



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0097444
(43) 공개일자 2023년07월03일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06T 7/60 (2017.01) G06N 3/08 (2023.01)
G06Q 50/26 (2012.01) G06V 10/25 (2022.01)
G06V 40/10 (2022.01) H04N 7/18 (2023.01)

(52) CPC특허분류

G06T 7/60 (2013.01)
G06N 3/08 (2023.01)

(21) 출원번호 10-2021-0186948

(22) 출원일자 2021년12월24일

심사청구일자 2021년12월24일

(71) 출원인

인천대학교 산학협력단

인천광역시 연수구 아카데미로 119 (송도동)

(72) 발명자

전광길

인천광역시 연수구 해송로 70, 209동 805호(송도동, 송도웹카운티2단지)

(74) 대리인

특허법인충정

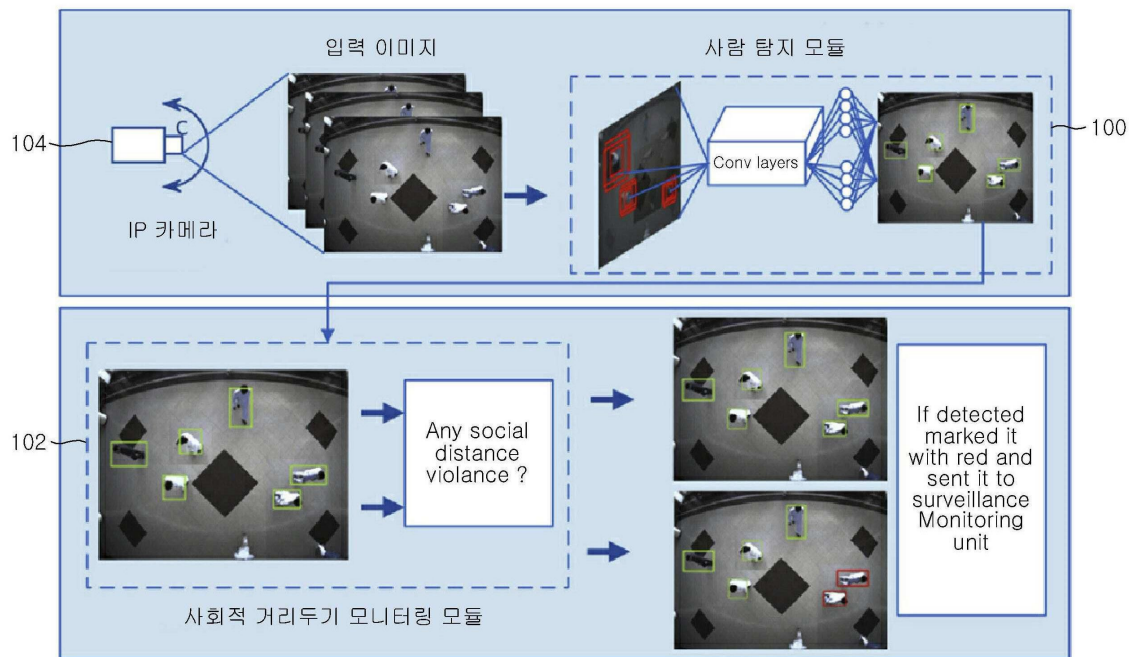
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크

(57) 요약

본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 방법은, (A) 카메라가, 탐부 이미지를 획득하는 단계; (B) 사람 탐지 모듈이, 정면 뷰 이미지에 대해 사전 훈련되고 상기 탐부 이미지에 대해 추가로 훈련되어 전이 학습된 딥러닝 기반의 사람 탐지 모델에 기반하여 상기 탐부 이미지에서 사람을 포함하는 바운딩 박스들을 (뒷면에 계속)

대표도



탐지하고 상기 바운딩 박스들의 좌표를 결정하는 단계; (C) 상기 사람 탐지 모듈이, 상기 바운딩 박스들의 중심점을 계산하는 단계; (D) 사회적 거리두기 모니터링 모듈이, 상기 바운딩 박스들의 각각의 중심점 사이의 거리를 계산하는 단계; (E) 상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈이, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은지를 판단하는 단계; 및 (F) 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은 경우, 상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈이, 해당 바운딩 박스들 내의 사람들이 사회적 거리두기를 위반하는 것으로 결정하는 단계를 포함한다.

(52) CPC특허분류

G06Q 50/26 (2013.01)

G06V 10/25 (2023.01)

G06V 40/10 (2022.01)

H04N 7/18 (2023.01)

G06T 2207/20084 (2013.01)

명세서

청구범위

청구항 1

- (A) 카메라가, 탐뷰 이미지를 획득하는 단계;
- (B) 사람 탐지 모듈이, 정면 뷰 이미지에 대해 사전 훈련되고 상기 탐뷰 이미지에 대해 추가로 훈련되어 전이 학습된 딥러닝 기반의 사람 탐지 모델에 기반하여 상기 탐뷰 이미지에서 사람을 포함하는 바운딩 박스들을 탐지하고 상기 바운딩 박스들의 좌표를 결정하는 단계;
- (C) 상기 사람 탐지 모듈이, 상기 바운딩 박스들의 중심점을 계산하는 단계;
- (D) 사회적 거리두기 모니터링 모듈이, 상기 바운딩 박스들의 각각의 중심점 사이의 거리를 계산하는 단계;
- (E) 상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈이, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은지를 판단하는 단계; 및
- (F) 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은 경우, 상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈이, 해당 바운딩 박스들 내의 사람들이 사회적 거리두기를 위반하는 것으로 결정하는 단계를 포함하는, 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 방법.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 단계 (B)는,

- (B-1) 특징 맵 생성부가, 상기 탐뷰 이미지를 컨벌루션하여 특징 맵을 생성하는 단계;
- (B-2) 지역 제안(region proposal) 추출 모듈이, 상기 특징 맵으로부터 지역 제안(region proposal)을 추출하고, 추출된 지역 제안에 기반하여 바운딩 박스들의 클래스 점수 및 바운딩 박스들의 좌표를 결정하는 단계;
- (B-3) 관심 영역 풀링(ROI pooling) 모듈이, 상기 바운딩 박스들의 클래스 점수 및 바운딩 박스들의 좌표에 기반하여 사람 유사 지역 제안에 대해 관심 영역 풀링(ROI pooling)을 수행하고, 출력을 완전 연결 레이어(fully-connected layers)에 입력하는 단계;
- (B-4) 바운딩 박스 분류 모듈이, 상기 완전 연결 레이어의 출력에 기반하여 상기 바운딩 박스들 각각을 사람이 포함된 바운딩 박스 또는 사람이 포함되지 않은 바운딩 박스로 분류하는 단계; 및
- (B-5) 바운딩 박스 좌표 결정 모듈이, 상기 완전 연결 레이어의 출력에 기반하여 상기 바운딩 박스 분류 모듈에 의해 사람이 포함된 바운딩 박스로 분류된 바운딩 박스들의 좌표를 결정하는 단계를 포함하는, 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 방법.

청구항 3

청구항 2에 있어서,

상기 지역 제안 추출 모듈은,

상기 특징 맵에 대해 슬라이딩 윈도우에 3×3 컨벌루션을 적용하여 모든 윈도우 위치에서 지역 제안을 추출하고, 추출된 지역 제안에 기반하여 복수의 특징 벡터를 생성하며, 상기 복수의 특징 벡터에 기반하여 상기 복수의 바운딩 박스의 클래스 점수를 결정하고, 상기 복수의 특징 벡터 및 상기 바운딩 박스의 클래스 점수에 기반하여 사람이 포함된 바운딩 박스의 좌표를 결정하는, 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 방법.

청구항 4

청구항 1에 있어서,

상기 단계 (C) 이후에,

(G) 상기 사람 탐지 모듈이, 상기 바운딩 박스들의 색깔을 녹색으로 초기화하는 단계를 더 포함하고,

상기 단계 (F)는, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은 경우, 상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈이, 해당 바운딩 박스들 내의 사람들이 사회적 거리두기를 위반하는 것으로 결정하고, 해당하는 바운딩 박스의 색깔을 빨간색으로 변경하는 단계를 포함하며,

상기 단계 (E) 이후에,

(H) 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작지 않은 경우, 상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈이, 해당 바운딩 박스들 내의 사람들이 사회적 거리두기를 유지하고 있는 것으로 결정하고, 해당하는 바운딩 박스의 색깔을 녹색으로 유지하는 단계를 더 포함하는, 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 방법.

청구항 5

탐류 이미지를 획득하는 카메라;

정면 뷰 이미지에 대해 사전 훈련되고 상기 탐류 이미지에 대해 추가로 훈련되어 전이 학습된 딥러닝 기반의 사람 탐지 모델에 기반하여 상기 탐류 이미지에서 사람을 포함하는 바운딩 박스들을 탐지하고 상기 바운딩 박스들의 좌표를 결정하며, 상기 바운딩 박스들의 중심점을 계산하는 사람 탐지 모듈; 및

상기 바운딩 박스들의 각각의 중심점 사이의 거리를 계산하고, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은지를 판단하며, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은 경우, 사회적 거리두기 위반으로 결정하는 사회적 거리두기 모니터링 모듈을 포함하는, 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크.

청구항 6

청구항 5에 있어서,

상기 사람 탐지 모듈은,

상기 탐류 이미지를 컨벌루션하여 특징 맵을 생성하는 특징 맵 생성부;

상기 특징 맵으로부터 지역 제안(region proposal)을 추출하고, 추출된 지역 제안에 기반하여 바운딩 박스들의 클래스 점수 및 바운딩 박스들의 좌표를 결정하는 지역 제안(region proposal) 추출 모듈;

상기 바운딩 박스들의 클래스 점수 및 바운딩 박스들의 좌표에 기반하여 사람 유사 지역 제안에 대해 관심 영역 풀링(ROI pooling)을 수행하고, 출력을 완전 연결 레이어(fully-connected layers)에 입력하는 관심 영역 풀링(ROI pooling) 모듈;

상기 완전 연결 레이어의 출력에 기반하여 상기 바운딩 박스들 각각을 사람이 포함된 바운딩 박스 또는 사람이 포함되지 않은 바운딩 박스로 분류하는 소프트맥스 분류기; 및

상기 완전 연결 레이어의 출력에 기반하여 사람이 포함된 바운딩 박스로 분류된 바운딩 박스들의 좌표를 결정하는 바운딩 박스 리그레서를 포함하는, 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크.

