



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2020년02월11일  
(11) 등록번호 10-2076600  
(24) 등록일자 2020년02월04일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G06T 7/20 (2017.01)

(21) 출원번호 10-2014-0058319

(22) 출원일자 2014년05월15일

심사청구일자 2018년10월29일

(65) 공개번호 10-2015-0131537

(43) 공개일자 2015년11월25일

(56) 선행기술조사문헌

US20070086622 A1\*

Caljon et al. An offline bidirectional tracking scheme. ACIVS, 2005년 9월, pp. 587-594. 1부.\*

Kwon & Lee. Tracking of abrupt motion using Wang Landau Monte Carlo estimation. ECCV, 2008년 10월, pp. 387-400. 1부.\*

\*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

삼성전자주식회사

경기도 수원시 영통구 삼성로 129 (매탄동)

포항공과대학교 산학협력단

경상북도 포항시 남구 청암로 77 (지곡동)

(72) 발명자

임태규

서울특별시 서초구 전원말2길 11

한보형

서울특별시 송파구 올림픽로 435 101동 505호 (신천동, 파크리오)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

정홍식, 김태현

전체 청구항 수 : 총 10 항

심사관 : 김창원

(54) 발명의 명칭 오브젝트 추적 장치 및 그의 오브젝트 추적 방법

(57) 요약

오브젝트 추적 장치의 오브젝트 추적 방법이 개시된다. 본 오브젝트 추적 방법은 영상을 구성하는 복수의 프레임들 중 추적 대상에 대한 추적이 완료된 프레임 집합과 추적이 완료되지 않은 프레임 집합 간에 확률 전파를 수행하여 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각에서 추적 대상에 대한 확률맵을 산출하는 단계, 산출된 확률맵에 기초하여 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하는 단계 및, 선택된 프레임에서 추적 대상의 위치를 결정하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1

100



(72) 발명자

**심우성**

경기도 수원시 영통구 영통로90번길 4-27 늘푸른벽  
산아파트 116동 606호

**곽수하**

경기도 고양시 일산서구 강선로 187 후곡마을10단  
지아파트 1010동 1301호

**홍승훈**

서울특별시 양천구 목동서로 234 102동 513호 (목  
동, 성원아파트)

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

오브젝트 추적 장치의 오브젝트 추적 방법에 있어서,

영상을 구성하는 복수의 프레임들 중 추적 대상에 대한 추적이 완료된 프레임 집합과 추적이 완료되지 않은 프레임 집합 간에 확률 전과를 수행하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각에서 상기 추적 대상에 대한 확률맵을 산출하는 단계;

상기 산출된 확률맵에 기초하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하는 단계; 및,

상기 선택된 프레임에서 상기 추적 대상의 위치를 결정하는 단계;를 포함하며,

상기 확률맵을 산출하는 단계는,

상기 추적이 완료된 프레임 집합에 포함된 시작 프레임으로부터 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각까지의 경로를 판단하고, 상기 판단된 경로에 따라 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 상기 각 프레임에서 상기 추적 대상에 대한 복수의 확률맵을 산출하고, 상기 산출된 복수의 확률맵의 평균을 산출하여 상기 추적 대상에 대한 확률맵을 산출하는 오브젝트 추적 방법.

#### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 선택된 프레임을 상기 추적이 완료된 프레임 집합에 추가하여 상기 추적이 완료된 프레임 집합을 업데이트하는 단계;

상기 선택된 프레임을 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 제거하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합을 업데이트하는 단계; 및

상기 업데이트된 추적이 완료된 프레임 집합과 상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합 간에 패치 매칭을 수행하여 상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각에서 상기 추적 대상에 대한 확률맵을 산출하는 단계;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 오브젝트 추적 방법.

#### 청구항 3

제2항에 있어서,

상기 산출된 확률맵에 기초하여 상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하고, 상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 선택된 프레임에서 상기 추적 대상의 위치를 결정하는 단계;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 오브젝트 추적 방법.

#### 청구항 4

제1항에 있어서,

상기 선택하는 단계는,

상기 산출된 확률맵에 대한 신뢰도에 기초하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하는 것을 특징으로 하는 오브젝트 추적 방법.

#### 청구항 5

제1항에 있어서,

상기 추적 대상의 위치를 결정하는 단계는,

상기 산출된 확률맵에서 최대 확률을 갖는 지점을 판단하고, 판단된 지점을 상기 선택된 프레임에서 상기 추적 대상의 위치로 결정하는 것을 특징으로 하는 오브젝트 추적 방법.

**청구항 6**

오브젝트 추적 장치에 있어서,

영상을 구성하는 복수의 프레임들 중 추적 대상에 대한 추적이 완료된 프레임 집합과 추적이 완료되지 않은 프레임 집합 간에 확률 전과를 수행하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각에서 상기 추적 대상에 대한 확률맵을 산출하는 확률맵 산출부;

상기 산출된 확률맵에 기초하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하는 프레임 선택부; 및,

상기 선택된 프레임에서 상기 추적 대상의 위치를 결정하는 위치 결정부;를 포함하며,

상기 확률맵 산출부는,

상기 추적이 완료된 프레임 집합에 포함된 시작 프레임으로부터 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각까지의 경로를 판단하고, 상기 판단된 경로에 따라 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 상기 각 프레임에서 상기 추적 대상에 대한 복수의 확률맵을 산출하고, 상기 산출된 복수의 확률맵의 평균을 산출하여 상기 추적 대상에 대한 확률맵을 산출하는 오브젝트 추적 장치.

**청구항 7**

제6항에 있어서,

상기 프레임 선택부는,

상기 선택된 프레임을 상기 추적이 완료된 프레임 집합에 추가하여 상기 추적이 완료된 프레임 집합을 업데이트하고, 상기 선택된 프레임을 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 제거하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합을 업데이트하며,

상기 확률맵 산출부는,

상기 업데이트된 추적이 완료된 프레임 집합과 상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합 간에 패치 매칭을 수행하여 상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각에서 상기 추적 대상에 대한 확률맵을 산출하는 것을 특징으로 하는 오브젝트 추적 장치.

**청구항 8**

제7항에 있어서,

상기 프레임 선택부는,

상기 산출된 확률맵에 기초하여 상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하고,

상기 위치 결정부는,

상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 선택된 프레임에서 상기 추적 대상의 위치를 결정하는 단계;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 오브젝트 추적 장치.

**청구항 9**

제6항에 있어서,

상기 프레임 선택부는,

상기 산출된 확률맵에 대한 신뢰도에 기초하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하는 것을 특징으로 하는 오브젝트 추적 장치.

**청구항 10**

제6항에 있어서,

상기 위치 결정부는,

상기 산출된 확률맵에서 최대 확률을 갖는 지점을 판단하고, 판단된 지점을 상기 선택된 프레임에서 상기 추적 대상의 위치로 결정하는 것을 특징으로 하는 오브젝트 추적 장치.

### 발명의 설명

#### 기술 분야

[0001] 본 발명은 오브젝트 추적 장치 및 그의 오브젝트 추적 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 프레임에서 추적하고자 하는 추적 대상의 위치를 추적하는 오브젝트 추적 장치 및 그의 오브젝트 추적 방법에 관한 것이다.

