 이상 확률)에 기초하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)마다 추정하여 출력한다. 또한, 반송 이상도는, 학습 완료 모델(120)에 의해 예측되는 반송 이상 발생 시일 확률(반송 이상 확률) 그 자체여도 되고, 당해 반송 이상 확률을 소정의 함수로 일의 적으로 변환한 값이어도 된다.

[0096] 도 9는, 제4 양태에 있어서의 학습 완료 모델(120)의 구성을 설명하기 위한 모식도이다. 도 9에 도시하는 예에서는, 학습 완료 모델(120)은 튜닝된 뉴럴 네트워크 시스템이며, 입력층과, 입력층에 접속된 1 또는 2 이상의 중간층과, 중간층에 접속되고 출력층을 갖는 계층형의 뉴럴 네트워크 또는 양자 뉴럴 네트워크(QNN)를 포함하고 있다. 도 9에서는, 계층형의 뉴럴 네트워크로서, 피드 포워드 뉴럴 네트워크가 도시되어 있지만, 컨벌루션 뉴럴 네트워크(CNN)나 리커런트 뉴럴 네트워크(RNN) 등, 다양한 타입의 뉴럴 네트워크가 사용될 수 있다. 학습 완료 모델(120)은, 중간층이 2층 이상으로 다층화된 뉴럴 네트워크, 즉 딥 러닝(심층 학습)을 포함하고 있어도 된다.

[0097] 제4 양태에 있어서의 학습 완료 모델(120)의 생성 방법의 일례에 대해서 설명하면, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터와, 당해 기관 반송 시에 있어서의 시간 정보(즉, 당해 기관 반송 시에 있어서의 기기 동작 시간, 메인テナンス 후 경과 시간, 기관 핸들링부의 부품 사용 시간 중 적어도 하나)를 포함하는 데이터 세트에, 당해 기관 반송 시가 반송 이상 발생 시인지 여부(예를 들어 정상적인 기관 반송 시는 0, 반송 이상 발생 시는 1)가 레이블링됨과 함께, 반송 이상 발생 시의 경우에는 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)이 레이블링된 교사 데이터를 준비해 두고, 도 9에 도시한 바와 같이, 교사 데이터에 포함되는 1개의 기관 반송 시의 데이터 세트를 입력층에 입력하고, 그것에 의해 출력층으로부터 출력되는 출력 결과와, 교사 데이터에 포함되는 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)마다의 당해 기관 반송 시가 반송 이상 발생 시인지 여부의 레이블을 비교하고, 그 오차에 따라서 각 노드의 파라미터(가중치나 역치 등)를 갱신하는 처리를, 교사 데이터에 포함되는 복수의 기관 반송 시의 데이터의 각각에 대하여 반복한다. 이에 의해, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터와 당해 기관 반송 시에 있어서의 시간 정보를 포함하는 데이터 세트에 기초하여, 당해 기관 반송 시가 반송 이상 발생 시일 확률(반송 이상 확률)을 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)마다 예측하는 학습 완료 모델(120)(튜닝된 뉴럴 네트워크 시스템)이 생성된다.

[0098] 제4 양태에 있어서, 추정부(121)는, 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터와 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 시간 정보를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 학습 완료 모델(120)에 의해 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)마다 예측되는 반송 이상 발생 시일 확률(반송 이상 확률)에 기초하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)마다 추정하여 출력한다. 또한, 반송 이상도는, 학습 완료 모델(120)에 의해 예측되는 반송 이상 발생 시일 확률(반송 이상 확률) 그 자체여도 되고, 당해 반송 이상 확률을 소정의 함수로 일의적으로 변환한 값이어도 된다.

[0099] 도 10은, 제5 양태에 있어서의 학습 완료 모델(120)의 구성을 설명하기 위한 모식도이다. 도 10에 도시하는 예에서는, 학습 완료 모델(120)은 튜닝된 뉴럴 네트워크 시스템이며, 입력층과, 입력층에 접속된 1 또는 2 이상의 중간층과, 중간층에 접속되고 출력층을 갖는 계층형의 뉴럴 네트워크 또는 양자 뉴럴 네트워크(QNN)를 포함하고 있다. 도 10에서는, 계층형의 뉴럴 네트워크로서, 피드 포워드 뉴럴 네트워크가 도시되어 있지만, 컨벌루션 뉴럴 네트워크(CNN)나 리커런트 뉴럴 네트워크(RNN) 등, 다양한 타입의 뉴럴 네트워크가 사용될 수 있다. 학습 완료 모델(120)은, 중간층이 2층 이상으로 다층화된 뉴럴 네트워크, 즉 딥 러닝(심층 학습)을 포함하고 있어도 된다.

