

감시 시스템을 위한 다중 객체 추적

조용일¹, 최진², 양현승³

한국과학기술원^{1 2 3}

{caelus¹, jin_choi², hsyang³}@paradise.kaist.ac.kr

Multiple Object Tracking for Surveillance System

Cho Yong Il¹, Choi Jin², Yang Hyun Seung³

KAIST^{1 2 3}

요약

다중 객체 추적이란 컴퓨터 비전의 한 분야로, 주어진 비디오 시퀀스 내에서 관심 있는 객체들을 추적하는 것을 말한다. 다중 객체 추적 시스템은 감시 시스템, 사용자 행동 인식, 스포츠 중계, 비디오 회의와 같은 다양한 응용 분야에 핵심 기반 기술로 쓰이고 있어 그 중요성이 매우 크다. 본 논문은 감시 목적의 다중 객체를 추적하는 방법에 대하여 다룬다. 감시 시스템의 특성상, 객체의 외관이나 움직임 등에 대한 가정을 하기가 어렵다. 따라서 본 논문에서는 크기, 색, 형태 같은 객체의 단순하고 직관적인 외관 특성을 이용하면서도, 객체들끼리 부분적으로 혹은 완전히 겹쳐졌을 때에도 객체들의 위치를 적절히 추적할 수 있는 방법을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 방법은 객체들의 경로에 대한 정보를 유지하는데 그래프 구조를 이용한다. 그래프를 확장하고, 제거하여 영상에 대한 정보를 추론한다. 크게 보면 객체들을 영역 레벨, 객체 레벨 두 단계에 걸쳐 추적한다. 영역 레벨에서는 각 객체들이 있을 수 있을만한 영역에 대한 가설을 세우고, 객체 레벨에서는 각 가설에 대한 검증은 한다. 제안된 방법은 직관적인 정보만을 이용하여 서로 다른 형태의 객체를 빠르게 추적할 수 있음을 보여준다. 다만 객체의 외관 정보만을 이용하였기 추적하기 때문에, 객체가 다른 객체에 의해 완전히 가려진 채 또 다시 다른 객체와 겹쳐지면, 정확한 추적이 되지 않는다. 이를 해결하기 위해서는 객체가 겹쳐졌을 때, 그 관계에 대한 정보를 모아야 하는데 이는 향후 연구를 통해 해결하고자 한다.

Keyword : real-time visual tracking, computer vision, surveillance system

1. 서론

비디오 영상을 기반으로 한 다중 객체 추적 (MOT)은 컴퓨터 비전 연구의 한 분야로, 지난 20년 이상 동안 이에 대한 많은 연구들이 있었다. 이러한 관심은 이 연구를 기반으로 할 수 있는 감시 시스템, 비디오 회의, 사람과 기계간의 인터페이스, 스포츠 중계 등의 응용분야가 많아졌기 때문이다.

실험실이 아닌 환경에서 객체를 추적하는 것은 많은 어려움을 포함한다. 우선 추적하고자 하는 객체가 자동차처럼 고정된 형태일 수도 있고, 사

람처럼 형태가 변할 수도 있다. 또한 객체들은 제 자리에 서 있을 수도 있고, 천천히 움직일 수도 있고, 비규칙적으로 움직이기도 한다. 다중 객체를 추적하는 일에는 이러한 외형의 변화, 비규칙적인 움직임과, 조명의 변화 같이 하나의 객체를 추적하는 데 발생하는 문제뿐만 아니라, 객체들이 서로 부분적으로 혹은 전체를 가리고 가려지는 겹침(occlusion)과 혼화(confusion)를 해결해야만 한다.

본 논문은 최종적으로 일정 지역의 사람들의 행동을 인식할 수 있는 자동화된 감시 시스템을 목

표로 한다. 강인한 감시 시스템을 만들기 위해선 겹침에 강인한 MOT 시스템이 필요하다. 본 논문에서는 이러한 시스템을 위해서, 고정형 카메라를 사용하는 전형적인 감시 시스템에서 사용될 수 있는 MOT 방법을 제안한다.