#### 배경 기술

[0002] 최근 추적 기술의 발전으로, 동영상에 존재하는 오브젝트를 추적하는 다양한 방법이 제안되고 있다.

[0003] 종래 추적 방법의 일 예로, 동영상을 구성하는 복수의 프레임에서 오브젝트를 추적할 때, 시간적으로 연속된 프레임에서 순차적으로 오브젝트를 추적하는 방법이 존재하였다.

[0004] 이러한 방식은 이전 프레임에서의 오브젝트 추적 결과를 기초로 다음 프레임에서 오브젝트를 추적한다는 점에서, 추적하고자 하는 오브젝트가 다른 오브젝트에 의해 가려지는 경우 등과 같은 이유로 이전 프레임에서 오브젝트가 부정확하게 추적되는 경우 그 결과가 다음 프레임에 영향을 미치게 되므로, 오브젝트를 정확하게 추적할 수 없는 문제가 있다.

[0005] 이에 따라, 영상에서 보다 정확하게 오브젝트를 추적하기 위한 방안의 모색이 요청된다.

### 발명의 내용

#### 해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 상술한 필요성에 따른 것으로, 본 발명의 목적은 프레임의 시간순서와 무관하게 전체 프레임 중에서 추적 대상의 위치가 가장 확실한 프레임부터 추적이 어려운 프레임 순으로 대상을 추적하는 오브젝트 추적 장치 및 그의 오브젝트 추적 방법을 제공함에 있다.

#### 과제의 해결 수단

[0007] 이상과 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시 예에 따른 오브젝트 추적 장치의 오브젝트 추적 방법은 영상을 구성하는 복수의 프레임들 중 추적 대상에 대한 추적이 완료된 프레임 집합과 추적이 완료되지 않은 프레임 집합 간에 확률 전파를 수행하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각에서 상기 추적 대상에 대한 확률맵을 산출하는 단계, 상기 산출된 확률맵에 기초하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하는 단계 및, 상기 선택된 프레임에서 상기 추적 대상의 위치를 결정하는 단계를 포함한다.

[0008] 여기에서, 본 실시 예에 따른 오브젝트 추적 방법은 상기 선택된 프레임을 상기 추적이 완료된 프레임 집합에 추가하여 상기 추적이 완료된 프레임 집합을 업데이트하는 단계, 상기 선택된 프레임을 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 제거하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합을 업데이트하는 단계 및, 상기 업데이트된 추적이 완료된 프레임 집합과 상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합 간에 패치 매칭을 수행하여 상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각에서 상기 추적 대상에 대한 확률맵을 산출하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0009] 또한, 본 실시 예에 따른 오브젝트 추적 방법은 상기 산출된 확률맵에 기초하여 상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하고, 상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 선택된 프레임에서 상기 추적 대상의 위치를 결정하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0010] 그리고, 상기 선택하는 단계는, 상기 산출된 확률맵에 대한 신뢰도에 기초하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레

임 집합에서 하나의 프레임을 선택할 수 있다.

- [0011] 또한, 상기 추적 대상의 위치를 결정하는 단계는, 상기 산출된 확률맵에서 최대 확률을 갖는 지점을 판단하고, 판단된 지점을 상기 선택된 프레임에서 상기 추적 대상의 위치로 결정할 수 있다.
- [0012] 한편, 본 발명의 일 실시 예에 따른 오브젝트 추적 장치는 영상을 구성하는 복수의 프레임들 중 추적 대상에 대한 추적이 완료된 프레임 집합과 추적이 완료되지 않은 프레임 집합 간에 확률 전파를 수행하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각에서 상기 추적 대상에 대한 확률맵을 산출하는 확률맵 산출부, 상기 산출된 확률맵에 기초하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하는 프레임 선택부 및, 상기 선택된 프레임에서 상기 추적 대상의 위치를 결정하는 위치 결정부를 포함한다.
- [0013] 여기에서, 상기 프레임 선택부는 상기 선택된 프레임을 상기 추적이 완료된 프레임 집합에 추가하여 상기 추적이 완료된 프레임 집합을 업데이트하고, 상기 선택된 프레임을 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 제거하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합을 업데이트하며, 상기 확률맵 산출부는 상기 업데이트된 추적이 완료된 프레임 집합과 상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합 간에 패치 매칭을 수행하여 상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각에서 상기 추적 대상에 대한 확률맵을 산출할 수 있다.
- [0014] 또한, 상기 프레임 선택부는 상기 산출된 확률맵에 기초하여 상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하고, 상기 위치 결정부는 상기 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 선택된 프레임에서 상기 추적 대상의 위치를 결정하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0015] 그리고, 상기 프레임 선택부는 상기 산출된 확률맵에 대한 신뢰도에 기초하여 상기 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택할 수 있다.
- [0016] 또한, 상기 위치 결정부는 상기 산출된 확률맵에서 최대 확률을 갖는 지점을 판단하고, 판단된 지점을 상기 선택된 프레임에서 상기 추적 대상의 위치로 결정할 수 있다.

**발명의 효과**

- [0017] 이상과 같은 본 발명의 다양한 실시 예에 따르면 사용자가 추적하고자 하는 대상을 보다 정확하게 추적할 수 있다.

**도면의 간단한 설명**

- [0018] 도 1은 본 발명의 일 실시 예에 따른 오브젝트 추적 장치의 구성을 설명하기 위한 블록도,
- 도 2는 본 발명의 일 실시 예에 따른 오브젝트 추적 방법의 흐름을 설명하기 위한 도면,
- 도 3은 본 발명의 일 실시 예에 따라 사용자가 추적하고자 하는 대상을 설정하는 방법을 설명하기 위한 도면,
- 도 4는 본 발명의 일 실시 예에 따라 확률맵을 산출하는 방법을 설명하기 위한 도면,
- 도 5는 본 발명의 일 실시 예에 따라 추적되지 않은 프레임 집합에서 프레임을 선택하고, 선택된 프레임에서 추적 대상의 위치를 결정하는 방법을 설명하기 위한 도면,
- 도 6은 본 발명의 일 실시 예에 따른 오브젝트 추적 방법에서 추적되는 프레임의 순서를 설명하기 위한 도면, 그리고
- 도 7은 본 발명의 일 실시 예에 따른 오브젝트 추적 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

- [0019] 이하에서는 첨부된 도면을 참조하여 본 발명을 더욱 상세하게 설명한다.
- [0020] 도 1은 본 발명의 일 실시 예에 따른 오브젝트 추적 장치의 구성을 설명하기 위한 블록도이다. 도 1을 참조하면, 오브젝트 추적 장치(100)는 확률맵 산출부(110), 프레임 선택부(120) 및 위치 결정부(130)를 포함한다.
- [0021] 먼저, 도 1에 도시된 각 구성요소의 설명하기 전에, 본 발명에서 복수의 프레임에서 추적하고자 하는 추적 대상의 위치를 결정하기 위해 사용하는 알고리즘에 대해 개략적으로 설명하도록 한다.

