



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2020년01월17일
(11) 등록번호 10-2067013
(24) 등록일자 2020년01월10일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2006.01) G06N 99/00 (2019.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/08 (2013.01)
G06N 20/00 (2019.01)
(21) 출원번호 10-2016-0129701
(22) 출원일자 2016년10월07일
심사청구일자 2017년11월01일
(65) 공개번호 10-2018-0039204
(43) 공개일자 2018년04월18일
(56) 선행기술조사문헌
US20160217387 A1*
마쓰오 유타카. 인공지능과 딥러닝. 동아 엠앤비.
2016.07.25., 134~135페이지
WO2016118815 A1
US20150193693 A1
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
한국전자통신연구원
대전광역시 유성구 가정로 218 (가정동)
(72) 발명자
이연희
대전광역시 유성구 노은로 353
김영민
대전시 유성구 전민로 30, 전민동 아이캐슬101호
(뒀면에 계속)
(74) 대리인
특허법인지명

전체 청구항 수 : 총 20 항

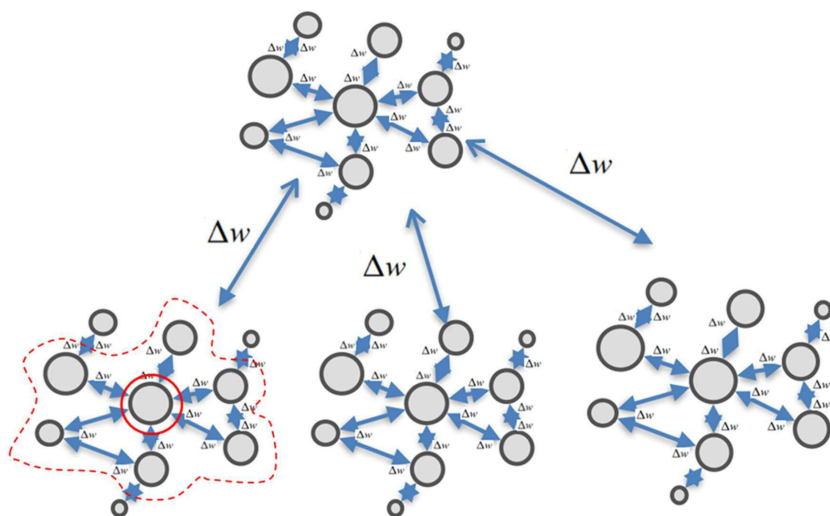
심사관 : 최정권

(54) 발명의 명칭 **사물들의 집단 기계학습 장치 및 방법**

(57) 요약

본 발명은 사물들의 집단 기계학습 장치 및 방법에 관한 것으로서, 본 발명의 실시예에 따른 사물들의 집단 기계 학습 장치는 외부로부터 유입되는 입력 데이터와 정답을 함께 입력받고, 상기 입력 데이터로부터 상기 정답을 이끌어내기 위한 학습 모델을 생성하는 개별기계학습부, 주변의 다른 단말들의 학습 결과를 수신하고, 상기 개별기계학습부에서 생성된 상기 학습 모델과 상기 수신된 학습 결과를 이용하여 학습 모델을 도출하는 집단기계학습부, 상기 개별기계학습부 및 상기 집단기계학습부로부터 수신되는 학습 모델 정보를 이용하여 실시간으로 학습 결과를 갱신하고 관리하는 학습결과 관리부를 포함한다.

대표도 - 도1



(72) 발명자

김현재

인천광역시 부평구 골포로 158, 502동 2001호 (삼산동, 행복한마을서해그랑블)

배지훈

대전광역시 유성구 관평동 배울2로 42

유재학

대전광역시 유성구 배울1로 35 405동 1101호 (관평동, 쌍용스윗닷홈)

김귀훈

대전광역시 서구 만년로 25, 105동 1002호 (만년동, 강변아파트)

표철식

대전광역시 서구 만년로 25, 109동 701호 (만년동, 강변아파트)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711033613

부처명 미래창조과학부

연구관리전문기관 국가과학기술연구회

연구사업명 국가과학기술연구회연구운영비지원

연구과제명 자가학습형 지식융합 슈퍼브레인 핵심기술 개발

기 여 율 1/1

주관기관 한국전자통신연구원

연구기간 2015.12.01 ~ 2016.11.30

명세서

청구범위

청구항 1

외부로부터 유입되는 입력 데이터와 정답을 함께 입력받고, 상기 입력 데이터로부터 상기 정답을 이끌어내기 위한 학습단말의 제1 학습 모델을 생성하는 개별기계학습부;

주변의 다른 단말들의 학습 결과를 수신하고, 상기 제1 학습 모델과 상기 수신된 학습 결과를 이용하여 상기 다른 단말들의 제2 학습 모델을 도출하는 집단기계학습부; 및

상기 제1 및 제2 학습 모델 정보를 이용하여 실시간으로 상기 학습단말의 학습 결과를 갱신하고 관리하는 학습 결과 관리부;를 포함하되,

상기 집단기계학습부는,

상기 다른 단말로부터 수신되는 특성 정보와 학습정보를 이용하여 다른 단말의 신뢰도를 계산한 후 다른 단말로부터 수신되는 학습모델의 파라미터 또는 파라미터의 기울기값에 신뢰도를 적용하여 학습단말의 학습 결과 갱신을 요청하는 것인 사물들의 집단 기계학습 장치.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 개별기계학습부는,

에러를 최소화하는 최적화 과정을 수행하기 위해, 상기 입력데이터를 이용하여 학습을 진행하여 에러함수에 대한 파라미터의 기울기값을 구하고, 상기 제1 학습 모델의 최초 파라미터로부터, 상기 구해진 에러 함수에 대한 파라미터의 기울기값의 반대방향으로 파라미터값을 이동시키고, 그 이동결과를 토대로 상기 학습결과 관리부에 상기 학습 결과의 갱신을 요청하는 것

인 사물들의 집단 기계학습 장치.

청구항 3

제1항에 있어서, 상기 집단기계학습부는,

기설정된 일정 간격으로 주변의 적어도 하나의 단말을 탐색하고, 탐색된 적어도 하나의 단말이 집단학습의 대상 단말인지 여부를 판단하는 집단학습단말관리부;

상기 적어도 하나의 대상단말로부터 특성정보와 상기 대상단말의 사용자정보 및 학습정보를 수신하고, 수신된 상기 대상단말의 특성정보, 학습정보를 이용하여 상기 대상단말의 신뢰도를 계산하는 신뢰도판단부; 및

상기 대상단말로부터 주기적으로 학습모델의 파라미터 또는 상기 파라미터의 기울기값을 수신하고, 수신된 상기 파라미터 또는 상기 파라미터의 기울기값에 상기 신뢰도판단부에 의해 계산된 신뢰도를 적용하여 상기 학습결과 관리부에 갱신을 요청하는 집단학습갱신부;

를 포함하는 것인 사물들의 집단 기계학습 장치.

