



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2019-0100518
(43) 공개일자 2019년08월29일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06K 9/00 (2006.01) G06K 9/46 (2006.01)
G06K 9/62 (2006.01) G06N 99/00 (2019.01)
(52) CPC특허분류
G06K 9/00362 (2013.01)
G06K 9/46 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2018-0015343
(22) 출원일자 2018년02월07일
심사청구일자 2018년02월07일

(71) 출원인
계명대학교 산학협력단
대구광역시 달서구 달구벌대로 1095, 계명대학교
산학협력관 201호(신당동)
(72) 발명자
고병철
대구광역시 수성구 범어천로 107 (범어동, 범어
STX KAN) 103동 701호
남재열
대구광역시 수성구 수성로 412 수성보성타운 107
동 503호
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
김건우

전체 청구항 수 : 총 20 항

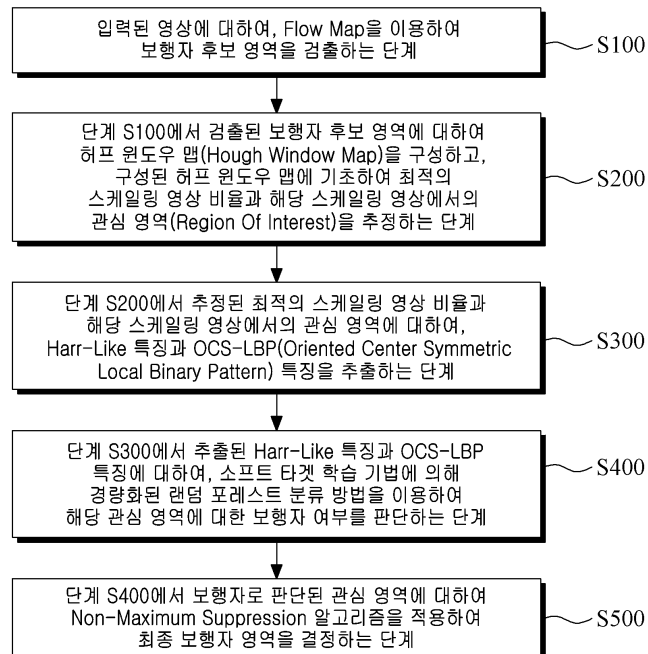
(54) 발명의 명칭 소프트웨어 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법 및 시스템

(57) 요약

본 발명은 소프트웨어 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는 보행자 검출 방법으로서, (1) 입력된 영상에 대하여, Flow Map을 이용하여 보행자 후보 영역을 검출하는 단계; (2) 상기 단계 (1)에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여 허프 윈도우 맵(Hough Window Map)을 구성하고, 구성된 허프 윈도우 맵에 기초하여 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역(Region Of Interest)을 추정하는 단계;

(뒷면에 계속)

대표도 - 도2



Window Map)을 구성하고, 상기 구성된 허프 윈도우 맵에 기초하여 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역(Region Of Interest)을 추정하는 단계; (3) 상기 단계 (2)에서 추정된 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역에 대하여, Harr-Like 특징과 OCS-LBP(Oriented Center Symmetric Local Binary Pattern) 특징을 추출하는 단계; (4) 상기 단계 (3)에서 추출된 Harr-Like 특징과 OCS-LBP 특징에 대하여, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용하여 해당 관심 영역에 대한 보행자 여부를 판단하는 단계; 및 (5) 상기 단계 (4)에서 보행자로 판단된 관심 영역에 대하여 Non-Maximum Suppression 알고리즘을 적용하여 최종 보행자 영역을 결정하는 단계를 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

또한, 본 발명은 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 시스템에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는 보행자 검출 시스템으로서, (A) 입력된 영상에 대하여, Flow Map을 이용하여 보행자 후보 영역을 검출하는 보행자 후보 영역 검출 모듈; (B) 상기 보행자 후보 영역 검출 모듈에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여 허프 윈도우 맵(Hough Window Map)을 구성하고, 상기 구성된 허프 윈도우 맵에 기초하여 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역(Region Of Interest)을 추정하는 관심 영역 추정 모듈; (C) 상기 관심 영역 추정 모듈에서 추정된 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역에 대하여, Harr-Like 특징과 OCS-LBP(Oriented Center Symmetric Local Binary Pattern) 특징을 추출하는 Harr-Like 특징 및 OCS-LBP 특징 추출 모듈; (D) 상기 Harr-Like 특징 및 OCS-LBP 특징 추출 모듈에서 추출된 Harr-Like 특징과 OCS-LBP 특징에 대하여, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용하여 해당 관심 영역에 대한 보행자 여부를 판단하는 보행자 여부 판단 모듈; 및 (E) 상기 보행자 여부 판단 모듈에서 보행자로 판단된 관심 영역에 대하여 Non-Maximum Suppression 알고리즘을 적용하여 최종 보행자 영역을 결정하는 최종 보행자 영역 결정 모듈을 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

본 발명에서 제안하고 있는 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법 및 시스템에 따르면, 실시간으로 입력되는 카메라 영상으로부터 보행자를 검출함에 있어서, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 랜덤 포레스트의 성능은 유지하면서도 랜덤 포레스트의 트리의 수를 줄여 처리 시간 및 메모리량을 대폭 줄일 수 있는 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용하여 보행자를 검출함으로써, 보다 적은 처리 시간 및 메모리량을 이용하여 효율적으로 보행자를 검출할 수 있다.

(52) CPC특허분류

G06K 9/6282 (2013.01)

G06N 20/00 (2019.01)

(72) 발명자

정미라

대구광역시 달서구 호산로 125 삼성명가타운 220동 1207호

김상준

대구광역시 서구 문화로 156 B동 101호 (평리동, 목련빌라)

허두영

대구광역시 달서구 상화북로 196 제림아파트 101동 1302호

김광주

대구광역시 달성군 유가면 테크노대로 195, 108동 1005호(대구 테크노폴리스 반도유보라 아이비파크)

김병근

대구광역시 달성군 유가면 테크노순환로 320

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 B20170130

부처명 한국전자통신연구원

연구관리전문기관 한국전자통신연구원

연구사업명 국내위탁연구

연구과제명 심층 신경망을 이용한 밀집/비밀집 복합환경에서의 피플 카운팅 및 추적 기술 연구

기 여 율 1/1

주관기관 계명대학교 산학협력

연구기간 2017.06.01 ~ 2017.11.30

명세서

청구범위

청구항 1

보행자 검출 방법으로서,

- (1) 입력된 영상에 대하여, Flow Map을 이용하여 보행자 후보 영역을 검출하는 단계;
- (2) 상기 단계 (1)에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여 허프 윈도우 맵(Hough Window Map)을 구성하고, 상기 구성된 허프 윈도우 맵에 기초하여 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역(Region Of Interest)을 추정하는 단계;
- (3) 상기 단계 (2)에서 추정된 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역에 대하여, Harr-Like 특징과 OCS-LBP(Oriented Center Symmetric Local Binary Pattern) 특징을 추출하는 단계;
- (4) 상기 단계 (3)에서 추출된 Harr-Like 특징과 OCS-LBP 특징에 대하여, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용하여 해당 관심 영역에 대한 보행자 여부를 판단하는 단계; 및
- (5) 상기 단계 (4)에서 보행자로 판단된 관심 영역에 대하여 Non-Maximum Suppression 알고리즘을 적용하여 최종 보행자 영역을 결정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 단계 (1)에서의 Flow Map은,

상기 입력된 영상에 대하여, 현재 프레임과 이전 프레임들 간의 차영상들을 구하고, 상기 구해진 차영상들을 가중치 결합하여 생성되는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 가중치 결합에서의 가중치는, 현재 프레임에 가까운 프레임에 대해서는 높은 가중치를 두고, 현재 프레임에서 멀어질수록 낮은 가중치를 부여하는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법.

청구항 4

제1항에 있어서, 상기 단계 (2)에서의 허프 윈도우 맵은,

상기 단계 (1)에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여, 다양한 크기의 영상에서 각 사이즈별로 검출되는 보행자의 영역들을 조사하여 구성되는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법.

청구항 5

제1항에 있어서, 상기 단계 (4)에서의 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법은,

- (4-1) 데이터 세트 A를 이용하여, 기존의 랜덤 포레스트 학습 방법을 적용하여 Teacher 랜덤 포레스트를 학습시

키는 단계;

(4-2) 상기 단계 (4-1)에서 학습시켜진 Teacher 랜덤 포레스트를 이용하여, Student 랜덤 포레스트를 위한 데이터 세트 B를 구성하는 각각의 클래스의 확률값을 추출하는 단계; 및

(4-3) 상기 단계 (4-2)에서 각각의 클래스의 확률값이 추출된 데이터 세트 B를 이용하여, Student 랜덤 포레스트를 학습시키는 단계를 통해 학습시켜진 Student 랜덤 포레스트를 이용한 분류 방법인 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법.

청구항 6

제5항에 있어서, 상기 Student 랜덤 포레스트는,

상기 Teacher 랜덤 포레스트의 트리의 수보다 작은 값의 트리의 수를 갖는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법.

