



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2024년07월10일

(11) 등록번호 10-2684032

(24) 등록일자 2024년07월08일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06V 10/764 (2022.01) *G06N 20/00* (2019.01)
G06N 3/08 (2023.01) *G06V 10/774* (2022.01)
G06V 10/776 (2022.01) *G06V 10/778* (2022.01)
G06V 10/82 (2022.01) *G06V 10/84* (2022.01)
- (52) CPC특허분류
G06V 10/764 (2023.08)
G06N 20/00 (2021.08)
- (21) 출원번호 10-2022-7022704
(22) 출원일자(국제) 2020년11월08일
심사청구일자 2023년08월11일
(85) 번역문제출일자 2022년07월01일
(65) 공개번호 10-2022-0110264
(43) 공개일자 2022년08월05일
(86) 국제출원번호 PCT/IL2020/051157
(87) 국제공개번호 WO 2021/111431
국제공개일자 2021년06월10일
- (30) 우선권주장
62/943,812 2019년12월05일 미국(US)
- (56) 선행기술조사문헌
US10719301 B1
US20120093396 A1
US20190220758 A1
WO2018130267 A1
- (73) 특허권자
오르보테크 엘티디.
이스라엘 야브네 피.오. 박스 215 (우: 8110101)
- (72) 발명자
라베 고넨
이스라엘 7986000 모샤브 티모람 하우스 221
고센 엘라드
이스라엘 8480318 베르 세바 오피라 스트리트 24
- (74) 대리인
김태홍, 김진희

전체 청구항 수 : 총 18 항

심사관 : 황승희

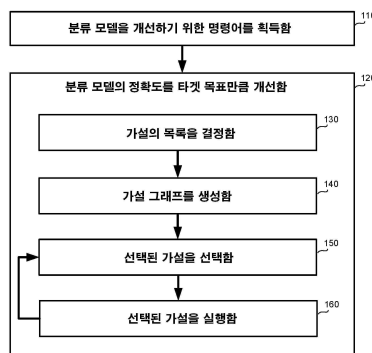
(54) 발명의 명칭 분류 모델의 정확도 개선

(57) 요약

인공 지능 분류 모델의 자동적인 개선을 위한 인공 지능 시스템, 장치, 및 컴퓨터 프로그램 제품 및 방법. 분류 모델의 모델 성능 측정은 각각의 반복에서 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 반복적으로 개선된다. 반복적인 개선은, 가설의 목록 및 그 점수에 기초하여, 분류 모델을 개선하기 위한 가설 그래프를 생성하는 것을 포함한다.

(뒷면에 계속)

대표도 - 도1



각각의 가설은 분류 모델을 잠재적으로 개선하기 위한 전략에 관련되며, 그 적용이 모델 성능 측정을 개선할 가능성을 나타내는 점수와 관련된다. 가설 그래프의 각각의 노드는 가설의 목록의 가설을 포함한다. 반복적인 개선은, 가설 그래프로부터, 그 순회에 기초하여, 선택된 가설을 선택하는 것; 및 선택된 가설을 실행하는 것에 의해, 분류 모델을 업데이트하고 모델 성능 측정을 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하는 것을 더 포함한다.

(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2023.01)

G06V 10/774 (2023.08)

G06V 10/776 (2023.08)

G06V 10/778 (2023.08)

G06V 10/82 (2022.01)

G06V 10/84 (2023.08)

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨터화된 장치에 의해 수행되는 방법에 있어서,

상기 장치는 프로세서 및 명령어를 저장하는 메모리를 포함하며,

상기 프로세서는:

분류 모델을 개선하기 위해 상기 메모리로부터 상기 명령어를 획득하는 단계 - 상기 분류 모델은 감독된 이미지 분류 태스크(supervised image classification task)를 위해 활용됨 -;

상기 획득에 응답하여, 상기 분류 모델의 모델 성능 측정을 반복적으로 개선하는 단계를 포함하되,

각각의 반복에서 상기 분류 모델의 상기 모델 성능 측정은 적어도 사전 결정된 타겟 목표(target goal)만큼 개선되고,

상기 반복적으로 개선하는 단계는:

가설(hypotheses)의 목록을 결정하는 단계 - 상기 가설의 목록의 각각의 가설은 상기 분류 모델을 잠재적으로 개선하기 위한 전략에 관련되며, 각각의 가설에 대해 점수가 결정되고, 상기 점수는 상기 가설의 적용이 상기 분류 모델의 상기 모델 성능 측정을 개선할 가능성을 나타냄 -;

상기 가설의 목록과 그의 점수에 기초하여, 상기 분류 모델을 개선하기 위한 가설 그래프를 생성하는 단계 - 상기 가설 그래프의 각각의 노드는 상기 가설의 목록의 가설을 포함하고, 상기 가설 그래프를 생성하는 단계는 이전에 생성된 가설 그래프들의 시퀀스를 활용하는 보강 학습 알고리즘을 적용하는 단계를 포함함 -;

선택된 가설을 상기 가설 그래프로부터 선택하는 단계 - 상기 선택은 상기 가설 그래프의 순회(traversal)에 기초함 -;

상기 선택된 가설을 실행하는 것에 의해 상기 분류 모델을 업데이트하고 상기 모델 성능 측정을 적어도 상기 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하는 단계; 및

상기 실행에 기초하여 상기 보강 학습 알고리즘을 업데이트하는 단계를 포함한 것인, 컴퓨터화된 장치에 의해 수행되는 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 가설의 목록의 각각의 가설은:

상기 분류 모델의 모델 타입,

상기 분류 모델의 트레이닝 파라미터,

상기 분류 모델의 모델링 파라미터,

상기 감독된 이미지 분류 태스크의 모델링,

상기 분류 모델을 트레이닝시키기 위해 활용되는 트레이닝 세트,

상기 분류 모델을 유효성 확인하기(validate) 위해 활용되는 유효성 확인 세트(validation set), 및

상기 분류 모델을 테스트하기 위해 활용되는 테스트 세트

중 적어도 하나의 수정에 관련되는 것인, 컴퓨터화된 장치에 의해 수행되는 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 가설 그래프는 상기 분류 모델의 상기 모델 타입에 관련되지 않은 적어도 하나의 가설을 포함하는 것인, 컴퓨터화된 장치에 의해 수행되는 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 가설의 목록을 결정하는 단계는:

사전 정의된 모범 사례(best practice) 가설 생성기를 적용하는 단계, 및

랜덤 가설 생성기를 적용하는 단계

를 포함하는 것인, 컴퓨터화된 장치에 의해 수행되는 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 가설의 목록을 결정하는 단계는 주제 전문가(Subject Matter Expert; SME) 가설 생성기를 적용하는 단계를 포함하되, 상기 SME 가설 생성기는, 상기 감독된 이미지 분류 태스크의 하나 이상의 파라미터에 기초하여 가설을 생성하기 위해 SME에 의해 설계되는 컴퓨터 프로그램 제품인 것인, 컴퓨터화된 장치에 의해 수행되는 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 가설의 목록을 결정하는 단계는: 상기 감독된 이미지 분류 태스크의 클래스들의 개수, 상기 감독된 이미지 분류 태스크의 각각의 클래스에서의 이미지들의 개수, 상기 감독된 이미지 분류 태스크에서의 이미지 사이즈, 및 상기 감독된 이미지 분류 태스크의 노이즈가 있는 라벨 추정 측정치(noisy label estimation measurement) 중, 적어도 하나에 기초하여 수행되는 것인, 컴퓨터화된 장치에 의해 수행되는 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 선택된 가설을 선택하는 단계는, 적용될 때, 상기 가설 그래프 내의 다른 가설에 의해 얻어지는 개선과 비교하여, 상기 감독된 이미지 분류 태스크의 모델 성능 측정을 가장 높은 측정치만큼 개선하는 가설을 선택하는 단계를 포함하는 것인, 컴퓨터화된 장치에 의해 수행되는 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 선택된 가설을 선택하는 단계는, 그 적용이 상기 감독된 이미지 분류 태스크의 상기 모델 성능 측정을 적어도 상기 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하는, 상기 가설 그래프의 순회 동안 조우되는 첫 번째 가설을 선택하는 단계를 포함하는 것인, 컴퓨터화된 장치에 의해 수행되는 방법.

청구항 9

제1항에 있어서,

상기 가설의 목록을 결정하는 단계는 상기 감독된 이미지 분류 태스크와 연관된 이전의 가설 세트에 기초하여 수행되는 것인, 컴퓨터화된 장치에 의해 수행되는 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 가설의 목록을 결정하는 단계는 상기 보강 학습 알고리즘을 적용하는 단계를 포함하되, 상기 보강 학습 알고리즘은 상기 이전의 가설 세트를 활용하는 것인, 컴퓨터화된 장치에 의해 수행되는 방법.

청구항 11

제1항에 있어서,

상기 가설 그래프는 하나 이상의 지향된 에지에 의해 하나 이상의 자식 노드에 각각 연결되는 부모 노드를 포함하되, 상기 부모 노드는 추상적인 가설(abstract hypothesis)을 나타내고, 상기 하나 이상의 자식 노드 각각은 상기 추상적인 가설의 상이한 구체화(concretization)를 나타내고,

상기 선택된 가설을 상기 가설 그래프로부터 선택하는 단계는:

상기 부모 노드의 순회에 응답하여, 상기 추상적인 가설에 관련되는 추상적인 계산을 수행하는 단계; 및

상기 하나 이상의 자식 노드 중 하나를 순회하는 것에 응답하여, 구체적인 계산을 수행하는 단계를 포함하되;

상기 선택된 가설은 상기 추상적인 계산 및 상기 구체적인 계산에 기초하여 선택되는 것인, 컴퓨터화된 장치에 의해 수행되는 방법.

청구항 12

프로세서 및 명령어를 저장하는 메모리를 포함하는 인공 지능(Artificial Intelligence; AI) 시스템에 있어서,

상기 프로세서는, 분류 모델을 개선하기 위해 상기 메모리로부터 상기 명령어를 획득하도록 구성된 분류 모델 개선 모듈

을 포함하되,

상기 분류 모델은 감독된 이미지 분류 태스크를 위해 활용되고;

상기 분류 모델 개선 모듈은 상기 분류 모델의 모델 성능 측정을 반복적으로 개선하도록 구성되고, 각각의 반복에서 상기 분류 모델의 상기 모델 성능 측정은 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선되고,

상기 분류 모델 개선 모듈은:

계획(planning) 모듈과,

실행 모듈

을 포함하고,

상기 계획 모듈은:

가설의 목록을 결정하고 - 상기 가설의 목록의 각각의 가설은 상기 분류 모델을 잠재적으로 개선하기 위한 전략에 관련되며, 각각의 가설에 대해 점수가 결정되고, 상기 가설의 점수는 상기 가설의 적용이 상기 분류 모델의 상기 모델 성능 측정을 개선할 가능성을 나타냄 -;

상기 가설의 목록과 그의 점수에 기초하여, 상기 분류 모델을 개선하기 위한 가설 그래프를 생성하고 - 상기 가설 그래프의 각각의 노드는 상기 가설의 목록의 가설을 포함하고, 상기 가설 그래프를 생성하는 것은 이전에 생성된 가설 그래프들의 시퀀스를 활용하는 보강 학습 알고리즘을 적용하는 것을 포함함 -;

선택된 가설을 상기 가설 그래프로부터 선택하도록 구성되고,

상기 선택은 상기 가설 그래프의 순회에 기초하고;

상기 실행 모듈은 상기 선택된 가설을 실행하는 것에 의해 상기 분류 모델을 업데이트하고 상기 모델 성능 측정을 적어도 상기 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하도록 구성되며;

상기 계획 모듈은 또한 상기 실행 모듈의 실행 결과에 기초하여 상기 보강 학습 알고리즘을 업데이트하도록 구성된 것인 인공 지능(AI) 시스템.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 계획 모듈은:

상기 가설의 목록의 적어도 하나의 가설을 생성하기 위해 사전 정의된 모범 사례 가설 생성기를 적용하도록;

상기 가설의 목록의 적어도 하나의 가설을 생성하기 위해 랜덤 가설 생성기를 적용하도록;

상기 가설의 목록의 적어도 하나의 가설을 생성하기 위해 주제 전문가(SME) 가설 생성기를 적용하도록 구성되고,

상기 SME 가설 생성기는, 상기 감독된 이미지 분류 태스크의 하나 이상의 파라미터에 기초하여 가설을 생성하기 위해 SME에 의해 설계되는 컴퓨터 프로그램 제품인 것인 인공 지능(AI) 시스템.

청구항 14

제12항에 있어서,

상기 계획 모듈은 상기 감독된 이미지 분류 태스크와 연관된 이전의 가설 세트에 기초하여 상기 가설의 목록을 결정하도록 구성된 것인 인공 지능(AI) 시스템.

청구항 15

제14항에 있어서,

상기 계획 모듈은 상기 보강 학습 알고리즘을 적용하는 것에 의해 상기 가설의 목록을 결정하도록 구성되며, 상기 보강 학습 알고리즘은 상기 이전의 가설 세트를 활용하는 것인 인공 지능(AI) 시스템.

청구항 16

제12항에 있어서,

상기 가설 그래프는 하나 이상의 지향된 에지에 의해 하나 이상의 자식 노드에 각각 연결되는 부모 노드를 포함 하되, 상기 부모 노드는 추상적인 가설을 나타내고, 상기 하나 이상의 자식 노드 각각은 상기 추상적인 가설의 상이한 구체화를 나타내고,

상기 계획 모듈은:

상기 부모 노드의 순회에 응답하여, 상기 추상적인 가설에 관련되는 추상적인 계산을 수행하며;

상기 하나 이상의 자식 노드 중 하나를 순회하는 것에 응답하여, 구체적인 계산을 수행하도록 구성되며;

상기 선택된 가설은 상기 추상적인 계산 및 상기 구체적인 계산에 기초하여 선택되는 것인 인공 지능(AI) 시스템.

청구항 17

프로세서를 갖는 컴퓨터화된 장치(computerized apparatus)에 있어서, 상기 프로세서는:

분류 모델을 개선하기 위한 명령어를 획득하는 단계 - 상기 분류 모델은 감독된 이미지 분류 태스크를 위해 활용됨 -;

상기 획득에 응답하여, 상기 분류 모델의 모델 성능 측정을 반복적으로 개선하는 단계를 수행하도록 적응되되,

각각의 반복에서 상기 분류 모델의 상기 모델 성능 측정은 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선되고,

상기 반복적으로 개선하는 단계는:

가설의 목록을 결정하는 단계 - 상기 가설의 목록의 각각의 가설은 상기 분류 모델을 잠재적으로 개선

하기 위한 전략에 관련되며, 각각의 가설에 대해 점수가 결정되고, 상기 가설의 점수는 상기 가설의 적용이 상기 분류 모델의 상기 모델 성능 측정을 개선할 가능성을 나타냄 -;

상기 가설의 목록과 그의 점수에 기초하여, 상기 분류 모델을 개선하기 위한 가설 그래프를 생성하는 단계 - 상기 가설 그래프의 각각의 노드는 상기 가설의 목록의 가설을 포함하고, 상기 가설 그래프를 생성하는 단계는 이전에 생성된 가설 그래프들의 시퀀스를 활용하는 보강 학습 알고리즘을 적용하는 단계를 포함함 -;

선택된 가설을 상기 가설 그래프로부터 선택하는 단계 - 상기 선택은 상기 가설 그래프의 순회 (traversal)에 기초함 -;

상기 선택된 가설을 실행하는 것에 의해 상기 분류 모델을 업데이트하고 상기 모델 성능 측정을 적어도 상기 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하는 단계; 및

상기 실행에 기초하여 상기 보강 학습 알고리즘을 업데이트하는 단계를 포함한 것인 컴퓨터화된 장치.