청구항 4

제3항에 있어서, 상기 집단학습단말관리부는,

탐색된 상기 주변 단말에서 학습하는 학습 종류와 상기 학습단말의 학습 종류가 동일한 분류로 구분되어 있으면, 탐색된 상기 주변 단말을 상기 대상단말인 것으로 판단하는 것

인 사물들의 집단 기계학습 장치.

청구항 5

제3항에 있어서, 상기 신뢰도판단부는,

상기 대상단말과 상기 학습단말, 또는 상기 대상단말과 상기 학습단말의 사용자 간의 유사도, 상기 대상단말이 학습한 모델의 성숙도 중 적어도 하나를 고려하여 상기 신뢰도를 계산하는 것

인 사물들의 집단 기계학습 장치.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 유사도에 비례하여 신뢰도가 기설정될 수 있으며,

상기 신뢰도판단부는,

상기 유사도 고려 시, 상기 대상단말 특성정보 및 사용자정보와 상기 학습단말의 특성정보와 사용자정보 간의 유사도를 측정하고, 측정된 상기 유사도에 대응되어 기설정된 신뢰도를 책정하는 것

인 사물들의 집단 기계학습 장치.

청구항 7

제5항에 있어서,

에러함수의 파라미터에 대한 기울기값에 반비례하여 신뢰도가 기설정될 수 있으며,

상기 신뢰도판단부는,

상기 학습 모델의 성숙도 고려 시, 상기 대상단말의 에러함수의 파라미터에 대한 기울기값을 수신하고, 수신된 상기 기울기값에 대응하여 기설정된 신뢰도를 책정하는 것

인 사물들의 집단 기계학습 장치.

청구항 8

제3항에 있어서, 상기 신뢰도판단부는,

상기 대상단말의 운영체제, CPU 리소스, 메모리 크기, 에너지 사용량 정보, 위치 정보, 설치 어플리케이션 정보 중 적어도 하나의 특성 정보를 수신하고, 상기 대상 단말의 사용자의 성별, 나이, 취미, 주거지역, 관심사 중 적어도 하나의 사용자 특성정보, 상기 대상단말의 학습 종류, 학습 모델, 파라미터 중 적어도 하나의 학습정보를 수신하는 것

인 사물들의 집단 기계학습 장치.

청구항 9

제3항에 있어서, 상기 신뢰도판단부는,

복수의 대상단말의 학습모델에 대한 파라미터값들을 시간대별로 관리하는 상기 학습결과관리부에게 임의의 시간 t 에서 임의의 대상단말 i 에 대한 학습모델의 파라미터값들의 평균값 및 표준편차 중 적어도 하나를 포함하는 통계값을 기반으로 상기 임의의 대상단말 i 에 대한 신뢰도 정보를 판단하는 것

인 사물들의 집단 기계학습 장치.

청구항 10

제9항에 있어서, 상기 신뢰도판단부는,

자신 또는 상기 대상단말의 특성정보가 변경된 경우, 또는 기설정된 특정 주기별로 상기 신뢰도를 재계산하여 집단학습을 반복하는 것

인 사물들의 집단 기계학습 장치.

청구항 11

제1항에 있어서, 상기 학습결과관리부는,

상기 개별기계학습부 및 상기 집단기계학습부 중 적어도 하나로부터 전달받은 학습 모델의 파라미터값을 주기적으로 또는 별도의 갱신 요청시 마다 일정한 학습비율에 의해 최종학습결과를 갱신하며, 갱신된 상기 최종학습결과는 상기 개별기계학습부 및 상기 집단기계학습부 중 적어도 하나에 전달되어 학습 동작 또는 신뢰도 계산을 수행하는데 활용되는 것

인 사물들의 집단 기계학습 장치.

청구항 12

외부로부터 유입되는 입력 데이터와 정답을 함께 입력받는 입력단계;

상기 입력 데이터로부터 상기 정답을 이끌어내기 위한 학습단말의 제1 학습 모델을 생성하는 개별학습단계;

주변의 다른 단말들의 학습 결과를 수신하는 수신단계;

상기 제1 학습 모델과 상기 수신된 학습 결과를 이용하여 상기 다른 단말들의 제2 학습 모델을 도출하는 집단학습단계;

상기 제1 및 제2 학습 모델 정보를 이용하여 실시간으로 상기 학습단말의 학습 결과를 갱신하고 관리하는 학습결과 관리단계;를 포함하되,

상기 집단기계학습단계는,

상기 다른 단말로부터 수신되는 특성 정보와 학습정보를 이용하여 다른 단말의 신뢰도를 계산한 후 다른 단말로부터 수신되는 학습모델의 파라미터 또는 파라미터의 기울기값에 신뢰도를 적용하여 학습단말의 학습 결과 갱신을 요청하는 것인 사물들의 집단 기계학습 방법.

청구항 13

제12항에 있어서, 상기 개별학습단계는,

상기 입력데이터를 이용하여 학습을 진행함에 따라 에러함수에 대한 파라미터의 기울기값을 구하는 단계; 및

상기 제1 학습 모델의 최초 파라미터로부터, 상기 구해진 에러 함수에 대한파라미터의 기울기값의 반대방향으로 파라미터값을 이동시키고, 상기 이동 결과를 토대로 상기 학습단말의 학습 결과의 갱신을 하는 단계;

를 포함하는 것인 사물들의 집단 기계학습 방법.

청구항 14

제12항에 있어서, 상기 집단학습단계는,

기설정된 일정 간격으로 주변의 적어도 하나의 단말을 탐색하는 단계
 탐색된 적어도 하나의 단말이 집단학습의 대상단말인지 여부를 판단하는 단계;
 상기 적어도 하나의 대상단말로부터 특성정보 및 학습정보를 수신하는 단계;
 수신된 상기 대상단말의 특성정보 및 학습정보를 이용하여 상기 대상단말의 신뢰도를 계산하는 단계;
 상기 대상단말로부터 주기적으로 학습모델의 파라미터 또는 상기 파라미터의 기울기값을 수신하는 단계; 및
 수신된 상기 파라미터 또는 상기 파라미터의 기울기값에 상기 계산된 신뢰도를 적용하여 학습결과를 갱신하는 단계;
 를 포함하는 것인 사물들의 집단 기계학습 방법.

청구항 15

제14항에 있어서, 상기 대상단말인지 여부를 판단하는 단계는,
 탐색된 상기 주변 단말에서 학습하는 학습 종류와 상기 학습단말의 학습 종류가 동일한 분류로 구분되어
 있으면, 탐색된 상기 주변 단말을 상기 대상단말인 것으로 판단하는 것
 인 사물들의 집단 기계학습 방법.

청구항 16

제14항에 있어서, 상기 대상단말의 신뢰도를 계산하는 단계는,
 상기 대상단말과 상기 학습단말, 또는 상기 대상단말과 상기 학습단말의 사용자 간의 유사도, 상기 대상단말이
 학습한 모델의 성숙도 중 적어도 하나를 고려하여 상기 신뢰도를 계산하는 것
 인 사물들의 집단 기계학습 방법.