[0100] 제5 양태에 있어서의 학습 완료 모델(120)의 생성 방법의 일례에 대해서 설명하면, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터에, 당해 기관 반송 시로부터 반송 이상 발생 시까지의 잔여 시간 또는 잔여 반송 횟수가 관련지어진 교사 데이터를 준비해 두고, 도 10에 도시한 바와 같이, 교사 데이터에 포함되는 1개의 기관 반송 시의 센서 데이터를 입력층에 입력하고, 그것에 의해 출력층으로부터 출력되는 출력 결과와, 교사 데이터에 포함되는 당해 기관 반송 시로부터 반송 이상 발생 시까지의 잔여 시간 또는 잔여 반송 횟수를 비교하고, 그 오차에 따라서 각 노드의 파라미터(가중치나 역치 등)를

갱신하는 처리를, 교사 데이터에 포함되는 복수의 기관 반송 시의 데이터의 각각에 대하여 반복한다. 이에 의해, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터에 기초하여, 당해 기관 반송 시로부터 반송 이상 발생 시까지의 잔여 시간 또는 잔여 반송 횟수를 예측하는 학습 완료 모델(120)(튜닝된 뉴럴 네트워크 시스템)이 생성된다.

[0101] 제5 양태에 있어서, 추정부(121)는, 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 입력으로 하여, 학습 완료 모델(120)에 의해 예측되는 잔여 시간 또는 잔여 반송 횟수에 기초하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력한다. 또한, 반송 이상도는, 학습 완료 모델(120)에 의해 예측되는 잔여 시간 또는 잔여 반송 횟수 그 자체여도 되고, 당해 잔여 시간 또는 잔여 반송 횟수를 소정의 함수로 일의적으로 변환한 값이어도 된다. 예를 들어, 반송 이상도는, 학습 완료 모델(120)에 의해 예측되는 잔여 시간을, 메인테넌스 시로부터 반송 이상 발생 시까지의 평균 시간으로 계산한 값이어도 되고, 학습 완료 모델(120)에 의해 예측되는 잔여 반송 횟수를, 메인테넌스 시로부터 반송 이상 발생 시까지의 평균 반송 횟수로 계산한 값이어도 된다.

[0102] 도 11은, 제6 양태에 있어서의 학습 완료 모델(120)의 구성을 설명하기 위한 모식도이다. 도 11에 도시하는 예에서는, 학습 완료 모델(120)은 튜닝된 뉴럴 네트워크 시스템이며, 입력층과, 입력층에 접속된 1 또는 2 이상의 중간층과, 중간층에 접속되고 출력층을 갖는 계층형의 뉴럴 네트워크 또는 양자 뉴럴 네트워크(QNN)를 포함하고 있다. 도 11에서는, 계층형의 뉴럴 네트워크로서, 피드 포워드 뉴럴 네트워크가 도시되어 있지만, 컨벌루션 뉴럴 네트워크(CNN)나 리커런트 뉴럴 네트워크(RNN) 등, 다양한 타입의 뉴럴 네트워크가 사용될 수 있다. 학습 완료 모델(120)은, 중간층이 2층 이상으로 다층화된 뉴럴 네트워크, 즉 딥 러닝(심층 학습)을 포함하고 있어도 된다.

[0103] 제6 양태에 있어서의 학습 완료 모델(120)의 생성 방법의 일례에 대해서 설명하면, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터, 당해 기관 반송 시에 있어서의 시간 정보(즉, 당해 기관 반송 시에 있어서의 기기 동작 시간, 메인테넌스 후 경과 시간, 기관 핸들링부의 부품 사용 시간 중 적어도 하나)를 포함하는 데이터 세트에, 당해 기관 반송 시로부터 반송 이상 발생 시까지의 잔여 시간 또는 잔여 반송 횟수가 관련지어진 교사 데이터를 준비해 두고, 도 10에 도시한 바와 같이, 교사 데이터에 포함되는 1개의 기관 반송 시의 데이터 세트를 입력층에 입력하고, 그것에 의해 출력층으로부터 출력되는 출력 결과와, 교사 데이터에 포함되는 당해 기관 반송 시로부터 반송 이상 발생 시까지의 잔여 시간 또는 잔여 반송 횟수를 비교하고, 그 오차에 따라서 각 노드의 파라미터(가중치나 역치 등)를 갱신하는 처리를, 교사 데이터에 포함되는 복수의 기관 반송 시의 데이터의 각각에 대하여 반복한다. 이에 의해, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터와 당해 기관 반송 시에 있어서의 시간 정보를 포함하는 데이터 세트에 기초하여, 당해 기관 반송 시로부터 반송 이상 발생 시까지의 잔여 시간 또는 잔여 반송 횟수를 예측하는 학습 완료 모델(120)(튜닝된 뉴럴 네트워크 시스템)이 생성된다.

