



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2019-0087351
(43) 공개일자 2019년07월24일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.) G06N 3/04 (2006.01) G06N 20/00 (2019.01) G06N 3/08 (2006.01)	(71) 출원인 엘지전자 주식회사 서울특별시 영등포구 여의대로 128 (여의도동)
(52) CPC특허분류 G06N 3/0454 (2013.01) G06N 20/00 (2019.01)	(72) 발명자 김남준 경기도 안양시 동안구 귀인로 157, 709동 402호 (호계동, 목련우성7차아파트)
(21) 출원번호 10-2019-0081266	(74) 대리인 특허법인 남앤남
(22) 출원일자 2019년07월05일 심사청구일자 없음	

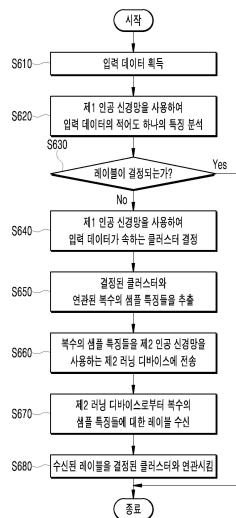
전체 청구항 수 : 총 30 항

(54) 발명의 명칭 **머신 러닝 시스템, 방법 및 장치**

(57) 요약

사물 인터넷을 위해 연결된 5G 환경에서 복수의 머신 러닝 디바이스에 적용될 수 있는 인공 지능 및/또는 머신 러닝 알고리즘이 개시된다. 본 발명의 일 실시 예에 따른 제1 러닝 디바이스에 의한 머신 러닝 방법은, 입력 데이터를 획득하는 단계, 제1 인공 신경망을 사용하여 복수의 클러스터 중 입력 데이터가 속하는 클러스터를 결정하는 단계, 결정된 클러스터와 연관된 복수의 샘플 특징을 제2 인공 신경망을 사용하는 제2 러닝 디바이스에 전송하는 단계, 전송에 대한 응답으로, 제2 러닝 디바이스로부터 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 수신하는 단계, 및 수신된 레이블을 상기 결정된 클러스터와 연관시키는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도6



(52) CPC특허분류
G06N 3/08 (2013.01)

명세서

청구범위

청구항 1

제1 러닝 디바이스에 의한 머신 러닝 방법으로서,

입력 데이터를 획득하는 단계; 및

제1 인공 신경망을 사용하여 복수의 클러스터 중 상기 입력 데이터가 속하는 클러스터를 결정하는 단계;

결정된 클러스터와 연관된 복수의 샘플 특징을 제2 인공 신경망을 사용하는 제2 러닝 디바이스에 전송하는 단계;

상기 전송에 대한 응답으로, 상기 제2 러닝 디바이스로부터 상기 복수의 샘플 특징에 대한 레이블(label)을 수신하는 단계; 및

수신된 레이블을 상기 결정된 클러스터와 연관시키는 단계를 포함하는, 머신 러닝 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 수신된 레이블은, 상기 제2 러닝 디바이스에서 상기 제2 인공 신경망을 사용하여 상기 복수의 샘플 특징을 분석함으로써 결정되는, 머신 러닝 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 클러스터로 분류된 복수의 특징으로부터 상기 복수의 샘플 특징을 추출하는 단계를 더 포함하고, 추출된 샘플 특징들의 분산 값은 미리 결정된 임계 값을 초과하는, 머신 러닝 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

제2 입력 데이터를 획득하는 단계;

상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 입력 받는 단계; 및

상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 상기 제2 러닝 디바이스에 전송하는 단계를 더 포함하고,

상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블은, 상기 제2 러닝 디바이스에서 상기 제2 인공 신경망을 학습시키기 위한 훈련 데이터로서 사용되는, 머신 러닝 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 제1 러닝 디바이스는 단말기를 포함하고, 상기 제2 러닝 디바이스는 서버를 포함하는, 머신 러닝 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 제2 인공 신경망은 상기 제1 인공 신경망보다 더 많은 은닉층들을 포함하는, 머신 러닝 방법.

청구항 7

제1 인공 신경망을 사용하는 제1 러닝 디바이스로서,

입력 데이터를 획득하는 입력부;

제2 인공 신경망을 사용하는 제2 러닝 디바이스와 통신하기 위한 통신부; 및

적어도 하나의 프로세서를 포함하고,

상기 적어도 하나의 프로세서는,

상기 제1 인공 신경망을 사용하여 복수의 클러스터 중 상기 입력 데이터가 속하는 클러스터를 결정하고;

상기 통신부를 통해, 결정된 클러스터와 연관된 복수의 샘플 특징을 상기 제2 러닝 디바이스에 전송하고;

상기 전송에 대한 응답으로, 상기 통신부를 통해, 상기 제2 러닝 디바이스로부터 상기 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 수신하며; 그리고

수신된 레이블을 상기 결정된 클러스터와 연관시키는, 제1 러닝 디바이스.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 수신된 레이블은, 상기 제2 러닝 디바이스에서 상기 제2 인공 신경망을 사용하여 상기 복수의 샘플 특징을 분석함으로써 결정되는, 제1 러닝 디바이스.

청구항 9

제7항에 있어서,

상기 적어도 하나의 프로세서는 상기 클러스터로 분류된 복수의 특징으로부터 상기 복수의 샘플 특징을 추출하고,

추출된 샘플 특징들의 분산 값은 미리 결정된 임계 값을 초과하는, 제1 러닝 디바이스.

청구항 10

제7항에 있어서,

상기 입력부는 제2 입력 데이터 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 획득하고,

상기 적어도 하나의 프로세서는 상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 상기 제2 러닝 디바이스에 전송하고,

상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블은, 상기 제2 러닝 디바이스에서 상기 제2 인공 신경망을 학습시키기 위한 훈련 데이터로서 사용되는, 제1 러닝 디바이스.

청구항 11

제7항에 있어서,

상기 제1 러닝 디바이스는 단말기를 포함하고, 상기 제2 러닝 디바이스는 서버를 포함하는, 제1 러닝 디바이스.

청구항 12

제7항에 있어서,

상기 제2 인공 신경망은 상기 제1 인공 신경망보다 더 많은 은닉층들을 포함하는, 제1 러닝 디바이스.

청구항 13

머신 러닝 시스템으로서,

입력 데이터를 획득하는 제1 러닝 디바이스; 및

상기 제1 러닝 디바이스에 통신가능하게 연결되는 제2 러닝 디바이스를 포함하고,

상기 제1 러닝 디바이스는 제1 인공 신경망을 사용하여 복수의 클러스터 중 상기 입력 데이터가 속하는 클러스터를 결정하고,

상기 제2 러닝 디바이스는 제2 인공 신경망을 사용하여 상기 결정된 클러스터에 대한 레이블을 결정하는, 머신 러닝 시스템.

청구항 14

제13항에 있어서,

상기 제1 러닝 디바이스는 상기 결정된 클러스터와 연관된 복수의 샘플 특징을 상기 제2 러닝 디바이스에 전송하고,

상기 제2 러닝 디바이스는 상기 제2 인공 신경망을 사용하여 상기 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 결정하고, 결정된 레이블을 상기 제1 러닝 디바이스에 전송하며,

상기 복수의 샘플 특징에 대한 레이블이 상기 결정된 클러스터와 연관되는, 머신 러닝 시스템.

청구항 15

제13항에 있어서,

상기 제1 러닝 디바이스는 제2 입력 데이터 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 획득하고, 상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 상기 제2 러닝 디바이스에 전송하며,

상기 제2 러닝 디바이스는 상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 훈련 데이터로서 사용하여 상기 제2 인공 신경망을 학습시키는, 머신 러닝 시스템.

청구항 16

제13항에 있어서,

상기 제1 러닝 디바이스는 단말기를 포함하고, 상기 제2 러닝 디바이스는 서버를 포함하는, 머신 러닝 시스템.

청구항 17

제13항에 있어서,

상기 제2 인공 신경망은 상기 제1 인공 신경망보다 더 많은 은닉층들을 포함하는, 머신 러닝 시스템.

청구항 18

제13항에 있어서,

상기 제1 러닝 디바이스 및 상기 제2 러닝 디바이스는 5G 통신 네트워크를 통해 통신가능하게 연결되는, 머신 러닝 시스템.

청구항 19

제2 러닝 디바이스에 의한 머신 러닝 방법으로서,

제1 인공 신경망을 사용하는 제1 러닝 디바이스로부터 입력 데이터가 속하는 클러스터와 연관된 복수의 샘플 특징을 수신하는 단계;

제2 인공 신경망을 사용하여 상기 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 결정하는 단계; 및

결정된 레이블을 상기 제1 러닝 디바이스에 전송하는 단계를 포함하고,

상기 전송된 레이블은, 상기 제1 러닝 디바이스에 의해 상기 클러스터와 연관되는, 머신 러닝 방법.

청구항 20

제19항에 있어서,

상기 제1 러닝 디바이스로부터 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 수신하는 단계; 및

상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 입력 데이터에 대한 레이블을 훈련 데이터로서 사용하여 상기 제2 인공 신경망을 학습시키는 단계를 더 포함하는, 머신 러닝 방법.

청구항 21

제1 인공 신경망을 사용하여 머신 러닝을 수행하는 냉장고로서,

복수의 저장 공간을 포함하는 저장실;

상기 저장실에 보관될 물품에 관한 입력 데이터를 획득하는 입력부;

제2 인공 신경망을 사용하는 서버와 통신하기 위한 통신부; 및

적어도 하나의 프로세서를 포함하고,

상기 적어도 하나의 프로세서는,

상기 제1 인공 신경망을 사용하여 상기 입력 데이터의 적어도 하나의 특징을 분석함으로써 복수의 클러스터 중 상기 물품이 속하는 클러스터를 결정하고;

상기 통신부를 통해, 결정된 클러스터와 연관된 복수의 샘플 특징을 상기 서버에 전송하고;

상기 전송에 대한 응답으로, 상기 통신부를 통해, 상기 서버로부터 상기 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 수신하며; 그리고

수신된 레이블에 기초하여 상기 복수의 저장 공간 중 상기 물품이 보관될 추천 저장 공간을 결정하는, 냉장고.

청구항 22

제21항에 있어서,

상기 수신된 레이블은, 상기 서버에서 상기 제2 인공 신경망을 사용하여 상기 복수의 샘플 특징을 분석함으로써 결정되는, 냉장고.

청구항 23

제21항에 있어서,

상기 복수의 저장 공간을 비추는 복수의 조명을 더 포함하고,

상기 적어도 하나의 프로세서는, 상기 복수의 조명 중 상기 추천 저장 공간에 대응하는 적어도 하나의 조명을 턴온(turn on)시키는, 냉장고.

청구항 24

제21항에 있어서,

상기 입력부는 제2 물품에 관한 제2 입력 데이터 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 획득하고,

상기 적어도 하나의 프로세서는 상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 상기 서버에 전송하며,

상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블은, 상기 서버에서 상기 제2 인공 신경망을 학습시키기 위한 훈련 데이터로서 사용되는, 냉장고.

청구항 25

제21항에 있어서,

상기 통신부 및 상기 서버는 5G 통신 네트워크를 통해 통신하는, 냉장고.

청구항 26

냉장고의 제어 방법으로서,

복수의 저장 공간을 포함하는 저장실에 보관될 물품에 관한 입력 데이터를 획득하는 단계;

제1 인공 신경망을 사용하여 상기 입력 데이터의 적어도 하나의 특징을 분석함으로써 복수의 클러스터 중 상기 물품이 속하는 클러스터를 결정하는 단계;

결정된 클러스터와 연관된 복수의 샘플 특징을 제2 인공 신경망을 사용하는 서버에 전송하는 단계;

상기 전송에 대한 응답으로, 상기 서버로부터 상기 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 수신하는 단계; 및

수신된 레이블에 기초하여 상기 복수의 저장 공간 중 상기 물품이 보관될 추천 저장 공간을 결정하는 단계를 포함하는, 냉장고의 제어 방법.

청구항 27

제26항에 있어서,

상기 수신된 레이블은, 상기 서버에서 상기 제2 인공 신경망을 사용하여 상기 복수의 샘플 특징을 분석함으로써

결정되는, 냉장고의 제어 방법.

청구항 28

제26항에 있어서,

상기 복수의 저장 공간을 비추는 복수의 조명 중 상기 추천 저장 공간에 대응하는 적어도 하나의 조명을 턴온시키는 단계를 더 포함하는, 냉장고의 제어 방법.

청구항 29

제26항에 있어서,

제2 물품에 관한 제2 입력 데이터를 획득하는 단계;

상기 제2 물품에 대한 레이블을 입력 받는 단계;

상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 상기 서버에 전송하는 단계를 더 포함하고,

상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블은, 상기 서버에서 상기 제2 인공 신경망을 학습시키기 위한 훈련 데이터로서 사용되는, 냉장고의 제어 방법.

청구항 30

컴퓨터 판독가능한 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로서,

러닝 디바이스로 하여금, 제1항 내지 제6항, 제19항 및 제20항 중 어느 한 항에 따른 방법을 수행하게 하는 프로그램 코드를 포함하는, 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 머신 러닝에 관한 것으로, 보다 상세하게는 복수의 디바이스가 서로 협력하여 조인트 머신 러닝을 수행하는 것에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 인공 지능(artificial intelligence, AI)은 인간의 지능으로 할 수 있는 사고, 학습, 자기개발 등을 컴퓨터가 할 수 있게 하는 것이다. 최근, 정보 기술의 여러 분야에 인공 지능적 요소를 도입하여 문제 풀이에 활용하려는 시도가 활발히 이루어지고 있다.

[0003] 머신 러닝은 인공 지능의 한 분야로서 명시적인 프로그램 없이 컴퓨터에게 스스로 배울 수 있는 능력을 부여하는 것이다. 구체적으로, 머신 러닝은 경험적 데이터를 기반으로 학습하고 예측하여 스스로의 성능을 향상시키는 시스템과 이를 위한 알고리즘들을 연구하고 구축하는 기술이다. 머신 러닝의 알고리즘들은 엄격하게 정해진 정적인 프로그램 명령들을 수행하기보다는 입력 데이터를 기반으로 예측이나 결정을 도출하기 위해 특정한 모델을 구축한다.

[0004] 사물 인터넷(Internet of Things; IoT)의 확산에 따라, TV, 세탁기, 냉장고, 청소기 및 공기조화기 등의 가전 기기들과 스마트폰, 웨어러블 디바이스 및 태블릿 등의 개인 단말기들, 그리고 각종 센서들이 다양한 방식으로 서로 연결되어 새로운 서비스들을 제공하고 있다. 또한, 이러한 개별 디바이스에 머신 러닝이 가능한 프로세서가 탑재되고 있다.

[0005] 머신 러닝의 대상이 되는 실 세계의 입력 데이터는 그 종류나 형태 등이 점점 다양해지고 있다. 하지만, 낮은 프로세싱 성능을 갖는 개별 디바이스가 자체적으로 머신 러닝을 수행하여 학습 모델을 구축하는데 한계가 있다.

또한, 개별 디바이스에 구축된 학습 모델은 서버 등에 구축된 학습 모델만큼 많은 양의 데이터를 처리하지 못하기 때문에, 그에 의한 레이블 커버리지 또한 매우 제한적일 수 있다. 예를 들어, 냉장고에 보관될 수 있는 물품의 종류나 형태는 매우 다양해지는 반면, 냉장고에서 자체적인 머신 러닝을 통해 커버할 수 있는 물품의 범위는 상대적으로 매우 제한된다.

[0006] 대규모의 데이터 셋을 확보할 수 없는 환경에서 작은 규모의 데이터 셋만을 활용하여 컨벌루션 네트워크를 스스로 학습시킬 수 있는 방법이 관련 분야에 개시되어 있지만, 낮은 프로세싱 성능을 갖는 개별 디바이스에 적용하기에는 어려움이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0007] (특허문헌 0001) 대한민국 특허공개공보 제10-2018-0025093호(2018.03.08. 공개)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본 발명의 실시 예는 낮은 프로세싱 능력을 갖는 개별 디바이스에 다양한 입력 데이터를 커버할 수 있는 학습 모델을 구축하기 어려운 문제를 해결하고자 하는 것이다.

[0009] 본 발명의 실시 예는 머신 러닝을 수행하는 복수의 디바이스가 서로 협력하여 학습 모델의 커버리지를 확장할 수 있도록 하는 머신 러닝 시스템, 방법 및 장치를 제공한다.

[0010] 본 발명의 실시 예는 개별 디바이스에서 개인정보 문제에 대한 부담 없이 적은 오버헤드로 다른 디바이스와 협력하여 머신 러닝을 수행할 수 있도록 하는 머신 러닝 시스템, 방법 및 장치를 제공한다.