- [0022] 본 발명에서는 N 개의 프레임으로 구성되는 영상의 각 프레임에서 추적 대상을 추적할 때, 전체 N 개의 프레임 중에서 추적 대상의 위치가 가장 확실한 프레임부터 추적이 어려운 프레임 순으로 추적 대상의 위치를 결정하게 된다. 이하에서는 보다 구체적인 설명을 위해 도 2를 참조하도록 한다.
- [0023] 전체 프레임의 인덱스 집합을  $F=\{1,2,\dots,N\}$ 라 할 때, k 번째 추적 단계에서  $F$ 는  $F=T_k \cup R_k$ 와 같이 나타낼 수 있다. 여기에서,  $T_k$ 는 추적이 완료된 프레임의 인덱스 집합으로  $T_k=\{t_1,\dots,t_k\}$ 와 같이 나타낼 수 있고,  $R_k$ 는 남아 있는 프레임의 인덱스 집합 즉, 추적이 완료되지 않은(또는, 추적이 아직 수행되지 않은) 프레임의 인덱스 집합으로  $R_k=F \setminus T_k=\{r_1,\dots,r_{N-k}\}$ 와 같이 나타낼 수 있다.
- [0024] 이와 같은 경우, k+1 번째 추적 단계는 하기와 같은 방법으로 수행될 수 있다.
- [0025] 1) 추적이 완료된 프레임들의 확률맵  $P(x_t)$ ,  $\forall t \in T_k$ 으로부터 남아 있는 프레임들에 대한 확률맵  $P(x_i)$ ,  $\forall i \in R_k$ 을 산출한다(S210).
- [0026] 2) 각각의 확률맵  $P(x_i)$ ,  $\forall i \in R_k$  자체가 갖는 불확실성을 판단하고, 최소 불확실성의 확률맵을 갖는 프레임인 프레임 인덱스  $t_{k+1}$ 로 설정한다(S220).
- [0027] 3) 추적이 완료된 프레임 집합과 남아 있는 프레임 집합을 각각  $T_{k+1}=T_k \cup \{t_{k+1}\}$ 와  $R_{k+1}=R_k \setminus \{t_{k+1}\}$ 로 업데이트하고, 프레임 인덱스가  $t_{k+1}$ 인 프레임의 확률맵에 기초하여 해당 프레임에서 추적하고자 하는 추적 대상의 위치를 결정한다(S230).
- [0028] 4)  $T_N=F$  및  $R_N=\phi$ 가 될 까지 상술한 과정을 반복한다(S240).
- [0029] 예를 들어, k+2 번째 추적 단계의 경우, 업데이트된 추적이 완료된 프레임 집합에 포함된 프레임 각각의 확률맵을 이용하여 남아 있는 프레임에 대한 확률맵  $P(x_i)$ ,  $\forall i \in R_{k+1}$ 을 산출하고, 산출된 확률맵 각각의 신뢰성에 기초하여 최소 불확실성의 확률맵을 갖는 프레임을 프레임 인덱스  $t_{k+2}$ 로 설정한다.
- [0030] 그리고, 추적이 완료된 프레임 집합과 남아 있는 프레임 집합을 각각  $T_{k+2}=T_k \cup \{t_{k+2}\}$ 와  $R_{k+2}=R_k \setminus \{t_{k+2}\}$ 로 업데이트하고, 프레임 인덱스가  $t_{k+2}$ 인 프레임의 확률맵에 기초하여 해당 프레임에서 추적하고자 하는 추적 대상의 위치를 결정한다.
- [0031] 결국, 상술한 과정을  $T_N=F$  및  $R_N=\phi$ 가 될 까지 반복하여, 모든 프레임에서 추적하고자 하는 대상의 위치를 결정한다.
- [0032] 이하에서는 도 1을 참조하여 상술한 방법에 따라 대상을 추적하기 위해 오브젝트 추적 장치(100)의 각 구성요소에서 수행되는 동작에 대해 구체적으로 살펴보도록 한다.
- [0033] 한편, 본 발명에서 추적에 이용되는 영상은 오브젝트 추적 장치(100)에 기저장되어 있을 수 있으며, 이를 위해, 오브젝트 추적 장치(100)는 메모리(미도시)와 같은 저장매체를 구비할 수 있다.
- [0034] 확률맵 산출부(110)는 영상을 구성하는 복수의 프레임들 중 추적 대상에 대한 추적이 완료된 프레임 집합과 추적이 완료되지 않은 프레임 집합 간에 확률 전파(Probability Propagation)를 수행하여 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각에서 추적 대상에 대한 확률맵을 산출한다.
- [0035] 여기에서, 추적이 완료된 프레임 집합은 추적하고자 하는 추적 대상의 위치가 결정된 프레임으로 구성되며, 해당 프레임 집합에서 최초로 추적이 완료된 프레임은 사용자 명령에 의해 추적 대상이 설정된 프레임이 될 수 있다.
- [0036] 이를 위해, 오브젝트 추적 장치(100)는 영상을 구성하는 복수의 프레임들을 디스플레이하기 위한 디스플레이(미도시)와 프레임에서 추적 대상을 설정하는 사용자 명령을 입력받는 입력 수단(미도시)으로 구현될 수 있다.
- [0037] 예를 들어, 도 3에 도시된 바와 같이, 디스플레이(310)는 영상을 구성하는 복수의 프레임들 중 사용자에게 의해 선택된 하나의 프레임(311) 및 프레임 상에서 특정 영역을 선택하기 위한 커서(312)를 디스플레이할 수 있다. 여기에서, 커서(312)의 이동 및 특정 영역의 선택은 마우스(320)에 의해 제어될 수 있다.
- [0038] 이에 따라, 사용자는 마우스(320)를 이용하여 프레임 상에서 특정 영역을 선택하여, 프레임 상에서 추적하고자

하는 추적 대상(330)을 설정할 수 있게 된다.