청구항 18

프로그램 명령어들을 유지하는 비일시적 컴퓨터 판독 가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로서, 상기 프로그램 명령어들은, 프로세서에 의한 판독시, 상기 프로세서로 하여금 방법을 수행하게 하고, 상기 방법은,

분류 모델을 개선하기 위한 명령어를 획득하는 단계 - 상기 분류 모델은 감독된 이미지 분류 태스크를 위해 활용됨 -;

상기 획득에 응답하여, 상기 분류 모델의 모델 성능 측정을 반복적으로 개선하는 단계를 포함하되,

각각의 반복에서 상기 분류 모델의 상기 모델 성능 측정은 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선되고, 상기 반복적으로 개선하는 단계는:

가설의 목록을 결정하는 단계 - 상기 가설의 목록의 각각의 가설은 상기 분류 모델을 잠재적으로 개선하기 위한 전략에 관련되며, 각각의 가설에 대해 점수가 결정되고, 상기 가설의 점수는 상기 가설의 적용이 상기 분류 모델의 상기 모델 성능 측정을 개선할 가능성을 나타냄 -;

상기 가설의 목록과 그의 점수에 기초하여, 상기 분류 모델을 개선하기 위한 가설 그래프를 생성하는 단계 - 상기 가설 그래프의 각각의 노드는 상기 가설의 목록의 가설을 포함하고, 상기 가설 그래프를 생성하는 단계는 이전에 생성된 가설 그래프들의 시퀀스를 활용하는 보강 학습 알고리즘을 적용하는 단계를 포함함 -;

선택된 가설을 상기 가설 그래프로부터 선택하는 단계 - 상기 선택은 상기 가설 그래프의 순회에 기초함 -;

상기 선택된 가설을 실행하는 것에 의해 상기 분류 모델을 업데이트하고 상기 모델 성능 측정을 적어도 상기 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하는 단계; 및

상기 실행에 기초하여 상기 보강 학습 알고리즘을 업데이트하는 단계를 포함한 것인 비일시적 컴퓨터 판독 가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

청구항 19

삭제

청구항 20

삭제

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 개시는 일반적으로 인공 지능에 관한 것으로, 특히 인공 지능 분류 모델의 자동 개선에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 인공 지능(artificial Intelligence; AI)은 다양한 계산 시스템의 많은 태스크를 위한 기본 도구이다. AI는 머신, 컴퓨터 시스템, 학습 알고리즘, 또는 등등에 의해 인간의 지능 프로세스(intelligence process)를 시뮬레이션한다. 지능 프로세스는 정보의 획득 및 정보를 사용하기 위한 규칙을 학습하는 것, 대략적인 또는 명확한 결론에 도달하기 위해 규칙을 사용하여 추론하는 것 및 자가 수정(self-correction)을 포함할 수도 있다. AI의 특정한 애플리케이션은, 전문가 시스템, 음성 인식, 머신 비전, 자율 주행, 콘텐츠 전달 네트워크에서의 지능형 라우팅, 군사 시뮬레이션, 및 등등을 포함한다.

[0003] AI의 사용은 검사 시스템, 특히 아이템 또는 아이템, 제품, 및 등등에서의 결함의 식별 및 분류를 목표로 하는 시스템에서 매우 대중화되었다. AI 기술은 기술 산업의 필수적인 부분이 되었으며, 제조 프로세스의 많은 어려운 문제를 해결하는 데 도움이 되었다.

발명의 내용

[0004] 개시된 주제의 하나의 예시적인 실시형태는 다음의 것: 분류 모델 - 분류 모델은 감독된 이미지 분류 태스크(supervised image classification task)를 위해 활용됨 - 을 개선하기 위한 명령어를 획득하는 것; 상기 획득에 응답하여, 분류 모델의 모델 성능 측정을 반복적으로 개선하는 것을 포함하는 방법인데, 각각의 반복에서 분류 모델의 모델 성능 측정은 적어도 사전 결정된 타겟 목표(target goal)만큼 개선되고, 상기 반복적으로 개선하는 것은: 가설의 목록 - 가설의 목록의 각각의 가설은 분류 모델을 잠재적으로 개선하기 위한 전략에 관련되며, 각각의 가설에 대해 점수가 결정되고, 가설의 점수는 가설의 적용이 분류 모델의 모델 성능 측정을 개선할 가능성을 나타냄 - 을 결정하는 것; 가설의 목록 및 그 점수에 기초하여, 분류 모델을 개선하기 위한 가설 그래프 - 가설 그래프의 각각의 노드는 가설의 목록의 가설을 포함함 - 를 생성하는 것; 선택된 가설을 가설 그래프로부터 선택 - 상기 선택은 가설 그래프의 순회(traversal)에 기초함 - 하는 것; 및 선택된 가설을 실행하는 것에 의해, 분류 모델을 업데이트하고 모델 성능 측정을 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하는 것을 포함한다.

[0005] 개시된 주제의 다른 예시적인 실시형태는 다음의 것을 포함하는 AI 시스템이다: 분류 모델을 개선하기 위한 명령어를 획득하도록 구성되는 분류 모델 개선 모듈. 분류 모델은 감독된 이미지 분류 태스크를 위해 활용된다. 분류 모델 개선 모듈은 분류 모델의 모델 성능 측정을 반복적으로 개선하도록 구성된다. 각각의 반복에서, 분류 모델의 모델 성능 측정은 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선된다. 분류 모델 개선 모듈은, 다음의 것을 하도록 구성되는 계획 모듈을 포함한다: 가설의 목록 - 가설의 목록의 각각의 가설은 분류 모델을 잠재적으로 개선하기 위한 전략에 관련되며, 각각의 가설에 대해 점수가 결정되고, 가설의 점수는 가설의 적용이 분류 모델의 모델 성능 측정을 개선할 가능성을 나타냄 - 을 결정하는 것; 가설의 목록 및 그 점수에 기초하여, 분류 모델을 개선하기 위한 가설 그래프 - 가설 그래프의 각각의 노드는 가설의 목록의 가설을 포함함 - 를 생성하는 것; 선택된 가설을 가설 그래프로부터 선택 - 상기 선택은 가설 그래프의 순회에 기초함 - 하는 것. 분류 모델 개선 모듈은, 선택된 가설을 실행하도록, 분류 모델을 업데이트하도록, 그리고 모델 성능 측정을 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하도록 구성되는 실행 모듈을 더 포함한다.

[0006] 개시된 주제의 또 다른 예시적인 실시형태는 프로세서를 구비하는 컴퓨터화된 장치인데, 프로세서는 다음의 단계를: 분류 모델 - 분류 모델은 감독된 이미지 분류 태스크를 위해 활용됨 - 을 개선하기 위한 명령어를 획득하는 단계; 상기 획득에 응답하여, 분류 모델의 모델 성능 측정을 반복적으로 개선하는 단계를 수행하도록 적응되는데, 각각의 반복에서 분류 모델의 모델 성능 측정은 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선되고, 상기 반복적으로 개선하는 것은: 가설의 목록 - 가설의 목록의 각각의 가설은 분류 모델을 잠재적으로 개선하기 위한 전략에 관련되며, 각각의 가설에 대해 점수가 결정되고, 가설의 점수는 가설의 적용이 분류 모델의 모델 성능 측정을 개선할 가능성을 나타냄 - 을 결정하는 것; 가설의 목록 및 그 점수에 기초하여, 분류 모델을 개선하기 위한 가설 그래프 - 가설 그래프의 각각의 노드는 가설의 목록의 가설을 포함함 - 를 생성하는 것; 선택된 가설을 가설 그래프로부터 선택 - 상기 선택은 가설 그래프의 순회에 기초함 - 하는 것; 및 선택된 가설을 실행하는 것에 의해, 분류 모델을 업데이트하고 모델 성능 측정을 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하는 것을 포함한다.

[0007] 개시된 주제의 또 다른 예시적인 실시형태는 프로그램 명령어를 유지하는 비일시적 컴퓨터 판독 가능 저장 매체를 포함하는 컴퓨터 프로그램 제품인데, 그 프로그램 명령어는, 프로세서에 의한 판독시, 상기 프로세서로 하여

금, 다음의 것: 분류 모델 - 분류 모델은 감독된 이미지 분류 태스크를 위해 활용됨 - 을 개선하기 위한 명령어를 획득하는 것; 상기 획득에 응답하여, 분류 모델의 모델 성능 측정을 반복적으로 개선하는 것을 포함하는 방법을 수행하게 하는데, 각각의 반복에서 분류 모델의 모델 성능 측정은 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선되고, 상기 반복적으로 개선하는 것은: 가설의 목록 - 가설의 목록의 각각의 가설은 분류 모델을 잠재적으로 개선하기 위한 전략에 관련되며, 각각의 가설에 대해 점수가 결정되고, 가설의 점수는 가설의 적용이 분류 모델의 모델 성능 측정을 개선할 가능성을 나타냄 - 을 결정하는 것; 가설의 목록 및 그 점수에 기초하여, 분류 모델을 개선하기 위한 가설 그래프 - 가설 그래프의 각각의 노드는 가설의 목록의 가설을 포함함 - 를 생성하는 것; 선택된 가설을 가설 그래프로부터 선택 - 상기 선택은 가설 그래프의 순회에 기초함 - 하는 것; 및 선택된 가설을 실행하는 것에 의해, 분류 모델을 업데이트하고 모델 성능 측정을 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하는 것을 포함한다.

도면의 간단한 설명

- [0008] 본 개시된 주제는, 대응하는 또는 유사한 숫자 또는 문자가 대응하는 또는 유사한 컴포넌트를 나타내는 도면과 연계하여 취해지는 다음의 상세한 설명으로부터 더욱 완전하게 이해되고 인식될 것이다. 달리 나타내지 않는 한, 도면은 본 개시의 예시적인 실시형태 또는 양태를 제공하고 본 개시의 범위를 제한하지 않는다. 도면에서:
- 도 1은, 개시된 주제의 몇몇 예시적인 실시형태에 따른, 방법의 플로우차트 다이어그램 다이어그램을 도시한다;
- 도 2는, 개시된 주제의 몇몇 예시적인 실시형태에 따른, 방법의 플로우차트 다이어그램을 도시한다;
- 도 3은, 개시된 주제의 몇몇 예시적인 실시형태에 따른, 장치의 블록 다이어그램을 도시한다;
- 도 4는, 개시된 주제의 몇몇 예시적인 실시형태에 따른, 예시적인 아키텍처의 개략도를 도시한다;
- 도 5a는, 개시된 주제의 몇몇 예시적인 실시형태에 따른, 예시적인 가설 목표 그래프의 예시를 도시한다;
- 도 5b는, 개시된 주제의 몇몇 예시적인 실시형태에 따른, 예시적인 가설 목표 그래프의 실행의 예시를 도시한다; 그리고
- 도 6은, 개시된 주제의 몇몇 예시적인 실시형태에 따른, 가설 목표 그래프의 예시를 도시한다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0009] 개시된 주제에 의해 다루어지는 하나의 기술적 문제는, AI 기반의 소프트웨어가 그 개발자로부터 분리된 환경에서 자율적으로 거동하고 작동하는 것을 가능하게 하는 것이다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, AI 기반의 소프트웨어는, 예컨대 공장에서, 생산 공장(production plant)에서, 또는 등등에서, 제조 머신의 생산 프로세스 또는 제품을 모니터링하도록 구성될 수도 있다. AI 기반의 소프트웨어는, 머신이 제대로 기능하는지를, 예컨대 시각적 입력에 기초하여, 결정하도록 구성될 수도 있다. AI 기반의 소프트웨어는, 제품 이미지를 분류하기 위해, 이미지 내의 아이템을 분류하기 위해, 아이템 또는 제품 내의 결함을 식별하기 위해, 또는 등등을 위해, 분류 모델을 활용하도록 구성될 수도 있다.
- [0010] 한 예로서, AI 기반의 소프트웨어는, 예컨대 플랫 패널 디스플레이(Flat Panel Display; FPD) 제조, 인쇄 회로 보드(Printed Circuit Board; PCB) 제조, 또는 등등에서, 자동화된 광학 검사(Automated Optical Inspection; AOI)를 위해 사용될 수도 있다. AOI는 AI 기반의 소프트웨어를 사용하여, 그러나, AI 기반의 소프트웨어의 개발자에게 전체 정보를 제공하지는 않으면서, 수행될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 동일한 개발자는 AI 기반의 소프트웨어를 상이한 경쟁 제조사에 제공할 수도 있고, 그들은, 잠재적인 노출을 제한하기 위해, 그들의 공유된 판매자에게 공개하는 정보를 제한하기를 소망할 수도 있다.
- [0011] 몇몇 예시적인 실시형태에서, AI 기반의 소프트웨어는, 다른 AI 소프트웨어, AI 기반의 소프트웨어의 개발자, AI 기반의 소프트웨어의 연구 및 개발 센터, 또는 등등으로 정보를 전송하는 또는 그들과 정보를 공유하는 능력 없이, 분리된 환경에서, 예컨대 고객의 공장에서 동작할 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, AI 기반의 소프트웨어는 연결된 환경에서 동작할 수도 있지만, 그러나 AI 기반의 소프트웨어 개발자를 비롯한 써드파티로 전송할 또는 그들과 공유할 데이터의 양에 대해 제한을 적용받을 수도 있다.
- [0012] 개시된 주제에 의해 다루는 다른 기술적 문제는, 데이터 과학자와 인간 전문가에 의존하지 않으면서, AI 기반의 소프트웨어의 정확도를 자동적으로 향상시키는 것이다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, AI 기반의 소프트웨어는 다양한 시스템에서 감독된 이미지 분류를 위해 사용될 수도 있다. 유저는 AI 기반의 소프트웨어를 제어할 수도

있다. AI 기반의 소프트웨어는 이미지를 수집하도록 구성될 수도 있다. 각각의 이미지는 트레이닝을 위해, 예컨대 사람 유저에 의해, 라벨링될 수도 있다. 전문가는 AI 기반의 소프트웨어에 의해 활용되는 모델에 대한 하이퍼파라미터(hyper-parameter)를 제공할 수도 있거나, 입력 데이터로부터 관련이 없는 피처를 수동으로 제거할 수도 있거나, 에러를 검사할 수도 있거나, 피처 엔지니어링(feature engineering)을 수행할 수도 있거나, 또는 등등을 행할 수도 있다. AI 기반의 소프트웨어가 일정 범위의 새로운 기능성(functionality)을 제공하지만, AI 기반의 소프트웨어는 트레이닝에서 자신에게 제공되는 데이터의 품질에 의해 제한될 수도 있고, 그에 의해 사용되는 모델의 특정한 구성으로 제한될 수도 있다.