청구항 7

청구항 6에 있어서,

상기 지역 제안 추출 모듈은,

상기 특징 맵에 대해 슬라이딩 윈도우에 3×3 컨벌루션을 적용하여 모든 윈도우 위치에서 지역 제안을 추출하고, 추출된 지역 제안에 기반하여 복수의 특징 벡터를 생성하며, 상기 복수의 특징 벡터에 기반하여 상기 복수의 바운딩 박스의 클래스 점수를 결정하고, 상기 복수의 특징 벡터 및 상기 바운딩 박스의 클래스 점수에 기반하여 사람이 포함된 바운딩 박스의 좌표를 결정하는, 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크.

청구항 8

청구항 5에 있어서,

상기 사람 탐지 모듈은, 상기 바운딩 박스들의 중심점을 계산한 후, 상기 바운딩 박스들의 색깔을 녹색으로 초기화하고,

상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈은, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은 경우, 사회적 거리두기 위반으로 결정하고, 해당하는 바운딩 박스의 색깔을 빨간색으로 변경하며,

상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈은, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작지 않은 경우, 사회적 거리두기를 유지하고 있는 것으로 결정하고, 해당하는 바운딩 박스의 색깔을 녹색으로 유지하는, 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 새로운 COVID-19 바이러스는 2019년 12월 말 중국 우한에서 처음 보고되었으며 불과 몇 달 만에 이 바이러스는 전 세계 수백만 명의 사람들에게 영향을 미쳤다. 전염성 바이러스는 호흡기를 통해 퍼지는 중증급성호흡기증후군(SARS)의 일종이다. 감염된 사람 또는 동물이 건강한 사람 또는 동물에게 직접 노출되어 일반적으로 공기를 통해 퍼진다. 바이러스는 감염자인 사람 또는 동물의 기침이나 재채기 비말을 통해 전파되며 최대 2미터(6피트)까지 이동한다. 세계보건기구(WHO)는 2020년 3월 팬데믹(세계적 대유행)을 선언했다.

[0003] 최근 COVID-19의 발병은 전 세계적으로 수백만 명의 사람들에게 영향을 미쳤지만 감염자의 비율은 증가하고 있다. 세계적 대유행 상황에 대처하고 바이러스의 확산을 방지하기 위해 각국은 전례 없는 다양한 예방 조치를 취하고 있다. 바이러스 감염의 확산을 방지하기 위한 중요한 관행 중 하나는 사회적 거리두기이다.

[0004] 현재 상황에서 사회적 거리두기는 이 감염의 전 세계 확산을 제한하는 모범 사례 중 하나로 확인된다. 사회적 거리두기는 붐비는 환경(사무실, 쇼핑 마트, 병원, 학교, 대학, 대학, 공원, 공항 등)에서 개인의 신체적 접촉을 줄이고 사람들 사이의 충분한 거리를 유지하는 것과 관련이 있다.

[0005] 개인 간의 긴밀한 물리적 상호 작용을 줄임으로써 보고된 사례의 곡선을 평평하게 만들고 바이러스 전파 가능성을 낮출 수 있다. 사회적 거리두기는 COVID-19로 인해 중병에 걸릴 위험이 높은 개인에게 매우 중요하다. 사회적 거리두기는 바이러스의 확산 및 질병 심각도의 위험을 크게 줄일 수 있다.

[0006] 초기 단계에서 적절한 사회적 거리두기 메커니즘이 실행된다면 감염 전파를 막고 대유행병의 정점(환자 수)을 제한하는 데 핵심적인 역할을 할 수 있다. 사회적 거리두기는 연일 발생하는 확진자 발생으로 생필품 부족 현상이 발생하고 있어 감염병의 전파 및 확산을 억제하는 가장 확실한 수단으로 인식되고 있다.

[0007] 회복된 사람의 수가 증가함에 따라 그리고 환자의 수가 감소함에 따라 사회적 거리두기에 의해 바이러스 전파는 제어될 수 있다. 공공 장소에서 적절한 사회적 거리두기 메커니즘을 통해 감염자/사례 및 의료 기관의 부담을 줄이고 통제할 수 있다. 그것은 감염 사례 수가 의료 기관의 용량을 초과하지 않도록 하여 치사율을 줄인다.

[0008] 연구자들은 사회적 거리두기 모니터링을 위한 효율적인 방법을 개발하기 위해 다양한 노력을 수행했다. 그들은 사람들 사이의 사회적 거리두기를 모니터링하고 측정하기 위해 다양한 기계 및 딥러닝 기반 접근 방식을 사용했다. 이러한 접근 방식들은 다양한 클러스터링 및 거리 기반 접근 방식을 사용하여 사람들 간의 거리를 결정한다. 그러나 이러한 접근 방식들은 측면 또는 정면 관점에 집중되어 있다. 이러한 관점에서 실제적이고 측정 가능한 단위(예: 미터, 피트)에 대한 픽셀 정보에 대한 거리 매핑을 위해 고유한 카메라 보정이 필요하다. 기존의 접근 방식은 대부분 측면 및 정면 뷰 카메라 관점에 집중되어 있기 때문에 오클루전 문제가 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0009] (특허문헌 0001) KR 10-2183285 B1

발명의 내용

해결하려는 과제

[0010] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 탐류 이미지를 활용하여 공공 캠퍼스 환경에서 개인 간의 사회적 거리를 모니터링하기 위한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크 및 방법을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

- [0011] 상기 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 방법은,
- [0012] (A) 카메라가, 탐류 이미지를 획득하는 단계;
- [0013] (B) 사람 탐지 모듈이, 정면 뷰 이미지에 대해 사전 훈련되고 상기 탐류 이미지에 대해 추가로 훈련되어 전이 학습된 딥러닝 기반의 사람 탐지 모델에 기반하여 상기 탐류 이미지에서 사람을 포함하는 바운딩 박스들을 탐지하고 상기 바운딩 박스들의 좌표를 결정하는 단계;
- [0014] (C) 상기 사람 탐지 모듈이, 상기 바운딩 박스들의 중심점을 계산하는 단계;
- [0015] (D) 사회적 거리두기 모니터링 모듈이, 상기 바운딩 박스들의 각각의 중심점 사이의 거리를 계산하는 단계;
- [0016] (E) 상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈이, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은지를 판단하는 단계; 및
- [0017] (F) 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은 경우, 상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈이, 해당 바운딩 박스들 내의 사람들이 사회적 거리두기를 위반하는 것으로 결정하는 단계를 포함한다.
- [0018] 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 방법에 있어서, 상기 단계 (B)는,
- [0019] (B-1) 특징 맵 생성부가, 상기 탐류 이미지를 컨벌루션하여 특징 맵을 생성하는 단계;
- [0020] (B-2) 지역 제안(region proposal) 추출 모듈이, 상기 특징 맵으로부터 지역 제안(region proposal)을 추출하고, 추출된 지역 제안에 기반하여 바운딩 박스들의 클래스 점수 및 바운딩 박스들의 좌표를 결정하는 단계;
- [0021] (B-3) 관심 영역 풀링(ROI pooling) 모듈이, 상기 바운딩 박스들의 클래스 점수 및 바운딩 박스들의 좌표에 기반하여 사람 유사 지역 제안에 대해 관심 영역 풀링(ROI pooling)을 수행하고, 출력을 완전 연결 레이어(fully-connected layers)에 입력하는 단계;
- [0022] (B-4) 바운딩 박스 분류 모듈이, 상기 완전 연결 레이어의 출력에 기반하여 상기 바운딩 박스들 각각을 사람이 포함된 바운딩 박스 또는 사람이 포함되지 않은 바운딩 박스로 분류하는 단계; 및
- [0023] (B-5) 바운딩 박스 좌표 결정 모듈이, 상기 완전 연결 레이어의 출력에 기반하여 상기 바운딩 박스 분류 모듈에 의해 사람이 포함된 바운딩 박스로 분류된 바운딩 박스들의 좌표를 결정하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0024] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 방법에 있어서, 상기 지역 제안 추출 모듈은,
- [0025] 상기 특징 맵에 대해 슬라이딩 윈도우에 3×3 컨벌루션을 적용하여 모든 윈도우 위치에서 지역 제안을 추출하고, 추출된 지역 제안에 기반하여 복수의 특징 벡터를 생성하며, 상기 복수의 특징 벡터에 기반하여 상기 복수의 바운딩 박스의 클래스 점수를 결정하고, 상기 복수의 특징 벡터 및 상기 바운딩 박스의 클래스 점수에 기반하여 사람이 포함된 바운딩 박스의 좌표를 결정할 수 있다.
- [0026] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 방법은, 상기 단계 (C) 이후에,
- [0027] (G) 상기 사람 탐지 모듈이, 상기 바운딩 박스들의 색깔을 녹색으로 초기화하는 단계를 더 포함하고,
- [0028] 상기 단계 (F)는, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은 경우, 상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈이, 해당 바운딩 박스들 내의 사람들이 사회적 거리두기를 위반하는 것으로 결정하고, 해당하는 바운딩 박스의 색깔을 빨간색으로 변경하는 단계를 포함하며,
- [0029] 상기 단계 (E) 이후에,
- [0030] (H) 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작지 않은 경우, 상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈이, 해당 바운딩 박스들 내의 사람들이 사회적 거리두기를 유지하고 있는 것으로 결정하고, 해당하는 바운딩 박스의

색깔을 녹색으로 유지하는 단계를 더 포함할 수 있다.

