

【서지사항】**【서류명】** 특허출원서**【출원구분】** 특허출원**【출원인】****【명칭】** 연세대학교 산학협력단**【특허고객번호】** 2-2005-009509-9**【대리인】****【명칭】** 특허법인(유한)아이시스**【대리인번호】** 9-2016-100121-4**【지정된변리사】** 남정길, 김형상**【포괄위임등록번호】** 2020-009519-7**【발명의 국문명칭】** 교사 모델을 이용한 지식 증류 방법 및 장치**【발명의 영문명칭】** METHOD AND APPARATUS FOR KNOWLEDGE DISTILLATION USING
TEACHER MODELS**【발명자】****【성명】** 조성배**【성명의 영문표기】** CH0, Sung Bae**【주민등록번호】** 650717-1XXXXXX**【우편번호】** 02843**【주소】** 서울특별시 성북구 고려대로17가길 64, 112동 1502호 (안암
동1가, 래미안 안암)**【발명자】**

【성명】 안민혁

【성명의 영문표기】 AN, Min Hyuk

【주민등록번호】 990514-1XXXXXX

【우편번호】 07344

【주소】 서울특별시 영등포구 국제금융로 109 (여의도동, 삼익아파트)

【출원언어】 국어

【심사청구】 청구

【이 발명을 지원한 국가연구개발사업】

【과제고유번호】 2710006755

【과제번호】 11220113

【부처명】 과학기술정보통신부

【과제관리(전문)기관명】 정보통신기획평가원

【연구사업명】 사람중심인공지능핵심원천기술개발

【연구과제명】 지속 가능한 협업형 멀티 모달 평생 학습 프레임워크 개발

【과제수행기관명】 연세대학교 산학협력단

【연구기간】 2024.01.01 ~ 2024.12.31

【취지】 위와 같이 특허청장에게 제출합니다.

대리인 특허법인(유한)아이시스

(서명 또는 인)

【수수료】

【출원료】	0	면	46,000	원
【가산출원료】	35	면	0	원
【우선권주장료】	0	건	0	원
【심사청구료】	16	항	982,000	원
【합계】	1,028,000원			
【감면사유】	전담조직(50%감면)[1]			
【감면후 수수료】	514,000	원		

【발명의 설명】

【발명의 명칭】

교사 모델을 이용한 지식 증류 방법 및 장치{METHOD AND APPARATUS FOR KNOWLEDGE DISTILLATION USING TEACHER MODELS}

【기술분야】

【0001】 이하 설명하는 기술은 지식 증류 방법을 통한 모델을 학습하는 방법에 대한 것이다.

【발명의 배경이 되는 기술】

【0002】 지식 증류(Knowledge Distillation)는 사전에 학습된 모델인 교사 모델(Teacher model)이 학습된 내용을 더 작은 학생 모델(Student model)에 이전하도록 하는 방법 중 하나이다. 지식 증류에서 학생 모델은 교사 모델보다 상대적으로 더 작거나 간단할 수 있다. 지식 증류 방법은 모델의 경량화나 모델의 압축등의 목적으로 활용된다. 지식 증류 방법을 이용하여, 학생 모델이 교사 모델을 따라하게 함으로써, 교사 모델에서 학습된 결과를 통해 성능이 일정 수준 이상 유지시키고, 보다 낮은 컴퓨터 사항에서도 모델이 작동되게 할 수 있다.

【0003】 연속 학습(Continual Learning)은 학습이 완료된 모델을 새로운 데이터틀 통해 학습을 하는 방법 중 하나이다. 연속 학습을 통하여 모델은 새로운 데이터틀 학습하여 성능을 향상될 수 있다. 연속 학습을 이용하면 모델이 변화하는 환경이나 데이터에 유연하게 적응할 수 있다.

【선행기술문헌】**【특허문헌】**

【0004】 (특허문헌 0001) 미국 등록특허공보 US 11,995,403 B2

【발명의 내용】**【해결하고자 하는 과제】**

【0005】 연속 학습 시 발생하는 중요한 문제 중 하나가 망각(catastrophic forgetting)현상이다. 망각 현상은 연속 학습 시 모델이 이전에 학습된 내용을 잊어버리는 현상이다. 이러한 망각 현상을 해결하기 위하여 다양한 접근법이 제안되었으나, 아직 여전히 많은 도전 과제들이 남아 있다.

【0006】 이하 설명하는 기술은, 2개의 교사 모델을 이용한 지식 증류방법을 통해 이와 같은 망각 문제를 해결하고자 한다. 다만, 이하 설명하는 기술의 기술적 과제는 상기된 기술적 과제들로 한정되지 아니하며, 이하 설명하는 기술의 범위에 포함되는 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

【과제의 해결 수단】

【0007】 기술적 과제를 달성하기 위하여, 이하 설명하는 기술은 모델 학습 방법을 제공하고자 한다.

【0008】 일 실시예로서, 모델 학습 방법은 모델 학습 장치가 제1 모델이 분류 가능한 클래스의 데이터를 포함하는 제1 데이터 셋 및 상기 제1 모델이 분류하

지 못하는 새로운 클래스의 대한 데이터를 포함하는 제2 데이터 셋을 획득하는 단계; 상기 모델 학습 장치가 상기 제1 데이터 셋에서, 각 클래스마다의 올드 프로토타입(Old Prototypes)을 선택하는 단계; 상기 모델 학습 장치가 상기 선택된 올드 프로토타입을 기반으로 데이터 증강(Augmentation)을 수행하는 단계; 상기 모델 학습 장치가 상기 증강된 데이터를 임베딩 공간(Embedding Space)에 임베딩 하는 단계; 상기 모델 학습 장치가 상기 제2 데이터 셋에 포함된 새로운 클래스에 대한 데이터를 상기 임베딩 공간에 임베딩 하는 단계; 상기 모델 학습 장치가 상기 임베딩 공간에 임베딩 된 결과를 기반으로 상기 제1 모델을 연속 학습시키는 단계; 및 상기 모델 학습 장치가 상기 연속 학습된 제1 모델을 기반으로 지식 증류하여 제2 모델을 학습시키는 단계;를 포함할 수 있다.

【0009】 일 실시예로서, 모델 학습 장치는 연산장치 및 연산장치에 의해 실행 시에 모델 학습 장치로 하여금 동작들을 수행케 하는 명령어를 저장하는 저장장치를 포함한다. 상기 동작들은 상기 모델 학습 장치가 제1 모델이 분류 가능한 클래스의 데이터를 포함하는 제1 데이터 셋 및 상기 제1 모델이 분류하지 못하는 새로운 클래스의 대한 데이터를 포함하는 제2 데이터 셋을 획득하게 하는 동작; 상기 모델 학습 장치가 상기 제1 데이터 셋에서, 각 클래스마다의 올드 프로토타입(Old Prototypes)을 선택하게 하는 동작; 상기 모델 학습 장치가 상기 선택된 올드 프로토타입을 기반으로 데이터 증강(Augmentation)을 수행케 하는 동작; 상기 모델 학습 장치가 상기 증강된 데이터를 임베딩 공간(Embedding Space)에 임베딩 하게 하는 동작; 상기 모델 학습 장치가 상기 제2 데이터 셋에 포함된 새로운 클래스에 대

한 데이터를 상기 임베딩 공간에 임베딩 하게 하는 동작; 상기 모델 학습 장치가 상기 임베딩 공간에 임베딩 된 결과를 기반으로 상기 제1 모델을 연속 학습시키게 하는 동작; 및 상기 모델 학습 장치가 상기 연속 학습된 제1 모델을 기반으로 지식 증류하여 제2 모델을 학습시키게 하는 동작;을 포함한다.

【발명의 효과】

【0010】 이하 설명하는 기술을 이용하면, 2개의 교사 모델을 활용함으로써, 연속 학습시 발생하는 망각 문제를 해결할 수 있다. 특히 적은 수의 데이터 만으로도 2개의 교사 모델의 지식을 효과적으로 전이하여, 데이터 분포에 대해 일반화 성능을 높일 수 있다.

【0011】 이하 설명하는 기술을 이용하면, 새로운 클래스의 특징을 효과적으로 분리하고, 동일 클래스 간의 분산을 줄임으로써 모델의 일반화 성능을 향상시킬 수 있다. 이를 통해 다양한 작업에 대해 높은 정확도를 유지할 수 있다.

【0012】 이하 설명하는 기술을 이용하면, 각 클래스 당 하나의 프로토타입과 표현만을 저장하고 이를 이용함으로써, 적은 양의 데이터만으로 효과적인 학습이 가능하다. 특히 이전 작업 모델의 분류기를 이용함으로써 최적으로 증강된 프로토타입을 사용할 수 있다.