청구항 7

제5항에 있어서,

상기 단계 (4-1)에서, 상기 데이터 세트 A는 클래스 레이블이 포함되며,

상기 단계 (4-2)에서, 상기 데이터 세트 B는 클래스 레이블이 포함되지 않는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법.

청구항 8

제5항에 있어서, 상기 단계 (4-3)은,

(4-3-1) 상기 단계 (4-2)에서 각각의 클래스의 확률값이 추출된 데이터 세트 B에서, 임의의 데이터를 선택하여 서브 세트를 구성하는 단계;

(4-3-2) 상기 단계 (4-3-1)에서 구성된 서브 세트에 대하여, 각각의 내부 노드는 특징 벡터 x 에서 파라미터 θ_i 를 무작위로 선택하고, 그 중에서 가장 높은 성능을 갖는 분할 함수 f 와 θ 를 결정한 후, $f(\theta, x)$ 를 사용하여 트리를 $left(S_l)$, $right(S_r)$ 로 분할하는 과정을, 최대 허용 깊이까지 반복하여 트리를 생성하는 단계; 및

(4-3-3) 상기 단계 (4-3-2)에서 생성된 트리에 대하여, 평가 기준을 만족하는 트리를 찾는 과정을, 트리의 개수까지 반복하여 수행하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법.

청구항 9

제8항에 있어서, 상기 단계 (4-3-2)에서,

성능 평가 기준은, 상기 Teacher 랜덤 포레스트에 의해 추출된 클래스 확률 값을 이용하여 계산되는, 분할 함수 f 에 대한 엔트로피 값을 이용하는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법.

청구항 10

제9항에 있어서, 상기 단계 (4-3-2)에서,

상기 성능 평가 기준은, 다음 수학식을 이용하는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된

랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법.

$$\Delta E = \frac{|S_l|}{|S_n|} E(S_l) + \frac{|S_r|}{|S_n|} E(S_r)$$

상기 수학식에서, ΔE 는 엔트로피의 합, S_n 은 n 번째 노드에 도달하는 데이터의 집합, S_l , S_r 은 각각 n 번째 노드에서 왼쪽 혹은 오른쪽의 자식 노드로 들어가는 데이터의 집합, $| \cdot |$ 은 데이터 집합에 속한 데이터의 개수를 나타내며, $E(S)$ 는 다음 수학식으로 계산됨.

$$E(S) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P(C_i) \log(P(C_i))$$

상기 수학식에서, $P(C_i)$ 는 각각의 클래스에 대한 확률 질량 함수를 나타냄.

청구항 11

제8항에 있어서, 상기 단계 (4-3-3)에서,

상기 성능 평가 기준은, 상기 Teacher 랜덤 포레스트와 상기 Student 랜덤 포레스트에 의해 각각 추출된 클래스 확률값의 교차-엔트로피(cross-entropy)를 이용하는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법.

청구항 12

제11항에 있어서, 상기 단계 (4-3-3)에서,

상기 성능 평가 기준은, 다음 수학식을 이용하는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법.

$$cross-entropy = - \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^C P_T(C_i|x(n)) \cdot \log P_S(C_i|x(n))$$

상기 수학식에서, $P_T(C_i|x(n))$, $P_S(C_i|x(n))$ 는 각각 상기 Teacher 랜덤 포레스트와 상기 Student 랜덤 포레스트에 대한, 특징 벡터 $x(n)$ 에서의 각각의 클래스에 대한 확률 질량 함수를 나타냄.

청구항 13

제12항에 있어서, 상기 단계 (4-3-3)에서,

상기 계산된 교차-엔트로피(cross-entropy)가 미리 지정된 임계값보다 작을 경우 해당 트리를 사용하되, 그렇지 않을 경우 트리를 재생성하는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법.

청구항 14

보행자 검출 시스템으로서,

(A) 입력된 영상에 대하여, Flow Map을 이용하여 보행자 후보 영역을 검출하는 보행자 후보 영역 검출 모듈;

(B) 상기 보행자 후보 영역 검출 모듈에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여 허프 윈도우 맵(Hough Window Map)을 구성하고, 상기 구성된 허프 윈도우 맵에 기초하여 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역(Region Of Interest)을 추정하는 관심 영역 추정 모듈;

(C) 상기 관심 영역 추정 모듈에서 추정된 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역에 대하여, Harr-Like 특징과 OCS-LBP(Oriented Center Symmetric Local Binary Pattern) 특징을 추출하는 Harr-

Like 특징 및 OCS-LBP 특징 추출 모듈;

(D) 상기 Harr-Like 특징 및 OCS-LBP 특징 추출 모듈에서 추출된 Harr-Like 특징과 OCS-LBP 특징에 대하여, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용하여 해당 관심 영역에 대한 보행자 여부를 판단하는 보행자 여부 판단 모듈; 및

(E) 상기 보행자 여부 판단 모듈에서 보행자로 판단된 관심 영역에 대하여 Non-Maximum Suppression 알고리즘을 적용하여 최종 보행자 영역을 결정하는 최종 보행자 영역 결정 모듈을 포함하는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 시스템.

청구항 15

제14항에 있어서,

상기 보행자 후보 영역 검출 모듈에서의 Flow Map은, 상기 입력된 영상에 대하여, 현재 프레임과 이전 프레임들 간의 차영상들을 구하고, 상기 구해진 차영상들을 가중치 결합하여 생성되며,

상기 가중치 결합에서의 가중치는, 현재 프레임에 가까운 프레임에 대해서는 높은 가중치를 두고, 현재 프레임에서 멀어질수록 낮은 가중치를 부여하는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 시스템.

청구항 16

제14항에 있어서, 상기 관심 영역 추정 모듈에서의 허프 윈도우 맵은,

상기 단계 (1)에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여, 다양한 크기의 영상에서 각 사이즈별로 검출되는 보행자의 영역들을 조사하여 구성되는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 시스템.

청구항 17

제14항에 있어서, 상기 보행자 여부 판단 모듈에서의 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법은,

(4-1) 데이터 세트 A를 이용하여, 기존의 랜덤 포레스트 학습 방법을 적용하여 Teacher 랜덤 포레스트를 학습시키는 단계;

(4-2) 상기 단계 (4-1)에서 학습시켜진 Teacher 랜덤 포레스트를 이용하여, Student 랜덤 포레스트를 위한 데이터 세트 B를 구성하는 각각의 클래스의 확률값을 추출하는 단계; 및

(4-3) 상기 단계 (4-2)에서 각각의 클래스의 확률값이 추출된 데이터 세트 B를 이용하여, Student 랜덤 포레스트를 학습시키는 단계를 통해 학습시켜진 Student 랜덤 포레스트를 이용한 분류 방법인 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 시스템.

청구항 18

제17항에 있어서,

상기 Student 랜덤 포레스트는, 상기 Teacher 랜덤 포레스트의 트리의 수보다 작은 값의 트리의 수를 가지고,

상기 단계 (4-1)에서, 상기 데이터 세트 A는 클래스 레이블이 포함되며,

상기 단계 (4-2)에서, 상기 데이터 세트 B는 클래스 레이블이 포함되지 않는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 시스템.

청구항 19

제17항에 있어서, 상기 단계 (4-3)은,

(4-3-1) 상기 단계 (4-2)에서 각각의 클래스의 확률값이 추출된 데이터 세트 B에서, 임의의 데이터를 선택하여 서브 세트를 구성하는 단계;

(4-3-2) 상기 단계 (4-3-1)에서 구성된 서브 세트에 대하여, 각각의 내부 노드는 특징 벡터 x에서 파라미터 θ_i 를 무작위로 선택하고, 그 중에서 가장 높은 성능을 갖는 분할 함수 f와 θ 를 결정한 후, $f(\theta, x)$ 를 사용하여 트리를 left(S_l), right(S_r)로 분할하는 과정을, 최대 허용 깊이까지 반복하여 트리를 생성하는 단계; 및

(4-3-3) 상기 단계 (4-3-2)에서 생성된 트리에 대하여, 평가 기준을 만족하는 트리를 찾는 과정을, 트리의 개수까지 반복하여 수행하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 시스템.

청구항 20

제19항에 있어서,

상기 단계 (4-3-2)에서, 상기 성능 평가 기준은, 다음 수학식을 이용하여,

$$\Delta E = \frac{|S_l|}{|S_n|} E(S_l) + \frac{|S_r|}{|S_n|} E(S_r)$$

(상기 수학식에서, ΔE 는 엔트로피의 합, S_n 은 n번째 노드에 도달하는 데이터의 집합, S_l , S_r 은 각각 n번째 노드에서 왼쪽 혹은 오른쪽의 자식 노드로 들어가는 데이터의 집합, $| \cdot |$ 은 데이터 집합에 속한 데이터의 개수를 나타내며, $E(S)$ 는 다음 수학식으로 계산됨.

$$E(S) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P(C_i) \log(P(C_i))$$

상기 수학식에서, $P(C_i)$ 는 각각의 클래스에 대한 확률 질량 함수를 나타냄.)

상기 단계 (4-3-3)에서,

상기 성능 평가 기준은, 다음 수학식을 이용하는 것을 특징으로 하는, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 시스템.

$$cross-entropy = -\sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^C P_T(C_i|x(n)) \cdot \log P_S(C_i|x(n))$$

(상기 수학식에서, $P_T(C_i|x(n))$, $P_S(C_i|x(n))$ 는 각각 상기 Teacher 랜덤 포레스트와 상기 Student 랜덤 포레스트에 대한, 특징 벡터 x(n)에서의 각각의 클래스에 대한 확률 질량 함수를 나타냄.)

