



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0126233
(43) 공개일자 2020년11월06일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G05D 1/02 (2020.01) G05D 1/00 (2006.01)
G06Q 10/04 (2012.01)
(52) CPC특허분류
G05D 1/0212 (2013.01)
G05D 1/0088 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2019-0049988
(22) 출원일자 2019년04월29일
심사청구일자 2019년04월29일

(71) 출원인
연세대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)
(72) 발명자
이원석
서울특별시 영등포구 여의동로 143(여의도동, 대우트럼프월드)
(74) 대리인
특허법인우인

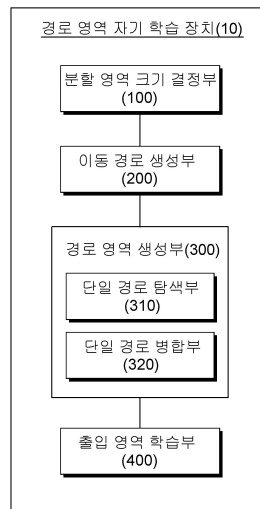
전체 청구항 수 : 총 14 항

(54) 발명의 명칭 실시간 경로 영역 자기 학습 방법 및 장치

(57) 요약

본 실시예들은 영상에 나타난 객체의 움직임을 감지하여 생성된 객체 메타 데이터를 기반으로 상기 객체의 이동 경로 트랜잭션을 생성하고, 상기 이동 경로 트랜잭션의 집합을 기반으로 추출한 빈발 항목 집합들을 기반으로 단일 경로를 생성하고, 상기 생성한 단일 경로를 이용하여 경로 영역을 생성함으로써, 경로 영역의 지속적인 자율 관리를 통해 실시간 경로 영역 자기 학습을 가능하게 하는 실시간 경로 영역 자기 학습 방법 및 장치를 제공한다.

대표도 - 도1b



(52) CPC특허분류

G05D 1/0221 (2013.01)

G05D 1/0246 (2019.05)

G06Q 10/04 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2017R1A2B4005344
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	중견연구자지원사업
연구과제명	엣지 컴퓨팅 기반 실시간 다계층/다기능 데이터 스트림 처리 프레임워크
기 여 율	1/1
과제수행기관명	연세대학교
연구기간	2018.03.01 ~ 2019.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨팅 디바이스에 의한 경로 영역 자기 학습 방법에 있어서,

영상에 나타난 객체의 움직임을 감지하여 생성된 객체 메타 데이터를 기반으로 상기 객체의 이동 경로 트랜잭션을 생성하는 단계; 및

상기 이동 경로 트랜잭션의 집합을 기반으로 추출한 빈발 항목 집합들을 기반으로 단일 경로를 생성하고, 생성한 상기 단일 경로를 이용하여 경로 영역을 생성하는 단계

를 포함하는 경로 영역 자기 학습 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 객체의 이동 경로 트랜잭션을 생성하는 단계는 상기 영상의 매 프레임마다 감지된 상기 객체의 위치 좌표를 분할 영역에 표시하는 것을 특징으로 하는 경로 영역 자기 학습 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 이동 경로 트랜잭션은 상기 위치 좌표들로 표현되는 상기 객체의 이동 경로를 상기 위치 좌표에 해당하는 분할 영역의 집합으로 표현하는 것을 특징으로 하는 경로 영역 자기 학습 방법.

청구항 4

제2항에 있어서,

복수의 분할 영역들 중 상기 객체가 지나다니지 않은 상기 분할 영역의 비율을 경로로 나타내는 경로 묘사율 및 상기 객체가 지나가는 상기 분할 영역의 개수에 대한 최소 지지도 이상인 상기 분할 영역의 개수의 비율로 나타내는 빈발 분할 영역 탐색률을 기반으로 상기 분할 영역의 크기를 결정하는 단계를 더 포함하는 경로 영역 자기 학습 방법.

청구항 5

제2항에 있어서,

상기 경로 영역을 생성하는 단계는,

상기 빈발 항목 집합들 중 원소의 개수와 상기 분할 영역의 개수와 유효 길이 임계치의 곱을 비교하여 상기 단일 경로들을 탐색하는 단계; 및

단일 경로 유사도를 기반으로 상기 단일 경로들 중 유사한 상기 단일 경로들을 병합하는 단계를 포함하는 경로 영역 자기 학습 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 단일 경로 유사도는 비교하는 두 개의 상기 단일 경로에 대해 공유하고 있는 상기 분할 영역의 개수를 상기 두 개의 단일 경로가 각각 포함하는 상기 분할 영역의 개수 중 작은 값으로 나누어 계산하는 것을 특징으로 하는 경로 영역 자기 학습 방법.

청구항 7

제5항에 있어서,

상기 단일 경로들을 병합하는 단계는,

상기 경로 영역에 포함된 상기 단일 경로들과 병합 판단 대상인 단일 경로 간의 상기 단일 경로 유사도의 평균
으로 경로 영역 유사도를 계산하며,

상기 경로 영역 유사도가 경로 유사 임계치보다 클 경우, 해당하는 상기 경로 영역과 상기 단일 경로가 병합되
며, 상기 해당하는 경로 영역이 다수 존재하면 상기 경로 영역 유사도가 가장 큰 값을 가지는 상기 경로 영역과
상기 단일 경로가 병합되는 것을 특징으로 하는 경로 영역 자기 학습 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 영상에서 상기 경로 영역을 지나는 상기 객체가 나타나고 사라지는 위치를 탐색하기 위해 상기 영상의 출
현 영역과 소멸 영역을 탐색하는 출입 영역 자기 학습 단계를 더 포함하고,

상기 출입 영역 자기 학습 단계는 상기 출현 영역과 소멸 영역을 기반으로 감지된 상기 객체를 선별하고 상기
객체의 이동을 예측하거나 비정상적인 움직임을 보이는 상기 객체를 찾는 것을 특징으로 하는 경로 영역 자기
학습 방법.

청구항 9

영상에 나타난 객체의 움직임을 감지하여 생성된 객체 메타 데이터를 기반으로 상기 객체의 이동 경로 트랜잭션
으로 생성하는 이동 경로 생성부; 및

상기 이동 경로 트랜잭션의 집합을 기반으로 추출한 빈발 항목 집합들을 기반으로 단일 경로를 생성하고, 생성
한 상기 단일 경로를 이용하여 경로 영역을 생성하는 경로 영역 생성부를 포함하는 경로 영역 자기 학습 장치.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 이동 경로 생성부는 상기 영상의 매 프레임마다 감지된 상기 객체의 위치 좌표를 분할 영역에 표시하며,

상기 트랜잭션은 상기 위치 좌표들로 표현되는 상기 객체의 이동 경로를 상기 위치 좌표에 해당하는 분할 영역
의 집합으로 표현하는 것을 특징으로 하는 경로 영역 자기 학습 장치.

청구항 11

제10항에 있어서,

복수의 분할 영역들 중 상기 객체가 지나다니지 않은 분할 영역의 비율을 경로로 나타내는 경로 묘사율 및 상기
객체가 지나가는 상기 분할 영역의 개수에 대한 최소 지지도 이상인 상기 분할 영역의 개수의 비율로 나타내는
빈발 분할 영역 탐색률을 기반으로 상기 분할 영역의 크기를 결정하는 분할 영역 크기 결정부를 더 포함하는 경
로 영역 자기 학습 장치.

청구항 12

제10항에 있어서,

상기 경로 영역 생성부는,

상기 빈발 항목 집합들 중 원소의 개수와 상기 분할 영역의 개수와 유효 길이 임계치의 곱을 비교하여 상기 단
일 경로들을 탐색하는 단일 경로 탐색부; 및

단일 경로 유사도를 기반으로 상기 단일 경로들 중 유사한 상기 단일 경로들을 병합하는 단일 경로 병합부를 포
함하는 경로 영역 자기 학습 장치.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 경로 영역 생성부는,

상기 경로 영역에 포함된 상기 단일 경로들과 병합 판단 대상인 단일 경로 간의 상기 단일 경로 유사도의 평균으로 경로 영역 유사도를 계산하며,

상기 경로 영역 유사도가 경로 유사 임계치보다 클 경우, 해당하는 상기 경로 영역과 상기 단일 경로가 병합되며, 상기 해당하는 경로 영역이 다수 존재하면 상기 경로 영역 유사도가 가장 큰 값을 가지는 상기 경로 영역과 상기 단일 경로가 병합되는 것을 특징으로 하는 경로 영역 자기 학습 장치.

청구항 14

제9항에 있어서,

상기 영상에서 상기 경로 영역을 지나는 상기 객체가 나타나고 사라지는 위치를 탐색하기 위해 상기 영상의 출현 영역 및 소멸 영역을 탐색하는 출입 영역 자기 학습부를 더 포함하고,

상기 출입 영역 자기 학습부는 상기 출현 영역과 소멸 영역을 기반으로 감지된 상기 객체를 선별하고 상기 객체의 이동을 예측하거나 비정상적인 움직임을 보이는 상기 객체를 찾는 것을 특징으로 하는 경로 영역 자기 학습 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 실시예가 속하는 기술 분야는 실시간 경로 영역 자기 학습 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 영상에서의 경로 영역 학습을 통해 해당 영상에 나타난 객체들의 움직임에 레이블을 지정하여 객체의 이동 궤적을 압축하여 로깅할 수 있다. 또한 경로 영역 학습을 통해 객체의 향후 움직임을 예측하는데 사용할 수 있으며, 비정상적인 객체의 이동을 감지하는 데 사용할 수 있다.

[0003] 경로 영역 학습이란 영상에 나타난 차량, 사람, 동물 등 객체들이 주로 이동하는 위치에 해당하는 화면 영역을 찾는 것이다. 고속도로를 촬영한 영상에서 차로에 해당하는 영역을 찾거나 공원, 광장 등을 촬영한 영상에서 사람들의 주요 이동경로에 해당하는 영역을 찾는 것이 그 예이다.

[0004] 주요 이동경로를 학습하면 영상에 나타난 객체들의 움직임을 예측할 수 있으며 이상 움직임을 보이는 객체를 찾아내는데 사용될 수 있다. 객체의 움직임을 기반으로 경로 영역을 모델링하여 경계가 없는 경로 영역도 학습이 가능했으나 이는 배치 처리 기반의 알고리즘으로 실시간 학습이 불가능하였다. 따라서, 객체의 움직임을 기반으로 실시간에 경로 영역을 자기 학습할 필요가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 발명의 실시예들은 경로 영역의 지속적인 자율 관리를 통해 실시간 경로 영역 자기 학습을 가능하게 하는데 발명의 주된 목적이 있다.