[0104] 제6 양태에 있어서, 추정부(121)는, 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터와 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 시간 정보를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 학습 완료 모델(120)에 의해 예측되는 잔여 시간 또는 잔여 반송 횟수에 기초하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력한다. 또한, 반송 이상도는, 학습 완료 모델(120)에 의해 예측되는 잔여 시간 또는 잔여 반송 횟수 그 자체여도 되고, 당해 잔여 시간 또는 잔여 반송 횟수를 소정의 함수로 일의적으로 변환한 값이어도 된다. 예를 들어, 반송 이상도는, 학습 완료 모델(120)에 의해 예측되는 잔여 시간을, 메인테넌스 시로부터 반송 이상 발생 시까지의 평균 시간으로 계산한 값이어도 되고, 학습 완료 모델(120)에 의해 예측되는 잔여 반송 횟수를, 메인테넌스 시로부터 반송 이상 발생 시까지의 평균 반송 횟수로 계산한 값이어도 된다.

[0105] 도 12는, 제7 양태에 있어서의 학습 완료 모델(120)의 구성을 설명하기 위한 모식도이다. 도 12에 도시하는 예에서는, 학습 완료 모델(120)은 과거의 정상적인 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 교사 데이터로 하여, k 근방법으로 기계 학습한 것이며, 새로운 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트에 기초하여, 당해 데이터 세트의 k 근방까지의 거리를 계산한다. 도 12에 도시하는 예에 있어서, 복수의 흰색 원(「○」)은 각각, 과거의 정상적인 기관 반송 시의 센서 데이터의 특징 공간에 있어서의 위치를 나타내고 있고, 흰색 삼각(「△」)은, 새로운 기관 반송 시의 센서 데이터의 특징 공간에 있어서의 위치를 나타내고 있고, 파선은, k=3의 경우 k 근방까지의 거리를 나타내고 있다.

[0106] 제7 양태에 있어서, 추정부(121)는, 새로운 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하

여, 학습 완료 모델(121)에 의해 계산되는 k 근방까지의 거리에 기초하여, 반송 이상도를 추정하여 출력한다. 또한, 반송 이상도는, 학습 완료 모델(120)에 의해 계산되는 k 근방까지의 거리 그 자체여도 되고, 당해 k 근방까지의 거리를 소정의 함수로 일의적으로 변환한 값이어도 된다.

[0107] 도 13은, 제8 양태에 있어서의 학습 완료 모델(120)의 구성을 설명하기 위한 모식도이다. 도 13에 도시하는 예에서는, 학습 완료 모델(120)은 튜닝된 뉴럴 네트워크 시스템이며, 입력층과, 입력층에 접속된 1 또는 2 이상의 중간층과, 중간층에 접속되고 출력층을 갖는 계층형의 뉴럴 네트워크 또는 양자 뉴럴 네트워크(QNN)를 포함하고 있다. 학습 완료 모델(120)은, 중간층이 2층 이상으로 다층화된 뉴럴 네트워크, 즉 딥 러닝(심층 학습)을 포함하고 있어도 된다.

[0108] 제8 양태에 있어서의 학습 완료 모델(120)은, 과거의 정상적인 기관 반송 시의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 교사 데이터로 하여, LSTM(Long Short-Term Memory; 장·단기 기억)으로 기계 학습한 것이다. 도 13에 도시하는 예에 있어서, 학습 완료 모델(120)은, 예를 들어 메인터넌스 시로부터 새로운 기관 반송 시의 직전까지의 실제의 센서 데이터(제1~ $n-1$ 사이클의 센서 데이터)를 포함하는 데이터 세트에 기초하여, 당해 새로운 기관 반송 시의 센서 데이터(제 n 사이클의 센서 데이터의 예측값)를 포함하는 데이터 세트를 예측한다.

[0109] 제8 양태에 있어서, 추정부(121)는, 메인터넌스 시로부터 새로운 기관 반송 시까지의 실제의 센서 데이터(제1~ n 사이클의 센서 데이터)를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시의 직전까지의 실제의 센서 데이터(제1 내지 $n-1$ 사이클의 센서 데이터)를 포함하는 데이터 세트로부터 학습 완료 모델(120)에 의해 예측되는 당해 새로운 기관 반송 시의 센서 데이터(제 n 사이클의 센서 데이터의 예측값)를 포함하는 데이터 세트와, 당해 새로운 기관 반송 시의 실제의 센서 데이터(제 n 사이클의 센서 데이터)를 포함하는 데이터 세트의 괴리를 계산하고, 당해 괴리에 기초하여 반송 이상도를 추정하여 출력한다. 또한, 반송 이상도는, 당해 괴리 그 자체여도 되고, 당해 괴리를 소정의 함수로 일의적으로 변환한 값이어도 된다.