청구항 17

제16항에 있어서, 상기 대상단말의 신뢰도를 계산하는 단계는,
 상기 유사도 고려 시, 상기 대상단말 특성정보 및 사용자정보와 상기 학습단말의 특성정보와 사용자정보 간의
 유사도를 측정하고, 측정된 상기 유사도에 비례하여 기설정된 값을 상기 신뢰도로 책정하며, 상기 학습 모델의
 성숙도 고려 시, 상기 대상단말의 에러함수의 파라미터에 대한 기울기값을 수신하고, 수신된 상기 기울기값에
 반비례하여 기설정된 값을 상기 신뢰도로 책정하는 것
 인 사물들의 집단 기계학습 방법.

청구항 18

제14항에 있어서, 상기 대상단말로부터 특성정보 및 학습정보를 수신하는 단계는,
 상기 대상단말의 운영체제, CPU 리소스, 메모리 크기, 에너지 사용량 정보, 위치 정보, 설치 어플리케이션 정보
 중 적어도 하나의 특성 정보를 수신하고, 상기 대상단말의 학습 종류, 학습 모델, 파라미터 중 적어도 하나의
 학습정보를 수신하는 것
 인 사물들의 집단 기계학습 방법.

청구항 19

제14항에 있어서,

복수의 대상단말의 학습모델에 대한 파라미터값들을 시간대별로 관리하는 단계
를 더 포함하며,

상기 대상단말의 신뢰도를 계산하는 단계는,

임의의 시간 t에서 상기 복수의 대상단말 중 임의의 대상단말 i에 대한 학습모델의 파라미터값들의 평균값 및 표준편차 중 적어도 하나를 포함하는 통계값을 기반으로 상기 임의의 대상단말 i에 대한 신뢰도 정보를 반환하는 것

인 사물들의 집단 기계학습 방법.

청구항 20

제12항에 있어서, 상기 학습결과 관리단계는,

상기 개별학습단계 및 상기 집단학습단계 중 적어도 하나의 단계의 학습 모델의 파라미터값을 주기적으로 또는 별도의 갱신 요청 시 마다 일정한 학습비율에 의해 최종학습결과를 갱신하며, 갱신된 상기 최종학습결과는 상기 개별학습단계 및 상기 집단학습단계 중 적어도 하나의 단계의 학습 동작 또는 신뢰도 계산 시 활용되는 것

인 사물들의 집단 기계학습 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 사물 인터넷(IoT) 기술에 관한 것으로, 특히 기계학습능력을 가지는 하나 이상의 사물 디바이스를 이용한 집단기계학습 장치 및 그 동작 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 기계학습은 인공지능의 한 분야로 기계를 인간처럼 학습시켜 스스로 규칙을 형성할 수 있게 하는 있는 방법이다. 구체적으로, 기계학습은 데이터를 분석해서 특정 패턴을 발견하고, 이를 학습하는 모델을 구축하는 기술을 말한다. 예컨대, 기계학습은 주어진 문제에 대하여 기존의 데이터를 이용하여 컴퓨터에게 해당 문제를 풀 수 있는 방법을 가르쳐 주는 통계적 접근 방법이라고 할 수 있다. 이는 인간의 추론방식과 유사하며, 주어진 데이터에서 일반화된 지식을 추출한다. 따라서, 기계학습을 통한 학습 프로그램은 데이터가 많아질수록 성능이 끊임없이 향상될 수 있다는 점에서 기존의 프로그래밍 방식과는 근본적으로 다른 새로운 패러다임이다.

[0003] 기계학습의 기본적인 학습원리는 기계가 오류를 범할 때마다 정답과 오답의 차이를 계산하여 정답과 오답 간의 차이를 줄여주는 방향으로 오류를 교정하는 과정을 반복하면서 성공률을 향상하는 방식이다. 예컨대, 인터넷 쇼핑몰의 추천서비스의 경우, 쇼핑몰 방문고객의 과거의 쇼핑데이터를 학습하여 새로운 상품을 추천하고 고객이 추천된 상품을 구매하는 경우, 긍정적 학습 예가 되어 다음 쇼핑에서 유사한 상품의 추천을 더 강하게 하도록 학습한다. 반대로, 추천한 상품에 대해 고객이 반응을 보이지 않을 경우, 부정적 학습 예로 간주하여 해당 상품과 유사한 상품을 추천하지 않은 방향으로 학습한다. 이러한 추천과 사용자로부터의 피드백이 반복되면서 점차 고객의 성향에 최적화된 학습 모델을 가지게 되어 추천의 성공률이 향상된다.

[0004] 오늘날, 구글의 자율주행 자동차, Skype의 실시간 언어번역기, 페이스북의 스마트 뉴스피드 등 인공지능에 기반을 둔 각종 서비스들이 쏟아져 나오기 시작했다. 인공지능 기술의 상용화에 결정적인 역할을 한 것은, 고성능의 병렬계산 프로세서와 다양한 사물을 연결하는 사물인터넷 기술, 수십 년간 축적된 빅데이터, 그리고 축적된 데이터에 의해 기계학습 정확도의 향상으로 이어진 점이라고 할 수 있다.

[0005] 일반적으로 사물들은 컴퓨팅 능력이 상대적으로 낮기 때문에, 기계학습 엔진이 장착된 고성능 서버나 클라우드로 이동하여 학습을 하는 경우가 많다. 하지만 이런 방식은 몇 가지 문제를 야기할 수 있다. 우선, 무수히 많은 사물로부터 시시각각 발생하는 데이터를 기계학습 엔진이 있는 서버나 클라우드로 지속적으로 이동하는 것은

네트워크의 부하를 가중시킬 수 있다. 또한, 네트워크 부하로 인해 사물로부터 미처 이동하지 못한 데이터는 근본적으로 버려지는 경우가 많다.

[0006] 특정 IoT 단말이나 단말의 사용자에게 특화된 문제에 대한 모델을 학습하는 경우, 학습된 모델을 이용한 예측과 예측에 대한 사용자로부터의 반응이 단말에서 이루어지는 특징이 있다. 따라서 이러한 문제의 도메인에 클라우드와 같은 중앙집중방식의 학습방법을 적용할 경우, 학습된 결과를 사용자에게 적용하기 위해서 또 다시 해당 사물이 위치한 지점까지 학습된 모델과 파라미터가 이동되어야 하므로, 학습 결과를 실제 적용하여 인공지능의 판단 효과를 발생시키기까지 상당한 지연이 초래될 수 있다. 아울러, 개인용 휴대단말의 경우, 사물이 특정 개인의 성향과 특성정보가 데이터에 포함될 수 있기 때문에, 클라우드와 같은 타 서비스 사업자의 네트워크 영역으로 이동함에 따라 중요한 프라이버시 침해 문제가 야기될 수 있다.