[0006] 본 발명의 명시되지 않은 또 다른 목적들은 하기의 상세한 설명 및 그 효과로부터 용이하게 추론할 수 있는 범위 내에서 추가적으로 고려될 수 있다.

과제의 해결 수단

[0007] 본 실시예의 일 측면에 의하면, 컴퓨팅 디바이스에 의한 경로 영역 자기 학습 방법에 있어서, 영상에 나타난 객체의 움직임을 감지하여 형성한 객체 메타 데이터를 기반으로 상기 객체의 이동 경로를 트랜잭션으로 생성하는 단계 및 상기 트랜잭션의 데이터 세트에 대해 빈발 항목 집합 탐색 기법을 사용해 찾아진 빈발 항목 집합들 중 크기가 유효 길이 임계치 이상인 단일 경로들을 기반으로 경로 영역을 생성하는 단계를 포함하는 경로 영역 자기 학습 방법을 제공한다.

[0008] 본 실시예의 다른 측면에 의하면, 영상에 나타난 객체의 움직임을 감지하여 형성한 객체 메타 데이터를 기반으

로 상기 객체의 이동 경로를 트랜잭션으로 생성하는 이동 경로 생성부 및 상기 트랜잭션의 데이터 세트에 대해 빈발 항목 집합 탐색 기법을 사용해 찾아진 빈발 항목 집합들 중 크기가 유효 길이 임계치 이상인 단일 경로들을 기반으로 경로 영역을 생성하는 경로 영역 생성부를 포함하는 경로 영역 자기 학습 장치를 제공한다.

발명의 효과

- [0009] 이상에서 설명한 바와 같이 본 발명의 실시예들에 의하면, 영상에 나타난 객체들의 움직임을 기반으로 경로 영역을 학습하며, 실시간에 지속적인 자율 관리가 가능함에 따라서 변화하는 경로 영역을 학습할 수 있다.
- [0010] 단일 경로 탐색 시 길이가 짧은 빈발 항목 집합들은 객체 오감지에 의해 경로가 아닌 영역에서 발생하거나 두 개 이상의 경로에 공통으로 포함되는 경우로 이를 제외하고 경로 영역을 탐색함으로써 정확도를 향상시키고 연산량을 줄일 수 있는 효과가 있다. 또한, 경로 영역과 함께 출현 영역과 소멸 영역을 찾는 기능을 도입해 객체가 나타나고 사라지는 주요 위치를 찾을 수 있다.
- [0011] 여기에서 명시적으로 언급되지 않은 효과라 하더라도, 본 발명의 기술적 특징에 의해 기대되는 이하의 명세서에서 기재된 효과 및 그 잠정적인 효과는 본 발명의 명세서에 기재된 것과 같이 취급된다.

도면의 간단한 설명

- [0012] 도 1a 및 도 1b는 본 발명의 일 실시예에 따른 경로 영역 자기 학습 장치를 예시한 블록도이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 이동 경로 트랜잭션 생성을 나타내는 도면이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 단일 경로 유사도를 나타내는 도면이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 경로 영역 유사도를 나타내는 도면이다.
- 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 분할 영역 크기에 따른 객체 이동 로그를 표현한 도면이다.
- 도 6a 및 도 6b는 본 발명의 일 실시예에 따른 경로 영역 자기 학습 방법을 예시한 흐름도이다.
- 도 7은 실시예들에서 사용되기에 적합한 컴퓨팅 디바이스를 포함하는 컴퓨팅 환경을 예시하여 설명하기 위한 블록도이다.
- 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 실험 데이터의 영상 화면을 나타내는 예시도이다.
- 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 분할 영역 크기 변화에 따른 경로 영역 탐지 결과를 나타내는 예시도이다.
- 도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 경로 유사 임계치에서 찾아진 경로 영역을 나타내는 예시도이다.
- 도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 고속도로 영상에서 출현 영역과 소멸 영역을 나타내는 예시도이다.
- 도 12는 본 발명의 일 실시예에 따른 광장 영상에서 출현 영역과 소멸 영역을 나타내는 예시도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0013] 이하, 본 발명을 설명함에 있어서 관련된 공지기능에 대하여 이 분야의 기술자에게 자명한 사항으로서 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하고, 본 발명의 일부 실시예들을 예시적인 도면을 통해 상세하게 설명한다.
- [0014] 도 1a 및 도 1b는 경로 영역 자기 학습 장치를 예시한 블록도이다. 도 1a 및 도 1b에 도시한 바와 같이, 경로 영역 자기 학습 장치(10)는 분할 영역 크기 결정부(100), 이동 경로 생성부(200), 경로 영역 생성부(300) 및 출입 영역 학습부(400)를 포함한다. 경로 영역 자기 학습 장치(10)는 도 1에서 예시적으로 도시한 다양한 구성요소들 중에서 일부 구성요소를 생략하거나 다른 구성요소를 추가로 포함할 수 있다.
- [0015] 경로 영역 자기 학습 장치(10)는 실시간 영상의 메타 데이터에 대해 최적의 분할 영역 크기를 스스로 결정하고, 반복적으로 빈발 항목 집합 탐색을 기반으로 경로 영역을 자기 학습한다. 영상 메타 데이터는 영상에 나타난 객체들의 위치를 화면상의 좌표를 통해 표현한다.
- [0016] 경로 영역 자기 학습 장치(10)는 여러 객체들의 유사한 움직임에 대해 경로 영역을 자기 학습하기 위해 객체의 이동 경로 위치를 이산화기법을 통해 트랜잭션화하여 각 객체 별 이동 경로 트랜잭션을 생성하며, 이동 경로 트랜잭션 데이터 세트에 대해 빈발 항목 집합 탐색을 수행하고 유효 길이 임계치에 따라 단일 경로들을 찾는다.

단일 경로들은 객체가 주로 위치한 분할 영역의 집합을 의미하고 유사한 단일 경로들을 병합함으로써 경로 영역을 학습한다.

- [0017] 분할 영역은 판면을 구성할 때 쓰이는 가상의 격자 형태의 안내선을 나타내는 그리드로서, 수직과 수평으로 면이 분할될 수 있으나 반드시 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0018] 분할 영역 크기 결정부(100)는 복수의 분할 영역들 중 객체가 지나다니지 않은 분할 영역의 비율을 경로로 나타내는 경로 묘사율 및 객체가 지나가는 분할 영역의 개수에 대한 최소 지지도 이상인 분할 영역의 개수의 비율로 나타내는 빈발 분할 영역 탐색률을 기반으로 상기 분할 영역의 크기를 결정한다.
- [0019] 이동 경로 생성부(200)는 영상에 나타난 객체의 움직임을 감지하여 형성한 객체 메타 데이터를 기반으로 객체의 이동 경로를 트랜잭션으로 생성한다.
- [0020] 경로 영역 생성부(300)는 단일 경로 탐색부(310) 및 단일 경로 병합부(320)를 포함한다.
- [0021] 경로 영역 생성부(300)는 이동 경로 트랜잭션의 집합을 기반으로 추출한 빈발 항목 집합들을 기반으로 단일 경로를 생성하고, 생성한 단일 경로를 이용하여 경로 영역을 생성한다.
- [0022] 단일 경로 탐색부(310)는 빈발 항목 집합들 중 원소의 개수와 분할 영역의 개수와 상기 유효 길이 임계치의 곱을 비교하여 단일 경로들을 탐색한다.
- [0023] 단일 경로 병합부(320)는 단일 경로 유사도를 기반으로 단일 경로들 중 유사한 상기 단일 경로들을 병합한다. 단일 경로 유사도는 비교하는 두 개의 단일 경로에 대해 공유하고 있는 분할 영역의 개수를 각각 포함하는 분할 영역의 개수 중 작은 값으로 나누어 계산한다.
- [0024] 출입 영역 학습부(400)는 영상에서 경로 영역을 지나는 객체가 나타나고 사라지는 위치를 탐색하기 위해 영상의 출현 영역과 소멸 영역을 탐색한다. 출현 영역과 소멸 영역을 기반으로 감지된 객체를 선별하고 객체의 이동을 예측하거나 비정상적인 움직임을 보이는 객체를 찾는다.
- [0025] 이하에서는 경로 영역 자기 학습 장치(10)가 형성하는 객체 이동 경로 트랜잭션 생성을 설명하기로 한다.
- [0026] 객체 메타 데이터는 영상에 나타난 객체의 움직임을 감지해 생성한 데이터이다. 영상의 매 프레임마다 감지된 객체의 위치 좌표를 포함하고 있으며 이는 영상 이미지에서 중앙점의 픽셀 위치를 의미하고 x축과 y축으로 표현된 직교 좌표계를 사용한다. 객체 메타 데이터의 객체 별 레코드 수는 객체가 영상에 나타난 프레임 수와 같으며 객체의 이동경로는 각 프레임에서의 객체의 위치좌표로 알 수 있다.
- [0027] 영상의 위치 좌표계의 x축 값과 y축 값을 일정한 크기로 이산화하여 화면을 격자 형태로 분할한다. 분할 영역(G)는 분할된 격자 모양의 영역을 의미하며 |G|는 화면을 분할한 분할 영역의 총 개수를 의미한다. 객체 메타 데이터에서 객체의 위치 좌표 역시 이산화를 통해 분할 영역으로 치환될 수 있다. 따라서 객체 메타 데이터에서 위치좌표들로 표현되었던 객체의 이동경로를 해당 분할 영역들의 집합으로 표현할 수 있으며 이를 객체의 이동 경로 트랜잭션 T라고 하고 이동 경로 트랜잭션 $T_i = \{Gi_1, Gi_2, Gi_3, \dots\}$ 는 객체 O_i 가 지나간 분할 영역들의 집합을 의미한다.
- [0028] 이하에서는 이동 경로 트랜잭션을 생성하는 것에 대해 설명하기로 한다. 도 2는 이동 경로 트랜잭션 생성을 나타내는 예시도이다.
- [0029] 도 2a는 객체 메타 데이터의 예시이며, 도 2b는 01의 위치 좌표를 화면상에 표시한 것이다. 도 2에서 객체는 총 5프레임 동안 영상에 나타났으며 이는 5개의 객체 메타 데이터 레코드로 표현되었다. 도 2의 영상은 가로 50 세로 50의 화면이다.
- [0030] 도 2c는 객체의 이동 경로 각 좌표에 해당하는 분할 영역 영역을 표시한 것이다. 분할 영역은 가로 10 세로 10 크기로 화면 상에 총 25개의 분할 영역 영역이 존재한다. 객체는 5개의 프레임 동안 4개의 분할 영역을 지났고 해당 분할 영역들이 01의 이동 경로 트랜잭션의 항목이 된다. 객체는 302 분할 영역을 2개 프레임 동안 지나갔으나 이동 경로 트랜잭션에서는 다른 분할 영역들과 같이 한 개 항목으로 표현된다.
- [0031] 도 2d는 최종적으로 생성된 객체 01의 이동 경로 트랜잭션 T1이다. 원본 데이터에서 5개 레코드로 표현되었던 객체의 이동 경로가 4개 항목으로 이루어진 하나의 트랜잭션으로 표현되었다. 주어진 모든 객체 메타 데이터에서 각 객체 별 이동 경로 트랜잭션을 생성한다. 트랜잭션 데이터 세트 $D = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_n\}$ 는 모든 객체들의 경로 트랜잭션들의 집합을 의미한다.