[0011] 본 발명의 실시 예는 이상에서 언급한 과제에 한정되지 않으며, 언급되지 않은 본 발명의 다른 목적 및 장점들은 하기의 설명에 의해서 이해될 수 있고, 본 발명의 실시 예에 의해 보다 분명하게 이해될 것이다. 또한, 본 발명의 목적 및 장점들은 특허청구범위에 나타난 수단 및 그 조합에 의해 실현될 수 있음을 알 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0012] 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 시스템, 방법 및 장치는 제1 러닝 디바이스 및 제2 러닝 디바이스가 서로 협력하여 조인트 머신 러닝을 수행할 수 있도록 구성된다. 구체적으로, 제1 러닝 디바이스는 제1 인공 신경망을 사용하여 복수의 클러스터 중 입력 데이터가 속하는 클러스터를 결정하고, 제2 러닝 디바이스는 제2 인공 신경망을 사용하여 상기 결정된 클러스터에 대한 레이블을 결정할 수 있다.

[0013] 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 방법은 제1 러닝 디바이스에 의해 수행될 수 있고, 입력 데이터를 획득하는 단계, 제1 인공 신경망을 사용하여 복수의 클러스터 중 입력 데이터가 속하는 클러스터를 결정하는 단계, 결정된 클러스터와 연관된 복수의 샘플 특징을 제2 인공 신경망을 사용하는 제2 러닝 디바이스에 전송하는 단계, 상기 전송에 대한 응답으로, 상기 제2 러닝 디바이스로부터 상기 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 수신하는 단계를 포함할 수 있다.

[0014] 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 방법은 수신된 레이블을 상기 결정된 클러스터와 연관시키는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0015] 상기 수신된 레이블은, 상기 제2 러닝 디바이스에서 상기 제2 인공 신경망을 사용하여 상기 복수의 샘플 특징을 분석함으로써 결정될 수 있다.

[0016] 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 방법은 상기 클러스터로 분류된 복수의 특징으로부터 상기 복수의 샘플 특징을 추출하는 단계를 더 포함할 수 있고, 추출된 샘플 특징들의 분산 값은 미리 결정된 임계 값을 초과할 수 있다.

[0017] 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 방법은 제2 입력 데이터를 획득하는 단계, 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 입력 받는 단계, 및 상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한

레이블을 상기 제2 러닝 디바이스에 전송하는 단계를 더 포함할 수 있고, 상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블은, 상기 제2 러닝 디바이스에서 상기 제2 인공 신경망을 학습시키기 위한 훈련 데이터로서 사용될 수 있다.

- [0018] 상기 제1 러닝 디바이스는 단말기를 포함하고, 상기 제2 러닝 디바이스는 서버를 포함할 수 있다. 또한, 상기 제2 인공 신경망은 상기 제1 인공 신경망보다 더 많은 은닉층들을 포함할 수 있다.
- [0019] 본 발명의 일 실시 예에 따른 제1 인공 신경망을 사용하는 제1 러닝 디바이스는, 입력 데이터를 획득하는 입력부, 제2 인공 신경망을 사용하는 제2 러닝 디바이스와 통신하기 위한 통신부, 및 적어도 하나의 프로세서를 포함할 수 있고, 상기 적어도 하나의 프로세서는, 상기 제1 인공 신경망을 사용하여 복수의 클러스터 중 상기 입력 데이터가 속하는 클러스터를 결정하고, 상기 통신부를 통해, 결정된 클러스터와 연관된 복수의 샘플 특징을 상기 제2 러닝 디바이스에 전송하고, 상기 전송에 대한 응답으로, 상기 통신부를 통해, 상기 제2 러닝 디바이스로부터 상기 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 수신하며, 그리고 수신된 레이블을 상기 결정된 클러스터와 연관시킬 수 있다.
- [0020] 상기 수신된 레이블은, 상기 제2 러닝 디바이스에서 상기 제2 인공 신경망을 사용하여 상기 복수의 샘플 특징을 분석함으로써 결정될 수 있다.
- [0021] 상기 적어도 하나의 프로세서는 상기 클러스터로 분류된 복수의 특징으로부터 상기 복수의 샘플 특징을 추출할 수 있고, 추출된 샘플 특징들의 분산 값은 미리 결정된 임계 값을 초과할 수 있다.
- [0022] 상기 입력부는 제2 입력 데이터 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 획득할 수 있고, 상기 적어도 하나의 프로세서는 상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 상기 제2 러닝 디바이스에 전송할 수 있으며, 상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블은, 상기 제2 러닝 디바이스에서 상기 제2 인공 신경망을 학습시키기 위한 훈련 데이터로서 사용될 수 있다.
- [0023] 상기 제1 러닝 디바이스는 단말기를 포함하고, 상기 제2 러닝 디바이스는 서버를 포함할 수 있다. 또한, 상기 제2 인공 신경망은 상기 제1 인공 신경망보다 더 많은 은닉층들을 포함할 수 있다.
- [0024] 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 시스템은 입력 데이터를 획득하는 제1 러닝 디바이스, 및 상기 제1 러닝 디바이스에 통신가능하게 연결되는 제2 러닝 디바이스를 포함할 수 있고, 상기 제1 러닝 디바이스는 제1 인공 신경망을 사용하여 복수의 클러스터 중 상기 입력 데이터가 속하는 클러스터를 결정하고, 상기 제2 러닝 디바이스는 제2 인공 신경망을 사용하여 상기 결정된 클러스터에 대한 레이블을 결정할 수 있다.
- [0025] 상기 제1 러닝 디바이스는 상기 결정된 클러스터와 연관된 복수의 샘플 특징을 상기 제2 러닝 디바이스에 전송할 수 있고, 상기 제2 러닝 디바이스는 상기 제2 인공 신경망을 사용하여 상기 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 결정하고, 결정된 레이블을 상기 제1 러닝 디바이스에 전송할 수 있으며, 상기 복수의 샘플 특징에 대한 레이블이 상기 결정된 클러스터와 연관될 수 있다.
- [0026] 상기 제1 러닝 디바이스는 제2 입력 데이터 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 획득할 수 있고, 상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 상기 제2 러닝 디바이스에 전송할 수 있으며, 상기 제2 러닝 디바이스는 상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 훈련 데이터로서 사용하여 상기 제2 인공 신경망을 학습시킬 수 있다.
- [0027] 상기 제1 러닝 디바이스는 단말기를 포함하고, 상기 제2 러닝 디바이스는 서버를 포함할 수 있다. 또한, 상기 제2 인공 신경망은 상기 제1 인공 신경망보다 더 많은 은닉층들을 포함할 수 있다.
- [0028] 상기 제1 러닝 디바이스 및 상기 제2 러닝 디바이스는 5G 통신 네트워크를 통해 통신가능하게 연결될 수 있다.
- [0029] 본 발명의 다른 실시 예에 따른 머신 러닝 방법은 제2 머신 러닝 디바이스에 의해 수행될 수 있고, 제1 인공 신경망을 사용하는 제1 러닝 디바이스로부터 입력 데이터가 속하는 클러스터와 연관된 복수의 샘플 특징을 수신하는 단계, 제2 인공 신경망을 사용하여 상기 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 결정하는 단계, 및 결정된 레이블을 상기 제1 러닝 디바이스에 전송하는 단계를 포함할 수 있고, 상기 전송된 레이블은, 상기 제1 러닝 디바이스에 의해 상기 클러스터와 연관될 수 있다.
- [0030] 본 발명의 다른 실시 예에 따른 머신 러닝 방법은, 상기 제1 러닝 디바이스로부터 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 수신하는 단계, 및 상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의

특징 및 상기 입력 데이터에 대한 레이블을 훈련 데이터로서 사용하여 상기 제2 인공 신경망을 학습시키는 단계를 더 포함할 수 있다.

- [0031] 본 발명의 일 실시 예에 따른 냉장고는, 제1 인공 신경망을 사용하여 머신 러닝을 수행할 수 있고, 복수의 저장 공간을 포함하는 저장실, 상기 저장실에 보관될 물품에 관한 입력 데이터를 획득하는 입력부, 제2 인공 신경망을 사용하는 서버와 통신하기 위한 통신부, 및 적어도 하나의 프로세서를 포함할 수 있고, 상기 적어도 하나의 프로세서는, 상기 제1 인공 신경망을 사용하여 상기 입력 데이터의 적어도 하나의 특징을 분석함으로써 복수의 클러스터 중 상기 물품이 속하는 클러스터를 결정하고, 상기 통신부를 통해, 결정된 클러스터와 연관된 복수의 샘플 특징을 상기 서버에 전송하고, 상기 전송에 대한 응답으로, 상기 통신부를 통해, 상기 서버로부터 상기 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 수신하며, 그리고 수신된 레이블에 기초하여 상기 복수의 저장 공간 중 상기 물품이 보관될 추천 저장 공간을 결정할 수 있다.
- [0032] 상기 수신된 레이블은, 상기 서버에서 상기 제2 인공 신경망을 사용하여 상기 복수의 샘플 특징을 분석함으로써 결정될 수 있다.
- [0033] 본 발명의 일 실시 예에 따른 냉장고는, 상기 복수의 저장 공간을 비추는 복수의 조명을 더 포함할 수 있고, 상기 적어도 하나의 프로세서는, 상기 복수의 조명 중 상기 추천 저장 공간에 대응하는 적어도 하나의 조명을 턴 온시킬 수 있다.
- [0034] 상기 입력부는 제2 물품에 관한 제2 입력 데이터 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 획득할 수 있고, 상기 적어도 하나의 프로세서는 상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 상기 서버에 전송할 수 있으며, 상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블은, 상기 서버에서 상기 제2 인공 신경망을 학습시키기 위한 훈련 데이터로서 사용될 수 있다.
- [0035] 상기 통신부 및 상기 서버는 5G 통신 네트워크를 통해 통신할 수 있다.
- [0036] 본 발명의 일 실시 예에 따른 냉장고의 제어 방법은, 복수의 저장 공간을 포함하는 저장실에 보관될 물품에 관한 입력 데이터를 획득하는 단계, 제1 인공 신경망을 사용하여 상기 입력 데이터의 적어도 하나의 특징을 분석함으로써 복수의 클러스터 중 상기 물품이 속하는 클러스터를 결정하는 단계, 결정된 클러스터와 연관된 복수의 샘플 특징을 제2 인공 신경망을 사용하는 서버에 전송하는 단계, 상기 전송에 대한 응답으로, 상기 서버로부터 상기 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 수신하는 단계, 및 수신된 레이블에 기초하여 상기 복수의 저장 공간 중 상기 물품이 보관될 추천 저장 공간을 결정하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0037] 상기 수신된 레이블은, 상기 서버에서 상기 제2 인공 신경망을 사용하여 상기 복수의 샘플 특징을 분석함으로써 결정될 수 있다.
- [0038] 상기 복수의 저장 공간을 비추는 복수의 조명 중 상기 추천 저장 공간에 대응하는 적어도 하나의 조명을 턴 온시키는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0039] 본 발명의 일 실시 예에 따른 냉장고의 제어 방법은, 제2 물품에 관한 제2 입력 데이터를 획득하는 단계, 상기 제2 물품에 대한 레이블을 입력 받는 단계, 상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블을 상기 서버에 전송하는 단계를 더 포함할 수 있고, 상기 제2 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 상기 제2 입력 데이터에 대한 레이블은, 상기 서버에서 상기 제2 인공 신경망을 학습시키기 위한 훈련 데이터로서 사용될 수 있다.
- [0040] 본 발명의 일 실시 예에 따른 컴퓨터 프로그램은 컴퓨터 판독가능한 저장 매체에 저장될 수 있고, 러닝 디바이스로 하여금, 상술한 머신 러닝 방법을 수행하게 하는 프로그램 코드를 포함할 수 있다.

발명의 효과

- [0041] 본 발명의 실시 예에 따르면, 머신 러닝을 수행하는 둘 이상의 디바이스들이 서로 협력하여 학습 모델의 커버리지를 확장할 수 있다. 따라서, 5G 통신 네트워크로 구현된 사물 인터넷 환경에서 각각의 디바이스의 인공 지능 및/또는 머신 러닝 성능이 개선될 수 있다. 예를 들어, 머신 러닝을 수행하는 냉장고와 서버가 서로 협력하여 학습 모델의 커버리지를 확장할 수 있다.
- [0042] 본 발명의 실시 예에 따르면, 낮은 프로세싱 성능을 갖는 개별 디바이스의 인공 지능 및/또는 머신 러닝 성능이 개선될 수 있다. 예를 들어, 냉장고가 서버의 도움을 받아 새로운 물품에 대한 레이블을 결정할 수 있으므로 냉장고의 인공 지능 및/또는 머신 러닝 성능이 개선될 수 있다.

[0043] 본 발명의 실시 예에 따르면, 개별 디바이스가 개인정보 문제에 대한 부담 없이 적은 오버헤드로 다른 디바이스와 협력하여 머신 러닝을 수행할 수 있다. 예를 들어, 냉장고가 물품을 사용하는 사용자의 개인정보 문제에 대한 부담 없이 적은 오버헤드로 서버와 협력하여 머신 러닝을 수행할 수 있다.

[0044] 본 발명의 효과들은 이상에서 언급한 효과들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 청구범위의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확히 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

- [0045] 도 1은 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 디바이스의 구성을 도시한 블록도이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 시스템의 동작 환경을 도시한 도면이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 시스템의 구성을 도시한 블록도이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 시스템의 각 디바이스에 의한 학습 모델의 커버리지를 나타낸 도면이다.
- 도 5는 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 시스템의 조인트 머신 러닝 동작을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 6은 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 방법을 도시한 흐름도이다.
- 도 7은 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 방법을 도시한 흐름도이다.
- 도 8은 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 방법을 도시한 흐름도이다.
- 도 9는 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 방법을 도시한 흐름도이다.
- 도 10은 본 발명의 일 실시 예에 따른 냉장고의 제어 방법을 도시한 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0046] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 명세서에 개시된 실시 예를 상세히 설명하되, 도면 부호에 관계없이 동일하거나 유사한 구성요소는 동일한 참조 번호를 부여하고 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다. 이하의 설명에서 사용되는 구성요소에 대한 접미사 "모듈" 및 "부"는 명세서 작성의 용이함만이 고려되어 부여되거나 혼용되는 것으로서, 그 자체로 서로 구별되는 의미 또는 역할을 갖는 것은 아니다. 또한, 본 명세서에 개시된 실시 예를 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 명세서에 개시된 실시 예의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다. 또한, 첨부된 도면은 본 명세서에 개시된 실시 예를 쉽게 이해할 수 있도록 하기 위한 것일 뿐, 첨부된 도면에 의해 본 명세서에 개시된 기술적 사상이 제한되지 않으며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0047] 제1, 제2 등과 같이 서수를 포함하는 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되지는 않는다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다.

[0048] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다.

[0049] 인공 지능(artificial intelligence, AI)은 인간의 지능으로 할 수 있는 사고, 학습, 자기계발 등을 컴퓨터가 할 수 있도록 하는 방법을 연구하는 컴퓨터 공학 및 정보기술의 한 분야로, 컴퓨터가 인간의 지능적인 행동을 모방할 수 있도록 하는 것을 의미한다.

[0050] 또한, 인공 지능은 그 자체로 존재하는 것이 아니라, 컴퓨터 과학의 다른 분야와 직간접으로 많은 관련을 맺고 있다. 특히 현대에는 정보기술의 여러 분야에서 인공 지능적 요소를 도입하여, 그 분야의 문제 풀이에 활용하려는 시도가 매우 활발하게 이루어지고 있다.

[0051] 머신 러닝(machine learning)은 인공 지능의 한 분야로, 컴퓨터에게 명시적인 프로그램 없이 배울 수 있는 능력을 부여하는 연구 분야이다. 구체적으로 머신 러닝은, 경험적 데이터를 기반으로 학습 및 예측을 수행하고 스스로의 성능을 향상시키는 시스템과 이를 위한 알고리즘을 연구하고 구축하는 기술이라 할 수 있다. 머신 러닝의

알고리즘들은 엄격하게 정해진 정적인 프로그램 명령들을 수행하보다는 입력 데이터를 기반으로 예측이나 결정을 이끌어내기 위해 특정한 모델을 구축하는 방식을 취한다.