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 보행자 검출 방법 및 시스템에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법 및 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 2001년 911 테러 이후 사회적으로 테러나 범죄의 위험성이 증가되면서 적은 수의 사람으로 여러 곳을 동시에 감시할 수 있는 감시 시스템에 대한 중요성 및 수요가 증가하였다. 전통적인 감시 시스템은 사람의 눈을 대신하여 단순히 영상을 기록하는 기능이며, 현재 사용되고 있는 대부분의 감시 시스템은 특이한 상황이 발생되었

는지를 감시하기 위해 관리자가 24시간 비디오로 전송된 화면을 모니터링 해야 하거나 녹화된 비디오를 순차적으로 일일이 눈으로 확인해야 하는 등 인력의 낭비가 심할 뿐만 아니라 유지비용이 많이 드는 단점이 있다. 따라서, 비효율적인 감시 시스템을 자동화하여 비디오로부터 입력된 영상에서 다수의 사람을 검출하고, 이들을 자동으로 카운팅 해 줄 수 있는 자동화된 피플 카운팅 시스템이 필요하다. 이를 위해서는, 실시간으로 입력되는 카메라 영상으로부터 보행자를 검출할 수 있는 방법 및 시스템에 대한 개발이 우선적으로 요구된다.

[0003] 보행자 검출과 관련된 선행기술로서, 웨이블릿 기반의 중심대칭-국부이진 패턴과 계층적 랜덤 포레스트를 이용한 사람 검출 방법이 개시된 바 있다(등록특허 제10-1178333호).

[0004] 한편, 기계 학습(Machine Learning)에서의 랜덤 포레스트(Random Forest)는 분류, 회귀 분석 등에 사용되는 앙상블 학습 방법의 일종으로서, 훈련 과정에서 구성된 다수의 결정 트리로부터 부류(분류) 또는 평균 예측치(회귀 분석)를 출력함으로써 동작한다. 랜덤 포레스트는 여러 개의 결정 트리들을 임의적으로 학습하는 방식의 앙상블 방법이다. 랜덤 포레스트 방법은 크게 다수의 결정 트리를 구성하는 학습 단계와, 입력 벡터가 들어왔을 때 분류하거나 예측하는 테스트 단계로 구성되어 있다. 랜덤 포레스트는 검출, 분류, 그리고 회귀 등 다양한 애플리케이션으로 활용되고 있다. 도 1은 일반적인 랜덤 포레스트 분류 방법의 플로차트를 도시한 도면이다.

[0005] 랜덤 포레스트의 가장 핵심적인 특징은 임의성(randomness)에 의해 서로 조금씩 다른 특성을 갖는 트리들로 구성된다는 점이다. 이 특징은 각각의 트리들의 예측(prediction)들이 비상관화(decorrelation) 되게 하며, 결과적으로 일반화(generalization) 성능을 향상시킨다. 또한, 임의화(randomization)는 포레스트가 노이즈가 포함된 데이터에 대해서도 강인하게 만들어 준다. 임의화는 각각의 트리들의 훈련 과정에서 진행되며, 가장 널리 쓰이는 두 가지 방법으로는 임의 학습 데이터 추출 방법을 이용한 앙상블 학습법인 배깅(bagging)과 임의 노드 최적화(randomized node optimization)가 있다. 이 두 가지 방법은 서로 동시에 사용되어 임의화 특성을 더욱 증진시킬 수 있다.

[0006] 랜덤 포레스트에서 가장 큰 영향을 미치는 매개변수들은 포레스트의 크기(트리의 개수)와 최대 허용 깊이 등이 다. 이 중, 포레스트의 크기(트리의 개수)는, 총 포레스트를 몇 개의 트리로 구성할지를 결정하는 매개변수이다. 포레스트의 크기가 작으면, 즉 트리의 개수가 적으면 트리들을 구성하고 테스트하는데 걸리는 시간이 짧은 대신, 일반화 능력이 떨어져 임의의 입력 데이터 포인트에 대해 틀린 결과를 내놓을 확률이 높다. 반면에, 포레스트의 크기가 크면, 즉 트리의 개수가 많으면 높은 성능을 보장하지만, 훈련과 테스트 시간이 길어지고 메모리량이 증가하는 단점이 있다. 따라서, 높은 성능은 보장하면서도, 처리 시간 및 메모리량을 줄일 수 있는 개선된 랜덤 포레스트 방법을 개발할 필요성이 있다.

[0007] 랜덤 포레스트 분류 방법과 관련된 선행특허로서는, 특허 제10-1237089호(발명의 명칭: 랜덤 포레스트 분류 기법을 이용한 산불연기 감지 방법)와 특허 제10-1697183호(발명의 명칭: 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템 및 방법) 등이 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본 발명은 기존에 제안된 방법들의 상기와 같은 문제점들을 해결하기 위해 제안된 것으로서, 실시간으로 입력되는 카메라 영상으로부터 보행자를 검출함에 있어서, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 랜덤 포레스트의 성능은 유지하면서도 랜덤 포레스트의 트리의 수를 줄여 처리 시간 및 메모리량을 대폭 줄일 수 있는 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용하여 보행자를 검출함으로써, 보다 적은 처리 시간 및 메모리량을 이용하여 효율적으로 보행자를 검출할 수 있는 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법 및 시스템을 제공하는 것을 그 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

- [0009] 상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법은,
- [0010] 보행자 검출 방법으로서,
- [0011] (1) 입력된 영상에 대하여, Flow Map을 이용하여 보행자 후보 영역을 검출하는 단계;
- [0012] (2) 상기 단계 (1)에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여 허프 윈도우 맵(Hough Window Map)을 구성하고, 상기 구성된 허프 윈도우 맵에 기초하여 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역(Region Of Interest)을 추정하는 단계;
- [0013] (3) 상기 단계 (2)에서 추정된 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역에 대하여, Harr-Like 특징과 OCS-LBP(Oriented Center Symmetric Local Binary Pattern) 특징을 추출하는 단계;
- [0014] (4) 상기 단계 (3)에서 추출된 Harr-Like 특징과 OCS-LBP 특징에 대하여, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용하여 해당 관심 영역에 대한 보행자 여부를 판단하는 단계; 및
- [0015] (5) 상기 단계 (4)에서 보행자로 판단된 관심 영역에 대하여 Non-Maximum Suppression 알고리즘을 적용하여 최종 보행자 영역을 결정하는 단계를 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.
- [0016] 바람직하게는, 상기 단계 (1)에서의 Flow Map은,
- [0017] 상기 입력된 영상에 대하여, 현재 프레임과 이전 프레임들 간의 차영상들을 구하고, 상기 구해진 차영상들을 가중치 결합하여 생성될 수 있다.
- [0018] 더욱 바람직하게는,
- [0019] 상기 가중치 결합에서의 가중치는, 현재 프레임에 가까운 프레임에 대해서는 높은 가중치를 두고, 현재 프레임에서 멀어질수록 낮은 가중치를 부여할 수 있다.
- [0020] 바람직하게는, 상기 단계 (2)에서의 허프 윈도우 맵은,
- [0021] 상기 단계 (1)에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여, 다양한 크기의 영상에서 각 사이즈별로 검출되는 보행자의 영역들을 조사하여 구성될 수 있다.
- [0022] 바람직하게는, 상기 단계 (4)에서의 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법은,
- [0023] (4-1) 데이터 세트 A를 이용하여, 기존의 랜덤 포레스트 학습 방법을 적용하여 Teacher 랜덤 포레스트를 학습시키는 단계;
- [0024] (4-2) 상기 단계 (4-1)에서 학습시켜진 Teacher 랜덤 포레스트를 이용하여, Student 랜덤 포레스트를 위한 데이터 세트 B를 구성하는 각각의 클래스의 확률값을 추출하는 단계; 및
- [0025] (4-3) 상기 단계 (4-2)에서 각각의 클래스의 확률값이 추출된 데이터 세트 B를 이용하여, Student 랜덤 포레스트를 학습시키는 단계를 통해 학습시켜진 Student 랜덤 포레스트를 이용한 분류 방법일 수 있다.
- [0026] 더욱 바람직하게는, 상기 Student 랜덤 포레스트는,
- [0027] 상기 Teacher 랜덤 포레스트의 트리의 수보다 작은 값의 트리의 수를 가질 수 있다.
- [0028] 더욱 바람직하게는,
- [0029] 상기 단계 (4-1)에서, 상기 데이터 세트 A는 클래스 레이블이 포함되며,