[0013] 한 가지 기술적 솔루션은 분류 모델의 정확도를 반복적으로 개선하는 자기 주도적(self-motivated) 학습을 수행하는 것이다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 자기 주도적 학습은, 자동적으로, 가끔, 주기적으로, 예컨대, 사전 결정된 시간 프레임마다, 또는 등등에서 수행될 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 자기 주도적 학습은 인간 유저로부터의, AI 기반의 소프트웨어로부터의, AI 기반의 소프트웨어와 관련되는 서버로부터의, 또는 등등으로부터의 명령어에 의해 개시될 수도 있다. 그러나, 자기 주도적 학습은 자동적으로 수행될 수도 있고 데이터 과학자 및 인간 전문가의 개입 없이 안내될 수도 있다는 것이 인식될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, AI 기반의 소프트웨어는 사전 정의된 인터페이스를 활용할 수도 있고 모델을 트레이닝시키기 위한, 모델을 개선하기 위한, 모델의 성능을 추적하기 위한, 또는 등등을 위한 머신 러닝 및 AI 메커니즘을 제공할 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, AI 기반의 소프트웨어는 양방향 콜백을 통해 유저 애플리케이션과 자동적으로 상호 작용하여, AI 기반의 소프트웨어가 추가적인 트레이닝 데이터, 개선된 정보, 또는 등등에 대한 요청을 호출하는 것 및 그들을 수신하는 것을 가능하게 할 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 분류 모델의 정확도를 개선하는 것은, 분류 모델의 정확도 측정 또는 임의의 다른 모델 성능 메트릭, 예컨대 F 점수(예를 들면, F1 점수), 정확도 점수, 정밀도 점수, 재현 점수(recall score), 혼동 매트릭스, 곡선 아래 면적(area-under-curve), 수신자 조작 특성(Receiver Operating Characteristics; ROC), 트레이닝 세트와 유효성 확인 세트(validation set) 사이의 정확도 차이, GPU 및 CPU 리소스의 시간, 예측에 필요한 컴퓨터 메모리, 또는 등등을 개선하는 것에 의해 측정될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 분류 모델의 정확도를 개선하기 위한 사전 결정된 타겟 목표는 분류 태스크에 기초하여 자동적으로 설정될 수도 있고, 유저에 의해, 예컨대 AI 소프트웨어의 오피레이터, 또는 등등에 의해 수동으로 설정될 수도 있다. 한 예로서, 사전 결정된 타겟 목표는 0.5 % 개선, 예를 들면, 학습의 각각의 반복에서 분류 모델의 정확도 측정을 적어도 0.5 %만큼 개선하는 것일 수도 있다. 다른 예로서, 사전 결정된 타겟 목표는 약 0.1 %, 0.2 %, 1 %, 또는 등등일 수도 있다.

[0014] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 분류 모델을 개선하기 위한 가설의 목록은 각각의 반복에서 결정될 수도 있다. 각각의 가설은 분류 모델을 잠재적으로 개선하기 위한 전략에 관련될 수도 있다. 한 예로서, 가설은 알고리즘의 선택, 예컨대 분류 모델에 의해 어떤 신경망이 사용될지, 또는 알고리즘의 구성, 예컨대 신경망 토폴로지(예를 들면, 레이어의 개수, 레이어의 사이즈, 레이어 사이의 연결성), 하이퍼파라미터, 여러 알고리즘 개념 사이의 조합, 또는 등등에 관련될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 점수는 각각의 가설에 대해 결정될 수도 있다. 점수는, 가설의 적용이 분류 모델의 정확도 측정을 개선할 가능성을 나타낼 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 점수는 머신 러닝 기술을 구현하는 예측 모델을 사용하여 결정될 수도 있다. 예측 모델은 감독 학습 기술(supervised learning technique)을 구현할 수도 있고 실제 관찰된 결과를 고려하여 시간이 지남에 따라 개선될 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 각각의 가설은, 분류 모델에 대해 가설을 적용하는 비용, 예컨대 가설을 적용하는 데 필요한 시간, 가설을 적용하는 데 필요한 계산 리소스, 가설을 적용하는 데 필요한 추가적인 리소스(예를 들면, 추가적인 트레이닝 세트에 대한 추가적인 수동 라벨링), 또는 등등을 나타내는 비용 함수와 관련될 수도 있다.

[0015] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 분류 모델을 개선하기 위한 가설 그래프는 가설의 목록 및 그 점수에 기초하여 생성될 수도 있다. 가설 그래프의 각각의 노드는 가설의 목록의 가설을 포함할 수도 있다. 가설 그래프는 가설의 점수에 기초하여 정렬되어, 그 순회 순서를 부과할 수도 있다. 한 예로서, 그래프는 더 높은 점수를 가진 가설이 먼저 순회될 수도 있도록 정렬될 수도 있다. 선택된 가설은 가설 그래프로부터, 그 순회에 기초하여, 선택될 수도 있다. 선택된 가설은 분류 모델을 업데이트하기 위해 그리고 그 정확도 측정을 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하기 위해 실행될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 여러 가지 가설이 병렬로 실행될 수도 있고 그로부터 최상의 후보가 선택될 수도 있다. 병렬 실행은 동일한 그래픽 프로세싱 유닛(Graphical Processing Unit; GPU), 중앙 프로세싱 유닛(Central Processing Unit; CPU), 분산 실행 환경, 또는 등등을 사용하여 수행될 수도 있다.

[0016] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 개시된 솔루션의 성능은, 제품을 제조하는 내부 알고리즘 프로세스 및 그 품질 보

증(QA)에 임베딩될 수도 있다. 한 예로서, AOI 분류 결정 서브시스템은 자동적으로 생성된 분류 모델을 사용하여 결함을 검출하도록 그리고 결함을 분류하도록 구성될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 예컨대 결함 예측을 생성하고 유효성 확인하는 것에 의해, 스캐닝 프로세스의 끝에서 결함을 검사하는 대신, 제조 프로세스의 초기에 결함 검출이 수행될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, AOI 분류 결정 서브시스템은, 이미지, 비디오, 원시 데이터, 또는 등등을 외부 당사자(party)에게 제공하지 않고도, 동작하여 결함을 검출할 수도 있다.

[0017] 다른 예로서, 개시된 솔루션은 FPD 제조 동안 AOI에서 활용될 수도 있다. FPD 산업은 집중적으로 발전되고 있고, 노출되지 않는 것이 중요할 수도 있는 신속하고 분류된 혁신을 수반한다. 개시된 솔루션은, FPD 제조의 상이한 단계에서, 예컨대 검사, 계측, 수율 관리 솔루션, 테스트 및 수리 솔루션, 또는 등등에서 활용될 수도 있다. 개시된 주제는, FPD 제조사가, 램프업 단계에서 뿐만 아니라 생산 동안 에러의 원인을 찾는 동시에, 치명적인 결함을 검출하는 것, 및 프로세스 관련 결함을 신속하게 진단 및 수리하기 위해 생산 라인으로부터의 데이터를 분석하는 것을 가능하게 한다. 추가적으로 또는 대안적으로, 개시된 솔루션은, PCB의 AOI, 터치 센서, 또는 다른 전자 디바이스의 제조 프로세스 동안 그들 PCB의 AOI, 터치 센서, 또는 다른 전자 디바이스에서, 그러한 디바이스의 자동 수리 시스템에서, 그러한 디바이스에 대한 다이렉트 이미징 시스템에서, 또는 등등에서 활용될 수도 있다.

[0018] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 개시된 주제는 자기 주도적 학습을 개선하기 위해 가설 실행에 관한 보강 학습(reinforcement learning)을 구현할 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 보강 학습은 과거에 유용한 것으로 입증된 가설의 탐색(exploration)과 가설의 활용 사이의 균형을 제공하기 위해 수행될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 학습 태스크는 분류될 수도 있고, 어떤 가설이 적용될지, 가설 사이의 적용의 순서, 또는 등등을 결정하기 위해 보강 학습이 활용될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 개시된 주제는, 동일한 학습 태스크의 이전에 생성된 가설 그래프의 시퀀스에 기초하여, 학습 태스크의 분류에 기초하여, 상이한 가설의 예측된 점수에 기초하여, 또는 등등에 기초하여, 유용한 가설 그래프를 예측하기 위해 보강 학습을 구현할 수도 있다.

[0019] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 개시된 주제에 의해 사용될 가설은 여러 가지 상이한 카테고리를 포함할 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 생성기는 주어진 모델에 대한 가설을 생성하기 위해 활용될 수도 있다. 상이한 가설 생성기가 제공될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 일부 가설 생성기는, 경험 법칙으로서 유용한 것으로서 간주되는 가설을 생성하도록 구성되는 "모범 사례(best practice)" 생성기일 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 일부 가설 생성기는 주제 전문가(Subject Matter Expert; SME)에 의해, 예컨대 제조 프로세스 및 그 안에서 사용되는 머신의 친밀한 지식을 가진 전문가에 의해 수동으로 프로그래밍될 수도 있다. SME는 학습 태스크의 속성(property)을 식별하고, 트레이닝된 모델의 성능을 개선할 수 있는 가설을, 자동화된 방식으로, 생성하는 스크립트를 프로그래밍할 수도 있다. SME 가설 생성기는 수동으로 프로그래밍될 수도 있지만, 그러나, 자동적으로 호출될 수도 있고 자기 주도적 학습 프로세스에서 SME 그 자체의 수반을 필요로 하지 않을 수도 있다는 것을 유의한다. 추가적으로 또는 대안적으로, 일부 가설 생성기는, 잠재적으로 매력적이지 않은 가설의 탐색을 가능하게 하기 위해, 랜덤 가설을 제공하도록 구성되는 랜덤 가설 생성기일 수도 있다.

[0020] 개시된 주제를 활용하는 한 가지 기술적 효과는, 외부 컴퓨팅 및 데이터베이스로부터 연결 해제된, 자기 주도적 학습을 위한 자율 솔루션을 제공하는 것이다. 개시된 주제는, 추가적인 데이터를 요구하지 않고도 또는 내부 데이터를 노출시키지 않고도, 추론, 데이터 클렌징(data-cleansing), 신규성 검출(novelty-detection), 및 등등을 가능하게 한다. 개시된 솔루션은, AI 머신을 활용하는 공장 또는 생산 공장의 데이터를 개발자에게 또는 임의의 다른 외부 당사자에게 노출하지 않고도, AI 머신의 개발자의 경험 및 모든 관련 데이터에 대한 액세스를 활용한다. 개시된 주제를 활용하는 다른 기술적 효과는, 제품이 판매에 대해 이용 가능하게 될 때까지 구상되고 있는 제품으로부터 요구되는 시장 출시 시간(Time To Market; TTM)을 감소시키는 것이다. TTM은, 제품이 빠르게 구식화되는(outmoded) 산업에서, 특히 마이크로전자기기의 세계에서, 예컨대 FPD, PCB, 또는 등등에서 중요하다. 개시된 주제는 AI 기반의 소프트웨어의 강건성 및 안정성을 개선하고, 자동 모델 성능 추적을 가능하게 한다.

[0021] 개시된 주제를 활용하는 또 다른 기술적 효과는, 반복적인 방식의, 모델의 점진적 개선이다. 달성될 충분한, 그러나 상대적으로 작은 목표를 설정하는 것에 의해, 개시된 주제는 개선된 모델을 제공하기 위해 상이한 가설을 상이한 조합 및 순서로 활용할 수도 있다. 몇몇 경우에, 많은 작은 점진적 개선이 제한된 리소스를 사용하여 실현 가능할 수도 있지만, 큰 개선(이것은 작은 점진적 개선의 누적일 수도 있음)을 달성하려는 시도는 어렵기

나 또는 심지어 실현 불가능할 수도 있다.

- [0022] 개시된 주제는, 임의의 기존의 기술 및 기술 분야에서 이전에 일상적이게 된 또는 상투적이게 된 임의의 기술에 대한 하나 이상의 기술적 개선을 제공할 수도 있다. 추가적인 기술적 문제, 솔루션 및 효과는, 본 개시의 관점에서 기술 분야에서 통상의 기술을 가진 자에게 명백할 수도 있다.
- [0023] 이제, 개시된 주제의 몇몇 예시적인 실시형태에 따른, 방법의 플로우차트 다이어그램을 도시하는 도 1을 참조한다.
- [0024] 단계(110)에서, 분류 모델을 개선하기 위한 명령어가 획득될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 분류 모델은 감독된 이미지 분류 태스크를 위해, 예컨대 AOI 분류, 프로세스 중 품질 제어(In-Process-Quality-Control; IPCQ) 태스크, QI 태스크, 또는 등등을 위해 활용될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 감독된 이미지 분류 태스크는, 아이템 또는 아이템, 제품, 또는 등등에서의 결함의 식별 및 분류를 목표로 하는 AI 기반의 검사 소프트웨어에서의 한 단계일 수도 있다. AI 기반의 검사 소프트웨어는 AI 인터페이스를 정의하도록, 분류 모델을 트레이닝시키기 위한, 분류 모델을 개선하기 위한, 추적하기 위한, 양방향 콜백을 통해 유저 애플리케이션과 자동적으로 상호 작용하기 위한 머신 러닝 및 AI 메커니즘을 제공하도록, 또는 등등을 하도록 구성될 수도 있다. 명령어는 AI 기반의 검사 소프트웨어를 활용하는 시스템으로부터 그리고 외부 애플리케이션으로부터가 아니라, 외부 애플리케이션에 관련되는 서버로부터 획득될 수도 있다. 명령어는 AI 기반의 검사 소프트웨어의 자기 주도적 개선 단계로서 제공될 수도 있다.
- [0025] 단계(120)에서, 정확도 측정과 같은 그러나 이들로 제한되지는 않는 분류 모델의 모델 성능 측정이 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 사전 결정된 타겟 목표는 모델 성능 측정을 개선하기 위한 디폴트 타겟 목표일 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 사전 결정된 타겟 목표는, 감독된 이미지 분류 태스크의 속성에 기초하여, 분류되고 있는 제품의 속성에 기초하여, 제품의 제조 프로세스의 속성에 기초하여, 또는 등등에 기초하여, AI 검사 시스템 또는 그 유저에 의해, 사전 결정될 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 사전 결정된 타겟 목표는, 분류 모델이 달성할 것을 요청받는 타겟 모델 성능 측정에 기초하여 결정될 수도 있다.
- [0026] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 단계(120)는, 분류 모델을 개선하기 위한 일반적인 타겟 목표가 달성될 때까지, 어떠한 개선도 달성되지 않을 때까지, 또는 등등까지, 반복적으로, 예컨대 사전 결정된 반복 횟수 수행될 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 여러 번의 연속적인 반복(예컨대, 사전 결정된 반복 횟수 이상)에서 타겟 목표가 도달되지 않은 경우, 추가적인 반복이 개선을 제공할 가능성이 낮을 수도 있기 때문에, 어떠한 추가적인 반복도 수행되지 않아야 한다는 것이 결정될 수도 있다. 단계(120)의 각각의 반복은 단계(130-160)를 포함할 수도 있다.
- [0027] 단계(130)에서, 가설의 목록이 결정될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설의 목록의 각각의 가설은, 분류 모델을 잠재적으로 개선하기 위한 전략에 관련될 수도 있다. 전략은, 분류 모델의 모델 타입의 수정, 분류 모델의 트레이닝 파라미터, 분류 모델의 모델링 파라미터, 감독된 이미지 분류 태스크의 모델링, 분류 모델을 트레이닝시키기 위해 활용되는 트레이닝 세트, 분류 모델을 유효성 확인하기 위해 활용되는 유효성 확인 세트, 분류 모델을 테스트하기 위해 활용되는 테스트 세트, 또는 등등에 관련될 수도 있다.
- [0028] 한 예로서, 가설은 분류 모델의 학습 알고리즘의 타입, 예컨대 감독 학습, 자율 학습(unsupervised learning), 보강 학습, 자가 학습(self-learning), 피쳐 학습, 희소 사전 학습(sparse dictionary learning), 이상 검출(anomaly detection), 관련화 규칙(association rule), 또는 등등에 관련될 수도 있다. 몇몇 경우에, 가설 목록은, 분류 모델의 모델 타입에 관련되지 않는 적어도 하나의 가설, 예컨대 분류 모델의 트레이닝 파라미터에 관련되는 가설, 분류 태스크의 파라미터에 관련되는 가설, 또는 등등을 포함할 수도 있다.
- [0029] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설의 목록 또는 그 일부는 감독된 이미지 분류 태스크에 관련될 수도 있다. 그러한 가설은, 감독된 이미지 분류 태스크의 클래스의 개수, 감독된 이미지 분류 태스크의 각각의 클래스에서의 이미지의 개수, 감독된 이미지 분류 태스크에서의 이미지 사이즈, 감독된 이미지 분류 태스크의 노이즈가 있는(noisy) 데이터세트 엘리먼트 라벨 추정 측정치, 또는 등등에 관련될 수도 있다.
- [0030] 추가적으로 또는 대안적으로, 가설의 목록은 세 가지 타입의 가설을 포함할 수도 있다: 모범 사례 가설, 보강 학습 기반의 가설, 및 SME 가설. 모범 사례 가설은, 분류 모델을 개선함에 있어서 일반적으로 효율적인 것으로 입증되는 가설일 수도 있다. 보강 학습 기반의 가설은, 추가적인 탐색을 위해 또는 재 과거(re-past) 보강 학습 기반의 가설의 활용에 의해 랜덤하게 선택되는 가설일 수도 있다. SME 가설은, 특정한 감독된 이미지 분류

태스크의 분류 모델을 개선함에 있어서 효율적인 것으로서 공지되어 있는 가설과 같은, 감독된 이미지 분류 태스크의 SME에 관련될 수도 있다. SME 가설은 사람에 의해 프로그래밍될 수도 있거나, AI 검사 시스템에 의해 자동적으로 획득될 수도 있거나, 또는 등등일 수도 있다.