- [0039] 이와 같이, 사용자 명령에 의해 추적 대상이 설정되면 해당 프레임 내에서 추적 대상의 위치가 결정될 수 있다는 점에서, 사용자 명령에 의해 추적 대상이 설정된 프레임은 최초로 추적이 완료된 프레임이 될 수 있다. 이 경우, 확률맵 산출부(110)는 해당 프레임을 이용하여 나머지 프레임에서 추적 대상에 대한 확률맵을 산출할 수 있다.
- [0040] 이하에서는 확률맵 산출부(110)가 확률 전파를 통해 나머지 프레임 각각에서 추적 대상에 대한 확률맵을 산출하는 과정을 보다 구체적으로 살펴보도록 한다. 다만 이하에서는 최초 프레임을 기초로 k-1 개의 프레임에 대해 추적이 완료되고, k 번째 추적 단계에서 k 번째로 추적이 완료될 프레임(이하, k 번째 프레임(또는, 프레임  $t_k$ ))에서 추적 대상에 대한 확률맵을 결정하는 것으로 가정하도록 한다.
- [0041] 한편, 본 발명에서는 프레임의 시간 순이 아닌 추적이 용이한 프레임 순으로 대상을 추적한다는 점에서, 시간적으로 인접한 프레임을 이용하여 대상을 추적하는 모델을 가정할 수 없다.
- [0042] 즉, 베이저안 프레임 워크(Bayesian framework)의 경우, 시간적으로 인접한 프레임 간에는 직접적인 연관관계가 있다고 여기고 대상을 추적하기 때문에 프레임 간의 관계를 1차 마코프 체인(first order Markov chain)으로 모델링하는 것이 일반적이다.
- [0043] 하지만, 본 발명의 경우, 대상에 대한 추적 시 프레임들의 시간 순서를 고려하지 않기 때문에, 대상의 위치가 알려진 시작 프레임으로부터 추적하고자 하는 프레임에 도달하기까지 많은 수의 경로(path)가 존재할 수 있다.
- [0044] 예를 들어, 추적이 완료된 k-1 개의 프레임이 존재하고 이러한 프레임들이 프레임 집합  $T_{k-1}$ 을 구성하는 경우, 시작 프레임에서부터 k 번째 프레임(즉, 대상 프레임)에 도달하기 위해서는  $T_{k-1}$ 에 포함된 프레임의 부분집합 S에 의해 생성된 경로를 거쳐야 한다. 즉, 가능한 모든 부분집합 S의 개수만큼의 경로가 존재한다.
- [0045] 이 경우, 시작 프레임으로부터 k 번째 프레임까지의 각 경로는 1차 마코프 체인에 의해 모델링될 수 있으며,  $\Omega_s(S \subseteq T_k)$ 와 같은 체인 모델(chain model)로 나타낼 수 있다.
- [0046] 이와 같이, 본 발명에서는 시작 프레임에서 대상 프레임으로 도달하는 복수의 경로가 존재하고 각 경로는 체인 모델로 모델링된다는 점에서, 가능한 모든 모델을 고려하여 대상 프레임에 대한 확률맵을 산출하게 된다.
- [0047] 구체적으로, 본 발명에서는 "J.A.Hoeting, D.Madigan, A.E.Raftery and C.T.Volinsky. Bayesian model averaging: A tutorial. Statistical Science, 14(4), 1999"에 기술되어 있는 베이저안 모델 평균화(Bayesian model averaging)를 이용하여, 가능한 모든 모델에 대해 산출된 확률맵에 대한 평균값으로 대상 프레임에 대한 확률맵을 산출하게 된다.
- [0048] 예를 들어,  $k=4$ ,  $T_3=\{1,5,3\}$ 이고, 4 번째 추적 단계에서 프레임  $t_4$ 에 대해 추적을 수행하는 경우를 가정한다. 이 경우, 도 4(a)와 같이 시작 프레임에서 프레임  $t_4$ 에 도달할 수 있는 4 가지의 경로가 존재하게 된다. 이에 따라, 도 4(b)와 같이 4 개의 체인 모델에 대한 평균을 통해 4 번째 프레임에 대한 확률맵을 산출하게 된다.
- [0049] 즉, k 번째 추적 단계에서 추적을 위해 선택된 프레임의 인덱스를  $t_k$ 라 할 때, 확률맵 산출부(110)는 프레임  $t_k$ 을 마지막 노드로 갖는 모든 체인 모델을 산출하고, 각 체인 모델에 따라 산출된 대상 위치에 대한 확률맵의 평균값에 의해 프레임  $t_k$ 에 대한 확률맵  $\tilde{P}(x_{t_k})$ 을 산출하게 된다.
- [0050] 이 경우, 확률맵  $\tilde{P}(x_{t_k})$ 은 수학식 1과 같이 나타내어질 수 있다. 즉, 확률맵 산출부(110)는 나머지 프레임 집합에 포함된 프레임  $t_k$ 에서 추적 대상에 대한 확률맵을 수학식 1에 기초하여 산출할 수 있게 된다.

수학식 1

$$\tilde{P}(x_{t_k}) \propto P(P_{t \rightarrow t_k}) \sum_{t \in T_{k-1}} P(z_{t_k} | x_{t_k}) \int P(x_{t_k} | x_t) \tilde{P}(x_t) dx_t$$

[0051]

[0052] 여기에서,  $t \in T_k$ 는 k 번째 추적 단계 전에 추적된 임의의 프레임의 프레임 번호를 나타내며,  $Z_{t_k}$ 는 프레임  $t_k$ 에서의 observation variable이다. 또한, 노테이션(notiation)의 간단한 표기를 위해 확률맵은  $\tilde{P}$ 과 같이 기재하였다.

[0053] 그리고, 가능한 모든  $t$ 를 고려함으로써, 수학식 1에서는 프레임  $t$ 에 도달하는 모든 체인 모델들에 대한 평균이 산출되어 짐을 알 수 있다.

[0054] 이하에서는 수학식 1을 도출하는 방법에 대해 구체적으로 살펴보도록 한다.

[0055] 먼저,  $t \in T_{k-1}$ 을 마지막 원소로 갖는  $T_{k-1}$ 의 부분집합을  $S_t$ 라 할 때, 베이저안 모델 평균화에 의해  $x_t$ 의 확률맵은 수학식 2와 같이 나타낼 수 있다.

수학식 2

$$\tilde{P}(x_t) = \sum_{S_t \subseteq T_{k-1}} P(x_t | \Omega_{S_t}, Z_{S_t}) P(\Omega_{S_t})$$

[0056]

[0057] 여기에서,  $Z_{S_t}$ 는  $S_t$ 에서 프레임에 대응되는 observation variable을 나타내고,  $\Omega_{S_t}$ 는  $S_t$ 에 의해 주어진 후보 체인 모델(candidate chain model)을 나타낸다. 그리고,  $P(\Omega_{S_t})$ 는  $S_t$ 에 대응되는 대응되는 model prior을 나타낸다.

[0058] 한편, 체인 모델 즉, 프레임  $t$ 을 마지막으로 거쳐 프레임  $t_k$ 에 도달하는 체인 모델은 수학식 3과 같이 정의될 수 있다.

수학식 3

$$\Omega_{S_t \cup \{t_k\}} = \langle \Omega_{S_t}, P_{t \rightarrow t_k} \rangle$$

[0059]

[0060] 여기에서,  $P_{t \rightarrow t_k}$ 는  $\Omega_{S_t}$ 에서 마지막 노드부터 프레임  $t_k$ 까지의 경로 즉, 프레임  $t$ 부터 프레임  $t_k$ 까지 연결되는 경로를 나타낸다.

[0061] 그리고,  $\langle \Omega_{S_t}, P_{t \rightarrow t_k} \rangle$ 는 두 경로 사이의 결합(concatenation) 연산을 나타낸다. 즉, 시작 프레임에서 프레임  $t_k$ 로 도달하는 경로는 시작 프레임에서 프레임  $t$ 에 도달하는 경로에 프레임  $t$ 에서 프레임  $t_k$ 으로 도달하는 경로를 연결한 것과 같다는 것을 나타낸다.

[0062]

이 경우, 확률적으로  $P(\langle \Omega_{S_t}, p_{t \rightarrow t_k} \rangle) = P(\Omega_{S_t})P(p_{t \rightarrow t_k})$  와 같이 나타낼 수 있다는 점에서, 수학적 2는 수학적 4와 같이 나타낼 수 있다.

