



**(19) 대한민국특허청(KR)**  
**(12) 등록특허공보(B1)**

(45) 공고일자 2019년01월18일  
 (11) 등록번호 10-1940029  
 (24) 등록일자 2019년01월14일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
 G06N 3/08 (2006.01) G06N 3/04 (2006.01)
- (52) CPC특허분류  
 G06N 3/08 (2013.01)  
 G06N 3/04 (2013.01)
- (21) 출원번호 10-2018-0080482
- (22) 출원일자 2018년07월11일  
 심사청구일자 2018년07월11일
- (56) 선행기술조사문헌  
 Khan, Shehroz S., and Babak Taati. "Detecting Unseen Falls from Wearable Devices using Channel-wise Ensemble of Autoencoders." arXiv preprint arXiv:1610.03761v3, 2017.3.22.  
 Araya, Daniel B., et al. "An ensemble learning framework for anomaly detection in building energy consumption." Energy and Buildings 144 , 2017.

- (73) 특허권자  
 주식회사 마키나락스  
 서울특별시 서초구 강남대로 311 ,6층4호(서초동, 한화생명보험빌딩)
- (72) 발명자  
 임성호  
 서울특별시 강남구 역삼로 109, 1006호(역삼동, 에스케이허브젠)
- 임용섭  
 경기도 군포시 수리산로 102, 852동 808호(산본동, 설악아파트)
- 심상우  
 서울특별시 중구 다산로 32, 23동 1601호(신당동, 남산타운)
- (74) 대리인  
 이대호, 박건홍

전체 청구항 수 : 총 16 항

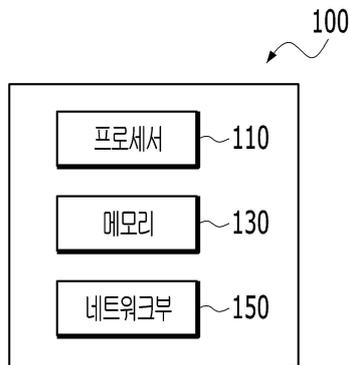
심사관 : 서광훈

(54) 발명의 명칭 **어노말리 디텍션**

**(57) 요약**

본 개시의 일 실시예에 따라, 컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램이 개시된다. 상기 컴퓨터 프로그램은 하나 이상의 프로세서에서 실행되는 경우 네트워크 함수를 이용한 데이터의 어노말리 감지를 위한 이하의 방법을 수행하도록 하며, 상기 방법은, 학습 데이터 세트에 포함된 복수의 학습 데이터 서브세트를 이용하여 사전학습된 네트워크 함수를 포함하는 복수의 어노말리 감지 서브모델을 포함하는 어노말리 감지 모델을 생성하는 단계; 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하는 단계; 및 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나의 입력 데이터에 대한 출력 데이터 및 상기 입력 데이터에 기초하여 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하는 단계를 포함할 수 있다.

**대표도** - 도1



## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로서, 상기 컴퓨터 프로그램은 하나 이상의 프로세서에서 실행되는 경우 네트워크 함수를 이용한 데이터의 어노탈리 감지를 위한 이하의 방법을 수행하도록 하며, 상기 방법은,

학습 데이터 세트에 포함된 복수의 학습 데이터 서브세트를 이용하여 사전학습된 네트워크 함수를 포함하는 복수의 어노탈리 감지 서브모델을 포함하는 어노탈리 감지 모델을 생성하는 단계-여기서 상기 복수의 어노탈리 감지 서브모델 중의 적어도 하나에 포함된 네트워크 함수의 초기 가중치는 다른 사전학습된 어노탈리 감지 서브모델에 포함된 네트워크 함수의 가중치를 적어도 일부 공유함-;

상기 생성된 복수의 어노탈리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하는 단계; 및

상기 생성된 복수의 어노탈리 감지 서브모델 중 적어도 하나의 입력 데이터에 대한 출력 데이터 및 상기 입력 데이터에 기초하여 상기 입력 데이터에 어노탈리가 존재하는지 여부를 판단하는 단계;

를 포함하는,

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

#### 청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 복수의 학습 데이터 서브세트 각각은,

사전 결정된 기준에 의하여 그룹화된 서로 상이한 학습 데이터를 포함하며,

상기 사전 결정된 기준은,

상기 학습 데이터의 생성 시간 구간, 및 상기 학습 데이터의 도메인 중 적어도 하나를 포함하는,

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

#### 청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 복수의 어노탈리 감지 서브모델은,

제 1 시간 구간 동안 생성된 학습 데이터로 구성된 제 1 학습 데이터 서브세트로 사전학습된 제 1 네트워크 함수를 포함하는 제 1 어노탈리 감지 서브모델 및 제 1 시간 구간과 상이한 제 2 시간 구간 동안 생성된 학습 데이터로 구성된 제 2 학습 데이터 서브세트로 사전학습된 제 2 네트워크 함수를 포함하는 제 2 어노탈리 감지 서브모델을 포함하는,

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

#### 청구항 4

제 3 항에 있어서,

상기 제 2 네트워크 함수의 초기 가중치는 상기 사전학습된 제 1 네트워크 함수의 가중치를 적어도 일부 공유하

는,

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

#### 청구항 5

제 3 항에 있어서,

상기 제 1 시간 구간은 상기 제 2 시간 구간 보다 앞선 시간 구간 이며, 상기 제 1 어노말리 감지 서브모델은 상기 제 2 어노말리 감지 서브모델보다 이전에 생성된,

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

#### 청구항 6

제 1 항에 있어서,

상기 네트워크 함수는,

차원 감소 네트워크 및 차원 복원 네트워크를 포함하는 네트워크 함수인,

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

#### 청구항 7

제 1 항에 있어서,

상기 사전학습된 네트워크 함수는,

어노말리를 포함하지 않는 노말 데이터만을 학습 데이터로 하여 학습되며, 상기 학습 데이터의 차원을 감소시키고 복원하도록 학습되는,

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

#### 청구항 8

제 1 항에 있어서,

상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하는 단계는,

상기 어노말리 감지 서브모델에 포함된 네트워크에 의하여 상기 입력 데이터의 차원을 감소시켜 차원 감소 데이터를 생성한 후 상기 차원 감소 데이터의 차원을 복원한 출력 데이터를 생성하는 단계;

를 포함하는,

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

#### 청구항 9

제 1 항에 있어서,

상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하는 단계는,

상기 출력 데이터 및 상기 입력 데이터의 비교에 기초하여 계산된 재구성 오차(reconstruction error)에 기초하여, 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하는 단계를 포함하는,

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

**청구항 10**

제 1 항에 있어서,

상기 어노말리 감지 모델에 포함된 상기 복수의 어노말리 감지 서브모델 모두가 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단한 경우, 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단하는 단계;

를 더 포함하는,

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

**청구항 11**

제 3 항에 있어서,

상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하는 단계는,

상기 제 2 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하는 단계; 및

상기 제 2 어노말리 감지 서브모델이 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단하는 경우, 상기 제 1 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하는 단계;

를 포함하는,

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

**청구항 12**

제 4 항에 있어서,

상기 제 2 네트워크 함수의 차원 감소 네트워크의 레이어 중 입력 레이어에 근접한 레이어로부터 사전결정된 수의 레이어는 사전학습된 상기 제 1 네트워크 함수의 대응되는 레이어의 가중치를 초기 가중치로 하는,

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

**청구항 13**

제 4 항에 있어서,

상기 제 2 네트워크 함수의 차원 복원 네트워크의 레이어 중 출력 레이어에 근접한 레이어로부터 사전결정된 수의 레이어는 사전학습된 제 1 네트워크 함수의 대응되는 레이어의 가중치로 학습 예포크 마다 초기화되는,

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

**청구항 14**

제 5 항에 있어서,

상기 제 1 어노말리 감지 서브모델을 생성하기 위한 상기 제 1 시간 구간 동안 생성된 학습 데이터로 구성된 제 1 학습 데이터 서브세트는,

상기 제 1 학습 데이터 서브세트에 포함된 학습 데이터 중 일부만이 상기 제 2 어노말리 감지 서브모델의 학습에 사용되도록 상기 제 2 어노말리 감지 서브모델을 생성하기 위한 상기 제 2 학습 데이터 서브세트의 샘플링 비율보다 낮은 샘플링 비율로 샘플링되는,

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

**청구항 15**

하나 이상의 프로세서에서 수행되는 네트워크 함수를 이용한 데이터의 어노탈리 감지 방법으로서,  
 학습 데이터 세트에 포함된 복수의 학습 데이터 서브세트를 이용하여 사전학습된 네트워크 함수를 포함하는 복수의 어노탈리 감지 서브모델을 포함하는 어노탈리 감지 모델을 생성하는 단계-여기서 상기 복수의 어노탈리 감지 서브모델 중의 적어도 하나에 포함된 네트워크 함수의 초기 가중치는 다른 사전학습된 어노탈리 감지 서브모델에 포함된 네트워크 함수의 가중치를 적어도 일부 공유함-;  
 상기 생성된 복수의 어노탈리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하는 단계; 및  
 상기 생성된 복수의 어노탈리 감지 서브모델 중 적어도 하나의 입력 데이터에 대한 출력 데이터 및 상기 입력 데이터에 기초하여 상기 입력 데이터에 어노탈리가 존재하는지 여부를 판단하는 단계;  
 를 포함하는,  
 컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

**청구항 16**

컴퓨팅 장치로서,  
 하나 이상의 프로세서; 및  
 상기 프로세서에서 실행가능한 명령들을 저장하는 메모리;  
 를 포함하고,  
 상기 프로세서는,  
 학습 데이터 세트에 포함된 복수의 학습 데이터 서브세트를 이용하여 사전학습된 네트워크 함수를 포함하는 복수의 어노탈리 감지 서브모델을 포함하는 어노탈리 감지 모델을 생성하고-여기서 상기 복수의 어노탈리 감지 서브모델 중의 적어도 하나에 포함된 네트워크 함수의 초기 가중치는 다른 사전학습된 어노탈리 감지 서브모델에 포함된 네트워크 함수의 가중치를 적어도 일부 공유함-;  
 상기 생성된 복수의 어노탈리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하고; 그리고  
 상기 생성된 복수의 어노탈리 감지 서브모델 중 적어도 하나의 입력 데이터에 대한 출력 데이터 및 상기 입력 데이터에 기초하여 상기 입력 데이터에 어노탈리가 존재하는지 여부를 판단하는;  
 컴퓨팅 장치.

**발명의 설명**

**기술 분야**

[0001] 본 개시는 인공지능 기술 분야에 관한 것으로서, 보다 구체적으로 인공지능 기술을 활용한 어노탈리 디텍션에 관한 것이다.

**배경 기술**

[0003] 일시적으로 또는 데이터 베이스에 저장되어 영구적으로 사용할 수 있는 센서 데이터가 축적됨에 따라, 수 많은 산업 장비의 모니터링 데이터의 자동화 처리에 대한 연구가 진행되고 있다. 데이터의 상태 판단 방법을 구현하기 위해 인공 신경망 네트워크(artificial neural network)를 이용한 인공지능(artificial intelligence) 기술에 대한 연구가 진행되고 있다.

[0004] 인공 신경망 네트워크를 활용한 딥러닝(deep learning) 모델은 복잡한 비선형 또는 동적 패턴을 효과적으로 학습할 수 있는 방법을 제공하지만, 처리하고자 하는 데이터가 변화하는 경우, 모델의 업데이트에 기술적 과제가 존재하였다.

[0005] 대한민국특허 공개 문헌 KR1020180055708은 인공 지능을 활용한 이미지 처리 방법을 개시한다.

**발명의 내용**

**해결하려는 과제**

[0007] 본 개시는 전술한 배경기술에 대응하여 안출된 것으로, 인공지능을 활용한 데이터의 처리 방법을 제공하기 위한 것이다.

**과제의 해결 수단**

[0009] 전술한 바와 같은 과제를 실현하기 위한 본 개시의 일 실시예에 따라, 컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램이 개시된다. 상기 컴퓨터 프로그램은 하나 이상의 프로세서에서 실행되는 경우 네트워크 함수를 이용한 데이터의 어노말리 감지를 위한 이하의 방법을 수행하도록 하며, 상기 방법은, 학습 데이터 세트에 포함된 복수의 학습 데이터 서브세트를 이용하여 사전학습된 네트워크 함수를 포함하는 복수의 어노말리 감지 서브모델을 포함하는 어노말리 감지 모델을 생성하는 단계; 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하는 단계; 및 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나의 입력 데이터에 대한 출력 데이터 및 상기 입력 데이터에 기초하여 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하는 단계를 포함할 수 있다.

[0010] 대안적인 실시예에서, 상기 복수의 학습 데이터 서브세트 각각은, 사전 결정된 기준에 의하여 그룹화된 서로 상이한 학습 데이터를 포함하며, 상기 사전 결정된 기준은, 상기 학습 데이터의 생성 시간 구간, 및 상기 학습 데이터의 도메인 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0011] 대안적인 실시예에서, 상기 복수의 어노말리 감지 서브모델은, 제 1 시간 구간 동안 생성된 학습 데이터로 구성된 제 1 학습 데이터 서브세트로 사전학습된 제 1 네트워크 함수를 포함하는 제 1 어노말리 감지 서브모델 및 제 1 시간 구간과 상이한 제 2 시간 구간 동안 생성된 학습 데이터로 구성된 제 2 학습 데이터 서브세트로 사전학습된 제 2 네트워크 함수를 포함하는 제 2 어노말리 감지 서브모델을 포함할 수 있다.

[0012] 대안적인 실시예에서, 상기 제 2 네트워크 함수의 초기 가중치는 상기 사전학습된 제 1 네트워크 함수의 가중치를 적어도 일부 공유할 수 있다.

[0013] 대안적인 실시예에서, 상기 제 1 시간 구간은 상기 제 2 시간 구간 보다 앞선 시간 구간이며, 상기 제 1 어노말리 감지 서브모델은 상기 제 2 어노말리 감지 서브모델보다 이전에 생성될 수 있다.

[0014] 대안적인 실시예에서, 상기 네트워크 함수는, 차원 감소 네트워크 및 차원 복원 네트워크를 포함하는 네트워크 함수일 수 있다.

[0015] 대안적인 실시예에서, 상기 사전학습된 네트워크 함수는, 어노말리를 포함하지 않는 노말 데이터만을 학습 데이터로 하여 학습되며, 상기 학습 데이터의 차원을 감소시키고 복원하도록 학습될 수 있다.

[0016] 대안적인 실시예에서, 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하는 단계는, 상기 어노말리 감지 서브모델에 포함된 네트워크에 의하여 상기 입력 데이터의 차원을 감소시켜 차원 감소 데이터를 생성한 후 상기 차원 감소 데이터의 차원을 복원한 출력 데이터를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0017] 대안적인 실시예에서, 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하는 단계는, 상기 출력 데이터 및 상기 입력 데이터의 비교에 기초하여 계산된 재구성 오차(reconstruction error)에 기초하여, 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하는 단계를 포함할 수 있다.

[0018] 대안적인 실시예에서, 상기 어노말리 감지 모델에 포함된 상기 복수의 어노말리 감지 서브모델 모두가 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단한 경우, 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0019] 대안적인 실시예에서, 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하는 단계는, 상기 제 2 어노말리

감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하는 단계; 및 상기 제 2 어노말리 감지 서브모델이 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단하는 경우, 상기 제 1 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하는 단계를 포함할 수 있다.

[0020] 대안적인 실시예에서, 상기 제 2 네트워크 함수의 차원 감소 네트워크의 레이어 중 입력 레이어에 근접한 레이어로부터 사전결정된 수의 레이어는 사전학습된 상기 제 1 네트워크 함수의 대응되는 레이어의 가중치를 초기 가중치로 할 수 있다.

[0021] 대안적인 실시예에서, 상기 제 2 네트워크 함수의 차원 복원 네트워크의 레이어 중 출력 레이어에 근접한 레이어로부터 사전결정된 수의 레이어는 사전학습된 제 1 네트워크 함수의 대응되는 레이어의 가중치로 학습 에포크마다 초기화될 수 있다.

[0022] 대안적인 실시예에서, 상기 제 1 어노말리 감지 서브모델을 생성하기 위한 상기 제 1 시간 구간 동안 생성된 학습 데이터로 구성된 제 1 학습 데이터 서브세트는, 상기 제 1 학습 데이터 서브세트에 포함된 학습 데이터 중 일부만이 학습에 사용되도록 상기 제 2 어노말리 감지 서브모델을 생성하기 위한 상기 제 2 학습 데이터 서브세트의 샘플링 비율보다 낮은 샘플링 비율로 샘플링될 수 있다.

[0023] 본 개시의 다른 일 실시예에 따라 하나 이상의 프로세서에서 수행되는 네트워크 함수를 이용한 데이터의 어노말리 감지 방법이 개시된다. 상기 방법은, 학습 데이터 세트에 포함된 복수의 학습 데이터 서브세트를 이용하여 사전학습된 네트워크 함수를 포함하는 복수의 어노말리 감지 서브모델을 포함하는 어노말리 감지 모델을 생성하는 단계; 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하는 단계; 및 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나의 입력 데이터에 대한 출력 데이터 및 상기 입력 데이터에 기초하여 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하는 단계를 포함할 수 있다.