[0032] 객체 이동 경로 트랜잭션은 분할 영역 집합으로 표현되고 트랜잭션 데이터 세트에 대해 빈발 항목 집합 탐색을 수행한 결과 찾아지는 빈발 항목 집합은 객체 들이 주로 이동한 분할 영역들을 의미한다.

[0033] 경로 영역 자기 학습 장치(10)는 빈발 항목 집합의 탐색을 위해 FP-Growth 방법을 사용한다. FP-Growth 방법은 빈발 항목 집합 탐색 시에 후보 항목을 생성하지 않으며, 빈발 패턴 트리 (Frequent Pattern Tree, FP-Tree)를 생성하게 된다. 빈발 항목 집합의 탐색을 위한 방법은 반드시 이에 한정되는 것은 아니며 Apriori 방법으로 대체될 수 있으며, 빈발 항목 집합을 탐색할 수 있는 또 다른 방법으로 대체될 수 있다.

[0034] 이동 경로 트랜잭션 데이터 세트에서 FP-Growth 방법을 적용해 찾아낸 빈발 항목 집합 중 1-항목 집합 혹은 2-항목 집합과 같이 포함하는 원소의 개수가 적은 빈발 항목 집합은 오감지에 의한 짧은 트랜잭션에 의해 생성되었거나 여러 경로 영역에 공통으로 포함되는 경우이다. 이런 빈발 항목 집합들은 구분 되는 경로 영역을 학습하는 데 정확도를 낮출 뿐만 아니라 불필요한 연산을 하게 되므로 적절한 길이 이상의 빈발 항목 집합만으로 경로 영역을 학습해야 한다. 따라서, 단일 경로(Single Route)는 다음과 같이 정의한다.

수학식 1

$$P=\{G_{p1}, G_{p2}, ..., G_{pk}\}에서, |P| > |G| \times \epsilon_{length}$$

[0036] 상술한 수학식 1을 참조하면, P는 빈발 항목 집합 탐색 결과로 도출된 빈발 항목 집합들, |P|는 빈발 항목 집합들 중 원소의 개수, |G|는 전체 분할 영역 개수, ϵ_{length} 는 유효 길이 임계치를 의미한다.

[0037] 단일 경로는 빈발 항목 집합 탐색 결과로 도출된 빈발 항목 집합들 중에서 빈발 항목 집합들 중 원소의 개수가 전체 분할 영역 개수와 유효 길이 임계치를 곱한 값보다 큰 항목 집합들이다. 경로 영역 자기 학습 알고리즘은 단일 경로를 대상으로 정확도를 높이고 불필요한 연산을 줄일 수 있다.

[0038] 빈발 항목 집합 탐색으로 도출된 단일 경로들은 고속도로에서 차선 변경 혹은 추월, 도보에서 마주치는 사람을 피하기 위한 움직임 등을 의미하는 객체 움직임에 기반하여 탐색된다. 즉, 단일 경로들은 동일한 경로에 대한 여러 변형들로 볼 수 있다. 따라서 단일 경로들 중 유사한 단일 경로들을 병합함으로써 의미적으로 구별되는 경로 영역들을 찾을 수 있다. 이렇게 병합된 유사 단일 경로들의 집합을 경로 영역(R)이라고 정의한다.

[0039] 유사한 단일 경로들을 병합하기 위해 우선 단일 경로 사이의 유사도를 정의 한다. 단일 경로 유사도(Single Route Similarity)는 다음과 같이 정의한다.

수학식 2

$$sim_{single}(P_1, P_2) = \frac{|P_1 \cap P_2|}{\min(|P_1|, |P_2|)}$$

[0041] 상술한 수학식 2를 참조하면, P1 및 P2는 비교하고자 하는 단일 경로를 의미하며, P1은 제1 단일 경로, P2는 제2 단일 경로, $|P1 \cap P2|$ 는 제1 단일 경로 및 제2 단일 경로가 공유하고 있는 분할 영역의 개수를 의미한다.

[0042] 단일 경로 유사도는 제1 단일 경로 및 제2 단일 경로가 공유하고 있는 분할 영역의 개수를 제1 단일 경로 및 제2 단일 경로가 각각 포함한 분할 영역 개수 중 작은 값으로 나눈 것을 의미한다.

[0043] 이하에서는 단일 경로 유사도에 대해 설명하기로 한다. 도 3는 단일 경로 유사도를 나타내는 도면이다.

[0044] 도 3을 참조하면, 제1 단일 경로는 $P1 = \{202, 302, 403, 503\}$ 이고, 제2 단일 경로는 $P2 = \{102, 202, 302, 303, 403\}$ 이다. 이 때 두 단일 경로가 공유하는 분할 영역은 $P1 \cap P2 = \{202, 302, 403\}$ 이고, 두 단일 경로가 포함하는 분할 영역의 수는 각각 $|P1| = 5$, $|P2| = 4$ 이다.

[0045] 따라서, 상술한 수학식 2에 상기 값들을 대입하면 두 단일 경로 간의 유사도는 0.75이다.

[0046] 경로 영역은 유사한 단일 경로들의 집합이다. 유사한 단일 경로들을 점진적으로 병합함으로써 경로 영역을 찾을 수 있다. 따라서 경로 영역 R과 단일 경로 P 간의 병합을 판단하기 위해 경로 영역과 단일 경로 간의 유사도를 구해야한다. 경로 영역 유사도(Route Area Similarity)는 다음과 같이 정의한다.

수학식 3

$$sim_{area}(R, P) = \frac{\sum_{P_k \in R} sim_{single}(P_k, P)}{|R|}$$

[0047]

[0048] 상술한 수학식 3을 참조하면, 경로 영역 유사도는 경로 영역에 포함되어 있는 단일 경로들과 병합 판단 대상인 단일 경로 간의 유사도들의 평균으로 구할 수 있으며, R은 경로 영역을 의미한다.

[0049] 이하에서는 경로 영역 유사도에 대해 설명하기로 한다. 도 4는 경로 영역 유사도를 나타내는 도면이다.

[0050] 도 4에서 경로 영역 R은 제1 단일 경로 P1 과 제2 단일 경로 P2를 이미 포함하고 있다. 이때 경로 영역 R과 제3 단일 경로 P3 = {202, 302, 402, 503} 간의 경로 영역 유사도는 수학식 3을 참조하여 구할 수 있다. 상술한 수학식 3에 상기 값들을 대입하면 경로 영역 유사도는 0.625이다. 이렇게 구한 경로 영역 유사도는 경로 영역과 단일 경로 간 병합 시 사용된다. 단일 경로 병합(Single Route Merge)은 다음과 같이 정의할 수 있다.

수학식 4

$$Max_{\forall R}(Sim_{area}(R, P)) > \mathcal{E}_{sim}$$

[0051]

[0052] 상술한 수학식 4를 참조하면, \mathcal{E}_{sim} 는 경로 유사 임계치를 의미하며, 경로 영역 유사도가 경로 유사 임계치(\mathcal{E}_{sim}) 보다 클 경우 해당 경로 영역과 단일 경로는 병합이 가능하다고 판단하며, 해당 시점에 병합이 가능한 여러 경로 영역이 존재할 경우 각 경로 영역과의 경로 영역 유사도를 구해 가장 큰 값을 가지는 경로 영역과 해당 단일 경로를 병합한다.

[0053] 따라서, 단일 경로 병합은 상술한 수학식 4를 만족하는 경우 단일 경로 P를 경로 영역 R에 병합한다.

[0054] 단일 경로 병합은 빈발 항목 집합 탐색 결과 도출된 단일 경로들을 대상으로 수행하고, 단일 경로가 포함한 분할 영역의 개수에 따라 내림차순으로 정렬하며, 정렬된 순서대로 단일 경로들을 순회하면서 구별되는 경로 영역을 탐색한다. 분할 영역의 개수가 가장 많은 첫 단일 경로는 아직 탐색된 경로 영역이 없으므로 해당 단일 경로를 포함하는 경로 영역을 새로 생성한다. 이후 순서대로 각 단일 경로마다 현재까지 탐색된 경로 영역들과 해당 단일 경로 간의 단일 경로 병합을 수행한다. 단일 경로 병합에 실패한 단일 경로에 대해 해당 단일 경로를 포함하는 새로운 경로 영역을 생성한다. 같은 방법으로 모든 단일 경로들을 순회하며 경로 영역을 학습한다.

[0055] 이하에서는 최적의 분할 영역의 크기를 자율 결정하는 것에 대해 설명한다. 도 5는 분할 영역 크기에 따른 객체 이동 로그를 표현한 도면이다.

[0056] 영상 메타 데이터에서 최적의 분할 영역 크기를 스스로 결정하기 위해서는 분할 영역 크기에 따라 화면을 묘사하는 정도를 나타내는 묘사율과 각 분할 영역의 지지도에 따른 빈발 분할 영역 탐색률을 산출하고 두 지표에 따라 최적의 분할 영역 크기를 결정한다. 영상 메타 데이터에 대해 윈도우 기법을 사용하여 윈도우 크기 시간 동안의 데이터 세트에 대해 빈발 항목 집합 탐색 기반 경로 영역 자기 학습 기법을 수행하여 해당 윈도우에서의 단일 경로들을 찾은 후 직진 윈도우 까지 탐지된 경로 영역 집합에 대해 단일 경로 병합을 수행함으로써 점진적으로 경로 영역을 자기 학습하게 된다.