[0110] 추정부(121)는, 복수의 학습 완료 모델(120)(예를 들어 제1 내지 제8 양태에 있어서의 학습 모델(120) 중 2개 이상)을 갖고, 복수의 학습 완료 모델(120)에 의한 예측의 조합(즉 앙상블 학습)에 기초하여, 반송 이상도를 추정하여 출력해도 된다.

[0111] 출력 신호 송신부(122)는, 추정부(121)에 의해 출력되는 반송 이상도를, 미리 정해진 역치(152)와 비교하여, 반송 이상도가 역치(152)를 초과하고 있는 경우에는, 메인터넌스 통지 및/또는 알람을 출력하기 위한 출력 신호를, 출력부(14)를 통해 출력 장치(4)에 송신한다.

[0112] 재학습부(123)는, 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트(131)를 교사 데이터로 하여 학습 완료 모델(120)을 재학습시킨다.

[0113] 다음에, 이러한 구성으로 이루어지는 반송 이상 예측 시스템(10)에 의한 반송 이상 예측 방법의 일례에 대해서 설명한다. 도 14는, 반송 이상 예측 방법의 일례를 나타내는 흐름도이다.

[0114] 도 14에 나타난 바와 같이, 추정부(121)가, 기관 반송부(2)에 마련된 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력되는 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트(131)를 취득한다(스텝 S11). 추정부(121)에 의해 취득되는 데이터 세트(131)는, 당해 기관 반송 시 2에 있어서의 기기 동작 시간, 메인터넌스 후 경과 시간, 기관 핸들링부의 부품 사용 시간 중 적어도 하나의 시간 정보를 포함하고 있어도 된다. 추정부(121)에 의해 취득되는 데이터 세트(131)는 기억부(13)에 기억된다.

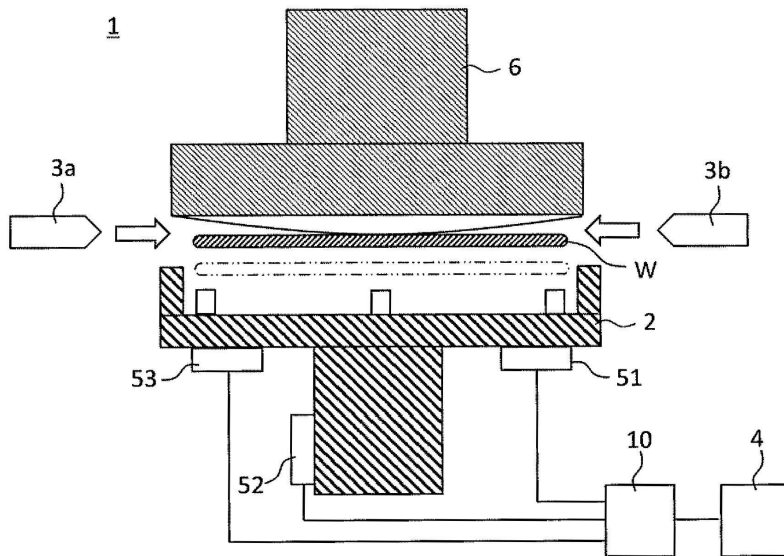
[0115] 그리고, 추정부(121)는, 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 학습 완료 모델(120)을 사용하여, 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트(131)를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력한다(스텝 S12).

[0116] 스텝 S12에 있어서, 추정부(121)는, 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 과거의 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)마다의 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 학습 완료 모델(120)(도 8, 도 9 참조)을 사용하여, 복수의 센서(51 내지 5N)의 각각으로부터 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트(131)를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)마다 추정하여 출력해도 된다.