[0007] 최근에는 사물 자체의 컴퓨팅 성능의 확장함에 따라 인공지능을 사물에 직접 탑재하여 학습과 학습 결과를 적용하는 경우가 늘고 있다. 드론에 스스로 학습하는 능력을 이용하여 인명을 구조하거나 군사적으로 활용하거나, 또는 에너지의 사용량을 예측하는 IoT 디바이스들(단말들)이 건물 내의 각 방에 배치되어 각 위치에서의 온도, 습도, 인구밀도를 고려한 에너지 사용량 모델을 학습하여 스스로 쾌적한 환경을 조정하는 것이 이 같은 예이다. 하지만, 상대적으로 낮은 처리 및 저장 성능을 가지고, 학습데이터 또한 특정한 단일 사물에 국한되기 때문에, 데이터의 양과 다양성의 문제로 모델의 정확도를 향상하는 방법에 제한이 따른다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본 발명의 목적은 유사 또는 동일한 문제를 학습하고 있는 사물 디바이스들이 학습 중이거나 학습한 모델의 파라미터를 서로 조율하여 학습에 적용함으로써 개별학습의 성능을 높이는 집단자가학습 방법을 제공함에 있다.

과제의 해결 수단

[0009] 진술한 과제를 달성하기 위한 본 발명의 일 양상에 따른 사물들의 집단 기계학습 장치는 외부로부터 유입되는 입력 데이터와 정답을 함께 입력받고, 상기 입력 데이터로부터 상기 정답을 이끌어내기 위한 학습단말의 제1 학습 모델을 생성하는 개별기계학습부, 주변의 다른 단말들의 학습 결과를 수신하고, 상기 제1 학습 모델과 상기 수신된 학습 결과를 이용하여 상기 다른 단말들의 제2 학습 모델을 도출하는 집단기계학습부, 상기 제1 및 제2 학습 모델 정보를 이용하여 실시간으로 상기 학습단말의 학습 결과를 갱신하고 관리하는 학습결과 관리부를 포함한다.

[0010] 상기 개별기계학습부는 에러를 최소화하는 최적화 과정을 수행하기 위해, 상기 입력데이터를 이용하여 학습을 진행하여 에러함수에 대한 파라미터의 기울기값을 구하고, 상기 제1 학습 모델의 최초 파라미터로부터, 상기 구해진 에러 함수에 대한 파라미터의 기울기값의 반대방향으로 파라미터값을 이동시키고, 그 이동결과를 토대로 상기 학습결과 관리부에 상기 학습 결과의 갱신을 요청한다.

[0011] 상기 집단기계학습부는 기설정된 일정 간격으로 주변의 적어도 하나의 단말을 탐색하고, 탐색된 적어도 하나의 단말이 집단학습의 대상단말인지 여부를 판단하는 집단학습단말관리부, 상기 적어도 하나의 대상단말로부터 특성정보와 상기 대상단말의 사용자정보 및 학습정보를 수신하고, 수신된 상기 대상단말의 특성정보, 학습정보를 이용하여 상기 대상단말의 신뢰도를 계산하는 신뢰도판단부, 및 상기 대상단말로부터 주기적으로 학습모델의 파라미터 또는 상기 파라미터의 기울기값을 수신하고, 수신된 상기 파라미터 또는 상기 파라미터의 기울기값에 상기 신뢰도판단부에 의해 계산된 신뢰도를 적용하여 상기 학습결과관리부에 갱신을 요청하는 집단학습갱신부를 포함한다.

[0012] 상기 집단학습단말관리부는 탐색된 상기 주변 단말에서 학습하는 학습 종류와 상기 학습단말의 학습 종류가 동일한 분류로 구분되어 있으면, 탐색된 상기 주변 단말을 상기 대상단말인 것으로 판단한다.

[0013] 상기 신뢰도판단부는 상기 대상단말과 상기 학습단말, 또는 상기 대상단말과 상기 학습단말의 사용자 간의 유사도, 상기 대상단말이 학습한 모델의 성숙도 중 적어도 하나를 고려하여 상기 신뢰도를 계산한다.

[0014] 상기 유사도에 비례하여 신뢰도가 기설정될 수 있으며, 상기 신뢰도판단부는 상기 대상단말 특성정보 및 사용자

정보와 상기 학습단말의 특성정보와 사용자정보 간의 유사도를 측정하고, 측정된 상기 유사도에 대응되어 기설정된 신뢰도를 책정한다.

- [0015] 상기 예러함수의 파라미터에 대한 기울기값에 반비례하여 신뢰도가 기설정될 수 있으며, 상기 신뢰도 판단부는 상기 대상단말의 예러함수의 파라미터에 대한 기울기값을 수신하고, 수신된 상기 기울기값에 대응하여 기설정된 신뢰도를 책정한다.
- [0016] 상기 신뢰도판단부는 상기 대상단말의 운영체제, CPU 리소스, 메모리 크기, 에너지 사용량 정보, 위치 정보, 설치 어플리케이션 정보 중 적어도 하나의 특성 정보를 수신하고, 상기 대상 단말의 사용자의 성별, 나이, 취미, 주거지역, 관심사 중 적어도 하나의 사용자 특성정보, 상기 대상단말의 학습 종류, 학습 모델, 파라미터 중 적어도 하나의 학습정보를 수신한다.
- [0017] 상기 신뢰도판단부는 복수의 대상단말의 학습모델에 대한 파라미터값들을 시간대별로 관리하는 상기 학습결과관리부에게 임의의 시간 t 에서 임의의 대상단말 i 에 대한 학습모델의 파라미터값들의 평균값 및 표준편차 중 적어도 하나를 포함하는 통계값을 기반으로 상기 임의의 대상단말 i 에 대한 신뢰도 정보를 판단한다.
- [0018] 상기 신뢰도판단부는 자신 또는 상기 대상단말의 특성정보가 변경된 경우, 또는 기설정된 특정 주기별로 상기 신뢰도를 재계산하여 집단학습을 반복한다.
- [0019] 상기 학습결과관리부는 상기 개별기계학습부 및 상기 집단기계학습부 중 적어도 하나로부터 전달받은 학습 모델의 파라미터값을 주기적으로 또는 별도의 갱신 요청시 마다 일정한 학습비율에 의해 최종학습결과를 갱신하며, 갱신된 상기 최종학습결과는 상기 개별기계학습부 및 상기 집단기계학습부 중 적어도 하나에 전달되어 학습 동작 또는 신뢰도 계산을 수행하는데 활용된다.
- [0020] 한편, 전술한 과제를 달성하기 위한 본 발명의 다른 양상에 따른 사물들의 집단 기계학습 방법은 외부로부터 유입되는 입력 데이터와 정답을 함께 입력받는 입력단계, 상기 입력 데이터로부터 상기 정답을 이끌어내기 위한 학습단말의 제1 학습 모델을 생성하는 개별학습단계, 주변의 다른 단말들의 학습 결과를 수신하는 수신단계, 상기 제1 학습 모델과 상기 수신된 학습 결과를 이용하여 상기 다른 단말들의 제2 학습 모델을 도출하는 집단학습단계, 상기 제1 및 제2 학습 모델 정보를 이용하여 실시간으로 상기 학습단말의 학습 결과를 갱신하고 관리하는 학습결과 관리단계를 포함한다.
- [0021] 상기 개별학습단계는 상기 입력데이터를 이용하여 학습을 진행함에 따라 예러함수에 대한 파라미터의 기울기값을 구하는 단계, 및 상기 제1 학습 모델의 최초 파라미터로부터, 상기 구해진 예러 함수에 대한파라미터의 기울기값의 반대방향으로 파라미터값을 이동시키고, 상기 이동 결과를 토대로 상기 학습단말의 학습 결과의 갱신하는 단계를 포함한다.
- [0022] 상기 집단학습단계는 기설정된 일정 간격으로 주변의 적어도 하나의 단말을 탐색하는 단계, 탐색된 적어도 하나의 단말이 집단학습의 대상단말인지 여부를 판단하는 단계, 상기 적어도 하나의 대상단말로부터 특성정보 및 학습정보를 수신하는 단계, 수신된 상기 대상단말의 특성정보 및 학습정보를 이용하여 상기 대상단말의 신뢰도를 계산하는 단계, 상기 대상단말로부터 주기적으로 학습모델의 파라미터 또는 상기 파라미터의 기울기값을 수신하는 단계, 및 수신된 상기 파라미터 또는 상기 파라미터의 기울기값에 상기 계산된 신뢰도를 적용하여 학습결과를 갱신하는 단계를 포함한다.
- [0023] 상기 대상단말인지 여부를 판단하는 단계는 탐색된 상기 주변 단말에서 학습하는 학습 종류와 상기 학습단말의 학습 종류가 동일한 분류로 구분되어 있으면, 탐색된 상기 주변 단말을 상기 대상단말인 것으로 판단한다.
- [0024] 상기 대상단말의 신뢰도를 계산하는 단계는 상기 대상단말과 상기 학습단말, 또는 상기 대상단말과 상기 학습단말의 사용자 간의 유사도, 상기 대상단말이 학습한 모델의 성숙도 중 적어도 하나를 고려하여 상기 신뢰도를 계산한다.
- [0025] 상기 대상단말의 신뢰도를 계산하는 단계는 상기 대상단말 특성정보 및 사용자정보와 상기 학습단말의 특성정보와 사용자정보 간의 유사도를 측정하고, 측정된 상기 유사도에 비례하여 기설정된 값을 상기 신뢰도로 책정하며, 상기 대상단말의 예러함수의 파라미터에 대한 기울기값을 수신하고, 수신된 상기 기울기값에 반비례하여 기설정된 값을 상기 신뢰도로 책정한다.
- [0026] 상기 대상단말로부터 특성정보 및 학습정보를 수신하는 단계는 상기 대상단말의 운영체제, CPU 리소스, 메모리 크기, 에너지 사용량 정보, 위치 정보, 설치 어플리케이션 정보 중 적어도 하나의 특성 정보를 수신하고, 상기

