



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0104299
(43) 공개일자 2021년08월25일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06K 9/00 (2006.01) G06K 9/48 (2006.01)
G06N 3/08 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06K 9/00718 (2013.01)
G06K 9/481 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0018862
(22) 출원일자 2020년02월17일
심사청구일자 2021년03월17일

(71) 출원인
한국전자통신연구원
대전광역시 유성구 가정로 218 (가정동)
(72) 발명자
이전우
충청남도 계룡시 두마면 사계로 51, 103동 502호
(계룡대림e편한세상아파트)
오성찬
서울특별시 송파구 백제고분로18길 30, 107동 303호(잠실동, 우성아파트)
(74) 대리인
특허법인지명

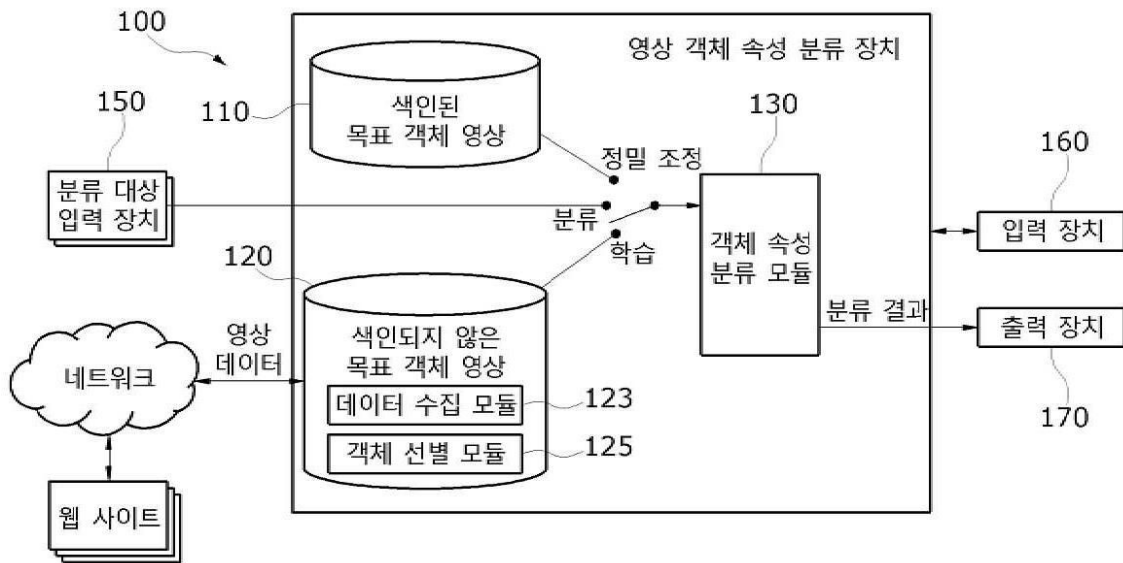
전체 청구항 수 : 총 20 항

(54) 발명의 명칭 영상 객체 속성 분류 장치 및 방법

(57) 요약

본 문서에 개시되는 일 실시 예에 따른 영상 객체 속성 분류 장치는, 색인된 목표 객체 영상을 저장하는 제1 메모리; 색인되지 않은 목표 객체 영상을 저장하는 제2 메모리; 및 상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들을 학습함에 따라 상기 목표 객체의 세부 속성을 분류할 수 있는 분류기를 구성하고, 상기 색인된 목표 객체 영상들에 기반하여 상기 분류기를 정밀 조정하는 객체 속성 분류 모듈을 포함할 수 있다.

대표도



(52) CPC특허분류
G06N 3/08 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	19ZS1120
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국전자통신연구원
연구사업명	정부출연금사업(기관고유사업)
연구과제명	자율성장형 AI 핵심원천기술 연구
기 여 율	1/1
과제수행기관명	한국전자통신연구원
연구기간	2019.01.01 ~ 2019.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

영상 객체 속성 분류 장치에 있어서,

색인된 목표 객체 영상을 저장하는 제1 메모리;

색인되지 않은 목표 객체 영상을 저장하는 제2 메모리; 및

상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들을 학습함에 따라 상기 목표 객체의 세부 속성을 분류할 수 있는 분류기를 구성하고, 상기 색인된 목표 객체 영상들에 기반하여 상기 분류기를 정밀 조정하는 객체 속성 분류 모듈

을 포함하는 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 2

청구항 1에 있어서, 상기 제2 메모리는,

지정된 웹 사이트로부터 학습을 위한 영상들을 수집하는 데이터 수집 모듈; 및

상기 색인된 목표 객체 영상들과 상기 수집된 영상 간의 유사도에 기반하여 상기 수집된 영상들로부터 상기 목표 객체 영상들을 선별하여 상기 제2 메모리에 저장하는 객체 선별 모듈

을 포함하는 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 3

청구항 1에 있어서, 상기 객체 속성 분류 모듈은,

상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 각각의 특징 벡터들을 산출하고,

상기 특징 벡터들을 군집화하여 군집 중심을 산출하고,

상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 중 일부 목표 객체 영상들에서 임의 선별을 통해 학습용 배치를 구성하고,

상기 학습용 배치의 특징 벡터들에 기반하여 부분속성 확률을 산출하고,

상기 산출된 군집 중심에 기반하여 상기 학습용 배치의 특징 벡터들의 군집 정보를 산출하고,

상기 부분속성 확률과 상기 군집 정보 간의 차이로 역전과 학습함에 따라 상기 분류기를 구성하는, 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 4

청구항 3에 있어서, 상기 객체 속성 분류 모듈은,

상기 선별된 목표 객체 영상들 각각을 지정된 단위로 분할하여 복수의 부분 영상들을 생성하고,

상기 복수의 부분 영상들에 기반하여 상기 특징 벡터, 상기 군집 중심, 상기 부분속성 확률 및 상기 군집 정보를 산출하는, 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 5

청구항 3에 있어서, 상기 객체 속성 분류 모듈은,

상기 선별된 목표 객체 영상들에 대해 각기 산출된 차이들의 변화가 기준치 이하가 되도록 상기 분류기를 구성하는, 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 6

청구항 1에 있어서, 상기 객체 속성 분류 모듈은,

상기 색인된 목표 객체 영상들의 특징 벡터를 산출하고,

상기 산출된 특징 벡터에 기반하여 부분속성 점수를 산출하고,

상기 부분속성 점수에 기반하여 속성 별 확률을 산출하고,

상기 색인된 목표 객체 영상에 관련된 속성 색인 데이터와 상기 속성 별 확률 간의 차이로 역전과 학습함에 따라 속성 매핑층과 소프트맥스층을 학습하여 상기 분류기를 정밀 조정하는, 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 7

청구항 6에 있어서, 상기 객체 속성 분류 모듈은,

상기 색인된 목표 객체 영상들 각각을 지정된 단위로 분할하여 복수의 부분 영상들을 생성하고,

상기 복수의 부분 영상들에 기반하여 상기 특징 벡터, 상기 부분속성 점수 및 상기 속성 별 확률을 산출하는, 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 8

청구항 6에 있어서, 상기 객체 속성 분류 모듈은,

상기 색인된 목표 객체 영상들에 대해 각기 산출된 차이들의 변화가 기준치 이하가 되도록 상기 분류기를 정밀 조정하는, 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 9

청구항 7에 있어서, 상기 객체 속성 분류 모듈은,

복수의 콘볼루션 신경망들과 복수의 전연결층들을 통해 각 색인된 목표 객체 영상들에 대응하는 복수의 부분 영상들을 병렬 처리함에 따라 상기 각 색인된 목표 객체 영상들에 대응하는 특징 벡터 및 부분속성 점수를 산출하고,

상기 각 색인된 목표 객체 영상들에 대응하는 특징 벡터 및 부분속성 점수를 연결함에 따라 연결된 부분속성 점수를 산출하고,

속성 매핑층을 통해 상기 연결된 부분속성 점수에 따라 속성 별 점수를 산출하고,

소프트맥스층을 통해 상기 속성 별 점수를 상기 속성 별 확률로 매핑하는, 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 10

청구항 1에 있어서, 상기 객체 속성 분류 모듈은,

상기 분류기를 이용하여 상기 선별된 목표 객체 영상들 또는 다른 분류 대상 영상들에 포함된 목표 객체의 세부 속성을 분류하는, 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 11

영상 객체 속성 분류 장치에 있어서,

적어도 하나의 인스트럭션을 저장하는 메모리; 및

프로세서를 포함하고,

상기 프로세서는, 상기 적어도 하나의 인스트럭션을 실행함에 따라,

색인되지 않은 목표 객체 영상들을 비지도 학습함에 따라 상기 목표 객체 영상의 세부 속성을 분류할 수 있는 분류기를 구성하고,

색인된 목표 객체 영상들을 지도 학습하여 상기 분류기를 정밀 조정하는 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 12

청구항 11에 있어서, 상기 객체 속성 분류 모듈은,

상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 각각 또는 상기 색인된 목표 객체 영상들을 각각을 지정된 단위로 분할하여 복수의 부분 영상들을 생성하고,

상기 복수의 부분 영상들을 순차적으로 비지도 학습과 지도 학습하여 상기 분류기를 구성 또는 정밀 조정하는, 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 13

청구항 11에 있어서, 상기 객체 속성 분류 모듈은,

상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 각각의 특징 벡터들을 산출하고,

상기 특징 벡터들을 군집화하여 군집 중심을 산출하고,

상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 중 일부 목표 객체 영상들에서 임의 선별을 통해 학습용 배치를 구성하고,

상기 학습용 배치의 특징 벡터들에 기반하여 부분속성 확률을 산출하고,

상기 산출된 군집 중심에 기반하여 상기 학습용 배치의 특징 벡터들의 군집 정보를 산출하고,

상기 부분속성 확률과 상기 군집 정보 간의 차이로 역전과 학습함에 따라 상기 분류기를 구성하는, 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 14

청구항 13에 있어서, 상기 객체 속성 분류 모듈은,

상기 학습용 배치에 대해 각기 산출된 차이들의 변화가 기준치 이하가 되도록 상기 분류기를 구성하는, 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 15

청구항 11에 있어서, 상기 객체 속성 분류 모듈은,

상기 색인된 목표 객체 영상들의 특징 벡터를 산출하고,

상기 산출된 특징 벡터에 기반하여 부분속성 점수를 산출하고,

상기 부분속성 점수에 기반하여 속성 별 확률을 산출하고,

상기 색인된 목표 객체 영상에 관련된 속성 색인 데이터와 상기 속성 별 확률 간의 차이로 역전과 학습함에 따라 속성 매핑층과 소프트맥스층을 학습하여 상기 분류기를 정밀 조정하는, 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 16

청구항 15에 있어서, 상기 객체 속성 분류 모듈은,

상기 색인된 목표 객체 영상들에 대해 각기 산출된 차이들의 변화가 기준치 이하가 되도록 상기 분류기를 정밀 조정하는, 영상 객체 속성 분류 장치.