- [0030] 상기 단계 (4-2)에서, 상기 데이터 세트 B는 클래스 레이블이 포함되지 않을 수 있다.
- [0031] 더욱 바람직하게는, 상기 단계 (4-3)은,
- [0032] (4-3-1) 상기 단계 (4-2)에서 각각의 클래스의 확률값이 추출된 데이터 세트 B에서, 임의의 데이터를 선택하여 서브 세트를 구성하는 단계;
- [0033] (4-3-2) 상기 단계 (4-3-1)에서 구성된 서브 세트에 대하여, 각각의 내부 노드는 특징 벡터 x 에서 파라미터 θ_i 를 무작위로 선택하고, 그 중에서 가장 높은 성능을 갖는 분할 함수 f 와 θ 를 결정한 후, $f(\theta, x)$ 를 사용하여 트리를 $\text{left}(S_l)$, $\text{right}(S_r)$ 로 분할하는 과정을, 최대 허용 깊이까지 반복하여 트리를 생성하는 단계; 및
- [0034] (4-3-3) 상기 단계 (4-3-2)에서 생성된 트리에 대하여, 평가 기준을 만족하는 트리를 찾는 과정을, 트리의 개수까지 반복하여 수행하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0035] 더욱더 바람직하게는, 상기 단계 (4-3-2)에서,
- [0036] 성능 평가 기준은, 상기 Teacher 랜덤 포레스트에 의해 추출된 클래스 확률 값을 이용하여 계산되는, 분할 함수 f 에 대한 엔트로피 값을 이용할 수 있다.
- [0037] 더더욱 바람직하게는, 상기 단계 (4-3-2)에서,
- [0038] 상기 성능 평가 기준은, 다음 수학적식을 이용할 수 있다.
- [0039]
$$\Delta E = \frac{|S_l|}{|S_n|} E(S_l) + \frac{|S_r|}{|S_n|} E(S_r)$$
- [0040] 상기 수학적식에서, ΔE 는 엔트로피의 합, S_n 은 n 번째 노드에 도달하는 데이터의 집합, S_l , S_r 은 각각 n 번째 노드에서 왼쪽 혹은 오른쪽의 자식 노드로 들어가는 데이터의 집합, $| \cdot |$ 은 데이터 집합에 속한 데이터의 개수를 나타내며, $E(S)$ 는 다음 수학적식으로 계산될 수 있다.
- [0041]
$$E(S) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P(C_i) \log(P(C_i))$$
- [0042] 상기 수학적식에서, $P(C_i)$ 는 각각의 클래스에 대한 확률 질량 함수를 나타낸다.
- [0043] 더욱더 바람직하게는, 상기 단계 (4-3-3)에서,
- [0044] 상기 성능 평가 기준은, 상기 Teacher 랜덤 포레스트와 상기 Student 랜덤 포레스트에 의해 각각 추출된 클래스 확률값의 교차-엔트로피(cross-entropy)를 이용할 수 있다.
- [0045] 더더욱 바람직하게는, 상기 단계 (4-3-3)에서,
- [0046] 상기 성능 평가 기준은, 다음 수학적식을 이용할 수 있다.
- [0047]
$$\text{cross-entropy} = -\sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^C P_T(C_i|x(n)) \cdot \log P_S(C_i|x(n))$$
- [0048] 상기 수학적식에서, $P_T(C_i|x(n))$, $P_S(C_i|x(n))$ 는 각각 상기 Teacher 랜덤 포레스트와 상기 Student 랜덤 포레스트에 대한, 특징 벡터 $x(n)$ 에서의 각각의 클래스에 대한 확률 질량 함수를 나타낸다.
- [0049] 더욱더 더 바람직하게는, 상기 단계 (4-3-3)에서,

- [0050] 상기 계산된 교차-엔트로피(cross-entropy)가 미리 지정된 임계값보다 작을 경우 해당 트리를 사용하되, 그렇지 않을 경우 트리를 재생성할 수 있다.
- [0051] 또한, 상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 시스템은,
- [0052] 보행자 검출 시스템으로서,
- [0053] (A) 입력된 영상에 대하여, Flow Map을 이용하여 보행자 후보 영역을 검출하는 보행자 후보 영역 검출 모듈;
- [0054] (B) 상기 보행자 후보 영역 검출 모듈에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여 허프 윈도우 맵(Hough Window Map)을 구성하고, 상기 구성된 허프 윈도우 맵에 기초하여 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역(Region Of Interest)을 추정하는 관심 영역 추정 모듈;
- [0055] (C) 상기 관심 영역 추정 모듈에서 추정된 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역에 대하여, Harr-Like 특징과 OCS-LBP(Oriented Center Symmetric Local Binary Pattern) 특징을 추출하는 Harr-Like 특징 및 OCS-LBP 특징 추출 모듈;
- [0056] (D) 상기 Harr-Like 특징 및 OCS-LBP 특징 추출 모듈에서 추출된 Harr-Like 특징과 OCS-LBP 특징에 대하여, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용하여 해당 관심 영역에 대한 보행자 여부를 판단하는 보행자 여부 판단 모듈; 및
- [0057] (E) 상기 보행자 여부 판단 모듈에서 보행자로 판단된 관심 영역에 대하여 Non-Maximum Suppression 알고리즘을 적용하여 최종 보행자 영역을 결정하는 최종 보행자 영역 결정 모듈을 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.
- [0058] 바람직하게는,
- [0059] 상기 보행자 후보 영역 검출 모듈에서의 Flow Map은, 상기 입력된 영상에 대하여, 현재 프레임과 이전 프레임 간의 차영상들을 구하고, 상기 구해진 차영상들을 가중치 결합하여 생성되며,
- [0060] 상기 가중치 결합에서의 가중치는, 현재 프레임에 가까운 프레임에 대해서는 높은 가중치를 두고, 현재 프레임에서 멀어질수록 낮은 가중치를 부여할 수 있다.
- [0061] 바람직하게는, 상기 관심 영역 추정 모듈에서의 허프 윈도우 맵은,
- [0062] 상기 단계 (1)에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여, 다양한 크기의 영상에서 각 사이즈별로 검출되는 보행자의 영역들을 조사하여 구성될 수 있다.
- [0063] 바람직하게는, 상기 보행자 여부 판단 모듈에서의 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법은,
- [0064] (4-1) 데이터 세트 A를 이용하여, 기존의 랜덤 포레스트 학습 방법을 적용하여 Teacher 랜덤 포레스트를 학습시키는 단계;
- [0065] (4-2) 상기 단계 (4-1)에서 학습시켜진 Teacher 랜덤 포레스트를 이용하여, Student 랜덤 포레스트를 위한 데이터 세트 B를 구성하는 각각의 클래스의 확률값을 추출하는 단계; 및
- [0066] (4-3) 상기 단계 (4-2)에서 각각의 클래스의 확률값이 추출된 데이터 세트 B를 이용하여, Student 랜덤 포레스트를 학습시키는 단계를 통해 학습시켜진 Student 랜덤 포레스트를 이용한 분류 방법일 수 있다.
- [0067] 바람직하게는,
- [0068] 상기 Student 랜덤 포레스트는, 상기 Teacher 랜덤 포레스트의 트리의 수보다 작은 값의 트리의 수를 가지고,

- [0069] 상기 단계 (4-1)에서, 상기 데이터 세트 A는 클래스 레이블이 포함되며,
- [0070] 상기 단계 (4-2)에서, 상기 데이터 세트 B는 클래스 레이블이 포함되지 않을 수 있다.
- [0071] 더욱 바람직하게는, 상기 단계 (4-3)은,
- [0072] (4-3-1) 상기 단계 (4-2)에서 각각의 클래스의 확률값이 추출된 데이터 세트 B에서, 임의의 데이터를 선택하여 서브 세트를 구성하는 단계;
- [0073] (4-3-2) 상기 단계 (4-3-1)에서 구성된 서브 세트에 대하여, 각각의 내부 노드는 특징 벡터 x 에서 파라미터 θ_i 를 무작위로 선택하고, 그 중에서 가장 높은 성능을 갖는 분할 함수 f 와 θ 를 결정한 후, $f(\theta, x)$ 를 사용하여 트리를 $\text{left}(S_l)$, $\text{right}(S_r)$ 로 분할하는 과정을, 최대 허용 깊이까지 반복하여 트리를 생성하는 단계; 및
- [0074] (4-3-3) 상기 단계 (4-3-2)에서 생성된 트리에 대하여, 평가 기준을 만족하는 트리를 찾는 과정을, 트리의 개수까지 반복하여 수행하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0075] 더욱더 바람직하게는,
- [0076] 상기 단계 (4-3-2)에서, 상기 성능 평가 기준은, 다음 수학적식을 이용하여,
- [0077]
$$\Delta E = \frac{|S_l|}{|S_n|} E(S_l) + \frac{|S_r|}{|S_n|} E(S_r)$$
- [0078] (상기 수학적식에서, ΔE 는 엔트로피의 합, S_n 은 n 번째 노드에 도달하는 데이터의 집합, S_l , S_r 은 각각 n 번째 노드에서 왼쪽 혹은 오른쪽의 자식 노드로 들어가는 데이터의 집합, $| |$ 은 데이터 집합에 속한 데이터의 개수를 나타내며, $E(S)$ 는 다음 수학적식으로 계산됨.
- [0079]
$$E(S) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P(C_i) \log(P(C_i))$$
- [0080] 상기 수학적식에서, $P(C_i)$ 는 각각의 클래스에 대한 확률 질량 함수를 나타냄.)
- [0081] 상기 단계 (4-3-3)에서, 상기 성능 평가 기준은, 다음 수학적식을 이용할 수 있다.
- [0082]
$$\text{cross-entropy} = -\sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^C P_T(C_i|x(n)) \cdot \log P_S(C_i|x(n))$$
- [0083] (상기 수학적식에서, $P_T(C_i|x(n))$, $P_S(C_i|x(n))$ 는 각각 상기 Teacher 랜덤 포레스트와 상기 Student 랜덤 포레스트에 대한, 특징 벡터 $x(n)$ 에서의 각각의 클래스에 대한 확률 질량 함수를 나타냄.)