- [0031] 상기 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크는,
- [0032] 탐부 이미지를 획득하는 카메라;
- [0033] 정면 뷰 이미지에 대해 사전 훈련되고 상기 탐부 이미지에 대해 추가로 훈련되어 전이 학습된 딥러닝 기반의 사람 탐지 모델에 기반하여 상기 탐부 이미지에서 사람을 포함하는 바운딩 박스들을 탐지하고 상기 바운딩 박스들의 좌표를 결정하며, 상기 바운딩 박스들의 중심점을 계산하는 사람 탐지 모듈; 및
- [0034] 상기 바운딩 박스들의 각각의 중심점 사이의 거리를 계산하고, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은지를 판단하며, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은 경우, 사회적 거리두기 위반으로 결정하는 사회적 거리두기 모니터링 모듈을 포함한다.
- [0035] 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크에 있어서, 상기 사람 탐지 모듈은,
- [0036] 상기 탐부 이미지를 컨벌루션하여 특징 맵을 생성하는 특징 맵 생성부;
- [0037] 상기 특징 맵으로부터 지역 제안(region proposal)을 추출하고, 추출된 지역 제안에 기반하여 바운딩 박스들의 클래스 점수 및 바운딩 박스들의 좌표를 결정하는 지역 제안(region proposal) 추출 모듈;
- [0038] 상기 바운딩 박스들의 클래스 점수 및 바운딩 박스들의 좌표에 기반하여 사람 유사 지역 제안에 대해 관심 영역 풀링(ROI pooling)을 수행하고, 출력을 완전 연결 레이어(fully-connected layers)에 입력하는 관심 영역 풀링(ROI pooling) 모듈;
- [0039] 상기 완전 연결 레이어의 출력에 기반하여 상기 바운딩 박스들 각각을 사람이 포함된 바운딩 박스 또는 사람이 포함되지 않은 바운딩 박스로 분류하는 소프트맥스 분류기; 및
- [0040] 상기 완전 연결 레이어의 출력에 기반하여 사람이 포함된 바운딩 박스로 분류된 바운딩 박스들의 좌표를 결정하는 바운딩 박스 리그레서를 포함할 수 있다.
- [0041] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크에 있어서, 상기 지역 제안 추출 모듈은,
- [0042] 상기 특징 맵에 대해 슬라이딩 윈도우에 3×3 컨벌루션을 적용하여 모든 윈도우 위치에서 지역 제안을 추출하고, 추출된 지역 제안에 기반하여 복수의 특징 벡터를 생성하며, 상기 복수의 특징 벡터에 기반하여 상기 복수의 바운딩 박스의 클래스 점수를 결정하고, 상기 복수의 특징 벡터 및 상기 바운딩 박스의 클래스 점수에 기반하여 사람이 포함된 바운딩 박스의 좌표를 결정할 수 있다.
- [0043] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크에 있어서, 상기 사람 탐지 모듈은, 상기 바운딩 박스들의 중심점을 계산한 후, 상기 바운딩 박스들의 색깔을 녹색으로 초기화하고,
- [0044] 상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈은, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은 경우, 사회적 거리두기 위반으로 결정하고, 해당하는 바운딩 박스의 색깔을 빨간색으로 변경하며,
- [0045] 상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈은, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작지 않은 경우, 사회적 거리두기를 유지하고 있는 것으로 결정하고, 해당하는 바운딩 박스의 색깔을 녹색으로 유지할 수 있다.

발명의 효과

- [0046] 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크 및 방법에 의하면, 딥러닝 아키텍처를 활용한 사회적 거리두기 모니터링 프레임워크를 이용하여, 사람들 간의 긴밀한 상호 작용을 줄이고 COVID-19 바이러스 확산을 제한하기 위한 예방 측정 도구를 제공할 수 있다.
- [0047] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크 및 방법에 의하면, 탐부 관점에서 사람 탐지 및 바운딩 박스 중심 정보 계산을 위해 사전 훈련된 Faster-RCNN을 확장하고, 탐부 관점의 사람 데이터 세트에 대해 모델을 훈련시킴으로써, 사람 탐지 및 사회적 거리두기 모니터링 성능을 향상시킬 수 있다.
- [0048] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크 및 방법에 의하면, 유클리드 거리 접근법을 활용하여 탐지된 바운딩 박스의 각 쌍 사이의 거리를 정확하게 계산할 수 있다.
- [0049] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크 및 방법에 의하면, 사람들의

상호 작용을 모니터링하기 위해 픽셀에 대한 거리 추정 접근 방식을 사용하여 사회적 거리두기에 대한 거리 기반 위반 임계값을 정의할 수 있다.

[0050] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크 및 방법에 의하면, 탭류 데이터 세트에서 아키텍처를 평가하여 아키텍처의 성능을 평가하고, 아키텍처의 결과가 전이 학습으로 평가될 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0051] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크의 개략도.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크의 상세도.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 방법의 흐름도.

도 4a는 사람 탐지 모듈에 의해 탐지된 사람 바운딩 박스들, 도 4b는 바운딩 박스들의 계산된 중심점들, 그리고 도 4c는 모든 탐지된 바운딩 박스들의 추정된 거리를 도시한 도면으로서, 샘플 이미지에서 모든 쌍의 탐지된 바운딩 박스 간의 거리는 백색 라인으로 표시되고, 노란색 원은 중심점을 나타냄.

도 5는 탭류로부터 사회적 거리두기 모니터링을 위해 사용된 사전 훈련된 탐지의 결과를 도시한 도면으로서, 샘플 이미지들에서, 사회적 거리두기를 유지하고 있는 사람들이 녹색 직사각형으로 탐지됨. 사회적 거리두기를 위반하거나 유지하고 있지 않은 사람들은 빨간색 직사각형으로 표시됨. 노란색 X 표시는 탐지된 결과가 없음을 나타냄.

도 6은 탭류 데이터 세트에 대한 훈련 이후의 탐지 아키텍처의 훈련 정확도를 도시한 도면.

도 7은 탭류 데이터 세트에 대한 훈련 이후의 탐지 아키텍처의 훈련 손실을 도시한 도면.

도 8은 훈련 이후 그리고 전이 학습 적용 이후의 사회적 거리두기 모니터링의 결과를 도시한 도면으로서, 탐지 아키텍처의 성능이 향상됨을 관찰할 수 있음. 샘플 이미지들에서, 사회적 거리두기를 유지하고 있는 사람들은 녹색 바운딩 박스로 탐지되는 반면에, 사회적 거리두기 임계값을 유지하고 있지 않은 사람들은 빨간색 직사각형으로 표시됨.

도 9는 정확도, 재현율(recall), F1-스코어 및 정밀도 결과를 도시한 도면.

도 10은 훈련된 아키텍처 및 사전 훈련된 아키텍처의 진양성률(true positive rate)을 도시한 도면.

도 11은 훈련된 아키텍처 및 사전 훈련된 아키텍처의 위양성률(false positive rate)을 도시한 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0052] 본 발명의 목적, 특정한 장점들 및 신규한 특징들은 첨부된 도면들과 연관되어지는 이하의 상세한 설명과 바람직한 실시예들로부터 더욱 명백해질 것이다.

[0053] 이에 앞서 본 명세서 및 청구범위에 사용된 용어나 단어는 통상적이고 사전적인 의미로 해석되어서는 아니되며, 발명자가 그 자신의 발명을 가장 최선의 방법으로 설명하기 위해 용어의 개념을 적절하게 정의할 수 있는 원칙에 입각하여 본 발명의 기술적 사상에 부합되는 의미와 개념으로 해석되어야 한다.

[0054] 본 명세서에서 각 도면의 구성요소들에 참조번호를 부가함에 있어서, 동일한 구성 요소들에 한해서는 비록 다른 도면상에 표시되더라도 가능한 한 동일한 번호를 가지도록 하고 있음에 유의하여야 한다.

[0055] 또한, "제1", "제2", "일면", "타면" 등의 용어는, 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하기 위해 사용되는 것으로, 구성요소가 상기 용어들에 의해 제한되는 것은 아니다.

[0056] 이하, 본 발명을 설명함에 있어, 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있는 관련된 공지 기술에 대한 상세한 설명은 생략한다.

[0057] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시형태를 상세히 설명하기로 한다.

[0058] 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크 및 방법은, 실시간 탭류 환경에서 개인 간의 물리적 상호 작용을 유지, 모니터링, 관리 및 줄이는 데 도움이 되는 예방 단계로 딥러닝 아키텍처를 기반으로 하는 사회적 거리두기 프레임워크를 제시한다.