[0024] 본 개시의 다른 일 실시예에 따라 컴퓨팅 장치가 개시된다. 상기 컴퓨팅 장치는, 하나 이상의 프로세서; 및 상기 프로세서에서 실행가능한 명령들을 저장하는 메모리; 를 포함하고, 상기 프로세서는, 학습 데이터 세트에 포함된 복수의 학습 데이터 서브세트를 이용하여 사전학습된 네트워크 함수를 포함하는 복수의 어노말리 감지 서브모델을 포함하는 어노말리 감지 모델을 생성하고; 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하고; 그리고 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나의 입력 데이터에 대한 출력 데이터 및 상기 입력 데이터에 기초하여 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단할 수 있다.

**발명의 효과**

[0026] 본 개시는 인공지능을 활용한 데이터의 처리 방법을 제공할 수 있다.

**도면의 간단한 설명**

- [0028] 도 1 은 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리를 감지하기 위한 컴퓨팅 장치의 블록 구성도이다.
- 도 2 는 본 개시의 일 실시예에 따라 네트워크 함수를 나타낸 개략도이다.
- 도 3 은 본 개시의 일 실시예에 따라 어노말리 감지 모델을 생성하는 과정을 나타낸 개략도이다.
- 도 4 은 본 개시의 일 실시예에 따라 어노말리 감지 모델을 이용한 데이터의 어노말리 감지 과정을 나타낸 개략도이다.
- 도 5 은 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법의 순서도이다.
- 도 6 은 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법을 구현하기 위한 수단을 도시한 블록 구성도이다.
- 도 7 은 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법을 구현하기 위한 모듈을 도시한 블록 구성도이다.
- 도 8 은 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법을 구현하기 위한 로직을 도시한 블록 구성도이다.
- 도 9 은 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법을 구현하기 위한 회로를 도시한 블록 구성도이다.

이다.

도 10는 본 개시의 일 실시예들이 구현될 수 있는 예시적인 컴퓨팅 환경에 대한 간략하고 일반적인 개략도를 도시한다.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

- [0029] 다양한 실시예들이 이제 도면을 참조하여 설명된다. 본 명세서에서, 다양한 설명들이 본 개시의 이해를 제공하기 위해서 제시된다. 그러나, 이러한 실시예들은 이러한 구체적인 설명 없이도 실행될 수 있음이 명백하다.
- [0030] 본 명세서에서 사용되는 용어 "컴포넌트", "모듈", "시스템" 등은 컴퓨터-관련 엔티티, 하드웨어, 펌웨어, 소프트웨어, 소프트웨어 및 하드웨어의 조합, 또는 소프트웨어의 실행을 지칭한다. 예를 들어, 컴포넌트는 프로세서 상에서 실행되는 처리과정(procedure), 프로세서, 객체, 실행 스레드, 프로그램, 및/또는 컴퓨터일 수 있지만, 이들로 제한되는 것은 아니다. 예를 들어, 컴퓨팅 장치에서 실행되는 애플리케이션 및 컴퓨팅 장치 모두 컴포넌트일 수 있다. 하나 이상의 컴포넌트는 프로세서 및/또는 실행 스레드 내에 상주할 수 있다. 일 컴포넌트는 하나의 컴퓨터 내에 로컬화 될 수 있다. 일 컴포넌트는 2개 이상의 컴퓨터들 사이에 분배될 수 있다. 또한, 이러한 컴포넌트들은 그 내부에 저장된 다양한 데이터 구조들을 갖는 다양한 컴퓨터 관독가능한 매체로부터 실행할 수 있다. 컴포넌트들은 예를 들어 하나 이상의 데이터 패킷들을 갖는 신호(예를 들면, 로컬 시스템, 분산 시스템에서 다른 컴포넌트와 상호작용하는 하나의 컴포넌트로부터의 데이터 및/또는 신호를 통해 다른 시스템과 인터넷과 같은 네트워크를 통해 전송되는 데이터)에 따라 로컬 및/또는 원격 처리들을 통해 통신할 수 있다.
- [0031] 더불어, 용어 "또는"은 배타적 "또는"이 아니라 내포적 "또는"을 의 미하는 것으로 의도된다. 즉, 달리 특정되지 않거나 문맥상 명확하지 않은 경우에, "X는 A 또는 B를 이용한다"는 자연적인 내포적 치환 중 하나를 의미하는 것으로 의도된다. 즉, X가 A를 이용하거나; X가 B를 이용하거나; 또는 X가 A 및 B 모두를 이용하는 경우, "X는 A 또는 B를 이용한다"가 이들 경우들 어느 것으로도 적용될 수 있다. 또한, 본 명세서에 사용된 "및/또는"이라는 용어는 열거된 관련 아이템들 중 하나 이상의 아이템의 가능한 모든 조합을 지칭하고 포함하는 것으로 이해되어야 한다.
- [0032] 또한, "포함한다" 및/또는 "포함하는"이라는 용어는, 해당 특징 및/또는 구성요소가 존재함을 의미하는 것으로 이해되어야 한다. 다만, "포함한다" 및/또는 "포함하는"이라는 용어는, 하나 이상의 다른 특징, 구성요소 및/또는 이들의 그룹의 존재 또는 추가를 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다. 또한, 달리 특정되지 않거나 단수 형태를 지시하는 것으로 문맥상 명확하지 않은 경우에, 본 명세서와 청구범위에서 단수는 일반적으로 "하나 또는 그 이상"을 의미하는 것으로 해석되어야 한다.
- [0033] 당업자들은 추가적으로 여기서 개시된 실시예들과 관련되어 설명된 다양한 예시 적 논리적 블록들, 구성들, 모듈들, 회로들, 수단들, 로직들, 및 알고리즘 단계들이 전자 하드웨어, 컴퓨터 소프트웨어, 또는 양쪽 모두의 조합들로 구현될 수 있음을 인식해야 한다. 하드웨어 및 소프트웨어의 상호교환성을 명백하게 예시하기 위해, 다양한 예시 적 컴포넌트들, 블록들, 구성들, 수단들, 로직들, 모듈들, 회로들, 및 단계들은 그들의 기능성 측면에서 일반적으로 위에서 설명되었다. 그러한 기능성이 하드웨어로 또는 소프트웨어로서 구현되는지 여부는 전반적인 시스템에 부과된 특정 어플리케이션(application) 및 설계 제한들에 달려 있다. 숙련된 기술자들은 각각의 특정 어플리케이션들을 위해 다양한 방법들로 설명된 기능성을 구현할 수 있다. 다만, 그러한 구현의 결정들이 본 개시내용의 영역을 벗어나게 하는 것으로 해석되어서는 안된다.
- [0034] 제시된 실시예들에 대한 설명은 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지 식을 가진 자가 본 발명을 이용하거나 또는 실시할 수 있도록 제공된다. 이러한 실시예들에 대한 다양한 변형들은 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명백할 것이다. 여기에 정의된 일반적인 원리들은 본 개시의 범위를 벗어남이 없이 다른 실시예들에 적용될 수 있다. 그리하여, 본 발명은 여기에 제시된 실시예 들로 한정되는 것이 아니다. 본 발명은 여기에 제시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의의 범위에서 해석되어야 할 것이다.
- [0035] 본 개시에서 네트워크 함수와 인공 신경망 및 뉴럴 네트워크(neural network)는 상호교환가능하게 사용될 수 있다.
- [0036] 도 1은 본 개시의 일 실시예에 따른 데이터의 어노탈리를 판단하는 방법을 수행하는 컴퓨팅 장치의 블록 구성도를 도시한 도면이다. 도 1 에 도시된 컴퓨팅 장치(100)의 구성은 간략화 하여 나타낸 예시일 뿐이다. 본 개시의 일 실시예에서 컴퓨팅 장치(100)는 컴퓨팅 장치(100)의 컴퓨팅 환경을 수행하기 위한 다른 구성들이 포함될 수 있고, 개시된 구성들 중 일부만이 컴퓨팅 장치(100)를 구성할 수도 있다.

- [0037]     컴퓨팅 장치(100)는 프로세서(110), 메모리(130), 네트워크부(150)를 포함할 수 있다.
- [0038]     프로세서(110)는 하나 이상의 코어로 구성될 수 있으며, 컴퓨팅 장치의 중앙 처리 장치(CPU: central processing unit), 범용 그래픽 처리 장치 (GPGPU: general purpose graphics processing unit), 텐서 처리 장치(TPU: tensor processing unit) 등의 데이터 분석, 딥러닝을 위한 프로세서를 포함할 수 있다. 프로세서(110)는 메모리(130)에 저장된 컴퓨터 프로그램을 판독하여 본 개시의 일 실시예에 따른 어노말리 감지 방법을 수행할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에 따라 프로세서(110)는 신경망의 학습을 위한 연산을 수행할 수 있다. 프로세서(110)는 딥러닝(DN: deep learning)에서 학습을 위한 입력 데이터의 처리, 입력 데이터에서의 피쳐(feature) 추출, 오차 계산, 역전파(backpropagation)를 이용한 신경망의 가중치 업데이트 등의 신경망의 학습을 위한 계산을 수행할 수 있다. 프로세서(110)의 CPU, GPGPU, 및 TPU 중 적어도 하나가 네트워크 함수의 학습을 처리할 수 있다. 예를 들어, CPU와 GPGPU가 함께 네트워크 함수의 학습, 네트워크 함수를 이용한 데이터 분류를 처리할 수 있다. 또한, 본 개시의 일 실시예에서 복수의 컴퓨팅 장치의 프로세서를 함께 사용하여 네트워크 함수의 학습, 네트워크 함수를 이용한 데이터 분류를 처리할 수 있다. 또한, 본 개시의 일 실시예에 따른 컴퓨팅 장치에서 수행되는 컴퓨터 프로그램은 CPU, GPGPU 또는 TPU 실행가능 프로그램일 수 있다.
- [0039]     본 개시의 일 실시예에서 컴퓨팅 장치(100)는 CPU, GPGPU, 및 TPU 중 적어도 하나를 이용하여 네트워크 함수를 분산하여 처리할 수 있다. 또한 본 개시의 일 실시예에서 컴퓨팅 장치(100)는 다른 컴퓨팅 장치와 함께 네트워크 함수를 분산하여 처리할 수도 있다. 컴퓨팅 장치(100)의 네트워크 함수 분산 처리에 관한 구체적인 내용에 대한 설명은 본 출원에서 전체가 참조로서 통합되는 미국 특허 출원 US15/161080(출원일 2016.05.20) 및 US15/217475(출원일 2016.07.22)에서 구체적으로 논의된다.
- [0040]     본 개시의 일 실시예에서 네트워크 함수를 이용하여 처리되는 데이터는 산업현장에서 획득되는 모든 종류의 데이터를 포함할 수 있다. 예를 들어, 제품의 생산 공정에서 제품의 생산을 위한 디바이스의 동작 파라미터, 디바이스의 동작에 의하여 획득된 센서 데이터 등을 포함할 수 있다. 예를 들어, 특정 공정에서 장비의 온도 설정, 레이저를 사용하는 공정의 경우 레이저의 파장 등이 본 개시에서 처리되는 데이터의 종류에 포함될 수 있다. 예를 들어, 처리되는 데이터는 MES(management execution system)으로부터의 로트(lot) 장비 히스토리 데이터, 장비 인터페이스 데이터 소스로부터의 데이터, 프로세싱 툴(tool) 레시피들, 프로세싱 툴 테스트 데이터, 프로브 테스트 데이터, 전기 테스트 데이터, 결합 측정 데이터, 진단 데이터, 원격 진단 데이터, 후처리 데이터 등을 포함할 수 있으며 본 개시는 이에 제한되지 않는다. 보다 구체적인 예시로, 반도체 팹(fab)에서 획득되는 로트 별로 12만여개의 항목을 포함하는 진행중(work-in-progress) 정보, 로(raw) 프로세싱 툴 데이터, 장비 인터페이스 정보, 공정 측정 정보(process metrology information)(예를 들어, 로트 별로 1000여개의 항목을 포함함), 수율 관련 엔지니어가 접근할 수 있는 결합 정보, 동작 테스트 정보, 소트 정보(datalog 및 bitmap를 포함함) 등을 포함할 수 있으나, 본 개시는 이에 제한되지 않는다. 전술한 데이터의 종류에 관한 기재는 예시일 뿐이며 본 개시는 이에 제한되지 않는다. 본 개시의 일 실시예에서 컴퓨팅 장치(100)는 수집된 데이터를 전처리할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 수집된 데이터 중 결손 값을 보충할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 예를 들어, 결손 값을 중간값 또는 평균값으로 보충하거나, 결손 값이 다수 존재하는 열을 삭제할 수도 있다. 또한, 예를 들어, 컴퓨팅 장치(100)는 행렬 완성(matrix completion) 컴퓨팅 장치(100)에 의한 데이터 전처리에 관리자의 전문 분야 기술(subject matter expertise)이 활용될 수 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 장치(100)는 수집된 데이터에서 경계, 한계를 완전히 벗어난 값들(예를 들어, 센서 등의 오동작으로 추정되는 값 등)을 제거할 수 있다. 또한 컴퓨팅 장치(100)는 데이터가 특성을 유지하면서 스케일을 유사하게 가지도록 하기 위하여 데이터의 값을 조정할 수도 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 예를 들어, 데이터의 열 단위 표준화를 적용할 수도 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 데이터에서 어노말리 감지와 무관한 열을 제거하여 프로세싱을 간략하게 할 수도 있다. 본 개시의 일 실시예에서 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 모델의 생성을 위한 네트워크 함수의 학습과 어노말리 감지의 용이성을 위하여 적절한 입력 데이터 전처리 방법을 수행할 수 있다. 입력 데이터의 종류, 예시, 전처리, 변환 등에 관한 구체적인 예시에 대한 설명은 본 출원에서 전체가 참조로서 통합되는 미국 특허 출원 US10/194920(2002.07.12 출원)에서 구체적으로 논의된다.
- [0041]     또한 본 개시의 일 실시예에서 처리되는 데이터는 이미지 데이터를 포함할 수 있으며, 컴퓨팅 장치(100)의 저장 매체에 저장된 데이터, 컴퓨팅 장치(100)의 카메라 (미도시)에 의하여 촬영된 이미지 및/또는 네트워크부(150)에 의하여 이미지 데이터 베이스 등 다른 컴퓨팅 장치로부터 전송된 이미지 일 수 있다. 또한 본 개시의 일 실시예에서 네트워크 함수를 이용하여 처리되는 이미지는 컴퓨터 판독가능 저장 매체(예를 들어, 플래시 메모리 등을 포함할 수 있으나 본 개시는 이에 제한되지 않음)에 저장된 이미지일 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 입출력 인터페이스(미도시)를 통해 컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 이미지 파일을 입력 받을 수 있다.