대상단말의 학습 종류, 학습 모델, 파라미터 중 적어도 하나의 학습정보를 수신한다.

[0027] 상기 본 발명의 다른 양상에 따른 사물들의 집단 기계학습 방법은 복수의 대상단말의 학습모델에 대한 파라미터 값들을 시간대별로 관리하는 단계를 더 포함하며, 상기 대상단말의 신뢰도를 계산하는 단계는, 임의의 시간 t 에서 상기 복수의 대상단말 중 임의의 대상단말 i 에 대한 학습모델의 파라미터값들의 평균값 및 표준편차 중 적어도 하나를 포함하는 통계값을 기반으로 상기 임의의 대상단말 i 에 대한 신뢰도 정보를 반환한다.

[0028] 상기 학습결과 관리단계는 상기 개별학습단계 및 상기 집단학습단계 중 적어도 하나의 단계의 학습 모델의 파라미터값을 주기적으로 또는 별도의 갱신 요청 시 마다 일정한 학습비율에 의해 최종학습결과를 갱신하며, 갱신된 상기 최종학습결과는 상기 개별학습단계 및 상기 집단학습단계 중 적어도 하나의 단계의 학습 동작 또는 신뢰도 계산 시 활용된다.

발명의 효과

[0029] 본 발명을 실시예에 따르면, 동일한 문제를 학습하는 다른 단말에서 학습된 파라미터값 또는 그 기울기를 조율하여 학습에 적용함으로써, 학습단말이 데이터, 컴퓨팅 리소스의 제약을 가지는 상황에서도 간접적으로 각 단말의 학습 결과를 활용하여 다양한 입력에 대해서도 폭넓게 학습하는 것이 가능하다. 또한, 각각의 단말이 학습 능력을 보다 향상할 수 있는 이점이 있다. 아울러, 단말에서 생성한 데이터를 별도의 학습용 서버가 존재하는 다른 영역으로 이동시키지 않고 학습함으로써, 각자의 단말 내에서 학습하고 서로 결과를 공유하여 학습에 적용하여 데이터의 이동에 따른 학습과 학습 결과의 적용에 따른 지연문제와 프라이버시 문제를 완화할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0030] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 기계학습능력을 가진 디바이스(단말)가 하나 이상의 다른 단말의 학습능력을 이용하여 학습능력을 향상하는 집단자가학습의 개념을 나타낸 도면.

도 2는 본 발명의 실시예에 따른 사물들의 집단 기계학습 장치 블록도.

도 3은 본 발명의 실시예에 따른 학습 모델 최적화 과정의 일 실시예인 기울기 하강(Gradient Descent) 방법을 도시한 도면.

도 4는 본 발명의 실시예에 따른 집단기계학습부의 집단기계학습 동작 흐름도.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0031] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 것이며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하며, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 기재에 의해 정의된다. 한편, 본 명세서에서 사용된 용어는 실시예들을 설명하기 위한 것이며 본 발명을 제한하고자 하는 것은 아니다. 본 명세서에서, 단수형은 문구에서 특별히 언급하지 않는 한 복수형도 포함한다. 명세서에서 사용되는 "포함한다(comprises)" 또는 "포함하는(comprising)"은 언급된 구성요소, 단계, 동작 및/또는 소자 이외의 하나 이상의 다른 구성요소, 단계, 동작 및/또는 소자의 존재 또는 추가를 배제하지 않는다.

[0032] 이하, 본 발명의 바람직한 실시예를 첨부된 도면들을 참조하여 상세히 설명한다. 우선 각 도면의 구성요소들에 참조부호를 부가함에 있어서, 동일한 구성요소들에 대해서는 비록 다른 도면상에 표시되더라도 가급적 동일한 부호를 부여하고, 또한 본 발명을 설명함에 있어, 관련된 공지 구성 또는 기능에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 흐릴 수 있는 경우에는 그 상세한 설명은 생략한다.

[0033] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 기계학습능력을 가진 디바이스(단말)가 하나 이상의 다른 단말의 학습능력을 이용하여 학습능력을 향상하는 집단자가학습의 개념을 나타낸 도면이다. 여기서, 디바이스(단말)은 사물인터넷(Internet of Things, IoT) 기술을 위한 단말일 수 있으며, 단말들은 서로 무선 통신을 통해 자신들의 특성정보 및

학습정보를 타 단말들과 공유할 수 있다.