- [0059] 동일한 뷰를 탐부에서 캡처하면 거리 계산이 더 잘되고 장면의 넓은 적용 범위로 오클루전 문제도 극복된다. 탐부 관점은 넓은 범위의 적용 범위를 제공하고 측면 또는 정면도보다 훨씬 더 나은 방식으로 오클루전 문제를 처리한다. 이러한 논의된 특성으로 인해 사회적 거리두기 모니터링에서도 탐부 관점은 중심적인 역할을 한다. 본 발명에서는 탐부 관점을 활용하여 공공 캠퍼스 환경에서 개인 간의 사회적 거리두기를 유지하기 위한 딥러닝 프레임워크를 제시한다. 사람 탐지를 위해 딥러닝 아키텍처, 즉 Faster-RCNN이 적용된다. 사람 탐지 모델은 처음에 탐부 관점의 사람 데이터 세트에 대한 교육 없이 테스트된다. 사람의 시각적 특징이 정면에 비해 크게 변하는 경우에는 아키텍처가 이전에 MS-COCO 데이터 세트(정면도)에 대해 학습되었기 때문에 실패를 제공한다.
- [0060] 사람의 외모는 위에서 볼 때 크게 달라지기 때문에, 상기 아키텍처는 탐부 사람 데이터 세트에 대해 다시 훈련된다. 또한 전이 학습을 통해 기존 아키텍처에 새로운 학습 레이어가 추가되어, 새로운 훈련된 계층이 사전 훈련된 아키텍처와 융합된다. 따라서 사람 탐지 모델의 정확성 및 효율성이 향상된다.
- [0061] 탐지 후 유클리드 거리를 사용하여 이미지에서 사람들 사이의 쌍별(pair-wise) 거리를 추정한다. 탐지된 바운딩 박스의 정보는 탐지된 개별 바운딩 박스의 중심점을 측정하는 데 활용된다. 픽셀 정보까지의 거리를 사용하여 두 사람이 사회적 거리두기를 위반하는지 여부를 결정하는 위반 임계값이 정의된다. 실험은 다양한 테스트 이미지를 사용하여 수행된다. 결과는 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크 및 방법이 사람들 사이의 사회적 거리두기를 효과적으로 모니터링한다는 것을 보여준다. 전이 학습 기술은 0.6%의 위양성율(false positive rate)로 96%의 정확도를 달성함으로써 프레임워크의 전체 성능을 향상시킨다.
- [0063] **사회적 거리두기 모니터링 프레임워크**
- [0064] 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크 및 방법에서는 탐부 사회적 거리두기 모니터링을 위한 딥러닝 프레임워크가 도입되었다. 본 발명에서 제시된 작업의 일반적인 개요는 도 1에 나와 있다.
- [0065] 도 1에 도시된 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크는, 탐부 이미지를 획득하는 카메라(104), 정면 뷰 이미지에 대해 사전 훈련되고 상기 탐부 이미지에 대해 추가로 훈련되어 전이 학습된 딥러닝 기반의 사람 탐지 모델에 기반하여 상기 탐부 이미지에서 사람을 포함하는 바운딩 박스들을 탐지하고 상기 바운딩 박스들의 좌표를 결정하며, 상기 바운딩 박스들의 중심점을 계산하는 사람 탐지 모듈(100), 및 상기 바운딩 박스들의 각각의 중심점 사이의 거리를 계산하고, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은지를 판단하며, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은 경우, 사회적 거리두기 위반으로 결정하는 사회적 거리두기 모니터링 모듈(102)을 포함한다.
- [0066] 전체 작업은 사람 탐지 모듈(100) 및 사회적 거리두기 모니터링 모듈(102)의 두 가지 모듈로 나뉜다. 탐부를 캡처할 수 있는 IP 카메라(104)는 이미지를 캡처하여 사람 탐지모듈(100)로 전송한다. 사람 탐지 모듈(100)은 딥러닝 아키텍처를 활용하여 사람 바운딩 박스를 탐지한다. 사람 바운딩 박스 정보는 거리두기 위반을 식별하기 위하여 사회적 거리두기 모니터링 모듈(102)에 의해 추가로 활용된다.
- [0067] 각 모듈에 대한 상세하고 기술적인 설명은 도 1과 같다. 전체 프레임워크는 두 개의 주요 모듈, 즉 사람 탐지 모듈(100) 및 사회적 거리두기 모니터링 모듈(102)로 구분된다. 사람 탐지 모듈(100)은 사람의 바운딩 박스를 탐지하고 사회적 거리두기 모니터링 모듈(102)은 사회적 거리두기 위반 여부를 추정한다. 기록된 탐부 사람 데이터 세트는 훈련 및 테스트 샘플로 나뉜다.
- [0068] 사람 탐지를 위해, 다양한 유형의 객체 탐지가 이용가능하기 때문에, 딥러닝 페러다임이 적용되었다. 최고의 성능으로 인해 본 발명에서는 Faster-RCNN을 사용하였다. Faster-RCNN은 다른 RCNN 기반 아키텍처와 비교하여, 객체 검출 및 지역 제안 생성 작업이 동일한 컨볼루션 네트워크에서 수행된다. 이러한 이유로 물체 탐지가 훨씬 더 빠르다. 이 아키텍처는 객체 클래스 확률과 바운딩 박스를 추정하기 위해 2단계 네트워크를 적용했다. 아키텍처는 사전에 MS-COCO 데이터 세트를 사용하여 훈련되었다.
- [0069] 본 발명의 아키텍처는 탐부 사람 탐지를 위해 추가로 훈련된다. 탐지 알고리즘은 이미지에서 사람을 탐지하고 색상을 녹색으로 초기화한다. 다음 단계에서는 사람을 탐지한 후 탐지된 바운딩 박스 좌표 정보를 사용하여 중심점이라고도 하는 중심점을 계산한다. 바운딩 박스의 각 중심점 사이의 거리는 유클리드 거리를 사용하여 계산된다.
- [0070] 거리 기반 임계값은 추정된 중심 거리 정보를 활용하여 탐부 장면의 사람들이 사회적 거리두기 위반 여부를 식

별하기 위해 정의된다. 사람들 사이의 예상 거리가 정의된 임계값(픽셀 수)보다 작은 경우 사람들이 사회적 거리두기를 유지하지 않거나 위반하는 것으로 결정된다. 이러한 시나리오에서 바운딩 박스의 정보는 사회적 거리두기 위반 목록에 수집되고, 색상이 빨간색으로 업데이트된다. 개발된 프레임워크는 출력에서 중심과 함께 사람 및 탐지된 사람 바운딩 박스에 의해 발생한 총 위반 수를 표시한다. 사람 탐지 모듈(100) 및 사회적 거리두기 모니터링 모듈(102)에 대한 자세한 내용은 하기와 같다.

- [0071] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 방법의 흐름도이다.
- [0072] 도 3에 도시된 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 방법에 있어서, 단계 S300에서, 카메라(104)가, 탐뷰 이미지를 획득한다.
- [0073] 단계 S302에서, 사람 탐지 모듈(100)이, 정면 뷰 이미지에 대해 사전 훈련되고 상기 탐뷰 이미지에 대해 추가로 훈련되어 전이 학습된 딥러닝 기반의 사람 탐지 모델에 기반하여 상기 탐뷰 이미지에서 사람을 포함하는 바운딩 박스들을 탐지하고 상기 바운딩 박스들의 좌표를 결정한다.
- [0074] 단계 S304에서, 상기 사람 탐지 모듈(100)이, 상기 바운딩 박스들의 중심점을 계산한다.
- [0075] 단계 S306에서, 상기 사람 탐지 모듈(100)이, 상기 바운딩 박스들의 색깔을 녹색으로 초기화한다.
- [0076] 단계 S308에서, 사회적 거리두기 모니터링 모듈(102)이, 상기 바운딩 박스들의 각각의 중심점 사이의 거리를 계산한다.
- [0077] 단계 S310에서, 상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈(102)이, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은지를 판단한다.
- [0078] 단계 S312에서, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작은 경우, 상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈(102)이, 해당 바운딩 박스들 내의 사람들이 사회적 거리두기를 위반한 것으로 결정하고, 단계 S314에서, 해당하는 바운딩 박스들의 색깔을 빨간색으로 변경한다.
- [0079] 단계 S316에서, 상기 중심점 사이의 거리가 소정의 임계값보다 작지 않은 경우, 상기 사회적 거리두기 모니터링 모듈(102)이, 해당 바운딩 박스들 내의 사람들이 사회적 거리두기를 유지하고 있는 것으로 결정하고, 단계 S318에서 해당하는 바운딩 박스들의 색깔을 녹색으로 유지한다.

[0081] **사람 탐지 모듈(100)**

- [0082] 딥러닝 아키텍처, 즉 Faster RCNN은 탐뷰 관점에서 사람 탐지를 수행하기 위해 채택되었다. 탐지 패러다임에는 2단계 아키텍처가 있다. 탐뷰 사람 탐지에 적용된 아키텍처는 도 2에 도시되어 있다.
- [0083] 도 2를 참조하면, 상기 사람 탐지 모듈(100)은, 탐뷰 이미지를 컨벌루션하여 특징 맵을 생성하는 특징 맵 생성부 Resnet-50(200), 상기 특징 맵으로부터 지역 제안(region proposal)을 추출하고, 추출된 지역 제안에 기반하여 바운딩 박스들의 클래스 점수 및 바운딩 박스들의 좌표를 결정하는 지역 제안(region proposal) 추출 모듈(202), 상기 바운딩 박스들의 클래스 점수 및 바운딩 박스들의 좌표에 기반하여 사람 유사 지역 제안에 대해 관심 영역 풀링(ROI pooling)을 수행하고, 출력을 완전 연결 레이어(fully-connected layers)(206)에 입력하는 관심 영역 풀링(ROI pooling) 모듈(204), 상기 완전 연결 레이어(206)의 출력에 기반하여 상기 바운딩 박스들 각각을 사람이 포함된 바운딩 박스 또는 사람이 포함되지 않은 바운딩 박스로 분류하는 소프트맥스(softmax) 분류기(208), 및 상기 완전 연결 레이어(206)의 출력에 기반하여 사람이 포함된 바운딩 박스로 분류된 바운딩 박스들의 좌표를 결정하는 바운딩 박스 리그레서(bounding box regressor)(210)를 포함한다.
- [0084] 첫 번째 단계에서 지역 제안 추출 모듈(202)은 지역 제안 네트워크(RPN: Region Proposal Network)를 사용하여 샘플 이미지에 대한 지역 제안들을 생성한다. 컨벌루션 레이어인 Resnet-50(200)은 첫 번째 단계에서 특징 맵들을 생성하는 데 사용된다. 지역 제안 네트워크는 CNN(Convolutional Neural Network) 레이어를 사용하여 전체 입력 이미지를 분할한다. 그것은 임의의 크기 이미지에 대해 많은 직교 지역 제안을 출력한다.
- [0085] 상기 지역 제안 추출 모듈(202)은, 컨벌루션 레이어(200)에 의해 생성된 특징 맵들에 대해 슬라이딩 윈도우에 3×3 컨벌루션을 적용하여 모든 윈도우 위치에서 지역 제안을 추출하고, 추출된 지역 제안에 기반하여 복수의 특징 벡터를 생성하며, 상기 복수의 특징 벡터에 기반하여 상기 복수의 바운딩 박스의 클래스 점수를 결정하고, 상기 복수의 특징 벡터 및 상기 바운딩 박스의 클래스 점수에 기반하여 사람이 포함된 바운딩 박스의 좌표를 결