[0057] 영상 메타 데이터에서 경로 영역을 학습할 때 화면 좌표를 이산화하여 그리 드로 표현한다. 이 때 분할 영역 크기가 작을수록 화면을 보다 많은 수의 분할 영역으로 표현하게 되어 객체의 이동 경로를 자세하게 묘사할 수 있다. 따라서, 찾아지는 경로 영역도 더 자세하게 묘사될 수 있다. 하지만 분할 영역의 크기가 작아질수록 각 객

체들의 이동 경로 위치가 구분되어지고 비슷한 경로를 지나간 객체들의 이동 경로가 서로 다른 분할 영역으로 묘사됨으로써 빈발 항목 집합의 탐색이 이뤄지지 않을 수 있다. 따라서 화면상의 경로 영역을 자세히 묘사할 수 있으면서 객체들의 움직임을 적절하게 구분할 수 있는 최적의 분할 영역 크기를 찾는 것이 중요하다.

[0058] 도 5를 참조하면, 분할 영역 크기에 따른 동일 객체의 이동 로그 표현을 볼 수 있다. 도 5에서 도 5a는 객체의 이동을 화면상에 표현한 것이다. 도 5b는 화면을 16개 분할 영역으로 나누었을 때 객체가 이동하면서 지나간 분할 영역을 표현한 것이다. 도 5c는 화면을 64개 분할 영역으로 나누었을 때 객체가 이동하면서 지나간 분할 영역을 표현한 것이다.

[0059] 분할 영역 크기가 작을수록 많은 수의 분할 영역으로 화면을 표현하게 되고 객체의 이동을 더 자세하게 묘사하는 것을 볼 수 있다. 이 때 영상에 출현한 객체들의 이동을 표현한 분할 영역 집합의 크기와 전체 분할 영역 개수의 비율을 통해 객체 움직임이 자세하게 묘사되는 정도를 나타낼 수 있다. 경로 묘사율(Route Description Rate)은 다음과 같이 정의할 수 있다.

수학식 5

$$\delta_n = \frac{|G_n - GO_n|}{|G_n|}$$

[0060] 상술한 수학식 5를 참조하면, G_n 은 전체 분할 영역 집합, n 은 화면의 가로와 세로를 등분한 값, $|G_n|$ 은 전체 분할 영역 집합의 크기, GO_n 은 영상에 출현한 객체들이 한 번이라도 지나간 분할 영역들의 집합, δ_n 은 경로 묘사율을 의미한다.

[0062] 객체의 이동을 자세하게 묘사할수록 객체의 이동을 표현하는 영역의 면적이 작기 때문에 전체 분할 영역 중 객체가 지나다니지 않은 분할 영역의 비율을 경로 묘사율로 정의한다. 예를 들어 그림 5b에서 전체 분할 영역 집합(G_8)의 크기는 64이고 객체 하나가 이동하면서 지나간 분할 영역 집합(GO_8)의 크기는 9 이므로 이 때 경로 묘사율 δ_8 은 상술한 수학식 5에 대입하여 구할 수 있다. 상술한 수학식 5에 상기 값들을 대입하면, 경로 묘사율은 0.86이다.

[0063] 마찬가지로 도 5c에서 전체 분할 영역 집합(G_4)의 크기는 16이고 객체 하나가 이동하면서 지나간 분할 영역 집합(GO_4)의 크기는 5이므로 이때 경로 묘사율 δ_4 을 수학식 5에 대입하여 구하면 0.69이다.

[0064] 따라서, 경로 묘사율은 n 이 지수 승으로 감소하며 분할 영역 크기가 커질 때 같은 객체의 이동에 대해 크기가 작은 분할 영역 집합에 해당하는 영역은 반드시 크기가 큰 분할 영역 집합에 해당하는 영역에 포함되므로 동일한 객체들의 이동에 대해 분할 영역 크기가 작아질수록 경로 묘사율이 커진다

[0065] 경로 영역 자기 학습 장치(10)는 빈발 항목 집합 탐색 기반의 경로 영역 자기 학습 방법이다. 이 때 빈발 항목 집합은 객체가 주로 지나다니는 분할 영역 집합을 의미한다. 분할 영역 크기가 작을수록 객체의 이동이 구분되므로 동일한 경로에 대해 여러 항목 집합이 찾아지고 각 항목 집합들에 지지도가 분산되어 빈발 항목 집합으로 탐색되지 않을 수 있다. 빈발 항목 집합 탐색 시 빈발 항목 집합이 아닌 1-항목 집합을 포함하는 모든 n -항목 집합은 빈발 항목 집합이 될 수 없다. 즉, 빈발 항목 집합 탐색의 최소지지도(Supfrequent)를 만족하는 분할 영역이 적을수록 빈발 항목 집합이 탐색되지 않을 수 있다. 빈발 분할 영역 탐색률(Finding Frequent Grid Rate)은 다음과 같이 정의할 수 있다.

수학식 6

$$S(G_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } \frac{n(G_i)}{|O_n|} \geq Sup_{frequent} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad \text{일 때, } F_n = \frac{\sum_{G_i \in GO_n} S(G_i)}{|GO_n|}$$

[0066] 상술한 수학식 6을 참조하면, $n(G_i)$ 는 각 분할 영역을 지나간 객체의 수, $|O_n|$ 은 전체 객체의 수, $|GO_n|$ 은 객체

가 지나간 분할 영역의 개수, n 은 빈발 분할 영역 탐색률을 의미한다. 분할 영역의 지지도는 상기 각 분할 영역을 지나간 객체의 수를 전체 객체의 수로 나누어 구하며, 빈발 항목 집합 탐색의 최소 지지도와 비교하여 최소 지지도 이상인 분할 영역의 개수를 구한다. 객체가 지나간 분할 영역 개수에 대한 최소 지지도 이상인 분할 영역 개수의 비율로 빈발 분할 영역 탐색률을 정의한다.

[0068] n 이 지수 승으로 감소하며 분할 영역 크기가 커질 때 같은 객체의 이동에 대해 크기가 작은 분할 영역 집합에 해당하는 영역은 반드시 크기가 큰 분할 영역 집합에 해당하는 영역에 포함되므로 동일한 객체들의 이동에 대해 분할 영역 크기가 작아 질수록 빈발 분할 영역 탐색률이 작아진다. 최적 분할 영역 크기를 결정하기 위해 동일한 메타 데이터 세트에 대하여 분할 영역 크기를 줄여가며 묘사율과 빈발 분할 영역 탐색률을 구해 두 값의 곱이 최대가 되는 n 을 찾아 최적 분할 영역 크기를 결정한다.

[0069] 이하에서는 실시간으로 경로 영역을 자율적으로 관리하는 것에 대해 설명한다.

[0070] 실시간 영상에 대한 경로 영역 자기 학습에서는 객체의 이동에 따라 경로 영역이 정의되므로 최신 경로 영역으로 갱신되어야 한다. 시간이 지남에 따라 경로 영역이 변경되는 경우 기존 경로 영역은 삭제되고 새로운 경로 영역이 찾아야 한다. 이를 위해 경로 영역 지지도를 관리한다. 매 윈도우마다 단일 경로가 찾아지고 모든 단일 경로는 기존의 경로 영역을 순회하며 단일 경로 병합을 수행한다. 이 때 경로 영역 지지도는 경로 영역에 병합되는 단일 경로의 수로 정의한다. 따라서 영상에서 경로 영역이 변할 경우 시간이 지남에 따라 오래된 경로 영역에 대한 단일 경로가 찾아지지 않아 해당 경로 영역의 지지도는 증가하지 못하고 새로운 경로 영역의 지지도가 증가하게 된다. 매 윈도우마다 단일 경로 병합 이후 갱신된 지지도에 대해 최소 경로 영역 임계치를 만족하지 못하는 경로 영역은 삭제된다.

[0071] 예를 들어 현재까지 찾아진 경로 영역 $R1 = \{P1, P2, P3\}$, $R2 = \{P4, P5\}$, $R3 = \{P6, P7\}$ 의 각각의 지지도가 3, 2, 2이고 새로 찾아진 단일 경로 $P1, P8$ 이 각각 $R1, R2$ 에 단일 경로 병합이 이뤄진다고 하면, 경로 영역은 서로 다른 단일 경로만을 저장하기 때문에 $R1$ 은 이전과 마찬가지로 $R1 = \{P1, P2, P3\}$ 이고 지지도는 4로 갱신된다. $R2$ 는 새로운 단일 경로 $P8$ 을 포함하게 되어 $R2 = \{P4, P5, P8\}$ 이 되고 지지도는 3으로 갱신된다. $R3$ 는 이전과 동일하며 지지도도 그대로 2로 유지된다. 이 때 최소 경로 영역 임계치가 0.3이라고 하면 모든 경로 영역의 지지도 합에 대한 경로 영역의 지지도 비율이 그 이하인 경로 영역을 삭제한다. 따라서, 이 경우 경로 영역 $R3$ 는 삭제되고 $R1$ 과 $R2$ 는 유지된다. 시간이 지남에 따라서 더 이상 객체가 지나다니지 않는 경로 영역은 삭제되고 새로운 경로 영역이 학습 되면서 실시간 영상에 대해 스스로 경로 영역을 관리하는 실시간 경로 영역 자율 관리가 가능하다.

[0072] 경로 영역을 지나는 객체가 영상에서 나타나고 사라지는 위치를 탐색하기 위해 영상의 출현 영역과 소멸 영역을 탐색한다. 객체의 이동로그 트랜잭션에서 첫 번째 분할 영역을 객체의 출현 분할 영역이라고 하고 마지막 분할 영역을 객체의 소멸 분할 영역이라고 한다. 이 때 각 객체의 출현 분할 영역과 소멸 분할 영역을 구해 영상의 출현 영역과 소멸 영역을 찾기 위한 빈발 분할 영역을 탐색한다.