- [0052] 본 명세서에서 용어 '머신 러닝'은 용어 '기계 학습'과 혼용되어 사용될 수 있다.
- [0053] 기계 학습에서 데이터를 어떻게 분류할 것인가를 놓고, 많은 기계 학습 알고리즘이 개발되었다. 의사결정나무(Decision Tree)나 베이저안 망(Bayesian network), 서포트벡터머신(SVM: support vector machine), 그리고 인공 신경망(ANN: Artificial Neural Network) 등이 대표적이다.
- [0054] 의사결정나무는 의사결정규칙(Decision Rule)을 나무구조로 도표화하여 분류와 예측을 수행하는 분석방법이다.
- [0055] 베이저안 망은 다수의 변수들 사이의 확률적 관계(조건부독립성: conditional independence)를 그래프 구조로 표현하는 모델이다. 베이저안 망은 비지도 학습(unsupervised learning)을 통한 데이터마이닝(data mining)에 적합하다.
- [0056] 서포트벡터머신은 패턴인식과 자료분석을 위한 지도 학습(supervised learning)의 모델이며, 주로 분류와 회귀 분석을 위해 사용한다.
- [0057] 인공 신경망은 생물학적 뉴런의 동작원리와 뉴런간의 연결 관계를 모델링한 것으로 노드(node) 또는 처리 요소(processing element)라고 하는 다수의 뉴런들이 레이어(layer) 구조의 형태로 연결된 정보처리 시스템이다.
- [0058] 인공 신경망은 기계 학습에서 사용되는 모델로써, 기계 학습과 인지과학에서 생물학의 신경망(동물의 중추신경계 중 특히 뇌)에서 영감을 얻은 통계학적 학습 알고리즘이다. 구체적으로 인공 신경망은 시냅스(synapse)의 결합으로 네트워크를 형성한 인공 뉴런(노드)이 학습을 통해 시냅스의 결합 세기를 변화시켜, 문제 해결 능력을 가지는 모델 전반을 의미할 수 있다.
- [0059] 본 명세서에서 용어 '인공 신경망'은 용어 '뉴럴 네트워크(Neural Network)'와 혼용되어 사용될 수 있다.
- [0060] 인공 신경망은 복수의 레이어(layer)를 포함할 수 있고, 레이어들 각각은 복수의 뉴런(neuron)을 포함할 수 있다. 또한 인공 신경망은 뉴런과 뉴런을 연결하는 시냅스를 포함할 수 있다.
- [0061] 인공 신경망은 일반적으로 다음의 세가지 인자, 즉 (1) 다른 레이어의 뉴런들 사이의 연결 패턴 (2) 연결의 가중치를 갱신하는 학습 과정 (3) 이전 레이어로부터 수신되는 입력에 대한 가중 합으로부터 출력값을 생성하는 활성화 함수에 의해 정의될 수 있다.
- [0062] 인공 신경망은, DNN(Deep Neural Network), RNN(Recurrent Neural Network), BRDNN(Bidirectional Recurrent Deep Neural Network), MLP(Multilayer Perceptron), CNN(Convolutional Neural Network)와 같은 방식의 네트워크 모델들을 포함할 수 있으나, 이에 한정되지 않는다.
- [0063] 본 명세서에서 용어 '레이어'는 용어 '계층'과 혼용되어 사용될 수 있다.
- [0064] 인공 신경망은 계층 수에 따라 단층 신경망(Single-Layer Neural Networks)과 다층 신경망(Multi-Layer Neural Networks)으로 구분된다.
- [0065] 일반적인 단층 신경망은 입력층 및 출력층으로 구성된다.
- [0066] 일반적인 다층 신경망은 입력층(Input Layer)과 하나 이상의 은닉층(Hidden Layer) 및 출력층(Output Layer)으로 구성된다.
- [0067] 입력층은 외부의 자료들을 받아들이는 층으로서, 입력층의 뉴런 수는 입력되는 변수의 수와 동일하다. 은닉층은 입력층과 출력층 사이에 위치하며 입력층으로부터 신호를 받아 특성을 추출하여 출력층으로 전달한다. 출력층은 은닉층으로부터 신호를 받고, 수신한 신호에 기반한 출력 값을 출력한다. 뉴런 간의 입력신호는 각각의 연결강도(가중치)와 곱해진 후 합산되며 이 합이 뉴런의 임계치보다 크면 뉴런이 활성화되어 활성화 함수를 통하여 획득한 출력값을 출력한다.
- [0068] 입력층과 출력층 사이에 복수의 은닉층을 포함하는 심층 신경망은, 기계 학습 기술의 한 종류인 딥 러닝을 구현하는 대표적인 인공 신경망일 수 있다.
- [0069] 본 명세서에서 용어 '딥 러닝'은 용어 '심층 학습'과 혼용되어 사용될 수 있다.
- [0070] 인공 신경망은 훈련 데이터(training data)를 이용하여 학습(training)될 수 있다. 학습이란, 입력 데이터를 분류(classification), 회귀분석(regression) 또는 군집화(clustering)하는 등의 목적을 달성하기 위하여, 학습

데이터를 이용하여 인공 신경망의 파라미터(parameter)를 결정하는 과정을 의미할 수 있다. 인공 신경망의 파라미터의 대표적인 예로서, 시냅스에 부여되는 가중치(weight)나 뉴런에 적용되는 편향(bias)을 들 수 있다.

- [0071] 훈련 데이터에 의하여 학습된 인공 신경망은, 입력 데이터를 입력 데이터가 가지는 패턴에 따라 분류하거나 군집화 할 수 있다.
- [0072] 한편, 훈련 데이터를 이용하여 학습된 인공 신경망을, 본 명세서에서는 학습 모델(a trained model)이라 명칭할 수 있다.
- [0073] 다음은 인공 신경망의 학습 방식에 대하여 설명한다.
- [0074] 인공 신경망의 학습 방식은 크게, 지도 학습(Supervised Learning), 비지도 학습(Unsupervised Learning), 준지도 학습(Semi-Supervised Learning), 강화 학습(Reinforcement Learning)으로 분류될 수 있다.
- [0075] 지도 학습은 훈련 데이터로부터 하나의 함수를 유추해내기 위한 기계 학습의 한 방법이다. 그리고 이렇게 유추되는 함수 중, 연속 적인 값을 출력하는 것을 회귀분석(Regression)이라 하고, 입력 벡터의 클래스(class)를 예측하여 출력하는 것을 분류(Classification)라고 할 수 있다.
- [0076] 지도 학습에서는, 훈련 데이터에 대한 레이블(label)이 주어진 상태에서 인공 신경망을 학습시킨다. 여기서 레이블이란, 훈련 데이터가 인공 신경망에 입력되는 경우 인공 신경망이 추론해 내야 하는 정답(또는 결과 값)을 의미할 수 있다. 본 명세서에서는 훈련 데이터가 입력되는 경우 인공 신경망이 추론해 내야 하는 정답(또는 결과 값)을 레이블 또는 레이블링 데이터(labeling data)이라 명칭한다. 또한, 본 명세서에서는, 인공 신경망의 학습을 위하여 훈련 데이터에 레이블을 설정하는 것을, 훈련 데이터에 레이블링 데이터를 레이블링(labeling) 한다고 명칭 한다.
- [0077] 이 경우, 훈련 데이터와 훈련 데이터에 대응하는 레이블은 하나의 트레이닝 셋(training set)을 구성하고, 인공 신경망에는 트레이닝 셋의 형태로 입력될 수 있다.
- [0078] 한편, 훈련 데이터는 복수의 특징(feature)을 나타내고, 훈련 데이터에 레이블이 레이블링 된다는 것은 훈련 데이터가 나타내는 특징에 레이블이 달린다는 것을 의미할 수 있다. 이 경우 훈련 데이터는 입력 객체의 특징을 벡터 형태로 나타낼 수 있다.
- [0079] 인공 신경망은 훈련 데이터와 레이블링 데이터를 이용하여, 훈련 데이터와 레이블링 데이터의 연관 관계에 대한 함수를 유추할 수 있다. 그리고, 인공 신경망에서 유추된 함수에 대한 평가를 통해 인공 신경망의 파라미터가 결정(최적화)될 수 있다.
- [0080] 비지도 학습은 기계 학습의 일종으로, 훈련 데이터에 대한 레이블이 주어지지 않는다. 구체적으로, 비지도 학습은, 훈련 데이터 및 훈련 데이터에 대응하는 레이블의 연관 관계 보다는, 훈련 데이터 자체에서 패턴을 찾아 분류하도록 인공 신경망을 학습시키는 학습 방법일 수 있다.
- [0081] 비지도 학습의 예로는, 군집화 또는 독립 성분 분석(Independent Component Analysis)을 들 수 있다.
- [0082] 본 명세서에서 용어 '군집화'는 용어 '클러스터링'과 혼용되어 사용될 수 있다.
- [0083] 비지도 학습을 이용하는 인공 신경망의 일례로 생성적 적대 신경망(GAN: Generative Adversarial Network), 오토 인코더(AE: Autoencoder)를 들 수 있다.
- [0084] 생성적 적대 신경망이란, 생성기(generator)와 판별기(discriminator), 두 개의 서로 다른 인공 지능이 경쟁하며 성능을 개선하는 머신 러닝 방법이다. 이 경우 생성기는 새로운 데이터를 창조하는 모형으로, 원본 데이터를 기반으로 새로운 데이터를 생성할 수 있다. 또한 판별기는 데이터의 패턴을 인식하는 모형으로, 입력된 데이터가 원본 데이터인지 또는 생성기에서 생성한 새로운 데이터인지 여부를 감별하는 역할을 수행할 수 있다.
- [0085] 생성기는 판별기를 속이지 못한 데이터를 입력 받아 학습하며, 판별기는 생성기로부터 속은 데이터를 입력 받아 학습할 수 있다. 이에 따라 생성기는 판별기를 최대한 잘 속이도록 진화할 수 있고, 판별기는 원본 데이터와 생성기에 의해 생성된 데이터를 잘 구분하도록 진화할 수 있다.
- [0086] 오토 인코더는 입력 자체를 출력으로 재현하는 것을 목표로 하는 신경망이다. 오토 인코더는 입력층, 적어도 하나의 은닉층 및 출력층을 포함한다.
- [0087] 이 경우 은닉 계층의 노드 수가 입력 계층의 노드 수보다 적으므로 데이터의 차원이 줄어들게 되며, 이에 따라 압축 또는 인코딩이 수행되게 된다. 또한 은닉 계층에서 출력한 데이터는 출력 계층으로 들어간다. 이 경우 출

력 계층의 노드 수는 은닉 계층의 노드 수보다 많으므로, 데이터의 차원이 늘어나게 되며, 이에 따라 압축 해제 또는 디코딩이 수행되게 된다.

- [0088] 한편 오토 인코더는 학습을 통해 뉴런의 연결 강도를 조절함으로써 입력 데이터가 은닉층 데이터로 표현된다. 은닉층에서는 입력층보다 적은 수의 뉴런으로 정보를 표현하는데 입력 데이터를 출력으로 재현할 수 있다는 것은, 은닉층이 입력 데이터로부터 숨은 패턴을 발견하여 표현했다는 것을 의미할 수 있다.
- [0089] 준지도 학습은 기계 학습의 일종으로, 레이블이 주어진 훈련 데이터와 레이블이 주어지지 않은 훈련 데이터를 모두 사용하는 학습 방법을 의미할 수 있다. 준지도 학습의 기법 중 하나로, 레이블이 주어지지 않은 훈련 데이터의 레이블을 추론한 후 추론된 라벨을 이용하여 학습을 수행하는 기법이 있으며, 이러한 기법은 레이블링에 소요되는 비용이 큰 경우에 유용하게 사용될 수 있다.
- [0090] 강화 학습은, 에이전트(Agent)가 매 순간 어떤 행동을 해야 좋을지 판단할 수 있는 환경이 주어진다면, 데이터 없이 경험으로 가장 좋은 길을 찾을 수 있다는 이론이다.
- [0091] 강화 학습은 주로 마르코프 결정 과정(MDP: Markov Decision Process)에 의하여 수행될 수 있다. 마르코프 결정 과정을 설명하면, 첫 번째로 에이전트가 다음 행동을 하기 위해 필요한 정보들이 구성된 환경이 주어지며, 두 번째로 그 환경에서 에이전트가 어떻게 행동할지 정의하고, 세 번째로 에이전트가 무엇을 잘하면 보상(reward)을 주고 무엇을 못하면 벌점(penalty)을 줄지 정의하며, 네 번째로 미래의 보상이 최고점에 이를 때까지 반복 경험하여 최적의 정책(policy)을 도출하게 된다.
- [0092] 인공 신경망은 모델의 구성, 활성화 함수(Activation Function), 손실 함수(Loss Function) 또는 비용 함수(Cost Function), 학습 알고리즘, 최적화 알고리즘 등에 의해 그 구조가 특정되며, 학습 전에 하이퍼파라미터(Hyperparameter)가 미리 설정되고, 이후에 학습을 통해 모델 파라미터(Model Parameter)가 설정되어 내용이 특정될 수 있다.
- [0093] 예컨대, 인공 신경망의 구조를 결정하는 요소에는 은닉층의 개수, 각 은닉층에 포함된 은닉 노드의 개수, 입력 특징 벡터(Input Feature Vector), 대상 특징 벡터(Target Feature Vector) 등이 포함될 수 있다.
- [0094] 하이퍼파라미터는 모델 파라미터의 초기값 등과 같이 학습을 위하여 초기에 설정하여야 하는 여러 파라미터들을 포함한다. 그리고, 모델 파라미터는 학습을 통하여 결정하고자 하는 여러 파라미터들을 포함한다. 예컨대, 하이퍼파라미터에는 노드 간 가중치 초기값, 노드 간 편향 초기값, 미니 배치(Mini-batch) 크기, 학습 반복 횟수, 학습률(Learning Rate) 등이 포함될 수 있다. 그리고, 모델 파라미터에는 노드 간 가중치, 노드 간 편향 등이 포함될 수 있다.
- [0095] 손실 함수는 인공 신경망의 학습 과정에서 최적의 모델 파라미터를 결정하기 위한 지표(기준)로 이용될 수 있다. 인공 신경망에서 학습은 손실 함수를 줄이기 위하여 모델 파라미터들을 조작하는 과정을 의미하며, 학습의 목적은 손실 함수를 최소화하는 모델 파라미터를 결정하는 것으로 볼 수 있다. 손실 함수는 주로 평균 제곱 오차(MSE: Mean Squared Error) 또는 교차 엔트로피 오차(CEE, Cross Entropy Error)를 사용할 수 있으며, 본 발명이 이에 한정되지는 않는다.
- [0096] 교차 엔트로피 오차는 정답 레이블이 원 핫 인코딩(one-hot encoding)된 경우에 사용될 수 있다. 원 핫 인코딩은 정답에 해당하는 뉴런에 대하여만 정답 레이블 값을 1로, 정답이 아닌 뉴런은 정답 레이블 값이 0으로 설정하는 인코딩 방법이다.
- [0097] 머신 러닝 또는 딥 러닝에서는 손실 함수를 최소화하기 위하여 학습 최적화 알고리즘을 이용할 수 있으며, 학습 최적화 알고리즘에는 경사 하강법(GD: Gradient Descent), 확률적 경사 하강법(SGD: Stochastic Gradient Descent), 모멘텀(Momentum), NAG(Nesterov Accelerate Gradient), Adagrad, AdaDelta, RMSProp, Adam, Nadam 등이 있다.
- [0098] 경사 하강법은 현재 상태에서 손실 함수의 기울기를 고려하여 손실 함수값을 줄이는 방향으로 모델 파라미터를 조정하는 기법이다.
- [0099] 모델 파라미터를 조정하는 방향은 스텝(step) 방향, 조정하는 크기는 스텝 사이즈(size)라고 칭한다. 이때, 스텝 사이즈는 학습률을 의미할 수 있다.
- [0100] 경사 하강법은 손실 함수를 각 모델 파라미터들로 편미분하여 기울기를 획득하고, 모델 파라미터들을 획득한 기울기 방향으로 학습률만큼 변경하여 갱신할 수 있다.