[0042] 프로세서(110)는 네트워크 함수를 포함하는 어노말리 감지 모델을 생성할 수 있다. 프로세서(110)는 학습 데이터 세트를 이용하여 네트워크 함수를 학습시킴으로써 데이터의 어노말리를 감지하기 위한 어노말리 감지 모델을 생성할 수 있다. 학습 데이터 세트는 복수의 학습 데이터 서브세트를 포함할 수 있다. 복수의 학습 데이터 서브 세트는 사전결정된 기준에 의하여 그룹화된 서로 상이한 학습 데이터를 포함할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에서, 복수의 학습 데이터 서브 세트를 그룹화하기 위한 사전결정된 기준은 학습 데이터의 생성 시간 구간, 학습 데이터의 도메인 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 학습 데이터의 도메인은 일군의 학습 데이터를 다른 군과 구분하기 위한 기준이 되는 정보를 포함할 수 있다. 예를 들어, 본 개시의 학습 데이터는 반도체 생산 공정에서 획득된 센서 데이터, 생산 장비의 동작 파라미터 등 일 수 있다. 이 경우, 반도체 생산 공정에서 생산 장비의 설정(예를 들어, 특정 공정에서 조사되는 레이저의 파장의 변경 등)이 변경되는 경우(즉, 레시피의 변경이 있는 경우), 설정 변경 이후에 획득되는 센서 데이터는 설정 변경 이전에 획득되는 센서 데이터와 서로 다른 학습 데이터 서브 세트에 포함될 수 있다. 일반적인 생산 공정에서, 시간의 경과에 따른 제조 방법의 변경 등에 의하여 정상 데이터의 종류는 복수일 수 있다. 본 개시의 일 실시예에서, 학습 데이터 서브세트 각각은 제조 방법의 변경 등에 따른 기준으로 그룹화된 학습 데이터를 포함할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에서, 반도체 생산 공정의 경우, 레시피 별로 상이한 정상 데이터가 획득될 수 있다. 즉, 서로 다른 레시피에 의하여 생산되는 생산 공정에서 획득된 데이터는 서로 상이하지만 모두 정상 데이터일 수 있다. 본 개시의 일 실시예에서, 복수의 학습 데이터 서브세트는 서로 상이한 종류의 학습 데이터를 포함할 수 있다. 복수의 학습 데이터 서브세트는 사전결정된 기준(예를 들어, 생성 시간구간, 도메인, 공정에서의 레시피 등)에 의하여 그룹화될 수 있다. 또한, 복수의 학습 데이터 서브세트는 생성된 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 그룹화 될 수 있다. 예를 들어, 사전학습된 어노말리 감지 서브모델이 입력 데이터를 처리한 결과 입력 데이터가 새로운 패턴을 포함하는 경우, 새로운 패턴을 포함하는 입력 데이터는 상이한 학습 데이터 서브세트를 구성할 수 있다. 복수의 학습 데이터 서브세트는 어노말리 감지 서브모델에 의하여 그룹화 될 수 있다. 본 개시의 일 실시예에서 각각의 학습 데이터 서브세트는 어노말리 감지 서브모델에 의하여 그룹화된 것일 수 있다. 예를 들어, 공정에서 레시피의 변경이 있었으나, 레시피의 변경 후에 생성되는 입력 데이터들(즉, 레시피 변경 후에 생성된 공정에서 획득된 센서 데이터)이 기존의 어노말리 감지 서브모델에 의하여 새로운 패턴으로 판단되지 않는 경우(즉, 임계치 이상의 새로움(novelty)을 가지지 않는 경우), 레시피 변경 전, 후에 생성되는 입력 데이터는 하나의 학습 데이터 서브세트로 그룹화 될 수도 있다. 또한, 예를 들어, 공정에서 레시피의 변경 이후에 생성되는 입력 데이터들이 어노말리 감지 서브 모델에 의하여 새로운 패턴으로 판단되는 경우, 레시피 변경 전에 생성된 입력 데이터와 레시피 변경 후에 생성된 입력 데이터는 별개의 학습 데이터 서브세트로 그룹화될 수도 있다. 즉, 새로운 패턴을 가지는 입력 데이터는 어노말리를 포함한 데이터일 수도 있으나, 새로운 패턴을 가지는 입력 데이터가 다수 존재하는 경우, 새로운 정상 데이터일 수도 있다. 새로운 패턴을 가지는 입력 데이터가 하나 이상 존재하는 경우 새로운 패턴을 가지는 입력 데이터는 어노말리를 포함한 데이터 또는 새로운 정상 데이터일 수 있다. 따라서, 프로세서(110)는 새로운 패턴을 가지는 입력 데이터가 새로운 정상 데이터인 경우 이를 별도의 학습 데이터 서브세트로 분류할 수 있다. 전술한 학습 데이터의 기재는 예시일 뿐이며 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0043] 프로세서(110)는 학습 데이터 세트에 포함된 복수의 학습 데이터 서브세트를 이용하여 사전학습된 네트워크 함수를 포함하는 복수의 어노말리 감지 서브모델을 포함하는 어노말리 감지 모델을 생성할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에서, 학습 데이터 서브세트는 정상 데이터로 구성될 수 있으며, 본 개시의 일 실시예의 학습은 반교사 학습(semi supervised learning)일 수 있다. 본 개시의 일 실시예에서, 어노말리 감지 모델은 복수의 어노말리 감지 서브모델을 포함할 수 있으며, 복수의 어노말리 감지 서브모델 각각은 학습 데이터 서브세트를 이용하여 학습된 서브 모델일 수 있다. 각각의 어노말리 감지 서브모델은 하나 이상의 네트워크 함수를 포함할 수 있다. 본 개시의 일 실시예의 어노말리 감지 모델은 각각의 학습 데이터 서브세트를 이용하여 학습된 어노말리 감지 서브모델을 포함함으로써, 여러 종류의 데이터의 어노말리를 감지할 수 있다.

[0044] 복수의 어노말리 감지 서브모델은, 제 1 시간 구간 동안 생성된 학습 데이터로 구성된 제 1 학습데이터 서브세트로 학습된 제 1 네트워크 함수를 포함하는 제 1 어노말리 감지 서브모델 및 제 1 시간 구간과 상이한 제 2 시간 구간 동안 생성된 학습 데이터로 구성된 제 2 학습 데이터 서브세트로 사전학습된 제 2 네트워크 함수를 포함하는 제 2 어노말리 감지 서브모델을 포함할 수 있다. 예를 들어, 본 개시의 학습 데이터 서브세트는 학습 데이터의 생성 시간 구간에 따라서 그룹화될 수 있다. 예를 들어, 반도체 공정에서 6개월 마다 레시피의 변경이 있는 경우, 6개월 동안 생성된 학습 데이터가 하나의 학습 데이터 서브 세트를 구성할 수 있다. 전술한 반도체 공정에 관한 기재는 예시일 뿐이며 본 개시는 이에 제한되지 않는다. 프로세서(110)는 각각의 학습 데이터 서브 세트를 이용하여 각각의 어노말리 감지 서브모델의 네트워크 함수를 학습시켜 어노말리 감지 서브모델을 생성할 수 있다. 프로세서(110)는 제 1 학습 데이터 서브세트로 학습된 제 1 네트워크 함수를 포함하는 제 1 어노말리

감지 서브모델을 생성한 후, 레시피의 변경이 있는 경우, 제 2 학습 데이터 서브셋으로 학습된 제 2 네트워크 함수를 포함하는 제 2 어노탈리 감지 서브모델을 생성할 수 있다. 제 1 학습 데이터 서브셋과 제 2 데이터 서브셋은 서로 다른 레시피에 의하여 생산되는 생산 공정에서 획득된 데이터를 포함할 수 있다. 여기서 제 2 네트워크 함수의 초기 가중치는 사전학습된 제 1 네트워크 함수의 가중치를 적어도 일부 공유할 수 있다. 여기서 제 1 시간 구간은 제 2 시간구간보다 앞선 시간 구간일 수 있다. 따라서, 제 1 어노탈리 감지 서브모델은 제 2 어노탈리 감지 서브모델보다 이전에 생성된 모델일 수 있다. 프로세서(110)는 제 1 어노탈리 감지 서브모델을 생성한 후, 레시피 변경에 기초하여 제 2 어노탈리 감지 서브모델을 생성하고자 하는 경우, 제 1 어노탈리 감지 서브모델의 일부를 제 2 어노탈리 감지 서브모델의 일부에 활용하여, 제 1 어노탈리 감지 서브모델에서 획득된 지식의 일부를 재사용하여 모델을 업데이트 할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에서, 다음 서브 모델을 생성할 때, 이전 모델의 일부를 재사용 함으로써, 이전 모델에서 학습된 지식이 망각되지 않고 다음 모델로 이어지도록 하여, 다음 모델의 성능을 높일 수 있고 전체적인 학습 시간을 감소시킬 수 있다. 프로세서(110)는 각각의 학습 데이터 서브셋을 이용하여 각각의 어노탈리 감지 서브모델을 생성한 후 어노탈리 감지 서브모델들을 저장하여 어노탈리 감지 모델을 생성할 수 있다.

[0045] 제 2 네트워크 함수의 레이어 중 사전결정된 수의 레이어는 사전학습된 제 1 네트워크 함수의 대응되는 레이어의 가중치를 초기 가중치로 할 수 있다.

[0046] 제 2 네트워크 함수의 차원 감소 네트워크의 레이어 중 입력 레이어에 근접한 레이어로부터 사전결정된 수의 레이어는 사전 학습된 제 1 네트워크 함수의 대응되는 레이어의 가중치를 초기 가중치로 할 수 있다. 제 2 네트워크 함수의 입력 레이어로부터 사전결정된 수의 레이어는 최신 네트워크 함수의 가중치를 초기 가중치로 하여 학습될 수 있다. 프로세서(110)는 새로이 학습되는 제 2 네트워크 함수의 입력 레이어에 근접한 일부 레이어의 초기 가중치를 이미 학습된 제 1 네트워크 함수의 가중치로 하여 제 2 네트워크 함수를 학습시킬 수 있다. 이러한 가중치 공유를 통해 제 2 네트워크 함수의 학습에 필요한 연산량을 감소시킬 수 있다. 즉, 제 2 네트워크 함수의 입력 레이어에 근접한 사전결정된 수의 레이어의 초기 가중치를 랜덤이 아닌 사전학습된 네트워크 함수의 가중치로 함으로써, 입력 데이터의 피쳐 추출(차원 감소)에서, 사전학습된 네트워크 함수의 지식을 활용할 수 있으며, 제 2 네트워크 함수는 피쳐에 의한 입력 데이터의 복원(차원 복원)에 대하여만 학습하면 학습이 완료될 수 있으므로 전체 학습에 필요한 시간 및 연산량을 감소시킬 수 있다.

[0047] 제 2 네트워크 함수의 차원 감소 네트워크의 레이어 중 출력 레이어에 근접한 레이어로부터 사전결정된 수의 레이어는 사전 학습된 제 1 네트워크 함수의 대응되는 레이어의 가중치를 초기 가중치로 할 수 있다. 제 2 네트워크 함수의 출력 레이어로부터 사전결정된 수의 레이어는 최신 네트워크 함수의 가중치를 초기 가중치로 하여 학습될 수 있다. 프로세서(110)는 새로이 학습되는 제 2 네트워크 함수의 출력 레이어에 근접한 일부 레이어의 초기 가중치를 이미 학습된 제 1 네트워크 함수의 가중치로 하여 제 2 네트워크 함수를 학습시킬 수 있다. 이러한 가중치 공유를 통해 제 2 네트워크 함수의 학습에 필요한 연산량을 감소시킬 수 있다. 즉, 제 2 네트워크 함수의 출력 레이어에 근접한 사전결정된 수의 레이어의 초기 가중치를 랜덤이 아닌 사전학습된 네트워크 함수의 가중치로 함으로써, 입력 데이터의 차원 복원에서, 사전학습된 네트워크 함수의 지식을 활용할 수 있으며, 제 2 네트워크 함수는 피쳐에 의한 입력 데이터의 차원 감소에 대하여만 학습하면 학습이 완료될 수 있으므로 전체 학습에 필요한 시간 및 연산량을 감소시킬 수 있다.

[0048] 제 2 네트워크 함수의 사전결정된 수의 레이어는 사전학습된 제 1 네트워크 함수의 대응되는 레이어의 가중치로 학습 에포크 마다 초기화 될 수 있다.

[0049] 제 2 네트워크 함수의 차원 복원 레이어 중 출력 레이어로부터 사전결정된 수의 레이어는 사전학습된 제 1 네트워크 함수의 대응되는 레이어의 가중치로 학습 에포크(epoch) 마다 초기화될 수 있다. 프로세서(110)는 제 2 네트워크 함수의 학습 중 출력 레이어로부터 가까운 사전결정된 수의 레이어의 가중치를 사전학습된 네트워크 함수의 대응되는 레이어의 가중치로 매 학습 에포크 마다 초기화 시킬 수 있다. 이 경우, 하나의 학습 에포크에서는 제 2 네트워크 함수의 차원 복원 레이어의 가중치가 변경될 수 있어, 차원 감소 레이어의 학습에 영향을 줄 수 있다. 이러한 동작을 통해, 프로세서(110)는 제 2 네트워크 함수의 차원 복원 네트워크의 가중치를 고정시키고, 차원 감소 네트워크(피쳐 추출 네트워크)만을 학습시킴으로써 제 2 네트워크 함수의 학습을 위한 시간 및 연산량을 감소시키고, 이전 학습에서의 지식을 활용할 수 있다.

[0050] 제 2 네트워크 함수의 차원 감소 레이어 중 입력 레이어로부터 사전결정된 수의 레이어는 사전학습된 제 1 네트워크 함수의 대응되는 레이어의 가중치로 학습 에포크(epoch) 마다 초기화될 수 있다. 프로세서(110)는 제 2 네트워크 함수의 학습 중 입력 레이어로부터 가까운 사전결정된 수의 레이어의 가중치를 사전학습된 네트워크 함

수의 대응되는 레이어의 가중치로 매 학습 에포크 마다 초기화 시킬 수 있다. 이 경우, 하나의 학습 에포크에서는 제 2 네트워크 함수의 차원 감소 레이어의 가중치가 변경될 수 있어, 차원 복원 레이어의 학습에 영향을 줄 수 있다. 이러한 동작을 통해, 프로세서(110)는 제 2 네트워크 함수의 차원 감소 네트워크의 가중치를 고정시키고, 차원 복원 네트워크만을 학습시킴으로써 제 2 네트워크 함수의 학습을 위한 시간 및 연산량을 감소시키고, 이전 학습에서의 지식을 활용할 수 있다.

[0051] 제 2 네트워크 함수의 사전결정된 수의 레이어는 사전학습된 제 1 네트워크 함수의 대응되는 레이어의 가중치로 고정 될 수 있다.

[0052] 제 2 네트워크 함수의 차원 복원 레이어 중 출력 레이어로부터 사전결정된 수의 레이어는 사전학습된 제 1 네트워크 함수의 대응되는 레이어의 가중치로 고정될 수 있다. 제 2 네트워크 함수의 차원 감소 레이어 중 입력 레이어로부터 사전결정된 수의 레이어는 사전학습된 제 1 네트워크 함수의 대응되는 레이어의 가중치로 고정될 수 있다. 이러한 가중치 고정을 통해, 프로세서(110)는 제 2 네트워크 함수의 일부 레이어만을 학습시킴으로써, 제 2 네트워크 함수의 학습을 위한 시간 및 연산량을 감소시키고 이전학습에서의 지식을 활용할 수 있다.

[0053] 제 2 어노말리 감지 서브모델은 제 1 어노말리 감지 서브모델을 학습시킨 학습 데이터 서브세트와는 상이한 학습 데이터 서브세트(즉, 제 1 네트워크 함수를 학습 시킨 학습 데이터와 상이한 레시피의 공정에서 생성된 학습 데이터)로 학습될 수 있다. 또한, 제 2 어노말리 감지 서브모델은 제 1 어노말리 감지 서브모델을 학습시킨 학습 데이터 서브세트 및 제 2 어노말리 감지 서브모델에 대응되는 학습 데이터 서브세트(즉, 제 1 어노말리 감지 서브모델을 학습 시킨 학습 데이터와 상이한 레시피의 공정에서 생성된 학습 데이터) 모두로 학습될 수도 있다. 제 2 어노말리 감지 서브모델이 이전 어노말리 감지 서브모델을 학습시킨 학습 데이터 서브모델을 포함하는 학습 데이터로 학습됨으로 인하여, 제 2 어노말리 감지 서브모델은 제 1 어노말리 감지 서브모델에서 학습한 지식을 승계할 수 있다. 이 경우, 제 2 어노말리 감지 서브모델을 학습 시키기 위한 학습 데이터에서, 제 2 학습 데이터 서브세트와 제 1 학습 데이터 서브세트(즉, 이전 서브모델을 학습시킨 학습 데이터 서브세트)의 샘플링 비율은 상이할 수 있다. 제 1 어노말리 감지 서브모델을 생성하기 위한 제 1 시간 구간 동안 생성된 학습 데이터로 구성된 제 1 학습 데이터 서브세트는 제 1 학습 데이터 서브세트에 포함된 학습 데이터 중 일부만이 학습에 사용되도록 제 2 어노말리 감지 서브모델을 생성하기 위한 제 2 학습 데이터 서브세트의 샘플링 비율보다 낮은 샘플링 비율로 샘플링될 수 있다. 제 1 학습 데이터 서브세트는 제 2 어노말리 감지 서브모델의 학습에 사용될 수 있으나, 이 경우 제 2 학습 데이터 서브세트보다 낮은 샘플링 비율로 샘플링 될 수 있다. 즉, 이전 어노말리 감지 서브모델의 학습에 사용된 학습 데이터 서브세트는 다음 어노말리 감지 서브모델의 학습에 사용될 수 있으나, 이 경우, 다음 어노말리 감지 서브모델의 학습을 위한 학습 데이터 서브세트와는 상이한 비율로 샘플링되어 학습에 사용될 수 있다. 어노말리 감지 서브모델의 학습을 위해서 현재 학습 데이터 서브세트 뿐만 아니라 과거의 학습 데이터 서브세트가 사용될 수 있으므로, 어노말리 감지 서브모델은 과거의 데이터(예를 들어, 공정 또는 레시피 등의 변경 이전)에 대한 처리 성능을 확보할 수 있어, 모델 업데이트에 대한 망각의 문제로부터 자유로울 수 있다. 제 2 어노말리 감지 서브모델의 학습에서 제 1 학습 데이터 서브세트의 중요도는 제 2 학습 데이터 서브세트의 중요도보다 상이할 수 있으므로, 제 2 어노말리 감지 서브모델은 최신의 학습 데이터인 제 2 학습 데이터 서브세트에 제 1 학습 데이터 서브세트보다 높은 비중을 두어 학습될 수 있다. 예를 들어, 각각의 학습 데이터 서브세트가 10만개의 데이터를 포함하는 경우, 제 2 어노말리 감지 서브모델은 제 2 학습 데이터 서브세트의 데이터 모두(즉, 10만개의 학습 데이터)와 제 1 학습 데이터 서브세트의 데이터 일부(예를 들어, 1만개의 학습 데이터)를 통해 학습될 수 있다. 전술한 학습 데이터의 수와 샘플링 비율의 차이는 예시일 뿐이며 본 개시는 이에 제한되지 않는다. 전술한 바와 같이, 어노말리 감지 서브모델을 생성하기 위해, 과거의 어노말리 감지 서브모델의 생성에 사용된 학습 데이터의 서브세트를 사용하되, 현재의 학습 데이터와 과거의 학습 데이터의 샘플링 비율을 달리 함으로써, 어노말리 감지 서브모델은 현재의 학습 데이터에 보다 큰 비중을 두어 학습되어 과거의 데이터로 학습된 어노말리 감지 서브 모델과 상이한 데이터(예를 들어, 공정, 레시피의 변경 이후의 데이터, 도메인이 상이한 데이터 등)에 대한 처리 성능을 높일 수 있으면서도 과거의 어노말리 감지 서브 모델에서 학습된 지식의 망각을 최소화할 수 있다.