[0073] 아래의 표 1은 영상에 출현한 모든 객체의 출현 분할 영역의 지지도를 구한것이고, 표 2는 영상에 출현한 모든 객체의 소멸 분할 영역의 지지도를 구한 것이다. 이 때 지지도가 출입 영역 임계치(\mathcal{E}_{access}) 이상인 분할 영역들을 출현 영역 또는 소멸 영역으로 한다.

표 1

출현 분할 영역	지지도
101	4
102	4
201	3

표 2

소멸 분할 영역	지지도
910	5
2009	3
1010	3

- [0076] 상술한 표 1 및 표 2를 참조하면, 표1에서 출입 영역 임계치가 4인 경우 출현 영역은 101과 102이고 소멸 영역은 910이다.출입 영역과 경로 영역간의 연결을 통해 각 경로 영역의 출입구를 정의할 수 있다. 객체가 나타난 출현 영역에 따라 객체가 이동할 경로 영역을 예측할 수 있고 이에 따라 객체가 이동할 것으로 예측되는 경로 영역과 연결된 소멸 영역으로 사라질 것을 예측할 수 있다. 따라서 찾아진 출현 영역과 소멸 영역을 학습함으로써 출현 영역이 아닌 곳에서 나타나는 오감지된 객체를 필터링하여 정상적으로 감지된 객체를 선별하는데 사용될 수 있다. 또한 객체의 이동을 예측하거나 비정상적인 움직임을 보이는 객체를 찾는 데 사용될 수 있다.
- [0077] 도 6a 및 도 6b는 본 발명의 다른 실시예에 따른 경로 영역 자기 학습 방법을 예시한 흐름도이다. 경로 영역 자기 학습 방법은 컴퓨팅 디바이스에 의하여 수행될 수 있으며, 경로 영역 자기 학습 장치가 수행하는 동작에 관한 상세한 설명과 중복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0078] 단계 S610에서, 컴퓨팅 디바이스는 정체 분할 영역 중 객체가 지나다니지 않은 분할 영역의 비율을 경로로 나타내는 경로 묘사율 및 객체가 지나가는 분할 영역의 개수에 대한 최소 지지도 이상인 분할 영역의 개수의 비율로 나타내는 빈발 분할 영역 탐색률을 기반으로 분할 영역의 크기를 결정한다. 최적의 분할 영역 크기를 자율적으로 결정하는 것은 첫 윈도우 시에만 수행한다.
- [0079] 단계 S620에서, 컴퓨팅 디바이스는 영상에 나타난 객체의 움직임을 감지하여 형성한 객체 메타 데이터를 기반으로 객체의 이동 경로를 트랜잭션으로 생성한다.
- [0080] 단계 S620은 영상의 매 프레임마다 감지된 상기 객체의 위치 좌표를 표시하며, 위치 좌표는 영상의 이미지에서 중앙점의 픽셀 위치를 나타낸다. 객체의 이동 경로로 생성되는 트랜잭션은 위치 좌표들로 표현되는 객체의 이동 경로를 위치 좌표에 해당하는 분할 영역의 집합으로 표현한다.
- [0081] 단계 S630에서, 컴퓨팅 디바이스는 트랜잭션의 데이터 세트에 대해 빈발 항목 집합 탐색 기법을 사용해 찾아진 빈발 항목 집합들 중 크기가 유효 길이 임계치 이상인 단일 경로들을 기반으로 경로 영역을 생성한다.
- [0082] 단계 S630은 빈발 항목 집합들 중 원소의 개수와 분할 영역의 개수 및 유효 길이 임계치를 기반으로 단일 경로들을 탐색하고, 단일 경로 유사도를 기반으로 상기 단일 경로들 중 유사한 단일 경로들을 병합한다. 단일 경로 유사도는 비교하는 두 개의 단일 경로에 대해 공유하고 있는 분할 영역의 개수를 각각 포함하는 분할 영역의 개수 중 작은 값으로 나누어 계산한다.
- [0083] 단일 경로들의 병합은 경로 영역에 포함된 단일 경로들과 병합 판단 대상인 단일 경로 간의 단일 경로 유사도의 평균으로 경로 영역 유사도를 계산하며, 경로 영역 유사도가 경로 유사 임계치보다 클 경우 해당하는 경로 영역과 단일 경로는 병합 가능하며, 해당하는 경로 영역이 다수 존재하면 경로 영역 유사도가 가장 큰 값을 가지는 경로 영역과 단일 경로를 병합한다.
- [0084] 단계 S640에서, 컴퓨팅 디바이스는 영상에서 경로 영역을 지나는 객체가 나타나고 사라지는 위치를 탐색하기 위해 영상의 출현 영역과 소멸 영역을 탐색하고, 출현 영역과 소멸 영역을 기반으로 감지된 객체를 선별하고 객체의 이동을 예측하거나 비정상적인 움직임을 보이는 객체를 찾는다.
- [0085] 실시간 경로 영역 자기 학습의 동작과정은 최적 분할 영역 크기 자율 결정 단계, 빈발 항목 집합 탐색 단계, 단일 경로 병합 단계, 출입 영역 자기 학습 단계로 나눌 수 있다. 이는 다음과 같은 의사코드로 표현할 수 있다.
- [0086] For each metadata M_i for object O_i in datastream DS
- [0087] put M_i into transaction dataset D for time window W
- [0088] if first window
- [0089] find Optimal Grid Size n which make maximum $\delta_n * S_n$
- [0090] transform metadata M_i to route transaction T_i
- [0091] find frequent pattern FP from D by FP-Growth method
- [0092] sort FP in descending order by pattern length
- [0093] For each pattern P_i in FP
- [0094] if $n(P_i) > |D| * \epsilon_{length}$ then

- [0095] max = 0
- [0096] Rm = null
- [0097] For each route Rk in RS
- [0098] if simroute(Rk, Pi) > \mathcal{E}_{sim} and simroute(Rk, Pi) > max then
- [0099] max = simroute(Rk, Pi)
- [0100] Rm = Rk
- [0101] End For
- [0102] if Rm is not null then
- [0103] put Pi into Rm
- [0104] else
- [0105] new R = {Pi}
- [0106] put R in RS
- [0107] else
- [0108] break
- [0109] End For
- [0110] Update RS
- [0111] find entry grid and exit grid for each object from D
- [0112] find support of grid and compare with \mathcal{E}_{access}
- [0113] End For
- [0114] 실시간 경로 영역 자기 학습 알고리즘에서, DS는 데이터스트림, RS는 모든 경로 영역 집합, EntrySet은 출현 영역, ExitSet은 소멸 영역을 의미한다. 실시간 경로 영역 자기 학습 알고리즘은 DS가 입력되어 RS, EntrySet 및 ExitSet가 출력된다.
- [0115] 실시간 경로 영역 자기 학습 알고리즘은 실시간 경로 영역 탐지를 위해 시간 윈도우 W 동안 데이터 셋 D를 저장하고, 첫 윈도우에 대한 최적 분할 영역 크기 자율 결정을 한다. 그 후, 객체 메타 데이터에서 각 객체의 메타 데이터를 해당 객체의 이동 경로 트랜잭션으로 변환하며, 트랜잭션 데이터 세트 D에 대해 FP-Growth 방법을 통해 빈발 항목 집합을 찾는다. FP-Growth 방법을 통해 찾아진 빈발 항목 집합들은 크기에 따라 내림차순으로 정렬한다. 상술한 과정을 거치면 경로 영역 탐색을 수행하며, 경로 영역은 조건절에 따라 유효 길이 임계치 이상의 크기를 가진 단일 경로만을 대상으로 경로 영역을 탐색한다. 현재 단일 경로가 병합 가능한 경로 영역 중 경로 영역 유사도가 가장 큰 경로 영역을 탐색하며, 아직 찾아진 경로 영역이 없거나 현재 찾아진 경로 영역 중병합이 가능한 경로 영역이 없을 경우 Rm 은 그대로 null인 상태이고, Rm 이 null일 경우 현재 단일 경로를 포함하는 새로운 경로 영역을 생성한다. 그 후, 경로 영역의 지지도를 업데이트하고 지지도가 낮은 경로 영역을 삭제하며, 출입 분할 영역의 지지도를 구해 \mathcal{E}_{access} 에 따라 출입 영역을 구한다.
- [0116] 도 6a 및 도 6b에서는 각각의 과정을 순차적으로 실행하는 것으로 개재하고 있으나 이는 예시적으로 설명한 것에 불과하고, 이 분야의 기술자라면 본 발명의 실시예의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 도 6a 및 도 6b에 기재된 순서를 변경하여 실행하거나 또는 하나 이상의 과정을 병렬적으로 실행하거나 다른 과정을 추가하는 것으로 다양하게 수정 및 변형하여 적용 가능할 것이다.
- [0117] 도 7은 예시적인 실시예들에서 사용되기에 적합한 컴퓨팅 디바이스를 포함하는 컴퓨팅 환경을 예시하여 설명하기 위한 블록도이다. 도시된 실시예에서, 각 컴포넌트들은 이하에 기술된 것 이외에 상이한 기능 및 능력을 가질 수 있고, 이하에 기술되지 것 이외에도 추가적인 컴포넌트를 포함할 수 있다.
- [0118] 도시된 컴퓨팅 환경은 경로 영역 자기 학습 장치(10)를 포함한다. 일 실시예에서, 경로 영역 자기 학습 장치

(10)는 타 단말과 신호를 송수신하는 모든 형태의 컴퓨팅 디바이스일 수 있다.