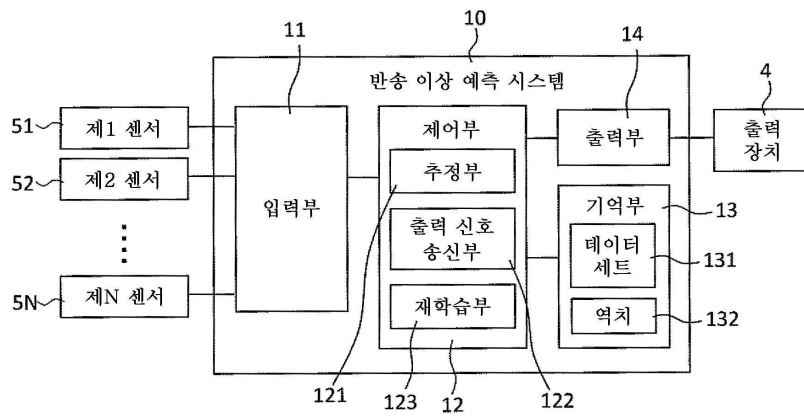
- [0117] 다음에, 출력 신호 송신부(122)가, 추정부(121)에 의해 출력되는 반송 이상도를, 미리 정해진 역치(152)와 비교한다(스텝 S13).
- [0118] 추정부(121)에 의해 출력되는 반송 이상도가 역치(152)를 초과하고 있는 경우에는(스텝 S13: "예"), 출력 신호 송신부(122)는, 메인터넌스 통지 및/또는 알람을 출력하기 위한 출력 신호를, 출력부(14)를 통해 출력 장치(4)에 송신한다(스텝 S14).
- [0119] 한편, 추정부(121)에 의해 출력되는 반송 이상도가 역치(152)를 초과하고 있지 않은 경우에는(스텝 S13: "아니오"), 재학습부(123)가, 당해 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트(131)를 정상 시의 레이블이 부여된 교사 데이터로 하여 학습 완료 모델(120)을 재학습시킨다(스텝 S15).
- [0120] 이상과 같은 본 실시 형태에 의하면, 추정부(121)가, 과거의 기관 반송 시에 있어서의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도의 관계성을 기계 학습한 학습 완료 모델(120)을 사용함으로써, 새로운 기관 반송 시에 있어서의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트(131)에 대해서, 복수의 지표 데이터로부터 종합하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 추정하여 출력할 수 있다. 이에 의해, 기관 반송 중에 있어서의 센서의 출력과 기관 반송 전의 위치 정렬 시에 기억된 센서의 출력의 차가 일정 역치를 초과하면 이상이라고 판단하는 종래의 양태와 비교하여, 반송 이상의 검출 확률을 향상시킬 수 있다. 또한, 학습 완료 모델(120)을 사용함으로써, 종래의 양태에서는 취급하기 어려웠던 기기의 진동, 소리, 화상 데이터 등을 센서 데이터로서 이용하는 것이 가능하다.
- [0121] 또한, 본 실시 형태에 의하면, 추정부(121)에 의해 추정된 반송 이상도가 역치(152)를 초과하고 있는 경우에, 출력 신호 송신부(122)가, 메인터넌스 통지 및/또는 알람을 출력하기 위한 출력 신호를 출력 장치(4)에 송신하므로, 출력 장치(4)로부터의 출력을 트리거로 하여 유저(예를 들어 기관 처리 장치(1)의 오퍼레이터)가 메인터넌스를 행함으로써, 핸들링 미스를 사전에 방지할 수 있다.
- [0122] 또한, 본 실시 형태에 의하면, 재학습부(123)가, 새로운 기관 반송 시에 출력된 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트(131)를 교사 데이터로 하여 학습 완료 모델(120)을 재학습시키므로, 장치의 가동 상황의 변화에 추종해 가는 시스템이 얻어진다.
- [0123] 또한, 도 8, 도 9에 나타내는 실시 형태에 의하면, 추정부(121)가, 과거의 기관 반송 시에 있어서의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트와 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)마다의 당해 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도 사이에 존재하는 관계성에 기초하여, 새로운 기관 반송 시에 있어서의 센서 데이터를 포함하는 데이터 세트를 입력으로 하여, 당해 새로운 기관 반송 시에 있어서의 반송 이상도를 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)마다 추정하여 출력하므로, 반송 이상도가 높다고 추정된 반송 이상의 발생 원인(이상 종류)으로부터 조사함으로써, 장치의 메인터넌스 시간을 단축시킬 수 있다.
- [0124] 또한, 본 실시 형태에 관한 반송 이상 예측 시스템(10)은, 하나의 컴퓨터 또는 양자 컴퓨팅 시스템, 혹은 서로 네트워크를 통해 접속된 복수의 컴퓨터 또는 양자 컴퓨팅 시스템에 의해 구성될 수 있지만, 하나 또는 복수의 컴퓨터 또는 양자 컴퓨팅 시스템에 반송 이상 예측 시스템(10)을 실현시키기 위한 프로그램 및 당해 프로그램을 비일시적(non-transitory)으로 기록한 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체도, 본건의 보호 대상이다.
- [0125] 이상, 실시 형태 및 변형예를 예시에 의해 설명했지만, 본 기술의 범위는 이들에 한정되는 것은 아니며, 청구항에 기재된 범위 내에 있어서 목적에 따라서 변경·변형하는 것이 가능하다. 또한, 각 실시 형태 및 변형예는, 처리 내용을 모순시키지 않는 범위에서 적절히 조합하는 것이 가능하다.