정한다

- [0086] 다음 단계는 도 2에 도시된 바와 같이 다양한 지역 제안에서 특정 객체 특징을 선택하기 위해 심층 컨볼루션 네트워크인 Fast-RCNN 아키텍처(212)를 활용한다. 마지막으로, 소프트맥스 분류기(208) 및 바운딩 박스 리그레서(210)는 탐부 장면에서 사람을 탐지하는 데 사용된다.
- [0087] 하기에 도 2에 도시된 사람 탐지 모듈(100)에 대해 더 상세히 설명하기로 한다.
- [0088] 본 발명의 경우, 앞서 논의한 바와 같이 장면에서 사람의 시각적 모양이 다양하며 CNN의 매우 유연한 특성으로 인해 RPN은 다양한 크기의 지역 제안에 맞게 조정된다. 본 발명에서는 ResNet-50을 마지막 레이어의 특징 맵에 대한 슬라이딩 윈도우 접근 방식을 활용하는 RPN 생성을 위한 백본 아키텍처로 사용했다. 일반 네트워크로 정의된 바로 가기/스킵 연결 없이 완전 연결 계층이 아닌, 보통 분류를 위한 컨볼루션 계층을 갖는 VGG와 같은 기존 딥러닝 아키텍처와 비교하여, 그것은 바로 가기 연결이라고 하는, 스킵 연결을 사용하는데, 그것은 입력을 수정/변경하지 않고, 이전 계층의 입력을 후속 계층 입력에 매핑하는 보다 광범위한 네트워크를 제공한다.
- [0089] RPN은 다양한 중형비, 스케일 크기를 사용하여 모든 창 위치에서 k-앵커라고도 하는 지역 제안을 생성하고 안정적인 변환-불변 특징을 제공한다. 결과로서 생성되는 특징 벡터는 나중에 소프트맥스(softmax) 탐지(클래스 점수 레이어로 사용) 및 회귀 레이어(바운딩 박스 회귀에 적용됨)라고 하는 컨볼루션 레이어에 제공된다. 각 바운딩 박스 좌표의 오프셋은 회귀 레이어를 사용하여 예측된다. 회귀 레이어는 탐지된 각 바운딩 박스에 대해 왼쪽 하단 및 상단 모서리 좌표 정보를 출력한다. 검출을 위해 Fast-RCNN을 적용하여 각 입력 영상에서 사람을 검출한다.
- [0090] 도 2에 도시된 바와 같이, 해당 지역 제안은 클래스 점수와 바운딩 박스를 생성하기 위해 소프트맥스 분류기에 대한 입력으로 제공된다. 기본 네트워크, 즉 Resnet-50은 탐지된 지역 제안을 조작하는 관심 영역(RoI: Region of Interest) 풀(pool) 레이어에 제공되는 이러한 특징 맵들을 생성한다.
- [0091] 먼저 모든 지역 제안에 특징 맵을 일치시킨다. 따라서 특징들은 특징 맵이 탐지된 해당 위치에 있다. 나중에 맥스 풀링(max pooling)을 적용하여 관심 영역으로 특징 맵들을 수정한다. 그것은 너비, 높이, 왼쪽 상단 및 하단 모서리를 나타내는 (w, h, x, y) 좌표를 갖는 직사각형 또는 사변형 윈도우이다. 바운딩 박스 좌표는 다음과 같이 수학적으로 결정된다.

수학식 1

$$t_x = \frac{(x - x_a)}{w_a}, \quad t_y = \frac{(y - y_a)}{h_a}$$

$$t_x^* = \frac{(x^* - x_a)}{w_a}, \quad t_y^* = \frac{(y^* - y_a)}{h_a}$$

$$t_w = \log \frac{w}{w_a}, \quad t_h = \log \frac{h}{h_a}$$

$$t_w^* = \log \frac{w^*}{w_a}, \quad t_h^* = \log \frac{h^*}{h_a}$$

- [0092]
- [0093] 수학식 1에서 x, y는 표현된 바운딩 박스 좌표이고, h, w는 탐지된 바운딩 박스의 높이와 너비를 결정한다. 그라운드 트루스(ground truth), 앵커 박스(anchor box), 예측된 경계 박스는 x*, x_a, x로 순차적으로 표시된다. 객체 클래스 점수는 클래스 점수 계층, 즉 개인 또는 사람으로부터 획득한다.
- [0094] 도 2에서 탐부 이미지는 k-앵커와 함께 표시되는 특징 맵을 생성하는 컨볼루션 레이어(200)를 통과하는 것을 볼

수 있다. 앵커는 앵커 선택을 위해 두 가지 클래스(사람 및 비사람(배경))로 나뉜다. IoU(Intersection over Union)는 그라운드 트루스 바운딩 박스 G_t 로 앵커 또는 지역 제안이 투영되는 위치를 설명하는 데 적용된다. IoU 비율은 수학적 식 2와 같이 정의 및 제공된다.

수학적 식 2

$$\text{IoU} = \frac{B_{\text{Box}}(\text{anchor}) \cap G_t}{B_{\text{Box}}(\text{anchor}) \cap G_T} \begin{cases} > 0.7 = \text{person} \\ < 0.3 = \text{no - person} \end{cases}$$

마지막으로 RPN의 가장자리에서 함수가 결정된다. 예측된 바운딩 박스 위치를 나타내기 위해 회귀 함수가 사용된다. 이 함수는 바운딩 박스 회귀 손실 및 분류를 다음과 같이 계산하도록 특정된다.

수학적 식 3

$$L(\{p_i\}, \{t_i\}) = \frac{1}{N_{\text{cls}}} \sum_i L_{\text{cls}}(p_i, p_i^*) + \lambda \frac{1}{N_{\text{reg}}} \sum_i p_i^* L_{\text{reg}}(t_i, t_i^*)$$

수학적 식 3에서, L_{cls} 는 분류 손실을 나타내고 L_{reg} 는 바운딩 박스 회귀 손실을 나타낸다. 정규화 계수는 N_{cls} 와 N_{reg} 로 기술하고 매개변수는 두 손실 사이의 가중치로 사용되며 λ 로 결정된다. 앵커의 인덱스로 i 가 사용된다. 사람이나 개인의 예측 확률은 p_i 로 기술되고 p_i^* 는 분류를 위한 그라운드 트루스(ground truth)로 사용된다. $p_i^* = 1$ 이면 앵커 영역은 포지티브 클래스와 연결되고 $p_i^* = 0$ 이면 앵커 영역은 네거티브 클래스에 해당한다. t_i 는 예측된 바운딩 박스 벡터를 나타내며, 여기서 t_i^* 는 그라운드 트루스를 나타낸다. 사람 및 비사람의 L_{cls} 분류 손실의 경우, 대수 손실이 다음과 같이 결정되고 제공된다.

수학적 식 4

$$L_{\text{cls}}(p_i, p_i^*) = -\log(p_i, p_i^*) + [(1 - p_i^*)(1 - p_i)]$$

수학적 식 4를 적용하여, 회귀 손실은 다음과 같이 제공된다.

수학적 식 5

$$L_{\text{reg}}(t_i, t_i^*) = \text{smooth}_{L_1}(t_i - t_i^*)$$

상기 모델은 도 4의 녹색 상자와 같이 사람을 포함하는 바운딩 박스 정보를 출력한다. 이러한 탐지된 바운딩 박스 정보는 사회적 거리두기 모니터링 프레임워크에서 추가적으로 처리된다.

사회적 거리두기 모니터링 모듈(102)

탐류 이미지에서 사람을 탐지한 후 탐지된 각 바운딩 박스의 중심이라고도 하는 중심점이 도 4a의 녹색 상자와 같이 계산된다. 바운딩 박스의 추정된 중심은 도 6에 표시되고, 도 4b는 그 중심점 정보를 갖는 바운딩 박스 좌

표 세트를 예시한다. 바운딩 박스의 중심은 다음과 같이 계산된다.

수학식 6

$$c_{(x,y)} = \frac{\hat{x}_{\min} + \hat{x}_{\max}}{2}, \frac{\hat{y}_{\min} + \hat{y}_{\max}}{2}$$

수학식 6에서, $\hat{x}_{\min}$ 과 $\hat{x}_{\max}$ 는 각각 너비의 최소값과 최대값을 나타내고, $\hat{y}_{\min}$ 과 $\hat{y}_{\max}$ 는 각각 바운딩 박스의 최소 높이 및 최대 높이를 나타낸다. 중심을 계산한 후 유클리드 거리 접근 방식을 적용하여 탐지된 각 중심 간의 거리를 측정한다. 이미지에서 탐지된 모든 바운딩 박스에 대해 먼저 도 4b에 표시된 바운딩 박스의 중심을 계산한다. 이전에 탐지된 모든 바운딩 박스 사이의 거리가 측정된다(빨간색 선으로 표시됨)(도 4c). 두 중심 사이의 거리는 수학적으로 다음과 같이 계산된다.

수학식 7

$$D(c_{2(x,y)}, c_{1(x,y)}) = \sqrt{(x_{\max} - x_{\min})^2 + (y_{\max} - y_{\min})^2}$$

T의 임계값은 계산된 거리 값을 사용하여 정의된다. 이 값은 정의된 T 픽셀 임계값보다 작은 거리에 두 명 이상의 사람이 있는지 확인하는 데 사용된다. 임계값 T는 아래 수학식을 사용하여 적용된다.