청구항 17

영상 객체 속성 분류 장치에 의한 영상 객체 속성 분류 방법에 있어서,

색인된 목표 객체 영상을 저장하는 동작;

색인되지 않은 목표 객체 영상을 저장하는 동작;

상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들을 비지도 학습함에 따라 상기 목표 객체의 세부 속성을 분류할 수 있는 분류기를 구성하는 동작; 및

상기 색인된 목표 객체 영상들을 지도 학습함에 따라 상기 분류기를 정밀 조정하는 동작

을 포함하는 영상 객체 속성 분류 방법.

청구항 18

청구항 17에 있어서, 상기 구성하는 동작 및 상기 조정하는 동작은,

상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 각각 또는 상기 색인된 목표 객체 영상들을 각각을 지정된 단위로 분할하여 생성된 복수의 부분 영상들에 기반하여 수행되는, 영상 객체 속성 분류 방법.

청구항 19

청구항 17에 있어서, 상기 구성하는 동작은,

상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 각각의 특징 벡터들을 산출하는 동작;

상기 특징 벡터들을 군집화하여 군집 중심을 산출하는 동작;

상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 중 일부 목표 객체 영상들에서 임의 선별을 통해 학습용 배치를 구성하는 동작;

상기 학습용 배치의 특징 벡터들에 기반하여 부분속성 확률을 산출하는 동작;

상기 산출된 군집 중심에 기반하여 상기 학습용 배치의 특징 벡터들의 군집 정보를 산출하는 동작; 및

상기 부분속성 확률과 상기 군집 정보 간의 차이로 역전과 학습함에 따라 상기 분류기를 구성하는 동작을 포함하는 영상 객체 속성 분류 방법

청구항 20

청구항 17에 있어서, 상기 조정하는 동작은,

상기 색인된 목표 객체 영상들의 특징 벡터를 산출하는 동작;

상기 산출된 특징 벡터에 기반하여 부분속성 점수를 산출하는 동작;

상기 부분속성 점수에 기반하여 속성 별 확률을 산출하는 동작; 및

상기 색인된 목표 객체 영상에 관련된 속성 색인 데이터와 상기 속성 별 확률 간의 차이로 속성 매핑층과 소프트맥스층을 역전과 학습함에 따라 상기 분류기를 정밀 조정하는 동작을 포함하는, 영상 객체 속성 분류 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 문서에서 개시되는 다양한 실시 예들은, 머신 러닝 기반 영상 객체 분류 기술과 관련된다.

배경 기술

[0002] 딥러닝(deep learning) 기술은 영상에 포함되어 있는 사람, 개 및 자동차와 같은 객체들을 분류하는데 사용될 수 있다. 딥러닝 기반 분류 기술은 사람의 능력에 필적하는 성능을 갖춘 것으로 평가되고 있다.

[0003] 최근, 객체의 세밀한 속성 분류와 같은 보다 정밀한 분류에 딥러닝 기술을 이용하려는 시도가 있다. 예를 들어, 의류 아이템의 종류, 형태 및 장식과 같은 세밀한 속성을 분류하는 기술이 개시된 바 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0004] 종래의 딥러닝 기반 객체/속성 분류 시스템은 학습 시에 많은 양의 색인된(또는 레이블링(labeling)) 데이터를 필요로 한다. 따라서, 종래의 딥러닝 기반 객체/속성 분류 시스템은 학습 데이터 준비에 많은 시간과 노력이 소요될 수 있다. 더욱이, 세밀하고 정교한 특징 분류를 위해서는 더욱 많은 학습용 데이터와 전문성을 갖춘 색인

작업자가 필요하므로, 상기 학습 데이터 준비가 더욱 어려워 질 수 있다.

[0005] 본 문서에 개시되는 다양한 실시 예들은 소량의 색인된 데이터에 기반하여 영상 객체 속성 분류를 위한 분류기를 구성할 수 있는 영상 객체 속성 분류 장치 및 방법을 제공할 수 있다.

과제의 해결 수단

[0006] 본 문서에 개시되는 일 실시 예에 따른 영상 객체 속성 분류 장치는, 색인된 목표 객체 영상을 저장하는 제1 메모리; 색인되지 않은 목표 객체 영상을 저장하는 제2 메모리; 및 상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들을 학습함에 따라 상기 목표 객체의 세부 속성을 분류할 수 있는 분류기를 구성하고, 상기 색인된 목표 객체 영상들에 기반하여 상기 분류기를 정밀 조정하는 객체 속성 분류 모듈을 포함할 수 있다.

[0007] 또한, 본 문서에 개시되는 일 실시 예에 따른 영상 객체 속성 분류 장치는, 적어도 하나의 인스트럭션을 저장하는 메모리; 및 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서는, 상기 적어도 하나의 인스트럭션을 실행함에 따라, 상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들을 비지도 학습함에 따라 상기 목표 객체 영상의 세부 속성을 분류할 수 있는 분류기를 구성하고, 색인된 목표 객체 영상들을 지도 학습하여 상기 분류기를 정밀 조정할 수 있다.

[0008] 또한, 본 문서에 개시되는 일 실시 예에 따른 영상 객체 속성 분류 방법은, 색인된 목표 객체 영상을 저장하는 동작; 색인되지 않은 목표 객체 영상을 저장하는 동작; 상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들을 비지도 학습함에 따라 상기 목표 객체의 세부 속성을 분류할 수 있는 분류기를 구성하는 동작; 및 상기 색인된 목표 객체 영상들을 지도 학습함에 따라 상기 분류기를 정밀 조정하는 동작을 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0009] 본 문서에 개시되는 다양한 실시 예들에 따르면, 대량의 색인되지 않은 데이터와 소량의 색인된 데이터에 기반하여 영상 객체 속성 분류를 위한 분류기를 구성할 수 있다. 이 외에, 본 문서를 통해 직접적 또는 간접적으로 파악되는 다양한 효과들이 제공될 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0010] 도 1은 일 실시예에 따른 영상 객체 속성 분류 장치의 구성도를 나타낸다.
 도 2는 일 실시예에 따른 객체 선별 모듈의 구성도를 나타낸다.
 도 3은 일 실시예에 따른 학습 단계의 객체 속성 분류 모듈의 구성도를 나타낸다.
 도 4는 일 실시예에 따른 객체 속성 분류 모듈의 학습 방법을 나타낸다.
 도 5는 일 실시예에 따른 정밀 조정 단계 및 분류 단계의 객체 속성 분류 모듈의 구성도를 나타낸다.
 도 6은 일 실시예에 따른 객체 속성 분류 모듈의 정밀 조정 방법을 세부적으로 나타낸다.
 도 7은 일 실시예에 따른 객체 속성 분류 모듈의 객체 속성 분류 방법을 나타낸다.
 도 8은 일 실시예에 따른 객체 속성 분류 방법을 나타낸다.
 도면의 설명과 관련하여, 동일 또는 유사한 구성요소에 대해서는 동일 또는 유사한 참조 부호가 사용될 수 있다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0011] 도 1은 일 실시예에 따른 영상 객체 속성 분류 장치의 구성도를 나타낸다.
 [0012] 도 1을 참조하면, 일 실시예에 따른 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 제1 메모리(110), 제2 메모리(120) 객체 속성 분류 모듈(130)을 포함할 수 있다. 일 실시 예에서, 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 일부 구성요소가 생략되거나, 추가적인 구성요소를 더 포함할 수 있다. 예를 들어, 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 입력 장치(160), 분류 대상 입력 장치(150) 및 출력 장치(170) 중 적어도 하나의 장치를 더 포함할 수 있다. 또한, 영상 객체 속성 분류 장치(100)의 구성요소들 중 일부가 결합되어 하나의 개체로 구성되되, 결합 이전의 해당 구성요소들의 기능을 동일하게 수행할 수 있다. 또는, 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 복수의 장치들을 포함할 수 있다. 예를 들어, 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 제1 메모리(110)를 포함하는 데이터베이스 서버와 제2 메모리(120)를 포함하는 프로세싱 서버를 포함할 수 있다.