도면

도면1

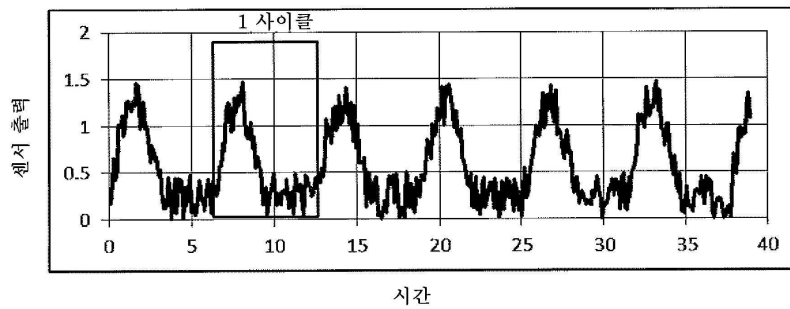


도면2

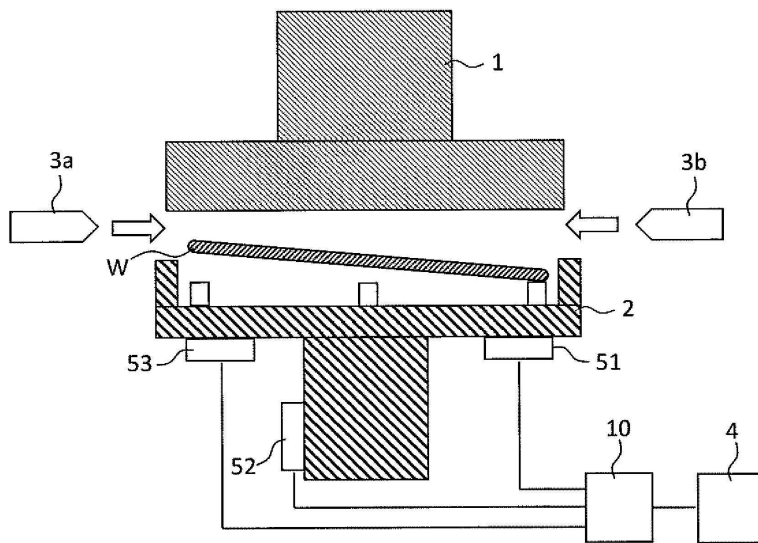


1

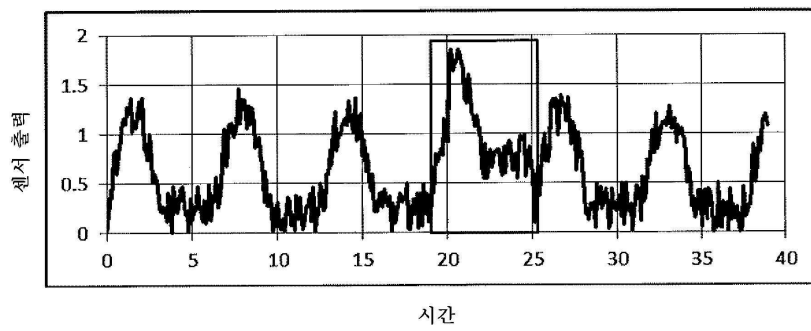
도면3



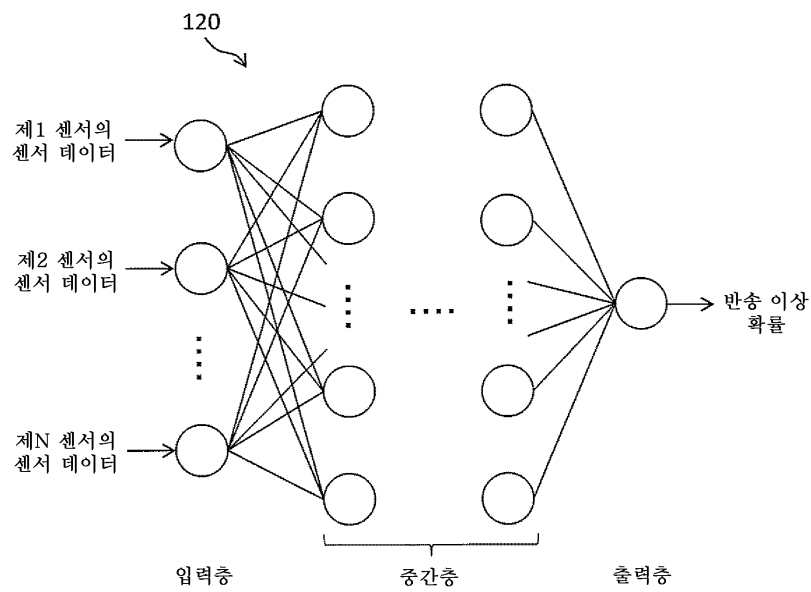
도면4



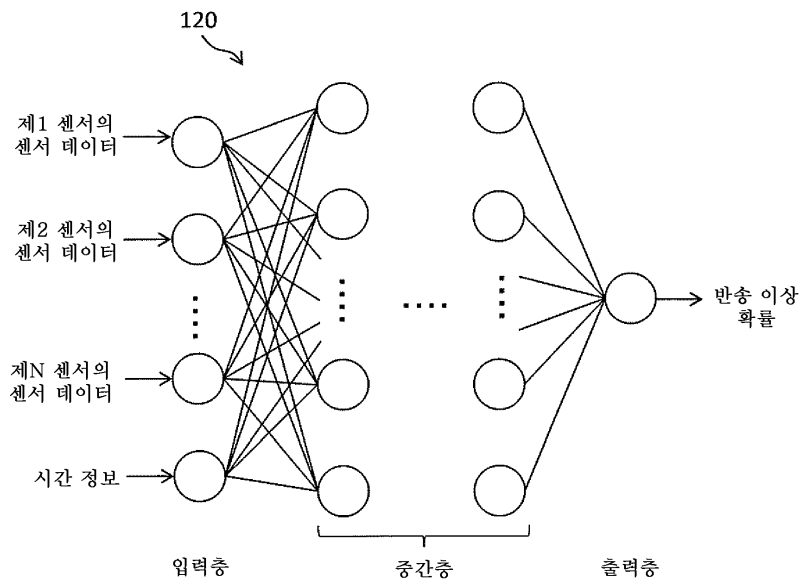
도면5