[0031] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 점수는 각각의 가설에 대해 결정될 수도 있다. 가설의 점수는, 가설의 적용이 분류 모델의 모델 성능 측정을 개선할 가능성을 나타낼 수도 있다. 점수는 이전 학습 또는 트레이닝에 기초하여 결정될 수도 있거나, 가설 파라미터에 기초하여 예측될 수도 있거나, 또는 등등일 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 점수는 가설의 생성기에 의해 외부적으로 설정될 수도 있거나, 가설의 데이터베이스로부터 획득될 수도 있거나, 또는 등등일 수도 있다.

[0032] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설의 목록을 결정하는 것은, 감독된 분류 태스크와 관련되는 이전의 가설 세트를 활용하는 보강 학습 알고리즘(reinforcement learning algorithm)을 적용하는 것에 의해 수행될 수도 있다. 보강 학습 알고리즘은, 이전의 가설 세트 및 그 평가된 점수에 기초하여, 가설의 목록에 대한 가설의 선택을 개선하도록 구성될 수도 있다.

[0033] 단계(140)에서 분류 모델을 개선하기 위한 가설 그래프가 생성될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 그래프는 가설의 목록 및 그 점수에 기초하여 생성될 수도 있다. 가설 그래프의 각각의 노드는 가설의 목록의 가설을 포함할 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 그래프는 가설의 점수에 따라 사전 순서가 설정된 방향성 그래프일 수도 있다.

[0034] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 그래프는 부모 노드 및 자식 노드를 포함할 수도 있다. 각각의 부모 노드는, 지향된 에지에 의해, 하나 이상의 자식 노드에 연결될 수도 있다. 각각의 부모 노드는 추상 알고리즘 또는 가설을 나타낼 수도 있다. 부모 노드의 자식 노드 각각은 부모 노드에 의해 표현되는 추상적인 가설(abstract hypothesis)의 상이한 구체화(concretization)를 나타낼 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 몇몇 자식 노드는 지향된 에지에 의해 연결되는 그 자식 노드를 가질 수도 있다. 그러한 자식 노드의 자식 노드는, 자식 노드에 의해 표현되는 구체적인(concrete) 가설에 대한 추가적인 구체화를 나타낼 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설의 목록은 추상적인 가설 및 그 구체화를 포함할 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 가설의 목록은 추상적인 가설을 포함할 수도 있고, 그래프의 생성 동안 그 구체화가 획득될 수도 있다.

[0035] 추가적으로 또는 대안적으로, 가설 그래프는 이전에 생성된 가설 그래프의 시퀀스를 활용하는 보강 학습 알고리즘을 적용하는 것에 의해 생성될 수도 있다.

[0036] 단계(150)에서, 선택된 가설이 가설 그래프로부터 선택될 수도 있다. 선택은 가설 그래프의 순회에 기초하여 수행될 수도 있다. 가설 그래프의 순회는 그 사전 순서에 따를 수도 있다. 더 높은 점수를 갖는 가설이 먼저 순회될 수도 있다.

[0037] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 선택은, 적용될 때, 가설 그래프의 다른 가설에 의해 획득되는 개선과 비교하여, 분류 태스크의 모델 성능 측정을 가장 높은 측정치만큼 개선하는 가설을 선택하는 것을 포함할 수도 있다. 선택은, 전체 그래프, 또는 그래프의 사전 결정된 부분, 또는 등등을 순회한 이후 수행될 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 선택은, 그 적용이 분류 태스크의 모델 성능 측정을 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하는, 가설 그래프의 순회 동안 조우되는 첫 번째 가설을 선택하는 것을 포함할 수도 있다.

[0038] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 부모 노드의 순회에 응답하여, 부모 노드의 추상적인 가설에 관련되는 추상적인 계산이 수행될 수도 있다. 추상적인 계산은, 가설의 적용이 분류 모델의 모델 성능 측정을 얼마나 개선하는지를 결정하는 것을 포함할 수도 있다. 자식 노드 중 하나를 순회하는 것에 응답하여, 구체적인 계산이 수행될 수도 있다. 구체적인 계산은, 추상적인 가설의 특정한 구체화의 적용이 분류 모델의 모델 성능 측정에 얼마나 많이 영향을 끼치는지를 결정하는 것을 포함할 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 구체적인 계산은 구체적인 가설을 실행하는 것 및 그 가설을 적용하는 것으로부터 유래되는 결과인 모델 성능 측정에서의 개선을 결정하는 것을 포함할 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설의 점수는 추상적인 계산 및 구체적인 계산에 기초하여 업데이트될 수도 있다.

[0039] 선택된 가설은 추상적인 계산 및 구체적인 계산에 기초하여 선택될 수도 있다. 몇몇 경우에, 추상적인 가설의 점수 및 그 구체화의 점수는 반드시 상관되지 않을 수도 있다는 것이 주목될 수도 있다. 구체적인 가설은, 그와 관련되는 추상적인 가설이 더 낮은 점수를 가짐에도 불구하고, 다른 구체적인 가설에 우선하여 선택될 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 최상의 추상적인 가설이 선택될 수도 있고, 그 최상의 구체화가 적용될 수도 있다.

- [0040] 단계(160)에서, 선택된 가설이 실행될 수도 있고 분류 모델 및 모델 성능 측정이 업데이트될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 모델 성능 측정이 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선되지 않는 경우, 단계(150)는 반복될 수도 있다.
- [0041] 이제, 개시된 주제의 몇몇 예시적인 실시형태에 따른, 방법의 플로우차트 다이어그램을 도시하는 도 2를 참조한다.
- [0042] 단계(210)에서, 보강 학습을 사용하여 가설 그래프가 생성될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 그래프 생성 프로세스는 이전에 생성된 가설 그래프에 기초하여 수행되는 알고리즘의 학습 가능 프로세스일 수도 있다. 보강 학습 알고리즘은 이전에 생성된 가설 그래프의 시퀀스에 기초하여 가설 그래프를 생성하기 위해 활용될 수도 있다. 한 예로서, 보강 학습 알고리즘은, 입력의 시퀀스(가설 및 그 점수의 그러한 그래프)를 기억 및 인식할 수 있고, 활용될 수도 있는 새로운 시퀀스를 출력으로서 생성할 수 있는, 시퀀스 기반의 메모리 알고리즘, 예컨대 재귀적 NN, LSTM, 또는 등등일 수도 있다. 시퀀스 입력은 이전에 생성된 가설 그래프의 시퀀스를 포함할 수도 있다. 각각의 가설 그래프는, 가설 그래프가 관련된 분류 모델을 개선했는지의 여부, 및 어떤 가설이 적용되었는지를 나타내는 점수 메트릭으로 라벨링될 수도 있다. 보강 학습 알고리즘은 시퀀스 입력에 기초하여 최상의 점수 메트릭을 갖는 가설 그래프를 생성하도록 구성될 수도 있다.
- [0043] 추가적으로 또는 대안적으로, 보강 학습은 가설의 목록을 결정하면서 적용될 수도 있다. 감독된 분류 태스크와 관련되는 이전의 가설 세트를 활용하는 보강 학습 알고리즘이 적용될 수도 있다.
- [0044] 단계(220)에서, 가설 그래프가 실행될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 그래프는 순회될 수도 있다. 그래프의 각각의 노드에서의 가설의 적용은, 그에 대한 가설 적용에 응답하여 분류 모델의 모델 성능 측정의 잠재적인 개선을 결정하기 위해, 분류 모델 상에서 완전히 또는 부분적으로 시뮬레이팅될 수도 있다. 도 1의 단계(150)와 유사하게 가설이 선택될 수도 있다.
- [0045] 단계(230)에서, 선택된 가설이 실행될 수도 있고 트레이닝된 모델이 평가될 수도 있다. 가설 그래프로부터의 관련된 가설을 적용하는 것의 결과로서 분류 모델의 정확도의 개선을 나타내는 평가된 메트릭. 평가된 메트릭은 어떤 가설이 적용되었는지를 나타낼 수도 있다.
- [0046] 단계(240)에서, 생성된 가설 그래프 및 평가된 메트릭이 저장될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 생성된 가설 그래프 및 평가된 메트릭은, 분류 모델에 대한 자기 주도적 학습을 수행하는 서버와 관련되는 목표 그래프의 내부 데이터베이스에 저장될 수도 있다. 평가된 트레이닝된 모델은 미래의 학습을 위해 관련된 트레이닝된 모델 데이터베이스에 저장될 수도 있다.
- [0047] 단계(250)에서, 저장된 데이터는 보강 학습을 개선하기 위해 활용될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 보강 학습 알고리즘은 자신의 솔루션을 그 과거 결정에 기초하여 개선하도록 구성될 수도 있다. 보강 학습 알고리즘은, 긍정적(positive) 또는 보상 기반의 보강을 적용하기 위해, 각각의 가설의 평가된 모델 및 메트릭을 활용하도록 구성될 수도 있다. 긍정적 보강에서, 정확도의 향상과 같은 이벤트가 특정한 거동, 예컨대 특정한 가설 또는 그 피처에 기인하여 발생하는 경우, 거동, 예를 들면, 개선을 야기했던 가설 또는 그 피처의 강도 및 빈도를 증가시킨다.
- [0048] 이제, 개시된 주제의 몇몇 예시적인 실시형태에 따른, 장치의 블록 다이어그램을 도시하는 도 3을 참조한다. 장치(300)는, 개시된 주제에 따라, 자기 주도적 학습, 추론, 데이터 클렌징, 신규성 검출, 또는 등등을 수행하기 위한 능동 머신류(active machinery)를 지원하도록 구성될 수도 있다.
- [0049] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 장치(300)는 하나 이상의 프로세서(들)(302)를 포함할 수도 있다. 프로세서(302)는 GPU, TensorCore, CPU, 마이크로프로세서, 전자 회로, 집적 회로(Integrated Circuit; IC), 또는 등등일 수도 있다. 프로세서(302)는, 장치(300) 또는 그것의 서브컴포넌트 중 임의의 것에 의해 요구되는 계산을 수행하기 위해 활용될 수도 있다.
- [0050] 개시된 주제의 몇몇 예시적인 실시형태에서, 장치(300)는 입력/출력(I/O) 모듈(Input/Output; 305)을 포함할 수도 있다. I/O 모듈(305)은, 예를 들면, 명령어, 트레이닝 데이터, 라벨링 기능을 획득하는 것, 가설 그래프를 출력하는 것, 또는 등등과 같은, 유저에게 출력을 제공하기 위해 그리고 유저로부터 입력을 수신하기 위해 활용될 수도 있다.
- [0051] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 장치(300)는 메모리(307)를 포함할 수도 있다. 메모리(307)는 하드 디스크 드라이브, 플래시 디스크, 랜덤 액세스 메모리(Random Access Memory; RAM), 메모리 칩, 또는 등등일 수도 있다. 몇몇

예시적인 실시형태에서, 메모리(307)는, 프로세서(302)로 하여금, 장치(300)의 서브컴포넌트 중 임의의 것과 관련된 액트(act)를 수행하게 하도록 동작하는 프로그램 코드를 유지할 수도 있다.

[0052] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 장치(300)는, 외부 컴퓨팅 및 데이터베이스에 의존하지 않고도, 분류 모델을 모니터링하도록 그리고 그 정확도를 자율적으로 개선하도록 구성될 수도 있다. I/O 모듈(305)은, 감독된 이미지 분류 태스크를 위해 활용되는 분류 모델을 개선하기 위한 명령어를 획득하기 위해 활용될 수도 있다. 명령어는, 유저로부터, 제조 머신 서버로부터, 또는 등등으로부터 획득될 수도 있다. 장치(300)는 분류 모델의 모델 성능 측정, 예컨대 분류 모델의 정확도 측정, 또는 등등을 반복적으로 개선하도록 구성될 수도 있다.

[0053] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 목록 생성기(310)는 가설의 목록을 생성하도록 구성될 수도 있다. 가설의 목록의 각각의 가설은 분류 모델을 잠재적으로 개선하기 위한 전략에 관련된다. 각각의 가설은, 가설의 적용이 분류 모델의 정확도 측정을 개선할 가능성을 나타내는 점수와 관련될 수도 있다. 점수는 가설 목록 생성기(310) 또는 그 컴포넌트에 의해 계산될 수도 있다.

[0054] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 목록 생성기(310)는 가설의 목록을 생성하기 위해 312-316과 같은 가설 생성기를 활용하도록 구성될 수도 있다. 각각의 생성된 가설은 분류 모델, 예컨대 그 모델 타입, 그 트레이닝 데이터에 관련되는 파라미터, 모델링 파라미터, 감독된 이미지 분류 태스크에 관련되는 파라미터, 또는 등등의 수정에 관련될 수도 있다.

[0055] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 목록 생성기(310)는, 가설 목록의 하나 이상의 가설을 생성하기 위해, 모범 사례 가설 생성기(312)를 적용하도록 구성될 수도 있다. 모범 사례 가설 생성기(312)는, 분류 모델을 개선하도록 구성되는 사전 정의된 모범 사례 가설을 생성하도록 구성될 수도 있다. 사전 정의된 모범 사례 가설은, 일반적으로, 분류 모델을 개선한다는 것을 알 수도 있고, 분류 모델의 특정한 분류 태스크에 직접적으로 관련되지는 않을 수도 있다. 한 예로서, 사전 정의된 모범 사례 가설은, 추가적인 트레이닝 데이터를 사용하여 분류 모델을 재트레이닝시키는 것일 수도 있다.