[0034] 각 단말(도 1에서 회색 원)은 내부에 학습장치가 있어 학습을 수행할 수 있으며, 그 결과를 직접 또는 간접적으로 연결된 동일한 유형의 문제를 학습하고 있는 주변의 단말들에게 전파할 수 있다. 반대로, 주변의 단말들로부터 전파된 학습결과와 내부 학습장치를 통해 학습한 결과를 협력적으로 활용하여 학습 능력을 더욱 더 향상시킬 수 있다.

[0035] 예컨대, 최적의 파라미터 값을 찾아가는 단말의 경우, 자신이 학습한 모델의 파라미터 값 또는 파라미터에 대한 에러 함수의 기울기값과 주변 단말들로부터 전파된 여러 파라미터 값들을 활용하여 더욱 더 빨리 그리고 정확하게 최적의 파라미터 값을 찾을 수 있게 된다. 예컨대, 임의의 단말 o 가 특정 $t+1$ 시간의 자신의 모델 파라미터 x , 즉 x_{t+1}^o 를 계산하기 위해 주변의 단말 i 의 학습결과를 이용하는 방법은 수학적 식 1과 같을 수 있다.

수학적 식 1

$$x_{t+1}^o = x_t^o - \eta \left(\nabla f(x_t^o) + \psi(x_t^o - x_t^i) \right), \quad i \forall$$

[0036]

[0037] 즉, 임의의 단말 o 가 자신의 데이터로부터 계산한 파라미터에 대한 에러함수의 기울기값 $\nabla f(x_t^o)$ 에 t 시간에 서 자신(임의의 단말(o))의 모델 파라미터 x_t^o 와 주변의 단말 i 의 모델 파라미터 x , 즉 x_t^i 의 차이에 대상단말의 신뢰도 ψ 를 곱한 값을 합하여 일정학습 비율 η 을 곱한 만큼 t 시간의 파라미터 x 로부터 이동하여 최적의 파라미터를 찾는 것이 가능하다.

[0038] 이러한 협력적인 작업은 단말 개별 간 뿐만 아니라, 도 1에서 볼 수 있듯이, 단말이 속한 단말 그룹과 주변의 다른 단말 그룹간에도 이루어질 수 있다

[0039] 이하, 도 2를 참조하여, 본 발명의 실시예에 따른 사물들의 집단 기계학습 장치의 동작에 대해 구체적으로 설명한다. 이하에서는, 집단 기계학습이 가능한 사물(단말)들 중에서 임의의 어느 하나의 단말에 구비된 집단 기계학습 장치를 예를 들어 설명하나, 집단 기계학습이 가능한 다른 단말에도 본 발명과 동일하게 집단 기계학습 장치가 구비될 수 있다. 아울러, 설명의 편의를 위해, 본 발명의 실시예에 다른 사물들의 집단 기계학습 장치가 구현된 단말을 暎軋喩棟팍로 지칭하여 설명한다.

[0040] 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 사물들의 집단 기계학습 장치 블록도이다.

[0041] 도 2에 도시된 바와 같이, 집단 기계학습이 가능한 단말들 각각에서 내부의 학습 장치를 통해 개별적으로 학습을 수행하는 개별기계학습부(110), 학습된 결과 정보를 주변의 다른 단말들과 주고받으며 학습 성능 및 정확도를 더욱 더 향상시키는 집단기계학습부(120), 그리고 집단기계학습부(120)와 개별기계학습부(110)로부터 수신되는 학습정보를 이용하여 시시각각 계산된 학습 결과를 지속적으로 갱신하고 관리하는 학습결과관리부(130)를 포함할 수 있다. 여기서, 계산된 학습 결과는 각 단말에서의 파라미터 값 또는 파라미터에 대한 경사도 값 등일 수 있다.

[0042] 먼저, 개별기계학습부(110)는 자신(학습단말)이 가지고 있거나 외부로부터 유입되는 데이터로부터 학습 모델을 자동으로 관리하는 역할을 수행한다. 구체적으로, 개별기계학습부(110)는 입력으로 사용하는 데이터를 정답과 함께 입력받아 입력데이터로부터 정답을 이끌어내기 위한 학습 모델의 에러함수로부터 기울기(Gradient)를 계산한다. 이때, 개별기계학습부(110)는 데이터의 특징을 잘 나타낼 수 있도록 입력 데이터가 입력될 때마다 학습 모델의 파라미터 값을 최적화하기 위한 기울기를 계산하여 학습결과 관리부(130)에 지속적으로 파라미터 값의 업데이트를 요구하게 된다. 도 3은 이러한 학습 모델 최적화 과정의 일 실시예인 기울기 하강(Gradient Descent) 방법을 도시한 것으로, 미분의 개념을 최적화 문제에 적용하여 함수의 국소 최저치(local minimum 값)를 찾아가는 과정을 그린 그래프이다. 도 3에 도시된 바와 같이, 입력데이터를 이용하여 학습을 진행함에 따라 에러함수에 대한 파라미터의 기울기값을 구하고, 학습 모델의 최초 파라미터로부터 구해진 파라미터의 기울기의 반대방향으로 파라미터값을 이동함으로써 에러를 최소화하는 최적화 과정을 보여준다.

[0043] 일반적으로 학습에 사용되는 입력 데이터가 많을수록 학습 모델은 더욱 더 정확해지지만, 개별기계학습부(110)

의 경우 수집되는 데이터의 양의 한계로 인해 학습 모델의 정확도가 상당히 낮을 수 밖에 없다. 이와 같은 개별기계학습부(110)의 낮은 정확도를 향상시키기 위해, 본 발명의 실시예에 따른 집단 기계학습 장치(100)는 집단기계학습부(120)를 구비할 수 있다.

[0044] 집단기계학습부(120)는 자기와 동일한 모델 유형을 학습하는 인접 단말로부터 학습 모델 결과 정보를 전달받고, 전달받은 학습 모델 정보와 개별기계학습부(110)에서 내부적으로 학습한 학습 모델 정보를 협력적으로 활용하여 모델의 파라미터를 더욱 더 빨리, 그리고 정확하게 최적화시켜, 높은 정확도를 갖는 학습 모델을 도출하는 역할을 수행한다. 이하에서는 설명의 편의를 위해, 개별기계학습부(110)에서 학습된 학습 모델을 제1 학습 모델로 지칭하며, 주변 단말에서 학습된 학습 모델을 제2 학습 모델로 지칭한다.

[0045] 한편, 집단기계학습부(120)는 집단학습을 위한 주변 단말이 탐색하고 관리하는 집단학습단말관리부(121), 주변 단말이 자신(학습단말)과 집단학습이 가능한 집단학습 대상단말인 경우, 집단 기계 학습 수행 시 대상단말에 대한 적절한 신뢰도를 계산하는 신뢰도판단부(123), 집단학습 대상단말로부터 전파된 학습 파라미터와 단말 자신의 파라미터의 차이에 상기 계산된 신뢰도를 적용하여 파라미터의 갱신을 요청하는 집단학습갱신부(125)를 포함할 수 있다.