**수학적 4**

$$\begin{aligned} \tilde{P}(\mathbf{x}_{t_k}) &= \sum_{t \in \mathcal{T}_{k-1}} \sum_{S_t \subseteq \mathcal{T}_{k-1}} P(\mathbf{x}_{t_k} | \Omega_{S_t \cup \{t_k\}}, Z_{S_t \cup \{t_k\}}) P(\Omega_{S_t \cup \{t_k\}}) \\ &= \sum_{t \in \mathcal{T}_{k-1}} P(p_{t \rightarrow t_k}) \sum_{S_t \subseteq \mathcal{T}_{k-1}} P(\mathbf{x}_{t_k} | \Omega_{S_t \cup \{t_k\}}, Z_{S_t \cup \{t_k\}}) P(\Omega_{S_t}) \end{aligned}$$

[0063]

[0064]

한편, 각 체인 모델은 1차 마코프 체인에 의해 모델링되므로 수학적 5와 같은 베이즈 정의(Bayes' theorem)를 사용하면, 수학적 4는 수학적 6과 같이 나타낼 수 있다.

**수학적 5**

$$\begin{aligned} P(\mathbf{x}_{t_k} | \Omega_{S_t \cup \{t_k\}}, Z_{S_t \cup \{t_k\}}) &\propto \int P(Z_{t_k} | \mathbf{x}_{t_k}) P(\mathbf{x}_{t_k} | \mathbf{x}_t) P(\mathbf{x}_t | \Omega_{S_t}, Z_{S_t}) d\mathbf{x}_t \end{aligned}$$

[0065]

**수학적 6**

$$\begin{aligned} \tilde{P}(\mathbf{x}_{t_k}) &\propto \sum_{t \in \mathcal{T}_{k-1}} P(p_{t \rightarrow t_k}) \sum_{S_t \subseteq \mathcal{T}_{k-1}} P(\Omega_{S_t}) \times \\ &\quad \left\{ \int P(Z_{t_k} | \mathbf{x}_{t_k}) P(\mathbf{x}_{t_k} | \mathbf{x}_t) P(\mathbf{x}_t | \Omega_{S_t}, Z_{S_t}) d\mathbf{x}_t \right\}, \\ &= \sum_{t \in \mathcal{T}_{k-1}} P(p_{t \rightarrow t_k}) \int P(Z_{t_k} | \mathbf{x}_{t_k}) P(\mathbf{x}_{t_k} | \mathbf{x}_t) \times \\ &\quad \left\{ \sum_{S_t \subseteq \mathcal{T}_{k-1}} P(\Omega_{S_t}) P(\mathbf{x}_t | \Omega_{S_t}, Z_{S_t}) \right\} d\mathbf{x}_t \end{aligned}$$

[0066]

$$\left\{ \sum_{S_t \subseteq \mathcal{T}_{k-1}} P(\Omega_{S_t}) P(\mathbf{x}_t | \Omega_{S_t}, Z_{S_t}) \right\} d\mathbf{x}_t$$

[0067]

한편, 수학적 6에서  $\left\{ \sum_{S_t \subseteq \mathcal{T}_{k-1}} P(\Omega_{S_t}) P(\mathbf{x}_t | \Omega_{S_t}, Z_{S_t}) \right\} d\mathbf{x}_t$  는 수학적 2와 동일하다

는 점에서, 결국,  $\tilde{P}(\mathbf{x}_{t_k})$  은 수학적 7과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 7

$$\tilde{P}(\mathbf{x}_{t_k}) \propto \sum_{t \in \mathcal{T}_{k-1}} P(\mathbf{p}_{t \rightarrow t_k}) P(Z_{t_k} | \mathbf{x}_{t_k}) \int P(\mathbf{x}_{t_k} | \mathbf{x}_t) \tilde{P}(\mathbf{x}_t) d\mathbf{x}_t$$

[0068]

[0069]

[0070]

[0071]

[0072]

[0073]

[0074]

[0075]

[0076]

[0077]

[0078]

[0079]

[0080]

[0081]

[0082]

이에 따라, k 번째 추적 단계에서 추적되는 프레임에 대한 확률맵이 정의될 수 있다.

한편, 수학식 1을 참조하면, 수학식 1은 종래의 순차적 베이지안 필터링(sequential Bayesian filtering)(가령, 파티클 필터(particle filter))와 유사한 형태를 가진다는 것을 알 수 있다.

특히, 수학식 1에서 합(summation) 연산 내의 수식은 순차적 베이지안 필터링에서 확률 전파 모델에 해당한다. 즉, 수학식 1에서 상기 수식은  $t \in \mathcal{T}_{k-1}$ 를 만족하는 프레임 t에서 프레임  $t_k$ 으로의 확률 전파(즉, density propagation)을 의미하며, 이는 추적이 완료된 프레임 t에서 아직 추적이 완료되지 않은 프레임  $t_k$ 으로 확률맵을 전파하는 것에 해당한다.

이에 따라, 확률맵 산출부(110)는 수학식 1에 기초하여 추적이 완료된 k-1 개의 프레임으로부터 추적이 완료되지 않은 프레임  $t_k$ 으로 확률을 전파하여, 추적이 완료되지 않은 프레임  $t_k$ 에서 추적 대상에 대한 확률맵을 산출할 수 있게 된다.

이와 같이, 확률맵 산출부(110)는 추적이 완료된 프레임과 추적이 완료되지 않은 프레임 간의 확률 전파를 수행하여, 추적이 완료되지 않은 프레임 각각에서 추적 대상에 대한 확률맵을 산출할 수 있게 된다.

이하에서는 산출된 확률맵에 기초하여 확률이 전파된 프레임 중 어떠한 프레임을 선택하여 추적이 완료된 프레임 집합에 추가할 것인지에 대해 구체적으로 살펴보도록 한다.

상술한 바와 같이, 본 발명에서는 추적이 완료된 프레임으로부터 추적이 완료되지 않은 프레임으로 추적 대상에 대한 확률을 전파하여 추적이 완료되지 않은 프레임에 대한 확률맵을 산출하고, 산출된 확률맵에 기초하여 추적이 완료되지 않은 프레임 중에서 하나를 선택하여 추적이 완료된 프레임 집합에 추가한다.

이에 따라, 추적이 완료된 프레임 집합에 추가하기 위해 확률맵이 산출된 프레임들 중에서 특정한 프레임을 선택하여야 한다.

이 경우, 추적이 완료된 프레임 집합에 추가하게 되면, 추가된 프레임에 대한 확률맵은 더 이상 변경되지 않으며, 추적이 완료된 프레임 집합에 속하는 프레임들은 남아 있는 프레임들에 대한 확률맵을 산출하는데 이용된다는 점에서, 부정확한 확률맵을 가진 프레임이 추적이 완료된 프레임 집합에 추가되면 다른 프레임들의 확률맵을 산출하는데 부정적인 영향을 미칠 수 있게 된다.

따라서, 추적이 완료된 프레임 집합에 어떠한 프레임을 추가할 것인지는 중요한 과정이 될 수 있다.

프레임 선택부(120)는 산출된 확률맵에 기초하여 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택한다.

구체적으로, 프레임 선택부(120)는 확률맵에 대한 신뢰도를 산출하고, 산출된 신뢰도에 기초하여 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택할 수 있다.

그리고, 프레임 선택부(120)는 선택된 프레임을 이용하여 추적이 완료된 프레임 집합과 추적이 완료되지 않은 프레임 집합을 업데이트할 수 있다. 즉, 프레임 선택부(120)는 선택된 프레임을 추적이 완료된 프레임 집합에 추가하고, 선택된 프레임을 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 제거하여, 각 프레임 집합을 업데이트할 수 있다.