【도면의 간단한 설명】

【0013】 도1은 모델 학습 장치(100)가 모델 학습 방법을 수행하는 실시예 중 하나를 보여준다.

도2는 실시예 중 하나로서, 모델 학습 방법(200)의 예시 중 하나를 보여준다.

도3은 실시예 중 하나로서, 모델 학습 방법의 예시 중 하나를 보여준다.

도4는 실시예 중 하나로서, 모델 학습 방법의 예시 중 하나를 보여준다.

도5는 실시예 중 하나로, 데이터를 증강하는 예시 중 하나를 보여준다.

도6은 실시예 중 하나로, 연속 학습 과정에서 임베딩 공간의 변화를 보여주는 예시 중 하나를 보여준다.

도7은 모델 학습 장치(300)의 실시예 중 하나의 구성을 보여준다.

【발명을 실시하기 위한 구체적인 내용】

【0014】 이하 설명하는 기술은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시 예를 가질 수 있다. 명세서의 도면에 이하 설명하는 기술의 특정 실시 형태가 기재 될 수 있다. 그러나, 이는 이하 설명하는 기술의 설명을 위한 것이며 이하 설명하는 기술을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니다. 따라서 이하 설명하는 기술의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경 물, 균등 물 내지 대체 물이 이하 설명하는 기술에 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

【0015】 다양한 구성요소들을 설명하기 위해서 제1, 제2, A, B 등의 용어가 사용될 수 있다. 하지만 상기 용어는 단지 하나의 구성요소를 다른 구성요소들과 구별하기 위해서 사용될 뿐, 상기 용어로 해당 구성요소들을 한정하려고 하는 것이 아니다. 예를 들어, 이하 설명하는 기술의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구

성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. “및/또는”이라는 용어는 복수의 관련된 기재된 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 기재된 항목들 중의 어느 항목을 포함한다.

【0016】 이하 사용되는 용어에서 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 해석되지 않는 한 복수의 표현을 포함하는 것으로 이해되어야 하고, "포함한다" 등의 용어는 기재된 특징, 개수, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 의미하는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 개수, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

【0017】 도면에 대한 상세한 설명을 하기에 앞서, 본 명세서에서의 구성부들에 대한 구분은 각 구성부가 담당하는 주기능 별로 구분한 것에 불과함을 명확히 하고자 한다. 즉, 이하에서 설명할 2개 이상의 구성부가 하나의 구성부로 합쳐지거나 또는 하나의 구성부가 보다 세분화된 기능별로 2개 이상으로 분화되어 구비될 수도 있다. 그리고 이하에서 설명할 구성 부 각각은 자신이 담당하는 주기능 이외에도 다른 구성부가 담당하는 기능 중 일부 또는 전 부의 기능을 추가적으로 수행할 수도 있으며, 구성 부 각각이 담당하는 주기능 중 일부 기능이 다른 구성부에 의해 전담되어 수행될 수도 있음은 물론이다.

【0018】 또, 방법 또는 동작 방법을 수행함에 있어서, 상기 방법을 이루는 각 과정들은 문맥상 명백하게 특정 순서를 기재하지 않은 이상 명기된 순서와 다르게 일어날 수 있다. 즉, 각 과정들은 명기된 순서와 동일하게 일어날 수도 있고 실

질적으로 동시에 수행될 수도 있으며 반대의 순서대로 수행될 수도 있다.

【0020】 도1은 모델 학습 장치(100)가 모델 학습 방법을 수행하는 실시예 중 하나를 보여준다.

【0021】 모델 학습 장치(100)는 물리적으로 다양한 형태로 구현될 수 있다. 예를 들어 모델 학습 장치(100)는 PC, 노트북, 스마트기기, 서버 또는 데이터처리 전용 칩셋 등의 형태를 가질 수 있다.

【0022】 모델 학습 장치(100)는 적어도 하나 이상 존재할 수 있다. 즉 모델 학습 방법은 하나의 모델 학습 장치에 의해서 수행되거나, 적어도 하나의 장치에 의하여 나뉘어 수행될 수도 있다.

【0023】 모델 학습 장치(100)는 모델 학습 방법을 수행하는 장치일 수 있다. 모델 학습 장치(100)는 제1 데이터 셋 및 제2 데이터 셋을 획득할 수 있다. 제1 데이터 셋은 제1 모델을 학습할 때 이용한 데이터를 포함할 수 있다. 제1 데이터 셋은 제1 모델이 분류가능한 클래스의 데이터를 포함할 수 있다. 제2 데이터 셋은 제1 모델을 학습할 때 이용하지 않는 새로운 데이터를 포함할 수 있다. 제2 데이터 셋은 제1 모델이 분류하지 못하는 클래스의 데이터를 포함할 수 있다. 모델 학습 장치(100)는 제1 모델을 지식 증류하여 제2 모델을 구축할 수 있다. 제1 모델은 제2 데이터를 통해 새로운 클래스를 분류하도록 연속 학습된 모델일 수 있다. 후술하듯이 제1 모델 내에 포함된 2개의 교사 모델(Feature Extractor, Classifier)를 이

용하여 지식 증류 방법을 통해 제2 모델이 학습될 수 있다.

【0025】 도2는 실시예 중 하나로서, 모델 학습 방법(200)의 예시 중 하나를 보여준다.

【0026】 모델 학습 장치는 제1 모델이 분류 가능한 클래스의 데이터를 포함하는 제1 데이터 셋 및 제1 모델이 분류하지 못하는 새로운 클래스의 대한 데이터를 포함하는 제2 데이터 셋을 획득할 수 있다(210).

【0027】 일 예로, 제1 모델은 학습데이터를 기반으로 학습된 학습 모델일 수 있다. 제1 모델은 기계학습(Machine Learning, ML) 기반의 모델일 수 있다. 제1 모델은 인공지능(Artificial Intelligence, AI) 기반의 모델일 수 있다. 제1 모델은 다양한 유형의 모델일 수 있다. 제1 모델은 RF(random forest), KNN(K-nearest neighbor), 나이브 베이즈(Naive Bayes), SVM(support vector machine), ANN(artificial neural network) 등을 포함할 수 있다. ANN은 DNN(Deep Neural Network)가 될 수 있으며, 이는 CNN(Convolutional Neural Network), RNN(Recurrent Neural Network), RBM(Restricted Boltzmann Machine), DBN(Deep Belief Network) 및 GAN(Generative Adversarial Network), RL(Relation Networks) 등이 포함될 수도 있다.

【0028】 일 예로, 제1 모델은 사전에 학습(Pre Training)된 모델일 수 있다. 제1 모델은 제1 데이터 셋을 기반으로 학습된 모델일 수 있다. 제1 데이터 셋은 제

1 모델을 학습시키는데 이용되는 데이터 셋일 수 있다.

【0029】 일 예로 제1 모델은 분류 모델(Classification Model)일 수 있다.

제1 모델은 데이터를 복수개의 클래스 중 하나로 분류하는 모델일 수 있다.

【0030】 일 예로, 제1 모델은 데이터로부터 특징을 추출하는 모델일 수 있다. 제1 모델은 데이터로부터 특징을 추출하고, 추출된 특징을 기반으로 데이터를 분류하는 모델일 수 있다. 제1 모델은 특징 추출기(Feature Extractor) 및 분류기(Classifier)를 포함할 수 있다. 제1 모델은 추출된 특징을 임베딩 공간에 임베딩하는 임베딩 모듈을 포함할 수 있다. 제1 모델은 데이터로부터 특징을 추출하고, 추출된 특징을 임베딩 공간에 임베딩 한 뒤, 임베딩 된 결과를 기반으로 데이터를 분류하는 모델일 수 있다.

【0031】 일 예로, 제1 데이터 셋은 제1 모델을 학습할 때 이용하는 데이터일 수 있다. 제1 데이터 셋은 제1 모델이 분류 가능한 클래스의 데이터를 포함할 수 있다. 예를 들어 제1 모델이 이미지 데이터를 강아지 또는 개로 분류하는 모델이라면, 제1 데이터 셋은 강아지 이미지 데이터 및 개 이미지 데이터를 포함할 수 있다.

【0032】 일 예로, 제2 데이터 셋은 제1 모델을 학습할 때 이용하지 않은 데이터일 수 있다. 제2 데이터 셋은 제1 모델이 분류하지 못하는 새로운 클래스의 데이터를 포함할 수 있다. 예를 들어, 제1 모델이 이미지 데이터를 강아지 또는 개로 분류하는 모델이라면, 제1 데이터 셋은 염소 이미지 데이터 또는 양 이미지 데이터

를 포함할 수 있다.