감시 시스템에서는 영상으로부터 추적하고자 하는 대상을 잘 추출해 내는 것이 중요하다. 고정형 카메라를 이용하는 환경에서는 배경에서 객체가 위치한 전경을 얻기 위해, 일반적으로 저장된 영상과 입력 영상간의 차이(difference)를 이용하는 방법이 사용된다. 오랜 시간 동안 동작 해야 하는 감시 시스템에서는 시간의 변화에 따른 광량의 변화나 바람에 흔들리는 나뭇가지, 돌아가는 선풍기 같은 소소하거나 반복적인 움직임을 수용할 수 있어야 한다. 영상의 각 픽셀을 여러 개의 가우시안(MOG)으로 모델링 한 Adaptive Backgrounding[10]은 이러한 배경의 변화에 강인하면서 영상간의 차이를 이용한 효율적인 방법이다. 감시 시스템에서는 오브젝트에 대한 정확한 윤곽선보다는 빠르게 근사 영역을 추출하는 것이 중요하므로, 본 논문에서는 여러 픽셀들을 일정 크기로 그룹핑 한 뒤, 대표 샘플에 대해 Adaptive Backgrounding 을 적용하는 방식으로 분할을 고속화 한다.

배경으로부터 분할된 객체는 전 프레임에서 위치해 있는 전경 영역의 특성을 이용하여 다음 프레임에서 위치할 수 있는 영역을 한정한다. 그리고 객체의 모델과 객체와 영역간의 유사성을 비교해 적절한 영역에 객체를 위치시킨다. 객체 수 증가에 따라 계산량의 급격한 증가를 막기 위해, 객체의 궤적(trajecory)에 대해 한정된 가설을 세우고 검증하는 2 단계 방식으로 효율적이며 정확한 추적을 한다.

본 논문에서는 추적하고자 하는 객체에 대한 제한을 최소화 하고자 하였다. 최종적으로 사람이 가방을 놓고 갔다던지, 자동차를 옮겨 탔다던지 하는 상황 인식을 목표로 하기 때문에, 얼굴 인식을 위한 얼굴 추적, 교통 감시를 위한 자동차 추적 시스템같이 특정 객체로 추적하고자 하는 대상이 한정 지어지지 않는다. 따라서 효율적인 면에서 특정 객체의 특징을 이용한 감지(detection) 기

반 추적은 사용할 수 없다. 본 논문에서는 모든 객체가 가지고 있는 크기, 색, 형태 같은 흔한 속성만을 이용하며 이러한 속성에 대한 어떠한 가정도 하지 않는다. 다만 객체간의 구분을 위해서 추적하는 객체의 속성 중 하나는 다르다고 가정하였다.

본 논문에서 제안하는 알고리즘은 정밀한 카메라 설치 작업이나, 수동 초기화 과정 없이 자동으로 배경을 학습하여 전경을 구분해 내고, 전경 영역간의 유사성, 전경 영역과 객체와의 유사성을 이용하여 정확하고 효율적인 추적을 한다.



그림 1: 다중 객체 추적 시스템

2. 관련 연구

MOT 에서 객체들은 서로 겹쳐지고(Po) 쪼개진다(Ps). 따라서 배경으로부터 분리된 각 전경 영역에는 하나 이상의 객체가 존재하고 이를 blob 이라 부른다. MOT 는 Po, Ps 에 따라 blob 의 결합 혹은 분리됐는지를 판단하고, 이벤트 처리시에 blob 들은 다루는 방식에 따라 크게 Merge-Split (MS)방법과 Straight-Through (ST)방법으로 나뉜다.

2-1. Merge-Split 방법

MS 에서는 Po 이벤트가 확인되면 겹쳐진 영역들을 참고하여 각 영역의 blob 이 합쳐진 하나의 새로운 blob 을 생성한다. 이 시점부터 원래의 객체들은 새 blob 으로 캡슐화되어 다른 blob 들과 똑같이 추적된다. 그리고 Ps 에 의해 blob 이 쪼개졌다고 판단됐을 때, 기존 blob 의 속성에 기반하여 적절하게 blob 을 둘 이상의 blob 들로 쪼갬다.

각 blob 은 하나의 객체만 포함하고 있을 때, 지속적으로 객체의 속성을 갱신해 주고, 다른 blob

과 겹쳐진 상태에서는 갱신을 중지한다. 영역이 쪼개질 때, 각 blob 에 속한 객체의 정보에 따라 적절한 영역에 blob 을 배치시킨다.