[0054] 본 개시에서 사전학습된 네트워크 함수는, 어노말리를 포함하지 않는 노말 데이터(즉, 정상 데이터) 만을 학습 데이터로 하여 학습될 수 있다. 본 개시에서 사전학습된 네트워크 함수는 학습 데이터의 차원을 감소시키고 복원하도록 학습될 수 있다. 본 개시의 네트워크 함수는 입력 데이터의 차원 감소 및 차원 복원이 가능한 오토 인코더를 포함할 수 있다. 또한, 본 개시의 네트워크 함수는 입력 데이터를 출력으로 생성하도록 동작 가능한 임의의 네트워크 함수를 포함할 수 있다. 예를 들어, 본 개시의 네트워크 함수는 입력 데이터의 복원이 가능한 오토 인코더, 입력 데이터와 유사한 출력을 생성하는 GAN(generative adversarial network), U-네트워크(U

network), 컨벌루션 네트워크와 디컨벌루션 네트워크의 조합으로 구성된 네트워크 함수 등을 포함할 수 있다. 즉, 본 개시의 네트워크 함수는 입력 데이터에 가까운 출력 데이터를 출력하도록 학습되며, 노말 데이터 만으로 학습되므로, 입력 데이터가 어노말리를 포함하지 않는 노말 데이터인 경우, 출력 데이터는 입력 데이터와 유사할 수 있다. 본 개시의 네트워크 함수에 어노말리 데이터가 입력되는 경우, 본 개시의 네트워크 함수는 어노말리 패턴의 복원에 대한 학습을 수행하지 않았으므로, 출력 데이터는 노말 데이터를 입력으로 받았을 때의 출력보다 입력 데이터와 유사하지 않을 가능성이 있다. 즉, 본 개시의 사전학습된 네트워크 함수는 입력 데이터에서 학습되지 않은 어노말리 패턴에 대한 새로움(novelty)을 감지할 수 있으며, 이러한 새로움은 입력 데이터에 대한 출력 데이터의 재구성 오차(reconstruction error)로 나타날 수 있다. 재구성 오차가 사전결정된 임계치를 초과하는 경우, 프로세서(110)는 입력 데이터가 학습되지 않은 패턴(즉, 어노말 패턴)을 포함하는 것으로 판단하여 입력 데이터가 어노말리를 포함함을 감지할 수 있다.

[0055] 프로세서(110)는 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산할 수 있다. 프로세서(110)는 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 가장 최신의 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터를 연산할 수 있다. 프로세서(110)는 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 가장 최신의 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터를 연산할 수 있고, 가장 최신의 어노말리 감지 서브모델부터 점차적으로 과거에 생성된 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터를 연산할 수도 있다. 입력 데이터는 생산 공정에서 획득되는 제품의 이미지 데이터, 생산 공정의 장치들을 동작하게 하기 위한 동작 파라미터, 생산 공정에서 획득되는 센서 데이터를 포함할 수 있으나 본 개시는 이에 제한되지 않는다. 본 개시의 입력 데이터는 생산 공정에서 생산 장비가 프로세서(110)는 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터를 입력 데이터와 상이한 데이터로 변형하였다가 복원하는 연산을 수행할 수 있다. 프로세서(110)는 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터의 차원을 감소시키고, 차원을 복원하여 입력 데이터와 유사한 출력을 생성하도록 연산할 수 있다. 프로세서(110)는 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에서 피처를 추출하고, 이에 기초하여 입력 데이터를 복원할 수 있다. 전술한 바와 같이, 본 개시의 어노말리 감지 서브모델에 포함된 네트워크 함수는 입력 데이터의 복원이 가능한 네트워크 함수를 포함할 수 있으므로, 프로세서(110)는 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터를 연산하여 입력 데이터를 복원할 수 있다. 본 개시의 다른 일 실시예에서 어노말리 감지 서브모델은 복수의 네트워크 함수를 포함할 수도 있으며, 이 경우, 프로세서(110)는 복수의 네트워크 함수에 입력 데이터를 입력하여 연산을 수행할 수도 있다.

[0056] 프로세서(110)는 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나의 입력 데이터에 대한 출력 데이터 및 입력 데이터에 기초하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단할 수 있다. 전술한 바와 같이 본 개시의 일 실시예에서 어노말리 감지 서브모델은 정상 데이터를 학습 데이터로 하여 정상 데이터의 패턴을 학습하고, 입력 데이터와 유사한 출력 데이터를 출력하도록 학습될 수 있다. 따라서, 본 개시의 일 실시예에서 프로세서(110)는 어노말리 감지 서브모델의 출력 데이터와 입력 데이터의 비교를 통해 출력 데이터의 재구성 오차를 연산할 수 있다. 프로세서(110)는 재구성 오차에 기초하여 입력 데이터에 사전학습된 어노말리 감지 서브모델에 의하여 학습되지 않은 새로운 패턴이 포함되었음을 감지할 수 있다. 프로세서(110)는 이러한 새로움의 정도(즉, 재구성 오차의 크기)가 사전결정된 임계값 이상인 경우, 입력 데이터에 학습되지 않은 새로운 패턴이 포함된 것으로 판단할 수 있다. 어노말리 감지 서브모델은 정상 데이터를 학습 데이터로 하여 학습되었으므로, 학습되지 않은 새로운 패턴은 어노말리일 수 있다. 프로세서(110)는 입력 데이터에 학습되지 않은 새로운 패턴이 포함된 경우, 입력 데이터가 어노말리를 포함한 어노말리 데이터인 것으로 판단할 수 있다. 본 개시의 다른 일 실시예에서 어노말리 감지 서브모델은 복수의 네트워크 함수를 포함할 수 있으며, 프로세서(110)는 복수의 네트워크 함수의 출력 데이터들과 입력 데이터를 비교하여 출력 데이터의 재구성 오차를 연산함으로써 입력 데이터에 새로운 패턴이 존재하는지 여부를 판단할 수 있다. 이 경우 프로세서(110)는 각각의 어노말리 감지 서브모델에 포함된 복수의 네트워크 함수를 앙상블(ensemble)하여 입력 데이터의 새로운 패턴의 존재 여부를 판단할 수도 있다. 예를 들어, 프로세서(110)는 각각의 어노말리 감지 서브모델에 포함된 복수의 네트워크 함수의 출력과 입력 데이터를 비교하고 재구성 오차를 연산하여, 복수의 재구성 오차를 도출할 수 있고, 복수의 재구성 오차를 조합하여 입력 데이터에 새로운 패턴이 존재하는지 여부를 판단할 수도 있다.

[0057] 프로세서(110)는 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 새로운 패턴이 포함된 것으로 판단한 경우, 어노말리 감지 서브모델 보다 이전에 생성된 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 새로운 패턴이 포함되었는지 여부를 판단할 수 있다. 프로세서(110)는 제 2 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 새로운 패턴이 존재하는지 여부를 판단할 수 있다. 프로세서(110)는 제 2 어노말리 감지 서브모델을 이용하여, 출력 데이터와 입력 데이터의 재구성 오차에 기초하여 입력 데이터에 제 2 어노말리 감지 서브모델에서 학습되지 않은 새로운 패턴(예를 들어, 어노말리 또는 또 다른 정상 패턴)이 존재하는지 여부를 판단할 수 있다. 프로

세서(110)가 제 2 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 새로운 패턴이 존재하는 것으로 판단한 경우, 프로세서(110)는 추가적으로, 제 1 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단할 수 있다. 즉, 프로세서(110)는 최신의 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 새로운 패턴이 존재하는 것으로 판단된 경우, 이전의 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 새로운 패턴이 존재하는지 여부를 판단할 수 있다. 예를 들어, 반도체 공정에서 레시피의 변경 등이 있는 경우, 최신의 학습 데이터로 학습된 어노말리 감지 서브모델을 이용한 판단에서는 입력 데이터에 새로운 패턴이 존재하는 것으로 판단될 수 있으나, 해당 입력 데이터는 과거의 어노말리 감지 서브 모델을 이용한 판단에서는 새로운 패턴이 존재하지 않는 것으로 판단될 수 있다. 입력 데이터는 최신의 어노말리 감지 서브모델에서는 어노말리로 판단될 수 있으나, 예를 들어, 공정에서 레시피의 변경이 있는 경우, 입력 데이터가 이전 레시피에 의하여 생산되는 공정에서 획득된 센서 데이터인 경우, 해당 입력 데이터는 이전 레시피에서는 정상일 수 있다. 이 경우, 프로세서(110)는 해당 입력 데이터를 정상 데이터로 판단할 수 있다. 프로세서(110)는 어노말리 감지 모델에 포함된 복수의 어노말리 감지 서브모델 모두가 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단한 경우, 입력 데이터가 어노말리가 존재하는 것으로 판단할 수 있다. 따라서, 본 개시의 일 실시예에서 프로세서(110)는 복수의 학습 데이터 서브셋을 이용하여 학습된 복수의 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터의 어노말리를 감지함으로써, 다양한 레시피에 대응하는 입력 데이터의 어노말리 존재 여부를 판단할 수 있다. 예를 들어, 6개월 마다 공정의 변화가 있는 제조 공정의 경우, 본 개시의 일 실시예의 복수의 어노말리 감지 서브 모델은 제조 공정의 변화에 각각 대응되는 학습 데이터로 학습된 서브 모델일 수 있다. 이 경우, 어노말리 감지 모델은 각각의 제조 공정에 대응되는 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터의 어노말리 존재 여부를 판단할 수 있다. 입력 데이터가 최신의 학습 데이터로 생성된 어노말리 감지 서브모델에 의하여 어노말리가 존재하는 것으로 판단된 경우라도, 과거의 어노말리 감지 서브모델에서 어노말리가 존재하지 않는 것으로 판단되는 경우, 해당 입력 데이터는 최신의 공정이 아닌 이전 공정에 의하여 생성된 정상 센서 데이터로 판단될 수 있다. 프로세서(110)는 어노말리 감지 모델에 포함된 복수의 어노말리 감지 서브모델 모두가 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단한 경우, 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에서, 이러한 어노말리 판단 방법을 통해 생산 제품이 현재 공정 또는 이전 공정의 정상 제품인지 여부를 판단할 수 있다. 따라서, 공정의 변경에 대응하여 어노말리 판단 성능이 유지될 수 있다.

[0058] 본 개시의 일 실시예에 따른 어노말리 판단 방법은 복수의 학습 데이터 서브셋을 이용하여 각각 학습된 어노말리 감지 서브모델을 포함하는 어노말리 감지 모델을 이용하여 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단함으로써, 이전 모델에서 학습된 정보의 망각을 최소화할 수 있고, 산업 현장에서 공정의 변경에 대응하여 여러 공정에 대응하여 생성된 입력 데이터의 어노말리의 존재 여부를 판단할 수 있다. 사전결정된 기준으로 그룹화된 학습 데이터를 통해 서브 모델을 학습시켜 학습된 서브 모델을 저장하여 모델을 구성함으로써, 모델이 이전 학습된 지식을 망각하지 않도록 하기 위하여 축적된 모든 학습 데이터를 통하여 학습 시키는 경우보다 컴퓨팅 리소스(예를 들어, 저장 공간의 문제, 연산량의 문제, 과적합 등 학습 난이도의 문제 등)의 소모량을 줄일 수 있다.

[0060] 도 2 는 본 개시의 일 실시예에 따라 네트워크 함수(200)를 나타낸 개략도이다.

[0061] 본 명세서에 걸쳐, 연산 모델, 신경망, 네트워크 함수, 뉴럴 네트워크(neural network)는 동일한 의미로 사용될 수 있다. 신경망은 일반적으로 “노드”라 지칭될 수 있는 상호 연결된 계산 단위들의 집합으로 구성될 수 있다. 이러한 “노드”들은 “뉴런(neuron)”들로 지칭될 수도 있다. 신경망은 적어도 하나 이상의 노드들을 포함하여 구성된다. 신경망들을 구성하는 노드(또는 뉴런)들은 하나 이상의 “링크”에 의해 상호 연결될 수 있다.

[0062] 신경망 내에서, 링크를 통해 연결된 하나 이상의 노드들은 상대적으로 입력 노드 및 출력 노드의 관계를 형성할 수 있다. 입력 노드 및 출력 노드의 개념은 상대적인 것으로서, 하나의 노드에 대하여 출력 노드 관계에 있는 임의의 노드는 다른 노드와의 관계에서 입력 노드 관계에 있을 수 있으며, 그 역도 성립할 수 있다. 상술한 바와 같이, 입력 노드 대 출력 노드 관계는 링크를 중심으로 생성될 수 있다. 하나의 입력 노드에 하나 이상의 출력 노드가 링크를 통해 연결될 수 있으며, 그 역도 성립할 수 있다.

[0063] 하나의 링크를 통해 연결된 입력 노드 및 출력 노드 관계에서, 출력 노드는 입력 노드에 입력된 데이터에 기초하여 그 값이 결정될 수 있다. 여기서 입력 노드와 출력 노드를 상호 연결하는 노드는 가중치(weight)를 가질 수 있다. 가중치는 가변적일 수 있으며, 신경망이 원하는 기능을 수행하기 위해, 사용자 또는 알고리즘에 의해 가변될 수 있다. 예를 들어, 하나의 출력 노드에 하나 이상의 입력 노드가 각각의 링크에 의해 상호 연결된 경우, 출력 노드는 상기 출력 노드와 연결된 입력 노드들에 입력된 값들 및 각각의 입력 노드들에 대응하는 링크

에 설정된 가중치에 기초하여 출력 노드 값을 결정할 수 있다.