발명의 효과

- [0084] 본 발명에서 제안하고 있는 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법 및 시스템에 따르면, 실시간으로 입력되는 카메라 영상으로부터 보행자를 검출함에 있어서, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 랜덤 포레스트의 성능은 유지하면서도 랜덤 포레스트의 트리의 수를 줄여 처리 시간 및 메모리량을 대폭 줄일 수 있는 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용하여 보행자를 검출함으로써, 보다 적은 처리 시간 및 메모리량을 이용하여 효율적으로 보행자를 검출할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0085] 도 1은 일반적인 랜덤 포레스트 분류 방법의 플로차트를 도시한 도면.
- 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법의 구성을 도시한 도면.
- 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법의 구성을 개략적으로 도시한 도면.

도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에서, 입력된 영상에 대하여, Flow Map을 이용하여 보행자 후보 영역을 검출하는 단계(S100)를 나타내는 도면.

도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에서, 단계 S100에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여 허프 윈도우 맵(Hough Window Map)을 구성하고, 구성된 허프 윈도우 맵에 기초하여 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역(Region Of Interest)을 추정하는 단계(S200)를 나타내는 도면.

도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에서, 단계 S400에서의 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법의 구성을 도시한 도면.

도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에서, 단계 S400에서의 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법의 단계 S430의 세부구성을 도시한 도면.

도 8은, 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에서, 단계 S400에서의 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 알고리즘으로 구현한 것을 나타내는 도면.

도 9 및 도 10은 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에서, 단계 S400에서의 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법에 대한 전체적인 과정을 그림으로 표현한 것으로서, 도 9는 Teacher 랜덤 포레스트의 학습 과정을 그림으로 표현한 도면이며, 도 10은 Student 랜덤 포레스트의 학습 과정을 그림으로 표현한 도면.

도 11은, 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 시스템(10)의 구성을 도시한 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0086]

이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명을 용이하게 실시할 수 있도록 바람직한 실시예를 상세히 설명한다. 다만, 본 발명의 바람직한 실시예를 상세하게 설명함에 있어, 관련된 공지 기능 또는 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략한다. 또한, 유사한 기능 및 작용을 하는 부분에 대해서는 도면 전체에 걸쳐 동일한 부호를 사용한다.

[0087]

덧붙여, 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 ‘연결’되어 있다고 할 때, 이는 ‘직접적으로 연결’되어 있는 경우뿐만 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 ‘간접적으로 연결’되어 있는 경우도 포함한다. 또한, 어떤 구성요소를 ‘포함’한다는 것은, 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있다는 것을 의미한다.

[0088]

도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법의 구성을 도시한 도면이며, 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법의 구성을 개략적으로 도시한 도면이다. 도 2 및 도 3에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법은, 입력된 영상에 대하여, Flow Map을 이용하여 보행자 후보 영역을 검출하는 단계(S100); 단계 S100에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여 허프 윈도우 맵(Hough Window Map)을 구성하고, 구성된 허프 윈도우 맵에 기초하여 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역(Region Of Interest)을 추정하는 단계(S200); 단계 S200에서 추정된 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역에 대하여, Harr-Like 특징과 OCS-LBP(Oriented Center Symmetric Local Binary Pattern) 특징을 추출하는 단계(S300); 단계 S300에서 추출된 Harr-Like 특징과 OCS-LBP 특징에 대하여, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용하여 해당 관심 영역에 대한 보행자 여부를

판단하는 단계(S400); 및 단계 S400에서 보행자로 판단된 관심 영역에 대하여 Non-Maximum Suppression 알고리즘을 적용하여 최종 보행자 영역을 결정하는 단계(S500)를 포함하여 구성될 수 있다.

[0089] 단계 S100에서는, 입력된 영상에 대하여, Flow Map을 이용하여 보행자 후보 영역을 검출한다. 본 단계는, 보행자를 검출하기 전, 먼저 전처리 과정으로서 보행자 후보 영역을 검출함으로써 처리시간을 줄이기 위한 단계이다. 영상에 존재하는 모션정보를 추출하고, 이를 기반으로 보행자 검출을 수행한다. 영상에 존재하는 모션정보를 추출하기 위해서 Flow Map을 정의하여 사용하는데, 본 단계에서의 Flow Map은, 입력된 영상에 대하여, 현재 프레임과 이전 프레임들 간의 차영상들을 구하고, 구해진 차영상들을 가중치 결합하여 생성될 수 있다. 이때, 가중치 결합에서의 가중치는, 현재 프레임에 가까운 프레임에 대해서는 높은 가중치를 두고, 현재 프레임에서 멀어질수록 낮은 가중치를 부여할 수 있다. 현재 프레임에서 멀어질수록 높은 가중치를 부여하는 이유는, 모션의 크기가 작은 사람에 대해서도 보행자 검출 후보영역으로 설정하기 위함이다. 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에서, 입력된 영상에 대하여, Flow Map을 이용하여 보행자 후보 영역을 검출하는 단계(S100)를 나타내는 도면이다.

[0090] 단계 S200에서는, 단계 S100에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여 허프 윈도우 맵(Hough Window Map)을 구성하고, 구성된 허프 윈도우 맵에 기초하여 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역(Region Of Interest)을 추정한다. 영상에는 다양한 크기의 보행자를 포함하고 있으므로, 윈도우 검색 기반의 보행자 검출 방법에서는 다양한 보행자를 검출하기 위해서 다양한 윈도우 크기를 이용하여 보행자를 검출하거나, 다양한 영상 스케일링을 통해서 다양한 크기의 보행자를 검출하고 있다. 본 발명에서는, 다양한 크기의 보행자를 검출하기 위해서 기존의 보행자 검출 방법에서 사용한 여러 크기의 영상 사이즈를 이용하여 다양한 크기의 보행자를 검출한다. 다만, 여러 크기의 영상 사이즈에서 전체 영역을 탐색하면서 보행자를 검출하는 것은 수행 시간이 많이 소요되는 문제점을 가지고 있으므로 실시간 시스템에는 적합하지 않기 때문에, 본 발명에서는 이를 해결할 수 있는 방법을 제안한다.

[0091] 카메라로 촬영된 보행자 영상의 경우, 카메라의 각도와 카메라와 보행자간의 거리에 따라서 카메라로부터 멀리 존재할수록 영상에서의 보행자 크기는 작아지고, 카메라와 가까이에 존재하는 보행자일수록 영상에서의 보행자의 크기는 커지는 특징을 가진다. 이러한 특징을 이용하여 본 발명에서는 여러 크기 영상 사이즈의 전체 영역을 검색하면서 보행자를 판단하는 방법 대신에, 다양한 크기의 영상에서 각 사이즈별로 검출되는 보행자의 영역들을 조사하여 허프 윈도우 맵(Hough Window Map)을 구성하고, 이를 기반으로 하여 최적의 스케일링 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역(Region Of Interest)을 추정하여 테스트 시 해당 영역에서만 보행자 검출 알고리즘을 적용함으로써 처리시간을 단축시킬 수 있도록 한다. 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에서, 단계 S100에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여 허프 윈도우 맵(Hough Window Map)을 구성하고, 구성된 허프 윈도우 맵에 기초하여 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역(Region Of Interest)을 추정하는 단계(S200)를 나타내는 도면이다.

[0092] 단계 S300에서는, 단계 S200에서 추정된 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역에 대하여, Harr-Like 특징과 OCS-LBP(Oriented Center Symmetric Local Binary Pattern) 특징을 추출한다. 전통적으로 사람 검출을 위해서는, 사람의 전체 영역을 Histogram of oriented gradient(HOG) 등의 특징 패턴으로 모델링하여 영상으로부터 동일한 패턴을 갖는 영역을 보행자 영역으로 검출하는 방법이 연구되어 왔다. 그러나, 보행자 검출은 카메라 시점에 따른 객체의 크기변환, 보행자의 자세변환으로 인한 형태변화, 배경의 복잡성, 부분 혹은 전체 가려짐에 의해 검출이 어려운 문제점이 존재한다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여, 본 발명에서는, 보행자 윈도우와 비보행자 윈도우를 판단하기 위해서, Haar-Like 특징과 OCS-LBP(Oriented center symmetric local binary pattern) 특징을 사용하여 랜덤 포레스트(Random Forest) 분류 방법에 적용한다. Harr-Like 특징은 다양한 패턴 조합과 간단한 차연산으로 매우 빠른 처리 속도를 보이며, OCS-LBP특징은 방향과 질감 정보를 기술하는 특징으로 조명 변화에 덜 민감하고 저차원의 특징 벡터로 빠른 수행 속도를 가지

고 있기 때문에 다양한 환경에서의 강건한 보행자 영역을 검출할 수 있다.