[2, 3]에서는 객체의 신분을 파악하기 위해 색, 형태 그리고 텍스처 같은 외관 특성(feature)만을 사용하였다. [4, 5]에서는 외관 특성과 Kalman filters 를 이용한 동적 특성을 사용하였다. Kalman filters 는 연속하는 프레임에서 blob 의 위치를 예측해준다.

2-2. Straight-Through 방법

ST 에서는 모든 blob 은 하나의 객체만을 포함한다. 즉 겹침이 발생하더라도 blob 을 합치지 않고, 오히려 영역을 쪼개서 각 blob 을 위치시킨다. 이 방법에서 핵심은 영역의 각 픽셀을 적절한 blob 에 할당하는 것이다. 대부분의 시스템들은 영역의 픽셀을 객체의 외관 특징에 기반하여 분류한다[6, 7, 8]. 이 방법에서 사용하는 다른 유용한 특성은 겹쳐진 객체들간의 상대적인 깊이(depth)이다. 깊이는 여러 방법으로 측정될 수 있다. Elgammal 과 Davis[6]는 객체 각각의 spatial distribution 에 따라 여러 가설들을 세우고 판단한다. Senior 등[7]은 보여지는 픽셀이 적은 객체일수록 높은 깊이 값을 할당한다. 물론 여러 카메라를 이용하여 stereo matching 을 할 경우에는 실제 거리를 이용할 수 있다[9].

Elgammal 과 Davis[6]는 겹침이 발생하기 전에 미리 각각의 사람들의 모델을 만든다. 이 모델은 색과 머리, 몸통 그리고 다리 같은 인체 중요 부위의 spatial characteristics 로 구성된다. 겹침 발생 시, 겹쳐진 영역의 픽셀들은 maximum-likelihood 타입의 알고리즘을 이용하여 각 부위에 할당된다. 이 결과물을 이용하여 사람에 대한 실루엣이 만들어지고 이를 이용해 사람을 타원체 형태로 매칭시켰다.

Senior 등[7]의 방법은 배경의 statistical model 을 사용하여 배경을 제거하여, 객체가 있는 전경 영역들을 얻는다. 얻어진 각각의 영역에 대해서 RGB color template 과 probability mask 를 시간에 따라 점진적으로 갱신한다. 이 두 아이템을 이용하여 겹침 발생시 겹쳐진 영역의 각 픽셀을 각각의

오브젝트에 할당한다. 가려진 픽셀 비율에 따라 깊이 값을 설정하고, 픽셀들은 가장 가까운 객체로 할당된다.

3. 다중 객체 추적

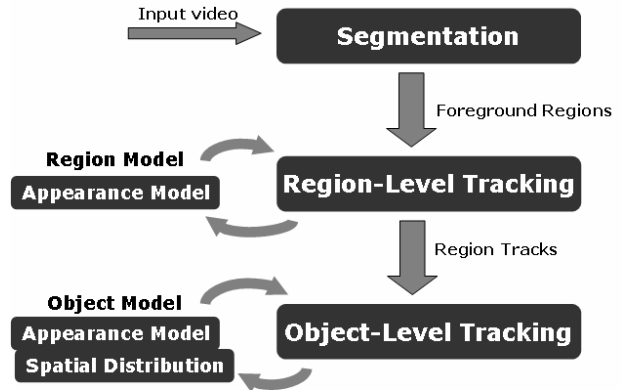


그림 2: 시스템 구조도

시스템에 들어오는 입력 영상에는 추적하고자 하는 객체들이 배경과 함께 어우러져 있다. 그리고 객체들은 독립적으로 존재할 수도 있고, 다른 객체와 배경에 의해 부분적으로 혹은 전체가 가려지기도 한다. 심지어는 다른 객체에 의해 가려진 채, 가린 객체와 함께 움직이기도 한다. 이미지 프로세싱의 관점에서 봤을 때, 전경과 배경을 구분했을 때, 객체들은 전경의 CCA(Connected Component Area)인 영역(region)안에 존재하게 되며, 노이즈와 오브젝트들 간의 겹침 때문에 한 영역 안에는 하나 이상의 객체가 있을 수 있다.