수학식 8

$$V = \begin{cases} 1, & T \geq D \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

임계값 T는 이미지 픽셀의 관점에서 사회적 거리두기 위반 V를 추정한다. 두 중심의 계산된 거리 값이 작으면, 최소 사회적 거리두기 위반 임계값이 유지되지 않고 탐지된 사람들이 서로 가깝다. 이 정보는 수집되어 위반 목록에 저장된다. 탐지된 바운딩 박스는 탐지 아키텍처에 의해 녹색으로 초기화된다. 저장된 정보는 위반 목록으로 확인된다. 정보가 존재하고 탐지된 바운딩 박스가 너무 가까우면 색상이 업데이트되어 빨간색으로 변경된다. 개발된 프레임워크는 전체 사회적 거리두기 위반에 대한 정보를 출력에 표시하고 감시 장치에서 추가적으로 처리된다.

실험, 결과 및 논의

이 섹션에서는 본 발명에 대해 수행된 다양한 실험에 대해 설명한다. 사회적 거리 모니터링을 위해 파키스탄 페샤와르의 하야타바드에 있는 경영 과학 연구소에서 기록된 사람 데이터 세트가 사용되었다. 데이터 세트에는 6m 높이에 장착된 단일 탐류 카메라를 사용하여 캡처한 여러 사람 이미지가 포함된다. 비디오 시퀀스는 PNG 형식의 640×480 픽셀로 초당 20프레임으로 기록되었다. 광각 렌즈를 사용하기 때문에 인물의 크기나 스케일은 장면의 중심에서 멀어질 때 달라진다. 구현 목적으로 OpenCV는 Keras 라이브러리와 함께 활용된다. 전반적인 실험 결과는 두 가지 하위 섹션으로 분류된다. 첫 번째 섹션에서는 시각화 탐지 결과를 설명하고 두 번째 섹션에서는 성능 평가를 자세히 설명한다. 공정한 비교를 위해 동일한 이미지를 적용하여 사전 훈련된 모델과 훈련된 모델을 모두 테스트하였다.

[0116] **사회적 거리 모니터링을 위한 사전 훈련된 아키텍처의 결과**

[0117] 사전 훈련된 아키텍처의 탐지 결과는 도 5에 나와 있다. 결과는 다른 탐부 샘플 이미지를 사용하여 평가된다. 사람들은 미리 정의된 제약 없이 장면에서 부드럽게 걷고 있다. 샘플로부터 사람의 시각적 특징이 측면 또는 정면 관점과 유사하지 않음을 확인할 수 있다(도 5). 크기와 규모는 다양한 위치에서 변경된다. 아키텍처는 사람 클래스만 식별한다. 따라서 사람과 유사한 특징을 가진 객체가 식별된다.

[0118] 사전 훈련된 아키텍처는 도 5에서 녹색으로 표시된 바와 같이, 여러 크기의 바운딩 박스를 사용하여 더 나은 탐지 결과를 제공한다. 예를 들어 도 5a, 5b 및 5d의 이미지에서 녹색 상자에 있는 사람들은 사회적 거리두기를 유지하는 사람들이다. 탐지 아키텍처는 또한 도 5e 및 5f와 같이 다양한 수의 사람들 이미지에 대해 실험했으며 개발된 프레임워크에 의해 장면의 다른 사람들이 효과적으로 식별되고 관찰된다.

[0119] 모든 이미지에서 사람을 탐지한 후 탐지된 바운딩 박스 사이의 거리를 추정하여 이미지 또는 뷰의 사람들이 정의된 사회적 거리두기 임계값을 유지하는지 여부를 확인한다. 도 5d에서 빨간색 테두리 상자로 표시된 장면에 들어가는 두 사람은 사회적 거리두기 임계값을 유지하지 않는 사람들이다. 탐지되지 않은 일부 결과는 샘플 이미지에서 노란색 십자형으로 표시된다.

[0120] 샘플로부터 사람이 여러 장면에서 적절하게 식별되었음을 알 수 있다. 그럼에도 불구하고 몇 가지 경우에는 사람의 시각적 특징이 변하고 있다. 따라서 아키텍처는 탐지되지 않은 결과를 보여준다. 그 이유는 사전 훈련된 아키텍처가 활용되고 사람의 시각적 특징이 탐부 관점에서 달라 결과를 탐지하지 못하기 때문일 수 있다.

[0121] **전이 학습(transfer learning)을 통한 사회적 거리 모니터링 아키텍처의 결과**

[0122] 사람 탐지 모듈의 성능과 효율성을 높이기 위해 전이 학습 접근 방식이 채택되었다. 훈련 및 테스트 목적으로 총 1000개의 샘플 이미지가 활용된다. 훈련 샘플과 테스트 샘플은 각각 70%와 30%의 비율로 무작위로 나뉜다. 탐지 아키텍처는 탐부 데이터 세트의 700개 이미지를 사용하여 추가로 훈련된다. 배치 크기 64 및 에포크 크기 100이 훈련용으로 설정된다. 아키텍처의 정확도와 손실은 도 6 및 도 7에 나와있다. 훈련 후에 추가 계층이 생성되고 사전 훈련된 아키텍처와 결합된다. 11번째 에포크의 초반에는 특정 클래스 객체, 즉 사람만 연구했기 때문에 훈련과 테스트 정확도가 모두 상당히 높아진 것을 알 수 있다. 도 7로부터, 10번째 에포크 이후에 학습 및 테스트 손실이 모두 감소한다는 점에 주목하는 것도 중요하다.

[0123] 탐지 아키텍처는 유사한 테스트 이미지에 대해 다시 테스트된다. 실험 결과는 도 8에서 관찰된 것처럼 전이 학습이 사람 탐지 결과를 상당히 향상시킨다는 것을 보여준다. 샘플 이미지에서 탐지 아키텍처가 장면의 다른 위치에서 여러 사람을 식별하는 것으로 관찰된다. 다양한 시각적 특징을 가진 여러 사람을 효율적으로 분류하고 샘플 이미지와 같이 개인 간의 사회적 거리두기도 측정된다. 도 8a 및 8b에서 모든 개인은 제시된 프레임워크에 의해 탐지된 녹색 바운딩 박스로 레이블이 지정되므로 위반이 관찰되지 않는다.

[0124] 예시적인 이미지 도 8d와 8e에서 사회적 거리두기 위반이 관찰된다. 도 8c 및 8f에서 현장에 있는 개인의 수가 적고 모든 사람이 사회적 거리두기 임계값을 유지하며 위반 사항이 지적 및 관찰되지 않았다.

[0125] 도 8d에서는 사람 간의 긴밀한 상호 작용으로 인해 딥러닝 기반 자동화 프레임워크에서 위반 사항을 보고한다. 많은 사람들이 있는 도 8e에서도 유사한 행동이 발견된다. 프레임워크는 예상 거리가 작고 서로 가까울 경우 빨간색 바운딩 박스로 사람과 사회적 거리두기 위반을 효율적으로 탐지했다.

[0127] **성능 평가**

[0128] 진음성, 위양성 및 위음성과 같은 다양한 매개변수가 평가 목적으로 사용되었다. 또한 이러한 매개변수는 정확도, 재현율, F1-점수, 정밀도, 진양성률(TPR: True Positive Rate) 및 위양성률(FPR: False Positive Rate)을 추정하는 데 적용된다. 사전 훈련된 탐지 아키텍처와 훈련된 탐지 아키텍처의 정확도, 재현율, F1-점수 및 정밀도 결과는 모두 도 9에 반영되어 있다. 표준 오류 방법을 사용하여 평균 값을 표시했다. 탐지 아키텍처의 정확도는 96%, 재현율은 92%, F1 점수는 94%, 정밀도는 95%이다.

[0129] 이러한 결과는 전이 학습과 추가 훈련이 탐지 결과를 향상시킨다는 것이 분명하다. 탐부 사람 데이터 세트에 대한 훈련 후 탐지 아키텍처의 TPR 및 FPR은 도 10과 도 11에 나와 있다. 프레임워크의 TPR은 91%에서 96%로 증가했다. 또한 프레임워크의 FPR은 0.9%에서 0.6%로 개선되었는데, 이것은 딥러닝 아키텍처의 효율성을 나타낸다.

[0130] 본 발명의 일 실시예에 의한 딥러닝 기반 사회적 거리 모니터링 프레임워크 및 방법에서는, COVID-19 전염병의

감염 전파를 제어하기 위해 딥러닝 아키텍처를 기반으로 하는 사회적 거리두기 모니터링 프레임워크가 도입되었다.