- [0093] 단계 S400에서는, 단계 S300에서 추출된 Harr-Like 특징과 OCS-LBP 특징에 대하여, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용하여 해당 관심 영역에 대한 보행자 여부를 판단한다.
- [0094] 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에서, 단계 S400에서의 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법의 구성을 도시한 도면이다. 도 6에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에서, 단계 S400에서의 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법은, 데이터 세트 A를 이용하여, 기존의 랜덤 포레스트 학습 방법을 적용하여 Teacher 랜덤 포레스트를 학습시키는 단계(S410); 단계 S410에서 학습시켜진 Teacher 랜덤 포레스트를 이용하여, Student 랜덤 포레스트를 위한 데이터 세트 B를 구성하는 각각의 클래스의 확률값을 추출하는 단계(S420); 및 단계 S420에서 각각의 클래스의 확률값이 추출된 데이터 세트 B를 이용하여, Student 랜덤 포레스트를 학습시키는 단계(S430)를 통해 학습시켜진 Student 랜덤 포레스트를 이용한 분류 방법일 수 있다.
- [0095] 이때, Student 랜덤 포레스트는, Teacher 랜덤 포레스트의 트리의 수보다 작은 값의 트리의 수를 가지도록 함으로써, 랜덤 포레스트의 경량화를 달성할 수 있다. 또한, 단계 S410에서 Teacher 랜덤 포레스트를 학습시키는데 사용되는 데이터 세트 A는 클래스 레이블이 포함되도록 설정하고, 단계 S420 및 단계 S430에서 Student 랜덤 포레스트를 학습시키는데 사용되는 데이터 세트 B는 클래스 레이블이 포함되지 않도록 설정할 수 있다.
- [0096] 단계 S410에서는, 데이터 세트 A를 이용하여, 기존의 랜덤 포레스트 학습 방법을 적용하여 Teacher 랜덤 포레스트를 학습시킨다. 본 단계에서는, 기존의 랜덤 포레스트 학습 방법을 적용함으로써, 종래와 동일한 방식의 랜덤 포레스트가 적용된 일반적인 랜덤 포레스트를 얻게 된다. 본 단계는 사전 처리가 가능한 학습 단계로서, 실질적인 분류 단계의 처리 시간과 무관하므로, 기존의 랜덤 포레스트 학습 방법을 적용한, 충분한 트리의 수를 갖는 랜덤 포레스트를 생성하는 것이 바람직하다. 한편, 데이터 세트 A는, 앞서 언급한 바와 같이, 클래스 레이블이 포함되도록 설정할 수 있다.
- [0097] 단계 S420에서는, 단계 S410에서 학습시켜진 Teacher 랜덤 포레스트를 이용하여, Student 랜덤 포레스트를 위한 데이터 세트 B를 구성하는 각각의 클래스의 확률값을 추출한다. 본 단계에서는, 충분한 트리의 수를 갖도록 생성된 Teacher 랜덤 포레스트를 이용하여, 실질적인 분류 단계에서 사용될 Student 랜덤 포레스트를 학습시키는데 사용될 데이터 세트 B를 구성하는 각각의 클래스의 확률값을 추출하게 된다. 데이터 세트 B는, 앞서 언급한 바와 같이, 클래스 레이블이 포함되지 않도록 설정되며, 그 결과 각각의 클래스의 확률값이 추출될 수 있다.
- [0098] 단계 S430에서는, 단계 S420에서 각각의 클래스의 확률값이 추출된 데이터 세트 B를 이용하여, Student 랜덤 포레스트를 학습시킨다. 본 단계에서는, Teacher 랜덤 포레스트를 이용하여 각각의 클래스의 확률값이 추출된 데이터 세트 B를 이용하여, Student 랜덤 포레스트를 학습시키게 된다.
- [0099] 도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에서, 단계 S400에서의 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법의 단계 S430의 세부구성을 도시한 도면이다. 도 7에 도시된 바와 같이, 단계 S430은, 단계 S420에서 각각의 클래스의 확률값이 추출된 데이터 세트 B에서, 임의의 데이터를 선택하여 서브 세트를 구성하는 단계(S431); 단계 S431에서 구성된 서브 세트에 대하여, 각각의 내부 노드는 특징 벡터 x 에서 파라미터 θ_i 를 무작위로 선택하고, 그 중에서 가장 높은 성능을 갖는 분할 함수 f 와 θ 를 결정한 후, $f(\theta, x)$ 를 사용하여 트리를 $left(S_l)$, $right(S_r)$ 로 분할하는 과정을, 최대 허용 깊이까지 반복하여 트리를 생성하는 단계(S432); 및 단계 S432에서 생

성된 트리에 대하여, 평가 기준을 만족하는 트리를 찾는 과정을, 트리의 개수까지 반복하여 수행하는 단계 (S433)를 포함하여 구성될 수 있다.

[0100] 단계 S432에서는, 성능 평가 기준으로서, Teacher 랜덤 포레스트에 의해 추출된 클래스 확률 값을 이용하여 계산되는, 분할 함수 f에 대한 엔트로피 값을 이용할 수 있으며, 이는 다음 수학적 식 1과 같이 계산될 수 있다.

수학적 식 1

$$\Delta E = \frac{|S_l|}{|S_n|} E(S_l) + \frac{|S_r|}{|S_n|} E(S_r)$$

[0102] 상기 수학적 식 1에서, ΔE 는 엔트로피의 합, S_n 은 n번째 노드에 도달하는 데이터의 집합, S_l , S_r 은 각각 n번째 노드에서 왼쪽 혹은 오른쪽의 자식 노드로 들어가는 데이터의 집합, $| \cdot |$ 은 데이터 집합에 속한 데이터의 개수를 각각 나타내며, $E(S)$ 는 다음 수학적 식 2와 같이 계산될 수 있다.

수학적 식 2

$$E(S) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P(C_i) \log(P(C_i))$$

[0104] 상기 수학적 식 2에서, $P(C_i)$ 는 각각의 클래스에 대한 확률 질량 함수를 나타낸다. 여기서, 확률 질량 함수(probability mass function, pmf)는, 이산 확률 변수에서 특정 값에 대한 확률을 나타내는 함수로서, 연속 확률 변수에서의 확률 밀도 함수와 대응된다.

[0105] 단계 S433에서는, 성능 평가 기준으로서, Teacher 랜덤 포레스트와 Student 랜덤 포레스트에 의해 각각 추출된 클래스 확률값의 교차-엔트로피(cross-entropy)를 이용할 수 있으며, 이는 다음 수학적 식 3과 같이 계산될 수 있다.

수학적 식 3

$$cross-entropy = -\sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^C P_T(C_i|x(n)) \cdot \log P_S(C_i|x(n))$$

[0107] 상기 수학적 식 3에서, $P_T(C_i|x(n))$, $P_S(C_i|x(n))$ 는 각각 Teacher 랜덤 포레스트와 Student 랜덤 포레스트에 대한, 특징 벡터 $x(n)$ 에서의 각각의 클래스에 대한 확률 질량 함수를 나타낸다.

[0108] 단계 S433에서는, 이렇게 수학적 식 3을 통해 계산된 교차-엔트로피(cross-entropy)가 미리 지정된 임계값보다 작을 경우 해당 트리를 사용하되, 그렇지 않을 경우 트리를 재생성할 수 있다.

[0109] 도 8은, 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에서, 단계 S400에서의 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 알고리즘으로 구현한 것을 나타내는 도면이다. 도 8을 통해, 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에서, 단계 S400에서의 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 어떠한 방식으로 알고리즘으로 구현할 수 있는지 확인할 수 있다.

- [0110] 도 9 및 도 10은 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에서, 단계 S400에서의 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법에 대한 전체적인 과정을 그림으로 표현한 것으로서, 도 9는 Teacher 랜덤 포레스트의 학습 과정을 그림으로 표현한 도면이며, 도 10은 Student 랜덤 포레스트의 학습 과정을 그림으로 표현한 도면이다.
- [0111] 단계 S500에서는, 단계 S400에서 보행자로 판단된 관심 영역에 대하여 Non-Maximum Suppression 알고리즘을 적용하여 최종 보행자 영역을 결정한다.
- [0112] 도 11은, 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 시스템(10)의 구성을 도시한 도면이다. 도 11에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 시스템(10)은, 입력된 영상에 대하여, Flow Map을 이용하여 보행자 후보 영역을 검출하는 보행자 후보 영역 검출 모듈(100); 보행자 후보 영역 검출 모듈(100)에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여 허프 윈도우 맵(Hough Window Map)을 구성하고, 구성된 허프 윈도우 맵에 기초하여 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역(Region Of Interest)을 추정하는 관심 영역 추정 모듈(200); 관심 영역 추정 모듈(200)에서 추정된 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역에 대하여, Harr-Like 특징과 OCS-LBP(Oriented Center Symmetric Local Binary Pattern) 특징을 추출하는 Harr-Like 특징 및 OCS-LBP 특징 추출 모듈(300); Harr-Like 특징 및 OCS-LBP 특징 추출 모듈(300)에서 추출된 Harr-Like 특징과 OCS-LBP 특징에 대하여, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용하여 해당 관심 영역에 대한 보행자 여부를 판단하는 보행자 여부 판단 모듈(400); 및 보행자 여부 판단 모듈(400)에서 보행자로 판단된 관심 영역에 대하여 Non-Maximum Suppression 알고리즘을 적용하여 최종 보행자 영역을 결정하는 최종 보행자 영역 결정 모듈(500)을 포함하여 구성될 수 있다.
- [0113] 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 시스템(10)을 구성하는 각각의 구성요소들, 즉 보행자 후보 영역 검출 모듈(100), 관심 영역 추정 모듈(200), Harr-Like 특징 및 OCS-LBP 특징 추출 모듈(300), 보행자 여부 판단 모듈(400), 및 최종 보행자 영역 결정 모듈(500)의 구체적인 역할 및 구성에 대해서는, 도 2 내지 도 10을 통해 이루어진, 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법에 대한 설명에서 충분히 확인할 수 있으므로, 상세한 설명은 생략하도록 한다.
- [0114] 상술한 바와 같이, 본 발명에서 제안하고 있는 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 방법 및 시스템에 따르면, 실시간으로 입력되는 카메라 영상으로부터 보행자를 검출함에 있어서, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 랜덤 포레스트의 성능은 유지하면서도 랜덤 포레스트의 트리의 수를 줄여 처리 시간 및 메모리량을 대폭 줄일 수 있는 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용하여 보행자를 검출함으로써, 보다 적은 처리 시간 및 메모리량을 이용하여 효율적으로 보행자를 검출할 수 있다.
- [0115] 이상 설명한 본 발명은 본 발명이 속한 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의하여 다양한 변형이나 응용이 가능하며, 본 발명에 따른 기술적 사상의 범위는 아래의 특허청구범위에 의하여 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