[0056] 추가적으로 또는 대안적으로, 가설 목록 생성기(310)는 가설 목록의 하나 이상의 가설을 생성하기 위해, SME 가설 생성기(316)를 적용하도록 구성될 수도 있다. SME 가설 생성기(316)는, 감독된 이미지 분류 태스크의 하나 이상의 파라미터에 기초하여 가설을 생성하기 위해, SME에 의해 설계 및 개발되는 컴퓨터 프로그램 제품일 수도 있다. SME 가설 생성기(316)는 분류 모델의 유저에 의해 개발될 수도 있고, 유저로부터의 입력에 기초하여, 예컨대 감독된 이미지 분류 태스크의 파라미터에 기초하여, 검사되고 있는 제품의 파라미터에 기초하여, 또는 등등에 기초하여, 개발될 수도 있다. SME 가설 생성기(316)는, 감독된 이미지 분류 태스크의 클래스의 개수, 감독된 이미지 분류 태스크의 각각의 클래스에서의 이미지의 개수, 감독된 이미지 분류 태스크에서의 이미지 사이즈, 감독된 이미지 분류 태스크의 노이즈가 있는 라벨 추정 측정치, 또는 등등에 기초하여, 가설을 생성하도록 구성될 수도 있다.

[0057] 추가적으로 또는 대안적으로, 가설 목록 생성기(310)는 가설 목록의 하나 이상의 가설을 생성하기 위해, 랜덤 가설 생성기(314)를 적용하도록 구성될 수도 있다. 랜덤 가설 생성기(314)는 랜덤 가설을 생성하도록 구성될 수도 있다. 랜덤 가설은 분류 모델을 개선하기 위한 탐색 메커니즘일 수도 있다. 랜덤 가설 생성기(314)는, 그 점수의 추정된 확률을 참조하여, 가설을 랜덤하게 선택 또는 생성하도록 구성될 수도 있다.

[0058] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 랜덤 가설 생성기(314)에 의해 생성되는 랜덤 가설은, 실행 모듈(350)에 의한 그 실행 결과에 기초하여 SME 가설로서 결정될 수도 있다. 그러한 가설은 연속적인 반복에서 SME 가설 생성기(316)에 의해 활용될 수도 있다.

[0059] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 그래프 생성기(320)는, 가설 목록 생성기(310)에 의해 생성되는 가설의 목록에 기초하여 가설의 그래프를 생성하도록 구성될 수도 있다. 가설 그래프 생성기(320)는 가설의 관련된 목록 내의 가설의 점수에 기초하여 각각의 그래프를 생성하도록 구성될 수도 있다.

[0060] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 그래프 생성기(320)는 가설 그래프를 생성하기 위해 보강 학습 모듈(340)을 활용하도록 구성될 수도 있다. 보강 학습 모듈(340)은 분류 모델에 대해 테스트될 가능한 가설의 그래프를 자동적으로 생성하기 위한 예측된 방법이 무엇인지를 학습하고 결정하도록 구성될 수도 있다. 보강 학습 모듈(340)은, 새로운 가설 그래프를 생성하기 위해, 이전에 생성된 가설 그래프를 사용하여 가설 그래프 생성기(320)를 트레이닝시키도록 구성될 수도 있다. 보강 학습 모듈(340)은, 이전에 생성된 가설 그래프의 시퀀스를 활용하여, 그러한 시퀀스에 대한 라벨로서 가설 그래프를 생성하도록 구성될 수도 있다. 보강 학습 모듈(340)은, 입력 분류 태스크가 주어지면 실행될 그래프를 생성하기 위해, 가설 그래프 생성기(320)를 트레이닝시키도록 구성될 수

도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 보강 학습 모듈(340)은, 감독된 분류 태스크와 관련되는 이전의 가설 세트에 기초하여 가설의 목록을 결정하기 위해 가설 목록 생성기(310)에 의해 활용될 수도 있다.

[0061] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 그래프 생성기(320)에 의해 생성되는 그래프 및 그와 관련되는 평가된 메트릭, 예컨대 개선 가능성, 개선된 분류 모델, 또는 등등은 가설 그래프 데이터베이스(390)에 저장될 수도 있다. 가설 그래프 데이터베이스(390)에 저장되는 데이터는, 개선의 다음 번 반복에서, 다른 분류 모델에 대한 그래프를 생성함에 있어서, 현존하는 모델을 업데이트함에 있어서, 또는 등등에서 활용될 수도 있다.

[0062] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 선택 모듈(330)은, 선택된 가설을, 가설 그래프 생성기(320)에 의해 생성되는 가설 그래프로부터 선택하도록 구성될 수도 있다. 가설 선택 모듈(330)은 가설 그래프를 순회하도록 그리고, 적용될 때, 가설 그래프의 다른 가설에 의해 획득되는 개선과 비교하여, 분류 태스크의 정확도 측정을 가장 높은 측정치만큼 개선하는 가설을 선택하도록 구성될 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 가설 선택 모듈(330)은 가설 그래프를 순회하도록 그리고 그 적용이 분류 태스크의 정확도 측정을 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하는, 가설 그래프의 순회 동안 조우되는 첫 번째 가설을 선택하도록 구성될 수도 있다.

[0063] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 실행 모듈(350)은, 분류 모델을 업데이트하기 위해 그리고 정확도 측정을 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하기 위해, 선택된 가설을 실행하도록 구성될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 실행 모듈(350)은, 가설을 실행하기 위해, 추가적인 데이터, 예컨대 트레이닝 데이터(380)로부터 획득되는 추가적인 트레이닝 데이터, 인간 전문가로부터의 추가적인 SME 데이터, 유저에 의한 이미지 재태깅(retagging), 하이퍼파라미터의 값의 수정, 학습 알고리즘의 수정, 또는 등등을 활용하도록 구성될 수도 있다.

[0064] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 보강 학습 모듈(340)은 선택된 가설을 실행하는 것의 결과에 기초하여 가설 그래프를 생성하기 위해 활용되는 보강 학습 알고리즘을 업데이트하도록 구성될 수도 있다. 보강 학습 모듈(340)은, 선택된 가설, 개선된 분류 모델, 정확도에서의 개선, 또는 등등에 기초하여 보강 학습 알고리즘을 개선하도록 구성될 수도 있다.

[0065] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 장치(300)는, 예측 정량적 성능(prediction quantitative performance)을 모니터링하고 조절하도록 구성될 수도 있는 예측 추적기(360)를 포함할 수도 있다. 예측 추적기(360)는, 분류 모델의 예측 성능을 추적하기 위해, 트레이닝 단계에서 이미지의 데이터 분포에 관한 것으로 분류될 유입 이미지의 데이터 분포 사이의 가능한 미스매치를 추적 및 검출하기 위해, 보강 학습을 추적하기 위해, 보강 학습의 성능을 조절하기 위해, 정확도를 개선하기 위한 사전 결정된 타겟 목표가 달성되는지를 유효성 확인하기 위해, 또는 등등을 위해, 명령어를 분석하도록 구성될 수도 있다.

[0066] 이제, 개시된 주제의 몇몇 예시적인 실시형태에 따른, 개시된 주제가 활용될 수도 있는 예시적인 아키텍처의 개략도를 도시하는 도 4를 참조한다.

[0067] 몇몇 예시적인 실시형태에서, AI 시스템(400)은 분류 모델의 자기 주도적 개선을 자동적으로 수행하도록 구성될 수도 있다. 분류 모델은 감독된 이미지 분류 태스크를 위해 활용될 수도 있다. 한 예로서, AI 시스템(400)은, 아이템의 분류, 제품에서의 결함의 식별, 제품의 품질의 검사, 또는 등등을 목적으로 하는 검사 시스템과 관련될 수도 있다. 분류 모델은, 아이템 또는 제품의 이미지에서의 이상을 검출하면서, 제품에서의 결함을 검출하면서, 또는 등등을 하면서, 아이템 또는 제품의 이미지를 분류하도록 활용될 수도 있다. 자기 주도적 개선 메커니즘은 이전에 설정된 목표, 예컨대 AI 시스템(400)을 활용하는 제조에 의해 설정되는 목표, 제품의 소망되는 품질에 기초하여 정의되는 목표, 분류 모델의 요구되는 최종 정확도에 기초하여 정의되는 목표, 또는 등등에 의해 주도될 수도 있다.

[0068] 몇몇 예시적인 실시형태에서, AI 시스템(400)은 분류 모델의 개선을 수행하기 위해 브레인 모듈(Brain Module; 420)을 활용하도록 구성될 수도 있다. 유저 AI 상호 작용식 모듈(410)은, 분류 모델을 개선하기 위해, 모델 학습 애플리케이션 프로그래밍 인터페이스(Application Programming Interface; API)(424)를 통해 브레인(420)으로 명령어를 발행하도록 구성될 수도 있다. 브레인(420)은 각각의 반복에서 분류 모델의 정확도 측정을 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 반복적으로 개선하도록 구성될 수도 있다. 브레인(420)은 데이터 API(422)를 통해 외부 리소스로부터 개선을 위한 추가적인 데이터를 획득하도록 구성될 수도 있다. 추가적인 데이터는, 트레이닝 데이터, 하이퍼파라미터의 값, 라벨링 기능, 개선 타겟 목표, 또는 등등을 포함할 수도 있다.

[0069] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 브레인(420)의 분류 모듈(430)은 학습 명령어를 분석하도록 그리고 분류 모델의 학습 태스크를 분류하도록 구성될 수도 있다. 분류 모듈(430)은 학습 태스크의 타입, 분류 태스크를 수행하기 위해 분류 모델이 활용하는 AI 기술, 분류 모델의 파라미터, 분류 태스크의 파라미터, 또는 등등을 분석하도록

구성될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 분류 모듈(430)은, 예컨대 라벨링/클래스의 개수, 트레이닝 세트 내의 각각의 클래스에서의 인스턴스의 개수, 입력의 사이즈, 입력되는 이미지의 중형비, 노이즈가 있는 라벨 추정 측정치, 및 그에 관련되는 파라미터, 상이한 클래스의 인스턴스의 속성, 또는 등등에 기초하여, 학습 태스크를 분류할 수도 있다.

[0070] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 브레인(420)의 계획 모듈(440)은, 분류 모듈(430)에 의해 결정되는 분류에 기초하여 분류 모델을 개선하기 위한 가설 그래프에 대한 실행 계획을 생성하도록 구성될 수도 있다. 가설 그래프의 각각의 노드는 분류 모델을 잠재적으로 개선하기 위한 전략에 관련되는 가설을 포함할 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 계획 모듈(440)은 자기 주도적 학습을 개선하기 위해 가설 실행에 관한 보강 학습을 구현하도록 구성될 수도 있다. 계획 모듈(440)은, 어떤 가설이 적용될지, 가설 사이의 적용의 순서, 또는 등등을 결정하기 위해 보강 학습을 수행하도록 구성될 수도 있다. 계획 모듈(440)은, 동일한 학습 태스크의 이전에 생성된 가설 그래프의 시퀀스에 기초하여, 학습 태스크의 분류에 기초하여, 상이한 가설의 예측된 점수에 기초하여, 또는 등등에 기초하여, 유용한 가설 그래프를 예측하기 위해 보강 학습을 활용할 수도 있다.

[0071] 추가적으로 또는 대안적으로, 계획 모듈(440)은, 예컨대 자동화된 머신 러닝(Automated Machine Learning; 오토 ML); 심층 신경망(Deep Neural Network; DNN), 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Network; CNN), 전이 학습(Transfer Learning), 클러스터링, 약한 학습(Weak Learning), 또는 등등을 사용하여, 가설 그래프의 실행 계획을 생성하기 위해, 다른 머신 러닝 기술을 활용하도록 구성될 수도 있다.

[0072] 브레인(420)의 실행 모듈(450)은 가설 그래프를 실행하도록 구성될 수도 있다. 가설 그래프를 실행하는 것은, 분류 모델의 정확도 측정을 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선할 가능성이 있는 가설을 반복적으로 선택하기 위해 그래프를 순회하는 것 및 사전 결정된 타겟 목표가 달성될 때까지 그것을 실행하는 것을 포함할 수도 있다. 각각의 반복에서, 실행 모듈(450)은, 적용될 때, 가설 그래프 또는 그 일부의 다른 가설에 의해 획득되는 개선과 비교하여, 분류 태스크의 정확도 측정을 가장 높은 측정치만큼 개선하는 가설을 선택하도록 구성될 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 각각의 반복에서, 실행 모듈(450)은, 그 적용이 분류 태스크의 정확도 측정을 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하는, 가설 그래프의 순회 동안 조우되는 첫 번째 가설을 선택하도록 구성될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설의 적용에 기초하여 업데이트된 모델을 획득하기 위해, 실행되는 각각의 가설은 모델의 독립형 사본 상에서 실행될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 적용될 선호되는 가설을 선택하기 위해, 상이한 대안적인 업데이트된 모델 - 이들 각각은 상이한 가설을 실행하는 것의 결과임 - 의 성능이 비교될 수도 있다.

[0073] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 실행 모듈(450)은, 그들의 적용 가능성을 결정하기 위해, 초기에 가설을 소규모로 실행할 수도 있다. 가설이 선택된 이후, 업데이트된 모델을 획득하기 위해, 가설은 완전히 실행될 수도 있다.

[0074] 추가적으로 또는 대안적으로, 실행 모듈(450)은, 가설 그래프를 외부적으로 실행하기 위해, 태스크 실행 API(486)를 통해 태스크 실행 서버(490)를 활용하도록 구성될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 태스크 실행 서버(490)는, 예컨대 다수의 GPU를 적용하는 것에 의해, 큰 계산 리소스를 가질 수도 있고, 분산형 계산 환경, 클라우드 컴퓨팅 서비스, 또는 등등일 수도 있다.

[0075] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 그래프를 실행하는 것에 응답하여, 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선되는 정확도 측정을 갖는 개선된 분류 모델이 생성될 수도 있다. 몇몇 경우에, 생성된 가설 그래프는 바람직한 타겟을 획득하지 못할 수도 있고 계획 모듈(440)은 새로운 실행 계획 가설 그래프를 재생성하도록 지시받을 수도 있다.

[0076] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 브레인(420)의 암기 모듈(Memorizing Module; 460)은 생성된 가설 그래프 및 그와 관련되는 평가된 메트릭을 저장하도록 구성될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 생성된 가설 그래프 및 평가된 메트릭은, AI 시스템(400)과 관련되는 가설 그래프의 내부 데이터베이스에서, 외부 데이터베이스에서, 다른 AI 시스템과 관련되는 데이터베이스에서, 또는 등등에서 저장될 수도 있다. 생성된 가설 그래프 및 평가된 메트릭은, 예컨대 계획 모듈(440)의 보강 학습 솔루션을 개선하기 위해, 미래의 학습에서 활용될 수도 있다.