- [0101] 확률적 경사 하강법은 학습 데이터를 미니 배치로 나누고, 각 미니 배치마다 경사 하강법을 수행하여 경사 하강의 빈도를 높인 기법이다.
- [0102] Adagrad, AdaDelta 및 RMSProp는 SGD에서 스텝 사이즈를 조절하여 최적화 정확도를 높이는 기법이다. SGD에서 모멘텀 및 NAG는 스텝 방향을 조절하여 최적화 정확도를 높이는 기법이다. Adam은 모멘텀과 RMSProp를 조합하여 스텝 사이즈와 스텝 방향을 조절하여 최적화 정확도를 높이는 기법이다. Nadam은 NAG와 RMSProp를 조합하여 스텝 사이즈와 스텝 방향을 조절하여 최적화 정확도를 높이는 기법이다.
- [0103] 인공 신경망의 학습 속도와 정확도는 인공 신경망의 구조와 학습 최적화 알고리즘의 종류뿐만 아니라, 하이퍼파라미터에 크게 좌우되는 특징이 있다. 따라서, 좋은 학습 모델을 획득하기 위하여는 적당한 인공 신경망의 구조와 학습 알고리즘을 결정하는 것뿐만 아니라, 적당한 하이퍼파라미터를 설정하는 것이 중요하다.
- [0104] 통상적으로 하이퍼파라미터는 실험적으로 다양한 값으로 설정해가며 인공 신경망을 학습시켜보고, 학습 결과 안정적인 학습 속도와 정확도를 제공하는 최적의 값으로 설정한다.
- [0106] 도 1은 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 디바이스의 구성을 나타낸 블록도이다. 도 1을 참조하면, 단말기(100)가 머신 러닝 디바이스로서 구성될 수 있다. 단말기(100)는 무선 통신부(110), 입력부(120), 러닝 프로세서(130), 센싱부(140), 출력부(150), 인터페이스부(160), 메모리(170), 프로세서(180) 및 전원 공급부(190)를 포함할 수 있다.
- [0107] 단말기(100)는 머신 러닝을 수행할 수 있는 다양한 전자 디바이스들을 포함할 수 있다. 예를 들어, 단말기(100)는 휴대폰, 스마트 폰(smart phone), 노트북 컴퓨터(laptop computer), 디지털방송용 단말기, PDA(personal digital assistants), PMP(portable multimedia player), 네비게이션, 슬레이트 PC(slate PC), 태블릿 PC(tablet PC), 울트라북(ultrabook), 웨어러블 디바이스(wearable device)(예를 들어, 위치형 단말기(smartwatch), 글래스형 단말기(smart glass), HMD(head mounted display)), 셋톱박스(STB), DMB 수신기, 라디오, 세탁기, 냉장고, 청소기, 공기조화기, 데스크탑 컴퓨터, 프로젝터, 디지털 사이니지(Digital Signage)와 같은 고정형 기기 및 이동 가능한 기기 등으로 구현될 수 있다. 단말기(100)는 가정에서 이용하는 다양한 가전 기기의 형태로 구현될 수 있고, 고정 또는 이동 가능한 로봇으로 구현될 수도 있다.
- [0108] 단말기(100)는 음성 에이전트의 기능을 수행할 수 있다. 음성 에이전트는 사용자의 음성을 인식하고, 인식된 사용자의 음성에 적합한 응답을 음성으로 출력하는 프로그램일 수 있다.
- [0109] 학습 모델(a trained model)이 단말기(100)에 탑재될 수 있다. 학습 모델은 하드웨어, 소프트웨어 또는 하드웨어와 소프트웨어의 조합으로 구현될 수 있으며, 학습 모델의 일부 또는 전부가 소프트웨어로 구현되는 경우 학습 모델을 구성하는 하나 이상의 명령어는 메모리(170)에 저장될 수 있다.
- [0110] 무선 통신부(110)는, 방송 수신 모듈(111), 이동통신 모듈(112), 무선 인터넷 모듈(113), 근거리 통신 모듈(114), 위치정보 모듈(115) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0111] 방송 수신 모듈(111)은 방송 채널을 통하여 외부의 방송 관리 서버로부터 방송 신호 및/또는 방송 관련된 정보를 수신한다.
- [0112] 이동통신 모듈(112)은 이동통신을 위한 기술표준들 또는 통신 방식(예를 들어, GSM(Global System for Mobile communication), CDMA(Code Division Multi Access), FDMA(Frequency Division Multiple Access), CDMA2000(Code Division Multi Access 2000), TDMA(Time Division Multiple Access), OFDMA(Orthogonal Frequency Division Multiple Access), SC-FDMA(Single Carrier Frequency Division Multiple Access), EV-DO(Enhanced Voice-Data Optimized or Enhanced Voice-Data Only), WCDMA(Wideband CDMA), HSDPA(High Speed Downlink Packet Access), HSUPA(High Speed Uplink Packet Access), LTE(Long Term Evolution), LTE-A(Long Term Evolution-Advanced), 5G 등)에 따라 구축된 이동통신망 상에서 기지국, 외부의 단말 및 서버 중 적어도 하나와 무선 신호를 송수신한다.
- [0113] 무선 인터넷 모듈(113)은 무선 인터넷 접속을 위한 모듈로서, 단말기(100)에 내장되거나 외장될 수 있다. 무선 인터넷 모듈(113)은 무선 인터넷 기술들에 따른 통신망에서 무선 신호를 송수신하도록 이루어진다. 무선 인터넷 기술은 WLAN(Wireless LAN), Wi-Fi(Wireless-Fidelity), Wi-Fi Direct, DLNA(Digital Living Network Alliance), WiBro(Wireless Broadband), WiMAX(World Interoperability for Microwave Access), HSDPA(High Speed Downlink Packet Access), HSUPA(High Speed Uplink Packet Access), LTE(Long Term Evolution), LTE-

A(Long Term Evolution-Advanced), 5G 등을 포함할 수 있다.

- [0114] 근거리 통신 모듈(114)은 근거리 통신(short range communication)을 지원하기 위한 모듈이다. 근거리 통신 모듈(114)은 블루투스(Bluetooth), RFID(Radio Frequency Identification), 적외선 통신(Infrared Data Association; IrDA), UWB(Ultra Wideband), ZigBee, NFC(Near Field Communication), Wi-Fi(Wireless-Fidelity), Wi-Fi Direct, Wireless USB(Wireless Universal Serial Bus) 기술 중 적어도 하나를 이용하여 근거리 통신을 지원할 수 있다.
- [0115] 위치정보 모듈(115)은 단말기(100)의 위치를 획득하기 위한 모듈로서, 그의 대표적인 예로는 GPS(Global Positioning System) 모듈 또는 Wi-Fi(Wireless-Fidelity) 모듈이 있다. 위치정보 모듈(115)이 GPS 모듈로 구성될 경우, GPS 위성에서 보내는 신호를 이용하여 단말기(100)의 위치를 획득할 수 있다.
- [0116] 입력부(120)는 영상 신호를 획득하기 위한 적어도 하나의 카메라(121), 오디오 신호를 획득하기 위한 마이크론(122) 및 사용자로부터 정보를 입력 받기 위한 사용자 입력부(123)를 포함할 수 있다. 입력부(120)에 의해 수집된 음성 데이터나 영상 데이터는 분석되어 사용자의 제어 명령으로 처리될 수 있다.
- [0117] 입력부(120)는 모델 학습을 위한 훈련 데이터 및 학습된 모델을 이용하여 출력을 획득할 때 사용될 입력 데이터를 획득할 수 있다. 입력부(120)는 가공되지 않은 입력 데이터를 획득할 수도 있으며, 이 경우 프로세서(180) 또는 러닝 프로세서(130)는 획득한 데이터를 전처리하여 모델 학습에 입력이 가능한 훈련 데이터 또는 전처리된 입력 데이터를 생성할 수 있다. 입력 데이터에 대한 전처리는, 입력 데이터로부터 입력 특징점(input feature)을 추출하는 것을 포함할 수 있다.
- [0118] 카메라(121)는 화상 통화모드 또는 촬영 모드에서 이미지 센서에 의해 얻어지는 정지영상 또는 동영상 등의 화상 프레임을 처리한다. 처리된 화상 프레임은 디스플레이부(151)에 표시되거나 메모리(170)에 저장될 수 있다.
- [0119] 마이크론(122)은 외부의 음향 신호를 전기적인 음성 데이터로 처리한다. 처리된 음성 데이터는 단말기(100)에서 수행 중인 기능(또는 실행 중인 응용 프로그램)에 따라 다양하게 활용될 수 있다. 한편, 마이크론(122)에는 외부의 음향 신호를 입력 받는 과정에서 발생하는 잡음(noise)을 제거하기 위한 다양한 잡음 제거 알고리즘이 구현될 수 있다.
- [0120] 사용자 입력부(123)는 사용자로부터 정보를 입력 받기 위한 것으로서, 사용자 입력부(123)를 통해 정보가 입력되면, 프로세서(180)는 입력된 정보에 대응되도록 단말기(100)의 동작을 제어할 수 있다.
- [0121] 사용자 입력부(123)는 기계식 입력수단(예를 들어, 단말기(100)의 전/후면 또는 측면에 위치하는 버튼, 돔 스위치(dome switch), 조그 휠, 조그 스위치 등) 및 터치식 입력수단을 포함할 수 있다. 일 예로서, 터치식 입력수단은, 소프트웨어적인 처리를 통해 터치스크린에 표시되는 가상 키(virtual key), 소프트 키(soft key) 또는 비주얼 키(visual key)로 구성되거나, 상기 터치스크린 이외의 부분에 배치되는 터치 키(touch key)로 구성될 수 있다.
- [0122] 러닝 프로세서(130)는 훈련 데이터를 이용하여 인공 신경망으로 구성된 모델을 학습한다. 구체적으로, 러닝 프로세서(130)는 앞서 설명한 다양한 학습 기법을 이용하여 인공 신경망을 반복적으로 학습시킴으로써, 인공 신경망의 최적화된 모델 파라미터들을 결정할 수 있다.
- [0123] 본 명세서에서는 훈련 데이터를 이용하여 학습됨으로써 파라미터가 결정된 인공 신경망을 학습 모델 또는 학습된 모델(a trained model)이라 칭할 수 있다. 학습 모델은 훈련 데이터가 아닌 새로운 입력 데이터에 대하여 결과 값을 추론해 내는데 사용될 수 있다.
- [0124] 러닝 프로세서(130)는 데이터 마이닝, 데이터 분석, 지능형 의사 결정, 및 기계 학습 알고리즘 및 기술을 위해 이용될 정보를 수신, 분류, 저장 및 출력하도록 구성될 수 있다.
- [0125] 러닝 프로세서(130)는 다른 컴포넌트, 디바이스, 단말기 또는 단말기와 통신하는 장치에 의해 수신, 검출, 감지, 생성, 사전 정의 또는 출력되는 데이터를 저장하도록 구성된 하나 이상의 메모리 유닛을 포함할 수 있다.
- [0126] 러닝 프로세서(130)는 단말기(100)에 통합되거나 구현된 메모리를 포함할 수 있다. 일부 실시 예에서, 러닝 프로세서(130)는 메모리(170)를 사용하여 구현될 수 있다.
- [0127] 선택적으로 또는 부가적으로, 러닝 프로세서(130)는 단말기(100)에 직접 결합된 외부 메모리 또는 단말기(100)와 통신하는 서버에서 유지되는 메모리와 같이 단말기와 관련된 메모리를 사용하여 구현될 수 있다.

- [0128] 다른 실시 예에서, 러닝 프로세서(130)는 클라우드 컴퓨팅 환경에서 유지되는 메모리, 또는 네트워크와 같은 통신 방식을 통해 단말기(100)에 의해 액세스 가능한 다른 원격 메모리 위치를 이용하여 구현될 수 있다.
- [0129] 러닝 프로세서(130)는 일반적으로 감독 또는 감독되지 않은 학습, 데이터 마이닝, 예측 분석 또는 다른 머신에서 사용하기 위해 데이터를 식별, 색인화, 카테고리화, 조작, 저장, 검색 및 출력하기 위해 데이터를 하나 이상의 데이터베이스에 저장하도록 구성될 수 있다. 여기서, 데이터베이스는 메모리(170), 클라우드 컴퓨팅 환경에서 유지되는 메모리, 또는 네트워크와 같은 통신 방식을 통해 단말기(100)에 의해 액세스 가능한 다른 원격 메모리 위치를 이용하여 구현될 수 있다.
- [0130] 러닝 프로세서(130)에 저장된 정보는 다양한 상이한 유형의 데이터 분석 알고리즘 및 기계 학습 알고리즘 중 임의의 것을 사용하여 프로세서(180) 또는 단말기(100)의 하나 이상의 다른 제어기에 의해 이용될 수 있다.
- [0131] 이러한, 알고리즘의 예로는, k-최근 인접 시스템, 퍼지 논리 (예: 가능성 이론), 신경 회로망, 볼츠만 기계, 벡터 양자화, 펄스 신경망, 지원 벡터 기계, 최대 마진 분류기, 힐 클라이밍, 유도 논리 시스템 베이지안 네트워크, 페리트넷(예: 유한 상태 머신, 밀리 머신, 무어 유한 상태 머신), 분류기 트리(예: 퍼셉트론 트리, 지원 벡터 트리, 마코프 트리, 의사 결정 트리 포리스트, 임의의 포리스트), 판독 모델 및 시스템, 인공 융합, 센서 융합, 이미지 융합, 보강 학습, 증강 현실, 패턴 인식, 자동화된 계획 등을 포함한다.
- [0132] 프로세서(180)는 데이터 분석 및 기계 학습 알고리즘을 사용하여 결정되거나, 생성된 정보에 기초하여 단말기(100)의 적어도 하나의 실행 가능한 동작을 결정 또는 예측할 수 있다. 이를 위해, 프로세서(180)는 러닝 프로세서(130)의 데이터를 요청, 검색, 수신 또는 활용할 수 있고, 상기 적어도 하나의 실행 가능한 동작 중 예측되는 동작이나, 바람직한 것으로 판단되는 동작을 실행하도록 단말기(100)를 제어할 수 있다.
- [0133] 프로세서(180)는 지능적 애플리케이션(즉, 지식 기반 시스템, 추론 시스템 및 지식 획득 시스템)을 구현하는 다양한 기능을 수행 할 수 있다. 이는 적응 시스템, 기계 학습 시스템, 인공 신경망 등을 포함하는, 다양한 유형의 시스템(예컨대, 퍼지 논리 시스템)에 적용될 수 있다.
- [0134] 프로세서(180)는, 또한 I/O 처리 모듈, 환경 조건 모듈, 음성-텍스트(STT: Speech to Text) 처리 모듈, 자연어 처리 모듈, 작업 흐름 처리 모듈 및 서비스 처리 모듈과 같이, 음성 및 자연 언어 음성 처리를 수반하는 연산을 가능하게 하는 서브 모듈을 포함할 수 있다.
- [0135] 이들 서브 모듈들 각각은, 단말기에서의 하나 이상의 시스템 또는 데이터 및 모델, 또는 이들의 서브셋 또는 수퍼 셋에 대한 액세스를 가질 수 있다. 또한, 이들 서브 모듈들 각각은, 어휘 색인, 사용자 데이터, 작업 흐름 모델, 서비스 모델 및 자동 음성 인식(ASR) 시스템을 비롯한 다양한 기능을 제공할 수 있다.
- [0136] 다른 실시 예에서, 프로세서(180) 또는 단말기의 다른 양태는 상기 서브 모듈, 시스템, 또는 데이터 및 모델로 구현 될 수 있다.
- [0137] 일부 예에서, 러닝 프로세서(130)의 데이터에 기초하여, 프로세서(180)는 사용자 입력 또는 자연 언어 입력으로 표현된 문맥 조건 또는 사용자의 의도에 기초하여 요구 사항을 검출하고 감지하도록 구성될 수 있다.
- [0138] 프로세서(180)는 문맥 조건 또는 사용자의 의도에 기초하여 요구 사항을 완전히 결정하는데 필요한 정보를 능동적으로 이끌어 내고, 획득할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(180)는 역사적 입력 및 출력, 패턴 매칭, 모호하지 않은 단어, 입력 의도 등을 포함하는 과거 데이터를 분석함으로써 요구 사항을 결정하는데, 필요한 정보를 능동적으로 이끌어낼 수 있다.
- [0139] 프로세서(180)는 문맥 조건 또는 사용자의 의도에 기초하여 요구 사항에 응답하는 기능을 실행하기 위한 태스크 흐름을 결정할 수 있다.
- [0140] 프로세서(180)는 러닝 프로세서(130)에서의 프로세싱 및 저장을 위한 정보를 수집하기 위해, 단말기의 하나 이상의 감지 컴포넌트를 통해 데이터 분석 및 기계 학습 작업에 사용되는 신호 또는 데이터를 수집, 감지, 추출, 검출 및/또는 수신하도록 구성될 수 있다.
- [0141] 정보 수집은 센서를 통해 정보를 감지하는 것, 메모리(170)에 저장된 정보를 추출하는 것 또는 통신 수단을 통해 다른 단말기, 엔티티 또는 외부 저장 장치로부터 정보를 수신하는 것을 포함 할 수 있다.
- [0142] 프로세서(180)는 단말기에서 사용 히스토리 정보를 수집하여, 메모리(170)에 저장할 수 있다. 프로세서(180)는 저장된 사용 히스토리 정보 및 예측 모델링을 사용하여 특정 기능을 실행하기 위한 최상의 매치를 결정할 수 있

다.