- [0116] 10: 본 발명의 일실시예에 따른 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용한 보행자 검출 시스템
100: 보행자 후보 영역 검출 모듈
200: 관심 영역 추정 모듈

300: Harr-Like 특징 및 OCS-LBP 특징 추출 모듈

400: 보행자 여부 판단 모듈

500: 최종 보행자 영역 결정 모듈

S100: 입력된 영상에 대하여, Flow Map을 이용하여 보행자 후보 영역을 검출하는 단계

S200: 단계 S100에서 검출된 보행자 후보 영역에 대하여 허프 윈도우 맵(Hough Window Map)을 구성하고, 구성된 허프 윈도우 맵에 기초하여 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역(Region Of Interest)을 추정하는 단계

S300: 단계 S200에서 추정된 최적의 스케일링 영상 비율과 해당 스케일링 영상에서의 관심 영역에 대하여, Harr-Like 특징과 OCS-LBP(Oriented Center Symmetric Local Binary Pattern) 특징을 추출하는 단계

S400: 단계 S300에서 추출된 Harr-Like 특징과 OCS-LBP 특징에 대하여, 소프트 타겟 학습 기법에 의해 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법을 이용하여 해당 관심 영역에 대한 보행자 여부를 판단하는 단계

S410: 데이터 세트 A를 이용하여, 기존의 랜덤 포레스트 학습 방법을 적용하여 Teacher 랜덤 포레스트를 학습시키는 단계

S420: 단계 S410에서 학습시켜진 Teacher 랜덤 포레스트를 이용하여, Student 랜덤 포레스트를 위한 데이터 세트 B를 구성하는 각각의 클래스의 확률값을 추출하는 단계

S430: 단계 S420에서 각각의 클래스의 확률값이 추출된 데이터 세트 B를 이용하여, Student 랜덤 포레스트를 학습시키는 단계

S431: 단계 S420에서 각각의 클래스의 확률값이 추출된 데이터 세트 B에서, 임의의 데이터를 선택하여 서브 세트를 구성하는 단계

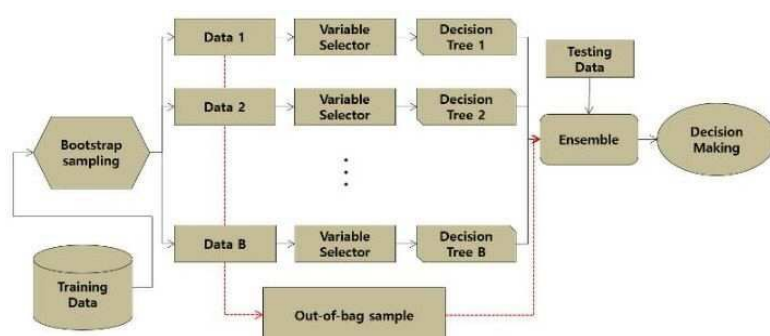
S432: 단계 S431에서 구성된 서브 세트에 대하여, 각각의 내부 노드는 특징 벡터 x 에서 파라미터 θ_i 를 무작위로 선택하고, 그 중에서 가장 높은 성능을 갖는 분할 함수 f 와 θ 를 결정한 후, $f(\theta, x)$ 를 사용하여 트리를 $left(S_l)$, $right(S_r)$ 로 분할하는 과정을, 최대 허용 깊이까지 반복하여 트리를 생성하는 단계

S433: 단계 S432에서 생성된 트리에 대하여, 평가 기준을 만족하는 트리를 찾는 과정을, 트리의 개수까지 반복하여 수행하는 단계

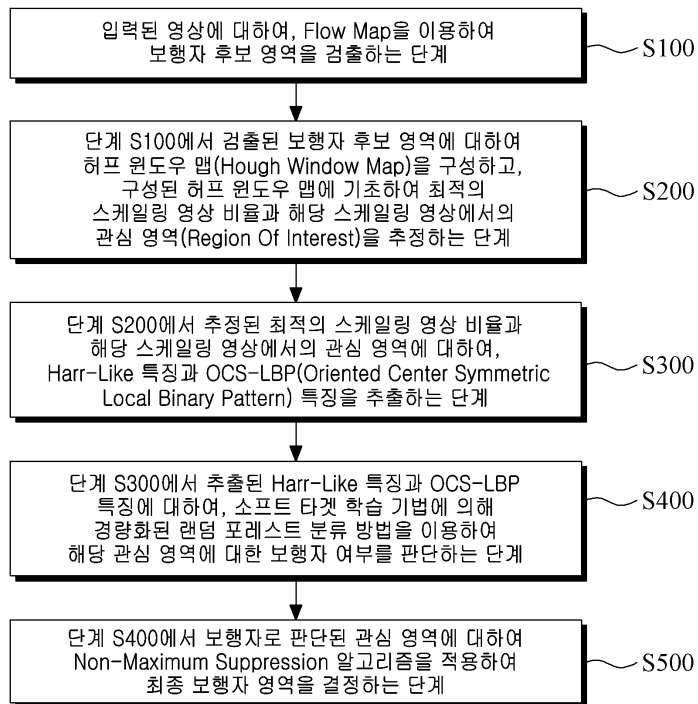
S500: 단계 S400에서 보행자로 판단된 관심 영역에 대하여 Non-Maximum Suppression 알고리즘을 적용하여 최종 보행자 영역을 결정하는 단계