- [0013] 제1 메모리(110)는 영상 객체 속성 분류 장치(100)의 적어도 하나의 구성요소(예: 프로세서)에 의해 사용되는 다양한 데이터를 저장할 수 있다. 데이터는 예를 들어, 소프트웨어 및 이와 관련된 명령에 대한 입력 데이터 또는 출력 데이터를 포함할 수 있다. 제1 메모리(110)는 휘발성 메모리 또는 비휘발성 메모리를 포함할 수 있다. 제2 메모리(120)는 하드디스크, SSD 또는 외장 스토리지 서버일 수 있다. 제2 메모리(120)는 영상 객체 속성 분류를 위한 적어도 하나의 인스트럭션(instruction)을 저장할 수 있다. 제1 메모리(110)는 색인된(또는, 레이블링(labeling)된) 목표 객체 영상을 저장할 수 있다. 상기 색인된 목표 객체 영상들은 각 목표 객체 영상들에 포함되어 있는 목표 객체의 속성(세밀한 속성)이 매핑된 기준 목표 객체 영상들일 수 있다.
- [0014] 제2 메모리(120)는 데이터 수집 모듈(110), 객체 선별 모듈(120) 및 객체 속성 분류 모듈(130)을 포함할 수 있다. 제2 메모리(120)는 휘발성 메모리 또는 비휘발성 메모리를 포함할 수 있다. 제2 메모리(120)는 하드디스크, SSD 또는 외장 스토리지 서버일 수 있다.
- [0015] 일 실시예에 따르면, 데이터 수집 모듈(110)은 지정된 웹 사이트를 웹 크롤링(crawling)하여 학습용 영상들을 수집할 수 있다. 데이터 수집 모듈(110)은 수집된 영상을 제2 메모리(120)에 저장할 수 있다. 객체 선별 모듈(120)은 수집된 영상들의 특징 벡터에 기반하여 수집된 영상들 중 목표 객체를 포함하는 목표 객체 영상들을 선별할 수 있다. 예를 들어, 객체 선별 모듈(120)은 색인된 목표 객체 영상들과 수집된 영상들 간의 유사도에 기반하여 목표 객체 영상들을 선별할 수 있다. 객체 선별 모듈(120)은 수집된 영상들로부터 선별된 목표 객체 영상들을 제2 메모리(120)에 저장할 수 있다.
- [0016] 제1 메모리(120) 또는 제2 메모리(120)에 저장된 영상들(예: 목표 객체 영상)은 디스플레이에 표시할 영상을 생성할 수 있는 영상 데이터(예: jpeg 이미지 파일)일 수 있다. 하지만, 설명의 편의성을 위하여 본 문서에서는 영상과 영상 데이터를 구분하지 않고 영상으로 설명한다. 다양한 실시예에 따르면, 제1 메모리(110) 및 제2 메모리(120)는 하나로 통합되거나, 각기 복수 개로 분리될 수 있다.
- [0017] 입력 장치(160)는 마우스, 키보드 및 터치스크린 중 적어도 하나의 장치를 포함할 수 있다. 입력 장치(160)는 사용자 입력을 감지 또는 수신할 수 있다.
- [0018] 분류 대상 입력 장치(150)는 분류 대상 영상을 저장하는 외장 메모리를 포함할 수 있다.
- [0019] 출력 장치(170)는 디스플레이 및 스피커 중 적어도 하나의 장치를 포함하고, 분류 결과를 출력할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 데이터 수집 모듈(110), 객체 선별 모듈(120) 및 객체 속성 분류 모듈(130)은 적어도 하나의 프로세서에 의해 실행되는 소프트웨어 모듈 또는 하드웨어 모듈일 수 있다. 상기 적어도 하나의 프로세서는 적어도 하나의 인스트럭션을 실행함에 따라 영상 객체 속성 분류 장치(100)의 적어도 하나의 다른 구성요소(예: 하드웨어 또는 소프트웨어 구성요소)를 제어할 수 있고, 다양한 데이터 처리 또는 연산을 수행할 수 있다. 프로세서는 예를 들어, 중앙처리장치(CPU), 그래픽처리장치(GPU), 마이크로프로세서, 애플리케이션 프로세서(application processor), 주문형 반도체(ASIC(application specific integrated circuit), FPGA(field programmable gate arrays)) 중 적어도 하나를 포함할 수 있으며, 복수의 코어를 가질 수 있다.
- [0020] 일 실시예에 따르면, 객체 속성 분류 모듈(130)은 딥러닝(deep learning)에 기반하여 상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들을 비지도 학습함에 따라 선별된 목표 객체 영상들의 세부 속성을 분류할 수 있는 분류기를 구성할 수 있다. 이 과정에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 목표 객체 영상들을 학습하여 유사한 특징 벡터들을 군집화하여 분류할 수 있다. 또한, 객체 속성 분류 모듈(130)은 색인된 목표 객체 영상들을 지도 학습함에 따라 구성된 분류기를 정밀 조정할 수 있다. 이 과정에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 색인된 목표 객체 영상들을 학습하여 앞서 분류된 군집들에 대하여 정확한 속성명(색인)을 부여할 수 있다.
- [0021] 일 실시예에 따르면, 객체 속성 분류 모듈(130)은 입력 장치(160)의 사용자 입력에 기반하여 분류 대상 입력 장치(150)로부터 분류 대상 영상을 획득하면, 상기 분류기에 기반하여 분류 대상 영상에 포함된 목표 객체의 속성을 분류할 수 있다. 객체 속성 분류 모듈(130)은 분류 결과를 출력 장치(170)를 통해 출력할 수 있다.
- [0022] 상술한 실시예에 따르면, 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 소량의 색인된 목표 객체 영상과 대량의 색인되지 않은 데이터(수집된 영상)에 기반하여 객체의 세밀한 속성을 분류할 수 있는 대규모 신경망으로 구성된 분류기를 구현할 수 있다. 따라서, 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 객체 속성 분류기 구현을 위해 색인된 대량의 학습용 데이터를 필요로 함에 따라 소요 자원 및 비용이 높은 종래의 문제점을 개선할 수 있다.
- [0023] 도 2는 일 실시예에 따른 객체 선별 모듈의 구성도를 나타낸다.
- [0024] 도 2를 참조하면, 일 실시예에 따른 객체 선별 모듈(120)은 콘볼루션 신경망(210), 전연결층(220), 및 소프트맥

스층(230)을 포함할 수 있다.

- [0025] 콘볼루션 신경망(210)은 콘볼루션 연산을 통해서 수집된 영상의 특징 벡터를 산출할 수 있다.
- [0026] 전연결층(220)은 산출된 특징 벡터를 클래스 별 점수로 매핑할 수 있다. 전연결층(220)은 예를 들어, 3층 완전 연결 신경망일 수 있다.
- [0027] 소프트맥스층(230)은 클래스 별 점수를 클래스 별 확률(확률 벡터)로 맵핑할 수 있다.
- [0028] 객체 선별 모듈(120)은 클래스 별 확률에 기반하여 수집된 영상 중에서 목표 객체 영상들과 그 외의 영상들을 분류(또는, 선별)할 수 있다.
- [0029] 일 실시예에 따른 객체 선별 모듈(120)은 예컨대, 이미지넷 데이터로 학습하여 구성된 기구성된 신경망(VGG16나 ResNet)을 이용하여 전이 학습함에 따라 구현될 수 있다.
- [0030] 도 3은 일 실시예에 따른 학습 단계의 객체 속성 분류 모듈의 구성도를 나타낸다.
- [0031] 도 3을 참조하면, 일 실시예에 따른 객체 속성 분류 모듈(130)은 전처리기(310), 콘볼루션 신경망(320), 전연결층(330), 소프트맥스층(340), 군집화기(350), 오차 산출기(360) 및 특징벡터 저장소(370)를 포함할 수 있다.
- [0032] 전처리기(310)는 목표 객체 영상들을 지정된 해상도(또는, 지정된 크기)에 대응하는 영상으로 변환할 수 있다. 전처리기(310)는 변환된 목표 객체 영상들(311) 각각에 기반하여 복수의 부분 영상들(312~315)을 생성할 수 있다. 예를 들어, 전처리기(310)는 각 목표 객체 영상들(311)을 4등분함에 따라 좌상 영역 영상(312), 우상 영역 영상(313), 좌하 영역 영상(314) 및 우하 영역 영상(315)을 생성할 수 있다. 다양한 실시예에 따르면, 전처리기(310)는 각 목표 객체 영상들을 다른 개수로 등분(예: 3등분 이하 또는 5등분 이상)할 수 있다. 본 문서에서는 설명의 편의성을 위하여 전처리기(310)가 목표 객체 영상들을 4등분하는 경우를 예로 들어 설명한다.
- [0033] 콘볼루션 신경망(320)은 전처리기(310)로부터 출력된 복수의 부분 영상들을 입력 받고, 콘볼루션 연산을 통해 복수의 부분 영상들의 특징 벡터들을 산출할 수 있다. 콘볼루션 신경망(320)은 예컨대, 이미지넷 데이터로 학습하여 구성된 기구성된 신경망(예: VGG16나 ResNet)에서 콘볼루션 신경망 부분만을 이용하여 학습함에 따라 구현될 수 있다. 상기 산출된 특징 벡터는 특징벡터 저장소(370)에 저장될 수 있다.
- [0034] 군집화기(350)는 선별된 목표 객체 영상들 전체에 대응하는 복수의 부분 영상들(이하, “전체 부분 영상들”로 언급될 수 있음)의 특징 벡터들을 군집화하여 복수의 군집들을 생성할 수 있다. 상기 군집수(L)는 분류대상 속성 수(k) 이하이거나, 초과하도록 설정될 수 있다. 예를 들어, 군집화기(350)는 특징 벡터들을 분류대상 속성 수(k)의 10배에 해당하는 L개의 군집들을 생성할 수 있다. 군집화기(350)는 복수의 군집들에 대한 군집 중심을 산출할 수 있다.
- [0035] 군집화기(350)는 전체 부분 영상들 중 일부 부분 영상들(이하, “미니 배치세트”로 언급될 수 있음)의 특징 벡터에 기반하여 군집 정보를 산출할 수 있다. 상기 군집 정보는 원-핫 인코딩(one-hot encoding)을 통해서 생성된 벡터일 수 있다. 예를 들어, 군집화기(350)는 상기 산출된 군집 중심에 기반하여 군집 정보를 산출할 수 있다.
- [0036] 전연결층(330)은 상기 일부 부분 영상들의 특징 벡터들을 부분속성 점수 벡터로 매핑할 수 있다. 전연결층(330)은 3층의 완전 연결 신경망일 수 있다.
- [0037] 소프트맥스층(340)은 상기 부분속성 점수 벡터를 부분속성 확률 벡터로 매핑할 수 있다.
- [0038] 오차 산출부(360)는 상기 일부 부분 영상들에 대응하는 부분속성 확률 벡터와 군집 정보 간의 차이를 산출할 수 있다. 상기 차이는 역전과 알고리즘에 기반한 콘볼루션 신경망(320), 전연결층(330) 및 소프트맥스층(340) 학습(이하, “역전과 학습”으로 언급될 수 있음)에 이용될 수 있다. 이하, 도 4를 참조하여 일 실시예에 따른 객체 속성 분류 모듈(130)의 학습 단계에 대하여 세부적으로 설명한다.
- [0039] 도 4는 일 실시예에 따른 객체 속성 분류 모듈의 학습 방법을 나타낸다.
- [0040] 도 4를 참조하면, 동작 410에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 목표 객체 영상들을 해상도 변환 및 분할하여 복수의 부분 영상들을 생성할 수 있다. 예를 들어, 전처리기(310)는 N개의 목표 객체 영상들을 4등분하여 4N개의 부분 영상들을 구성할 수 있다.
- [0041] 동작 420에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 콘볼루션 신경망(320)을 통해 복수의 부분 영상들의 특징 벡터를 산출할 수 있다. 객체 속성 분류 모듈(130)은 산출된 특징 벡터들을 특징벡터 저장소(370)에 저장할 수 있다. 객체 속성 분류 모듈(130)은 선별된 목표 객체 영상들 전체에 대응하는 복수의 부분 영상들(이하, “전체 부분 영