- [0143] 프로세서(180)는 센싱부(140)를 통해 주변 환경 정보 또는 기타 정보를 수신하거나 감지 할 수 있다.
- [0144] 프로세서(180)는 무선 통신부(110)을 통해 방송 신호 및/또는 방송 관련 정보, 무선 신호, 무선 데이터를 수신 할 수 있다.
- [0145] 프로세서(180)는 입력부(120)로부터 영상 정보(또는 해당 신호), 음성 정보(또는 해당 신호), 데이터 또는 사용자 입력 정보를 수신할 수 있다.
- [0146] 프로세서(180)는 정보를 실시간으로 수집하고, 정보(예를 들어, 지식 그래프, 명령 정책, 개인화 데이터베이스, 대화 엔진 등)를 처리 또는 분류하고, 처리된 정보를 메모리(170) 또는 러닝 프로세서(130)에 저장할 수 있다.
- [0147] 단말기(100)의 동작이 데이터 분석 및 기계 학습 알고리즘 및 기술에 기초하여 결정될 때, 프로세서(180)는 결정된 동작을 실행하기 위해 단말기(100)의 구성요소를 제어 할 수 있다. 그리고 프로세서(180)는 제어 명령에 따라 단말기(100)를 제어하여 결정된 동작을 수행 할 수 있다.
- [0148] 프로세서(180)는 특정 동작이 수행되는 경우, 데이터 분석 및 기계 학습 알고리즘 및 기법을 통해 특정 동작의 실행을 나타내는 이력 정보를 분석하고, 분석된 정보에 기초하여 이전에 학습한 정보의 업데이트를 수행 할 수 있다.
- [0149] 따라서, 프로세서(180)는 러닝 프로세서(130)과 함께, 업데이트된 정보에 기초하여 데이터 분석 및 기계 학습 알고리즘 및 기법의 미래 성능의 정확성을 향상시킬 수 있다.
- [0150] 센싱부(140)는 단말기(100) 내 정보, 단말기(100)를 둘러싼 주변 환경 정보 및 사용자 정보 중 적어도 하나를 센싱하기 위한 하나 이상의 센서를 포함할 수 있다. 예를 들어, 센싱부(140)는 근접 센서(proximity sensor), 조도 센서(illumination sensor), 터치 센서(touch sensor), 가속도 센서(acceleration sensor), 자기 센서(magnetic sensor), 중력 센서(G-sensor), 자이로스코프 센서(gyroscope sensor), 모션 센서(motion sensor), RGB 센서, 적외선 센서(IR 센서: infrared sensor), 지문인식 센서(finger scan sensor), 초음파 센서(ultrasonic sensor), 광 센서(optical sensor, 예를 들어, 카메라(121 참조)), 마이크로폰(microphone, 122 참조), 배터리 게이지(battery gauge), 환경 센서(예를 들어, 기압계, 습도계, 온도계, 방사능 감지 센서, 열 감지 센서, 가스 감지 센서 등), 화학 센서(예를 들어, 전자 코, 헬스케어 센서, 생체 인식 센서 등) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 한편, 본 명세서에 개시된 단말기(100)는, 이러한 센서들 중 적어도 둘 이상의 센서에서 센싱되는 정보들을 조합하여 활용할 수 있다.
- [0151] 출력부(150)는 시각, 청각 또는 촉각 등과 관련된 출력을 발생시키기 위한 것으로, 디스플레이부(151), 음향 출력부(152), 햅틱 모듈(153), 광 출력부(154) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0152] 디스플레이부(151)는 단말기(100)에서 처리되는 정보를 표시(출력)한다. 예를 들어, 디스플레이부(151)는 단말기(100)에서 구동되는 응용 프로그램의 실행화면 정보, 또는 이러한 실행화면 정보에 따른 UI(User Interface), GUI(Graphic User Interface) 정보를 표시할 수 있다.
- [0153] 디스플레이부(151)는 터치 센서와 상호 레이어 구조를 이루거나 일체형으로 형성됨으로써, 터치 스크린을 구현할 수 있다. 이러한 터치 스크린은, 단말기(100)와 사용자 사이의 입력 인터페이스를 제공하는 사용자 입력부(123)으로써 기능함과 동시에, 단말기(100)와 사용자 사이의 출력 인터페이스를 제공할 수 있다.
- [0154] 음향 출력부(152)는 호신호 수신, 통화 모드 또는 녹음 모드, 음성인식 모드, 방송수신 모드 등에서 무선 통신부(110)로부터 수신되거나 메모리(170)에 저장된 음성 데이터를 출력할 수 있다. 음향 출력부(152)는 리시버(receiver), 스피커(speaker), 버저(buzzer) 중 적어도 하나 이상을 포함할 수 있다.
- [0155] 햅틱 모듈(haptic module)(153)은 사용자가 느낄 수 있는 다양한 촉각 효과를 발생시킨다. 햅틱 모듈(153)이 발생시키는 촉각 효과의 대표적인 예로는 진동이 될 수 있다.
- [0156] 광출력부(154)는 단말기(100)의 광원의 빛을 이용하여 이벤트 발생을 알리기 위한 신호를 출력한다. 단말기(100)에서 발생하는 이벤트의 예로는 메시지 수신, 호 신호 수신, 부재중 전화, 알람, 일정 알림, 이메일 수신, 애플리케이션을 통한 정보 수신 등이 될 수 있다.
- [0157] 인터페이스부(160)는 단말기(100)에 연결되는 다양한 종류의 외부 기기와의 통로 역할을 수행한다. 이러한 인터페이스부(160)는, 유/무선 헤드셋 포트(port), 외부 충전기 포트(port), 유/무선 데이터 포트(port), 메모리 카

드(memory card) 포트, 식별 모듈이 구비된 장치를 연결하는 포트(port), 오디오 I/O(Input/Output) 포트(port), 비디오 I/O(Input/Output) 포트(port), 이어폰 포트(port)중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 단말기(100)에서는, 상기 인터페이스부(160)에 외부 기기가 연결되는 것에 대응하여, 연결된 외부 기기와 관련된 적절한 제어를 수행할 수 있다.

- [0158] 한편, 식별 모듈은 단말기(100)의 사용 권한을 인증하기 위한 각종 정보를 저장한 칩으로서, 사용자 인증 모듈(user identify module; UIM), 가입자 인증 모듈(subscriber identity module; SIM), 범용 사용자 인증 모듈(universal subscriber identity module; USIM) 등을 포함할 수 있다. 식별 모듈이 구비된 장치(이하 '식별 장치')는, 스마트 카드(smart card) 형식으로 제작될 수 있다. 따라서 식별 장치는 상기 인터페이스부(160)를 통하여 단말기(100)와 연결될 수 있다.
- [0159] 메모리(170)는 단말기(100)의 다양한 기능을 지원하는 데이터를 저장한다. 메모리(170)는 단말기(100)에서 구동되는 다수의 응용 프로그램(application program 또는 애플리케이션(application)), 단말기(100)의 동작을 위한 데이터들, 명령어들, 러닝 프로세서(130)의 동작을 위한 데이터들(예를 들어, 머신 러닝 적어도 하나의 알고리즘 정보 등)을 저장할 수 있다.
- [0160] 메모리(170)는 러닝 프로세서(130)에서 학습된 모델을 저장할 수 있다. 메모리(170)는 필요에 따라 학습된 모델을 학습 시점 또는 학습 진척도 등에 따라 복수의 버전으로 구분하여 저장할 수 있다.
- [0161] 메모리(170)는 입력부(120)에서 획득한 입력 데이터, 모델 학습을 위하여 이용되는 학습 데이터(또는 훈련 데이터), 모델의 학습 히스토리 등을 저장할 수 있다. 메모리(170)에 저장된 입력 데이터는 모델 학습에 적합하게 가공된 데이터뿐만 아니라, 가공되지 않은 입력 데이터 그 자체일 수 있다.
- [0162] 프로세서(180)는 상기 응용 프로그램과 관련된 동작 외에도, 통상적으로 단말기(100)의 전반적인 동작을 제어한다. 프로세서(180)는 위에서 살펴본 구성요소들을 통해 입력 또는 출력되는 신호, 데이터, 정보 등을 처리하거나 메모리(170)에 저장된 응용 프로그램을 구동함으로써, 사용자에게 적절한 정보 또는 기능을 제공 또는 처리할 수 있다.
- [0163] 프로세서(180)는 메모리(170)에 저장된 응용 프로그램을 구동하기 위하여, 도 1에 도시된 구성요소들 중 적어도 일부를 제어할 수 있다. 나아가, 프로세서(180)는 상기 응용 프로그램의 구동을 위하여, 단말기(100)에 포함된 구성요소들 중 적어도 둘 이상을 서로 조합하여 동작시킬 수 있다.
- [0164] 한편, 앞서 살펴본 것과 같이, 프로세서(180)는 응용 프로그램과 관련된 동작과, 통상적으로 단말기(100)의 전반적인 동작을 제어한다. 예를 들어, 프로세서(180)는 상기 단말기(100)의 상태가 설정된 조건을 만족하면, 애플리케이션들에 대한 사용자의 제어 명령의 입력을 제한하는 잠금 상태를 실행하거나, 해제할 수 있다.
- [0165] 전원 공급부(190)는 프로세서(180)의 제어 하에서, 외부의 전원 또는 내부의 전원을 인가 받아 단말기(100)에 포함된 각 구성요소들에 전원을 공급한다. 이러한 전원 공급부(190)는 배터리를 포함할 수 있고, 배터리는 내장형 배터리 또는 교체 가능한 형태의 배터리를 포함할 수 있다.
- [0166] 도 2는 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 시스템의 환경을 도시한 블록도이다. 도 2를 참조하면, 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 시스템(200)은 클라우드 네트워크(210), 서버(220), 가전 기기(230), 스마트폰(240), XR 장치(250), 자율 주행 차량(260) 및 로봇(270)을 포함할 수 있다.
- [0167] 클라우드 네트워크(210)는 클라우드 컴퓨팅 인프라의 일부를 구성하거나 클라우드 컴퓨팅 인프라 안에 존재하는 네트워크를 의미할 수 있다. 이러한 클라우드 네트워크(210)는 예컨대 LANs(local area networks), WANs(wide area networks), MANs(metropolitan area networks), ISDNs(integrated service digital networks) 등의 유선 네트워크나, 무선 LANs, CDMA, WCDMA, LTE, LTE-A, 5G, 블루투스, 위성 통신 등의 무선 통신 네트워크를 망라할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0168] 클라우드 네트워크(210)는 허브, 브리지, 라우터, 스위치 및 게이트웨이와 같은 네트워크 요소들의 연결을 포함할 수 있다. 클라우드 네트워크(210)는 인터넷과 같은 공용 네트워크 및 안전한 기업 사설 네트워크와 같은 사설 네트워크를 비롯한 하나 이상의 연결된 네트워크들, 예컨대 다중 네트워크 환경을 포함할 수 있다. 클라우드 네트워크(210)로의 액세스는 하나 이상의 유선 또는 무선 액세스 네트워크들을 통해 제공될 수 있다. 더 나아가 클라우드 네트워크(210)는 사물 등 분산된 구성 요소들 간에 정보를 주고 받아 처리하는 각종 사물 지능 통신(IoT(internet of things), IoE(internet of everything), IoST(internet of small things) 등) 및/또는 5G 통신을 지원할 수 있다.

- [0169] 머신 러닝 시스템(200)을 구성하는 장치들(220, 230, 240, 250, 260, 270)은 클라우드 네트워크(210)를 통해서도 연결될 수 있다. 장치들(220, 230, 240, 250, 260, 270)은 기지국을 통해 서로 통신할 수도 있지만, 기지국을 통하지 않고 서로 직접 통신할 수도 있다.
- [0170] 머신 러닝 시스템(200)을 구성하는 장치들(220, 230, 240, 250, 260, 270) 각각은 도 1에 도시된 단말기(100)의 구성요소들의 전부 또는 일부를 포함하도록 구성될 수 있다. 또한, 예시된 장치들(220, 230, 240, 250, 260, 270) 외에 다양한 전자 디바이스들이 머신 러닝 시스템(200)에 포함될 수 있다.
- [0171] 도 3은 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 시스템의 구성을 도시한 블록도이다. 도 4는 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 시스템의 각 러닝 디바이스의 학습 모델의 커버리지를 도시한 도면이다.
- [0172] 도 3을 참조하면, 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 시스템(300)은 제1 러닝 디바이스(300a) 및 제2 러닝 디바이스(300b)를 포함할 수 있다.
- [0173] 제1 러닝 디바이스(300a) 및 제2 러닝 디바이스(300b)는 도 1에 도시된 단말기(100) 또는 도 2에 도시된 장치들(220, 230, 240, 250, 260, 270) 중 어느 하나일 수 있다. 예를 들어, 제1 러닝 디바이스(300a) 및 제2 러닝 디바이스(300b)는 같은 타입의 또는 다른 타입의 단말기(100)로 구현될 수 있고, 제1 러닝 디바이스(300a) 및 제2 러닝 디바이스(300b) 중 적어도 하나는 서버(220)로 구현될 수도 있다.
- [0174] 제1 러닝 디바이스(300a)는 통신부(310a), 입력부(320a), 메모리(330a), 러닝 프로세서(340a), 전원 공급부(350a) 및 프로세서(360a)를 포함할 수 있다. 제2 러닝 디바이스(300b)는 통신부(310b), 입력부(320b), 메모리(330b), 러닝 프로세서(340b), 전원 공급부(350b) 및 프로세서(360b)를 포함할 수 있다.
- [0175] 통신부(310a, 310b)는 도 1의 무선 통신부(110) 및 인터페이스부(160)를 포괄하는 구성에 대응할 수 있다. 입력부(320a, 320b), 러닝 프로세서(340a, 340b), 전원 공급부(350a, 350b) 및 프로세서(360a, 360b)는 도 1의 입력부(120), 러닝 프로세서(130), 전원 공급부(190) 및 프로세서(180)에 각각 대응할 수 있다.
- [0176] 메모리(330a, 330b)는 도 1의 메모리(170)에 대응할 수 있다. 메모리(330a, 330b)는 모델 저장부(331a, 331b) 및 데이터베이스(333a, 333b)를 포함할 수 있다.
- [0177] 모델 저장부(331a, 331b)는 러닝 프로세서(340a, 340b)를 통하여 학습 중인 또는 학습된 모델(또는 인공 신경망, 332a, 332b)을 저장하며, 학습을 통하여 모델이 업데이트되면 업데이트된 모델을 저장한다. 모델 저장부(331a, 331b)는 필요에 따라 학습된 모델을 학습 시점 또는 학습 진척도 등에 따라 복수의 버전으로 구분하여 저장할 수 있다.
- [0178] 데이터베이스(332a, 332b)는 입력부(320a, 320b)에서 획득한 입력 데이터, 모델 학습을 위하여 이용되는 학습 데이터(또는 훈련 데이터), 모델의 학습 히스토리 등을 저장한다. 데이터베이스(332a, 332b)에 저장된 입력 데이터는 모델 학습에 적합하게 가공된 데이터뿐만 아니라, 가공되지 않은 입력 데이터 그 자체일 수 있다.
- [0179] 제1 러닝 디바이스(300a)는 제1 인공 신경망(332a)을 사용하여 머신 러닝을 수행할 수 있다. 제2 러닝 디바이스(300b)는 제2 인공 신경망(332b)을 사용하여 머신 러닝을 수행할 수 있다. 제1 및 제2 인공 신경망(332a, 332b)은 하드웨어, 소프트웨어 또는 하드웨어와 소프트웨어의 조합으로 구현될 수 있다. 제1 및 제2 인공 신경망(332a, 332b)의 일부 또는 전부가 소프트웨어로 구현되는 경우, 제1 및 제2 인공 신경망(332a, 332b)을 구성하는 하나 이상의 명령어는 메모리(330a, 330b)에 저장될 수 있다. 도 3에 도시된 제1 및 제2 인공 신경망(332a, 332b)은 복수의 은닉층을 포함하는 인공 신경망의 하나의 예시일 뿐이며, 본 발명의 인공 신경망이 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0180] 본 발명의 일 실시 예에 따른 제1 러닝 디바이스(300a) 및 제2 러닝 디바이스(300b)는 서로 협력하여 조인트 머신 러닝을 수행할 수 있다. 설명의 편의상 2개의 러닝 디바이스들 간의 조인트 머신 러닝을 설명하지만, 3개 이상의 러닝 디바이스들에 대해서도 동일하거나 유사하게 적용될 수 있다.
- [0181] 본 명세서에서 용어 '조인트 머신 러닝'은 자체적으로 머신 러닝이 가능한 복수의 러닝 디바이스가 머신 러닝을 분담하여 수행하는 것을 의미하며, 어느 한 디바이스가 다른 디바이스의 머신 러닝을 완전히 대신해주는 것과는 구별된다.
- [0182] 제1 러닝 디바이스(300a) 및 제2 러닝 디바이스(300b)의 프로세싱 성능의 차이 및/또는 배터리 성능의 차이 등으로 인하여 제1 인공 신경망(332a)에 기반한 제1 학습 모델과 제2 인공 신경망(332b)에 기반한 제2 학습 모델의 커버리지가 일치하지 않을 수 있다. 학습 모델의 커버리지는 학습 모델에 의해 레이블이 결정될 수 있는 입

력 데이터의 범위를 나타낼 수 있다.