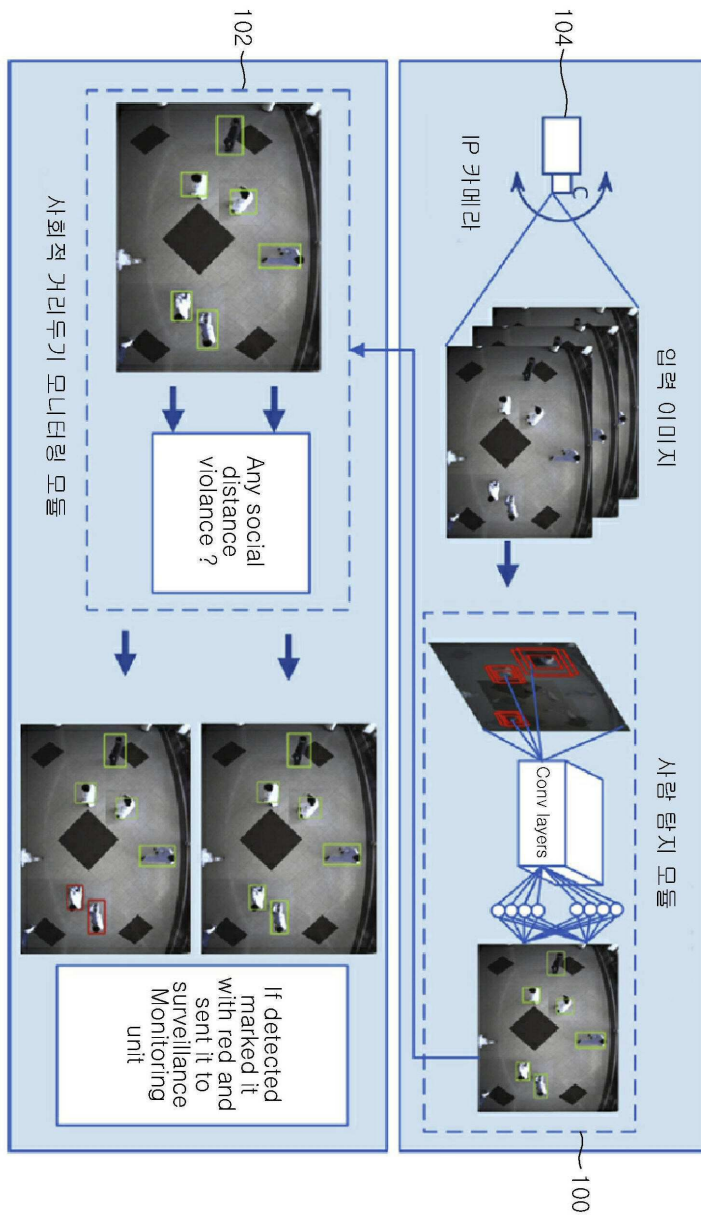
- [0131] 전체 프레임워크는 사람 탐지 모듈 및 사회적 거리두기 모니터링 모듈의 두 가지 모듈로 분류된다. 사전 훈련된 Faster-RCNN 패러다임은 탐부 사람 탐지 목적으로 활용된다. 상단 투시도는 정면 투시와 실질적으로 다르다. 따라서 사람 탐지 결과를 향상시키기 위해 전이 학습 전략이 수행된다.
- [0132] 아키텍처는 탐부 사람 데이터 세트에 대해 훈련되었으며, 새 레이어는 기존 아키텍처와 융합된다. Faster-RCNN을 위한 전이 학습, 즉 탐부 관점에서 사회적 거리두기 모니터링을 실행한 것은 첫 번째 시도일 수 있다. 사람 검출 모듈에서 얻은 경계 박스의 정보는 중심 또는 중심점 좌표 정보를 결정하는 데 사용된다. 유클리드 거리를 적용하여 탐지된 바운딩 박스 사이의 거리가 추정된다. 거리 기반 임계값이 결정되고 픽셀 대 물리적 거리 접근 방식을 적용하여 사회적 거리두기 위반을 조사한다.
- [0133] 실험 결과 제시된 프레임워크는 사람들과 사회적 거리두기 위반 임계값을 유지하지 않는 사람들 간의 긴밀한 상호 작용을 효과적이고 효율적으로 인식하는 것으로 나타났다. 또한 전이 학습은 탐지 아키텍처의 일반적인 효율성과 견고성을 향상시킨다. 사전 훈련된 아키텍처의 경우 프레임워크의 정확도는 91%이고 훈련 및 전이 학습 후에는 96%의 정확도를 보여준다.
- [0134] 이상 본 발명을 구체적인 실시예를 통하여 상세하게 설명하였으나, 이는 본 발명을 구체적으로 설명하기 위한 것으로, 본 발명은 이에 한정되지 않으며, 본 발명의 기술적 사상 내에서 당 분야의 통상의 지식을 가진 자에 의해 그 변형이나 개량이 가능함은 명백하다고 할 것이다.
- [0135] 본 발명의 단순한 변형 내지 변경은 모두 본 발명의 영역에 속하는 것으로, 본 발명의 구체적인 보호 범위는 첨부된 청구범위에 의하여 명확해질 것이다.

부호의 설명

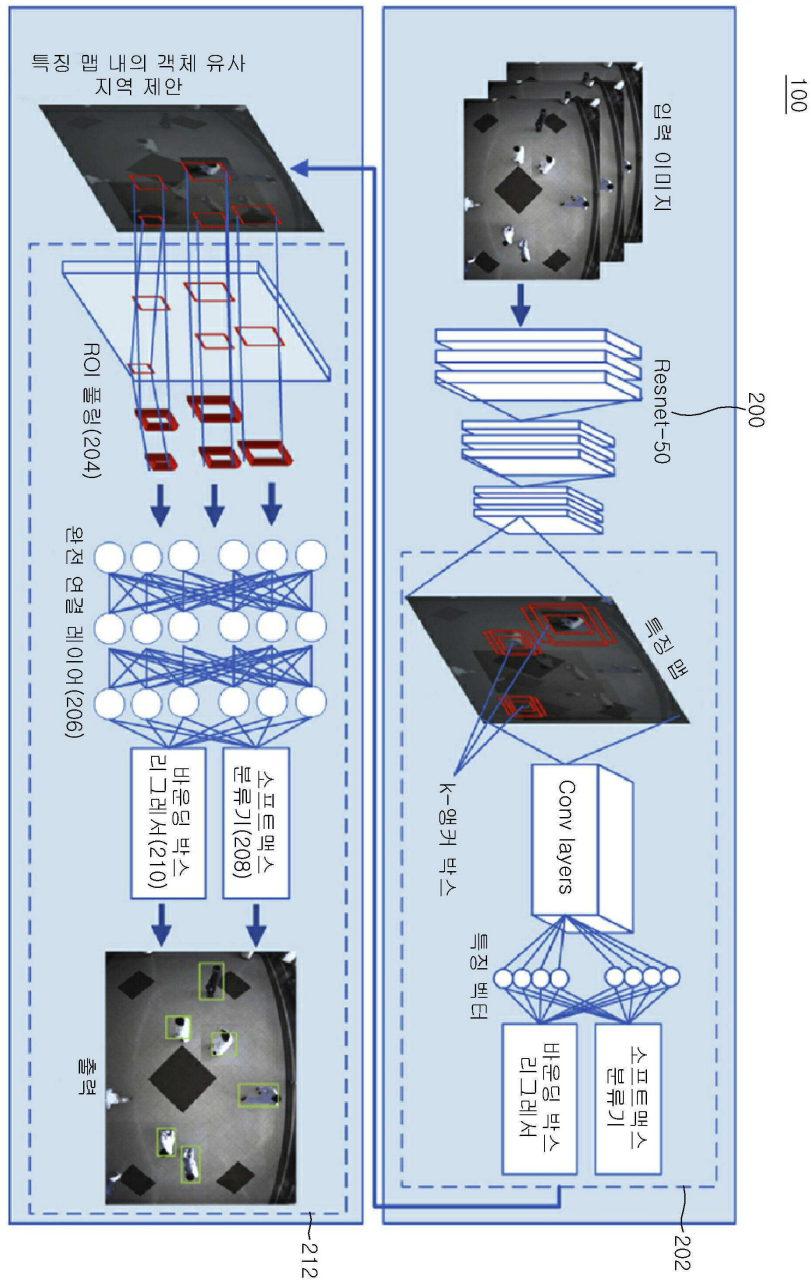
- [0136] 100 : 사람 탐지 모듈
- 102 : 사회적 거리두기 모니터링 모듈
- 104 : IP 카메라
- 200 : Resnet-50
- 202 : 지역 제안 추출 모듈
- 204 : 관심 영역 풀링(ROI pooling) 모듈
- 206 : 완전 연결 레이어
- 208 : 소프트맥스 분류기
- 210 : 바운딩 박스 리그레서