[0046] 이하, 도 4의 흐름도를 참조하여 본 발명의 실시예에 따른 집단기계학습부의 동작에 대해 구체적으로 설명한다.

[0047] 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 집단기계학습부의 집단기계학습 동작 흐름도이다.

[0048] 집단기계학습부(120)의 집단학습단말관리부(121)는 일정 간격으로 주변의 단말을 탐색한다(S401). 탐색 결과 주변 단말이 탐색된 경우, 일정한 규약에 의해 탐색된 주변 단말에서 학습하고자 하는 학습 모델(제2 학습 모델)이 자신(학습단말)의 학습 모델(제1 학습 모델)과 부합하는지를 검사하여, 탐색된 주변단말이 집단학습의 대상단말인지 여부를 판단한다(S402). 예컨대, 집단학습단말관리부(121)는 자신의 학습 종류와 탐색된 주변 단말에서 학습하는 학습 종류가 동일한 분류로 구분되어 있는지를 확인하여 집단학습의 대상단말인지 여부를 판단할 수 있다. 이 외에도, 사전에 개발자에 의해서 설정된 설정값에 따라 주변 단말이 집단학습의 대상단말인지 여부를 판단할 수 있다.

[0049] 단계 S402의 판단 결과, 탐색된 주변 단말이 집단학습 대상단말로 판단되는 경우, 신뢰도판단부(123)는 대상단말의 특성정보 및 학습정보를 수신할 수 있다(S403). 이때, 특성 정보에는 운영체제, CPU 리소스, 메모리 크기, 에너지 사용량 정보, 위치정보, 설치 어플리케이션 정보 등이 포함될 수 있으며, 학습정보에는 학습 종류, 학습 모델, 파라미터 등이 포함될 수 있다.

[0050] 또한, 대상단말이 특정 개인에 종속된 디바이스인 경우 대상 단말의 사용자정보를 추가적으로 주고 받는 것이 가능하다. 여기서, 사용자정보는 대상단말의 사용자의 나이, 성별, 관심사, 대상단말에 설치된 앱 등이 포함될 수 있다.

[0051] 이후, 신뢰도판단부(123)는 대상 단말의 학습내용을 자신(학습단말)의 학습에 어느 정도의 가중치를 두어 적용할 것인지에 대한 신뢰도를 계산한다(S404). 여기서, 대상단말에 대한 신뢰도 계산을 위해 다양한 방법이 활용될 수 있다. 일 실시예로, 신뢰도판단부(123)는 단말들(대상단말 및 학습단말) 또는 단말들(대상단말 및 학습단말)의 사용자 간의 유사도, 대상단말에서 학습한 모델의 성숙도, 또는 이들의 조합 등을 기반으로 신뢰도를 계산할 수 있다.

[0052] 이 중 유사도는 대상단말의 특성정보, 대상단말의 사용자정보, 또는 이 둘의 조합으로 계산할 수 있다. 가령, 건물 내에 설치된 IoT 단말이 에너지 사용량을 예측하는 경우, 자신(학습단말)과 대상단말의 설치된 방의 위치, 창 방향(남향 또는 북향), 용도 등의 유사도를 측정하고, 유사도가 높은 대상단말로부터 수신한 학습 결과에 더 높은 신뢰도를 주는 것이 가능하다. 다른 실시예로, 개인 휴대단말의 문자메시지 단어 예측을 통한 입력서비스를 제공하고자 할 경우, 신뢰도판단부(123)는 자신과 대상단말의 휴대자의 성별, 나이, 직업, 거주지역 등의 유사도 측정하여 신뢰도를 부여하는 방법이 가능하다.

[0053] 한편, 대상단말에 대한 모델의 성숙도는 대상단말로부터 수신한 모델 즉 파라미터가 얼마나 잘 학습이 되어 성숙된 단계에 있는지 그 정도를 나타낸다. 성숙도는 많은 데이터로부터 학습과정을 거쳐서 얻어진 모델에 대한 파라미터의 경우 높은 신뢰도를 보장하는 것이 가능하다. 예컨대, 대상단말에 대한 모델의 성숙도는 대상단말로부터 파라미터의 최적값을 찾기 위한 기울기값을 수신하여 이에 반비례하게 측정하는 것이 가능하다. 즉, 모델의 성숙도는 기울기값에 따라 반비례 특성을 갖도록 기설정될 수 있다. 예컨대, 그 특징상 기울기값이 0에 가까울수록 높음 성숙도로 추정하는 것이 가능하다. 또한 대상단말로부터 모델 파라미터를 수신한 빈도 등을

고려하여 측정하는 것이 가능하다.

[0054] 신뢰도 계산은 집단학습을 수행한 단말들로부터 전달받은 학습 모델 정보(제2 학습 모델 정보)의 정확성 추이를 기반으로 더 세밀하게 수행할 수도 있다. 예컨대, 총 m 개의 단말들이 집단학습을 수행하고 있으며, 시간 t 에

임의의 단말 i 로부터 수신된 학습 모델(제2 학습 모델) 정보의 파라미터 값을 g_i^t 이라고 가정하자.

[0055] 학습결과관리부(130)는 집단학습을 수행한 대상단말들로부터 전달받은 학습 모델(제2 학습 모델)에 대한 파라미터 값을 시간대 별로 아래의 수학식 2와 같이 관리하고 있다.

수학식 2

$$G^t = \{g_1^t, g_2^t, \dots, g_m^t\}$$

[0056]

[0057] 신뢰도판단부(123)는 정확한 신뢰도 계산을 위해 학습결과관리부(130)에게, 시간 t 에서 임의의 단말 i 에 대한 학습 모델의 파라미터에 대한 정확성 정보를 요구한다. 학습결과관리부(130)는 저장된 G^t 값을 참조하여 t 시간

대에 학습된 파라미터 값들의 통계값(평균값 μ^t , 표준편차 σ^t)을 기반으로 임의의 단말 i 에 대한 학습

신뢰도 정보 w_i^t 를 반환할 수 있으며, 이는 수학식 3과 같을 수 있다.

수학식 3

$$w_i^t = \frac{\mu^t - g_i^t}{I_{sup}^t - I_{inf}^t}, I_{sup}^t = \mu^t + v \frac{\sigma^t}{\sqrt{m}}, I_{inf}^t = \mu^t - v \frac{\sigma^t}{\sqrt{m}}, v = \text{신뢰도}$$

[0058]

[0059] 여기서, w_i^t 는 임의의 단말 i 로부터 전달된 파라미터 값이, 표준 편차를 고려했을 때 얼마나 평균 값에서 멀리 떨어져있는지를 나타낸다.

[0060] 신뢰도판단부(123)는 대상단말의 특성정보를 이용하여 계산된 유사도 값과 대상단말의 학습정보를 이용하여 계산된 유사도 값, 그리고 학습성속도를 고려하여, 최종적으로 대상 단말에 대한 신뢰도를 판단하게 된다. 이런 신뢰도 정보들은 일정시간 유지되며, 자신 또는 대상단말의 특성정보가 변경된 경우, 또는 특정 주기별로, 재계산하여 집단학습을 반복할 수도 있다. 예컨대, 대상단말의 유사도 ω 와 학습성속도 β 를 이용하여 둘을 조합한 신뢰도는 수식 4와 같이 계산할 수 있다.