- [0183] 도 4는 실 세계에 존재하는 다양한 입력 데이터에 대한 레이블의 전체 커버리지(410), 제2 러닝 디바이스(300b)의 제2 학습 모델의 제2 커버리지(420) 및 제1 러닝 디바이스(300a)의 제1 학습 모델의 제1 커버리지(430)를 예시한다. 일 실시예에서, 전체 커버리지(410)에 속하는 제1 커버리지(430)와 제2 커버리지(420)는 중첩되는 영역(b)과 중첩되지 않는 영역(a,c)을 가질 수 있다.
- [0184] 본 발명의 실시 예는 제1 러닝 디바이스(300a) 및 제2 러닝 디바이스(300b)가 조인트 머신 러닝에 의해 자신의 학습 모델이 커버하지 못하는 레이블을 커버할 수 있게 한다. 일 실시 예에서, 제1 러닝 디바이스(300a)는 제2 러닝 디바이스(300b)와의 조인트 머신 러닝에 의해 'a' 영역의 레이블을 갖는 입력 데이터를 커버할 수 있게 되고, 제2 러닝 디바이스(300b)는 제1 러닝 디바이스(300a)와의 조인트 머신 러닝에 의해 'c' 영역의 레이블을 갖는 입력 데이터를 커버할 수 있게 된다. 따라서, 각 러닝 디바이스의 레이블 커버리지가 실질적으로 확장될 수 있다. 각 러닝 디바이스는 다른 러닝 디바이스와의 추가적인 조인트 머신 러닝에 의해 'd' 영역의 레이블을 갖는 입력 데이터 또한 점차적으로 커버할 수 있다.
- [0185] 일부 실시 예에서, 제2 러닝 디바이스(300b)의 프로세싱 성능이 제1 러닝 디바이스(300a)의 프로세싱 성능보다 우수할 수 있다. 예를 들어, 제1 러닝 디바이스(300a)는 상대적으로 낮은 프로세싱 성능을 갖는 단말기로 구성될 수 있고, 제2 러닝 디바이스(300b)는 상대적으로 높은 프로세싱 성능을 갖는 서버로 구성될 수 있다. 이 경우 제2 러닝 디바이스(300b)는 복수의 서버 세트, 클라우드 서버 또는 이들의 조합 등으로 구현될 수도 있다.
- [0186] 일 양상에서, 제2 인공 신경망(332b)에 기반한 제2 학습 모델의 커버리지가 제1 인공 신경망(332a)에 기반한 제1 학습 모델의 커버리지보다 넓을 수 있다. 제2 학습 모델의 커버리지가 제1 학습 모델의 커버리지를 완전히 포함할 수도 있고, 완전히 포함하지는 않을 수도 있다.
- [0187] 다른 양상에서, 제2 인공 신경망(332b)은 제1 인공 신경망(332a)보다 더 많은 은닉층들을 포함할 수 있다. 예를 들어, 제1 인공 신경망(332a)은 제2 인공 신경망(332b)보다 얕은(shallow) 신경망일 수 있다.
- [0188] 또 다른 양상에서, 제1 인공 신경망(332a)과 제2 인공 신경망(332b)은 서로 다른 학습 방법을 사용할 수 있다. 예를 들어, 제1 인공 신경망(332a)은 입력 데이터 또는 훈련 데이터에 대한 레이블이 주어지지 않는 비지도 학습을 수행할 수 있고, 제2 인공 신경망(332b)은 입력 데이터 또는 훈련 데이터에 대한 레이블이 주어지는 지도 학습을 수행할 수 있다.
- [0189] 제1 러닝 디바이스(300a)의 입력부(320a)는 입력 데이터를 획득하여 프로세서(360a)에 제공한다. 제1 러닝 디바이스(300a)의 프로세서(360a) 또는 러닝 프로세서(340a)는 제1 인공 신경망(332a)을 사용하여 입력 데이터의 적어도 하나의 특징을 분석한다. 제1 인공 신경망(332a)에 의해 입력 데이터에 대한 레이블이 결정되는 경우, 제1 러닝 디바이스(300a)의 프로세서(360a)는 결정된 레이블에 기초하여 제1 러닝 디바이스(300a)의 동작을 제어할 수 있다.
- [0190] 하지만, 제1 인공 신경망(332a)에 의해 입력 데이터에 대한 레이블이 결정되지 않을 수도 있다. 다시 말해, 제1 인공 신경망(332a)에 기반한 제1 학습 모델이 입력 데이터에 대한 레이블을 갖고 있지 않을 수 있다. 이 경우 제1 러닝 디바이스(300a)의 프로세서(360a) 또는 러닝 프로세서(340a)는 제1 인공 신경망(332a)을 사용하여 비지도 학습을 수행함으로써 입력 데이터를 클러스터링(또는 군집화)할 수 있다. 클러스터링 결과, 입력 데이터는 복수의 클러스터(또는 클래스) 중 어느 하나의 클러스터(또는 클래스)로 분류될 수 있다.
- [0191] 실시 예에서, 제1 인공 신경망(332a)은 클래스-와이즈 적응(class-wise adaptation) 학습을 수행하여 입력 데이터를 클러스터링할 수 있다. 입력 데이터를 클러스터링할 수 있는 기타 다양한 알고리즘들이 제1 인공 신경망(332a)에 적용될 수 있다.
- [0192] 제1 러닝 디바이스(300a)의 프로세서(360a) 또는 러닝 프로세서(340a)는 결정된 클러스터와 연관된 복수의 특징으로부터 복수의 샘플 특징을 추출하고, 추출된 샘플 특징들을 통신부(310a)를 통해 제2 러닝 디바이스(300b)에 전송할 수 있다. 다시 말해, 제1 러닝 디바이스(300a)는 레이블이 확인되지 않은 입력 데이터를 특정 클러스터로 클러스터링한 후, 입력 데이터의 특징들 및 이전에 상기 특정 클러스터로 분류되었던 특징들 중 몇몇 샘플 특징들을 추출할 수 있다. 클러스터를 대표하는 샘플 특징들을 추출하여 전송하는 것은 입력 데이터를 그대로 전송하는 것 또는 클러스터 또는 클래스와 연관된 모든 특징들을 전송하는 것에 비해 오버헤드가 저감될 수 있다. 또한, 단지 특징들만 전송되므로 제1 러닝 디바이스(300a)의 사용자에게 관한 개인정보가 제2 러닝 디바이스(300b)에 제공될 염려가 없다.

- [0193] 샘플 특징들은 클러스터와 연관된 복수의 특징으로부터 다양한 방식으로 추출될 수 있다. 실시 예에서, 샘플 특징들은 클러스터의 중심부에 위치하는 특징들을 포함하도록 추출될 수 있다. 이러한 샘플 특징들은 클러스터의 가장 기본적인 특징들을 나타낼 수 있다. 다른 실시 예에서, 샘플 특징들은 추출된 샘플 특징들의 분산 값이 미리 결정된 임계 값을 초과하도록 추출될 수 있다. 즉, 샘플 특징들은 클러스터의 중심부에 위치하는 특징들뿐만 아니라 클러스터의 좀 더 바깥 쪽에 위치하는 특징들을 또한 포함하도록 추출될 수 있다. 이러한 샘플 특징들은 클러스터 전반에 걸친 특징들을 대표할 수 있으므로, 이들에 기초하여 결정되는 레이블은 클러스터 전반의 특징들에 연관될 수 있다. 여기서, 임계 값을 클러스터와 연관된 특징들의 수, 추출되는 샘플 특징들의 수, 설계의 도 등에 따라 다양한 값으로 선택될 수 있다. 또 다른 실시 예에서, 샘플 특징들은 랜덤하게 추출되거나 미리 정해진 분포를 갖도록 추출될 수도 있다.
- [0194] 제2 러닝 디바이스(300b)의 통신부(310b)는 제1 러닝 디바이스(300a)로부터 수신되는 복수의 샘플 특징을 프로세서(360b)에 제공한다. 제2 러닝 디바이스(300b)의 프로세서(360b) 또는 러닝 프로세서(340b)는 제2 인공 신경망(332b)을 사용하여 복수의 샘플 특징을 분석함으로써 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 결정한다. 복수의 샘플 특징에 대한 레이블은, 복수의 샘플 특징을 입력 받은 제2 인공 신경망(332b)의 출력 값에 기초하여 결정될 수 있다. 제2 러닝 디바이스(300b)의 프로세서(360b)는 결정된 레이블을 통신부(310b)를 통해 제1 러닝 디바이스(300a)에 전송한다.
- [0195] 제1 러닝 디바이스(300a)의 통신부(310a)는 제2 러닝 디바이스(300b)로부터 수신되는 레이블을 프로세서(360a)에 제공한다. 제1 러닝 디바이스(300a)의 프로세서(360a) 또는 러닝 프로세서(340a)는 수신된 레이블을 앞서 결정된 클러스터와 연관시킬 수 있다. 제1 러닝 디바이스(300a)의 프로세서(360a)는 클러스터와 연관된 레이블에 기초하여 제1 러닝 디바이스(300a)의 동작을 제어할 수 있다.
- [0196] 실시 예에서, 제2 러닝 디바이스(300b)로부터 수신된 레이블은 제1 러닝 디바이스(300a)에서 제1 인공 신경망(332a)을 학습시키는데 사용될 수 있다. 예컨대, 입력 데이터의 적어도 하나의 특징, 클러스터와 연관된 특징들 및 수신된 레이블이 제1 인공 신경망(332a)을 학습시키기 위한 훈련 데이터로서 사용될 수 있다.
- [0197] 다른 실시 예에서, 제2 러닝 디바이스(300b)로부터 수신된 레이블은 단지 제1 러닝 디바이스(300a)의 동작을 제어하는데에만 사용되고, 제1 인공 신경망(332a)을 학습시키는데 사용되지는 않을 수도 있다. 제1 러닝 디바이스(300a)의 프로세싱 성능이 낮거나 저장 공간이 충분하지 않을 경우 이러한 선택이 더 유리할 수도 있다. 또한, 5G 통신 환경에서 제1 러닝 디바이스(300a)와 제2 러닝 디바이스(300b) 사이의 통신은 거의 지연 없이 실시간으로 이루어질 수 있으므로, 제1 러닝 디바이스(300a)가 필요할 때마다 제2 러닝 디바이스(300b)로부터 레이블을 제공받는 것이 더 효율적인 선택일 수 있다.
- [0198] 한편, 제1 러닝 디바이스(300a)의 입력부(320a)를 통해 입력 데이터뿐만 아니라 입력 데이터에 대한 레이블 또한 획득될 수 있다. 실시 예에서, 제1 러닝 디바이스(300a)는 제1 인공 신경망(332a)에 의해 입력 데이터에 대한 레이블이 결정되지 않는 경우, 사용자가 입력 데이터에 대한 레이블을 입력하도록 유도함으로써 입력 데이터에 대한 레이블을 획득할 수 있다. 이 경우 제1 러닝 디바이스(300a)의 프로세서(360a)는 입력된 레이블에 기초하여 제1 러닝 디바이스(300a)의 동작을 제어할 수 있다.
- [0199] 사용자에게 의해 제공된 입력 데이터에 대한 레이블은 사용자에게 의해 제공되기 전에 제1 러닝 디바이스(300a)의 제1 학습 모델 및 제2 러닝 디바이스(300b)의 제2 학습 모델 둘 모두에 의해 커버되지 않았던 레이블일 수 있다.
- [0200] 따라서, 입력 데이터에 대한 레이블을 획득한 제1 러닝 디바이스(300a)는 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 입력 데이터에 대한 레이블을 통신부(310a)를 통해 제2 러닝 디바이스(300b)에 전송할 수 있다.
- [0201] 제2 러닝 디바이스(300b)의 통신부(310b)는 제1 러닝 디바이스(300a)로부터 수신되는 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 입력 데이터에 대한 레이블을 프로세서(360b)에 제공한다. 제2 러닝 디바이스(300b)의 프로세서(360b) 또는 러닝 프로세서(340b)는 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 입력 데이터에 대한 레이블을 훈련 데이터로서 사용하여 제2 인공 신경망(332b)을 학습시킬 수 있다.
- [0202] 본 실시 예에 따르면, 제1 러닝 디바이스(300a)와 제2 러닝 디바이스(300b)가 서로 협력하여 학습 모델의 커버리지를 확장할 수 있다. 특히, 5G 통신 네트워크로 구현된 사물 인터넷 환경에서 제1 러닝 디바이스(300a) 및 제2 러닝 디바이스(300b)의 인공 지능 및/또는 머신 러닝 성능이 개선될 수 있다.
- [0203] 도 5는 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 시스템의 조인트 머신 러닝을 설명하기 위한 도면이다. 도 5를

참조하면, 제1 인공 신경망(510) 및 제2 인공 신경망(520)을 사용하여 조인트 머신 러닝이 수행될 수 있다. 도 5에서 X_t 는 제1 인공 신경망(510)의 입력층의 특징들을 나타내고, $H_t(k)$ 는 제1 인공 신경망(510)의 k 번째 은닉층의 특징들을 나타낸다. $H_t, j(k)$ 는 j 번째 샘플에 대한 k 번째 은닉층의 특징을 나타낸다. X_s 는 제2 인공 신경망(520)의 입력층의 특징들을 나타내고, $H_s(k)$ 는 제2 인공 신경망(520)의 k 번째 은닉층의 특징들을 나타내며, Y_s 는 제2 인공 신경망(520)의 레이블을 나타낸다.

- [0204] 제1 인공 신경망(510)은 m 개의 은닉층들을 포함할 수 있고, 제2 인공 신경망(520)은 n 개의 은닉층들을 포함할 수 있다. 제1 인공 신경망(510)이 상대적으로 낮은 프로세싱 성능을 갖는 러닝 디바이스에 의해 사용되고, 제2 인공 신경망(520)이 상대적으로 높은 프로세싱 성능을 갖는 러닝 디바이스에 의해 사용될 경우, n 이 m 보다 클 수 있다. 즉, 제1 인공 신경망(510)이 제2 인공 신경망(520)보다 더 얇은 신경망일 수 있다. 하지만, n 과 m 의 관계는 다른 기타 요인들에 의해 러닝 디바이스의 프로세싱 성능과 무관하게 결정될 수도 있다.
- [0205] 제1 인공 신경망(510)은 비지도 학습을 수행하여 복수의 클러스터 중 입력 데이터가 속하는 클러스터(또는 클래스)(515)를 결정할 수 있다. 결정된 클러스터(또는 클래스)(515)에 속하는 복수의 특징으로부터 복수의 샘플 특징이 추출될 수 있고, 추출된 샘플 특징들이 제2 인공 신경망(520)에 입력될 수 있다. 제2 인공 신경망(520)은 샘플 특징들에 대한 레이블(525)을 결정할 수 있고, 샘플 특징들에 대한 레이블(525)은 제1 인공 신경망(520)에 의해 앞서 결정된 클러스터 또는 클래스(515)와 연관될 수 있다.
- [0206] 제1 인공 신경망(510)과 제2 인공 신경망(520)은 각각 다른 러닝 디바이스에 탑재될 수 있다. 하지만, 경우에 따라 제1 인공 신경망(510)과 제2 인공 신경망(520)은 동일한 디바이스 내에서 서로 다른 기능을 수행하는 서로 다른 모듈에 탑재될 수도 있다.
- [0207] 도 6은 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 방법을 도시한 흐름도이다. 도 6에 도시된 머신 러닝 방법은 제1 인공 신경망을 사용하는 제1 러닝 디바이스에 의해 수행될 수 있다. 실시 예에서, 제1 러닝 디바이스는 단말 기일 수 있고, 제2 러닝 디바이스는 서버일 수 있다.
- [0208] 제1 러닝 디바이스는 입력 데이터를 획득한다(S610). 제1 러닝 디바이스는 제1 인공 신경망을 사용하여 입력 데이터의 적어도 하나의 특징을 분석한다(S620). 제1 러닝 디바이스는 제1 인공 신경망에 의해 입력 데이터에 대한 레이블이 결정되는지 판단한다(S630). 제1 인공 신경망에 의해 입력 데이터에 대한 레이블이 결정되는 경우, 본 실시예의 방법은 종료된다. 이후, 제1 러닝 디바이스는 결정된 레이블에 기초하여 제1 러닝 디바이스의 동작을 제어할 수 있다.
- [0209] 제1 인공 신경망에 의해 입력 데이터에 대한 레이블이 결정되지 않는 경우, 제1 러닝 디바이스는 제1 인공 신경망을 사용하여 복수의 클러스터 중 입력 데이터가 속하는 클러스터를 결정한다(S640). 제1 러닝 디바이스는 결정된 클러스터와 연관된 복수의 특징으로부터 복수의 샘플 특징을 추출하고(S650), 추출된 샘플 특징들을 제2 인공 신경망을 사용하는 제2 러닝 디바이스에 전송한다(S660).
- [0210] 제1 러닝 디바이스는, 복수의 샘플 특징의 전송에 대한 응답으로, 제2 러닝 디바이스로부터 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 수신한다(S670). 수신된 레이블은 제2 러닝 디바이스에서 제2 인공 신경망을 사용하여 복수의 샘플 특징을 분석함으로써 결정될 수 있다. 제1 러닝 디바이스는 수신된 레이블을 결정된 클러스터와 연관시킨다(S680). 이후, 제1 러닝 디바이스는 수신된 레이블에 기초하여 제1 러닝 디바이스의 동작을 제어할 수 있다.
- [0211] 도 7은 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 방법을 도시한 흐름도이다. 도 7에 도시된 머신 러닝 방법은 제1 인공 신경망을 사용하는 제1 러닝 디바이스에 의해 수행될 수 있다. 실시 예에서, 제1 러닝 디바이스는 단말 기일 수 있고, 제2 러닝 디바이스는 서버일 수 있다.
- [0212] 제1 러닝 디바이스는 입력 데이터를 수신한다(S710). 제1 러닝 디바이스는 제1 인공 신경망을 사용하여 입력 데이터의 적어도 하나의 특징을 분석한다(S720). 제1 러닝 디바이스는 제1 인공 신경망에 의해 입력 데이터에 대한 레이블이 결정되는지 판단한다(S730). 제1 인공 신경망에 의해 입력 데이터에 대한 레이블이 결정되는 경우, 본 실시예의 방법은 종료된다. 제1 러닝 디바이스는 결정된 레이블에 기초하여 제1 러닝 디바이스의 동작을 제어할 수 있다.
- [0213] 제1 인공 신경망에 의해 입력 데이터에 대한 레이블이 결정되지 않는 경우, 제1 러닝 디바이스는 입력 데이터에 대한 레이블을 입력 받는다(S740). 실시 예에서, 제1 러닝 디바이스는 사용자가 입력 데이터에 대한 레이블을 입력하도록 유도함으로써 입력 데이터에 대한 레이블을 획득할 수 있다.
- [0214] 제1 러닝 디바이스는 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 입력 데이터에 대한 레이블을 제2 인공 신경망을 사

용하는 제2 러닝 디바이스에 전송한다(S750). 제2 러닝 디바이스에 전송된 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 입력 데이터에 대한 레이블은 제2 러닝 디바이스에서 제2 인공 신경망을 학습시키기 위한 훈련 데이터로서 사용될 수 있다.