따라서 각 객체가 존재할 수 있을만한 영역을 추적하는 것은, 객체 추적 시 고려해야 할 경우의 수, 즉 각 객체에 대해 세워야 할 가설의 수를 제한하는데 도움이 된다. 또한 완전히 가려져서 보이지 않는 객체들도 이러한 영역 기반 추적을 통해 다룰 수 있다. 그러므로 객체들간의 가림이 많이 발생하는 MOT 시스템에서는 영역 단계와 객체 단계로 단계별로 추적하는 것이 좋다[13].

그림 2 는 본 논문이 제안하는 알고리즘의 구조이다. 분할 단계에서는 배경으로부터 추적할 객체들이 있는 전경을 구분한다. 대개의 추적 시스템은 오랜 시간 동안 지속적으로 동작하므로, 배경의 변화를 수용할 수 있어야 한다. 본 논문에서는 이러한 변화에 적합한 Adaptive Backgrounding 을

추적 시스템에 적합하도록 고속화 한 **Clustered Adaptive Backgrounding** 이란 방법을 고안하였다. 이 단계를 통해 얻어진 전경 픽셀들은 **Connected Component** 알고리즘을 이용하여 그룹화 한다. 그리고 **median filter** 를 이용하여 그룹화 된 영역 중 매끄럽지 못하게 튀어나와 있는 부분(**tip**)을 깎아내어 영역을 부드럽게 하고, **size filter** 를 이용하여 노이즈에 의한 불필요한 영역을 제거하고 전경 영역 안에 있는 구멍을 메운다. 이 과정을 통해 시스템은 전 경 입력 영상은 배경으로부터 시스템이 필요로 하는 전경을 구분한다.

각 전경 영역에는 노이즈 혹은 겹침 때문에 하나 이상의 객체를 포함할 수 있다. 정확하고 효율적인 추적을 위하여 영역 레벨과 객체 레벨, 두 단계로 나누어 추적한다.

두 단계의 추적은 그래프 구조를 공유하여 진행된다. 영역 레벨에서는 가장 최근에 얻어진 전경 영역들에 대해 기존 그래프 구조의 가장 마지막 영역들과의 유사성을 계산한다. 이 유사성을 바탕으로 영역들간의 연결 여부에 대한 가설을 세우고, 유사성이 너무 낮은 연결들은 제거해 줌으로써 다음 단계에서 고려해야 할 경우의 수를 줄여준다. 이 단계에서는 객체의 정확한 위치를 추적하기 보단, 각 영역에 있을 수 있을만한 객체를 한정하는 역할만 하고 정확한 추적은 다음 단계로 미룬다.

객체 레벨에서는 각 객체의 고유한 특성인 객체 모델을 이용하여 세워진 가설들 중 가장 적합한 것을 선택한다. 각 객체의 모델은 처음 출현할 때 초기화하고, 겹쳐져있지 않은 상태에선 지속적으로 갱신해준다. 객체들이 겹쳐진 경우, 겹쳐진 영역에 있는 객체들은 모델 갱신을 중지하고, 겹쳐진 영역 자체를 하나의 객체로서 추적하다가 쪼개지는 경우에, 속한 객체들의 모델에 따라 적절한 영역에 객체를 위치시킨다.

3-1. 분할

Gaussian-Mixture 모델인 **Adaptive Backgrounding** 을 사용하면 그림 3(a)와 같은 이진 전경 마스크 이미지를 얻을 수 있다. **Median filter** 와 **size filter** 를 이용하여 노이즈와 객체 안의 흠을 제거하고, 튀어나온 부분을 제거해주면 그림 3(b)와 같은 이미

지를 얻을 수 있다.

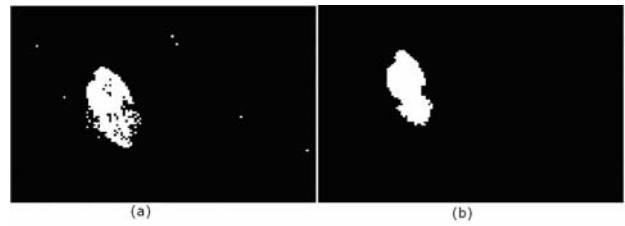


그림 3: (a) Adaptive Backgrounding 적용 후, (b) median, size filter 를 이용해 다듬어진 이미지

이 단계에서 우리가 얻고자 하는 것은, 객체들이 있는 영역들이다. 물론 이것을 픽셀 단위로 계산하는 것은 객체의 정확한 실루엣을 구할 수 있으므로 정확성 면에선 좋으나 이미지 크기에 따라 계산량이 급격히 증가해 효율이 상당히 떨어지게 된다. 그렇다고 이미지 크기를 줄일 경우, 한 픽셀당 수용해야 할 실제 영역이 넓어지기 때문에, 픽셀의 값의 변화폭이 커지게 된다.