- [0064] 상술한 바와 같이, 신경망은 하나 이상의 노드들이 하나 이상의 링크를 통해 상호 연결되어 신경망 내에서 입력 노드 및 출력 노드 관계를 형성한다. 신경망 내에서 노드들과 링크들의 개수 및 노드들과 링크들 사이의 연관관계, 링크들 각각에 부여된 가중치의 값에 따라, 신경망의 특성이 결정될 수 있다. 예를 들어, 동일한 개수의 노드 및 링크들이 존재하고, 링크들 사이의 가중치 값이 상이한 두 신경망이 존재하는 경우, 두 개의 신경망들은 서로 상이한 것으로 인식될 수 있다.
- [0065] 신경망은 하나 이상의 노드들을 포함하여 구성될 수 있다. 신경망을 구성하는 노드들 중 일부는, 최초 입력 노드로부터의 거리들에 기초하여, 하나의 레이어(layer)를 구성할 수 있다, 예를 들어, 최초 입력 노드로부터 거리가 n인 노드들의 집합은, n 레이어를 구성할 수 있다. 최초 입력 노드로부터 거리는, 최초 입력 노드로부터 해당 노드까지 도달하기 위해 거쳐야 하는 링크들의 최소 개수에 의해 정의될 수 있다. 그러나, 이러한 레이어의 정의는 설명을 위한 임의적인 것으로서, 신경망 내에서 레이어의 차수는 상술한 것과 상이한 방법으로 정의될 수 있다. 예를 들어, 노드들의 레이어는 최종 출력 노드로부터 거리에 의해 정의될 수도 있다.
- [0066] 최초 입력 노드는 신경망 내의 노드들 중 다른 노드들과의 관계에서 링크를 거치지 않고 데이터가 직접 입력되는 하나 이상의 노드들을 의미할 수 있다. 또는, 신경망 네트워크 내에서, 링크를 기준으로 한 노드 간의 관계에 있어서, 링크로 연결된 다른 입력 노드들 가지지 않는 노드들을 의미할 수 있다. 이와 유사하게, 최종 출력 노드는 신경망 내의 노드들 중 다른 노드들과의 관계에서, 출력 노드를 가지지 않는 하나 이상의 노드들을 의미할 수 있다. 또한, 히든 노드는 최초 입력 노드 및 최종 출력 노드가 아닌 신경망을 구성하는 노드들을 의미할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에 따른 신경망은 입력 레이어의 노드의 개수가 출력 레이어의 노드의 개수와 동일할 수 있으며, 입력 레이어에서 히든 레이어로 진행됨에 따라 노드의 수가 감소하다가 다시 증가하는 형태의 신경망일 수 있다. 또한, 본 개시의 다른 일 실시예에 따른 신경망은 입력 레이어의 노드의 개수가 출력 레이어의 노드의 개수 보다 적을 수 있으며, 입력 레이어에서 히든 레이어로 진행됨에 따라 노드의 수가 감소하는 형태의 신경망일 수 있다. 또한, 본 개시의 또 다른 일 실시예에 따른 신경망은 입력 레이어의 노드의 개수가 출력 레이어의 노드의 개수보다 많을 수 있으며, 입력 레이어에서 히든 레이어로 진행됨에 따라 노드의 수가 증가하는 형태의 신경망일 수 있다. 본 개시의 또 다른 일 실시예에 따른 신경망은 상술한 신경망들의 조합된 형태의 신경망일 수 있다.
- [0067] 딥 뉴럴 네트워크(DNN: deep neural network, 심층신경망)는 입력레이어와 출력 레이어 외에 복수의 히든 레이어를 포함하는 신경망을 의미할 수 있다. 딥 뉴럴 네트워크를 이용하면 데이터의 잠재적인 구조(latent structures)를 파악할 수 있다. 즉, 사진, 글, 비디오, 음성, 음악의 잠재적인 구조(예를 들어, 어떤 물체가 사진에 있는지, 글의 내용과 감정이 무엇인지, 음성의 내용과 감정이 무엇인지 등)를 파악할 수 있다. 딥 뉴럴 네트워크는 컨벌루션 뉴럴 네트워크(CNN: convolutional neural network), 리커런트 뉴럴 네트워크(RNN: recurrent neural network), 오토 인코더(auto encoder), GAN(Generative Adversarial Networks), 제한 볼츠만 머신(RBM: restricted boltzmann machine), 심층 신념 네트워크(DBN: deep belief network), Q 네트워크, U 네트워크, 삼 네트워크 등을 포함할 수 있다. 전술한 딥 뉴럴 네트워크의 기재는 예시일 뿐이며 본 개시는 이에 제한되지 않는다.
- [0068] 본 개시의 일 실시예에서 네트워크 함수(200)는 오토인코더를 포함할 수도 있다. 오토 인코더는 입력 데이터와 유사한 출력 데이터를 출력하기 위한 인공 신경망의 일종일 수 있다. 오토 인코더는 적어도 하나의 히든 레이어를 포함할 수 있으며, 홀수 개의 히든 레이어가 입출력 레이어 사이에 배치될 수 있다. 각각의 레이어의 노드의 수는 입력 레이어의 노드의 수에서 병목 레이어(인코딩)라는 중간 레이어로 축소되었다가, 병목 레이어에서 출력 레이어(입력 레이어와 대칭)로 축소와 대칭되어 확장될 수도 있다. 이 경우, 도 2의 예시에서는 차원 감소 레이어와 차원 복원 레이어가 대칭되는 것으로 도시되어 있으나, 본 개시는 이에 제한되지 않으며, 차원 감소 레이어와 차원 복원 레이어의 노드는 대칭일 수도 있고 아닐 수도 있다. 오토 인코더는 비선형 차원 감소를 수행할 수 있다. 입력 레이어 및 출력 레이어의 수는 입력 데이터의 전처리 이후에 남은 센서들의 수와 대응될 수 있다. 오토 인코더 구조에서 인코더에 포함된 히든 레이어의 노드의 수는 입력 레이어에서 멀어질수록 감소하는 구조를 가질 수 있다. 병목 레이어(인코더와 디코더 사이에 위치하는 가장 적은 노드를 가진 레이어)의 노드의 수는 너무 작은 경우 충분한 양의 정보가 전달되지 않을 수 있으므로, 특정 수 이상(예를 들어, 입력 레이어의 절반 이상 등)으로 유지될 수도 있다.
- [0069] 뉴럴 네트워크는 교사 학습(supervised learning), 비교사 학습(unsupervised learning), 및 반교사학습(semi supervised learning) 중 적어도 하나의 방식으로 학습될 수 있다. 뉴럴 네트워크의 학습은 출력의 오류를 최소화

화 하기 위한 것이다. 뉴럴 네트워크의 학습에서 반복적으로 학습 데이터를 뉴럴 네트워크에 입력시키고 학습 데이터에 대한 뉴럴 네트워크의 출력과 타겟의 에러를 계산하고, 에러를 줄이기 위한 방향으로 뉴럴 네트워크의 에러를 뉴럴 네트워크의 출력 레이어에서부터 입력 레이어 방향으로 역전파(backpropagation)하여 뉴럴 네트워크의 각 노드의 가중치를 업데이트 하는 과정이다. 교사 학습의 경우 각각의 학습 데이터에 정답이 라벨링되어 있는 학습 데이터를 사용하며(즉, 라벨링된 학습 데이터), 비교사 학습의 경우는 각각의 학습 데이터에 정답이 라벨링되어 있지 않을 수 있다. 즉, 예를 들어 데이터 분류에 관한 교사 학습의 경우의 학습 데이터는 학습 데이터 각각에 카테고리가 라벨링 된 데이터 일 수 있다. 라벨링된 학습 데이터가 뉴럴 네트워크에 입력되고, 뉴럴 네트워크의 출력(카테고리)과 학습 데이터의 라벨이 비교함으로써 오류(error)가 계산될 수 있다. 다른 예로, 데이터 분류에 관한 비교사 학습의 경우 입력인 학습 데이터가 뉴럴 네트워크 출력과 비교됨으로써 오류가 계산될 수 있다. 계산된 오류는 뉴럴 네트워크에서 역방향(즉, 출력 레이어에서 입력 레이어 방향)으로 역전파 되며, 역전파에 따라 뉴럴 네트워크의 각 레이어의 각 노드들의 연결 가중치가 업데이트 될 수 있다. 업데이트 되는 각 노드의 연결 가중치는 학습률(learning rate)에 따라 변화량이 결정될 수 있다. 입력 데이터에 대한 뉴럴 네트워크의 계산과 에러의 역전파는 학습 사이클(epoch)을 구성할 수 있다. 학습률은 뉴럴 네트워크의 학습 사이클의 반복 횟수에 따라 상이하게 적용될 수 있다. 예를 들어, 뉴럴 네트워크의 학습 초기에는 높은 학습률을 사용하여 뉴럴 네트워크가 빠르게 일정 수준의 성능을 확보하도록 하여 효율성을 높이고, 학습 후기에는 낮은 학습률을 사용하여 정확도를 높일 수 있다.

[0070] 뉴럴 네트워크의 학습에서 일반적으로 학습 데이터는 실제 데이터(즉, 학습된 뉴럴 네트워크를 이용하여 처리하고자 하는 데이터)의 부분집합일 수 있으며, 따라서, 학습 데이터에 대한 오류는 감소하나 실제 데이터에 대해서는 오류가 증가하는 학습 사이클이 존재할 수 있다. 과적합(overfitting)은 이와 같이 학습 데이터에 과하게 학습하여 실제 데이터에 대한 오류가 증가하는 현상이다. 예를 들어, 노란색 고양이를 보여 고양이를 학습한 뉴럴 네트워크가 노란색 이외의 고양이를 보고는 고양이임을 인식하지 못하는 현상이 과적합의 일종일 수 있다. 과적합은 머신러닝 알고리즘의 오류를 증가시키는 원인으로 작용할 수 있다. 이러한 과적합을 막기 위하여 다양한 최적화 방법이 사용될 수 있다. 과적합을 막기 위해서는 학습 데이터를 증가시키거나, 레귤라이제이션(regularization), 학습의 과정에서 네트워크의 노드 일부를 생략하는 드롭아웃(dropout) 등의 방법이 적용될 수 있다.

[0072] 도 3 은 본 개시의 일 실시예에 따라 어노말리 감지 모델을 생성하는 과정을 나타낸 개략도이다.

[0073] 학습 데이터(321, 331, 341, 351)은 복수의 서브세트를 포함할 수 있다. 복수의 학습 데이터 서브세트는 사전 결정된 기준에 의하여 그룹화될 수 있다. 사전결정된 기준은 학습 데이터 서브세트에 포함된 학습 데이터를 다른 학습 데이터 서브세트에 포함된 학습 데이터와 구분할 수 있는 임의의 기준을 포함할 수 있다. 예를 들어, 사전결정된 기준은 학습 데이터의 생성 시간 구간, 학습 데이터의 도메인 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 본 개시의 다른 일 실시예에서, 학습 데이터의 생성 시간 구간으로 학습 데이터를 그룹화 하는 경우, 복수의 정상 패턴이 하나의 학습 데이터 서브세트에 포함될 수 있다. 예를 들어, 6개월 동안 생성된 학습 데이터를 하나의 서브세트로 구성하는 경우, 하나의 서브 세트에 2 이상의 레시피에 의하여 생성된 학습 데이터(즉, 복수의 정상 패턴)가 포함될 수 있다. 이 경우, 하나의 어노말리 감지 서브모델은 복수의 정상 패턴을 학습할 수도 있으며, 복수의 정상 패턴에 대한 어노말리 감지(예를 들어, 새로움(novelty) 감지)에 사용될 수도 있다. 또한, 본 개시의 또 다른 일 실시예에서 하나의 레시피에 의하여 생성된 학습 데이터 및 입력 데이터는 복수의 정상 패턴을 가질 수도 있다. 이 경우, 하나의 레시피에 의하여 생성된 학습 데이터는 하나의 레시피를 기준으로 하여 복수의 정상 패턴을 포함하는 하나의 학습 데이터 서브세트로 구성될 수도 있고, 각각의 정상 패턴별로 학습 데이터 서브세트를 구성할 수도 있다. 하나의 레시피에 의하여 생성된 학습 데이터 및 입력 데이터는 하나의 정상 패턴을 가지거나 복수의 정상 패턴을 가질 수 있다. 또한, 예를 들어, 사전학습된 어노말리 감지 서브모델에 의하여 새로운 패턴을 포함하는지 여부를 기준으로 학습 데이터의 서브세트가 그룹화 될 수도 있다. 예를 들어, 학습 데이터의 생성 시간 구간은 일정한 크기를 가지는 시간 구간일 수도 있고, 서로 상이한 크기를 가지는 시간 구간일 수도 있다. 예를 들어, 생산 공정에서 레시피의 변경이 6개월 주기로 발생하는 경우, 학습 데이터의 서브세트를 구분하는 학습 데이터의 생성 시간 구간은 6개월일 수 있다. 또한, 예를 들어, 시간 구간의 크기는 학습 데이터의 서브 세트에 포함된 학습 데이터의 수가 서로 유사하도록 설정될 수도 있다. 예를 들어, 생산 공정의 가동률이 50% 인 경우에 획득되는 학습 데이터의 수는 생산 공정의 가동률이 100% 인 경우에 획득되는 학습 데이터의 수의 절반일 수 있다. 이 경우, 생산 공정의 가동률이 100%인 공정에서 3개월동안 학습 데이터를 수집하여 하나의 학습 데이터 서브세트를 구성한 경우, 생산 공정의 가동률이 50%인 공정에서 6개월동안 학습 데이터를 수집하여 하나의 학습 데이터 서브세트를 구성할 수도 있다. 학습 데이터 서브세트를 구분하기 위한 생성 시간 구간은 관리자가 설정할 수도 있다. 또한, 어노말리 감지 서브모델의 학습에 이전 어노말리 감지 서브모델

의 학습에 사용된 학습 데이터가 재사용되는 본 발명의 다른 일 실시예에서, 어노말리 감지 서브모델이 최신의 학습 데이터에 보다 알맞게(fitting) 학습되도록 하기 위하여, 학습 데이터 서브세트를 구분하기 위한 시간 구간의 크기는 최신의 학습 데이터 서브세트일수록 길어질 수 있다(즉, 최신의 학습 데이터의 수가 학습을 위한 학습 데이터 세트에 많이 포함되도록 할 수 있음). 예를 들어, 이전 서브모델을 학습시킨 학습 데이터 서브세트가 3개월동안 축적된 센서 데이터 인 경우, 현재 서브모델을 학습시키기 위한 학습 데이터 서브세트는 6개월동안 축적된 센서 데이터 일 수도 있다. 학습 데이터 서브세트를 분류하기 위한 생성 시간 구간의 크기는 일정할 수도 있고 상이할 수도 있고, 시간 구간의 크기가 상이하게 설정되는 경우라도 공정의 레시피가 변경되는 경우에는 레시피 변경 전 후에 축적되는 학습 데이터는 서로 상이한 학습 데이터 서브세트에 포함될 수도 있다.

[0074] 도 3의 예시에서 학습 데이터 서브세트 1(351)은 가장 오래전에 생성된 학습 데이터 일 수 있다. 학습 데이터 서브세트 n(321)은 가장 최신에 생성된 학습 데이터 일 수 있다. 일 실시예에서 학습 데이터 서브세트는 공정의 레시피 변경에 대응하여 그룹화될 수 있다.

[0075] 컴퓨팅 장치(100)는 학습 데이터 서브세트 1(351)을 이용하여 어노말리 감지 서브모델 1(350)을 학습시킬 수 있다. 학습이 완료된 어노말리 감지 서브모델 1(350)은 어노말리 감지 모델(300)에 포함될 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 다음 학습 데이터 서브세트를 이용하여 다음 어노말리 감지 서브모델을 학습시킬 수 있고, 이 경우, 다음 어노말리 감지 서브모델에는 학습된 이전 어노말리 감지 서브모델의 적어도 일부가 전이(transfer)될 수 있다. 전술한 바와 같이, 예를 들어, 다음 어노말리 감지 서브모델은 학습이 된 이전 어노말리 감지 서브모델의 가중치 일부를 공유할 수 있다. 이러한 방식을 통해 본 개시의 일 실시예의 어노말리 감지 모델(300)은 계속 학습(continual learning)될 수 있다.

[0076] 컴퓨팅 장치(100)는 학습 데이터 서브세트 n-2(341)를 이용하여 어노말리 감지 서브모델 n-2(340)를 학습시킬 수 있다. 이 경우 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 서브모델 n-3(미도시, 어노말리 감지 서브모델 n-2(340)의 이전 어노말리 감지 서브모델)의 일부가 전이(343)될 수 있다. 학습이 완료된 어노말리 감지 서브모델 n-2(340)는 어노말리 감지 모델(300)에 포함될 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 학습이 완료된 어노말리 감지 서브모델 n-2(340)를 다른 어노말리 감지 서브모델과 구분하여 저장할 수 있다.

[0077] 컴퓨팅 장치(100)는 학습 데이터 서브세트 n-1(331)을 이용하여 어노말리 감지 서브모델 n-1(330)을 학습시킬 수 있다. 학습 데이터 서브세트 n-1(331)은 학습 데이터 서브세트 n-2(341)가 생성된 시간 구간 보다 이후의 시간 구간에 생성된 학습 데이터를 포함할 수 있다. 어노말리 감지 서브모델 n-1(330)은 어노말리 감지 서브모델 n-2(340)보다 이후에 생성되는 서브모델일 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 서브모델 n-2(340)의 학습된 상태 일부를 어노말리 감지 서브모델 n-1(330)의 학습에 이용할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 서브모델 n-1(330)의 초기 가중치의 적어도 일부를 학습된 어노말리 감지 서브모델 n-2(340)의 가중치로 설정할 수 있다. 학습이 완료된 어노말리 감지 서브모델 n-1(330)은 어노말리 감지 모델(300)에 포함될 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 학습이 완료된 어노말리 감지 서브모델 n-1(330)을 다른 어노말리 감지 서브모델과 구분하여 저장할 수 있다.

[0078] 컴퓨팅 장치(100)는 학습 데이터 서브세트 n(321)을 이용하여 어노말리 감지 서브모델 n(320)을 학습시킬 수 있다. 학습 데이터 서브세트 n(321)은 학습 데이터 서브세트 n-1(331)가 생성된 시간 구간 보다 이후의 시간 구간에 생성된 학습 데이터를 포함할 수 있다. 어노말리 감지 서브모델 n(320)은 어노말리 감지 서브모델 n-1(330)보다 이후에 생성되는 서브모델일 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 서브모델 n-1(330)의 학습된 상태 일부를 어노말리 감지 서브모델 n(320)의 학습에 이용할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 서브모델 n(320)의 초기 가중치의 적어도 일부를 학습된 어노말리 감지 서브모델 n-1(330)의 가중치로 설정할 수 있다. 학습이 완료된 어노말리 감지 서브모델 n(320)은 어노말리 감지 모델(300)에 포함될 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 학습이 완료된 어노말리 감지 서브모델 n(320)을 다른 어노말리 감지 서브모델과 구분하여 저장할 수 있다.