- [0119] 경로 영역 자기 학습 장치(10)는 적어도 하나의 프로세서(710), 컴퓨터 판독 가능한 저장매체(720) 및 통신 버스(760)를 포함한다. 프로세서(710)는 경로 영역 자기 학습 장치(10)로 하여금 앞서 언급된 예시적인 실시예에 따라 동작하도록 할 수 있다. 예컨대, 프로세서(710)는 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(720)에 저장된 하나 이상의 프로그램들을 실행할 수 있다. 상기 하나 이상의 프로그램들은 하나 이상의 컴퓨터 실행 가능 명령어를 포함할 수 있으며, 상기 컴퓨터 실행 가능 명령어는 프로세서(710)에 의해 실행되는 경우 경로 영역 자기 학습 장치(10)로 하여금 예시적인 실시예에 따른 동작들을 수행하도록 구성될 수 있다.
- [0120] 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(720)는 컴퓨터 실행 가능 명령어 내지 프로그램 코드, 프로그램 데이터 및/또는 다른 적합한 형태의 정보를 저장하도록 구성된다. 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(720)에 저장된 프로그램(730)은 프로세서(710)에 의해 실행 가능한 명령어의 집합을 포함한다. 일 실시예에서, 컴퓨터 판독한 가능 저장 매체(720)는 메모리(랜덤 액세스 메모리와 같은 휘발성 메모리, 비휘발성 메모리, 또는 이들의 적절한 조합), 하나 이상의 자기 디스크 저장 디바이스들, 광학 디스크 저장 디바이스들, 플래시 메모리 디바이스들, 그 밖에 경로 영역 자기 학습 장치(10)에 의해 액세스되고 원하는 정보를 저장할 수 있는 다른 형태의 저장 매체, 또는 이들의 적합한 조합일 수 있다.
- [0121] 통신 버스(760)는 프로세서(710), 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(720)를 포함하여 경로 영역 자기 학습 장치(10)의 다른 다양한 컴포넌트들을 상호 연결한다.
- [0122] 경로 영역 자기 학습 장치(10)는 또한 하나 이상의 입출력 장치(미도시)를 위한 인터페이스를 제공하는 하나 이상의 입출력 인터페이스(740) 및 하나 이상의 통신 인터페이스(750)를 포함할 수 있다. 입출력 인터페이스(740) 및 통신 인터페이스(750)는 통신 버스(760)에 연결된다. 입출력 장치(미도시)는 입출력 인터페이스(740)를 통해 경로 영역 자기 학습 장치(10)의 다른 컴포넌트들에 연결될 수 있다. 예시적인 입출력 장치는 포인팅 장치(마우스 또는 트랙패드 등), 키보드, 터치 입력 장치(터치패드 또는 터치스크린 등), 음성 또는 소리 입력 장치, 다양한 종류의 센서 장치 및/또는 촬영 장치와 같은 입력 장치, 및/또는 디스플레이 장치, 프린터, 스피커 및/또는 네트워크 카드와 같은 출력 장치를 포함할 수 있다. 예시적인 입출력 장치(미도시)는 경로 영역 자기 학습 장치(10)를 구성하는 일 컴포넌트로서 경로 영역 자기 학습 장치(10)의 내부에 포함될 수도 있고, 경로 영역 자기 학습 장치(10)와는 구별되는 별개의 장치로 컴퓨팅 디바이스와 연결될 수도 있다.
- [0123] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 실험 데이터의 영상 화면을 나타내는 예시도이다.
- [0124] 도 8a는 고속도로 CCTV 영상을 나타내며, 해상도 720x480, 초당 7프레임의 11분 영상이다. 이로부터 추출한 객체 메타 데이터는 총 5469KB, 1383개의 객체가 출현하였다.
- [0125] 도 8b는 광장 CCTV 영상을 나타내며, 해상도 880x450, 초당 7프레임의 12분 영상이다. 이로부터 추출한 객체 메타 데이터는 총 10500KB, 1131개의 객체가 출현하였다.
- [0126] 경로 영역의 탐지는 객체 이동 경로 트랜잭션을 생성하고, FP-Growth 기법을 통해 빈발 항목 집합을 탐색하며, 경로 영역 유사도에 따른 단일 경로 병합으로 이루어진다. 빈발 항목 집합 탐색 시 최소 지지도는 고정되어 실행된다.
- [0127] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 분할 영역 크기 변화에 따른 경로 영역 탐지 결과를 나타내는 예시도이다.
- [0128] 도 9a 및 도 9b는 분할 영역의 개수가 100개일 때의 고속도로 영상에서 찾아진 경로 영역의 모습이다. 도 9c 및 도 9d는 분할 영역의 개수가 196개일 때의 도 9a 및 도 9b와 동일한 고속도로 영상에서 찾아진 경로 영역의 모습이다.
- [0129] 도 9를 참조하면, 본 발명은 분할 영역의 개수를 증가시켜 화면을 더 작은 크기의 분할 영역으로 분할할 경우 더 많이 구분되는 경로 영역을 탐색한다.
- [0130] 본 발명은 화면을 분할하는 분할 영역의 개수가 증가함에 따라 객체의 이동 경로 트랜잭션의 평균 길이가 증가하며, 분할 영역의 개수가 증가함에 따라 경로 영역 탐지를 위한 알고리즘의 평균 처리 시간은 길어진다.
- [0131] 도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 경로 유사 임계치에서 찾아진 경로 영역을 나타내는 예시도이다.
- [0132] 도 10a는 경로 유사 임계치가 0.6일 때, 찾아진 광장 영상의 경로 영역들 중 일부의 모습을 나타낸 예시도이다. 경로 유사 임계치가 0.6일 때 광장에서는 총 22개의 경로 영역이 탐지될 수 있으며, 각 경로 영역이 포함한 단일 경로의 수는 평균 3개 이다.

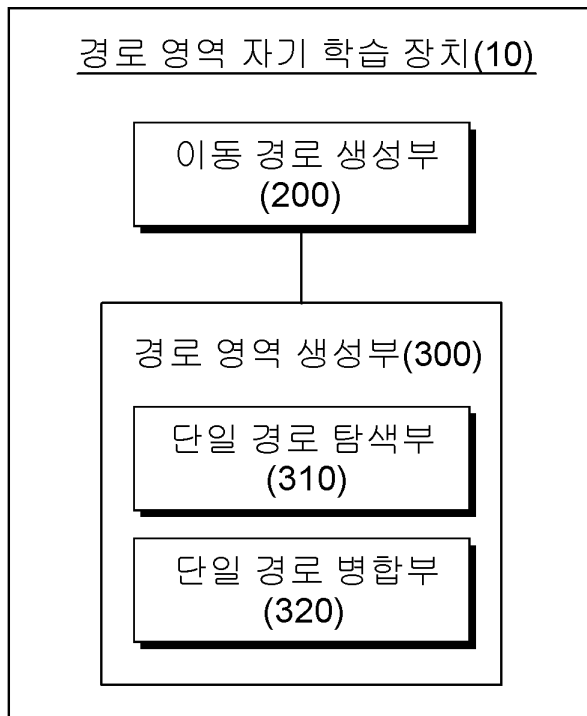
- [0133] 도 10b는 경로 유사 임계치가 0.3일 때, 찾아진 광장 영상의 경로 영역들 중 일부의 모습을 나타낸 예시도이다. 경로 유사 임계치가 0.3일 때 광장에서는 총 10개의 경로 영역이 탐지되었으며, 각 경로 영역이 포함한 단일 경로의 수는 평균 7개 이다.
- [0134] 도 10a에서 각 열의 3개의 경로 영역이 도 10b에서는 하나의 경로 영역으로 합쳐진 것을 확인할 수 있으며, 경로 유사 임계치가 낮아짐에 따라 더 많은 단일 경로들이 병합된다.
- [0135] 도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 고속도로 영상에서 출현 영역과 소멸 영역을 나타내는 예시도이다.
- [0136] 도 11을 참조하면, 최적 그리드 크기는 자율 결정에 따라 81개의 분할 영역으로 형성되며, 81개의 분할 영역에 따른 빈발 출입 영역을 탐색하였다. 고속도로 영상에 대한 출입 영역 임계치는 빈발 항목 집합 탐색의 최소지도와 같이 0.05로 정의하였다.
- [0137] 도 11a는 고속도로 영상에서 찾아진 출현 영역으로, 양쪽 도로에서 차량이 진입하는 위치가 찾아진 것을 확인할 수 있다.
- [0138] 도 11b는 고속도로 영상에서 찾아진 소멸 영역으로, 양쪽 도로에서 차량이 사라지는 위치가 찾아지는 것을 확인할 수 있다.
- [0139] 도 12는 본 발명의 일 실시예에 따른 광장 영상에서 출현 영역과 소멸 영역을 나타내는 예시도이다.
- [0140] 도 12를 참조하면, 최적 그리드 크기는 자율 결정에 따라 64개의 분할 영역으로 형성되며, 64개의 분할 영역에 따른 빈발 출입 영역을 탐색하였다. 광장 영상에 대한 출입 영역 임계치는 빈발 항목 집합 탐색의 최소지도와 같이 0.05로 정의하였다.
- [0141] 도 12a는 광장 영상에서 찾아진 출현영역이고, 도 12b는 광장 영상에서 찾아진 소멸 영역이다. 광장 영상의 경우, 도 11의 고속도로 영상과 달리 객체의 출입 영역과 소멸 영역이 명확하게 정해져 있지 않으며, 객체가 주로 나타나는 위치가 출입 영역으로 찾아진다.
- [0142] 도 12a 및 도 12b를 참조하면, 많은 수의 사람들이 광장의 계단을 통해 이동하였기 때문에 출입 영역과 소멸 영역이 광장의 계단에 나타나는 것을 확인할 수 있다.
- [0143] 본 실시예들에 따른 동작은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능한 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능한 매체는 실행을 위해 프로세서에 명령어를 제공하는 데 참여한 임의의 매체를 나타낸다. 컴퓨터 판독 가능한 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다. 예를 들면, 자기 매체, 광기록 매체, 메모리 등이 있을 수 있다. 컴퓨터 프로그램은 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어 분산 방식으로 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드가 저장되고 실행될 수도 있다. 본 실시예를 구현하기 위한 기능적인(Functional) 프로그램, 코드, 및 코드 세그먼트들은 본 실시예가 속하는 기술분야의 프로그래머들에 의해 용이하게 추론될 수 있을 것이다.
- [0144] 본 실시예들은 본 실시예의 기술 사상을 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예에 의하여 본 실시예의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 실시예의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 실시예의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