상들” 로 언급될 수 있음)의 특징 벡터들을 산출할 수 있다.

- [0042] 동작 430에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 특징벡터 저장소(370)로부터 전체 부분 영상들의 특징 벡터들을 획득하고, 군집화기(350)를 통해 상기 획득된 특징 벡터들을 군집화하여 L개의 군집들을 생성할 수 있다. 객체 속성 분류 모듈(130)은 군집화기(350)를 통해 L개의 군집들에 기반하여 L개의 원-핫 벡터(one-hot vector)로 표현되는 군집 정보를 산출할 수 있다. 또한, 객체 속성 분류 모듈(130)은 산출된 군집 정보에 기반하여 군집 중심을 산출할 수 있다. 이와 관련하여, 군집화기(350)는 모든 선별된 목표 객체 영상들에 대응하는 특징 벡터들이 산출되어, 산출된 특징 벡터가 특징벡터 저장소(370)에 저장된 이후에 상기 군집화를 수행할 수 있다.
- [0043] 동작 440에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 복수의 부분 영상들 중에서 일부 부분 영상들에 기반하여 미니배치 세트를 구성할 수 있다. 예를 들어, 객체 속성 분류 모듈(130)은 전체 부분 영상들 중에서 임의의 일부 부분 영상들을 미니 배치세트(mini batch set)로 구성할 수 있다.
- [0044] 동작 450에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 콘볼루션 신경망(320), 전연결층(330) 및 소프트맥스층(340)을 통해 미니 배치세트에 대한 부분속성 확률 산출할 수 있다.
- [0045] 동작 460에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 상기 군집 중심에 기반하여 미니 배치세트의 특징 벡터에 대한 군집 정보를 산출할 수 있다. 상기 군집 정보는 L개의 군집을 표현하는 벡터 정보일 수 있다. 예를 들어, 군집 정보는 부분 영상이 속하는 군집에 해당하는 값만 1로 표현되고 나머지 값은 0으로 표현되는 원-핫 벡터일 수 있다.
- [0046] 동작 470에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 부분속성 확률과 군집 정보 간의 오차에 기반하여 콘볼루션 신경망(320), 전연결층(330) 및 소프트맥스층(340)을 역전파 학습할 수 있다. 예를 들어, 객체 속성 분류 모듈(130)은 오차 산출기(360)를 통해 부분속성 확률과 군집 정보 간의 차이를 오차로 산출할 수 있다. 객체 속성 분류 모듈(130)은 오차에 기반하여 콘볼루션 신경망(320), 전연결층(330) 및 소프트맥스층(340)을 통해 역전파 학습을 수행할 수 있다.
- [0047] 동작 480에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 미니 배치세트의 오차 변화를 확인하고, 오차 변화가 기준치 이하인지를 확인할 수 있다.
- [0048] 객체 속성 분류 모듈(130)은 동작 480에서, 오차 변화가 기준치 이하인 것을 확인하면, 동작 490에서, 콘볼루션 신경망(320), 전연결층(330) 및 소프트맥스층(340)의 파라미터를 고정할 수 있다. 상기 고정된 콘볼루션 신경망(320), 전연결층(330) 및 소프트맥스층(340)은 목표 객체 속성 분류를 위한 분류기에 대응할 수 있다.
- [0049] 객체 속성 분류 모듈(130)은 동작 480에서, 오차 변화가 기준치 초과인 것을 확인하면, 동작 420으로 돌아가 이후 동작을 재수행할 수 있다.
- [0050] 상술한 실시예에 따르면, 객체 속성 분류 모듈(130)은 선별된 목표 객체 영상들을 분할한 영상(상기 부분 영상)에 기반하여 콘볼루션 신경망(320), 전연결층(330) 및 소프트맥스층(340)을 구성함에 따라 수집된 영상 보다 많은 양의 학습 데이터(선별된 목표 객체 영상들)에 기반하여 분류기를 수행할 수 있다.
- [0051] 또한, 상술한 실시예에 따르면, 객체 속성 분류 모듈(130)은 선별된 목표 객체 영상들에 대한 군집 정보를 기준 벡터로 이용하여 비지도 학습함에 따라 분류기를 구성할 수 있다.
- [0052] 도 5는 일 실시예에 따른 정밀 조정 단계 및 분류 단계의 객체 속성 분류 모듈의 구성도를 나타낸다.
- [0053] 도 5를 참조하면, 일 실시예에 따른 객체 속성 분류 모듈(130)은 전처리기(510), 제1 내지 제4 콘볼루션 신경망들(521, 522, 523, 524), 제1 내지 제4 전연결층들(531, 532, 533, 534), 속성 매핑층(540) 및 소프트맥스층(550)을 포함할 수 있다. 제1 내지 제4 콘볼루션 신경망들(521, 522, 523, 524)은 도 4의 상기 콘볼루션 신경망(320)에 대응할 수 있다. 제1 내지 제4 전연결층들(531, 532, 533, 534)은 도 4의 상기 고정된 전연결층(330)에 대응할 수 있다. 정밀 조정되기 전의 제1 내지 제4 콘볼루션 신경망들(521, 522, 523, 524), 제1 내지 제4 전연결층들(531, 532, 533, 534)은 도 3 및 도 4에서 목표 객체 영상들에 대한 지도 학습에 따라 생성된 분류기에 해당할 수 있다.
- [0054] 전처리기(510)는 제1 메모리(예: 도 1의 제1 메모리(110))로부터 색인된 목표 객체 영상들을 획득하고, 획득된 목표 객체 영상들을 지정된 해상도로 변환할 수 있다. 전처리기(510)는 각 변환된 목표 객체 영상들을 4등분함에 따라 제1 부분 영상, 제2 부분 영상, 제3 부분 영상 및 제4 부분 영상을 생성할 수 있다.
- [0055] 제1 콘볼루션 신경망(521)은 제1 부분 영상을 입력 받고, 콘볼루션 연산을 통해 제1 부분 영상의 특징 벡터를 산출할 수 있다. 제2 콘볼루션 신경망(522)은 제2 부분 영상을 입력 받고, 콘볼루션 연산을 통해 제2 부분 영상

의 특징 벡터를 산출할 수 있다. 제3 콘볼루션 신경망(523)은 제3 부분 영상을 입력 받고, 콘볼루션 연산을 통해 제3 부분 영상의 특징 벡터를 산출할 수 있다. 제4 콘볼루션 신경망(524)은 제4 부분 영상을 입력 받고, 콘볼루션 연산을 통해 제4 부분 영상의 특징 벡터를 산출할 수 있다. 제1 내지 제4 콘볼루션 신경망들(521, 522, 523, 524)은 제1 내지 제4 부분 영상들을 병렬 처리(예: 동시에 처리)할 수 있다.