[0079] 컴퓨팅 장치(100)는 복수의 학습 데이터 서브세트 각각을 이용하여 각각의 어노말리 감지 서브모델을 학습시켜 어노말리 감지 모델(300)을 생성함으로써, 어노말리 감지 모델(300)이 상이한 종류의 입력 데이터를 처리하도록 할 수 있다. 또한, 컴퓨팅 장치(100)는 각각의 어노말리 감지 서브모델의 학습 시, 학습이 완료된 이전 어노말리 감지 서브모델을 활용함으로써, 학습이 완료된 서브 모델의 지식이 서브모델의 업데이트에 의하여 망각되지 않도록 할 수 있다. 공정이 변화하는 경우, 이에 대응하여 획득되는 입력 데이터는 변화할 수 있다. 그러나, 공정 변화 전 후의 입력 데이터는 많은 부분을 공유할 수도 있다. 따라서, 공정 변화 등 입력 데이터의 변화에 따라 어노말리 감지 서브모델을 각각 생성함으로써, 입력 데이터 변화에 무관하게 입력 데이터의 처리가

가능하며, 어노말리 감지 서브모델 간에 학습된 지식이 다음 서브 모델로 전달되도록 하여 망각에 의한 성능 하락의 문제를 해결할 수 있다.

- [0081] 도 4 은 본 개시의 일 실시예에 따라 어노말리 감지 모델을 이용한 데이터의 어노말리 감지 과정을 나타낸 개략도이다.
- [0082] 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 모델(300)을 이용하여 입력 데이터(310)에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단할 수 있다. 어노말리 감지 모델(300)은 복수의 어노말리 감지 서브모델(320, 330, 340, 350)을 포함할 수 있다. 전술한 바와 같이 어노말리 감지 서브모델들(320, 330, 340, 350)은 그룹화된 학습 데이터 각각에 대응하여 학습되었으며, 이전 서브 모델에서 학습된 지식을 공유할 수 있다.
- [0083] 컴퓨팅 장치(100)는 공정에서 생성될 수 있는 입력 데이터(310)를 공정이 계속되는 중에 처리할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 입력 데이터(310)에 어노말리가 존재하는지 여부를 어노말리 감지 모델(300)에 포함된 복수의 어노말리 감지 서브모델(320, 330, 340, 350)중 적어도 일부를 이용하여 판단할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 입력 데이터(310)에 어노말리가 존재하는지 여부를 먼저 최신의 어노말리 감지 서브모델인 어노말리 감지 서브모델 n(320)을 이용하여 판단할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)가 어노말리 감지 서브모델 n(320)을 이용한 판단 결과, 입력 데이터(310)에 새로운 패턴이 존재하지 않는 것으로 판단된 경우, 컴퓨팅 장치(100)는 입력 데이터(310)가 정상 데이터라고 판단(325)할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)가 어노말리 감지 서브모델 n(320)을 이용한 판단 결과, 입력 데이터(310)에 새로운 패턴이 존재(327)하는 것으로 판단된 경우, 이러한 새로운 패턴은 어노말리 일 수도 있고, 어노말리 감지 서브모델 n(320)이 학습하지 않은 과거 공정의 정상 패턴일 수도 있다. 또한, 이러한 새로운 패턴은 이전 어노말리 감지 서브모델에서 학습된 지식의 전달이 부족한 부분일 수도 있다. 따라서, 이 경우, 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 서브모델 n(320)을 이용한 입력 데이터의 새로운 패턴의 포함 여부에 대한 판단 결과, 입력 데이터에 새로운 패턴이 포함된 것으로 판단된 경우, 어노말리 감지 서브모델 n-1(330)을 이용하여 입력 데이터에 새로운 패턴이 포함되었는지 여부를 판단할 수 있다.
- [0084] 컴퓨팅 장치(100)가 어노말리 감지 서브모델 n-1(330)을 이용한 입력 데이터(310)에 새로운 패턴이 포함되는지 여부에 대한 판단 결과 입력 데이터(310)에 새로운 패턴(즉, 학습 데이터 서브세트 n-1(331)에 포함되지 않은 패턴)이 포함되지 않은 것으로 판단되는 경우, 컴퓨팅 장치(100)는 입력 데이터(310)를 정상 데이터로 판단(335)할 수 있다. 즉, 입력 데이터(310)는 어노말리 감지 서브모델 n(320)에서는 새로운 패턴으로 포함한 것으로 판단되었으나, 어노말리 감지 서브모델 n-1(330)에서는 기 학습된 패턴만을 포함한 것으로 판단될 수 있다. 이러한 경우 입력 데이터(310)는 이전 레시피에 의한 생산 공정에서 획득된 입력 데이터 일 수 있다. 즉, 이 경우의 입력 데이터(310)는 과거 공정의 정상 제품에 관한 이미지, 과거 공정의 정상 동작 파라미터에 관한 데이터, 과거 공정의 센서 데이터일 수 있으며, 최신의 어노말리 감지 서브모델에서는 새로운 패턴을 포함하는 것으로 판단되었으므로 과거 공정은 최신 공정과는 상이할 수 있다.
- [0085] 컴퓨팅 장치(100)가 어노말리 감지 서브모델 n-1(330)을 이용한 입력 데이터(310)에 새로운 패턴이 포함되었는지 여부를 판단한 결과 입력 데이터(310)에 새로운 패턴이 포함된 것으로 판단(337)되는 경우, 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 서브모델 n-2(340)를 이용하여 입력 데이터(310)에 새로운 패턴이 포함되는지 여부를 판단할 수 있다.
- [0086] 컴퓨팅 장치(100)가 어노말리 감지 서브모델 n-2(340)을 이용한 입력 데이터(310)의 새로운 패턴의 포함 여부에 대한 판단 결과 입력 데이터(310)에 새로운 패턴(즉, 학습 데이터 서브세트 n-2(341)에 포함되지 않은 패턴)이 포함되지 않은 것으로 판단된 경우, 컴퓨팅 장치(100)는 입력 데이터(310)를 정상 데이터로 판단(345)할 수 있다. 즉, 입력 데이터(310)는 어노말리 감지 서브모델 n(320) 및 어노말리 감지 서브모델 n-1(330)에서는 새로운 패턴으로 포함한 것으로 판단되었으나, 어노말리 감지 서브모델 n-2(340)에서는 기 학습된 패턴만을 포함한 것으로 판단될 수 있다. 이러한 경우 입력 데이터(310)는 과거 레시피에 의한 생산 공정에서 획득된 입력 데이터 일 수 있다. 즉, 이 경우의 입력 데이터(310)는 과거 공정에서 획득되는 센서 데이터일 수 있으며, 최신의 어노말리 감지 서브모델에서는 새로운 패턴을 포함하는 것으로 판단되었으므로 과거 공정은 최신 공정과는 상이할 수 있다.
- [0087] 컴퓨팅 장치(100)가 어노말리 감지 서브모델 n-2(340)을 이용한 입력 데이터(310)에 새로운 패턴이 포함되었는지 여부를 판단한 결과 입력 데이터(310)에 새로운 패턴이 포함된 것으로 판단(347)되는 경우, 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 서브모델 n-2(340)의 이전 어노말리 감지 서브모델(미도시)을 이용하여 입력 데이터(310)에 새로운 패턴이 포함되는지 여부를 판단할 수 있다. 이러한 방식으로 컴퓨팅 장치(100)는 입력 데이터에 새로운 패턴이 포함된 것으로 판단되는 경우, 이전 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 새로운

패턴이 포함되었는지 여부를 판단할 수 있으며, 입력 데이터가 정상으로 판단되는 경우 이전 어노말리 감지 서버모델의 호출을 중단하고 입력 데이터를 정상으로 판단할 수 있다. 또한 컴퓨팅 장치(100)는 모든 어노말리 감지 서버모델을 이용한 판단에서 입력 데이터가 새로운 패턴으로 포함한 것으로 판단되는 경우, 입력 데이터(310)가 어노말리를 포함한 것으로 판단할 수 있다.

[0088] 본 개시의 일 실시예에서 전술한 바와 같은 서버 모델의 축척 및 어노말리의 판단 방식을 이용하여 컴퓨팅 장치(100)는 과거 모든 학습 데이터를 유지할 필요 없이, 이전 서버모델에 대한 접근 만으로 계속 학습의 효과를 누릴 수 있다. 즉, 모델의 업데이트시 이전의 모든 학습 데이터를 통해 재학습 시킬 필요 없이, 모델 업데이트시 기존 모델을 유지하고, 기존 모델의 일부를 상속받은 새로운 모델을 새로운 학습 데이터로 학습시킴으로써, 입력 데이터 변화에 따른 모델 업데이트를 수행할 수 있다. 또한, 모델 업데이트시 업데이트 전, 후 모델을 모두 보유함으로써, 모든 학습 데이터를 유지할 필요 없이 모든 모델을 통해 입력 데이터를 처리할 수 있으므로, 입력 데이터 변화에 따른 성능 하락 문제를 해결할 수 있다.

[0090] 도 5 은 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법의 순서도이다.

[0091] 컴퓨팅 장치(100)는 학습 데이터 세트에 포함된 복수의 학습 데이터 서브세트를 이용하여 사전학습된 네트워크 함수를 포함하는 복수의 어노말리 감지 서버모델을 포함하는 어노말리 감지 모델을 생성할 수 있다(410). 복수의 학습 데이터 서브세트는 사전결정된 기준에 의하여 그룹화된 서로 상이한 학습 데이터를 포함할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에서, 복수의 학습 데이터 서브 세트를 그룹화하기 위한 사전결정된 기준은 학습 데이터의 생성 시간 구간, 학습 데이터의 도메인 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0092] 컴퓨팅 장치(100)는 제 1 학습 데이터 서브세트로 학습된 제 1 네트워크 함수를 포함하는 제 1 어노말리 감지 서버모델을 생성한 후, 레시피의 변경이 있는 경우, 제 2 학습 데이터 서브세트로 학습된 제 2 네트워크 함수를 포함하는 제 2 어노말리 감지 서버모델을 생성할 수 있다. 제 1 학습 데이터 서브세트와 제 2 데이터 서브세트는 서로 다른 레시피에 의하여 동작하는 생산 공정의 센서 데이터, 생산 장비의 동작 파라미터 등을 포함할 수 있다. 여기서 제 2 네트워크 함수의 초기 가중치는 사전학습된 제 1 네트워크 함수의 가중치를 적어도 일부 공유할 수 있다. 여기서 제 1 시간 구간은 제 2 시간구간보다 앞선 시간 구간일 수 있다. 따라서, 제 1 어노말리 감지 서버모델은 제 2 어노말리 감지 서버모델보다 이전에 생성된 모델일 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 제 1 어노말리 감지 서버모델을 생성 한 후, 레시피 변경에 기초하여 제 2 어노말리 감지 서버모델을 생성하고자 하는 경우, 제 1 어노말리 감지 서버모델의 일부를 제 2 어노말리 감지 서버모델의 일부에 활용하여, 제 1 어노말리 감지 서버모델에서 획득된 지식의 일부를 재사용하여 모델을 업데이트 할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에서, 다음 서버 모델을 생성할 때, 이전 모델의 일부를 재사용 함으로써, 이전 모델에서 학습된 지식이 망각되지 않고 다음 모델로 이어지도록 하여, 다음 모델의 성능을 높일 수 있고 전체적인 학습 시간을 감소시킬 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 각각의 학습 데이터 서브세트를 이용하여 각각의 어노말리 감지 서버모델을 생성한 후 어노말리 감지 서버모델들을 저장하여 어노말리 감지 모델을 생성할 수 있다.

[0093] 복수의 어노말리 감지 서버모델은, 제 1 시간 구간 동안 생성된 학습 데이터로 구성된 제 1 학습데이터 서브세트로 학습된 제 1 네트워크 함수를 포함하는 제 1 어노말리 감지 서버모델 및 제 1 시간 구간과 상이한 제 2 시간 구간 동안 생성된 학습 데이터로 구성된 제 2 학습 데이터 서브세트로 사전학습된 제 2 네트워크 함수를 포함하는 제 2 어노말리 감지 서버모델을 포함할 수 있다. 예를 들어, 본 개시의 학습 데이터 서브세트는 학습 데이터의 생성 시간 구간에 따라서 그룹화될 수 있다. 반도체 공정에서 6개월 마다 레시피의 변경이 있는 경우, 6개월 동안 생성된 학습 데이터가 하나의 학습 데이터 서브 세트를 구성할 수 있다. 전술한 반도체 공정에 관한 기재는 예시일 뿐이며 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0094] 또한, 본 개시의 다른 일 실시예에서, 복수의 어노말리 감지 서버모델은, 복수의 학습 데이터 서브세트로 학습될 수도 있다. 예를 들어, 어노말리 감지 서버모델은 제 1 시간 구간 동안 생성된 학습 데이터로 구성된 제 1 학습 데이터 서브세트 및 제 2 시간 구간 동안 생성된 학습 데이터로 구성된 제 2 학습 데이터 서브세트에 사전 학습될 수도 있다. 즉, 하나의 어노말리 감지 서버모델은 복수의 노말 패턴에 대해서 학습될 수도 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 장치(100)는 복수의 학습 데이터 서브세트에 하나의 어노말리 감지 서버모델을 학습시킬 수 있다. 또한, 본 개시의 다른 일 실시예에서 제 1 시간 구간 동안 생성된 학습 데이터는 복수의 레시피에 의하여 생성된 학습 데이터를 포함할 수 있다. 이 경우, 컴퓨팅 장치(100)는 하나의 어노말리 감지 서버모델에 복수의 노말 패턴을 학습시킬 수 있다. 이러한 경우, 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 서버모델 하나로 복수의 레시피에 의해 생성된 입력 데이터의 어노말리 포함 여부를 감지할 수 있다. 즉 본 개시의 다른 일 실시예에서, 어노말리 감지 서버모델 하나에 대응되는 정상 패턴은 복수 개 존재할 수 있으며(전술한 바와 같이, 하나의 어노말리 감

지 서브모델은 복수의 정상 패턴을 학습할 수 있음), 컴퓨팅 장치(100)는 하나의 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 복수의 정상 패턴을 처리할 수도 있다. 복수의 노말 패턴으로 어노말리 감지 서브모델을 학습시키는 경우, 학습 데이터의 수가 부족한 경우에도 학습이 가능하며, 하나의 노말 패턴에 대한 학습된 지식이 다른 노말 패턴의 학습에 사용될 수 있는 효과가 있다.

[0095] 컴퓨팅 장치(100)는 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산할 수 있다(430). 컴퓨팅 장치(100)는 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 가장 최신의 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터를 연산할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 가장 최신의 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터를 연산할 수 있고, 가장 최신의 어노말리 감지 서브모델부터 점차적으로 과거에 생성된 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터를 연산할 수도 있다. 입력 데이터는 생산 공정에서 획득되는 제품의 이미지 데이터, 생산 장비의 동작 파라미터, 생산 과정에서 획득되는 센서 데이터 등을 포함할 수 있으나 본 개시는 이에 제한되지 않는다. 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터를 입력 데이터와 상이한 데이터로 변형하였다가 복원하는 연산을 수행할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터의 차원을 감소시키고, 차원을 복원하여 입력 데이터와 유사한 출력을 생성하도록 연산할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에서 피처를 추출하고, 이에 기초하여 입력 데이터를 복원할 수 있다. 전술한 바와 같이, 본 개시의 어노말리 감지 서브모델에 포함된 네트워크 함수는 입력 데이터의 복원이 가능한 네트워크 함수를 포함할 수 있으므로, 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터를 연산하여 입력 데이터를 복원할 수 있다. 본 개시의 다른 일 실시예에서 어노말리 감지 서브모델은 복수의 네트워크 함수를 포함할 수도 있으며, 이 경우, 컴퓨팅 장치(100)는 복수의 네트워크 함수에 입력 데이터를 입력하여 연산을 수행할 수도 있다.

[0096] 컴퓨팅 장치(100)는 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나의 입력 데이터에 대한 출력 데이터 및 입력 데이터에 기초하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단할 수 있다(450). 컴퓨팅 장치(100)는 출력 데이터 및 입력 데이터 비교에 기초하여 계산된 재구성 오차에 기초하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 어노말리 감지 모델에 포함된 복수의 어노말리 감지 서브모델 모두가 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단한 경우, 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단할 수 있다.

[0098] 도 6 은 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법을 구현하기 위한 수단을 도시한 블록 구성도이다.

[0099] 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법은 다음과 같은 수단에 의해 구현될 수 있다.

[0100] 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법은 학습 데이터 세트에 포함된 복수의 학습 데이터 서브세트를 이용하여 사전학습된 네트워크 함수를 포함하는 복수의 어노말리 감지 서브모델을 포함하는 어노말리 감지 모델을 생성하기 위한 수단(510); 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하기 위한 수단(530); 및 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나의 입력 데이터에 대한 출력 데이터 및 상기 입력 데이터에 기초하여 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 수단(550)에 의하여 구현될 수 있다.

[0101] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하기 위한 수단(530)은, 상기 어노말리 감지 서브모델에 포함된 네트워크에 의하여 상기 입력 데이터의 차원을 감소시켜 차원 감소 데이터를 생성한 후 상기 차원 감소 데이터의 차원을 복원한 출력 데이터를 생성하기 위한 수단을 포함할 수 있다.