【0033】 모델 학습 장치는 제1 데이터 셋에서 각 클래스마다의 올드 프로토타입(Old Prototypes)을 선택할 수 있다(220).

【0034】 일 예로, 올드 프로토타입은 각 클래스를 대표하는 데이터일 수 있다. 올드 프로토타입은 각 클래스의 대표적인 특징을 포함하는 데이터일 수 있다. 올드 프로토타입은 각 클래스에 속하는 데이터를 임베딩 공간에 임베딩 하였을 때, 임베딩 공간에서 각 클래스의 중심에 위치하고 있는 데이터일 수 있다. 올드 프로토타입은 임베딩 공간에서 각 클래스에 속하는 데이터의 평균을 내었을 때, 평균과 가장 가까운 데이터 일 수 있다.

【0035】 일 예로, 올드 프로토타입은 각 클래스마다 존재할 수 있다. 예를 들어 제1 데이터 셋에 3개의 클래스가 존재한다면, 올드 프로토타입은 3가지 클래스 각각에 대해 존재할 수 있다.

【0036】 모델 학습 장치는 선택된 올드 프로토타입을 기반으로 데이터 증강(Augmentation)을 수행하는 할 수 있다(230)

【0037】 일 예로, 데이터 증강은 올드 프로토타입과 동일한 클래스에 속하는 데이터를 생성하는 과정을 포함할 수 있다.

【0038】 일 예로, 데이터 증강은 임베딩 공간 상에서 동일한 클래스에 속하는 데이터는 서로 가까운 거리에 위치할 수 있도록, 데이터를 증강하는 과정을 포함할 수 있다. 데이터 증강은 임베딩 공간 상에서 올드 프로토타입과 일정 범위 내

에 위치할 수 있는 데이터를 생성하는 과정을 포함할 수 있다. 반대로 데이터 증강은 임베딩 공간 상에서 새로운 클래스에 대한 데이터와 먼 거리에 위치할 수 있는 데이터를 생성하는 과정을 포함할 수 있다.

【0039】 일 예로, 데이터 증강은 올드 프로토타입을 임베딩 한 결과에 학습 가능한 파라미터 벡터를 반영함으로써 데이터를 생성하는 과정을 포함할 수 있다. 학습가능한 파라미터 벡터는 일정한 방향 및 크기를 가질 수 있다. 학습가능한 파라미터 벡터의 방향 및 크기는 학습과정에서 수정될 수 있다. 예를 들어 학습 가능한 파라미터 벡터는 증강된 데이터의 임베딩 결과가 올드 프로토타입의 임베딩 결과와 일정 거리내에 위치할 수 있도록 수정될 수 있다.

【0040】 모델 학습 장치는 증강된 데이터를 임베딩 공간(Embedding Space)에 임베딩 할 수 있다(240).

【0041】 일 예로, 임베딩은 데이터의 의미 및 데이터 사이의 관계등을 고려하여 데이터를 수치화 또는 벡터화 하는 과정일 수 있다.

【0042】 일 예로, 임베딩 공간은 임베딩된 데이터가 위치하고 있는 공간일 수 있다. 임베딩 공간에서 서로 의미가 유사하거나 서로 관련이 있는 데이터는 서로 가까운 거리에 위치할 수 있다. 반대로 임베딩 공간에서 서로 의미가 비유사하거나 서로 관련이 없는 데이터는 서로 먼 거리에 위치할 수 있다.

【0043】 일 예로, 임베딩 공간에는 올드 프로토타입을 임베딩한 결과, 증강된 데이터를 임베딩한 결과 및 제2 데이터셋에 포함된 새로운 클래스에 대한 데이

터를 임베딩한 결과가 존재할 수 있다. 이와 같이 임베딩 공간은 여러 데이터들이 임베딩 될 수 있기에, 임베딩 공간을 공동 임베딩 공간(Joint Embedding Space)라고 부를 수도 있다.

【0044】 일 예로, 임베딩 공간은 지식 증류를 통해 제1 모델로부터 제2 모델이 학습될 때 이용될 수 있다. 예를 들어 제2 모델은 제1 모델과 유사한 임베딩 공간을 생성할 수 있도록 학습 될 수 있다.

【0045】 일 예로, 임베딩 공간에서 서로 동일한 클래스를 가지는 데이터는 서로 일정한 거리 또는 일정한 영역 내에 위치할 수 있다. 임베딩 공간에서 서로 동일한 클래스를 가지는 데이터는 서로 간의 분산이 낮아지도록 위치할 수 있다. 예를 들어, 증강된 데이터는 올드 프로토타입과 동일한 클래스에 속하는바, 양자는 서로 일정한 범위에 위치할 수 있다. 반대로 제2 데이터셋에 포함된 새로운 클래스에 대한 데이터는 올드 프로토타입과 서로 다른 클래스를 가지는바, 양자는 서로 다른 범위에 위치할 수 있다.

【0046】 모델 학습 장치는 제2 데이터 셋에 포함된 새로운 클래스에 대한 데이터를 임베딩 공간에 임베딩 할 수 있다(250).

【0047】 일 예로 모델 학습 장치는 제2 데이터 셋에 포함된 새로운 클래스에 대한 데이터에서 특징을 추출하고, 추출된 특징을 임베딩 공간에 매핑할 수 있다. 이를 위하여 임베딩 모듈이 이용될 수 있다.

【0048】 일 예로, 새로운 클래스에 대한 데이터는 증강된 데이터와 먼거리에 위치할 수 있도록 임베딩 될 수 있다.

【0049】 모델 학습 장치는 임베딩 공간에 임베딩된 결과를 기반으로 제1 모델을 연속 학습(continual learning)시킬 수 있다(260).

【0050】 일 예로, 연속 학습은 제1 모델이 새로운 클래스를 추가적으로 분류할 수 있도록 제1 모델을 연속 학습하는 것을 포함할 수 있다. 연속 학습은 제1 모델이 새로운 클래스를 추가적으로 분류할 수 있도록 제1 모델에 포함된 분류기의 파라미터를 조절하는 과정을 포함할 수 있다. 연속 학습은 임베딩 공간에서 서로 다른 클래스에 속하는 데이터는 서로 다른 위치에 위치할 수 있도록 상기 제1 모델에 포함된 임베딩 모듈의 파라미터를 조절하는 과정을 포함할 수 있다. 연속 학습은 새로운 클래스를 추가적으로 분류할 수 있도록 임베딩 공간에서 새로운 경계선을 설정하는 과정을 포함할 수 있다.

【0051】 모델 학습 장치는 연속 학습된 제1 모델을 기반으로 지식 증류(Knowledge Distillation)하여 제2 모델을 학습시킬 수 있다(270).

【0052】 일 예로 모델 학습 장치는 제2 모델을 제1 모델과 유사하게 특징을 추출하도록 학습시킬 수 있다. 모델 학습 장치는 제2 모델을 제1 모델과 유사하게 임베딩 결과를 생성할 수 있도록 학습시킬 수 있다. 모델 학습 장치는 제2 모델을 제1 모델의 유사하게 분류결과를 가질 수 있도록 학습시킬 수 있다.

【0053】 일 예로 제2 모델은 제1 모델보다 상대적으로 작은 크기를 가지는 모델일 수 있다. 제2 모델은 제1 모델보다 상대적으로 적은 파라미터를 가지는 모델일 수 있다. 제2 모델은 제1 모델보다 상대적으로 적은 레이어를 가지는 모델일 수 있다.

【0055】 도3은 실시예 중 하나로서, 모델 학습 방법의 예시 중 하나를 보여준다.

【0056】 도3은 기존 작업에 해당하는 교사 모델 및 입력을 바탕으로 적응형 프로토타입 증강을 수행하고, 새로운 클래스의 특징을 공동 임베딩 공간으로 임베딩한 후, 연속 학습 모델이 지식을 증류 받아 기존 작업의 지식을 유지하면서 새로운 작업을 학습하는 본원의 전체적인 구조를 보여준다. 도3와 같이, 특정된 기술적 과제를 해결하기 위해, 적응형 프로토타입 증강부(Adaptive prototype augmentation), 특징 임베딩부(Feature Embedding), 지식 증류부(knowledge Distillation)를 포함할 수 있다.