본 논문에서는 큰 이미지를 효율적으로 사용하기 위해 영상의 각 픽셀을 일정 크기로 그룹화한 타일에 대해 **Adaptive Backgrounding** 을 적용하였다. 이렇게 함으로써 큰 이미지에 대한 부담을 덜고, 카메라를 통해 영상을 취득할 때 발생하는 **acquisition noise** 를 줄인다. 그림 4 는 동일한 객체에 대해 픽셀-타일 수준의 마스크 이미지를 나타낸다.

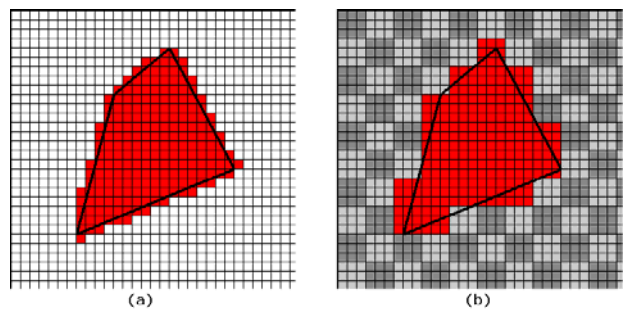


그림 4: 마스크 이미지 (a)픽셀 수준 (b)타일 수준

3-2. 영역 단계 추적

이 단계에서는 분할 단계를 통해 얻어진 전경 영역들에 대해, 기존 영역들과의 유사성을 평가하는 단계이다. 프레임별로 각 영역에 대한 모델을 세우고 모델간의 비교를 통해 유사성을 계산하고, 유사성이 낮은 것들을 제외한다.

영역 모델은 영역의 외관 특성과 위치 정보만을 이용한다. 각 모델은 영역의 칼라 히스토그램과,

크기, 그리고 위치 정보를 갖고 있다. 칼라 히스토그램은 빛의 영향을 덜 받으며 차원이 작은 칼라 모델을 사용하였다. HSV 칼라 모델의 H, S 채널을 사용하였으며, H는 15개 S는 10개로 분류하였다. 두 모델간의 유사성은 다음과 같이 계산한다.

$$P_{sim_r} = w_h \times p_h + w_d \times p_d + w_s \times p_s$$

p_h, p_d, p_s 는 각각 칼라 히스토그램의 유사성, 중점간의 근접성, 그리고 크기의 유사성을 나타낸다. w_h, w_d, w_s 는 각각의 비중을 의미한다. 두 칼라 히스토그램 A와 B의 비교는 다음과 같이 한다.

$$p_h = \sum_i \left(\frac{h_A(i)}{|h_A|} \cdot \frac{h_B(i)}{|h_B|} \right)$$

$|h_A|$ 는 칼라 히스토그램 A 벡터의 크기를 나타내고, $h_A(i)$ 는 A 칼라 히스토그램의 i 번째 값을 의미한다.

이와 함께, 각 영역은 객체 출현 가는 지역(실내에선 문, 광장 같은 곳에선 화면 가장자리)과의 거리에 따라 정의된 가우시안 밀도 함수 P_p 값을 갖는다. 이것은 출현 가능 지역과 가까울수록 커지고 멀수록 작아지도록 정의된 함수다. 시스템은 이 두 값을 이용하여 기존의 영역들과 새로운 영역들이 어떻게 연결될지 판단한다.

모든 영역들간의 유사성이 계산되면, 다음 단계에서 효율적으로 적합한 영역에 객체를 배치시킬 수 있도록 가능성이 낮은 연결은 제거해준다.

3-3. 객체 단체 추적

이 단계에서는 영역 단계에서 세운 가설에 대한 검증은 한다. 전 단계에서 새로 분할된 영역에 연결될 수 있을만한 기존의 영역을 한정 지었으므로, 그 영역들에 있는 객체들의 모델과 새 영역의 모델을 비교한다.