[0102] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 수단(550)은 상기 출력 데이터 및 상기 입력 데이터의 비교에 기초하여 계산된 재구성 오차(reconstruction error)에 기초하여, 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 수단을 포함할 수 있다.

[0103] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 방법은 추가적으로 포함되는 상기 어노말리 감지 모델에 포함된 상기 복수의 어노말리 감지 서브모델 모두가 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단한 경우, 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단하기 위한 수단에 의하여 구현될 수도 있다.

[0104] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기

위한 수단(550)은 상기 제 2 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 수단; 및 상기 제 2 어노말리 감지 서브모델이 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단하는 경우, 상기 제 1 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 수단을 포함할 수도 있다.

- [0106] 도 7 은 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법을 구현하기 위한 모듈을 도시한 블록 구성도이다.
- [0107] 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법은 다음과 같은 모듈에 의해 구현될 수 있다.
- [0108] 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법은 학습 데이터 세트에 포함된 복수의 학습 데이터 서브세트를 이용하여 사전학습된 네트워크 함수를 포함하는 복수의 어노말리 감지 서브모델을 포함하는 어노말리 감지 모델을 생성하기 위한 모듈(610); 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하기 위한 모듈(630); 및 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나의 입력 데이터에 대한 출력 데이터 및 상기 입력 데이터에 기초하여 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 모듈(650)에 의하여 구현될 수 있다.
- [0109] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하기 위한 모듈(630)은, 상기 어노말리 감지 서브모델에 포함된 네트워크에 의하여 상기 입력 데이터의 차원을 감소시켜 차원 감소 데이터를 생성한 후 상기 차원 감소 데이터의 차원을 복원한 출력 데이터를 생성하기 위한 모듈을 포함할 수 있다.
- [0110] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 모듈(650)은 상기 출력 데이터 및 상기 입력 데이터의 비교에 기초하여 계산된 재구성 오차 (reconstruction error)에 기초하여, 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 모듈을 포함할 수 있다.
- [0111] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 방법은 추가적으로 포함되는 상기 어노말리 감지 모델에 포함된 상기 복수의 어노말리 감지 서브모델 모두가 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단한 경우, 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단하기 위한 모듈에 의하여 구현될 수도 있다.
- [0112] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 모듈(650)은 상기 제 2 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 모듈; 및 상기 제 2 어노말리 감지 서브모델이 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단하는 경우, 상기 제 1 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 모듈을 포함할 수도 있다.
- [0114] 도 8 은 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법을 구현하기 위한 로직을 도시한 블록 구성도이다.
- [0115] 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법은 다음과 같은 로직에 의해 구현될 수 있다.
- [0116] 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법은 학습 데이터 세트에 포함된 복수의 학습 데이터 서브세트를 이용하여 사전학습된 네트워크 함수를 포함하는 복수의 어노말리 감지 서브모델을 포함하는 어노말리 감지 모델을 생성하기 위한 로직(710); 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하기 위한 로직(730); 및 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나의 입력 데이터에 대한 출력 데이터 및 상기 입력 데이터에 기초하여 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 로직(750)에 의하여 구현될 수 있다.
- [0117] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하기 위한 로직(730)은, 상기 어노말리 감지 서브모델에 포함된 네트워크에 의하여 상기 입력 데이터의 차원을 감소시켜 차원 감소 데이터를 생성한 후 상기 차원 감소 데이터의 차원을 복원한 출력 데이터를 생성하기 위한 로직을 포함할 수 있다.
- [0118] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 로직(750)은 상기 출력 데이터 및 상기 입력 데이터의 비교에 기초하여 계산된 재구성 오차 (reconstruction error)에 기초하여, 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 로직을

포함할 수 있다.

- [0119] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 방법은 추가적으로 포함되는 상기 어노말리 감지 모델에 포함된 상기 복수의 어노말리 감지 서브모델 모두가 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단한 경우, 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단하기 위한 로직에 의하여 구현될 수도 있다.
- [0120] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 로직(750)은 상기 제 2 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 로직; 및 상기 제 2 어노말리 감지 서브모델이 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단하는 경우, 상기 제 1 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 로직을 포함할 수도 있다.
- [0122] 도 9 은 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법을 구현하기 위한 회로를 도시한 블록 구성도이다.
- [0123] 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법은 다음과 같은 회로에 의해 구현될 수 있다.
- [0124] 본 개시의 일 실시예에 따라 데이터의 어노말리 감지 방법은 학습 데이터 세트에 포함된 복수의 학습 데이터 서브세트를 이용하여 사전학습된 네트워크 함수를 포함하는 복수의 어노말리 감지 서브모델을 포함하는 어노말리 감지 모델을 생성하기 위한 회로(810); 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하기 위한 회로(830); 및 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나의 입력 데이터에 대한 출력 데이터 및 상기 입력 데이터에 기초하여 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 회로(850)에 의하여 구현될 수 있다.
- [0125] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 생성된 복수의 어노말리 감지 서브모델 중 적어도 하나를 이용하여 입력 데이터를 연산하기 위한 회로(830)는, 상기 어노말리 감지 서브모델에 포함된 네트워크에 의하여 상기 입력 데이터의 차원을 감소시켜 차원 감소 데이터를 생성한 후 상기 차원 감소 데이터의 차원을 복원한 출력 데이터를 생성하기 위한 회로를 포함할 수 있다.
- [0126] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 회로(850)는 상기 출력 데이터 및 상기 입력 데이터의 비교에 기초하여 계산된 재구성 오차 (reconstruction error)에 기초하여, 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 회로를 포함할 수 있다.
- [0127] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 상기 방법은 추가적으로 상기 어노말리 감지 모델에 포함된 상기 복수의 어노말리 감지 서브모델 모두가 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단한 경우, 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단하기 위한 회로에 의하여 구현될 수도 있다.
- [0128] 데이터의 어노말리 감지 방법의 대안적인 실시예에서, 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 회로(850)는 상기 제 2 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 회로; 및 상기 제 2 어노말리 감지 서브모델이 상기 입력 데이터에 어노말리가 존재하는 것으로 판단하는 경우, 상기 제 1 어노말리 감지 서브모델을 이용하여 입력 데이터에 어노말리가 존재하는지 여부를 판단하기 위한 회로를 포함할 수도 있다.
- [0129] 당업자들은 추가적으로 여기서 개시된 실시예들과 관련되어 설명된 다양한 예시적 논리적 블록들, 구성들, 모듈들, 회로들, 수단들, 로직들, 및 알고리즘 단계들이 전자 하드웨어, 컴퓨터 소프트웨어, 또는 양쪽 모두의 조합들로 구현될 수 있음을 인식해야 한다. 하드웨어 및 소프트웨어의 상호교환성을 명백하게 예시하기 위해, 다양한 예시적 컴포넌트들, 블록들, 구성들, 수단들, 로직들, 모듈들, 회로들, 및 단계들은 그들의 기능성 측면에서 일반적으로 위에서 설명되었다. 그러한 기능성이 하드웨어로 또는 소프트웨어로서 구현되는지 여부는 전반적인 시스템에 부과된 특정 어플리케이션(application) 및 설계 제한들에 달려 있다. 숙련된 기술자들은 각각의 특정 어플리케이션들을 위해 다양한 방법들로 설명된 기능성을 구현할 수 있으나, 그러한 구현의 결정들이 본 개시내용의 영역을 벗어나게 하는 것으로 해석되어서는 안된다.
- [0130] 도 10는 본 개시의 일 실시예들이 구현될 수 있는 예시적인 컴퓨팅 환경에 대한 간략하고 일반적인 개략도를 도시한다.
- [0131] 본 개시가 일반적으로 하나 이상의 컴퓨터 상에서 실행될 수 있는 컴퓨터 실행가능 명령어와 관련하여 기술되었지만, 당업자라면 본 개시가 기타 프로그램 모듈들과 결합되어 및/또는 하드웨어와 소프트웨어의 조합으로서 구

현될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

- [0132] 일반적으로, 프로그램 모듈은 특정의 태스크를 수행하거나 특정의 추상 데이터 유형을 구현하는 루틴, 프로그램, 컴포넌트, 데이터 구조, 기타 등등을 포함한다. 또한, 당업자라면 본 개시의 방법이 단일-프로세서 또는 멀티프로세서 컴퓨터 시스템, 미니컴퓨터, 메인프레임 컴퓨터는 물론 퍼스널 컴퓨터, 핸드헬드 컴퓨팅 장치, 마이크로프로세서-기반 또는 프로그램가능 가전 제품, 기타 등등(이들 각각은 하나 이상의 연관된 장치와 연결되어 동작할 수 있음)을 비롯한 다른 컴퓨터 시스템 구성으로 실시될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.
- [0133] 본 개시의 설명된 실시예들은 또한 어떤 태스크들이 통신 네트워크를 통해 연결되어 있는 원격 처리 장치들에 의해 수행되는 분산 컴퓨팅 환경에서 실시될 수 있다. 분산 컴퓨팅 환경에서, 프로그램 모듈은 로컬 및 원격 메모리 저장 장치 둘다에 위치할 수 있다.
- [0134] 컴퓨터는 통상적으로 다양한 컴퓨터 판독가능 매체를 포함한다. 컴퓨터에 의해 액세스 가능한 매체는 그 어떤 것이든지 컴퓨터 판독가능 매체가 될 수 있고, 이러한 컴퓨터 판독가능 매체는 휘발성 및 비휘발성 매체, 일시적(transitory) 및 비일시적(non-transitory) 매체, 이동식 및 비-이동식 매체를 포함한다. 제한이 아닌 예로서, 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터 판독가능 저장 매체 및 컴퓨터 판독가능 전송 매체를 포함할 수 있다. 컴퓨터 판독가능 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보를 저장하는 임의의 방법 또는 기술로 구현되는 휘발성 및 비휘발성 매체, 일시적 및 비-일시적 매체, 이동식 및 비이동식 매체를 포함한다. 컴퓨터 저장 매체는 RAM, ROM, EEPROM, 플래시 메모리 또는 기타 메모리 기술, CD-ROM, DVD(digital video disk) 또는 기타 광 디스크 저장 장치, 자기 카세트, 자기 테이프, 자기 디스크 저장 장치 또는 기타 자기 저장 장치, 또는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있고 원하는 정보를 저장하는 데 사용될 수 있는 임의의 기타 매체를 포함하지만, 이에 한정되지 않는다.
- [0135] 컴퓨터 판독가능 전송 매체는 통상적으로 반송파(carrier wave) 또는 기타 전송 메커니즘(transport mechanism)과 같은 피변조 데이터 신호(modulated data signal)에 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터등을 구현하고 모든 정보 전달 매체를 포함한다. 피변조 데이터 신호라는 용어는 신호 내에 정보를 인코딩하도록 그 신호의 특성들 중 하나 이상을 설정 또는 변경시킨 신호를 의미한다. 제한이 아닌 예로서, 컴퓨터 판독가능 전송 매체는 유선 네트워크 또는 직접 배선 접속(direct-wired connection)과 같은 유선 매체, 그리고 음향, RF, 적외선, 기타 무선 매체와 같은 무선 매체를 포함한다. 상술된 매체들 중 임의의 것의 조합도 역시 컴퓨터 판독가능 전송 매체의 범위 안에 포함되는 것으로 한다.
- [0136] 컴퓨터(1102)를 포함하는 본 개시의 여러가지 측면들을 구현하는 예시적인 환경(1100)이 나타내어져 있으며, 컴퓨터(1102)는 처리 장치(1104), 시스템 메모리(1106) 및 시스템 버스(1108)를 포함한다. 시스템 버스(1108)는 시스템 메모리(1106)(이에 한정되지 않음)를 비롯한 시스템 컴포넌트들을 처리 장치(1104)에 연결시킨다. 처리 장치(1104)는 다양한 상용 프로세서들 중 임의의 프로세서일 수 있다. 듀얼 프로세서 및 기타 멀티프로세서 아키텍처도 역시 처리 장치(1104)로서 이용될 수 있다.
- [0137] 시스템 버스(1108)는 메모리 버스, 주변장치 버스, 및 다양한 상용 버스 아키텍처 중 임의의 것을 사용하는 로컬 버스에 추가적으로 상호 연결될 수 있는 몇가지 유형의 버스 구조 중 임의의 것일 수 있다. 시스템 메모리(1106)는 판독 전용 메모리(ROM)(2110) 및 랜덤 액세스 메모리(RAM)(2112)를 포함한다. 기본 입/출력 시스템(BIOS)은 ROM, EPROM, EEPROM 등의 비휘발성 메모리(2110)에 저장되며, 이 BIOS는 시동 중과 같은 때에 컴퓨터(1102) 내의 구성요소들 간에 정보를 전송하는 일을 돕는 기본적인 루틴을 포함한다. RAM(2112)은 또한 데이터를 캐싱하기 위한 정적 RAM 등의 고속 RAM을 포함할 수 있다.
- [0138] 컴퓨터(1102)는 또한 내장형 하드 디스크 드라이브(HDD)(2114)(예를 들어, EIDE, SATA)이 내장형 하드 디스크 드라이브(2114)는 또한 적당한 새시(도시 생략) 내에서 외장형 용도로 구성될 수 있음), 자기 플로피 디스크 드라이브(FDD)(2116)(예를 들어, 이동식 디스켓(2118)으로부터 판독을 하거나 그에 기록을 하기 위한 것임), 및 광 디스크 드라이브(1120)(예를 들어, CD-ROM 디스크(1122)를 판독하거나 DVD 등의 기타 고용량 광 매체로부터 판독을 하거나 그에 기록을 하기 위한 것임)를 포함한다. 하드 디스크 드라이브(2114), 자기 디스크 드라이브(2116) 및 광 디스크 드라이브(1120)는 각각 하드 디스크 드라이브 인터페이스(1124), 자기 디스크 드라이브 인터페이스(1126) 및 광 드라이브 인터페이스(1128)에 의해 시스템 버스(1108)에 연결될 수 있다. 외장형 드라이브 구현을 위한 인터페이스(1124)는 USB(Universal Serial Bus) 및 IEEE 1394 인터페이스 기술 중 적어도 하나 또는 그 둘 다를 포함한다.
- [0139] 이들 드라이브 및 그와 연관된 컴퓨터 판독가능 매체는 데이터, 데이터 구조, 컴퓨터 실행가능 명령어, 기타 등

등의 비휘발성 저장을 제공한다. 컴퓨터(1102)의 경우, 드라이브 및 매체는 임의의 데이터를 적당한 디지털 형식으로 저장하는 것에 대응한다. 상기에서의 컴퓨터 판독가능 매체에 대한 설명이 HDD, 이동식 자기 디스크, 및 CD 또는 DVD 등의 이동식 광 매체를 언급하고 있지만, 당업자라면 zip 드라이브(zip drive), 자기 카세트, 플래쉬 메모리 카드, 카트리지, 기타 등등의 컴퓨터에 의해 판독가능한 다른 유형의 매체도 역시 예시적인 운영 환경에서 사용될 수 있으며 또 임의의 이러한 매체가 본 개시의 방법들을 수행하기 위한 컴퓨터 실행가능 명령어를 포함할 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

[0140] 운영 체제(2130), 하나 이상의 애플리케이션 프로그램(2132), 기타 프로그램 모듈(2134) 및 프로그램 데이터(2136)를 비롯한 다수의 프로그램 모듈이 드라이브 및 RAM(2112)에 저장될 수 있다. 운영 체제, 애플리케이션, 모듈 및/또는 데이터의 전부 또는 그 일부분이 또한 RAM(2112)에 캐싱될 수 있다. 본 개시가 여러가지 상업적으로 이용 가능한 운영 체제 또는 운영 체제들의 조합에서 구현될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

[0141] 사용자는 하나 이상의 유선/무선 입력 장치, 예를 들어, 키보드(2138) 및 마우스(1140) 등의 포인팅 장치를 통해 컴퓨터(1102)에 명령 및 정보를 입력할 수 있다. 기타 입력 장치(도시 생략)로는 마이크, IR 리모콘, 조이스틱, 게임 패드, 스타일러스 펜, 터치 스크린, 기타 등등이 있을 수 있다. 이들 및 기타 입력 장치가 종종 시스템 버스(1108)에 연결되어 있는 입력 장치 인터페이스(1142)를 통해 처리 장치(1104)에 연결되지만, 병렬 포트, IEEE 1394 직렬 포트, 게임 포트, USB 포트, IR 인터페이스, 기타 등등의 기타 인터페이스에 의해 연결될 수 있다.

[0142] 모니터(1144) 또는 다른 유형의 디스플레이 장치도 역시 비디오 어댑터(1146) 등의 인터페이스를 통해 시스템 버스(1108)에 연결된다. 모니터(1144)에 부가하여, 컴퓨터는 일반적으로 스피커, 프린터, 기타 등등의 기타 주변 출력 장치(도시 생략)를 포함한다.