- [0215] 도 8은 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 방법을 도시한 흐름도이다. 도 8에 도시된 머신 러닝 방법은 제2 인공 신경망을 사용하는 제2 러닝 디바이스에 의해 수행될 수 있다. 실시 예에서, 제1 러닝 디바이스는 단말 기일 수 있고, 제2 러닝 디바이스는 서버일 수 있다.
- [0216] 제2 러닝 디바이스는 제1 인공 신경망을 사용하는 제1 러닝 디바이스로부터 입력 데이터가 속하는 클러스터와 연관된 복수의 샘플 특징을 수신한다(S810). 제2 러닝 디바이스는 제2 인공 신경망을 사용하여 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 결정하고(S820), 결정된 레이블을 제1 러닝 디바이스에 전송한다(S830). 전송된 레이블은 제1 러닝 디바이스에 의해 상기 클러스터와 연관될 수 있다.
- [0217] 도 9는 본 발명의 일 실시 예에 따른 머신 러닝 방법을 도시한 흐름도이다. 도 9에 도시된 머신 러닝 방법은 제2 인공 신경망을 사용하는 제2 러닝 디바이스에 의해 수행될 수 있다. 실시 예에서, 제1 러닝 디바이스는 단말 기일 수 있고, 제2 러닝 디바이스는 서버일 수 있다.
- [0218] 제2 러닝 디바이스는 제1 인공 신경망을 사용하는 제1 러닝 디바이스로부터 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 입력 데이터에 대한 레이블을 수신한다(S910). 입력 데이터에 대한 레이블은 사용자로부터 제1 러닝 디바이스에 의해 획득될 수 있다. 제2 러닝 디바이스는 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 입력 데이터에 대한 레이블을 훈련 데이터로서 사용하여 제2 인공 신경망을 학습시킨다(S920).
- [0219] 한편, 전술한 실시 예들은 냉장고와 서버의 조인트 머신 러닝에 적용되어 냉장고의 물품 관리에 활용될 수 있다.
- [0220] 냉장고에 보관될 수 있는 실 세계의 물품은 그 종류가 매우 다양하며, 같은 종류의 물품이라 하더라도 형태나 상태 또한 매우 다양하다(예: 우유, 짙은 우유, 사과, 반쯤 입으로 먹은 사과, 잘려진 사과 등). 머신 러닝이 가능한 프로세서가 탑재되더라도 개별 냉장고에서 다양한 물품의 종류와 이름을 파악하는데 한계가 있다.
- [0221] 본 발명의 실시 예에 따르면, 냉장고가 서버의 도움을 받아 새로운 물품에 대한 레이블을 결정할 수 있어 냉장고의 인공 지능 및/또는 머신 러닝 성능이 개선될 수 있다. 또한, 본 발명의 실시 예에 따르면, 냉장고가 물품을 사용하는 사용자의 개인정보 문제에 대한 부담 없이 적은 오버헤드로 서버와 협력하여 조인트 머신 러닝을 수행할 수 있다.
- [0222] 냉장고는 복수의 도어에 의해 차폐된 저장실에 식료품을 저온 보관할 수 있는 가전 기기이다. 냉장고는 냉동 사이클을 순환하는 냉매와의 열 교환을 통해 발생하는 냉기를 이용하여 저장 공간을 냉각함으로써 저장된 식료품을 냉장 또는 냉동 상태로 유지할 수 있다.
- [0223] 냉장고는 도 1에 도시된 단말기(100)의 일부 구성요소들 또는 도 3에 도시된 제1 러닝 디바이스(300a)의 일부 구성요소들을 포함하도록 구현될 수 있다. 본 발명의 일 실시 예에 따른 냉장고(100)는 무선 통신부(110), 입력부(120), 러닝 프로세서(130), 센싱부(140), 출력부(150), 인터페이스부(160), 메모리(170), 프로세서(180) 및 전원 공급부(190)를 포함할 수 있다. 도 1 및 도 3과 중복되는 설명은 생략하고 차이가 있는 부분을 위주로 설명한다.
- [0224] 냉장고는 복수의 저장 공간을 포함하는 저장실을 갖고, 복수의 저장 공간은 보관 물품의 종류, 형태, 보관 온도 등에 따라 다양하게 구분될 수 있다.
- [0225] 입력부(120)는 카메라(121), 마이크로폰(122) 및 사용자 입력부(123)를 포함할 수 있다.
- [0226] 카메라(121)는 냉장고의 전면에 배치되어 물품을 들고 있는 사용자의 영상 데이터를 획득할 수 있다. 다른 실시 예에서, 카메라(121)는 도어의 일 측에 배치되어 도어가 열린 상태에서 물품을 들고 있는 사용자 또는 저장실에 반입되는 물품에 대한 영상 데이터를 획득할 수도 있다. 또한, 카메라(121)는 복수의 저장 공간에 배치되어 각 저장 공간에 보관 중인 물품 및 각 저장 공간의 빈 공간에 대한 영상 데이터를 획득할 수 있다.
- [0227] 마이크로폰(122)은 사용자가 발화한 발화 음성(음성 명령)을 획득할 수 있다. 마이크로폰(122)은 사용자의 발화 음성을 더 정확하게 획득하기 위해 복수개로 구성될 수 있다. 복수의 마이크로폰(122)은 서로 다른 위치에 이격되어 배치될 수 있다. 실시 예에서, 마이크로폰(122)은 냉장고에 보관할 물품에 대한 레이블을 나타내는 사용자의 발화 음성을 획득할 수 있다.
- [0228] 사용자 입력부(123)는 사용자로부터 정보를 입력 받을 수 있다. 실시 예에서, 사용자 입력부(123)는 냉장고에

보관할 물품에 대한 레이블을 나타내는 정보를 입력 받을 수 있다.

- [0229] 출력부(150)는 디스플레이부(151), 음향 출력부(152) 및 광출력부(154)를 포함할 수 있다.
- [0230] 디스플레이부(151)는 사용자의 음성 데이터(음성 명령)에 대응하는 정보, 사용자의 발화 음성에 대응하는 처리 결과, 냉장고 내의 물품의 보관 상태 및 물품이 보관될 추천 저장 공간 등에 대한 정보를 표시할 수 있다. 디스플레이부(151)는 터치 스크린으로 구현되어 사용자 입력부(123)로 기능함과 동시에 출력 인터페이스를 제공할 수 있다.
- [0231] 음향 출력부(152)는 다양한 알림 메시지, 사용자의 발화 음성에 대응하는 정보 및 처리 결과 등을 음성으로 출력할 수 있다. 실시 예에서, 음향 출력부(152)는 사용자로 하여금 냉장고에 보관할 물품의 레이블을 입력하도록 유도하는 발화 유도 음성을 출력할 수 있다.
- [0232] 광출력부(154)는 저장실 내 복수의 저장 공간을 비추는 복수의 조명을 포함할 수 있다. 각 저장 공간에 적어도 하나의 조명이 대응할 수 있다.
- [0233] 프로세서(180)는 입력부(120)로부터 저장실에 보관될 물품에 관한 입력 데이터를 수신한다. 프로세서(180) 또는 러닝 프로세서(130)는 제1 인공 신경망을 사용하여 입력 데이터의 적어도 하나의 특징을 분석한다.
- [0234] 제1 인공 신경망에 의해 물품에 대한 레이블이 결정되지 않는 경우, 프로세서(180)는 입력부(120)를 통해 사용자로부터 물품에 대한 레이블을 획득하려고 시도할 수 있다. 그럼에도 불구하고, 물품에 대한 레이블이 입력되지 않는 경우, 프로세서(180) 또는 러닝 프로세서(130)는 제1 인공 신경망을 사용하여 비지도 학습을 수행함으로써 입력 데이터를 클러스터링(또는 군집화)할 수 있다. 클러스터링 결과, 해당 물품은 복수의 클러스터(또는 클래스) 중 어느 하나의 클러스터(또는 클래스)로 분류될 수 있다.
- [0235] 프로세서(180) 또는 러닝 프로세서(130)는 결정된 클러스터와 연관된 복수의 특징으로부터 복수의 샘플 특징을 추출하고, 추출된 샘플 특징들을 무선 통신부(110)를 통해 서버에 전송할 수 있다. 샘플 특징들을 추출하여 전송하는 것은 입력 데이터를 그대로 전송하는 것 또는 클러스터와 연관된 모든 특징들을 전송하는 것에 비해 오버헤드를 저감할 수 있다. 또한, 단지 특징들만 전송되므로 냉장고의 사용자에게 관한 개인정보가 서버에 제공될 염려가 없다.
- [0236] 프로세서(180)는, 샘플 특징들의 전송에 대한 응답으로, 서버로부터 샘플 특징들에 대한 레이블을 수신한다. 이러한 레이블은 서버에서 제2 인공 신경망을 사용하여 샘플 특징들을 분석함으로써 결정될 수 있다.
- [0237] 프로세서(180)는 제1 인공 신경망에 의해 결정된 레이블, 사용자로부터 입력된 레이블 또는 서버로부터 수신된 레이블에 기초하여, 복수의 저장 공간 중 해당 물품이 보관될 추천 저장 공간을 결정한다. 프로세서(180)는 해당 물품의 레이블, 복수의 저장 공간 중 빈 공간에 대한 정보 및 해당 물품의 보관 온도 등에 기초하여 해당 물품이 보관될 추천 저장 공간을 결정할 수 있다.
- [0238] 프로세서(180)는 결정된 추천 저장 공간을 출력부(150)를 통해 사용자에게 안내할 수 있다. 프로세서(180)는 디스플레이부(151) 및 음향 출력부(152) 중 적어도 하나를 통해 물품이 보관될 추천 저장 공간을 안내할 수 있다. 다른 실시 예에서, 프로세서(180)는 광출력부(154)의 복수의 조명 중 추천 저장 공간에 대응하는 적어도 하나의 조명을 턴온시킴으로써 물품이 보관될 추천 저장 공간을 안내할 수 있다.
- [0239] 도 10은 본 발명의 일 실시 예에 따른 냉장고의 제어 방법을 도시한 흐름도이다. 도 10에 도시된 방법은 서버에 통신가능하게 연결된 냉장고에 의해 수행될 수 있다.
- [0240] 냉장고의 입력부(120)는 저장실에 보관될 물품에 관한 입력 데이터를 획득한다(S1010). 입력 데이터는 물품의 영상 데이터를 포함할 수 있다.
- [0241] 냉장고의 프로세서(180) 또는 러닝 프로세서(130)는 제1 인공 신경망을 사용하여 물품에 관한 입력 데이터의 적어도 하나의 특징을 분석한다(S1020). 프로세서(180) 또는 러닝 프로세서(130)는 물품에 대한 레이블이 결정되는지 판단한다(S1030). 제1 인공 신경망에 의해 물품에 대한 레이블이 결정되는 경우, 프로세서(180)는 결정된 레이블에 기초하여 물품이 보관될 추천 저장 공간을 결정하고(S1090), 추천 저장 공간을 출력하여 사용자에게 알릴 수 있다(S1095).
- [0242] 제1 인공 신경망에 의해 물품에 대한 레이블이 결정되지 않는 경우, 프로세서(180)는 입력부(120)를 통해 물품에 대한 레이블이 입력되는지 확인한다(S1040). 물품에 대한 레이블이 입력되는 경우, 프로세서(180)는 무선 통신부(110)를 통해 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 물품에 대한 레이블을 제2 인공 신경망을 사용하는 서

버에 전송한다(S1045). 서버에 전송된 입력 데이터의 적어도 하나의 특징 및 물품에 대한 레이블은 서버에서 제 2 인공 신경망을 학습시키기 위한 훈련 데이터로서 사용될 수 있다. 이후, 프로세서(180)는 입력된 레이블에 기초하여 물품이 보관될 추천 저장 공간을 결정하고(S1090), 추천 저장 공간을 출력하여 사용자에게 알릴 수 있다(S1095).

[0243] 물품에 대한 레이블이 입력되지 않을 경우, 프로세서(180) 또는 러닝 프로세서(130)는 제1 인공 신경망을 사용하여 입력 데이터의 적어도 하나의 특징을 분석함으로써 물품이 속하는 클러스터를 결정한다(S1050). 프로세서(180) 또는 러닝 프로세서(130)는 결정된 클러스터와 연관된 복수의 특징으로부터 복수의 샘플 특징을 추출하고(S1060), 추출된 샘플 특징들을 무선 통신부(110)를 통해 제2 인공 신경망을 사용하는 서버에 전송한다(S1070).

[0244] 프로세서(180) 또는 러닝 프로세서(130)는, 복수의 샘플 특징의 전송에 대한 응답으로, 서버로부터 복수의 샘플 특징에 대한 레이블을 수신한다(S1080). 수신된 레이블은 서버에서 제2 인공 신경망을 사용하여 복수의 샘플 특징을 분석함으로써 결정될 수 있다. 프로세서(180) 또는 러닝 프로세서(130)는 수신된 레이블에 기초하여 물품이 보관될 추천 저장 공간을 결정하고(S1090), 추천 저장 공간을 출력하여 사용자에게 알릴 수 있다(S1095).

[0245] 이상 설명된 본 발명에 따른 실시 예는 컴퓨터 상에서 다양한 구성요소를 통하여 실행될 수 있는 컴퓨터 프로그램의 형태로 구현될 수 있으며, 이와 같은 컴퓨터 프로그램은 컴퓨터로 판독 가능한 매체에 기록될 수 있다. 이때, 매체는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체, CD-ROM 및 DVD와 같은 광기록 매체, 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical medium), 및 ROM, RAM, 플래시 메모리 등과 같은, 프로그램 명령어를 저장하고 실행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치를 포함할 수 있다.

[0246] 한편, 상기 컴퓨터 프로그램은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것이거나 컴퓨터 소프트웨어 분야의 통상의 기술자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수 있다. 컴퓨터 프로그램의 예에는, 컴파일러에 의하여 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용하여 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드도 포함될 수 있다.

[0247] 본 발명의 명세서(특히 특허청구범위에서)에서 "상기"의 용어 및 이와 유사한 지시 용어의 사용은 단수 및 복수 모두에 해당하는 것일 수 있다. 또한, 본 발명에서 범위(range)를 기재한 경우 상기 범위에 속하는 개별적인 값을 적용한 발명을 포함하는 것으로서(이에 반하는 기재가 없다면), 발명의 상세한 설명에 상기 범위를 구성하는 각 개별적인 값을 기재한 것과 같다.

[0248] 본 발명에 따른 방법을 구성하는 단계들에 대하여 명백하게 순서를 기재하거나 반하는 기재가 없다면, 상기 단계들은 적당한 순서로 행해질 수 있다. 반드시 상기 단계들의 기재 순서에 따라 본 발명이 한정되는 것은 아니다. 본 발명에서 모든 예들 또는 예시적인 용어(예를 들어, 등등)의 사용은 단순히 본 발명을 상세히 설명하기 위한 것으로서 특허청구범위에 의해 한정되지 않는 이상 상기 예들 또는 예시적인 용어로 인해 본 발명의 범위가 한정되는 것은 아니다. 또한, 통상의 기술자는 다양한 수정, 조합 및 변경이 부가된 특허청구범위 또는 그 균등물의 범주 내에서 설계 조건 및 팩터에 따라 구성될 수 있음을 알 수 있다.

[0249] 따라서, 본 발명의 사상은 상기 설명된 실시 예에 국한되어 정해져서는 아니 되며, 후술하는 특허청구범위뿐만 아니라 이 특허청구범위와 균등한 또는 이로부터 등가적으로 변경된 모든 범위는 본 발명의 사상의 범주에 속한다고 할 것이다.