- [0056] 제1 전연결층(531)은 제1 부분 영상의 특징 벡터를 제1 군집별 점수로 매핑할 수 있다. 제2 전연결층(532)은 제2 부분 영상의 특징 벡터를 제2 군집별 점수로 매핑할 수 있다. 제3 전연결층(533)은 제3 부분 영상의 특징 벡터를 제3 군집별 점수로 매핑할 수 있다. 제4 전연결층(544)은 제4 부분 영상의 특징 벡터를 제4 군집별 점수로 매핑할 수 있다. 제1 내지 제4 전연결층들(531, 532, 533, 534)은 제1 내지 제4 부분 영상들을 병렬 처리(예: 동시에 처리)할 수 있다. 제1 내지 제4 군집별 점수는 연결되어 하나의 벡터(이하, 연결된 부분속성 점수)로 구성될 수 있다.
- [0057] 속성 매핑층(540)은 연결된 부분속성 점수를 m (m 은 분류될 속성의 개수)개의 속성으로 매핑함에 따라 속성 별 점수를 출력할 수 있다. 속성 매핑층(540)은 예를 들어, 3층 신경망일 수 있다.
- [0058] 소프트맥스층(550)는 속성 별 점수를 속성 별 확률로 매핑할 수 있다. 이하, 도 6을 참조하여 객체 속성 분류 모듈(130)의 정밀 조정 방법에 대하여 세부적으로 설명한다.
- [0059] 도 6은 일 실시예에 따른 객체 속성 분류 모듈의 정밀 조정 방법을 세부적으로 나타낸다.
- [0060] 도 6을 참조하면, 동작 610에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 각 색인된 목표 객체 영상들을 지정된 해상도로 변환한 후 분할하여 제1 내지 제4 부분 영상들을 생성할 수 있다.
- [0061] 동작 620에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 제1 내지 제4 부분 영상들을 지정된 순서로 예컨대, 제1 부분 영상, 제2 부분 영상, 제3 부분 영상 및 제4 부분 영상의 순으로 정렬할 수 있다. 객체 속성 분류 모듈(130)은 하나의 색인된 목표 객체 영상에 대응하는 제1 내지 제4 부분 영상들을 하나의 미니 배치셋으로 구성할 수 있다.
- [0062] 동작 630에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 제1 내지 제4 부분 영상들을 제1 내지 제4 부분 영상들에 각기 대응하는 제1 내지 제4 콘볼루션 신경망들(521, 522, 523, 524)에 입력할 수 있다. 예를 들어, 객체 속성 분류 모듈(130)은 제1 부분 영상에 대한 학습으로 생성된 제1 콘볼루션 신경망(521)에 입력하고, 제2 부분 영상에 대한 학습으로 생성된 제2 콘볼루션 신경망(522)에 입력하고, 제3 부분 영상에 대한 학습으로 생성된 제3 콘볼루션 신경망(523)에 입력하고, 제4 부분 영상에 대한 학습으로 생성된 제4 콘볼루션 신경망(524)에 입력할 수 있다.
- [0063] 동작 640에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 제1 내지 제4 콘볼루션 신경망들과 제1 내지 제4 전연결층들(531, 532, 533, 534)을 통해 각 부분 영상들의 부분속성 점수를 산출할 수 있다.
- [0064] 동작 650에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 부분속성 점수를 지정된 순서로 연결하여 하나의 연결된 부분속성 점수로 구성할 수 있다.
- [0065] 동작 660에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 속성 매핑층(540) 및 소프트맥스층(550)을 통해 속성 별 확률을 산출할 수 있다.
- [0066] 동작 670에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 색인된 목표 객체 영상에 연관된 속성 색인 데이터와 산출된 속성 별 확률 간의 차이로 속성 매핑층(540) 및 소프트맥스층(550)을 역전과 학습할 수 있다. 예를 들어, 객체 속성 분류 모듈(130)은 오차 산출기를 통해 색인된 목표 객체 영상에 연관된 속성 색인 데이터와 산출된 속성 별 확률 간의 차이를 오차로 산출하고, 산출된 오차에 기반하여 속성 매핑층(540) 및 소프트맥스층(550)을 역전과 학습할 수 있다.
- [0067] 동작 680에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 색인된 목표 객체 영상들에 대하여 각기 산출된 오차들의 변화(오차 변화)가 기준치 이하인지를 확인할 수 있다.
- [0068] 객체 속성 분류 모듈(130)은 동작 680에서, 오차 변화가 기준치 이하인 것을 확인하면, 동작 690에서, 속성 매핑층(540) 및 소프트맥스층(550)의 파라미터를 고정할 수 있다. 반면, 객체 속성 분류 모듈(130)은 동작 680에서, 오차 변화가 기준치 초과인 것을 확인하면, 동작 630으로 돌아가서, 동작 630부터 재수행할 수 있다.
- [0069] 상술한 실시예에 따르면, 객체 속성 분류 모듈(130)은 선별된 목표 객체 영상들에 대한 비지도 학습에 기반하여 구성된 분류기를 색인된 목표 객체 영상들에 기반하여 지도 학습함에 따라 정밀 조정할 수 있다. 이에, 상술한 실시예에 따르면, 객체 속성 분류 모듈(130)은 소량의 색인된 목표 객체 영상들에 기반하여 정밀한 분류기를 구성할 수 있다.

- [0070] 도 7은 일 실시예에 따른 객체 속성 분류 모듈의 객체 속성 분류 방법을 나타낸다.
- [0071] 도 7을 참조하면, 동작 710에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 분류 대상 영상을 전처리하여 제1 내지 제4 부분 영상들을 생성할 수 있다. 객체 속성 분류 모듈(130)의 하나의 분류 대상 영상에 대하여 각기 제1 내지 제4 부분 영상들을 생성할 수 있다.
- [0072] 동작 720에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 제1 내지 제4 부분 영상들을 각 부분 영상에 대응하는 제1 내지 제4 콘볼루션 신경망들(521, 522, 523, 524)에 입력할 수 있다.
- [0073] 동작 730에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 제1 내지 제4 콘볼루션 신경망들(521, 522, 523, 524)과 제1 내지 제4 전연결층들(531, 532, 533, 534)을 통해 각 부분 영상들의 부분속성 점수를 산출할 수 있다.
- [0074] 동작 740에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 산출된 부분속성 점수를 지정된 순서로 연결함에 따라 연결된 부분 속성 점수를 산출할 수 있다.
- [0075] 동작 750에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 속성 매핑층(540) 및 소프트맥스층(550)을 통해 분류 대상 영상에 대한 속성 별 확률을 산출할 수 있다.
- [0076] 동작 760에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 산출된 속성 별 확률이 가장 높은 속성을 분류 대상 영상의 속성(또는, 클래스)으로 결정할 수 있다. 객체 속성 분류 모듈(130)은 결정된 분류 대상 영상의 속성을 출력 장치(예: 도 1의 출력 장치(170))를 통해 출력할 수 있다.
- [0077] 동작 770에서, 객체 속성 분류 모듈(130)은 모든 분류 대상 영상들에 대한 영상 분류가 완료되는지를 확인할 수 있다. 확인 결과, 모든 분류 대상 영상들에 대한 영상 분류가 완료된 것을 확인하면, 객체 속성 분류 모듈(130)은 분류 과정을 종료할 수 있다. 반면, 모든 분류 대상 영상들에 대한 영상 분류가 완료되지 않은 것을 확인하면, 객체 속성 분류 모듈(130)은 동작 710으로 돌아가서 다른 분류 대상 영상들에 대한 동작 710 내지 770을 수행할 수 있다.
- [0078] 도 8은 일 실시예에 따른 객체 속성 분류 방법을 나타낸다. 도 8의 흐름도 내의 다양한 동작들은 도면에 도시된 순서로 수행되거나, 다른 순서로 수행되거나, 또는 동시에 수행될 수 있다. 더욱이, 일부 실시예들에서, 일부 동작들, 블록들, 단계들 또는 그와 같은 것들은 개시된 실시예들의 범위를 벗어나지 않고 생략되거나, 추가되거나, 수정되거나, 스킵되는 것과 같은 다양한 변형이 가능하다. 예를 들어, 동작 820 내지 830은 다른 장치에 의해 수행될 수 있다. 이 경우, 동작 820 내지 830은 색인되지 않은 목표 객체 영상들을 저장하는 동작으로 대체될 수 있다.
- [0079] 도 8을 참조하면, 동작 810에서, 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 색인된 목표 객체 영상들을 저장할 수 있다. 상기 목표 객체 영상들의 색인 과정은 사용자에 의해 수행될 수 있다.
- [0080] 동작 820에서, 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 지정된 웹 사이트를 웹 크롤링(crawling)하여 학습을 위한 영상들을 수집할 수 있다.
- [0081] 동작 830에서, 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 상기 수집된 영상들 중 목표 객체를 포함하는 목표 객체 영상들을 선별할 수 있다. 예를 들어, 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 색인된 목표 객체 영상들에 기반하여 구성된 객체 선별 모듈(120)을 이용하여 수집된 영상들 중 목표 객체 영상들을 선별할 수 있다.
- [0082] 동작 840에서, 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 상기 선별된 목표 객체 영상들을 비지도 학습함에 따라 상기 목표 객체의 세부 속성을 분류할 수 있는 분류기를 구성할 수 있다. 이와 관련하여, 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 선별된 목표 객체 영상들을 분할하여 비지도 학습을 수행할 수 있다. 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 콘볼루션 신경망에 기반하여 선별된 목표 객체 영상들 전체의 특징 벡터들을 산출하고, 상기 전체의 특징 벡터에 기반하여 군집 중심을 산출할 수 있다. 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 상기 군집 중심에 따른 일부 목표 객체 영상의 군집 정보를 기준 벡터로 이용하여 역전파 학습함에 따라 분류기를 구성할 수 있다.
- [0083] 동작 850에서, 영상 객체 속성 분류 장치(100)는 색인된 목표 객체 영상들을 지도 학습함에 따라 상기 분류기를 정밀 조정할 수 있다.
- [0084] 일 실시예에 따르면, 영상 객체 속성 분류 장치(예: 도 1의 100)는, 색인된 목표 객체 영상을 저장하는 제1 메모리(예: 도 1의 110); 색인되지 않은 목표 객체 영상을 저장하는 제2 메모리(예: 도 1의 120); 및 상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들을 학습함에 따라 상기 목표 객체의 세부 속성을 분류할 수 있는 분류기를 구성(예: 도 5의 제1 내지 제4 콘볼루션 신경망들(521, 522, 523, 524), 제1 내지 제4 전연결층들(531, 532, 533, 534))

하고, 상기 색인된 목표 객체 영상들에 기반하여 상기 분류기를 정밀 조정(예: 도 5의 속성 매핑층(540) 및 소프트웨어층(550))하는 객체 속성 분류 모듈(예: 도 1의 130)을 포함할 수 있다.