위치 결정부(130)는 선택된 프레임에서 추적 대상의 위치를 결정한다. 구체적으로, 위치 결정부(130)는 산출된 확률맵에서 최대 확률을 갖는 지점을 판단하고, 판단된 지점을 선택된 프레임(가령, 프레임  $t_k$ )에서 추적 대상이

존재하는 위치로 결정할 수 있다.

- [0083] 이하에서는, 첨부된 도 5를 참조하여 프레임 선택부(120) 및 위치 결정부(130)가 산출된 확률맵에 대한 신뢰도에 기초하여 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하여 추적 대상의 위치를 결정하는 방법에 대해 설명하도록 한다.
- [0084] 예를 들어, 도 5에서 프레임(510)은 추적 대상(511)에 대한 추적이 완료된 프레임으로 추적이 완료된 프레임 집합을 구성하고, 프레임(520, 530)은 아직 추적이 완료되지 않은 프레임으로 추적이 완료되지 않은 프레임 집합을 구성할 수 있다.
- [0085] 이 경우, 프레임(510)에서 추적 대상(511)에 대해 산출된 확률맵이 확률맵(512)과 같을 때, 프레임(520, 530)에서 추적 대상에 대한 확률맵을 산출하기 위해 프레임(510)과 프레임(520, 530) 간의 확률 전과를 수행하는 경우, 프레임(520)에서 추적 대상에 대한 확률맵은 확률맵(522)와 같이 나타내고 프레임(530)에서 추적 대상에 대한 확률맵은 확률맵(532)와 같이 나타내어질 수 있다.
- [0086] 확률맵(522, 523)에서 등고선 형태(즉, 가우시안 형태)로 나타내는 영역은 추적 대상(511)이 프레임(520, 530)에 존재하는 확률을 나타낸다는 점에서, 확률맵(522, 532) 중에서 더 적은 지점에 확률 분포를 갖는 영역이 존재하는 확률맵 또는, 확률맵(522, 532) 중에서 더 적은 지점에 확률 분포를 가지며 상대적으로 높은 확률을 갖는 영역이 존재하는 확률맵이 신뢰도가 높은 것으로 볼 수 있다.
- [0087] 따라서, 프레임 선택부(120)는 산출된 확률맵에 대한 신뢰도에 기초하여 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하고, 선택된 프레임에 기초하여 추적이 완료된 프레임 집합과 추적이 완료되지 않은 프레임 집합 각각을 업데이트할 수 있다.
- [0088] 상술한 예에서, 프레임 선택부(120)는 더 높은 신뢰도를 갖는 즉, 상대적으로 더 적은 지점에 확률이 분포되며 상대적으로 높은 확률을 갖는 영역이 존재하는 확률맵인 확률맵(530)을 선택하고, 확률맵(530)을 추적이 완료된 프레임 집합에 추가하고 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 제거할 수 있다. 이에 따라, 추적이 완료된 프레임 집합은 프레임(510, 530)으로 구성되고, 추적이 완료되지 않은 프레임 집합은 프레임(520)으로 구성될 수 있다.
- [0089] 이 경우, 위치 결정부(130)는 선택된 프레임에서 최대 확률을 갖는 지점을 추적 대상의 위치로 결정할 수 있다. 상술한 예에서, 위치 결정부(130)는 프레임(530)에서 가장 높은 확률을 갖는 지점(533)에 추적 대상이 존재하는 것으로 결정할 수 있다.
- [0090] 한편, 프레임 선택부(120)는 선택된 프레임을 추적이 완료된 프레임 집합에 추가하여 추적이 완료된 프레임 집합을 업데이트하고, 선택된 프레임을 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 제거하여 추적이 완료되지 않은 프레임 집합을 업데이트할 수 있다.
- [0091] 예를 들어, 전체 프레임 집합이 F이라 할 때, k-1 번째 추적 단계에서 추적이 완료된 프레임 집합과 추적이 완료되지 않은 프레임 집합을 각각  $T_{k-1}=\{t_1, \dots, t_{k-1}\}$ ,  $R_{k-1}=F \setminus T_{k-1}$ 와 같이 나타낼 수 있다.
- [0092] 이 경우, 프레임 선택부(130)는 k 번째 추적 단계에서 프레임  $t_k$ 를 선택하고, 추적이 완료된 프레임 집합에 선택된 프레임  $t_k$ 를 추가하고(즉,  $T_k=T_{k-1} \cup \{t_k\}$ ) 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 선택된 프레임  $t_k$ 를 제거하여(즉,  $R_k=R_{k-1} \setminus \{t_k\}$ ) 프레임 집합들을 각각 업데이트할 수 있다.
- [0093] 이와 같이, 프레임 집합들이 업데이트되면, 확률맵 산출부(110)는 업데이트된 추적이 완료된 프레임 집합과 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합 간에 확률 전과를 수행하여 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각에서 추적 대상에 대한 확률맵을 산출할 수 있다. 이 경우, 확률맵 산출부(110)는 수학적 식 1에 기초하여 확률맵을 산출할 수 있다.
- [0094] 이후, 위치 결정부(130)는 산출된 확률맵에 기초하여 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 선택된 프레임에서 추적 대상의 위치를 결정할 수 있다. 이 경우, 프레임 선택부(130)는 산출된 확률맵의 신뢰성에 기초하여 선택된 프레임에서 추적 대상의 위치를 결정할 수 있다.
- [0095] 결국, 추적이 완료되지 않은 모든 프레임에서 추적 대상에 대한 위치가 결정될 때까지 확률맵 산출부(110), 프레임 선택부(120), 위치 결정부(130)는 상술한 과정을 반복적으로 수행하게 된다.
- [0096] 이하에서는 기존의 다른 추적 방법에 비해 본 발명에서 제안하는 오브젝트 추적 방법이 갖는 효과에 대해 설명하도록 한다.

[0097] 한편, 추적에 사용된 영상은 일반적으로 추적 장치의 성능 검증하는데 자주 사용되는 영상 가령, animal, tennis, TUD, campus, accident, bocing, youngki와같은 영상을 사용하였다.

[0098] 이 중, animal은 빠르게 움직이는 대상과 모션 블러를 포함하고 있으며, tennis는 낮은 프레임 레이트로 인코딩 되어 예측할 수 없이 빠르게 움직이는 대상을 포함하고 있다. 그리고, TUD, campus, accident는 추적 대상이 다른 대상에 의해 가려지는 부분을 포함하고 있다.

[0099] 먼저, 도 6은 본 발명의 일 실시 예에 따른 오브젝트 추적 방법에 따라 추적 대상의 위치가 결정되는 프레임의 순서를 나타낸다.

[0100] 구체적으로, 도 6(a)는 tennis에서 오브젝트를 추적한 결과를 나타내고, 도 4(b)는 boxing에서 오브젝트를 추적한 결과를 나타낸다. 도 6에서 숫자는 각 프레임의 프레임 인덱스를 나타낸다.