객체 모델은 외관 모델과 공간 분포를 이용한다. 모델은 객체가 겹쳐져 있지 않으면 지속적으로 갱신하여, 객체를 판별할 수 있도록 한다. 객체 모델도 영역 모델과 같이 칼라 히스토그램, 크기를 이용하며 추가적으로 객체의 형태 정보를 이용한다. 이는 서로 다른 객체가 유사한 색을 가지고 있을 때 구분하기 위함이다. 형태 정보는 2차원

이미지 비교에 효과적인 Shape Matrix[11][12]를 이용하였다. 그림 5는 마스크 이미지와 극 좌표를 이용해 표현한 Shape Matrix를 보여준다.

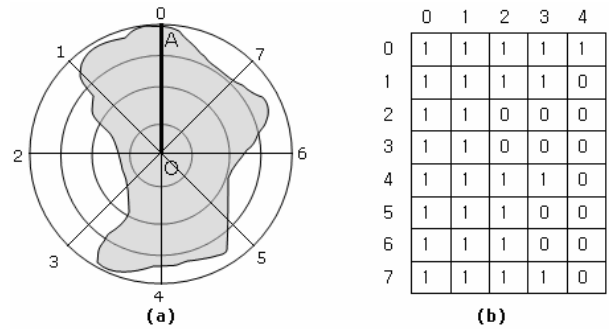


그림 5: (a)이진화된 형상 (b)Shape Matrix

Shape Matrix는 2차원 평면상에서 이동, 회전, 스케일링에도 동일한 값을 유지하지만, 우리 시스템에서는 객체의 형태가 변하므로 이를 그대로 사용할 수는 없으므로, Shape Vector[13]형태로 변환시켜서 사용한다.

$$SV(i) = \frac{\sum_j SM(i, j)}{\sum_i \sum_j SM(i, j)}$$

i 는 $M \times N$ Shape Matrix의 행을 말하며, j 는 열을 말한다. Shape Vector는 오브젝트의 중심으로부터 바깥쪽으로, 전체 영역 중 Shape Matrix의 각 행 성분이 차지하는 비율을 나타낸다. 두 모델간의 형태 비교를 위해선, 각 영역의 Shape Vector의 Bhattacharyya coefficient를 이용한다. 이는 칼라 히스토그램 비교법과 같으며 다음과 같다.

$$P_{shape} = \sum_{u=1}^M (SV_A(i) \cdot SV_B(i))$$

객체 모델간의 비교는 다음과 같이 한다.

$$P_{sim_o} = w_h \times p_h + w_{shape} \times P_{shape} + w_s \times p_s$$

이로서 새로 분할된 영역들은 기존의 영역들 및 객체들과 유사성을 비교하였다. 이를 이용해 적절한 위치에 기존의 객체들을 배치한다. 그러기 위해 각 객체들이 새 영역에 위치할 확률을 계산하는데 이는 다음과 같다.

$$likelihood_i = P_{sim_{r_i}} + \frac{\sum_{j=1}^n (P_{sim_{o_i}})}{n}$$

i 는 객체의 인덱스를 말하고, n 은 객체의 궤적(trajjectory)에 있는 객체의 수다. 각 객체는 최대 likelihood 값을 갖는 영역에 배치된다.

4. 실험 결과

전체 시스템은 Pentium 4 3.0Mhz, 1GB 시스템에서 구현되었으며, 320*240 크기의 영상을 이용하였다. 2~4 명을 대상으로 다양한 겹침 상황을 연출하여 실험을 하였으며 영상 취득부터 분할 단계까지는 30~40ms, 추적 단계에는 최대 60ms 가 소요됐다. 분할 단계까지는 지연시간이므로, 실제 시스템의 성능은 초당 15 프레임 이상 처리가 가능하였다.