- [0085] 상기 제2 메모리는, 지정된 웹 사이트로부터 학습을 위한 영상들을 수집하는 데이터 수집 모듈; 및 상기 색인된 목표 객체 영상들과 상기 수집된 영상 간의 유사도에 기반하여 상기 수집된 영상들로부터 상기 목표 객체 영상들을 선별하여 상기 제2 메모리에 저장하는 객체 선별 모듈을 포함할 수 있다. 상기 객체 속성 분류 모듈은, 상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 각각의 특징 벡터들을 산출하고, 상기 특징 벡터들을 군집화하여 군집 중심을 산출하고, 상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 중 일부 목표 객체 영상들에서 임의 선별을 통해 학습용 배치(미니배치 세트)를 구성하고, 상기 학습용 배치의 특징 벡터들에 기반하여 부분속성 확률을 산출하고, 상기 산출된 군집 중심에 기반하여 상기 학습용 배치의 특징 벡터들의 군집 정보를 산출하고, 상기 부분속성 확률과 상기 군집 정보 간의 차이로 역전과 학습함에 따라 상기 분류기를 구성할 수 있다.
- [0086] 상기 객체 속성 분류 모듈은, 상기 선별된 목표 객체 영상들 각각을 지정된 단위로 분할하여 복수의 부분 영상들을 생성하고, 상기 복수의 부분 영상들에 기반하여 상기 특징 벡터, 상기 군집 중심, 상기 부분속성 확률 및 상기 군집 정보를 산출할 수 있다.
- [0087] 상기 객체 속성 분류 모듈은, 상기 선별된 목표 객체 영상들에 대해 각기 산출된 차이들의 변화가 기준치 이하가 되도록 상기 분류기를 구성할 수 있다.
- [0088] 상기 객체 속성 분류 모듈은, 상기 색인된 목표 객체 영상들의 특징 벡터를 산출하고, 상기 산출된 특징 벡터에 기반하여 부분속성 점수를 산출하고, 상기 부분속성 점수에 기반하여 속성 별 확률을 산출하고, 상기 색인된 목표 객체 영상에 관련된 속성 색인 데이터와 상기 속성 별 확률 간의 차이로 역전과 학습함에 따라 속성 매핑층과 소프트웨어층을 학습하여 상기 분류기를 정밀 조정할 수 있다.
- [0089] 상기 객체 속성 분류 모듈은, 상기 색인된 목표 객체 영상들 각각을 지정된 단위로 분할하여 복수의 부분 영상들을 생성하고, 상기 복수의 부분 영상들에 기반하여 상기 특징 벡터, 상기 부분속성 점수 및 상기 속성 별 확률을 산출할 수 있다.
- [0090] 상기 객체 속성 분류 모듈은, 상기 색인된 목표 객체 영상들에 대해 각기 산출된 차이들의 변화가 기준치 이하가 되도록 상기 분류기를 정밀 조정할 수 있다.
- [0091] 상기 객체 속성 분류 모듈은, 복수의 콘볼루션 신경망들과 복수의 전연결층들을 통해 각 색인된 목표 객체 영상들에 대응하는 복수의 부분 영상들을 병렬 처리함에 따라 상기 각 색인된 목표 객체 영상들에 대응하는 특징 벡터 및 부분속성 점수를 산출하고, 상기 각 색인된 목표 객체 영상들에 대응하는 특징 벡터 및 부분속성 점수를 연결함에 따라 연결된 부분속성 점수를 산출하고, 속성 매핑층을 통해 상기 연결된 부분속성 점수에 따라 속성 별 점수를 산출하고, 소프트웨어층을 통해 상기 속성 별 점수를 상기 속성 별 확률로 매핑할 수 있다.
- [0092] 상기 객체 속성 분류 모듈은, 상기 분류기를 이용하여 상기 선별된 목표 객체 영상들 또는 다른 분류 대상 영상들에 포함된 목표 객체의 세부 속성을 분류할 수 있다.
- [0093] 일 실시예에 따르면, 영상 객체 속성 분류 장치(예: 도 1의 100)는, 적어도 하나의 인스트럭션을 저장하는 메모리(예: 도 1의 110); 및 프로세서(예: 도 1의 130)를 포함하고, 상기 프로세서는, 상기 적어도 하나의 인스트럭션을 실행함에 따라, 색인되지 않은 목표 객체 영상들을 비지도 학습함에 따라 상기 목표 객체 영상의 세부 속성을 분류할 수 있는 분류기를 구성하고, 색인된 목표 객체 영상들을 지도 학습하여 상기 분류기를 정밀 조정할 수 있다.
- [0094] 상기 객체 속성 분류 모듈은, 상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 각각 또는 상기 색인된 목표 객체 영상들 각각을 지정된 단위로 분할하여 복수의 부분 영상들을 생성하고, 상기 복수의 부분 영상들을 순차적으로 비지도 학습과 지도 학습하여 상기 분류기를 구성 또는 정밀 조정할 수 있다.
- [0095] 상기 객체 속성 분류 모듈은, 상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 각각의 특징 벡터들을 산출하고, 상기 특징 벡터들을 군집화하여 군집 중심을 산출하고, 상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 중 일부 목표 객체 영상들에서 임의 선별을 통해 학습용 배치를 구성하고, 상기 학습용 배치의 특징 벡터들에 기반하여 부분속성 확률을 산출하고, 상기 산출된 군집 중심에 기반하여 상기 학습용 배치의 특징 벡터들의 군집 정보를 산출하고, 상기 부분속성 확률과 상기 군집 정보 간의 차이로 역전과 학습함에 따라 상기 분류기를 구성할 수 있다.
- [0096] 상기 객체 속성 분류 모듈은, 상기 학습용 배치에 대해 각기 산출된 차이들의 변화가 기준치 이하가 되도록 상

기 분류기를 구성할 수 있다.

- [0097] 상기 객체 속성 분류 모듈은, 상기 색인된 목표 객체 영상들의 특징 벡터를 산출하고, 상기 산출된 특징 벡터에 기반하여 부분속성 점수를 산출하고, 상기 부분속성 점수에 기반하여 속성 별 확률을 산출하고, 상기 색인된 목표 객체 영상에 관련된 속성 색인 데이터와 상기 속성 별 확률 간의 차이로 역전과 학습함에 따라 속성 매핑층과 소프트맥스층을 학습하여 상기 분류기를 정밀 조정할 수 있다.
- [0098] 상기 객체 속성 분류 모듈은, 상기 색인된 목표 객체 영상들에 대해 각기 산출된 차이들의 변화가 기준치 이하가 되도록 상기 분류기를 정밀 조정할 수 있다.
- [0099] 일 실시예에 따르면, 영상 객체 속성 분류 방법은, 색인된 목표 객체 영상을 저장하는 동작; 색인되지 않은 목표 객체 영상을 저장하는 동작; 상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들을 비지도 학습함에 따라 상기 목표 객체의 세부 속성을 분류할 수 있는 분류기를 구성하는 동작; 및 상기 색인된 목표 객체 영상들을 지도 학습함에 따라 상기 분류기를 정밀 조정하는 동작을 포함할 수 있다.
- [0100] 상기 구성하는 동작 및 상기 조정하는 동작은, 상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 각각 또는 상기 색인된 목표 객체 영상들을 각각을 지정된 단위로 분할하여 생성된 복수의 부분 영상들에 기반하여 수행될 수 있다.
- [0101] 상기 구성하는 동작은, 상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 각각의 특징 벡터들을 산출하는 동작; 상기 특징 벡터들을 군집화하여 군집 중심을 산출하는 동작; 상기 색인되지 않은 목표 객체 영상들 중 일부 목표 객체 영상들에서 임의 선별을 통해 학습용 배치를 구성하는 동작; 상기 학습용 배치의 특징 벡터들에 기반하여 부분속성 확률을 산출하는 동작; 상기 산출된 군집 중심에 기반하여 상기 학습용 배치의 특징 벡터들의 군집 정보를 산출하는 동작; 및 상기 부분속성 확률과 상기 군집 정보 간의 차이로 역전과 학습함에 따라 상기 분류기를 구성하는 동작을 포함할 수 있다.
- [0102] 상기 조정하는 동작은, 상기 색인된 목표 객체 영상들의 특징 벡터를 산출하는 동작; 상기 산출된 특징 벡터에 기반하여 부분속성 점수를 산출하는 동작; 상기 부분속성 점수에 기반하여 속성 별 확률을 산출하는 동작; 및 상기 색인된 목표 객체 영상에 관련된 속성 색인 데이터와 상기 속성 별 확률 간의 차이로 속성 매핑층과 소프트맥스층을 역전과 학습함에 따라 상기 분류기를 정밀 조정하는 동작을 포함할 수 있다.
- [0103] 본 문서의 다양한 실시예들 및 이에 사용된 용어들은 본 문서에 기재된 기술적 특징들을 특정한 실시예들로 한정하려는 것이 아니며, 해당 실시예의 다양한 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 도면의 설명과 관련하여, 유사한 또는 관련된 구성요소에 대해서는 유사한 참조 부호가 사용될 수 있다. 아이템에 대응하는 명사의 단수 형은 관련된 문맥상 명백하게 다르게 지시하지 않는 한, 상기 아이템 한 개 또는 복수 개를 포함할 수 있다. 본 문서에서, "A 또는 B", "A 및 B 중 적어도 하나", "A 또는 B 중 적어도 하나", "A, B 또는 C", "A, B 및 C 중 적어도 하나" 및 "A, B, 또는 C 중 적어도 하나"와 같은 문구들 각각은 그 문구들 중 해당하는 문구에 함께 나열된 항목들 중 어느 하나, 또는 그들의 모든 가능한 조합을 포함할 수 있다. "제1", "제2", 또는 "첫째" 또는 "둘째"와 같은 용어들은 단순히 해당 구성요소를 다른 해당 구성요소와 구분하기 위해 사용될 수 있으며, 해당 구성요소들을 다른 측면(예: 중요성 또는 순서)에서 한정하지 않는다. 어떤(예: 제1) 구성요소가 다른(예: 제2) 구성요소에, "기능적으로" 또는 "통신적으로" 라는 용어와 함께 또는 이런 용어 없이, "커플드" 또는 "커넥티드" 라고 언급된 경우, 그것은 상기 어떤 구성요소가 상기 다른 구성요소에 직접적으로(예: 유선으로), 무선으로, 또는 제3 구성요소를 통하여 연결될 수 있다는 것을 의미한다.
- [0104] 본 문서에서 사용된 용어 "모듈", "부" 및 "수단"은 하드웨어, 소프트웨어 또는 펌웨어로 구현된 유닛을 포함할 수 있으며, 예를 들면, 로직, 논리 블록, 부품, 또는 회로와 같은 용어와 상호 호환적으로 사용될 수 있다. 모듈은, 일체로 구성된 부품 또는 하나 또는 그 이상의 기능을 수행하는, 상기 부품의 최소 단위 또는 그 일부가 될 수 있다. 예를 들면, 일 실시예에 따르면, 모듈은 ASIC(application-specific integrated circuit)의 형태로 구현될 수 있다.
- [0105] 본 문서의 다양한 실시예들은 기기(machine)(예: 영상 객체 속성 분류 장치(100))에 의해 읽을 수 있는 저장 매체(storage medium)(예: 내장 메모리 또는 외장 메모리)(제1 메모리(110))에 저장된 하나 이상의 명령어들을 포함하는 소프트웨어(예: 프로그램)로서 구현될 수 있다. 예를 들면, 기기(예: 영상 객체 속성 분류 장치(100))의 프로세서(예: 예: 제1 내지 제4 콘볼루션 신경망들(521, 522, 523, 524), 제1 내지 제4 전연결층들(531, 532, 533, 534) 및 소프트맥스층(550))는, 저장 매체로부터 저장된 하나 이상의 명령어들 중 적어도 하나의 명령어를 호출하고, 그것을 실행할 수 있다. 이것은 기기가 상기 호출된 적어도 하나의 명령어에 따라 적어도 하나의 기능을 수행하도록 운영되는 것을 가능하게 한다. 상기 하나 이상의 명령어들은 컴파일러에 의해 생성된 코드 또