[0077] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 브레인(420)의 보고 모듈(470)은, 예컨대, 브레인 대 앱(Brain-to-App) API(482)를 통해, 가설 그래프를 실행하는 것의 결과를 AI 시스템(400)에 보고하도록 구성될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 유저 AI 상호 작용식 모듈(User AI Interactive Module; 410)은 보고서를 평가하도록 그리고 추가적인 개선 반복을 호출할지 또는 하지 않을지의 여부를 결정하도록 구성될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 보고서는 타겟 목표가 도달되었다는 것을 나타낼 수도 있고, 결과적으로, 모델을 추가로 개선하기 위

해서는 다른 반복이 수행될 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 보고서는 타겟 목표가 도달되지 않았다는 것을 나타낼 수도 있고, 결과적으로, 추가적인 반복이 개선을 제공할 가능성이 낮을(예를 들면, 임계치 미만) 수도 있기 때문에, 어떠한 추가적인 반복도 수행되지 않아야 한다는 것이 결정될 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 타겟 목표가 도달되지 않았다는 것을 보고서가 나타내는 경우, 소망되는 개선을 제공함에 있어서 이전의 가설 그래프의 실패를 고려하여, 추가적인 반복이 시도될 수도 있는데, 그 동안, 상이한 가설 그래프가 생성될 수도 있다.

[0078] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 브레인(420)은 브레인(420)과 유사한 다른 모듈, 예컨대 브레인(420)과 유사한 다른 AI 시스템의 브레인 모듈, 동일한 타입의 브레인(420)을 갖는 다른 브레인 모듈, 또는 등등과, 브레인 대 브레인(Brain-to-Brain) API(484)를 통해 통신하도록 구성될 수도 있다. 브레인 대 브레인 API(484)는, 협업, 배포, 또는 등등을 위해 다른 AI 시스템에 데이터를 제공하기 위해 활용될 수도 있다.

[0079] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 분류 모델에 관한 성능 정보를 획득하기 위해 모델 추적 API(426)가 활용될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 분류 모델의 정확도 측정은 모니터링되고 추적될 수도 있다. 정확도 측정, 분류 모델의 적용의 횟수, 분류 모델이 적용되었던 인스턴스, 또는 등등과 같은 성능에 관한 정보는 모델 추적 API(426)를 통해 브레인(420)에 제공될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 모델 추적은, 분류 모델과 관련하여, 하나 이상의 업데이트된 분류 모델과 관련하여, 또는 등등과 관련하여 수행될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 그러한 정보는 분류 모듈(430), 계획 모듈(440), 암기 모듈(460), 또는 등등에 의해 활용될 수도 있다.

[0080] 이제, 개시된 주제의 몇몇 예시적인 실시형태에 따른, 예시적인 가설 목표 그래프의 예시를 도시하는 도 5a를 참조한다.

[0081] 가설 그래프(500)는, 감독된 이미지 분류 태스크를 위해 활용되는 분류 모델을 개선하기 위한 명령어에 응답하여 생성되는 예시적인 가설 목표 그래프일 수도 있다. 한 예로서, 분류 모델은 FPD 제품의 품질 제어를 위해 활용될 수도 있다. 가설 그래프(500)는, F1 점수와 같은 분류 모델의 정확도 측정을, 적어도 사전 결정된 타겟 목표, 예컨대 0.5 %만큼 개선하기 위해 활용될 수도 있다.

[0082] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 그래프(500)의 노드는 가설을 포함할 수도 있다. 가설 그래프(500)에서의 각각의 가설은 분류 모델을 잠재적으로 개선하기 위한 전략, 예컨대 분류 모델을 재트레이닝시키는 것, 모델을 수정하는 것, 또는 등등에 관련되는 전략에 관련될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 리프 노드(leaf node)는 구체적인 가설을 포함할 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 내부 노드는 추상적인 가설을 포함할 수도 있는데, 그 자식은 추상적인 가설의 구체화를 포함할 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 루트 노드(Root Node; 510)는 분류 모델을 개선하는 일반적인 개념을 나타내는 축퇴된 가설(degenerated hypothesis)을 나타낼 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 루트 노드(510)는 어떠한 가설도 포함하지 않을 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 목표 그래프(500)는 내부 노드를 포함할 수도 있는데, 그 각각은 하나 이상의 자식 노드와 관련된다. 각각의 내부 비 리프(non-leaf) 노드는, 분류 모델 정확도를 개선하기 위한 추상적인 전략을 나타내는 추상적인 가설을 나타낼 수도 있다. 각각의 자식 노드는 관련된 내부 노드의 추상적인 가설의 상이한 구체화를 나타낼 수도 있다. 구체화는, 예컨대 추상적인 가설에 상이한 값을 할당하는, 추상적인 가설의 파라미터에 관련될 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 구체화는 가설을 적용하는 방식, 추가적인 데이터의 소스, 활용된 알고리즘, 또는 등등에 관련될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 자식 노드 사이의 순서는 노드에 순회 순서를 부과할 수도 있는데, 그 순회 순서는 상이한 가설의 적용 및 실행의 순서를 부과할 수도 있다.

[0083] 목표 그래프(500)에서, 노드(520)에서의 가설 H1은, 명확한 데이터셋을 가지고 분류 모델을 재트레이닝시키는 전략을 나타낼 수도 있다. 노드(522)에서의 가설 H1a는 가설 H1의 구체화일 수도 있다. 가설 H1a는, 분류 모델을 트레이닝시키기 위해 활용되는 원래의 데이터셋의 25 %를 포함하는 데이터셋을 가지고 분류 모델을 재트레이닝시키는 전략을 나타낼 수도 있다. 노드(524)에서의 가설 H1b는 가설 H1의 상이한 구체화일 수도 있다. 가설 H1b는, 분류 모델을 트레이닝시키기 위해 활용되는 원래의 데이터셋의 N %를 포함하는 데이터셋을 가지고 분류 모델을 재트레이닝시키는 전략을 나타낼 수도 있다. N은 목표 그래프(500)의 실행 동안 결정될 수도 있다.

[0084] 노드(530)에서의 가설 H2는 더 많은 샘플을 가지고 분류 모델을 재트레이닝시키는 전략을 나타낼 수도 있다. 노드(532)에서의 가설 H2a는 가설 H2의 구체화일 수도 있다. 가설 H2a는, 인스턴스를 추가적인 두 개의 클래스인 제1 및 제2 클래스로 분류하도록 구성되는 분류 모델을, 제1 클래스로부터의 N1 개의 라벨링된 샘플 및 제2 클

래스로부터의 N2는 샘플을 가지고 재트레이닝시키는 전략을 나타낼 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, N1 및 N2는 H2a의 실행 동안 결정될 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, N1 및 N2는 사전 결정될 수도 있다.

[0085] 노드(540)에서의 가설 H3은 적응적 학습 레이트를 가지고 분류 모델을 재트레이닝시키는 전략을 나타낼 수도 있다. 노드(542)에서의 가설 H3a, 노드(544)에서의 가설 H3b 및 노드(546)에서의 가설 H3c는 가설 H3의 구체화일 수도 있다. 가설 H3a는 적응적 학습 레이트에 대한 제1 트레이닝 알고리즘을 사용하여 적응적 학습 레이트를 가지고 분류 모델을 재트레이닝시키는 것을 나타낼 수도 있다. 가설 H3b는 적응적 학습 레이트에 대한 제2 트레이닝 알고리즘을 사용하여 적응적 학습 레이트를 가지고 분류 모델을 재트레이닝시키는 것을 나타낼 수도 있다. 가설 H3c는 적응적 학습 레이트에 대한 제3 트레이닝 알고리즘을 사용하여 적응적 학습 레이트를 가지고 분류 모델을 재트레이닝시키는 것을 나타낼 수도 있다.

[0086] 노드(550)에서의 가설 H4는, 추가적인 라벨링 기능을 사용하여 정의되는 추가적인 개수의 클래스를 분류하기 위해 분류 모델을 재트레이닝시키는 전략을 나타낼 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 추가적인 라벨링 기능은 콜백 API를 통해 획득될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 추가적인 라벨링 기능은 인간 유저에 의해 제공될 수도 있거나, 저장소로부터 획득될 수도 있거나, 또는 등등일 수도 있다.

[0087] 이제, 개시된 주제의 몇몇 예시적인 실시형태에 따른, 가설 목표 그래프의 실행의 예시를 도시하는 도 5b를 참조한다.

[0088] 가설 그래프(500)와 같은 가설 그래프는, 감독된 이미지 분류 태스크를 위해 활용되는 분류 모델을 개선하기 위한 명령어에 응답하여 생성될 수도 있다(505). 한 예로서, 분류 모델은 FPD 제품의 품질 제어를 위해 활용될 수도 있다. 가설 그래프(500)는, F1 점수와 같은 분류 모델의 정확도 측정을, 적어도 사전 결정된 타겟 목표, 예컨대 0.5 %만큼 개선하기 위해 활용될 수도 있다.

[0089] 하나의 예시적인 실시형태에서, 목표 그래프(500)는, 주어진 분류 모델의 정확도 측정을 0.5 %만큼 개선하기 위해, 자동적으로 생성될 수도 있고, 목표 그래프(500)는, 분류 모델의 F1 점수를 적어도 0.5 %만큼 개선할 가능성이 있는 상이한 가설인 H1-H4를 포함할 수도 있다.

[0090] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 각각의 가설은 점수 및 비용을 할당받을 수도 있다. 가설의 점수는, 가설의 적용이 분류 모델의 정확도 측정을 적어도 타겟 목표만큼 개선할 가능성을 나타낼 수도 있다. 몇몇 경우에, 예컨대 약 90 %, 95 %, 또는 등등과 같은 사전 결정된 임계치를 초과하는 점수를 갖는 가설만이 가설 그래프에 포함될 수도 있다. 가설의 비용은 분류 모델에 대해 가설을 적용하는 비용, 예컨대 가설을 적용하고 실행하는 데 필요한 시간, 계산 리소스, 또는 등등을 나타낼 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 목표 그래프는 점수, 비용, 이들의 조합, 또는 등등에 따라 정렬될 수도 있다. 가설 그래프의 순서화는, 더 높은 점수를 갖는 가설이 먼저 순회될 수도 있도록, 그 순회 순서를 부과할 수도 있다. 결과적으로, 순회의 순서는 H1, H1a, H1b, H2, H2a, H3, H3a, H3b, H3c 및 H4일 수도 있다.

[0091] 가설 선택기는 분류 모델을 적어도 0.5 %만큼 개선하는 가설을 선택하기 위해 목표 그래프(500)를 실행하도록 구성될 수도 있다(515). 몇몇 예시적인 실시형태에서, 가설 선택기는 선택된 가설을 가설 그래프(500)의 순회에 기초하여 선택하도록 구성될 수도 있다. 순회 동안, 부모 노드를 순회할 때는 추상적인 가설에 관련되는 추상적인 계산이 수행될 수도 있고, 자식 노드를 순회할 때 구체적인 계산이 수행될 수도 있다. 추상적인 및 구체적인 계산은 가설의 업데이트된 점수를 결정하기 위해 그리고 분류 모델에 대해 적용될 가설을 선택하기 위해 활용될 수도 있다. 선택된 가설이 실행될 수도 있고, 분류 모델이 업데이트될 수도 있고, 그 정확도 측정이 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선될 수도 있다.

[0092] 노드(520)를 순회하는 동안, 가설 H1에 관련되는 추상적인 계산이 수행될 수도 있다(521). 가설 H1은 명확한 데이터셋을 가지고 분류 모델을 재트레이닝시키는 전략을 나타내는 추상적인 가설일 수도 있다. 노드(522 및 524)를 순회하는 동안 추가적인 구체적 계산이 수행될 수도 있다. 재트레이닝을 위한 클리너 세트(cleaner set)로서 데이터셋의 25 %를 선택하기 위한 알고리즘이 적용될 수도 있다(523). 알고리즘은 클리너 데이터셋에 포함될 상위 25 % 이미지 라벨 정확한 기준점(image-label accurate datum)을 선택하도록 구성될 수도 있다. 가설 H1a의 알고리즘을 향상시키기 위해, 이상점 제거 알고리즘(outlier removal algorithm)이 적용될 수도 있다(526). 재트레이닝을 위한 클리너 라벨 단위 세트(cleaner label-wise set)로서 데이터셋의 사전 결정된 퍼센트를 선택하기 위한 알고리즘이 적용될 수도 있다(525). 가설 H1에서 활용될 사전 결정된 퍼센트가 결정될 수도 있다(527). 결정은, 비용에 기초하여, 사전 결정된 타겟 목표에 기초하여, 분류 모델의 다른 파라미터에 기초하여, 또는 등등에 기초하여 수행될 수도 있다. 트레이닝 데이터셋을 향상시키기 위해 이상점 제거 알고리즘

즘이 적용될 수도 있다(528). 가설 H1a 또는 H1b에 기초한 재트레이닝을 위한 트레이닝 데이터세트가 결정될 수도 있다(529).