【0057】 적응형 프로토타입 증강부는 이전 작업의 클래스 당 한개의 올드 프로토타입을 입력받을 수 있다(Old prototypes input). 적응형 프로토타입 증강부는 데이터 증강을 위해 학습 가능한 파라미터 벡터를 이용할 수 있다. 학습 가능한 파라미터 벡터는 기존 작업 모델의 분류기(Classifier of old task)를 통해 최적화될 수 있다. 적응형 프로토타입 증강부는 올드 프로토타입을 기반으로 데이터 증강

을 수행하고, 수행된 결과를 공동 임베딩 공간(Joint Embedding Space)에 임베딩하여 업데이트 할 수 있다.

【0058】 특징 임베딩부는 사전 학습된 교사 모델에 의해 추출된 특징을 임베딩 하여 공동 임베딩 공간을 업데이트할 수 있다. 이때 다른 클래스에 속하는 데이터로부터 추출된 특징은 서로 먼곳에 위치하도록 임베딩 할 수 있다. 이를 통해 클래스 간 분류 성능을 향상시킬 수 있다. 동시에 임베딩 된 데이터 분포는 클래스 중심과 가깝게 위치하도록 하여 클래스 내 분산을 줄여 더 잘 일반화될 수 있도록 조정될 수 있다.

【0059】 지식 증류부는 업데이트 된 공동 임베딩 공간을 기반으로 지식 증류 하여 학생 모델을 학습시킬 수 있게 한다. 이를 통해 학생 모델은 기존 작업의 특징 분포와 새로운 작업에 대한 특징을 효율적으로 학습할 수 있다

【0060】 이와 같은 구성 요소들은 전체적으로 결합되어 연속 학습 모델이 기존 지식에 대한 망각을 최소화하면서 새로운 클래스의 특징을 효과적으로 학습할 수 있게 된다. 이를 통해 데이터 효율성을 높이고, 기존 작업과 현재 작업에 대해 높은 분류 성능과 일반화 능력을 유지할 수 있다.

【0062】 도4는 실시예 중 하나로서, 모델 학습 방법의 예시 중 하나를 보여 준다.

【0063】 도4의 실시예에 있어서, 제1 모델 및 제2 모델은 이미지로부터 특징을 추출하는 특징 추출기(Feature Extractor) 및 추출된 특징을 기반으로 이미지를 분류하는 분류기(Classifier)를 포함할 수 있다. 도4와 같이 제1 모델에 포함된 특징 추출기 및 분류기를 2개의 교사모델로 지식증류 하여 제2 모델을 구축할 수 있다.

【0064】 모델을 학습시키기 위하여 이용한 이전의 데이터에서, 각 클래스마다의 하나의 데이터(이른바, 올드 프로토타입(Old prototypes))이 선택될 수 있다. 즉 제1 모델을 연속 학습시키기 위해서, 제1 데이터 셋에 포함된 2개의 클래스마다의 올드 프로토타입이 선택될 수 있다.

【0065】 선택된 올드 프로토타입을 기반으로 데이터 증강(Augmentation)이 수행될 수 있다. 데이터 증강은 학습가능한 파라미터 벡터를 반영하는 과정을 포함할 수 있다. 학습가능한 파라미터는 연속 학습 과정에서 수정될 수 있다.

【0066】 증강된 데이터는 임베딩 공간에 임베딩 될 수 있다. 임베딩 공간 상에서, 올드 프로토타입을 중심으로 증강된 데이터가 일정 거리내에 위치할 수 있다.

【0067】 교사 특징 추출기(Feature Extractor(teacher))는 사전 학습될 수 있다. 즉 교사 특징 추출기는 제1 모델에 포함된 것일 수 있다.

【0068】 사전 학습된 교사 특징 추출기는 현재 작업에 대한 새로운 클래스(New classes of current task)에 속하는 데이터로부터 특징을 추출할 수 있다. 즉

교사 특징 추출기는 제2 데이터 셋에 포함된 데이터로부터 특징을 추출할 수 있다.

【0069】 새로운 클래스로부터 추출된 특징은 전술한 증강된 데이터와 마찬가지로 임베딩 공간으로 임베딩될 수 있다. 이를 위하여 임베딩 모듈(Embed)이 이용될 수 있다. 이때 다른 클래스에 속하는 특징은 멀게, 같은 클래스에 속하는 특징은 가깝게 임베딩되도록 할 수 있다. 이를 통해 클래스간 분류 성능을 향상시킬 수 있다. 동시에 임베딩 된 데이터 분포는 클래스의 중심과 가깝게 위치하도록 할 수 있다. 이를 통해 클래스 내 분산을 줄여 더 잘 일반화 될 수 있게 할 수 있다. 이를 위하여 연속 학습 과정에서 임베딩이 더 명확히 될 수 있도록, 임베딩 모듈이 학습될 수 있다.

【0070】 교사 분류기(Classifier(teacher))는 전술한 임베딩 공간에서의 임베딩 분포를 기반으로 새로운 클래스를 분류할 수 있도록 학습된다. 즉 교사 분류기는 임베딩된 결과를 기반으로 연속 학습 될 수 있다. 예를 들어 도4와 같이, 교사 분류기는 데이터를 2개의 클래스($C_{1:t-1}$) 중 하나로 분류할 수 있다(g_{t-1}), 추후 데이터를 4개의 클래스($C_{1:t-1}$, C_t) 중 하나로 분류하도록 학습될 수 있다(g_t). 예를 들어, 도4와 같이, 올드 프로토타입을 분류하기 위한 경계선에 새로운 클래스를 분류하기 위한 경계선을 추가하여, 새로운 클래스를 분류하도록 학습될 수 있다.

【0071】 학생 특징 추출기(Feature Extractor(student)) 및 학생 분류기(Classifier(student))는 연속 학습된 모델로부터 지식증류(KD)를 받아 학습이 될 수 있다. 즉 학생 특징 추출기 및 학생 분류기는 제2 모델 일 수 있다. 학생 특징 추출기는 제1 데이터에 포함된 데이터 또는 제2 데이터에 포함된 데이터로부터 특

징을 추출할 수 있다. 학생 특징 추출기는 종래 클래스에 대한 예시 데이터(Old exemplars) 또는 현재 작업의 새로운 클래스에 대한 데이터로부터 특징을 추출할 수 있다. 학생 특징 추출기는 제1 모델이 특징을 추출한 결과와 유사하게 특징을 추출하도록 학습될 수 있다. 추출된 특징은 임베딩 공간에 임베딩 될 수 있다. 임베딩 결과는 제1 모델이 임베딩한 결과와 유사할 수 있다. 학생 특징 추출기는 제1 모델이 임베딩한 결과와 유사하게 임베딩 되도록 학습될 수 있다. 학생 분류기는 임베딩된 결과를 기반으로 데이터를 분류할 수 있다. 학생 분류기는 제1 모델이 분류한 결과와 유사하게 이미지를 분류하도록 학습될 수 있다.

【0073】 도5는 실시예 중 하나로, 데이터를 증강하는 예시 중 하나를 보여준다.

【0074】 선택된 서로 다른 클래스에 속하는 올드 프로토타입(p_1, p_2)은 임베딩 공간에 임베딩 될 수 있다. 최초 경계선(g_{t-1})을 통하여 서로 다른 클래스에 속하는 올드 프로토타입은 구분될 수 있다. 임베딩 공간에서의 올드 프로토타입에 학습 가능한 파라미터 벡터(v_1, v_2)를 사용하여 데이터를 증강(p_1^{aug}, p_2^{aug})할 수 있다. 학습 가능한 파라미터 벡터는 방향 및 크기를 가질 수 있다. 학습 가능한 파라미터 벡터의 방향 및 크기는 학습과정에서 학습될 수 있다. 학습 가능한 파라미터 벡터는 연속 학습 과정에서 최적화 될 수 있다. 학습 가능한 파라미터 벡터는 교사 분류기를 통하여 최적화 될 수 있다.

【0076】 도6은 실시예 중 하나로, 연속 학습 과정에서 임베딩공간의 변화를 보여주는 예시중 하나를 보여준다.

【0077】 도6에서, C_t 는 새로운 클래스에 대한 데이터를 임베딩하였을때의 영역일 수 있다. 도6에서 C_{t-1} 은 올드 프로토타입(p_{t-1})을 기반으로 증강된 데이터(p_{t-1}^{aug})를 임베딩하였을때의 영역일 수 있다. 정리하면 C_{t-1} 은 연속 학습이 되기 전 모델이 분류할 수 있는 클래스이며, C_t 은 연속 학습이 된 후 모델이 새롭게 분류할 수 있는 클래스일 수 있다.

【0078】 연속 학습이 되기 전 C_t 와 C_{t-1} 은 서로 겹치는 영역이 존재한다. 이에 새로운 클래스와 기존 클래스에 속하는 데이터를 구분하는 것은 쉽지 않다.