[0101] 도 6을 참조하면, 본 발명에 따른 오브젝트 추적 방법에서는 영상 전체를 탐색하여 대상의 추적이 용이한 프레임 순으로 대상을 추적하는 것을 알 수 있다. 즉, 최초로 설정된 추적 대상을 기준으로 점점 변화하는 순서대로 추적이 이루어짐을 알 수 있다.

[0102] 한편, 이하의 표 1 및 표 2는 기존의 다른 추적 방법과 본 발명에서 제안하는 오브젝트 추적 방법의 성능을 비교한 결과를 나타낸다.

표 1

Table 1. Average center location error (in pixels). (Red: best, blue: second best.

	IVT	MIL	SCM	L1APG	MTT	ASLSA	L1	FRAG	WLMC	OTLE	OMA	SMA
animal	10.6	32.0	16.6	48.8	12.6	179.6	164.9	94.1	64.8	19.4	(7.7)	(7.4)
TUD	12.6	57.1	12.2	7.4	37.2	67.2	64.7	17.3	68.2	27.4	(4.4)	(5.9)
campus	38.7	37.1	12.2	16.1	6.0	12.2	68.4	(3.3)	13.5	5.8	(3.2)	7.0
accident	27.6	24.8	3.0	20.3	21.9	(2.9)	32.4	7.4	12.2	9.1	(2.6)	6.5
tennis	68.7	74.4	65.9	85.0	65.6	68.8	111.4	67.4	31.0	37.0	(6.9)	(11.9)
boxing	128.1	88.9	96.0	117.6	87.0	106.8	103.5	80.0	(11.7)	41.7	(10.5)	22.6
youngki	95.2	115.2	115	137.9	176.5	151.8	121.8	97.5	16.0	15.7	(11.4)	(14.0)

[0103]

표 2

Table 2. Average overlap ratio. (Red: best, blue: second best.

	IVT	MIL	SCM	L1APG	MTT	ASLSA	L1	FRAG	WLMC	OTLE	OMA	SMA
animal	0.60	0.42	0.55	0.4	0.57	0.04	0.04	0.08	0.31	0.48	(0.71)	(0.71)
TUD	0.65	0.34	0.67	0.85	0.52	0.32	0.62	0.59	0.38	0.48	(0.82)	0.75
campus	0.56	0.45	0.62	0.52	0.76	0.63	0.01	(0.77)	0.52	0.72	(0.78)	0.67
accident	0.58	0.53	(0.87)	0.69	0.69	0.84	0.45	0.60	0.57	0.59	(0.85)	0.76
tennis	0.06	0.20	0.11	0.29	0.11	0.12	0.03	0.11	0.43	0.31	(0.63)	(0.56)
boxing	0.05	0.06	0.13	0.13	0.06	0.11	0.16	0.22	(0.65)	0.38	(0.70)	0.51
youngki	0.09	0.13	0.13	0.02	0.10	0.06	0.02	0.19	(0.62)	(0.54)	(0.62)	(0.54)

[0104]

[0105] 여기에서, 기존의 추적 방법으로는 1) "X. Mei and H. Ling. Robust visual tracking using l1 minimization. In ICCV, 2009"에 기재된 L1, 2) "C. Bao, Y. Wu, H. Ling, and H. Ji. Real time robust l1 tracker using accelerated proximal gradient approach. In CVPR, 2012."에 기재된 L1-APG, 3) "W. Zhong, H. Lu, and M.-H. Yang. Robust object tracking via sparsity-based collaborative model. In CVPR, 2012."에 기재된 SCM, 4) "X. Jia, H. Lu, and M.-H. Yang. Visual tracking via adaptive structural local sparse appearance model. In CVPR, 2012."에 기재된 ASLSA, 5) "T. Zhang, B. Ghanem, S. Liu, and N. Ahuja. Robust visual tracking via multi-task sparse learning. In CVPR, 2012."에 기재된 MTT, 6) B. Babenko, M.-H. Yang, and S. Belongie. Robust object tracking with online multiple instance learning. TPAMI, 33(8), 2011."에 기재된 MIL, 7) "D. A. Ross, J. Lim, R.-S. Lin, and M.-H. Yang. Incremental learning for robust visual tracking. IJCV, 77(1-3), 2008."에 기재된 IVT, 8) "A. Adam, E. Rivlin, and I. Shimshoni. Robust fragments-based tracking using the integral histogram. In CVPR, 2006."에 기재된 FRAG, 9) "J. Kwon and K. M. Lee. Tracking of abrupt motion using Wang-Landau monte carlo estimation. In ECCV, 2008."에 기재

된 WLMC, 10) "S. Gu, Y. Zheng, and C. Tomasi. Linear time offline tracking and lower envelope algorithms. In ICCV, 2011."에 기재된 OTLE이다.

[0106] 한편, 각 추적 방법의 성능을 평가하기 위해, 추적 방법의 성능 평가에 일반적으로 사용되는 2 가지 수치를 이용하였다.

[0107] 1) overlap ratio는 원래 추적 대상의 바운딩 박스(bounding box)  $B^G$ 와 추적 장치가 찾아낸 추적 대상의 바운딩 박스  $B^I$  사이의 겹쳐진 영역을 나타내며, 수학적 식 8과 같이 표현될 수 있다.

**수학적 식 8**

$$\text{overlap}(B^G, B^I) = \frac{B^G \cap B^I}{B^G \cup B^I}$$

[0108]

[0109] 2) center location error는 두 바운딩 박스  $B^G, B^I$ 의 중심점 간의 거리를 산출하여 얻어질 수 있다. 이 경우, 본 발명에서 제안하는 오브젝트 추적 방법에 대해서는 패치 매칭을 위해  $8 \times 8$  크기의 패치를 사용하였고, 0.6부터 1.4까지 9 개의 스케일을 사용하였으며, 모든 시퀀스에 대한 샘플링에 사용된 샘플의 개수는 900이다.

[0110] 한편, 표 1 및 표 2에서 본 발명에서 제안하는 오브젝트 추적 방법은 OMA로 기재하였다. 표 1 및 표 2를 참조하면, 본 발명에서 제안하는 오브젝트 추적 방법은 물체의 가려짐, 영상의 급격한 변화 등에 있어 다른 방식에 비해 정확한 동작을 수행하는 것을 알 수 있다.

[0111] 한편, 물체의 급격한 변화에 최적화된 추적 방식인 WLMC의 경우 그러한 특성을 갖는 영상에 대해서는 잘 동작하지만 물체의 가려짐 등이 생겼을 때 잘 대응하지 못하고, OTLE의 경우 본 발명에서 제안하는 오브젝트 추적 방법에 비해 잘 동작하지 않고, 다른 방식들은 영상이 급격한 변화가 생길 때 저조한 성능을 보임을 알 수 있다.

[0112] 도 7은 본 발명의 일 실시 예에 따른 오브젝트 추적 장치의 오브젝트 추적 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0113] 먼저, 영상을 구성하는 복수의 프레임들 중 추적 대상에 대한 추적이 완료된 프레임 집합과 추적이 완료되지 않은 프레임 집합 간에 확률 전과를 수행하여 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각에서 추적 대상에 대한 확률맵을 산출한다(S710)

[0114] 이후, 산출된 확률맵에 기초하여 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하고(S720), 선택된 프레임에서 추적 대상의 위치를 결정한다(S730).