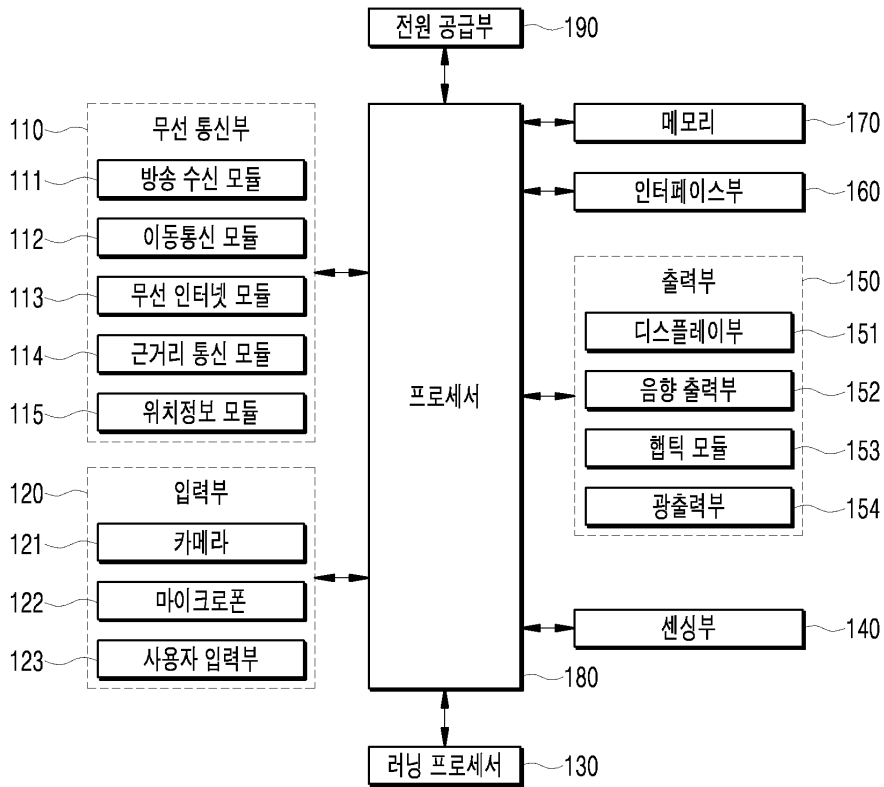
부호의 설명

- [0250] 100: 단말기
- 210: 클라우드 네트워크 220: 서버
- 230: 가전 기기 240: 스마트폰
- 250: XR 장치 260: 자율 주행 차량
- 270: 로봇
- 300a: 제1 러닝 디바이스 332a: 제1 인공 신경망
- 300b: 제2 러닝 디바이스 332b: 제2 인공 신경망

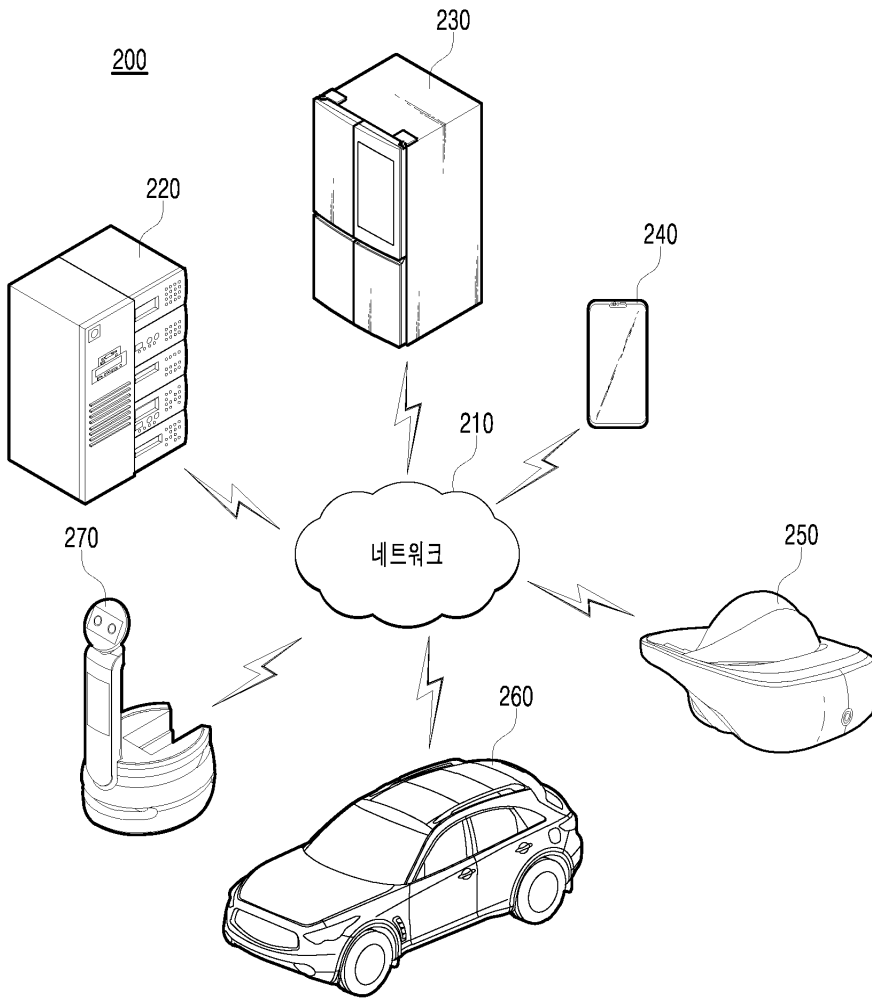
도면

도면1

100

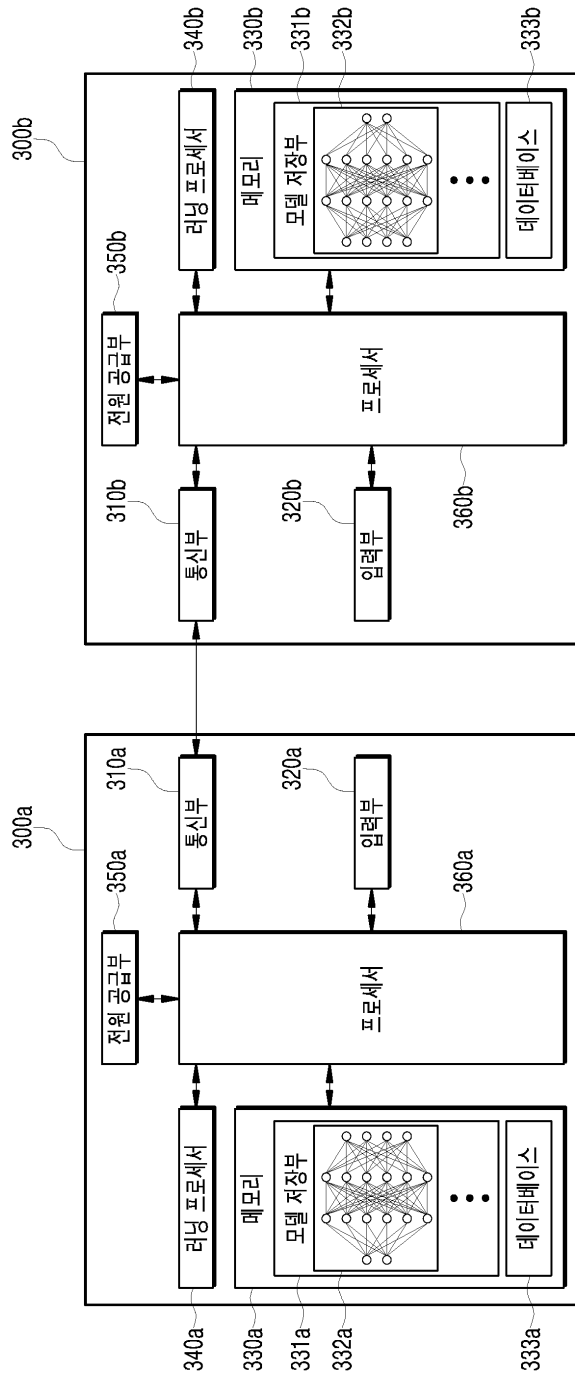


도면2

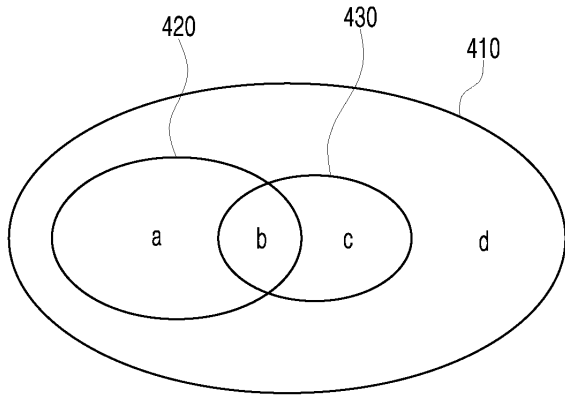


도면3

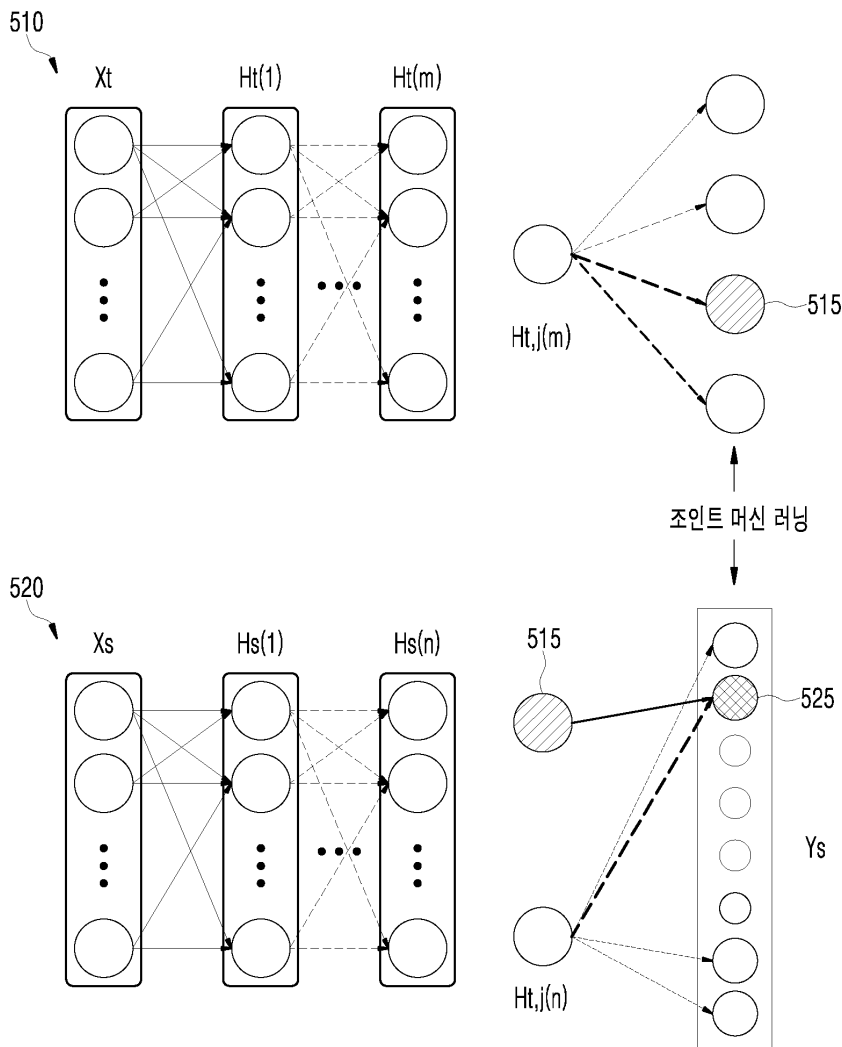
300



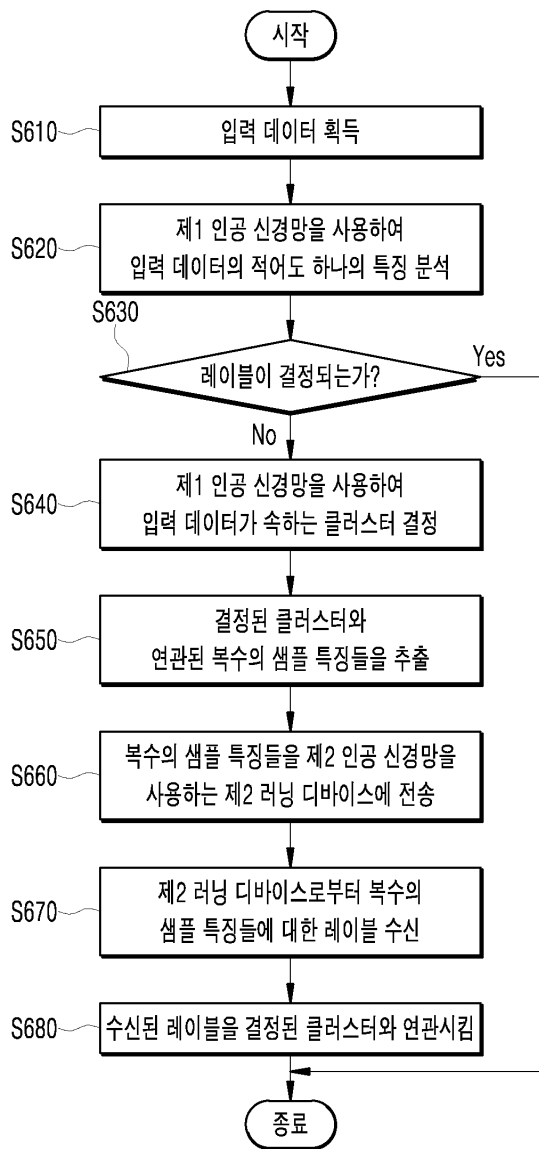
도면4



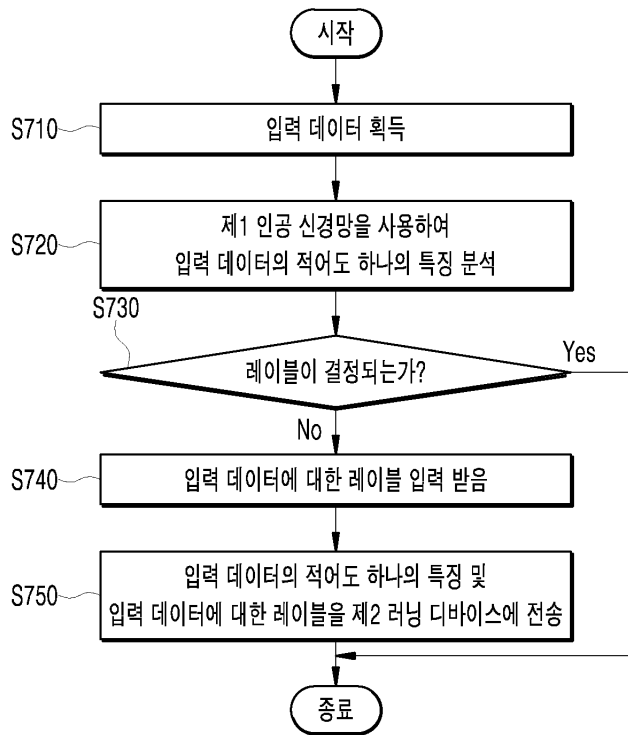
도면5



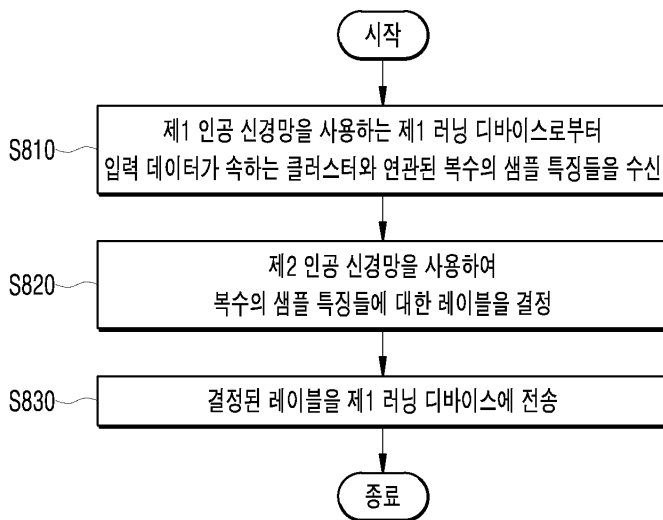
도면6



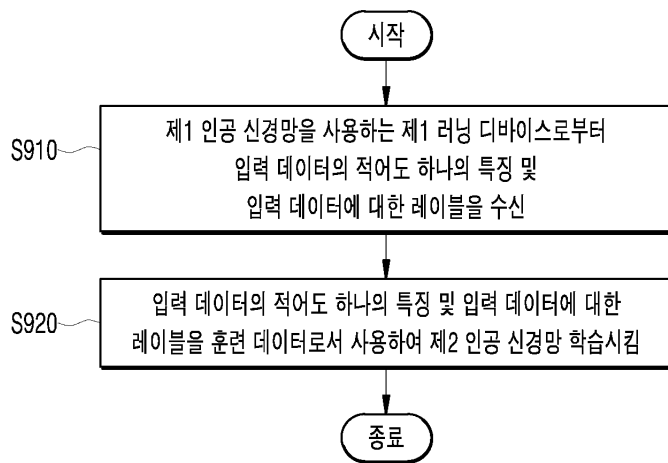
도면7



도면8



도면9



도면10