【0079】 연속 학습 과정에서 새로운 클래스(C_t)에 속하는 데이터와 기존 클래스(C_{t-1})에 속하는 데이터는 서로 멀어지도록(Negative (Push)) 학습될 수 있다. 연속 학습 과정에서 동일한 클래스에 속하는 데이터(C_t , C_{t-1})는 서로 간 가까워지도록(Positive (Pull)) 학습될 수 있다.

【0081】 도7은 모델 학습 장치(300)의 실시예 중 하나의 구성을 보여준다.

【0082】 모델 학습 장치(300)는 앞서 도1등에서 설명한 모델 학습 장치(100)에 해당할 수 있다. 즉 모델 학습 장치(300)는 전술한 모델 학습 방법을 수행하는 장치일 수 있다. 모델 학습 장치(300)는 적어도 하나 이상의 입력장치(310), 저

장장치(320), 연산장치(330), 출력장치(340), 인터페이스 장치(350) 및 통신장치(360)를 포함할 수 있다.

【0083】 입력장치(310)는 전술한 모델 학습 방법을 수행하는데 필요한 데이터, 정보 또는 모델 등을 입력 받을 수 있다. 입력장치(310)는 제1 학습데이터 및 제2 학습데이터를 입력 받을 수 있다. 입력장치(310)는 제1모델 및 제2 모델을 입력 받을 수 있다. 입력장치(310)는 제1모델 및 제2 모델을 학습시키는데 필요한 학습데이터를 입력 받을 수 있다. 입력장치(310)는 일정한 명령 또는 데이터를 입력하는 장치(키보드, 마우스 및 터치스크린, 조이스틱, 트랙볼, 터치패드, 스캐너, 웹캠 등)을 포함할 수도 있다. 입력장치(310)는 별도의 저장장치(USB, CD, 하드디스크 등)를 통하여 데이터를 입력 받는 구성을 포함할 수도 있다. 입력장치(310)는 별도의 측정장치 또는 별도의 데이터베이스를 통하여 데이터를 입력 받을 수도 있다. 입력장치(310)는 통신장치(360)을 통해 유선 또는 무선으로 데이터를 입력 받을 수도 있다. 입력 장치(310)는 모델 학습 장치(300)를 제어하기 위한 제어신호를 입력 받을 수도 있다.

【0084】 저장장치(320)는 전술한 모델 학습 방법을 수행하는데 필요한 데이터, 정보 또는 모델 등을 저장할 수 있다. 저장장치(320)는 제1 학습데이터 및 제2 학습데이터를 저장할 수 있다. 저장장치(320)는 제1모델 및 제2 모델을 저장할 수 있다. 저장장치(320)는 제1모델 및 제2 모델을 학습시키는데 필요한 학습데이터를 저장할 수 있다. 저장장치(320)는 일정한 데이터, 정보 또는 모델 등을 저장하는 장치가 될 수도 있다. 저장장치(320)는 입력장치(310)를 통해 입력 받은 데이터,

정보 및 모델 등을 저장할 수 있다. 저장장치(320)는 연산장치(330)로 하여금 모델 학습 방법에 필요한 동작들을 수행하게 하는 명령어들을 저장할 수 있다. 저장장치(320)는 연산장치(330)가 연산하는 과정에서 생성되는 정보를 저장할 수 있다. 즉 저장장치(320)는 메모리를 포함할 수 있다. 예를 들어 저장장치는 HDD(Hard Disk Drive), SSD(Solid State Drive), ROM, RAM 및 CD-ROM 자기 테이프 또는 플로피디스크 등을 포함할 수 있다.

【0085】 연산장치(330)는 전술한 모델 학습 방법을 수행하는데 필요한 연산을 할 수 있다. 연산장치(330)는 제1 모델이 분류 가능한 클래스의 데이터를 포함하는 제1 데이터 셋 및 제1 모델이 분류하지 못하는 새로운 클래스의 대한 데이터를 포함하는 제2 데이터 셋을 획득할 수 있다. 연산장치(330)는 제1 데이터 셋에서, 각 클래스마다의 올드 프로토타입(Old Prototypes)을 선택할 수 있다. 연산장치(330)는 선택된 올드 프로토타입을 기반으로 데이터 증강(Augmentation)을 수행할 수 있다. 연산장치(330)는 증강된 데이터를 임베딩 공간(Embedding Space)에 임베딩 할 수 있다. 연산장치(330)는 제2 데이터 셋에 포함된 새로운 클래스에 대한 데이터를 임베딩 공간에 임베딩 할 수 있다. 연산장치(330)는 임베딩 공간에 임베딩된 결과를 기반으로 제1 모델을 연속 학습할 수 있다. 연산장치(330)는 연속 학습된 제1 모델을 기반으로 지식 증류하여 제2 모델을 학습할 수 있다.

【0086】 연산장치(330)는 데이터를 처리하고, 일정한 연산을 처리하는 프로세서(Processor), AP(Application Processor), 프로그램이 임베디드 된 칩과 같은 장치일 수 있다. 예를 들어 연산장치(330)는 CPU(Central Processing Unit),

GPU(Graphics Processing Unit) 또는 NPU(Neural Processing Unit) 등을 포함할 수 있다. 연산장치(330)는 모델 학습 장치(300)를 제어하는 제어신호를 생성할 수 있다. 연산장치(330)는 모델 학습 장치(300)에 포함된 입력장치(310), 저장장치(320), 출력장치(340), 인터페이스 장치(350) 및 통신장치(360)을 제어하는 제어신호를 생성할 수 있다.

【0087】 출력장치(340)는 일정한 데이터, 정보 및 모델을 출력하는 장치가 될 수도 있다. 출력장치(340)는 모델 학습 장치(300) 외부로 일정한 데이터, 정보 및 모델을 출력하는 장치가 될 수 있다. 출력장치(340)는 데이터 처리 과정에 필요한 인터페이스, 입력된 데이터, 분석결과 등을 출력할 수도 있다. 출력장치(340)는 촉각적, 시각적, 청각적, 미각적 및 후각적 방법을 통해 데이터등을 출력하는 장치를 포함할 수도 있다. 출력장치(340)는 디스플레이, 스피커, 진동 모터 또는 문서 출력 장치 등과 같이 물리적으로 다양한 형태로 구현될 수도 있다. 출력장치(340)는 저장장치(320)에 저장된 데이터, 정보 또는 모델 등을 출력할 수 있다. 출력장치(340)는 연산장치(330)가 연산하는 과정에서 생성된 데이터, 정보 및 모델 등을 출력할 수 있다. 출력장치(340)는 연산장치(330)가 연산한 결과를 출력할 수 있다.

【0088】 인터페이스 장치(350)는 외부로부터 일정한 명령 및 데이터를 입력 받는 장치일 수 있다. 인터페이스 장치(350)는 모델 학습 장치(300)를 제어하기 위한 제어신호를 입력 받을 수 있다. 인터페이스 장치(350)는 모델 학습 장치(300)가 분석한 결과를 출력할 수 있다. 인터페이스 장치(350)는 물리적으로 연결된 입력 장치 또는 외부 저장장치로부터 전송한 모델 학습 방법을 수행하는데 필요한 정보

를 입력 받을 수 있다.

【0089】통신장치(360)는 전술한 모델 학습 방법을 수행하는데 필요한 정보를 수신 받을 수 있다. 통신장치(360)는 전술한 모델 학습 방법을 수행하는데 필요한 모델을 수신 받을 수 있다. 통신장치(360)는 제1 학습데이터 및 제2 학습데이터를 송수신할 수 있다. 통신장치(360)는 제1모델 및 제2 모델을 송수신할 수 있다. 통신장치(360)는 모델 학습 장치(300)를 제어하는데 필요한 제어 신호를 수신할 수 있다. 통신장치(360)는 모델 학습 장치(300)가 분석한 결과를 전송할 수 있다. 통신장치(360)는 유선 또는 무선 네트워크를 통해 일정한 데이터, 정보 및 모델 등을 수신하고 전송하는 구성을 의미할 수 있다. 통신장치(360)는 Wi-Fi(Wireless Fidelity), Wi-Fi Direct, 블루투스(Bluetooth), UWB(Ultra-Wide Band) 또는 NFC(Near Field Communication), USB(Universal Serial Bus), 혹은 HDMI(High Definition Multimedia Interface), LAN(Local Area Network) 등과 같은 네트워크 통신을 수행할 수 있다.

【0091】전술한 모델 학습 방법은 컴퓨터에서 실행될 수 있는 실행가능한 알고리즘을 포함하는 프로그램(또는 어플리케이션)으로 구현될 수 있다.