도면

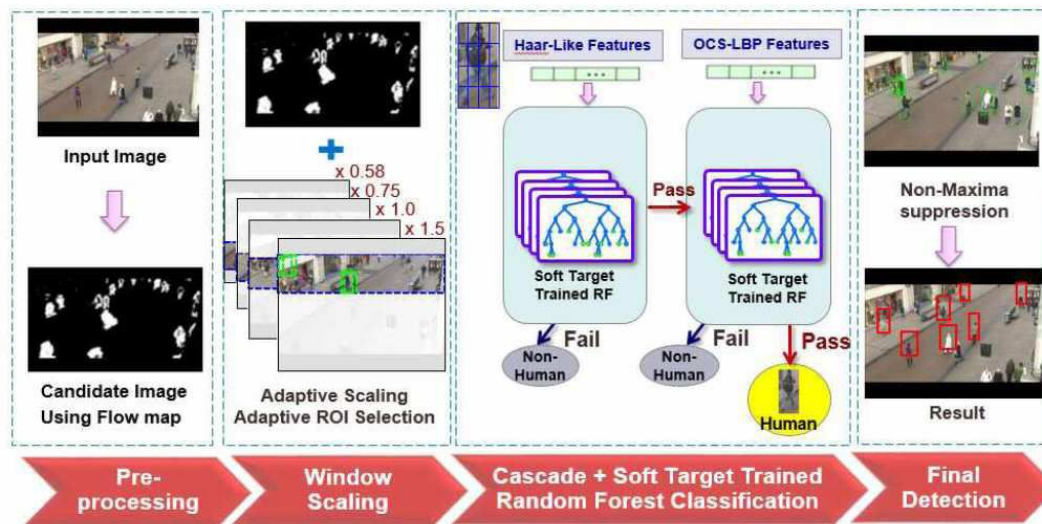
도면1



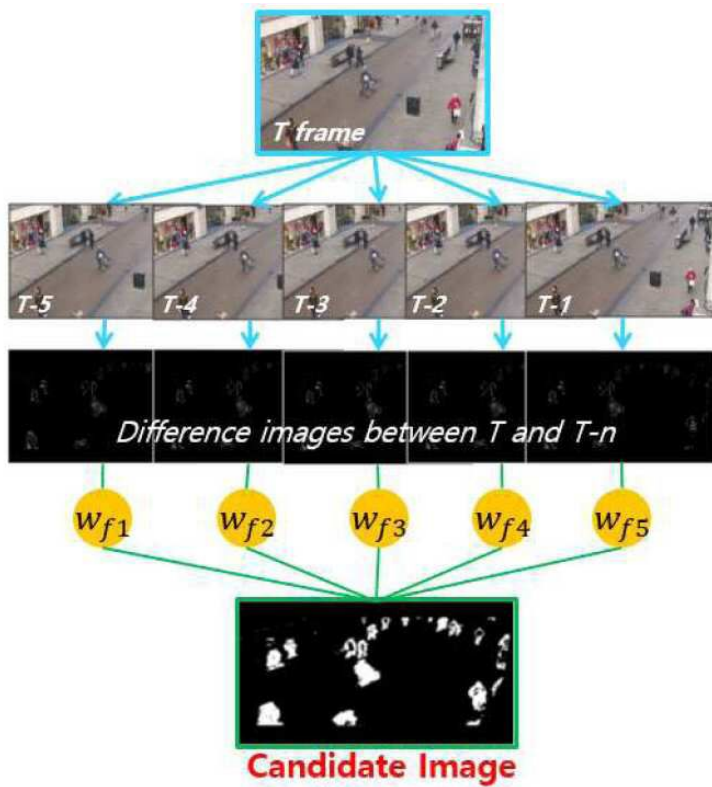
도면2



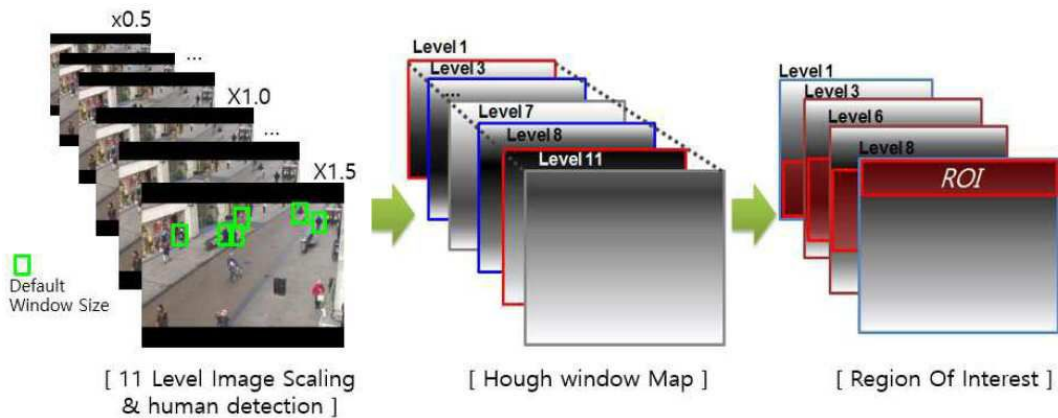
도면3



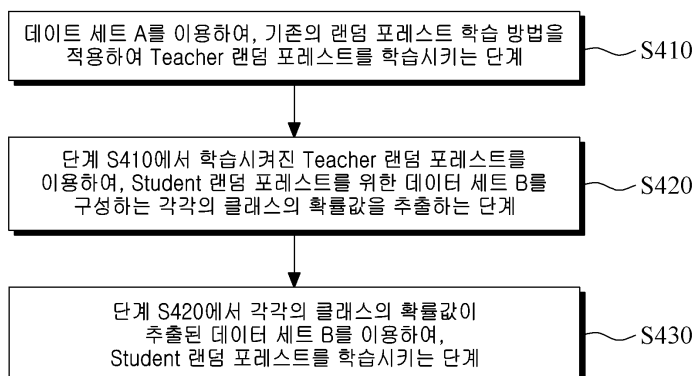
도면4



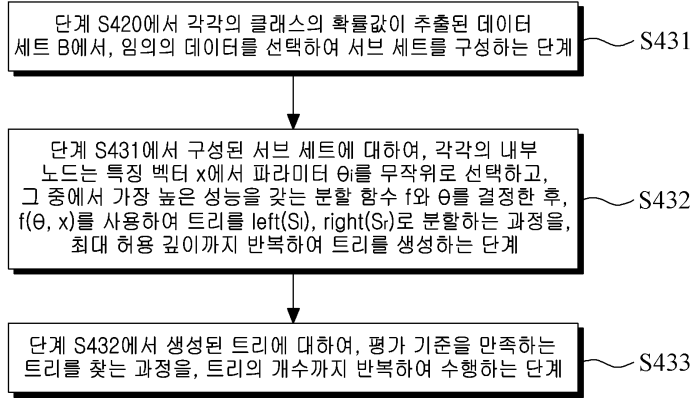
도면5



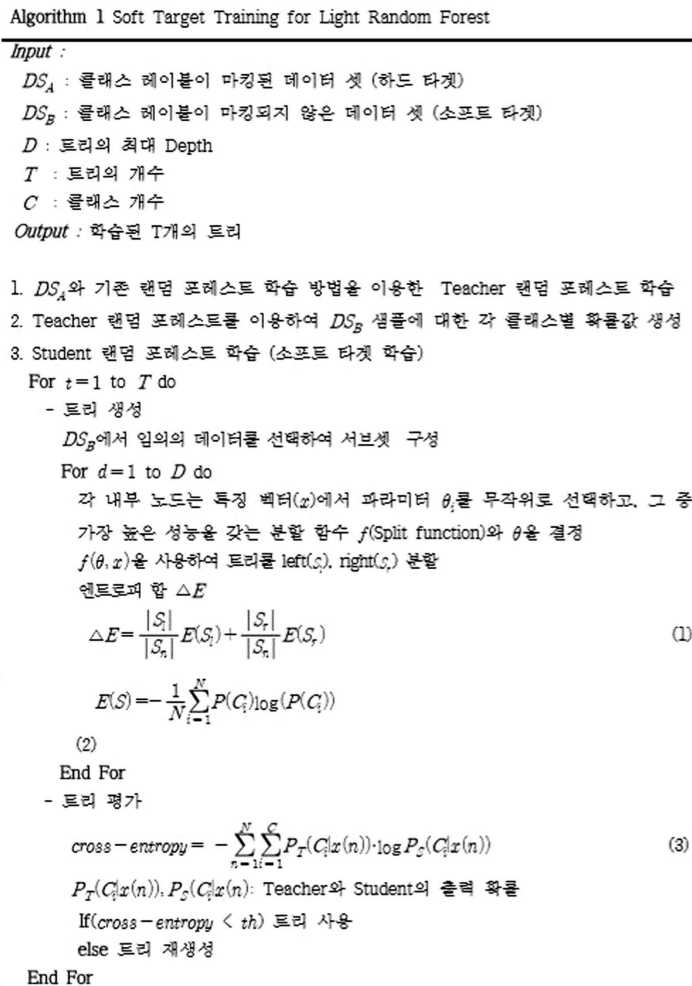
도면6



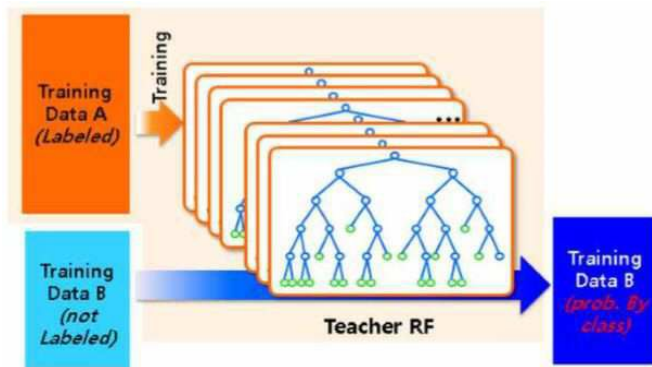
도면7



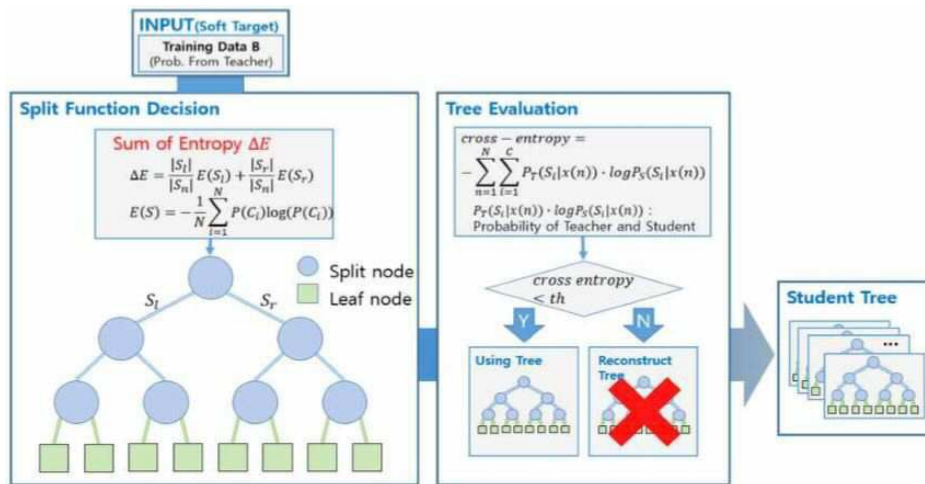
도면8



도면9



도면10



도면11