도면

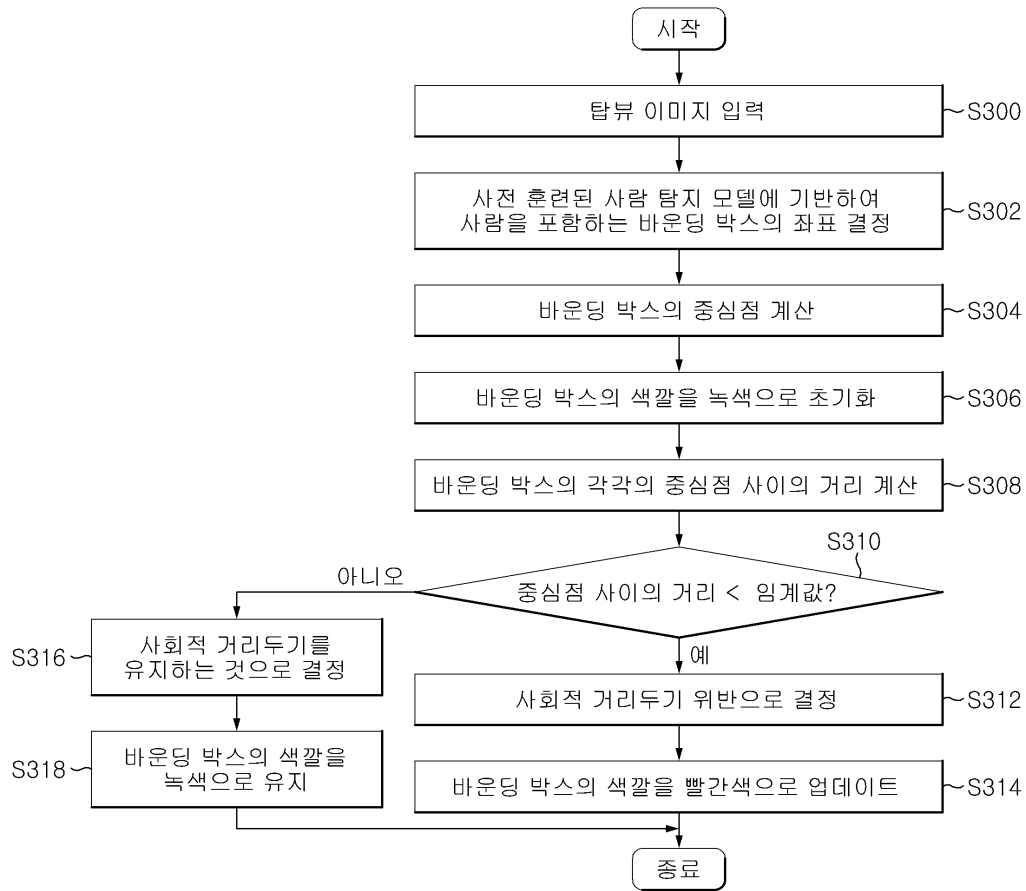
도면1



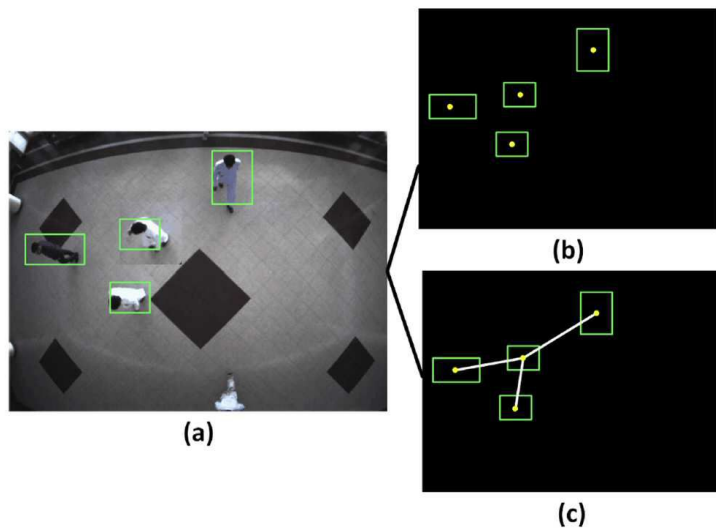
도면2



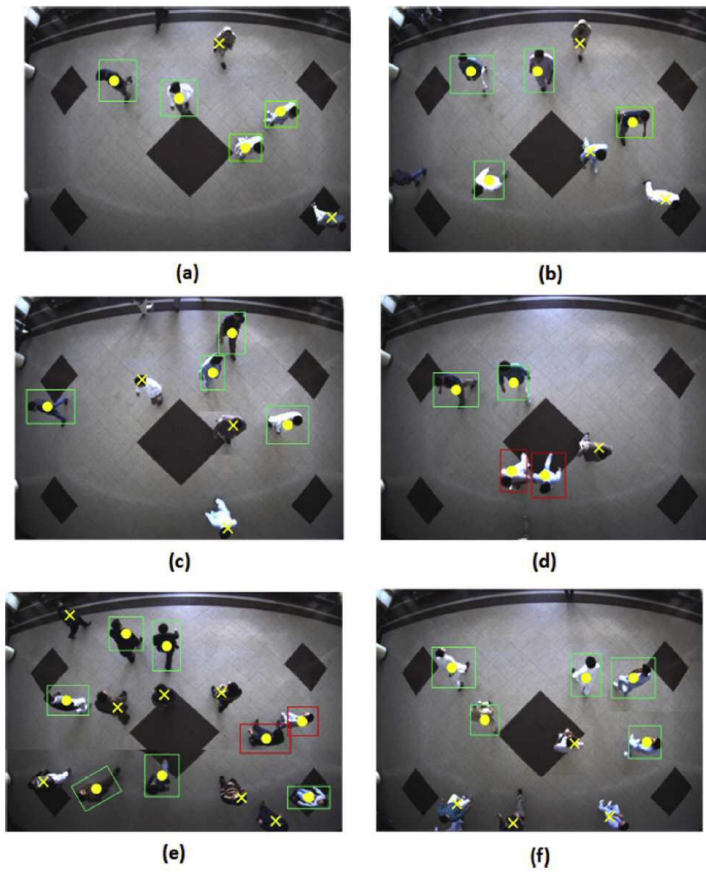
도면3



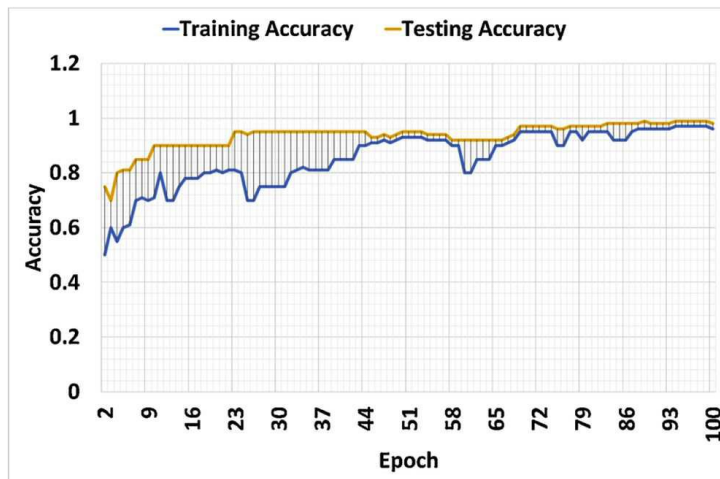
도면4



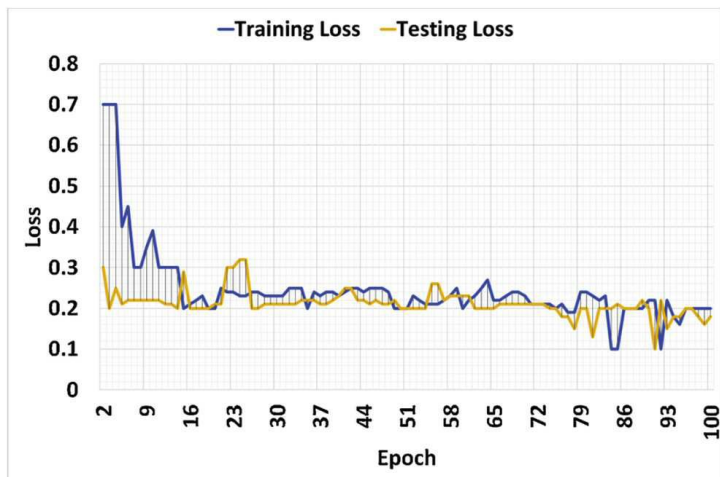
도면5



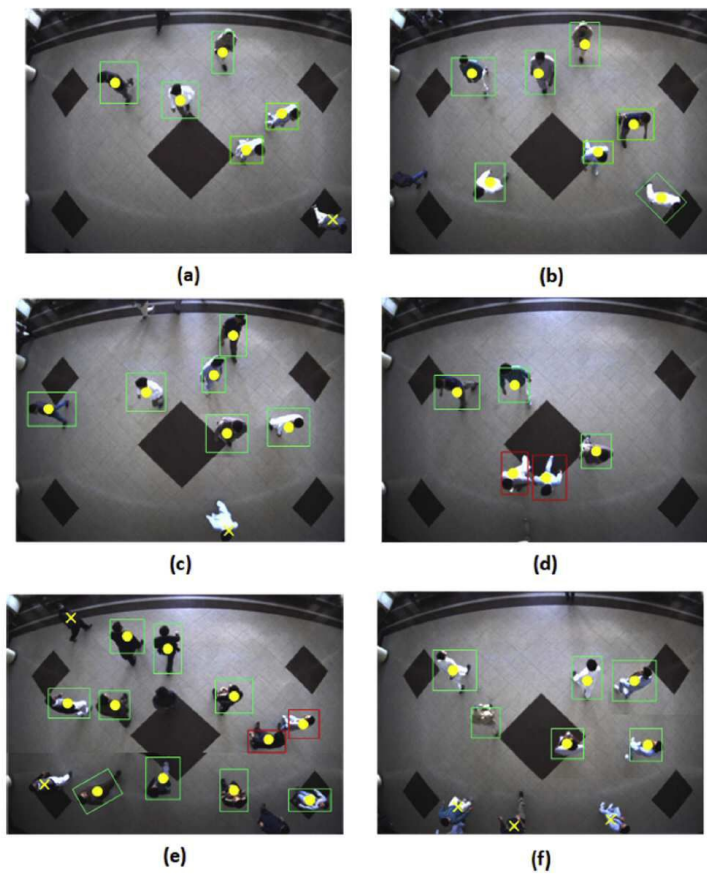
도면6



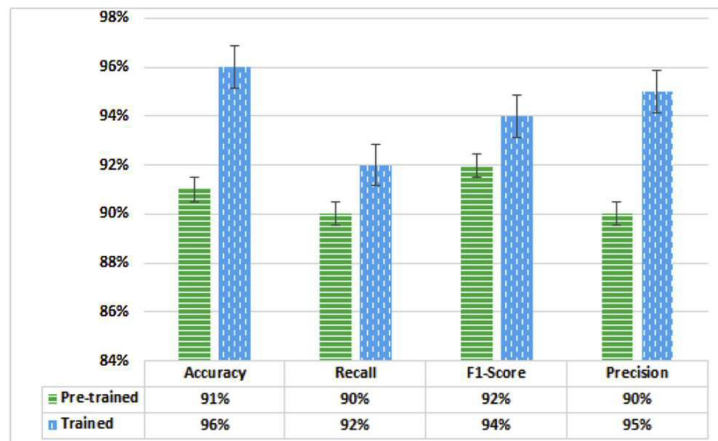
도면7



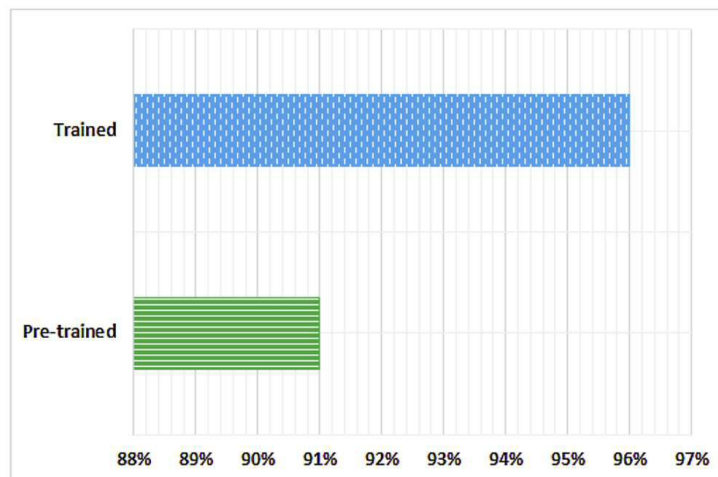
도면8



도면9



도면10



도면11