【0092】상기 프로그램은 일시적 또는 비일시적 판독 가능 매체(non-transitory computer readable medium)에 저장되어 제공될 수 있다.

【0093】상기 일시적 판독 가능 매체는 스태틱 램(Static RAM, SRAM), 다이내믹 램(Dynamic RAM, DRAM), 싱크로너스 디램 (Synchronous DRAM, SDRAM), 2배속 SDRAM(Double Data Rate SDRAM, DDR SDRAM), 증강형 SDRAM(Enhanced SDRAM, ESDRAM), 동기화 DRAM(Synclink DRAM, SLDRAM) 및 직접 램버스 램(Direct Rambus RAM, DRRAM) 과 같은 다양한 RAM을 의미한다.

【0094】상기 비일시적 판독 가능 매체는 레지스터, 캐쉬, 메모리 등과 같이 짧은 순간 동안 데이터를 저장하는 매체가 아니라 반영구적으로 데이터를 저장하며, 기기에 의해 판독(reading)이 가능한 매체를 의미한다. 구체적으로는, 상술한 다양한 어플리케이션 또는 프로그램들은 CD, DVD, 하드 디스크, 블루레이 디스크, USB, 메모리카드, ROM (read-only memory), PROM (programmable read only memory), EPROM(Erasable PROM, EPROM) 또는 EEPROM(Electrically EPROM) 또는 플래시 메모리 등과 같은 비일시적 판독 가능 매체에 저장되어 제공될 수 있다.

【0096】본 실시예 및 본 명세서에 첨부된 도면은 전술한 기술에 포함되는 기술적 사상의 일부를 명확하게 나타내고 있는 것에 불과하며, 전술한 기술의 명세서 및 도면에 포함된 기술적 사상의 범위 내에서 당업자가 용이하게 유추할 수 있는 변형 예와 구체적인 실시예는 모두 전술한 기술의 권리범위에 포함되는 것이 자명하다고 할 것이다.

【청구범위】

【청구항 1】

모델 학습 장치가 제1 모델이 분류 가능한 클래스의 데이터를 포함하는 제1 데이터 셋 및 상기 제1 모델이 분류하지 못하는 새로운 클래스의 대한 데이터를 포함하는 제2 데이터 셋을 획득하는 단계;

상기 모델 학습 장치가 상기 제1 데이터 셋에서, 각 클래스마다의 올드 프로토타입(Old Prototypes)을 선택하는 단계;

상기 모델 학습 장치가 상기 선택된 올드 프로토타입을 기반으로 데이터 증강(Augmentation)을 수행하는 단계;

상기 모델 학습 장치가 상기 증강된 데이터를 임베딩 공간(Embedding Space)에 임베딩 하는 단계;

상기 모델 학습 장치가 상기 제2 데이터 셋에 포함된 새로운 클래스에 대한 데이터를 상기 임베딩 공간에 임베딩 하는 단계;

상기 모델 학습 장치가 상기 임베딩 공간에 임베딩된 결과를 기반으로 상기 제1 모델을 연속 학습(Continual Learning)시키는 단계; 및

상기 모델 학습 장치가 상기 연속 학습된 제1 모델을 기반으로 지식 증류(Knowledge Distillation)하여 제2 모델을 학습시키는 단계;를 포함하는,

모델 학습 방법.

【청구항 2】

제1항에 있어서,

상기 제1 모델은 데이터로부터 특징을 추출하는 특징 추출기(Feature Extractor), 상기 추출된 특징을 임베딩 공간에 임베딩하는 임베딩 모듈 및 상기 임베딩 결과를 기반으로 데이터를 분류하는 분류기(Classifier)를 포함하는,

모델 학습 방법.

【청구항 3】

제1항에 있어서,

상기 올드 프로토타입은 각 클래스에 속하는 데이터를 상기 임베딩 공간에 임베딩 하였을 때, 상기 임베딩 공간에서 각 클래스의 중심에 위치하는 데이터인,

모델 학습 방법.

【청구항 4】

제1항에 있어서,

상기 데이터 증강은 상기 임베딩 공간에서 상기 올드 프로토타입과 일정 범위 내에 위치할 수 있는 데이터를 생성하는 포함하는,

모델 학습 방법.

【청구항 5】

제1항에 있어서,

상기 데이터 증강은 상기 올드 프로토타입을 임베딩한 결과에 학습가능한 파

라미터 벡터를 반영함으로써 데이터를 생성하는 과정을 포함하는,

모델 학습 방법.

【청구항 6】

제1항에 있어서,

상기 연속 학습은 상기 제1 모델이 새로운 클래스를 추가적으로 분류할 수 있도록 제1 모델을 연속 학습하는 것을 포함하는,

모델 학습 방법.

【청구항 7】

제1 항에 있어서,

상기 연속 학습은 상기 제1 모델이 새로운 클래스를 추가적으로 분류할 수 있도록 상기 제1 모델에 포함된 분류기의 파라미터를 조절하는 것 및 상기 임베딩 공간에서 서로 다른 클래스에 속하는 데이터는 서로 다른 위치에 위치할 수 있도록 상기 제1 모델에 포함된 임베딩 모듈의 파라미터를 조절하는 것을 포함하는,

모델 학습 방법.

【청구항 8】

제1항에 있어서,

상기 지식 증류는 상기 제2 모델을 상기 제1 모델과 유사하게 임베딩 결과를 생성하도록 학습시키는 것 및 상기 제2 모델을 상기 제1 모델과 유사하게 분류결과를 가질 수 있도록 학습시키는 것을 포함하는,

모델 학습 방법.

【청구항 9】

연산장치 및 상기 연산장치에 의한 실행 시에 모델 학습 장치로 하여금 동작들을 수행하게 하는 명령어들을 포함하는 저장장치를 포함하되,

상기 동작들은,

상기 모델 학습 장치가 제1 모델이 분류 가능한 클래스의 데이터를 포함하는 제1 데이터 셋 및 상기 제1 모델이 분류하지 못하는 새로운 클래스의 대한 데이터를 포함하는 제2 데이터 셋을 획득하게 하는 동작;

상기 모델 학습 장치가 상기 제1 데이터 셋에서, 각 클래스마다의 올드 프로토타입(Old Prototypes)을 선택하게 하는 동작;

상기 모델 학습 장치가 상기 선택된 올드 프로토타입을 기반으로 데이터 증강(Augmentation)을 수행케 하는 동작;

상기 모델 학습 장치가 상기 증강된 데이터를 임베딩 공간(Embedding Space)에 임베딩 하게 하는 동작;

상기 모델 학습 장치가 상기 제2 데이터 셋에 포함된 새로운 클래스에 대한 데이터를 상기 임베딩 공간에 임베딩 하게 하는 동작;

상기 모델 학습 장치가 상기 임베딩 공간에 임베딩된 결과를 기반으로 상기 제1 모델을 연속 학습(Continual Learning)시키게 하는 동작; 및

상기 모델 학습 장치가 상기 연속 학습된 제1 모델을 기반으로 지식 증류

(Knowledge Distillation)하여 제2 모델을 학습시키게 하는 동작;을 포함하는,

모델 학습 장치.

【청구항 10】

제1항에 있어서,

상기 제1 모델은 데이터로부터 특징을 추출하는 특징 추출기(Feature Extractor), 상기 추출된 특징을 임베딩 공간에 임베딩하는 임베딩 모듈 및 상기 임베딩 결과를 기반으로 데이터를 분류하는 분류기(Classifier)를 포함하는,

모델 학습 장치.

【청구항 11】

제9항에 있어서,

상기 올드 프로토타입은 각 클래스에 속하는 데이터를 상기 임베딩 공간에 임베딩 하였을 때, 상기 임베딩 공간에서 각 클래스의 중심에 위치하는 데이터인,

모델 학습 장치.

【청구항 12】

제9항에 있어서,

상기 데이터 증강은 상기 임베딩 공간에서 상기 올드 프로토타입과 일정 범위 내에 위치할 수 있는 데이터를 생성하는 포함하는,

모델 학습 장치.

【청구항 13】

제9항에 있어서,

상기 데이터 증강은 상기 올드 프로토타입을 임베딩한 결과에 학습가능한 파라미터 벡터를 반영함으로써 데이터를 생성하는 과정을 포함하는,

모델 학습 장치.

【청구항 14】

제9항에 있어서,

상기 연속 학습은 상기 제1 모델이 새로운 클래스를 추가적으로 분류할 수 있도록 제1 모델을 연속 학습하는 것을 포함하는,

모델 학습 장치.