그림 6: 3 명이 참여하는 실험

5. 결론 및 향후 연구 계획

본 논문에서는 고정형 카메라를 사용하는 감시 시스템에 적합한 다중 객체 추적 알고리즘을 제안하였다. 전 단계에 걸쳐 실시간 처리를 위해 효율성에 중점을 두었으며, 추적하고자 하는 객체의 타입에 제약을 받지 않기 위해서 추적하고자 하는 객체에 대한 가정을 최소화하였다. 서로 다른 타입의 객체를 추적할 때 발생하는 겹침을 해결하기 위해, 직관적이고 혼한 색, 형태, 크기만을 이용하여, 후에 시스템의 목적에 맞게 쉽게 적용할 수 있도록 유연성을 부과하였다. 영역 단계, 객체 단계 두 단계로 나누어 추적을 함으로써 효율적이고 정확한 추적을 하였다.

본 논문에서 제안하는 방법은, 초기 설치작업이 필요하지 않고 직관적으로 이용할 수 있고 쉽게 취득할 수 있는 정보만을 이용한다. 그리고 이중

객체를 빠르게 추적할 수 있기 때문에, 객체 간의 복잡한 인터랙션이 발생하지 않는 영역에서 간단히 사용할 수 있다. 다만, “A 객체가 B 객체를 가리고 있다” 식의 겹침의 상하관계를 다루지 않고, “A, B 객체가 겹쳐졌다” 라는 정보만을 이용하므로, 완전히 가려진 객체가 재차 다른 객체와 겹쳐지는 경우에 대해선 정확한 추적이 이뤄지지 않는다. 복잡한 겹침의 경우 정확한 추적을 위해서는 이 상하관계가 필요하므로 이에 대한 연구가 필요하다.

Acknowledgement

본 연구는 21세기 프론티어 연구개발사업의 일환으로 추진되고 있는 정보통신부의 유비쿼터스 컴퓨팅 및 네트워크 원천 기반 기술 개발 사업의 지원에 의한 것임

참고 문헌

- [1] Pierre F.Gabriel, Jacques G.Verly, Justus H.Piate, Andr Genon, “The State of the Art in Multiple Object Tracking Under Occlusion in Video Sequences”, Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems, pp.166-173, 2003..
- [2] S.McKenna, S.Jabri, Z.Duric, and H.Wechsler, “Tracking Groups of People,” in Computer Vision and Image Understanding, 2000.
- [3] F.Bremond and M.Thonnat, “Tracking multiple nonrigid objects in video sequences,” in IEEE Trans. On Circuits and Systems for Video Techniques, 1998.
- [4] I.Haritaoglu, “A Real Time System for Detection and Tracking of People and Recognizing Their Activities, PhD Proposal, University of Maryland, 1998.
- [5] J.H. Piater and J.L.Crowley, “Multi-modal tracking of interacting targets using Gaussian approximations,” in Second IEEE International Workshop on Performance Evaluation of Tracking and Surveillance, 2001.
- [6] A.Elgammal and L.S.Davis, “Probabilistic framework for segmenting people under occlusion,” in Proc. Of IEEE 8th International Conference on Computer Vision, 2001.

- [7] A.W.Senior, A.Hampapur, L.M.Brown, Y.Tian, S.Pankanti and R.M.Bolle, "Appearance Models for Occlusion Handling," in 2nd International Workshop on Performance Evaluation of Tracking and Surveillance systems, 2001.
- [8] H.K.Roh and S.W.Lee, "Multiple People Tracking Using a Appearance Model Based on Temporal Color," in International Conference on Pattern Recognition, 2000.
- [9] D.Beymer and K.Konolige. "Real-time tracking of multiple people using continuous detection," in Proc. International Conference on Computer Vision, 1999.
- [10] C. Stauffer and W.E.L. Grimson, "Learning patterns of activity using real-time tracking," PAMI, vol. 22, no.8, pp.747-757, August 2000.
- [11] A. Goshtasby. "Description and discrimination of planar shapes using shape matrices", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-7, no.6, pp.738-743, Nov. 1985.
- [12] A. Taza and C.Y. Suen. "Discrimination of planar shapes using shape matrices," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 19:1281-1289, 1989.
- [13] Huang, Y. and Essa, M. "Tracking Multiple Objects Through Occlusions", Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on Volume 2, 20-25 June 2005 Page(s):1182 vol. 2
- [14] Mei Han, Amit Sethi, Yihong Gong, "A Detection Based Multiple Object Tracking Method", International Conference of Image Processing(ICIP), 2004
- [15] M.J.Swain and D.H.Ballard, Colour indexing, International Journal of Computer Vision, 7:11-32, 1991.