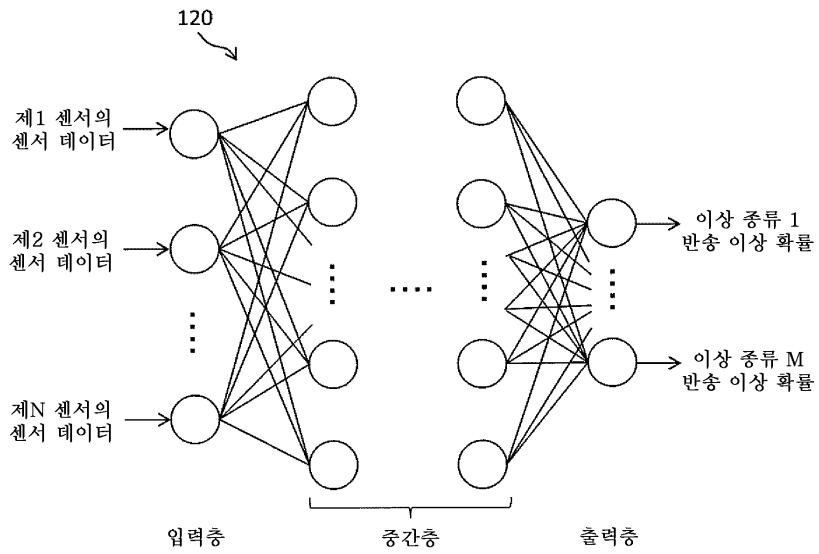
도면6



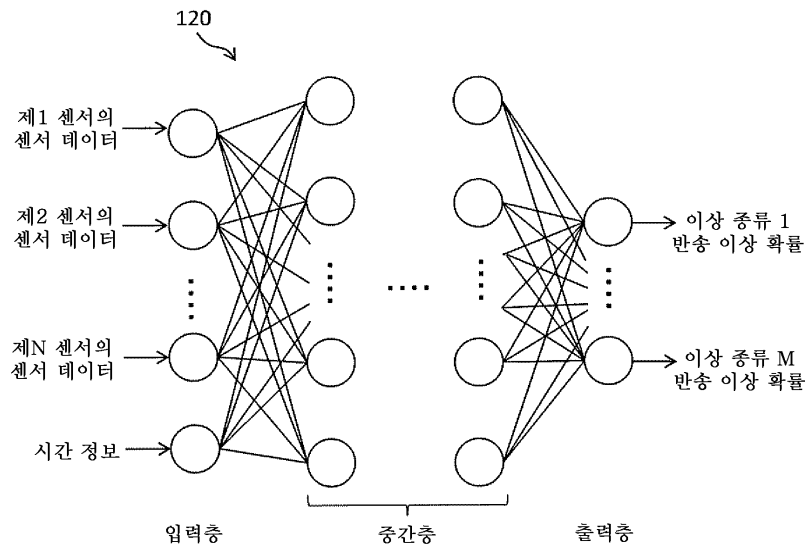
도면7



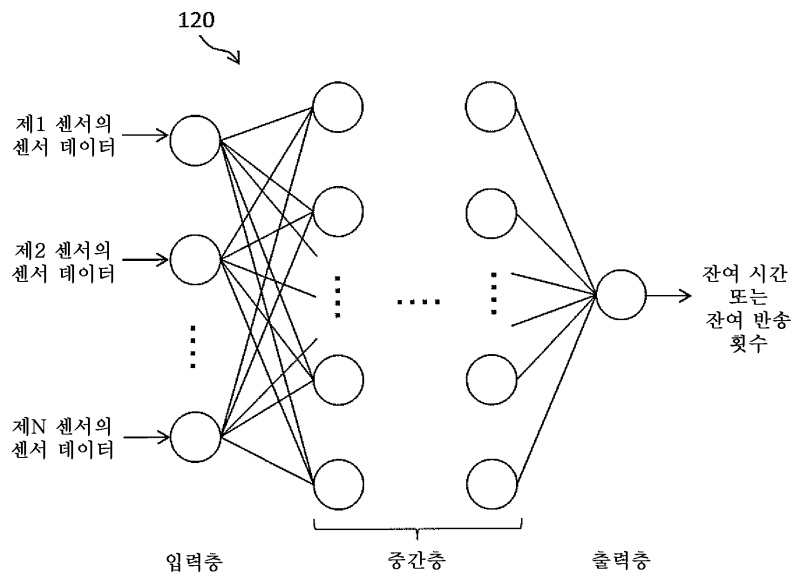
도면8



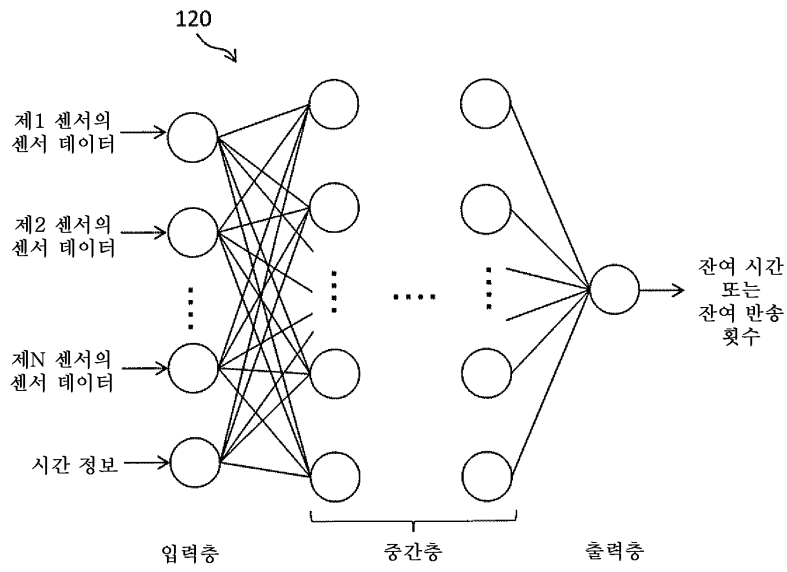
도면9



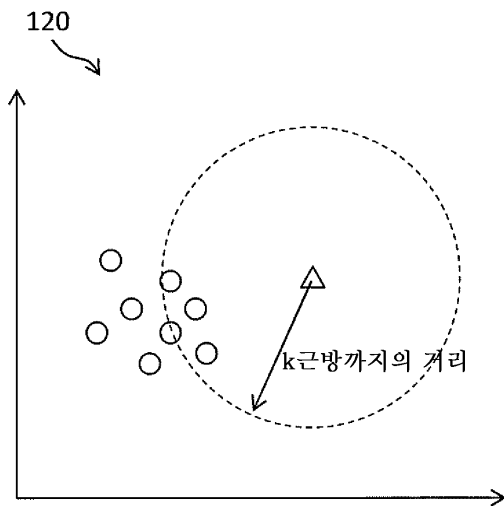
도면10



도면11

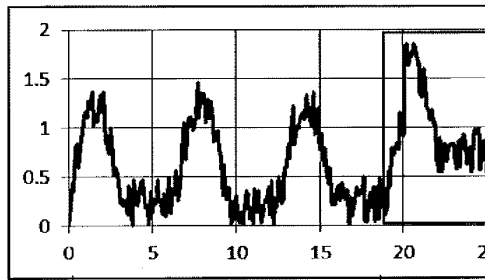


도면12



도면13

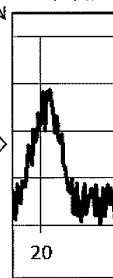
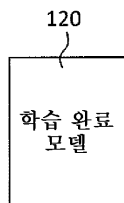
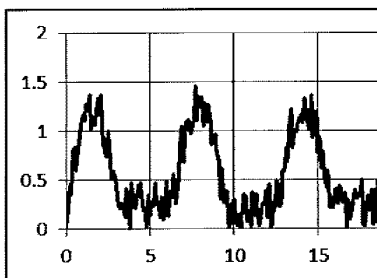
실제의 제1~n 사이클의 센서 데이터



편리를 계산

제n 사이클의
센서 데이터의
예측값

실제의 제1~n-1 사이클의 센서 데이터



도면14