【청구항 15】

제9 항에 있어서,

상기 연속 학습은 상기 제1 모델이 새로운 클래스를 추가적으로 분류할 수 있도록 상기 제1 모델에 포함된 분류기의 파라미터를 조절하는 것 및 상기 임베딩 공간에서 서로 다른 클래스에 속하는 데이터는 서로 다른 위치에 위치할 수 있도록 상기 제1 모델에 포함된 임베딩 모듈의 파라미터를 조절하는 것을 포함하는,

모델 학습 장치.

【청구항 16】

제9항에 있어서,

상기 지식 증류는 상기 제2 모델을 상기 제1 모델과 유사하게 임베딩 결과를 생성하도록 학습시키는 것 및 상기 제2 모델을 상기 제1 모델과 유사하게 분류결과를 가질 수 있도록 학습시키는 것을 포함하는,

모델 학습 장치.

【요약서】

【요약】

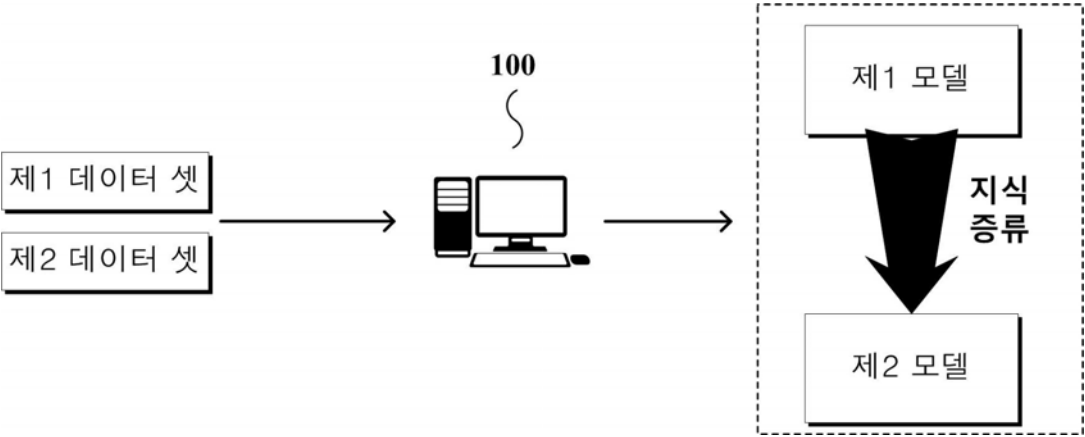
일 실시예로서, 모델 학습 방법은 모델 학습 장치가 제1 모델이 분류 가능한 클래스의 데이터를 포함하는 제1 데이터 셋 및 상기 제1 모델이 분류하지 못하는 새로운 클래스의 대한 데이터를 포함하는 제2 데이터 셋을 획득하는 단계; 상기 모델 학습 장치가 상기 제1 데이터 셋에서, 각 클래스마다의 올드 프로토타입(Old Prototypes)을 선택하는 단계; 상기 모델 학습 장치가 상기 선택된 올드 프로토타입을 기반으로 데이터 증강(Augmentation)을 수행하는 단계; 상기 모델 학습 장치가 상기 증강된 데이터를 임베딩 공간(Embedding Space)에 임베딩 하는 단계; 상기 모델 학습 장치가 상기 제2 데이터 셋에 포함된 새로운 클래스에 대한 데이터를 상기 임베딩 공간에 임베딩 하는 단계; 상기 모델 학습 장치가 상기 임베딩 공간에 임베딩된 결과를 기반으로 상기 제1 모델을 연속 학습시키는 단계; 및 상기 모델 학습 장치가 상기 연속 학습된 제1 모델을 기반으로 지식 증류하여 제2 모델을 학습시키는 단계;를 포함할 수 있다.