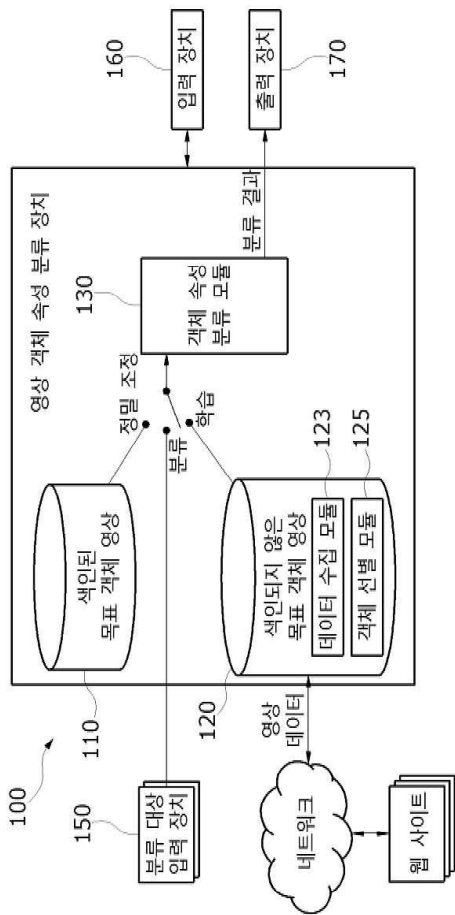
는 인터프리터에 의해 실행될 수 있는 코드를 포함할 수 있다. 기기로 읽을 수 있는 저장매체는, 비일시적(non-transitory) 저장매체의 형태로 제공될 수 있다. 여기서, ‘비일시적’은 저장매체가 실재(tangible)하는 장치이고, 신호(signal)(예: 전자기파)를 포함하지 않는다는 것을 의미할 뿐이며, 이 용어는 데이터가 저장매체에 반영구적으로 저장되는 경우와 임시적으로 저장되는 경우를 구분하지 않는다.

[0106] 일실시예에 따르면, 본 문서에 개시된 다양한 실시예들에 따른 방법은 컴퓨터 프로그램 제품(computer program product)에 포함되어 제공될 수 있다. 컴퓨터 프로그램 제품은 상품으로서 판매자 및 구매자 간에 거래될 수 있다. 컴퓨터 프로그램 제품은 기기로 읽을 수 있는 저장 매체(예: compact disc read only memory (CD-ROM))의 형태로 배포되거나, 또는 어플리케이션 스토어(예: 플레이 스토어™)를 통해 또는 두개의 사용자 장치들(예: 스마트폰들) 간에 직접, 온라인으로 배포(예: 다운로드 또는 업로드)될 수 있다. 온라인 배포의 경우에, 컴퓨터 프로그램 제품의 적어도 일부는 제조사의 서버, 어플리케이션 스토어의 서버, 또는 중계 서버의 메모리와 같은 기기로 읽을 수 있는 저장 매체에 적어도 일시 저장되거나, 임시적으로 생성될 수 있다.

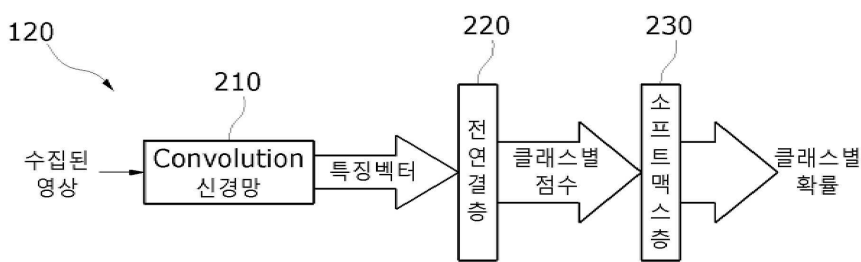
[0107] 다양한 실시예들에 따르면, 상기 기술한 구성요소들의 각각의 구성요소(예: 모듈 또는 프로그램)는 단수 또는 복수의 개체를 포함할 수 있다. 다양한 실시예들에 따르면, 전술한 해당 구성요소들 중 하나 이상의 구성요소들 또는 동작들이 생략되거나, 또는 하나 이상의 다른 구성요소들 또는 동작들이 추가될 수 있다. 대체적으로 또는 추가적으로, 복수의 구성요소들(예: 모듈 또는 프로그램)은 하나의 구성요소로 통합될 수 있다. 이런 경우, 통합된 구성요소는 상기 복수의 구성요소들 각각의 구성요소의 하나 이상의 기능들을 상기 통합 이전에 상기 복수의 구성요소들 중 해당 구성요소에 의해 수행되는 것과 동일 또는 유사하게 수행할 수 있다. 다양한 실시예들에 따르면, 모듈, 프로그램 또는 다른 구성요소에 의해 수행되는 동작들은 순차적으로, 병렬적으로, 반복적으로, 또는 휴리스틱하게 실행되거나, 상기 동작들 중 하나 이상이 다른 순서로 실행되거나, 생략되거나, 또는 하나 이상의 다른 동작들이 추가될 수 있다.