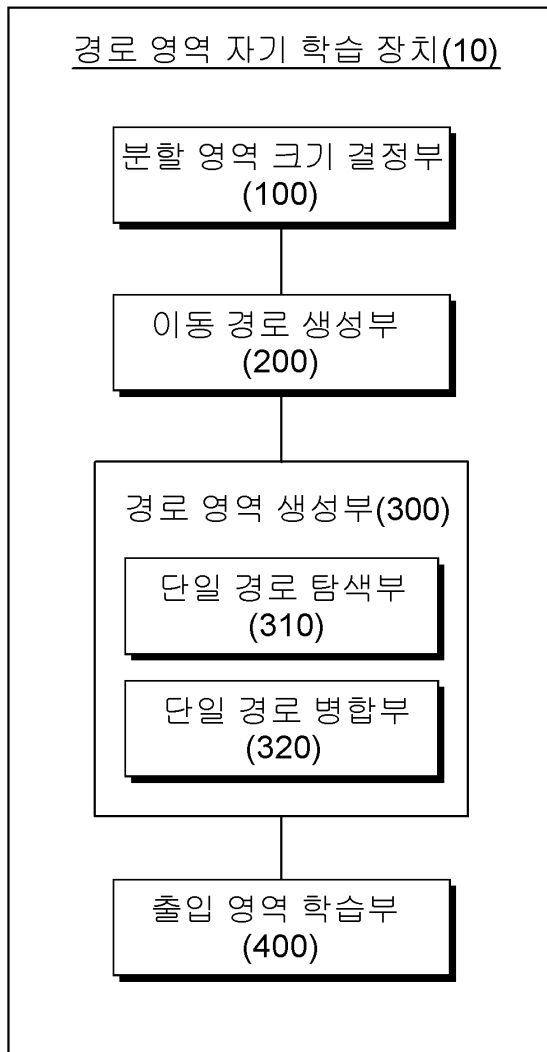
- [0145] 10: 경로 영역 자기 학습 장치
100: 분할 영역 크기 결정부
200: 이동 경로 생성부
300: 경로 영역 생성부
400: 출입 영역 학습부

도면

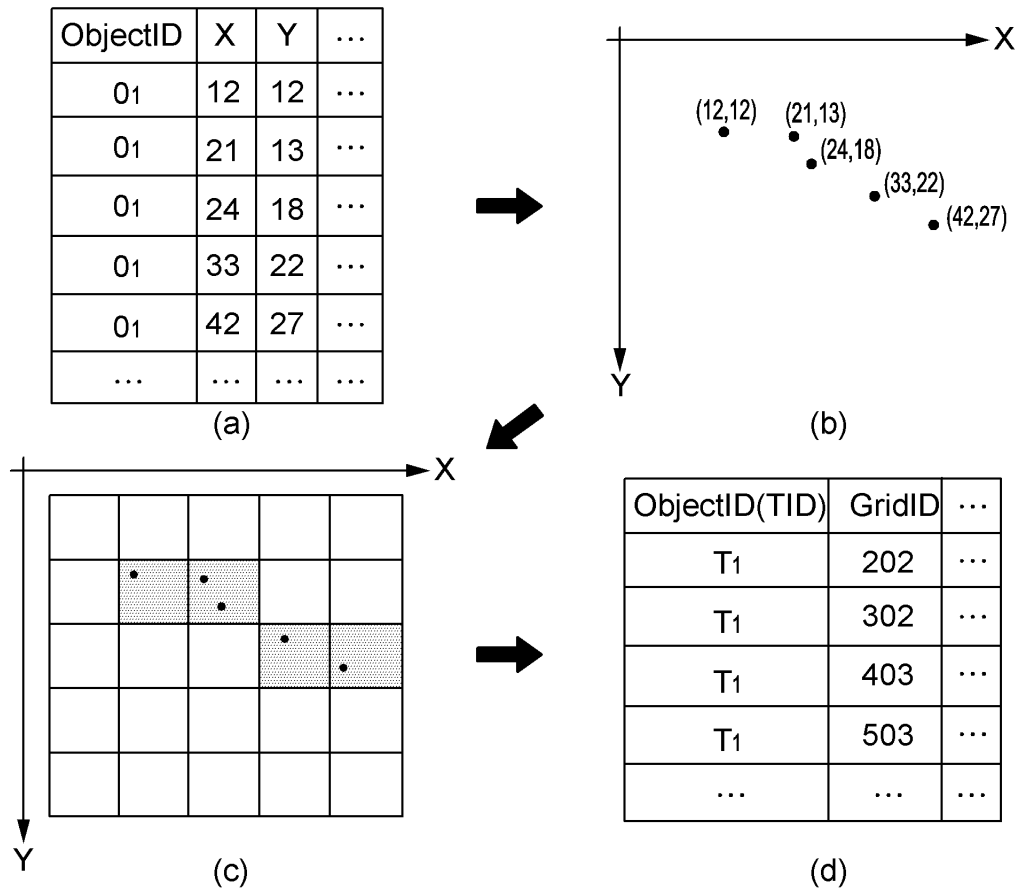
도면1a



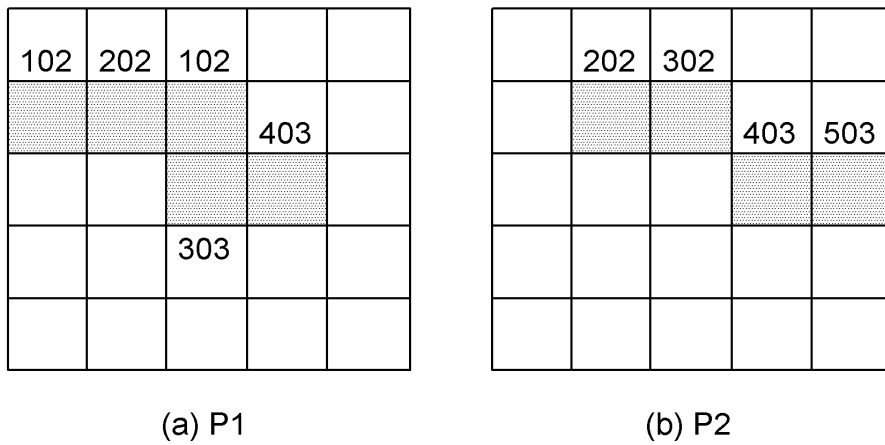
도면1b



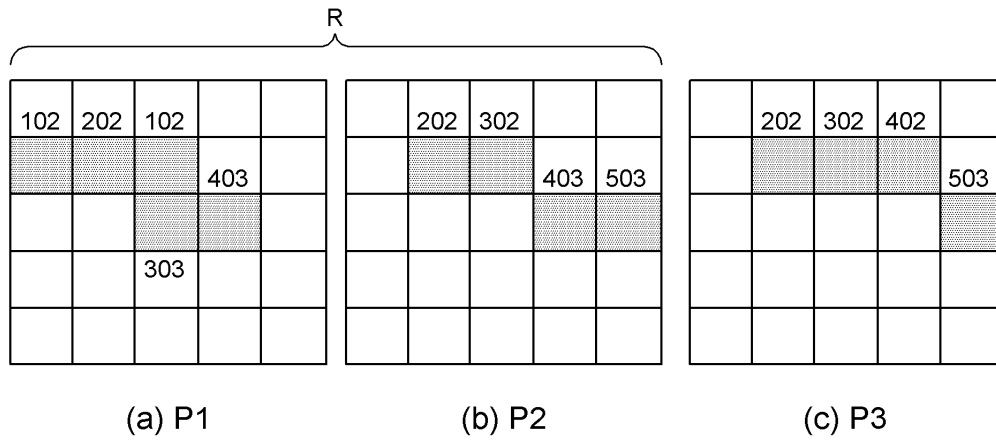
도면2



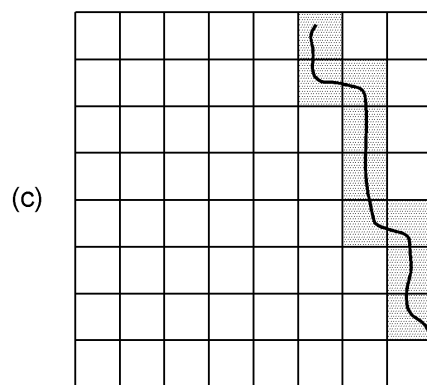
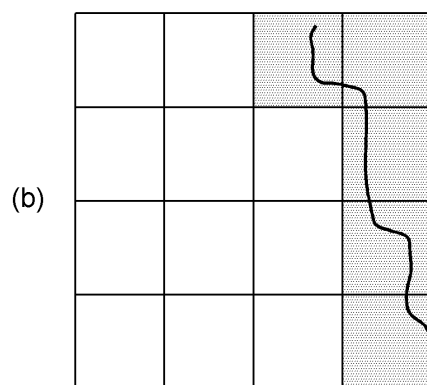
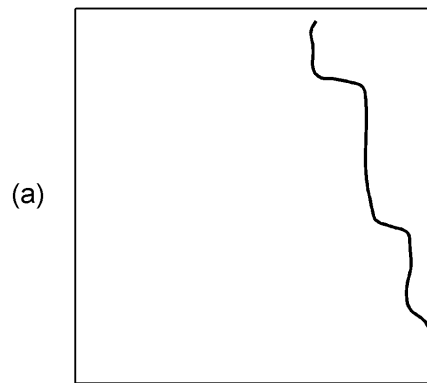
도면3