【대표도】

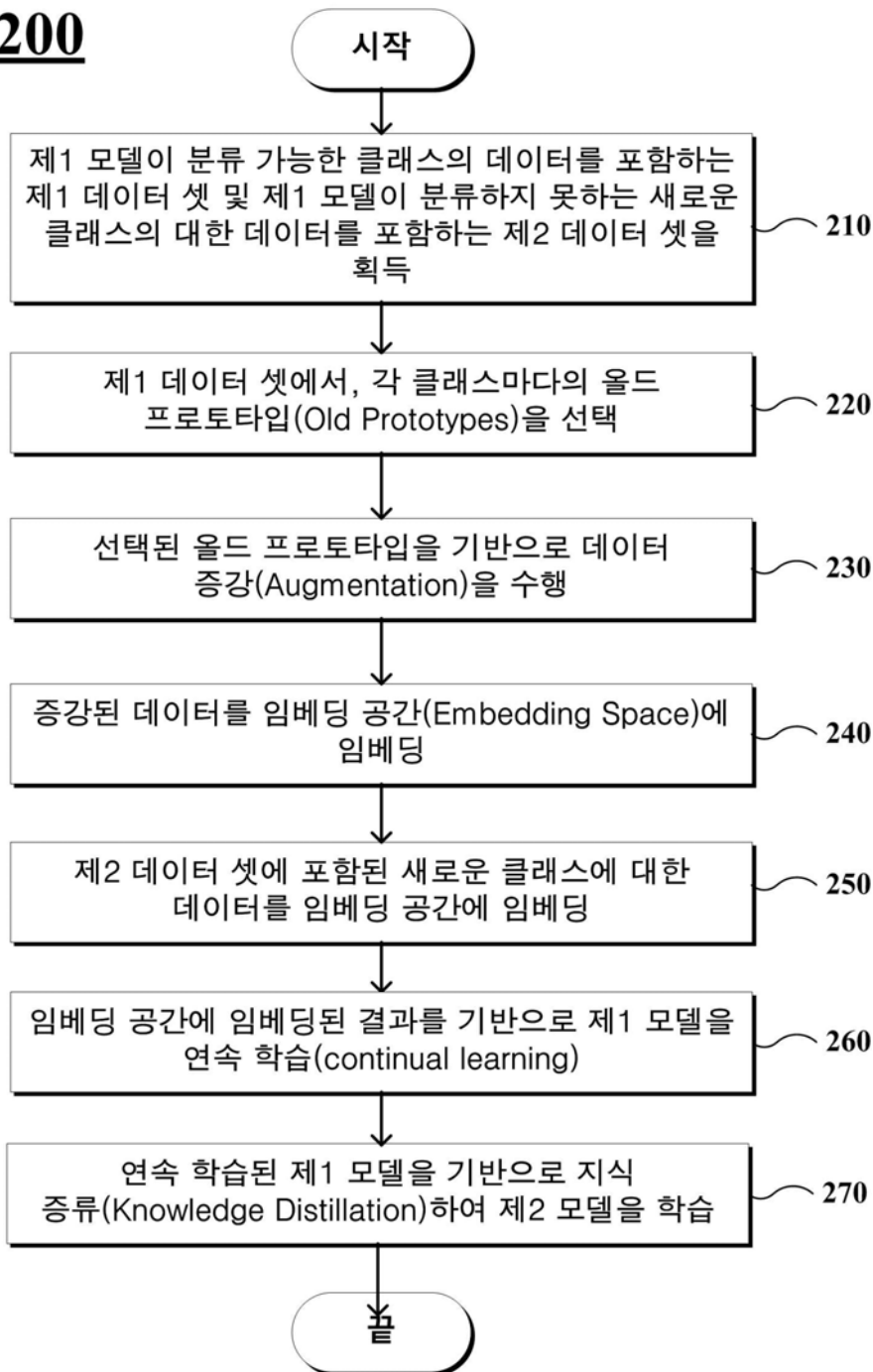
도 1

【도면】

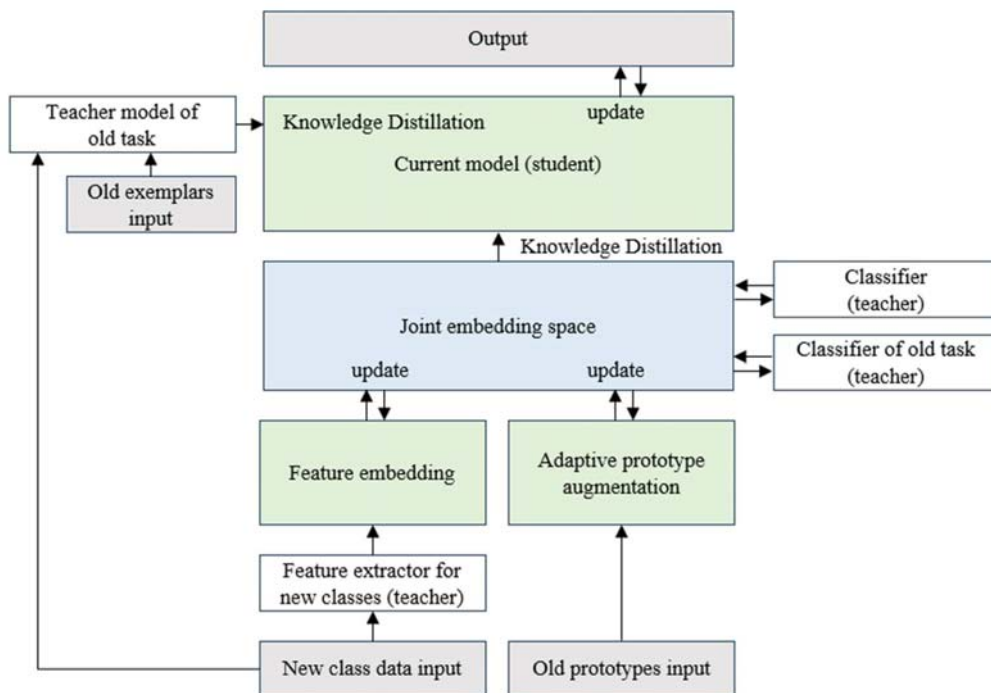
【도 1】



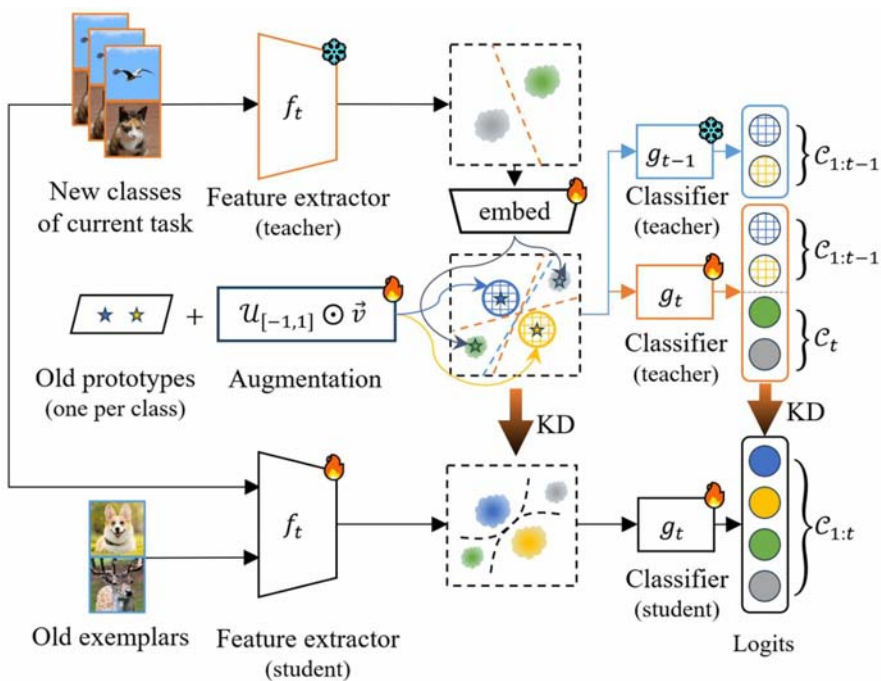
【도 2】

200

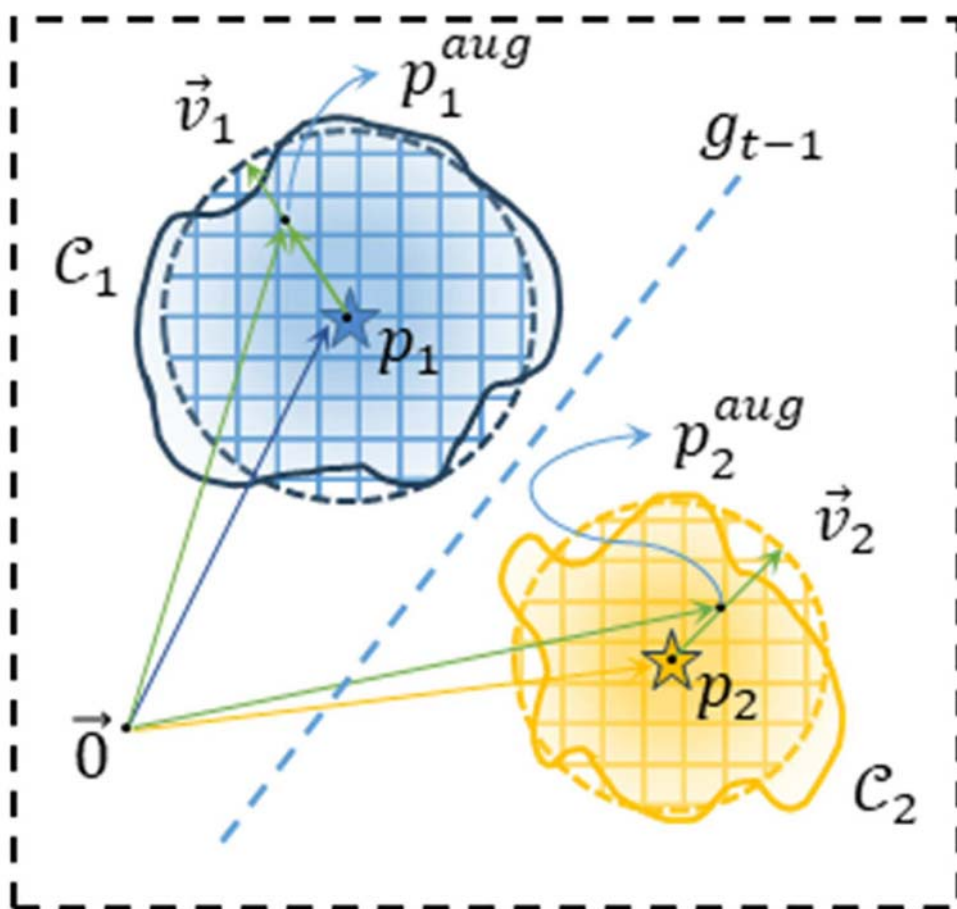
【도 3】



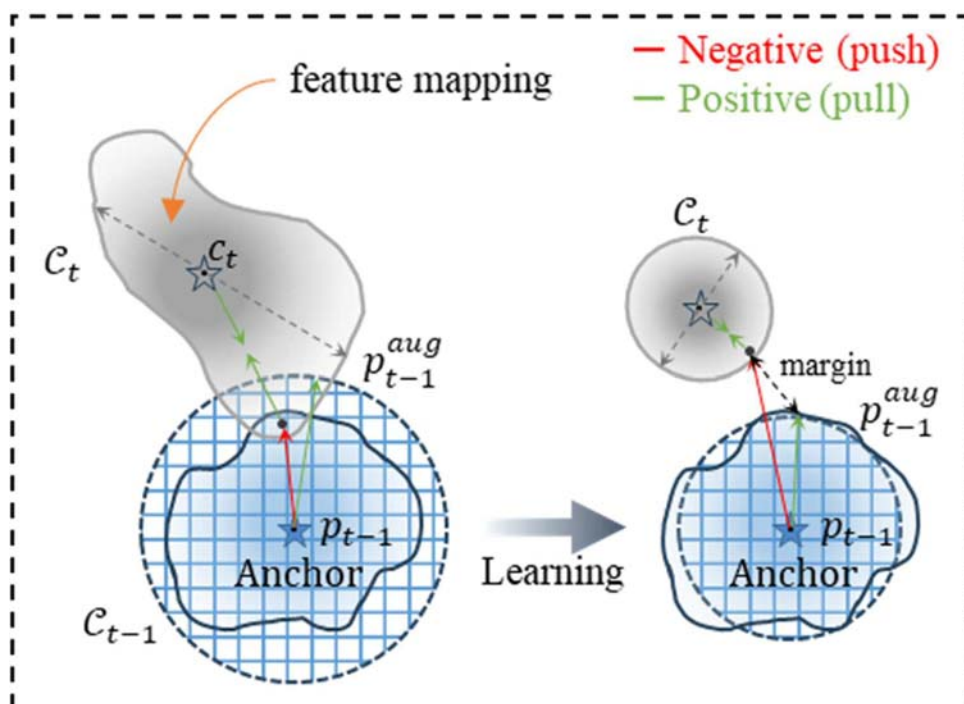
【도 4】



【도 5】



【도 6】



【도 7】