[0143] 컴퓨터(1102)는 유선 및/또는 무선 통신을 통한 원격 컴퓨터(들)(1148) 등의 하나 이상의 원격 컴퓨터로의 논리적 연결을 사용하여 네트워크화된 환경에서 동작할 수 있다. 원격 컴퓨터(들)(1148)는 워크스테이션, 컴퓨팅 디바이스 컴퓨터, 라우터, 퍼스널 컴퓨터, 휴대용 컴퓨터, 마이크로프로세서-기반 오락 기기, 피어 장치 또는 기타 통상의 네트워크 노드일 수 있으며, 일반적으로 컴퓨터(1102)에 대해 기술된 구성요소들 중 다수 또는 그 전부를 포함하지만, 간략함을 위해, 메모리 저장 장치(1150)만이 도시되어 있다. 도시되어 있는 논리적 연결은 근거리 통신망(LAN)(1152) 및/또는 더 큰 네트워크, 예를 들어, 원거리 통신망(WAN)(1154)에의 유선/무선 연결을 포함한다. 이러한 LAN 및 WAN 네트워킹 환경은 사무실 및 회사에서 일반적인 것이며, 인트라넷 등의 전사적 컴퓨터 네트워크(enterprise-wide computer network)를 용이하게 해주며, 이들 모두는 전세계 컴퓨터 네트워크, 예를 들어, 인터넷에 연결될 수 있다.

[0144] LAN 네트워킹 환경에서 사용될 때, 컴퓨터(1102)는 유선 및/또는 무선 통신 네트워크 인터페이스 또는 어댑터(1156)를 통해 로컬 네트워크(1152)에 연결된다. 어댑터(1156)는 LAN(1152)에의 유선 또는 무선 통신을 용이하게 해줄 수 있으며, 이 LAN(1152)은 또한 무선 어댑터(1156)와 통신하기 위해 그에 설치되어 있는 무선 액세스 포인트를 포함하고 있다. WAN 네트워킹 환경에서 사용될 때, 컴퓨터(1102)는 모뎀(1158)을 포함할 수 있거나, WAN(1154) 상의 통신 컴퓨팅 디바이스에 연결되거나, 또는 인터넷을 통하는 등, WAN(1154)을 통해 통신을 설정하는 기타 수단을 갖는다. 내장형 또는 외장형 및 유선 또는 무선 장치일 수 있는 모뎀(1158)은 직렬 포트 인터페이스(1142)를 통해 시스템 버스(1108)에 연결된다. 네트워크화된 환경에서, 컴퓨터(1102)에 대해 설명된 프로그램 모듈들 또는 그의 일부분이 원격 메모리/저장 장치(1150)에 저장될 수 있다. 도시된 네트워크 연결이 예시적인 것이며 컴퓨터들 사이에 통신 링크를 설정하는 기타 수단이 사용될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

[0145] 컴퓨터(1102)는 무선 통신으로 배치되어 동작하는 임의의 무선 장치 또는 개체, 예를 들어, 프린터, 스캐너, 데스크톱 및/또는 휴대용 컴퓨터, PDA(portable data assistant), 통신 위성, 무선 검출가능 태그와 연관된 임의의 장비 또는 장소, 및 전화와 통신을 하는 동작을 한다. 이것은 적어도 Wi-Fi 및 블루투스 무선 기술을 포함한다. 따라서, 통신은 종래의 네트워크에서와 같이 미리 정의된 구조이거나 단순하게 적어도 2개의 장치 사이의 애드혹 통신(ad hoc communication)일 수 있다.

[0146] Wi-Fi(Wireless Fidelity)는 유선 없이도 인터넷 등으로의 연결을 가능하게 해준다. Wi-Fi는 이러한 장치, 예를 들어, 컴퓨터가 실내에서 및 실외에서, 즉 기지국의 통화권 내의 아무 곳에서나 데이터를 전송 및 수신할 수 있게 해주는 셀 전화와 같은 무선 기술이다. Wi-Fi 네트워크는 안전하고 신뢰성 있으며 고속인 무선 연결을 제공하기 위해 IEEE 802.11(a,b,g, 기타)이라고 하는 무선 기술을 사용한다. 컴퓨터를 서로에, 인터넷에 및 유선 네트워크(IEEE 802.3 또는 이더넷을 사용함)에 연결시키기 위해 Wi-Fi가 사용될 수 있다. Wi-Fi 네트워크는 비인가 2.4 및 5 GHz 무선 대역에서, 예를 들어, 11Mbps(802.11a) 또는 54 Mbps(802.11b) 데이터 레이트로 동작하

거나, 양 대역(듀얼 대역)을 포함하는 제품에서 동작할 수 있다.

[0147] 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 정보 및 신호들이 임의의 다양한 상이한 기술들 및 기법들을 이용하여 표현될 수 있다는 것을 이해할 것이다. 예를 들어, 위의 설명에서 참조될 수 있는 데이터, 지시들, 명령들, 정보, 신호들, 비트들, 심볼들 및 칩들은 전압들, 전류들, 전자기파들, 자기장들 또는 입자들, 광학장들 또는 입자들, 또는 이들의 임의의 결합에 의해 표현될 수 있다.

[0148] 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 여기에 개시된 실시예들과 관련하여 설명된 다양한 예시적인 논리 블록들, 모듈들, 프로세서들, 수단들, 회로들 및 알고리즘 단계들이 전자 하드웨어, (편의를 위해, 여기에서 "소프트웨어"로 지칭되는) 다양한 형태들의 프로그램 또는 설계 코드 또는 이들 모두의 결합에 의해 구현될 수 있다는 것을 이해할 것이다. 하드웨어 및 소프트웨어의 이러한 상호 호환성을 명확하게 설명하기 위해, 다양한 예시적인 컴포넌트들, 블록들, 모듈들, 회로들 및 단계들이 이들의 기능과 관련하여 위에서 일반적으로 설명되었다. 이러한 기능이 하드웨어 또는 소프트웨어로서 구현되는지 여부는 특정한 애플리케이션 및 전체 시스템에 대하여 부과되는 설계 제약들에 따라 좌우된다. 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 각각의 특정한 애플리케이션에 대하여 다양한 방식으로 설명된 기능을 구현할 수 있으나, 이러한 구현 결정들은 본 개시의 범위를 벗어나는 것으로 해석되어서는 안 될 것이다.

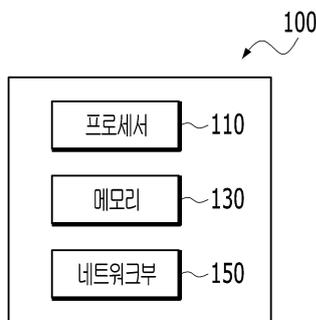
[0149] 여기서 제시된 다양한 실시예들은 방법, 장치, 또는 표준 프로그래밍 및/또는 엔지니어링 기술을 사용한 제조 물품(article)으로 구현될 수 있다. 용어 "제조 물품"은 임의의 컴퓨터-판독가능 장치로부터 액세스 가능한 컴퓨터 프로그램, 캐리어, 또는 매체(media)를 포함한다. 예를 들어, 컴퓨터-판독가능 매체는 자기 저장 장치(예를 들면, 하드 디스크, 플로피 디스크, 자기 스트립, 등), 광학 디스크(예를 들면, CD, DVD, 등), 스마트 카드, 및 플래쉬 메모리 장치(예를 들면, EEPROM, 카드, 스틱, 키 드라이브, 등)를 포함하지만, 이들로 제한되는 것은 아니다. 또한, 여기서 제시되는 다양한 저장 매체는 정보를 저장하기 위한 하나 이상의 장치 및/또는 다른 기계-판독가능한 매체를 포함한다.

[0150] 제시된 프로세스들에 있는 단계들의 특정한 순서 또는 계층 구조는 예시적인 접근들의 일례임을 이해하도록 한다. 설계 우선순위들에 기반하여, 본 개시의 범위 내에서 프로세스들에 있는 단계들의 특정한 순서 또는 계층 구조가 재배열될 수 있다는 것을 이해하도록 한다. 첨부된 방법 청구항들은 샘플 순서로 다양한 단계들의 엘리먼트들을 제공하지만 제시된 특정한 순서 또는 계층 구조에 한정되는 것을 의미하지는 않는다.

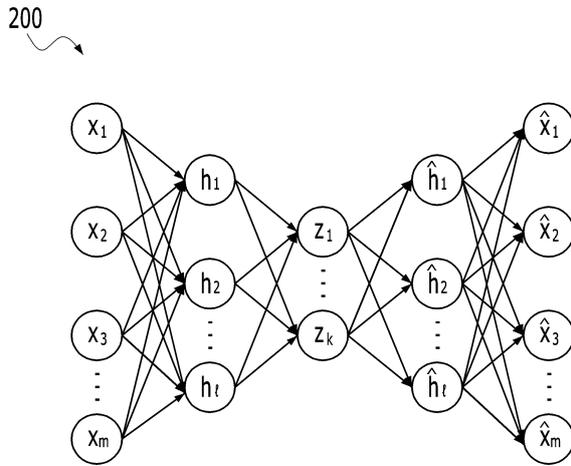
[0151] 제시된 실시예들에 대한 설명은 임의의 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 개시를 이용하거나 또는 실시할 수 있도록 제공된다. 이러한 실시예들에 대한 다양한 변형들은 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명백할 것이며, 여기에 정의된 일반적인 원리들은 본 개시의 범위를 벗어남이 없이 다른 실시예들에 적용될 수 있다. 그리하여, 본 개시는 여기에 제시된 실시예들로 한정되는 것이 아니라, 여기에 제시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의의 범위에서 해석되어야 할 것이다.

**도면**

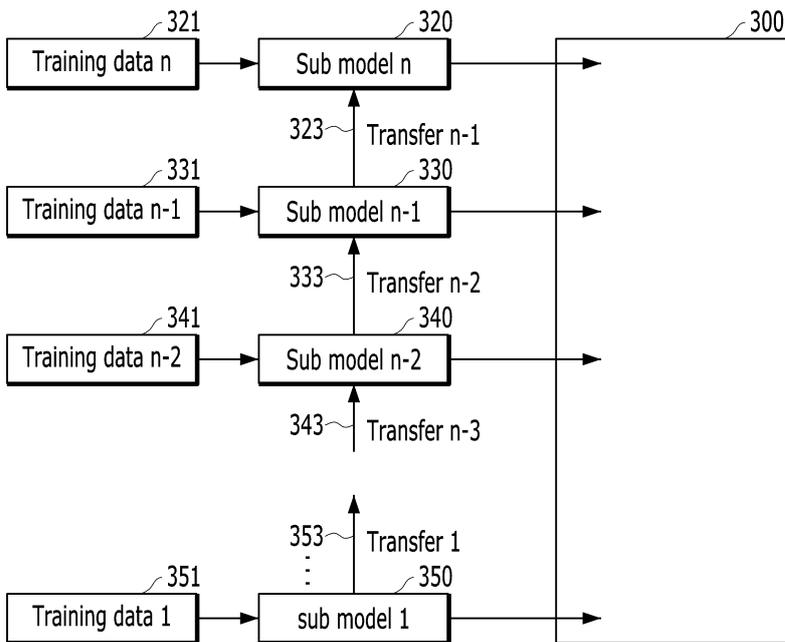
**도면1**



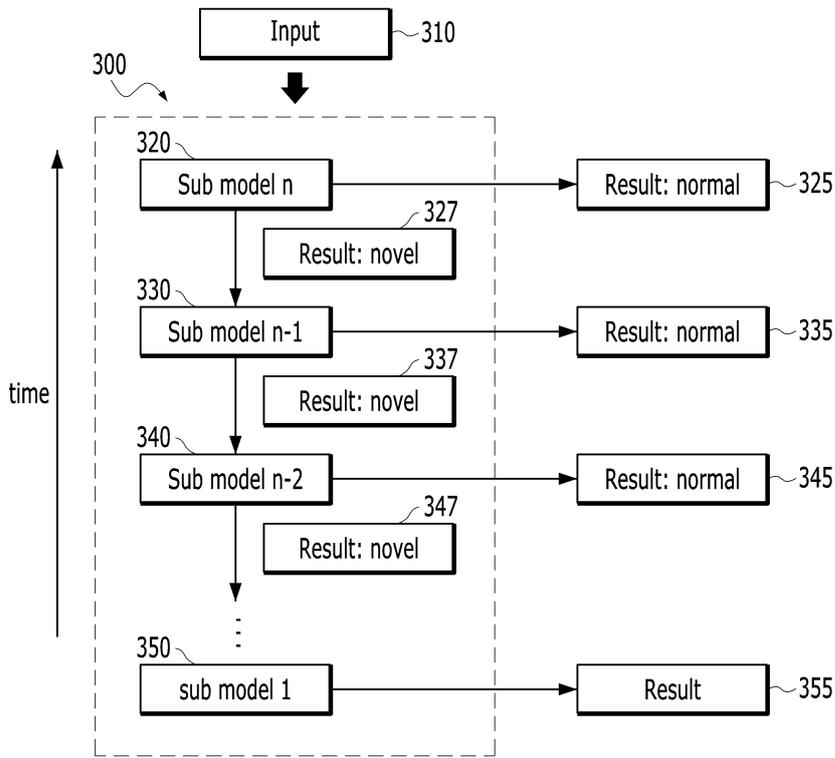
도면2



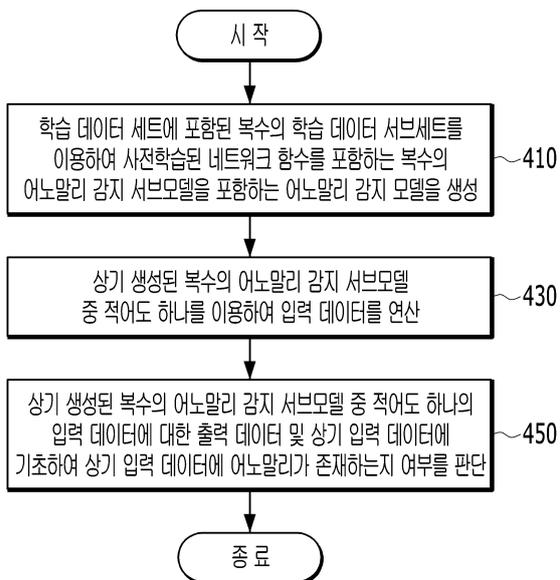
도면3



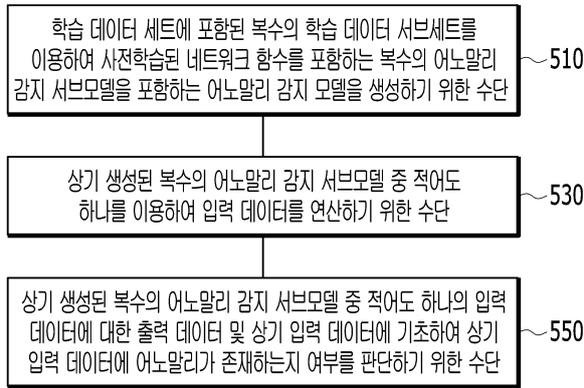
도면4



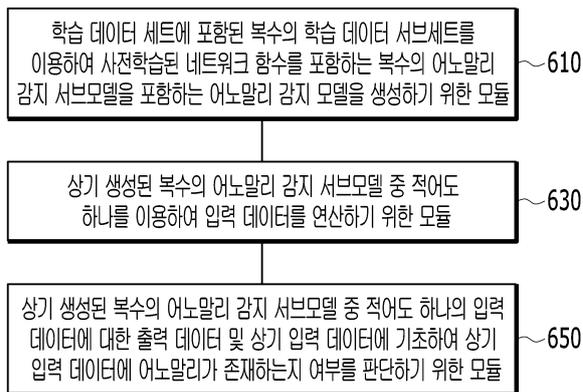
도면5



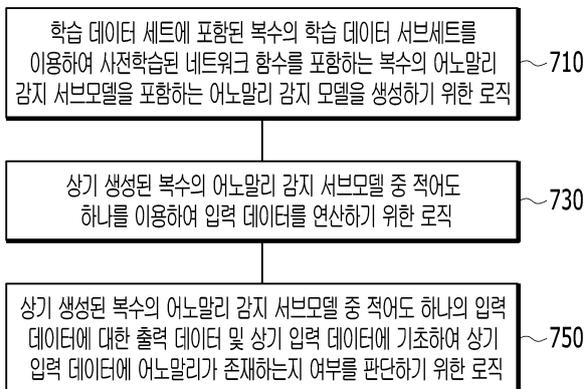
도면6



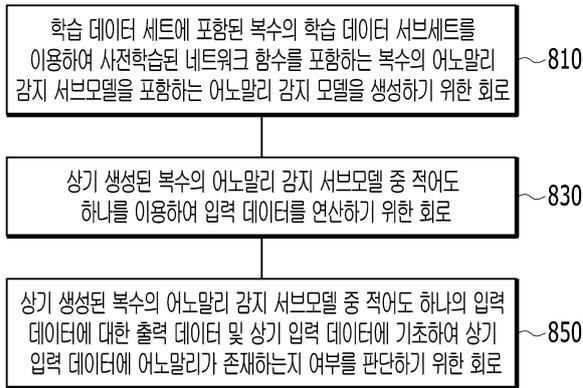
도면7



도면8



도면9



도면10