도면

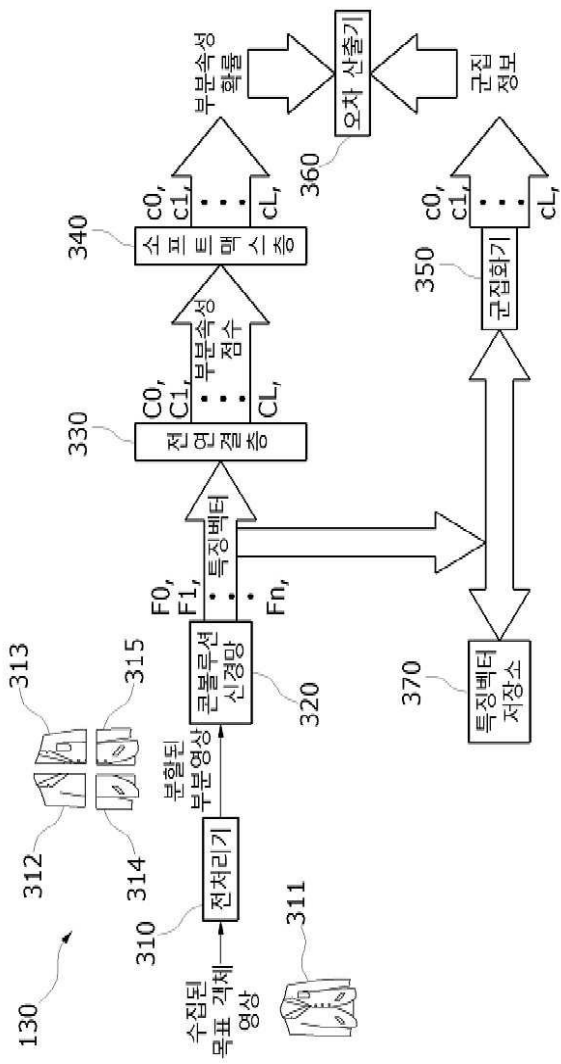
도면1



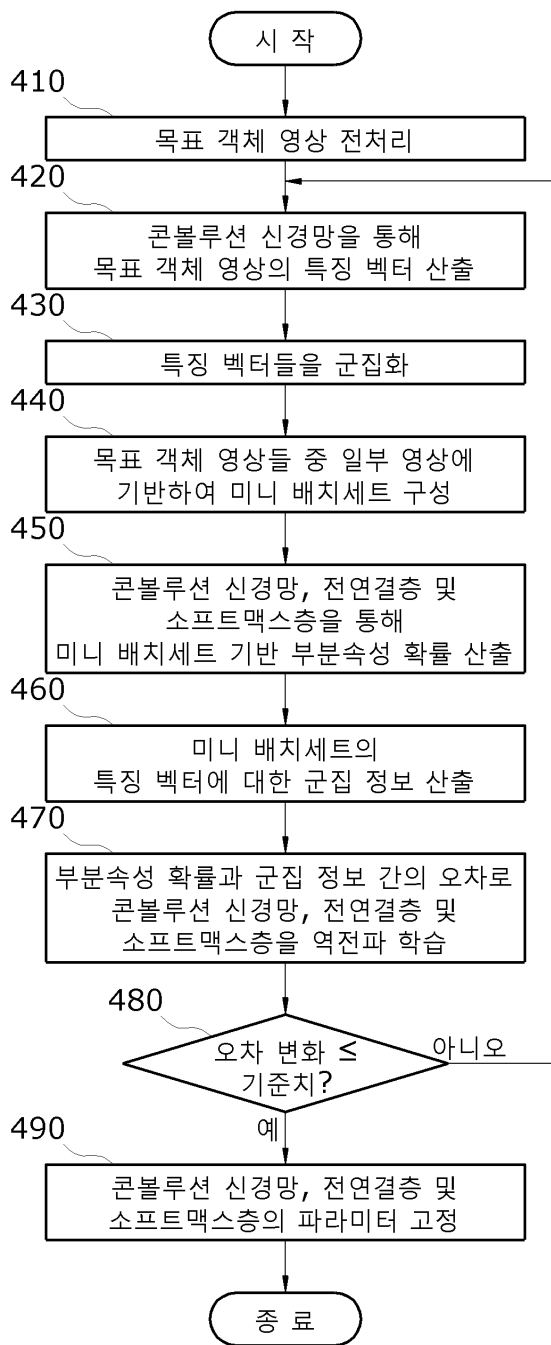
도면2



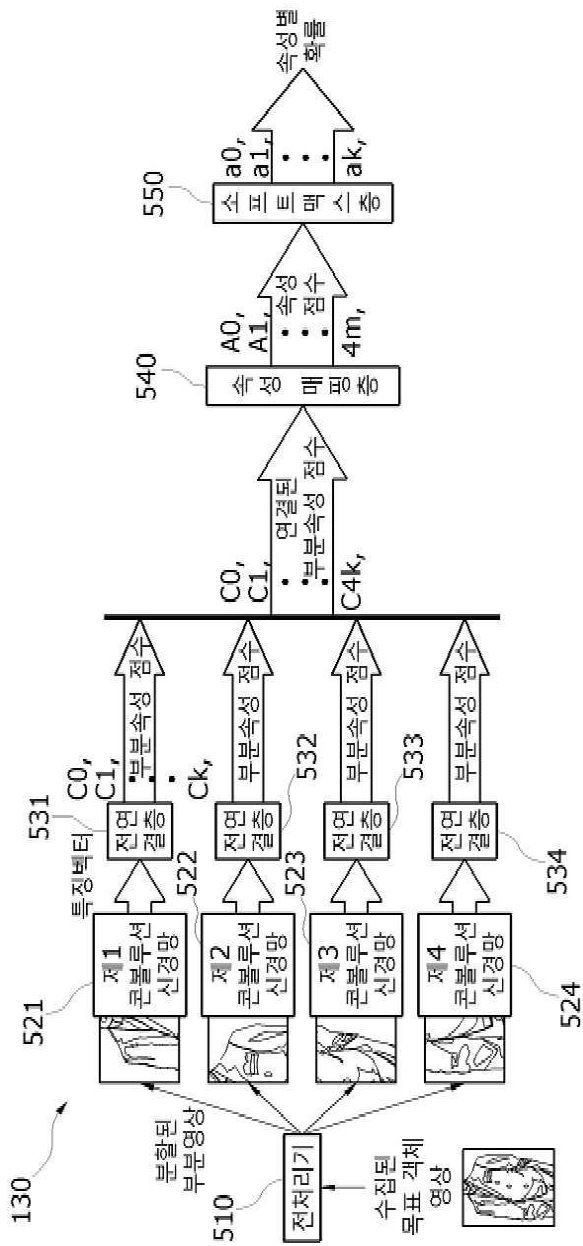
도면3



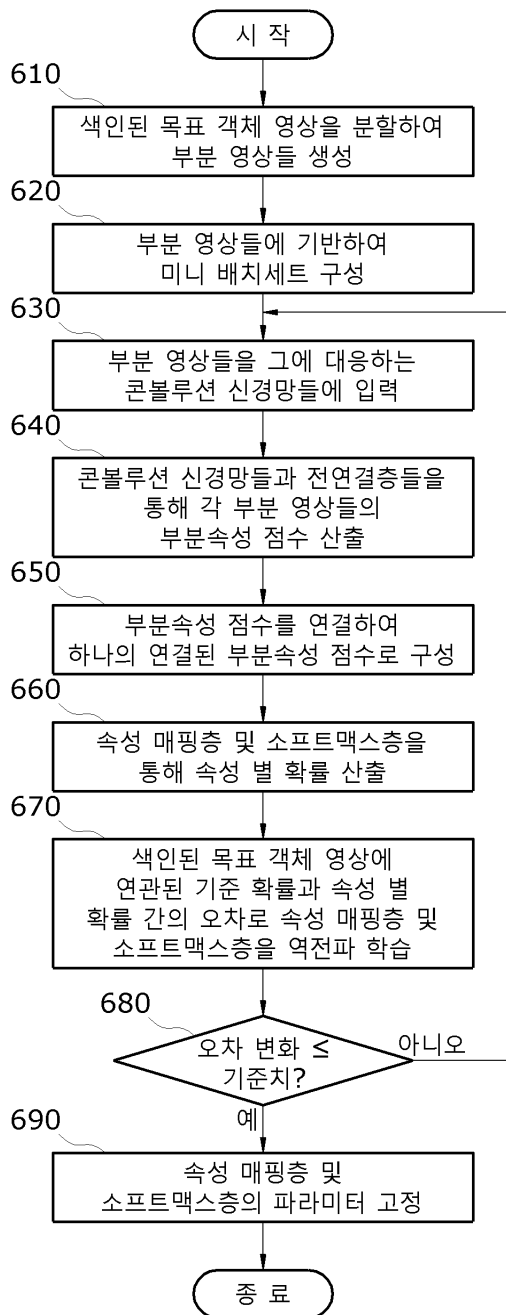
도면4



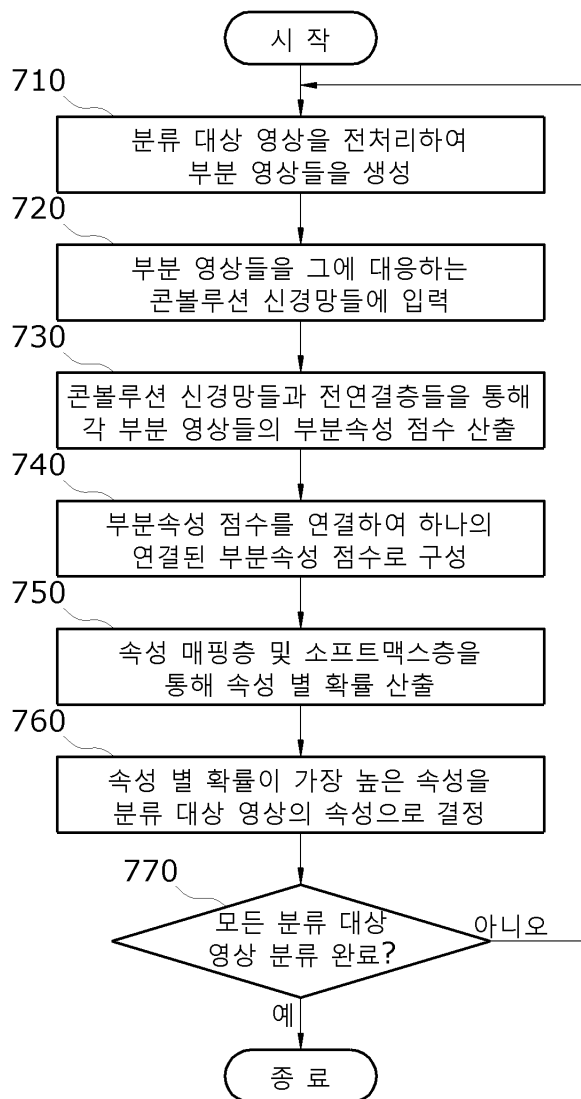
도면5



도면6



도면7



도면8