- [0093] 노드(530)를 순회하는 동안, 가설 H2에 관련되는 추상적인 계산이 수행될 수도 있다(531). 가설 H2는 더 많은 라벨링된 샘플을 가지고 분류 모델을 재트레이닝시키는 전략을 나타내는 추상적인 가설일 수도 있다.
- [0094] 노드(532)를 순회하는 동안, 가설 H2의 더 많은 샘플을 사용한 재트레이닝을 위한 트레이너 알고리즘이 적용될 수도 있다(533). 가설 H2a는, 제1 클래스와 제2 클래스 사이의 인스턴스를 분류하도록 구성되는 분류 모델을, 제1 클래스로부터의 N1 개 샘플과 제2 클래스로부터의 N2 개 샘플을 가지고 재트레이닝시키는 전략을 나타낼 수도 있다. 숫자 N1 및 N2를 결정하기 위해, 샘플의 태깅이 검증될 수도 있고 깨끗한 샘플이 반환될 수도 있다(535). 상이한 클래스로부터의 추가적인 샘플을 요청하기 위한 콜백이 발행될 수도 있다(537). 콜백은 AI 시스템으로, 목표 그래프의 유저로, 외부 소스로, 또는 등등으로 발행될 수도 있다. 각각의 클래스(N1 및 N2)의 얼마나 많은 샘플을 활용할지의 결정이 수행될 수도 있다(539).
- [0095] 노드(540)를 순회하는 동안, 가설 H3에 관련되는 추상적인 계산이 수행될 수도 있다(541). 가설 H3은 적응적 학습 레이트를 가지고 분류 모델을 재트레이닝시키는 전략을 나타내는 추상적인 가설일 수도 있다. 노드(542, 544, 및 546)를 순회하는 동안, 가설 H3a, 가설 H3b 및 가설 H3c를 평가하기 위해 구체적인 계산이 수행될 수도 있다(543, 545). 가설 H3a, 가설 H3b, 가설 H3c(543 상에서 순회됨)에 대한 트레이닝 알고리즘은 적응적 학습 레이트에 대한 제1, 제2 또는 제3 트레이닝 알고리즘으로서, 각각, 선택될 수도 있다. 각각의 트레이닝 데이터 세트가 획득될 수도 있다(545).
- [0096] 노드(550)를 순회하는 동안, 가설 H4에 관련되는 추상적인 계산이 수행될 수도 있다(551). 가설 H4는, 추가적인 라벨링 기능을 사용하여 정의되는 추가적인 개수의 클래스를 분류하기 위해 분류 모델을 재트레이닝시키는 전략을 나타내는 추상적인 가설일 수도 있다. 가설 H4에서 사용될 추가적인 클래스에 대한 라벨링 기능이 획득될 수도 있다(553). 몇몇 예시적인 실시형태에서, 추가적인 라벨링 기능은 인간 유저에 의해 제공될 수도 있거나, 저장소로부터 획득될 수도 있거나, 또는 등등일 수도 있다(553). 몇몇 예시적인 실시형태에서, 추가적인 라벨링 기능은 콜백 API를 통해 획득될 수도 있다(555). 콜백 요청은 유저로, 외부 데이터베이스로, 또는 등등으로 주소 지정될 수도 있다. 요청할 라벨링 기능의 개수가 결정될 수도 있다(557). 가설 H4에 기초한 재트레이닝을 위한 트레이닝 데이터세트가 획득될 수도 있다(559).
- [0097] 몇몇 예시적인 실시형태에서, 목표 그래프(500)의 순회는 가설이 선택될 때 종료될 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 목표 그래프(500)의 다른 가설에 의해 획득되는 개선과 비교하여 분류 태스크의 정확도 측정에 대해 가장 높은 개선을 갖는 가설이 선택될 수도 있다. 그러한 경우, 목표 그래프(500)는 완전히 순회될 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 그 적용이 분류 태스크의 정확도 측정을 적어도 사전 결정된 타겟 목표만큼 개선하는, 목표 그래프(500)의 순회 동안 조우되는 첫 번째 가설이 선택될 수도 있다.
- [0098] 이제, 개시된 주제의 몇몇 예시적인 실시형태에 따른, 예시적인 가설 목표 그래프의 예시를 도시하는 도 6을 참조한다.
- [0099] 가설 그래프(600)는, 감독된 이미지 분류 태스크를 위해 활용되는 분류 모델을 개선하기 위한 명령어에 응답하여 생성되는 예시적인 가설 목표 그래프일 수도 있다. 가설 그래프(600)의 노드(630-680)는 분류 모델을 잠재적으로 개선하기 위한 전략, 예컨대 분류 모델의 모델 타입에 관련되는 전략, 분류 모델의 트레이닝 파라미터에 관련되는 전략, 분류 모델의 모델링 파라미터에 관련되는 전략, 감독된 이미지 분류 태스크의 모델링에 관련되는 전략, 분류 모델을 트레이닝시키기 위해 활용되는 트레이닝 세트에 관련되는 전략, 분류 모델을 유효성 확인하기 위해 활용되는 유효성 확인 세트에 관련되는 전략, 분류 모델을 테스트하기 위해 활용되는 테스트 세트에 관련되는 전략, 또는 등등에 관련이 있는 가설을 포함할 수도 있다. 몇몇 예시적인 실시형태에서, 루트 가설 노드(610)는 분류 모델을 개선하는 일반적인 개념을 나타내는 축퇴된 가설을 나타낼 수도 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 루트 가설 노드(610)는 어떠한 가설도 포함하지 않을 수도 있다.
- [0100] 노드(630)는 분류 모델을 개선하기 위한 추상적인 가설 H5를 포함한다. 가설 H5는 분류 모델의 트레이닝의 전략에 관련될 수도 있다. 가설 H5는 노이즈가 있는 라벨 가정을 사용한 트레이닝을 제안한다. 가설 H5에 따르면, 트레이닝은, 샘플의 라벨 중 K%가 잘못된 것으로 가정되는 동안, 수행될 수도 있다. 파라미터 K는 분류 태스크 요건, 또는 등등에 기초하여, 유저에 의해, 가설 그래프(600)의 실행 동안 결정될 수도 있다. 한 예로서, 파라미터 K는 10, 20, 30, 또는 등등일 수도 있다.
- [0101] 노드(640)는 분류 모델을 개선하기 위한 추상적인 가설 H6을 포함한다. 가설 H6은, 어떤 타입의 트레이닝과 같

은 분류 모델의 트레이닝 파라미터에 관련되는 전략에 관련될 수도 있다. 가설 H6은 혼합된 감독 및 자율 트레이닝을 활용하는 것을 제안한다. 태깅된 이미지 및 태깅되지 않은 큰 세트의 이미지를 사용한 트레이닝이 더 나은 분류 모델을 제공할 수 있는지의 여부의 결정이 수행될 수도 있다. 트레이닝에서 활용될 태깅되지 않은 이미지의 양, 자율 학습의 얼마만큼의 퍼센트가 수행될지, 또는 등등과 같은 여러 가지 구체화가, 그에 의해 정확도 측정을 개선할 가능성을 평가하기 위해, 추상적인 가설 H6에 대해 수행될 수도 있다는 것이 인식될 수도 있다.

[0102] 노드(650)는 분류 모델을 개선하기 위한 추상적인 가설 H7을 포함한다. 가설 H7은 분류 모델의 모델 타입에 관련되는 전략에 관련될 수도 있다. 가설 H7은 분류 태스크를 수행하기 위해 분류기의 앙상블(ensemble)을 활용할 것을 제안한다. 테스트된 가설은, 각각의 샘플에 대한 다수의 심사 위원 투표가, 이상점(outlier), 신규성, 이상(anomaly), 또는 등등에 대해 더욱 안정적인 결과를 제공할 수 있는지의 여부일 수도 있다.

[0103] 노드(660)는 분류 모델을 개선하기 위한 추상적인 가설 H8을 포함한다. 가설 H8은 분류 모델의 모델링 파라미터에 관련되는 전략에 관련될 수도 있다. 가설 H8은 감독된 이미지 분류 태스크의 몇몇 클래스를 여러 가지 서브 클래스(sub-class)로 클러스터링하는 것을 제안한다. 테스트된 가설은, 사용자가 선택한 분류 카테고리 내에서 서브 패턴(sub-pattern)이 발견될 수 있는지의 여부일 수도 있다.

[0104] 노드(670)는 분류 모델을 개선하기 위한 추상적인 가설 H9를 포함한다. 가설 H9는 감독된 이미지 분류 태스크의 모델링에 관련되는 전략에 관련될 수도 있다. 가설 H9는 더 적은 개수의 클래스를 활용하는 것을 제안한다. 테스트된 가설은 클래스의 세트를 통합하는 것이 더 나은 분류 결과를 획득할 수 있는지의 여부일 수도 있다. 이 가설에서, 그에 대한 결정을 내리도록 유저에게 다수의 솔루션이 제안될 수 있다. 가설 H9는, 원래의 학습 태스크를, 그 형식적인 정의에서 약간의 차이를 갖는 다른 관련된 학습 태스크로 변환할 수도 있다.

[0105] 노드(680)는 분류 모델을 개선하기 위한 추상적인 가설 H10을 포함한다. 가설 H10은 감독된 이미지 분류 태스크의 모델링에 관련되는 전략에 관련될 수도 있다. 가설 H10은 더 많은 개수의 클래스를 활용하는 것을 제안한다. 테스트된 가설은, 더 많은 클래스를 통합하는 것이 더 나은 혼동 매트릭스 결과를 제공할 수 있는지의 여부일 수도 있다.

[0106] 본 발명은 시스템, 방법, 또는 컴퓨터 프로그램 제품일 수도 있다. 컴퓨터 프로그램 제품은, 프로세서로 하여금, 본 발명의 양태를 실행하게 하기 위한 명령어를 구비하는 컴퓨터 판독 가능 저장 매체를 포함할 수도 있다.

[0107] 컴퓨터 판독 가능 저장 매체는, 명령어 실행 디바이스에 의한 사용을 위해 명령어를 보유 및 저장할 수 있는 유형의 디바이스일 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 저장 매체는, 하드 디스크, 랜덤 액세스 메모리(RAM), 리드 온리 메모리(read-only memory; ROM), 소거 가능한 프로그래머블 리드 온리 메모리(erasable programmable read-only memory; EPROM 또는 플래시 메모리), 또는 등등과 같은, 그러나 이들로 제한되지는 않는, 예를 들면, 전자적, 자기적 광학적 스토리지, 또는 등등일 수도 있지만, 그러나 이들로 제한되지는 않는다. 몇몇 경우에, 명령어는 서버, 원격 컴퓨터, 원격 저장소, 또는 등등으로부터 저장 매체로 다운로드 가능할 수도 있다.

[0108] 본 발명의 동작을 실행하기 위한 컴퓨터 판독 가능 프로그램 명령어는, 어셈블러 명령어, 명령어 세트 아키텍처(instruction-set-architecture; ISA) 명령어, 머신 명령어, 머신 종속 명령어, 마이크로코드, 펌웨어 명령어, 상태 설정 데이터, 또는, Smalltalk(스몰토크), C++, 또는 등등과 같은 객체 지향 프로그래밍 언어, 및 "C" 프로그래밍 언어 또는 유사한 프로그래밍 언어와 같은 종래의 절차적 프로그래밍 언어를 비롯한, 하나 이상의 프로그래밍 언어의 임의의 조합으로 작성되는 소스 코드 또는 오브젝트 코드 중 어느 하나일 수도 있다. 프로그램 명령어는, 전체적으로 유저의 컴퓨터 상에서, 부분적으로 유저의 컴퓨터 상에서, 독립형 소프트웨어 패키지로서, 부분적으로는 유저의 컴퓨터 상에서 그리고 부분적으로 원격 컴퓨터 상에서 또는 전체적으로 원격 컴퓨터 또는 서버 상에서 실행될 수도 있다. 후자의 시나리오에서, 원격 컴퓨터는, 근거리 통신망(local area network; LAN) 또는 광역 통신망(wide area network; WAN)을 비롯한, 임의의 타입의 네트워크를 통해 유저의 컴퓨터에 연결될 수도 있거나, 또는 (예를 들면, 인터넷 서비스 제공자를 사용하여 인터넷을 통해) 연결이 외부 컴퓨터에 대해 이루어질 수도 있다.

[0109] 본 발명의 양태는, 방법, 장치, 시스템, 및 컴퓨터 프로그램 제품의 플로우차트 다이어그램 및 블록 다이어그램을 참조하여 본원에서 설명된다. 다이어그램의 각각의 블록, 및 다이어그램의 블록의 조합은, 컴퓨터 판독 가능 프로그램 명령어에 의해 구현될 수 있다는 것이 이해될 것이다.

[0110] 컴퓨터 판독 가능 프로그램 명령어는, 일련의 동작 단계로 하여금 컴퓨터, 다른 프로그래머블 장치 또는 다른 디바이스 상에서 수행되게 하여 컴퓨터 구현 프로세스를 생성하기 위해, 컴퓨터, 다른 프로그래머블 데이터 프

로세싱 장치, 또는 다른 디바이스 상으로 로딩될 수도 있고, 그 결과, 컴퓨터, 다른 프로그래머블 장치, 또는 다른 디바이스 상에서 실행되는 명령어는 다이어그램의 블록에서 명시되는 기능을 구현한다.

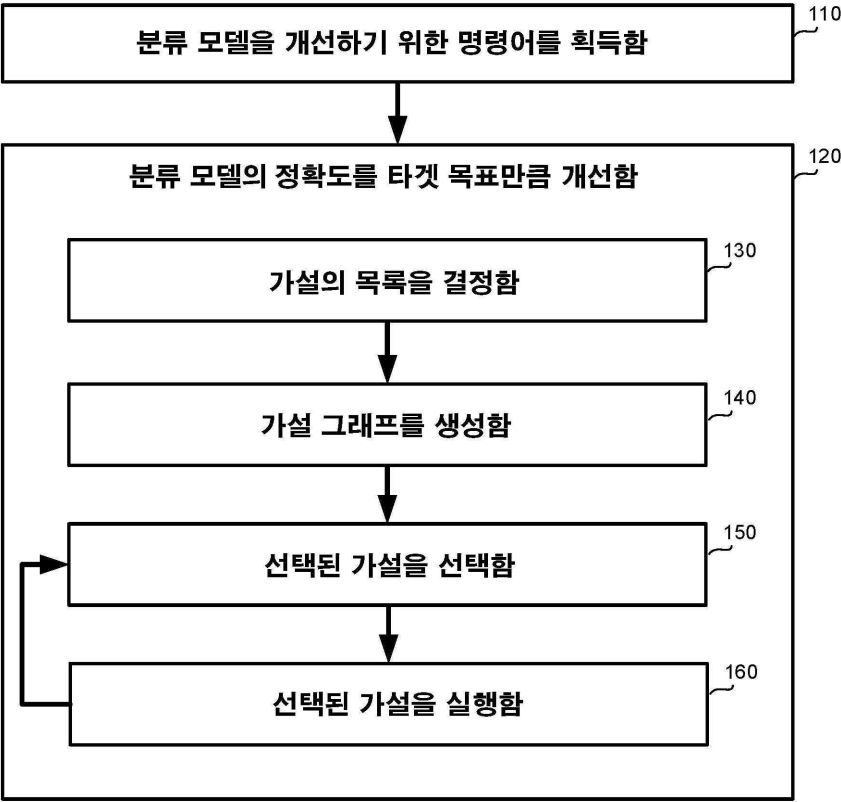
[0111] 도면의 플로우차트 다이어그램 및 블록 다이어그램은 본 발명의 다양한 실시형태의 가능한 구현예를 예시한다. 이와 관련하여, 플로우차트 또는 블록 다이어그램의 각각의 블록은, 명시된 논리적 기능(들)을 구현하기 위한 하나 이상의 실행 가능 명령어를 포함하는 모듈, 세그먼트, 또는 명령어의 일부를 나타낼 수도 있다. 몇몇 대안적인 구현에서, 블록에 언급되는 기능은 도면에 언급되는 순서를 벗어나 발생할 수도 있다. 예를 들면, 수반되는 기능성에 따라, 연속적으로 나타내어지는 두 개의 블록은, 실제로는, 실질적으로 동시에 실행될 수도 있거나, 또는 블록은 때때로 역순으로 실행될 수도 있다. 다이어그램의 각각의 블록 및 블록의 조합은 특수 목적의 하드웨어 기반의 시스템에 의해 구현될 수 있다는 것을 또한 알 수 있을 것이다.

[0112] 본원에서 사용되는 전문 용어(terminology)는 단지 특정한 실시형태를 설명하는 목적을 위한 것이며, 본 발명을 제한하도록 의도되지는 않는다. 본원에서 사용될 때, 단수 형태 "a(한)", "an(한)" 및 "the(그)"는, 문맥이 명백하게 달리 나타내지 않는 한, 복수의 형태를 또한 포함하도록 의도된다. 용어 "포함한다(comprises)" 및/또는 "포함하는(comprising)"은, 본 명세서에서 사용될 때, 언급된 피처, 정수, 단계, 동작, 엘리먼트, 및/또는 컴포넌트의 존재를 명시하지만, 그러나 하나 이상의 다른 피처, 정수, 단계, 동작, 엘리먼트, 컴포넌트, 및/또는 이들의 그룹의 존재 또는 추가를 배제하지는 않는다는 것이 추가로 이해될 것이다.