수학식 4

$$\psi = \lambda\omega + (1 - \lambda)\beta$$

[0061]

[0062] 집단학습갱신부(125)는 집단학습 대상단말로부터 주기적으로 학습 모델(제2 학습 모델)의 파라미터나 파라미터의 기울기값을 수신할 수 있으며(S405), 수신되는 학습 모델의 파라미터나 파라미터의 기울기값과 주체가 되는 단말(학습단말)의 파라미터나 파라미터의 기울기값과의 차이값을 신뢰도판단부(123)에 의해 결정된 신뢰도를 가

지고 그 정도에 따라 판단하여 학습결과관리부(130)에 갱신을 요청한다(S406).

[0063] 이와 같이 집단기계학습부 (100)은 내부의 집단학습단말관리부(121), 신뢰도판단부(123), 집단학습갱신부(125) 모듈을 통해, 인접 집단학습 단말들과 상호 협력하여 최적의 학습 모델을 도출할 수 있게 된다.

[0064] 학습결과관리부(130)에서는 개별기계학습부(110) 및 집단기계학습부(120) 중 적어도 하나로부터 전달받은 갱신 요청시마다 파라미터를 지속적으로 갱신한다. 학습 모델에 대한 정보를 시간 별로, 그리고 단말 별로 관리를 한다. 또한, 개별기계학습부(110) 및 집단기계학습부(120) 중 적어도 하나로부터 전달받은 학습 모델의 파라미터 값으로, 또는 갱신요청 시 마다 일정한 학습비율에 의해 최종 학습 결과를 갱신한다. 이때, 학습 결과는 각 피쳐들에 대한 조율된 파라미터들이 될 수 있다.

[0065] 최종적으로 조율된 학습 결과는 개별기계학습부(110)에 전달되어 다음 주기의 학습에 활용하게 한다. 또한, 최종적으로 조율된 학습 결과는 집단기계학습부(120)에도 전달되어 다음시간 t에서 대상단말로부터의 학습을 수행하는데 활용되도록 하는 것이 가능하다. 나아가, 집단학습 대상단말이 학습하는데 활용할 수 있도록, 학습 결과를 대상단말로 전달하는 것이 가능하다

[0066] 이와 같이 본 발명을 실시예에 따르면, 동일한 문제를 학습하는 다른 단말과 학습된 파라미터값 또는 그 기울기를 조율하여 학습에 적용함으로써, 단말이 데이터, 컴퓨팅 리소스의 제약을 가지는 상황에서도 간접적으로 각 단말의 학습 결과를 활용하여 다양한 입력에 대해서도 폭넓게 학습하는 것이 가능하다. 또한, 각각의 단말이 학습능력을 보다 향상할 수 있는 이점이 있다. 아울러, 단말에서 생성한 데이터를 별도의 학습용 서버가 존재하는 다른 영역으로 이동시키지 않고 학습함으로써, 각자의 단말 내에서 학습하고 서로 결과를 공유하여 학습에 적용하여 데이터의 이동에 따른 학습과 학습 결과의 적용에 따른 지연문제와 프라이버시 문제를 완화할 수 있으며 온라인 러닝 등에 활용할 수 있다.

[0067] 이상, 본 발명의 바람직한 실시예를 통하여 본 발명의 구성을 상세히 설명하였으나, 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본 발명이 그 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 본 명세서에 개시된 내용과는 다른 구체적인 형태로 실시될 수 있다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 본 발명의 보호범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구의 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

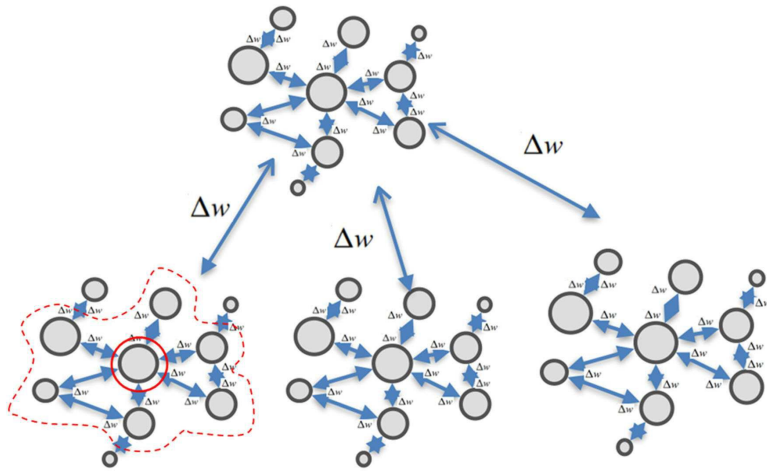
부호의 설명

[0068]

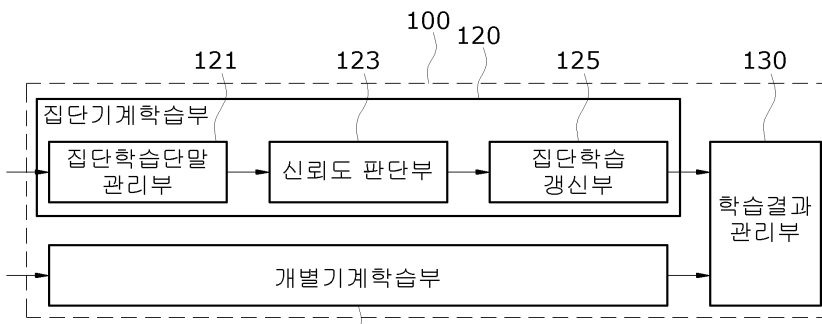
110 : 개별기계학습부	120 : 집단기계학습부
121 : 집단학습단말관리부	123 : 신뢰도판단부
125 : 집단학습갱신부	130 : 학습 결과관리부

도면

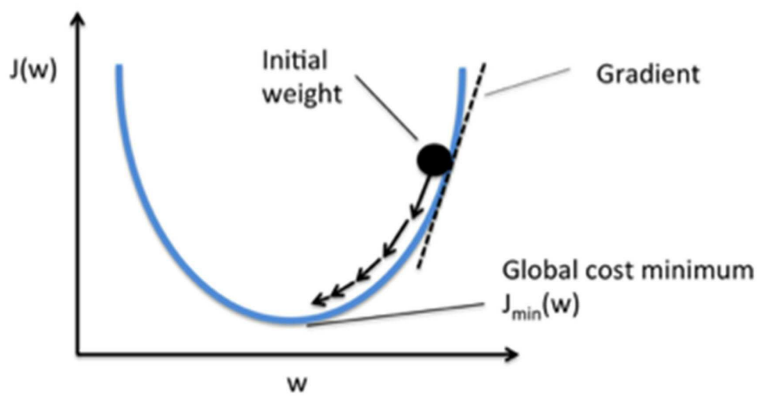
도면1



도면2



도면3



도면4