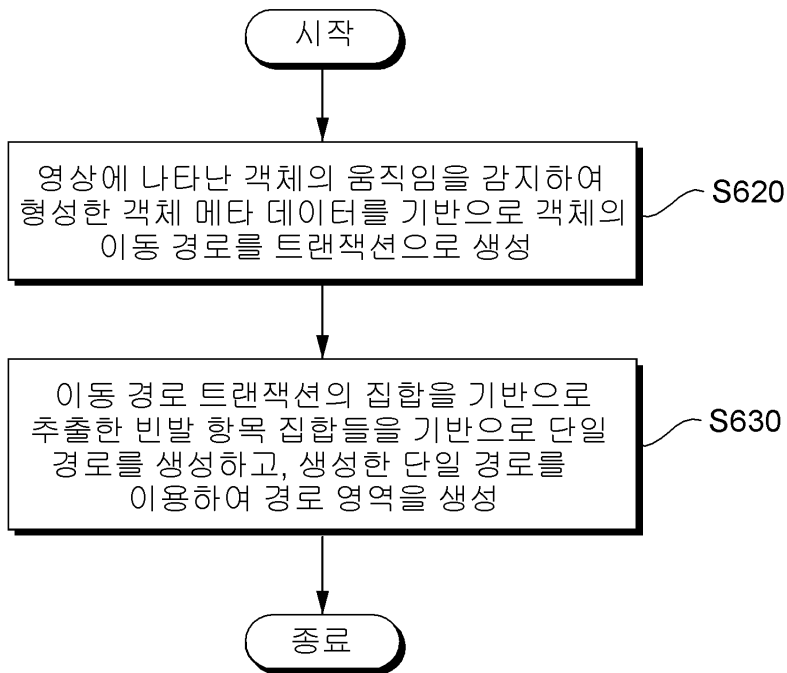
도면4



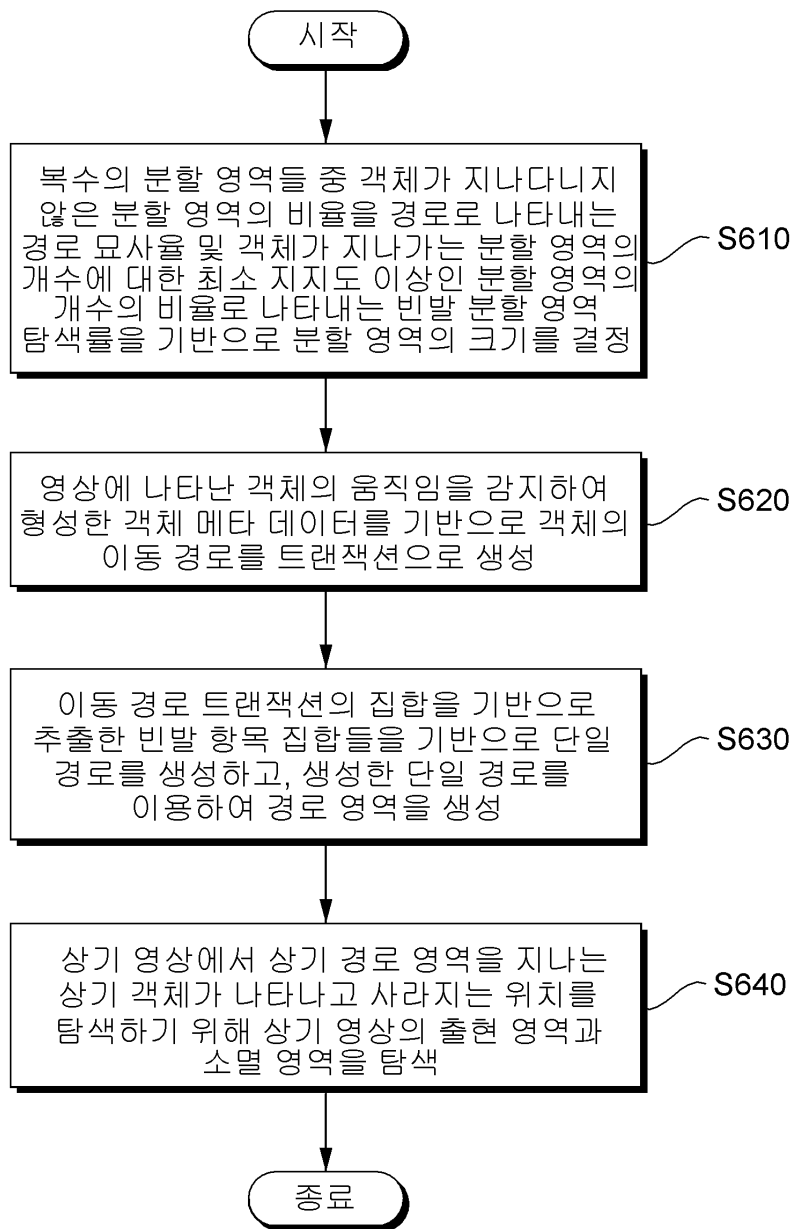
도면5



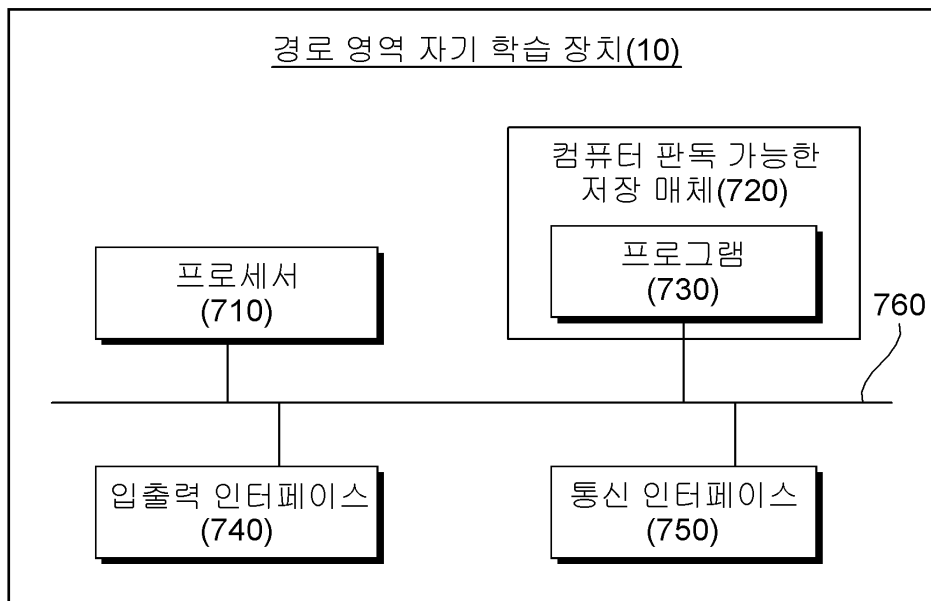
도면6a



도면6b



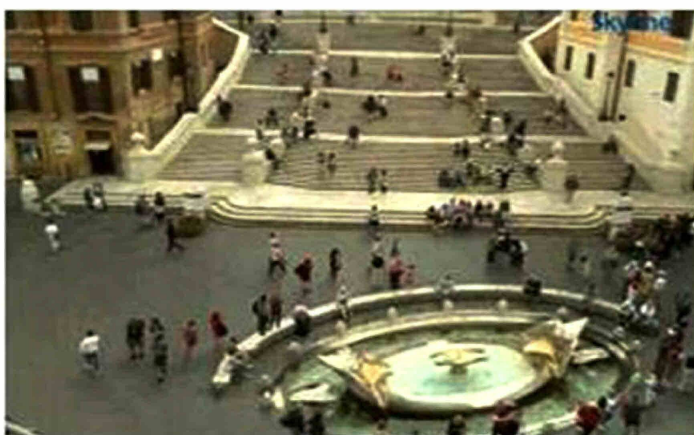
도면7



도면8



(a)



(b)

도면9



(a)



(b)

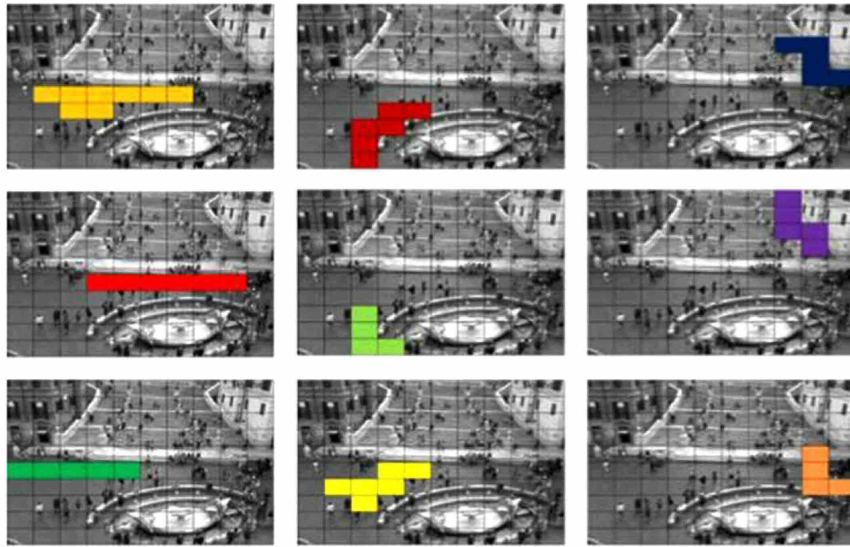


(c)

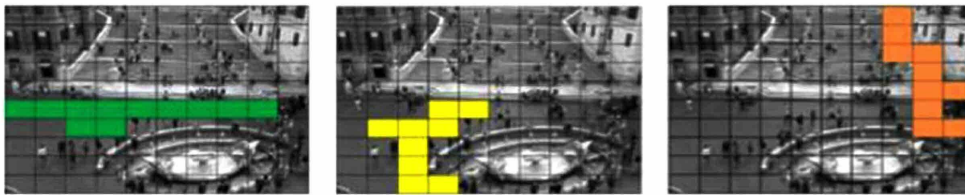


(d)

도면10



(a)



(b)

도면11

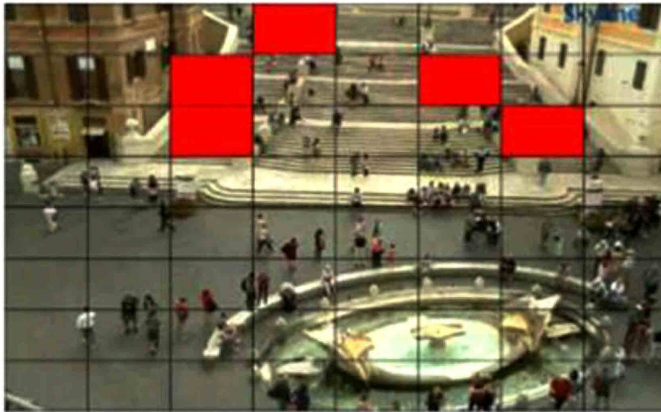


(a)

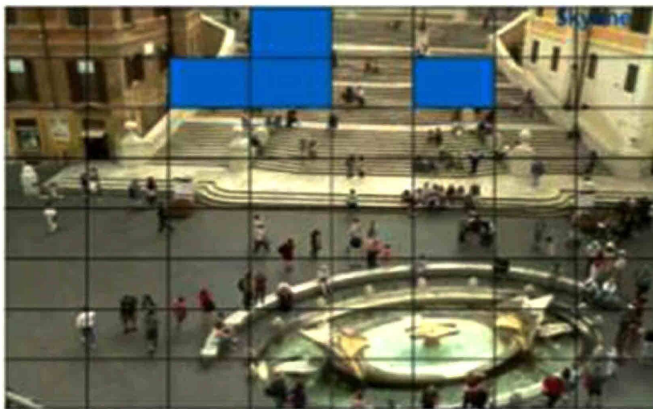


(b)

도면12



(a)



(b)