[0115] 이 경우, 본 실시 예에 따른 오브젝트 추적 방법은 선택된 프레임을 추적이 완료된 프레임 집합에 추가하여 추적이 완료된 프레임 집합을 업데이트하고, 선택된 프레임을 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 제거하여 추적이 완료되지 않은 프레임 집합을 업데이트하고, 업데이트된 추적이 완료된 프레임 집합과 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합 간에 패치 매칭을 수행하여 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각에서 추적 대상에 대한 확률맵을 산출할 수 있다.

[0116] 또한, 본 실시 예에 따른 오브젝트 추적 방법은 산출된 확률맵에 기초하여 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하고, 업데이트된 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 선택된 프레임에서 추적 대상의 위치를 결정할 수 있다.

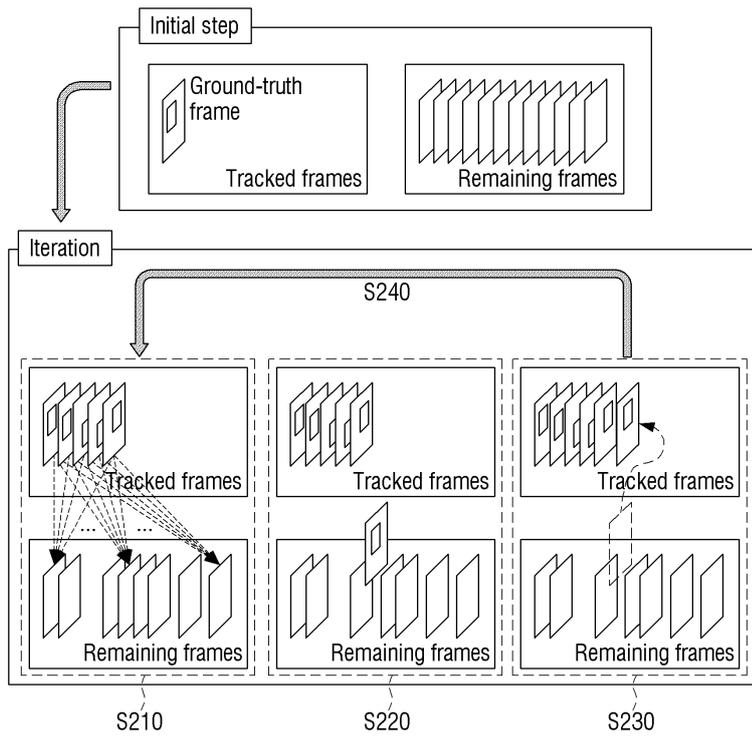
[0117] 한편, S720 단계는 산출된 확률맵에 대한 신뢰도에 기초하여 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택할 수 있다.

[0118] 또한, S730 단계는 산출된 확률맵에서 최대 확률을 갖는 지점을 판단하고 판단된 지점을 선택된 프레임에서 추적 대상의 위치로 결정할 수 있다.

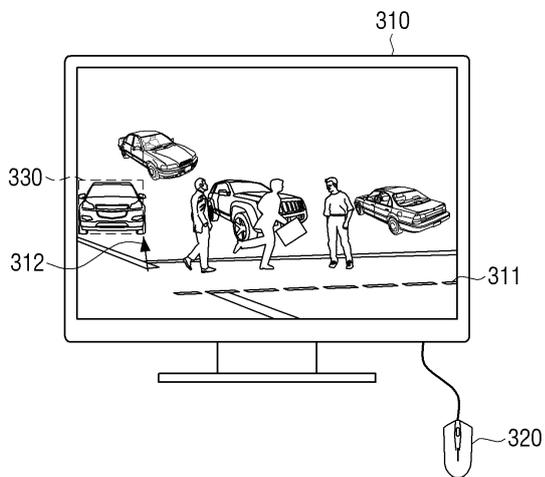
[0119] 한편, 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에 포함된 프레임 각각에 대한 확률맵을 산출하고, 산출된 확률맵에 기초하여 추적이 완료되지 않은 프레임 집합에서 하나의 프레임을 선택하고, 선택된 프레임에서 추적 대상의 위치를 결정하고, 선택된 프레임을 이용하여 추적이 완료된 프레임 집합 및 추적이 완료되지 않은 프레임 집합을 업



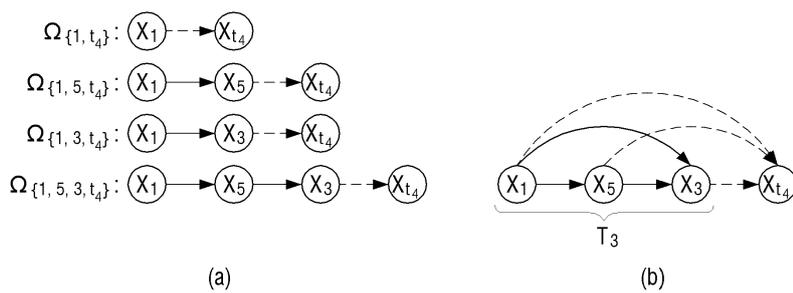
도면2



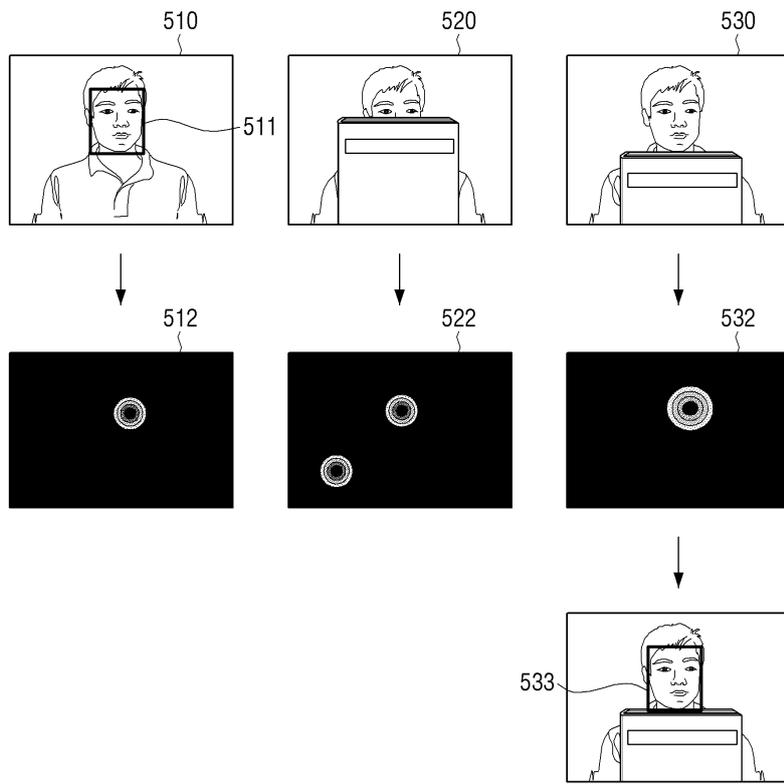
도면3



도면4



도면5



도면6a



1-17-6-4-3-5-16-13-14-26-27-21-19-28-20-24-8-29-22-30

도면6b



1-246-647-638-57-40-22-2-753-770-795-603-526-521-268-340-288-297-501-503

도면7