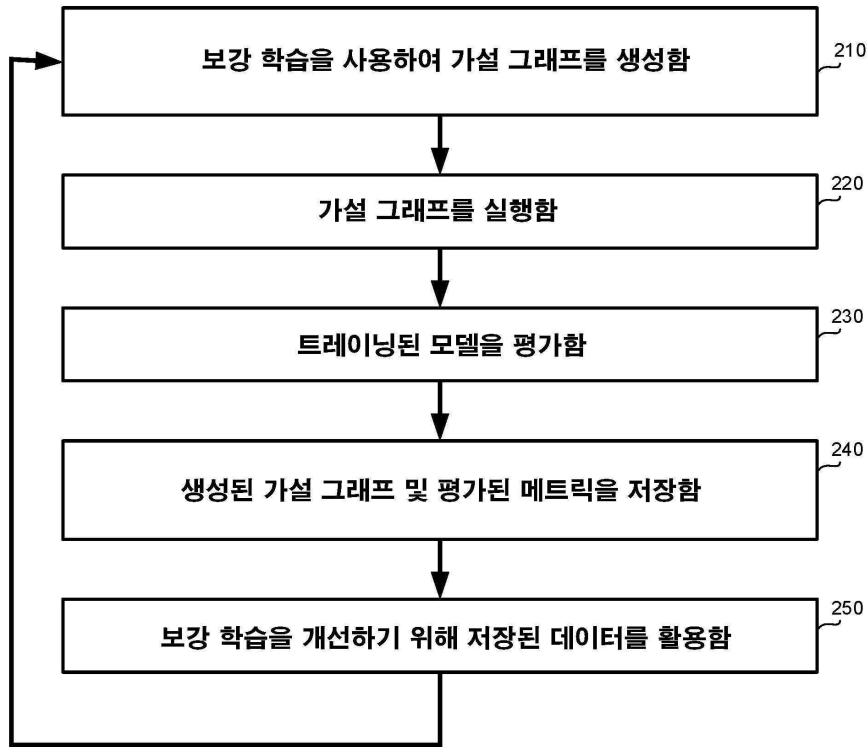
[0113] 하기의 청구범위에서의 모든 기능식 수단 또는 단계 엘리먼트(means or step plus function element)의 대응하는 구조물, 재료, 액트, 및 등가물은, 구체적으로 청구되는 바와 같은 다른 청구된 엘리먼트와 조합하여 기능을 수행하기 위한 임의의 구조물, 재료, 또는 액트를 포함하도록 의도된다. 본 발명의 설명은 예시 및 설명의 목적을 위해 제시되었지만, 그러나 망라하도록 또는 개시되는 형태의 발명으로 제한되도록 의도되지는 않는다. 많은 수정예 및 변형예가, 본 발명의 범위 및 취지로부터 벗어나지 않으면서, 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게는 명백할 것이다. 실시형태는, 본 발명의 원리 및 실제 애플리케이션을 가장 잘 설명하기 위해, 그리고 기술 분야에서 통상의 기술을 가진 다른 사람이, 고려되는 특정한 용도에 적절한 다양한 수정을 갖는 다양한 실시형태에 대해 본 발명을 이해하는 것을 가능하게 하기 위해, 선택되고 설명되었다.

도면

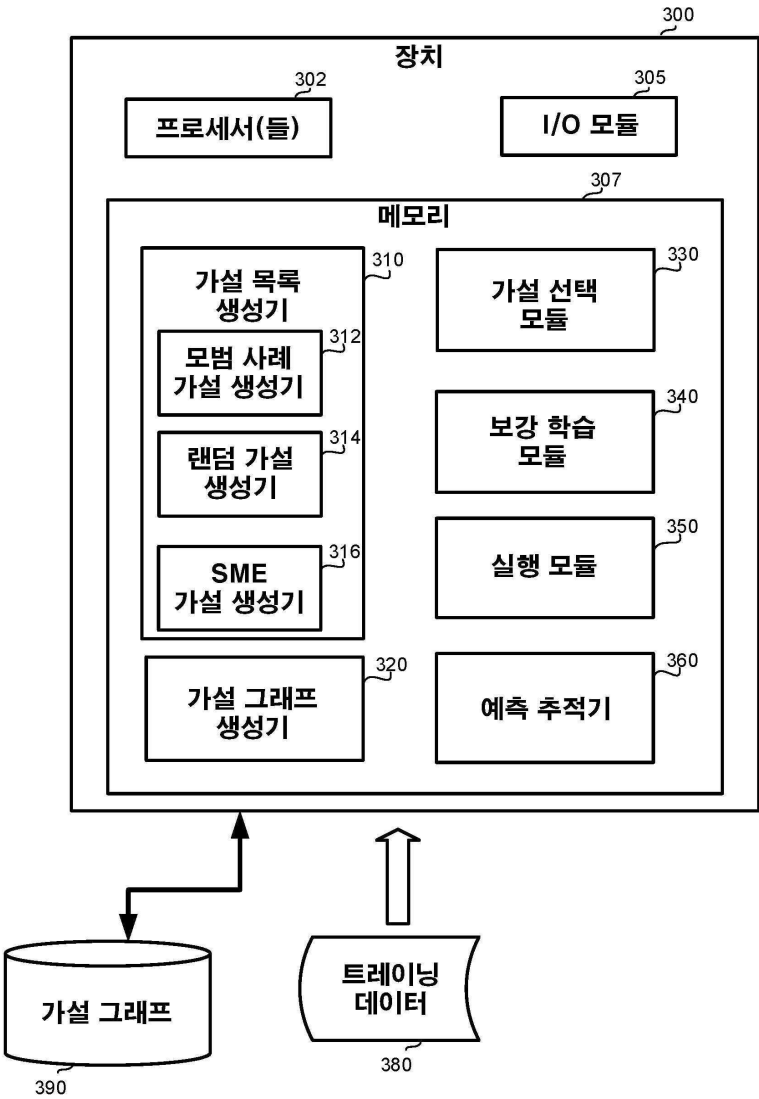
도면1



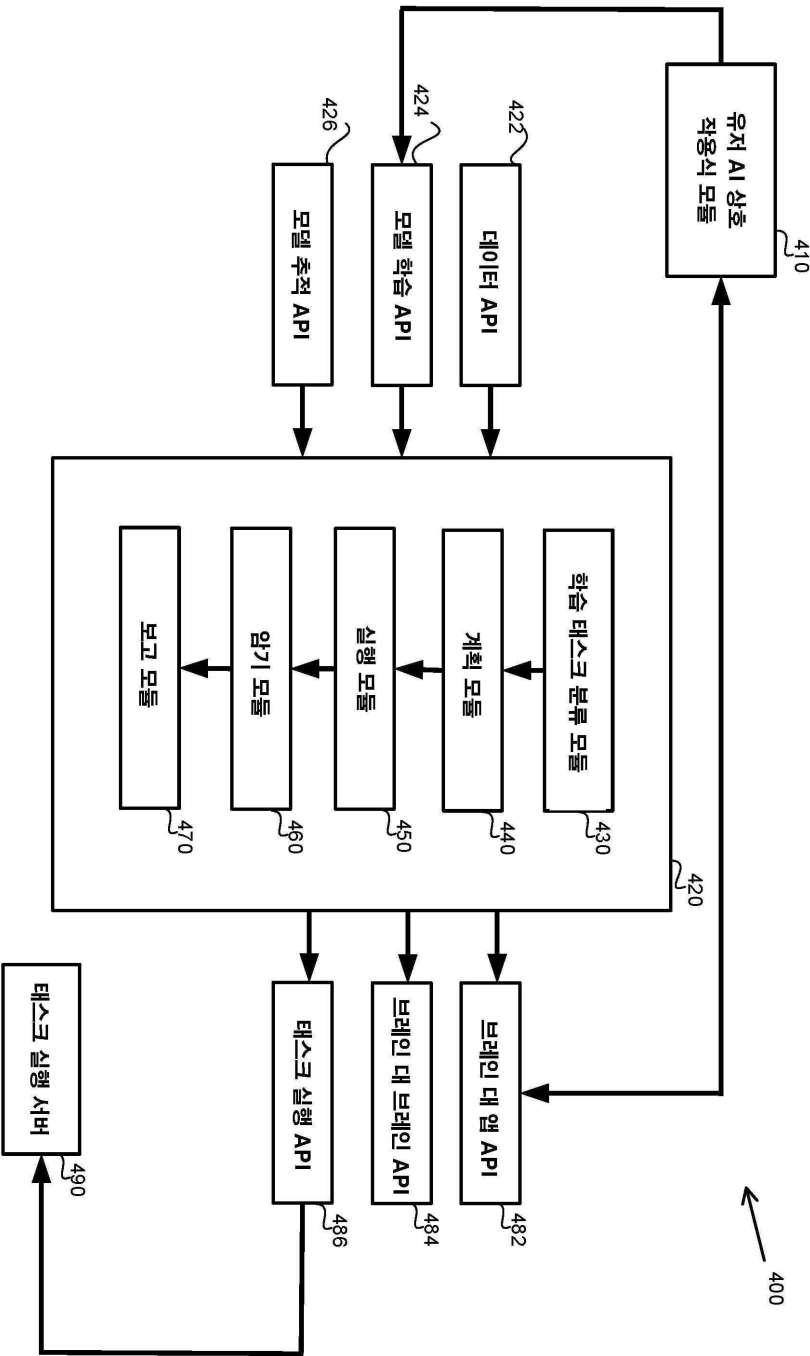
도면2



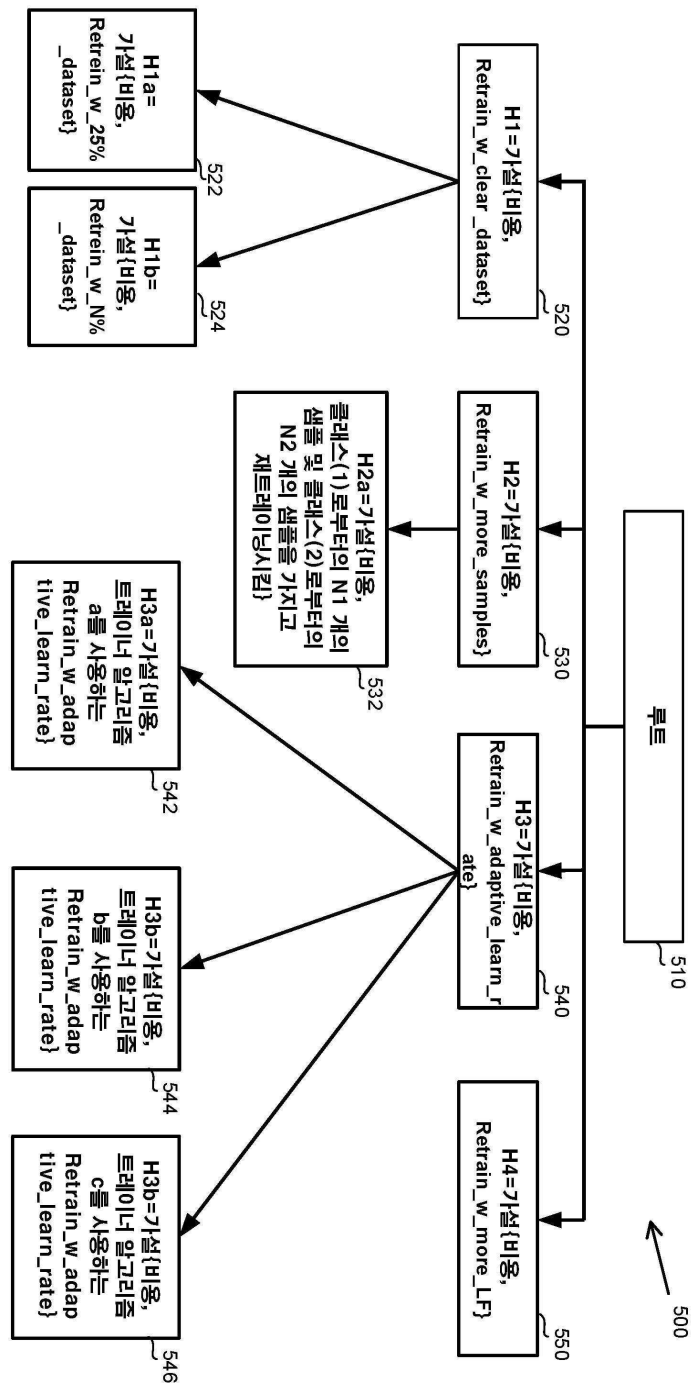
도면3

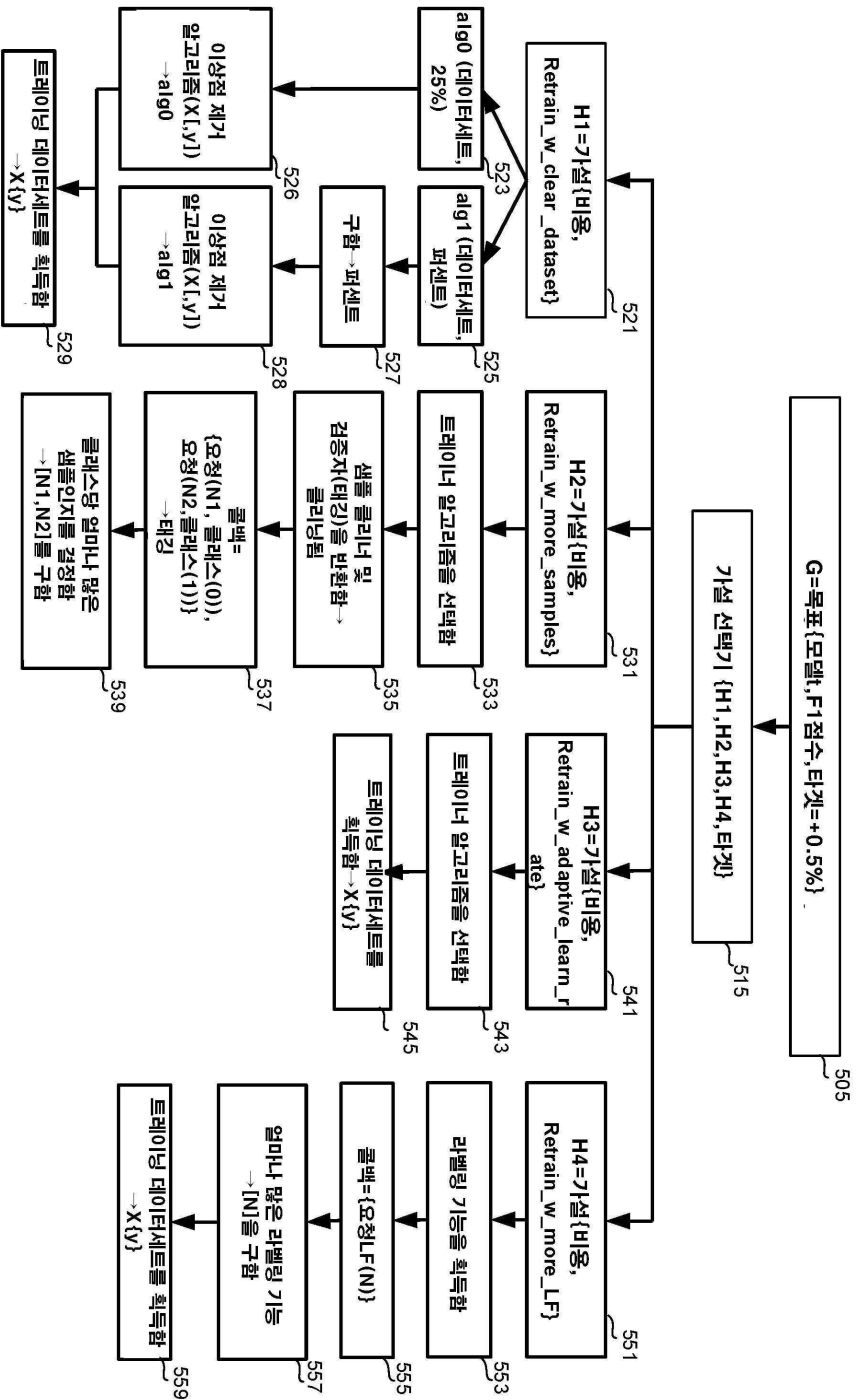


도면4



도면5a





도면 5b

도면6

