

다중이동물체 추적을 위한 모델생성 알고리즘

조남형* · 김하식* · 이명길** · 이주신*

청주대학교* · 대덕대학**

Model Creation Algorithm for Multiple Moving Objects Tracking

Nam-hyung Cho* · Ha-sik Kim* · Myong-kil Lee** · Ju-Shin Lee*

Chongju Univ. * · Dae-Dok College **

E-mail : nhcho@jsc.ac.kr

요 약

본 논문은 모델기반 다중이동물체 추적을 위한 모델생성 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 배경영상에 이동물체가 초기 진입했을 때의 초기모델생성 단계와 이동물체 추적 단계에서의 모델갱신 단계로 구분하였다. 초기모델생성 단계에서는 차영상과 클러스터링 기법을 이용하여 분할된 분할영상과 현재프레임 영상에 대한 윤곽선 영상과의 로직 AND 연산을 수행하여 초기모델을 생성하였다. 모델갱신 단계에서는 하우스돌프 거리(Hausdorff Distance)와 2D-Logarithmic 탐색 알고리즘을 이용하여 추적중인 이동물체의 형태변화에 적용할 수 있도록 매 프레임마다 새로운 모델을 갱신하였다. 실험은 도로에서 주행하는 자동차를 대상으로 모의 실험을 수행하였다. 그 결과 도로에서 주행하는 자동차의 진입방향과 추적 대상 수가 불규칙한 경우에도 모델생성이 98% 이상 이루어짐을 알 수 있었다.

ABSTRACT

In this paper, we proposed model creation algorithm for multiple moving objects tracking. The proposed algorithm is divided that the initial model creation step as moving objects are entered into background image and the model reformation step in the moving objects tracking step. In the initial model creation step, the initial model is created by AND operating division image, divided using difference image and clustering method, and edge image of the current image. In the model reformation step, a new model was reformed in the every frame to adapt appearance change of moving objects using Hausdorff Distance and 2D-Logarithmic searching algorithm. We simulated for driving cars in the road. In the result, model was created over 98% in case of irregular approach direction of cars and tracking objects number.

키워드

모델기반, 이동물체, 추적, Hausdorff

1. 서 론

최근, 하드웨어 기술과 컴퓨터 기술의 발전으로 인하여 동영상의 분석 및 응용 분야에 많은 연구가 진행되고 있으며, CCD 카메라를 이용한 이동물체 검출 및 추적 시스템은 화상회의, 무인감시, 기상관측, 교통 관제 시스템, 로버트 비전 등에 광범위하게 적용되고 있다[1]-[3]. 이동물체 추적 시스템은 카메라에서 입력된 영상에 대하여 분석, 예측, 판단을 진행하여야 하는데, 적용하는 방법에 따라 차영상(Difference Picture)을 이용한 방법, 광류(Optical Flow)를 이용한 방법, 모델기반(Model-based) 이동물체 추적방법 등이 있다[1]-[3].

특히, 모델기반 이동물체 추적 기법은 사전에 정의된 특징적인 이동물체의 모델이나 추적 초기 단계에서 취득한 추적대상의 모델을 사용하여 입력된 영상에서 물체를 찾아 추적하는 방법으로 현재 가장 많이 연구되고 있는 방법중의 하나이다. 모델기반 이동물체 추적 기법은 물체의 크기, 위치 그리고 배경 등의 환경 변화에 민감하지 않으며, 형태의 구분 능력이 우수하다는 장점을 가지고 있으나, 프레임간에 물체의 형태가 어느 정도 유지되어야 한다는 제약성이 있다. 따라서 모델기반 기법은 추적 과정에서 형태변화에 대한 적용하는 능력이 추적 성능을 좌우하게 된다.[4]-[8]

본 논문은 모델기반 다중이동물체 추적을 위한

모델생성 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 배경영상에 이동물체가 초기 진입했을 때의 초기모델생성 단계와 이동물체 추적 단계에서의 모델갱신 단계로 구분하고자 한다. 초기모델생성 단계에서는 배경영상과 현재 프레임 영상의 차영상을 구한 후 배경과 물체 주위에 나타난 독립잡음 성분들을 제거하기 위하여 모폴로지 제거(Opening) 연산을 수행하고자 한다. 그리고 잡음 성분이 제거된 이진영상에 클러스터링 기법을 적용하여 각 이동물체를 분할하고, 분할된 영역과 현재프레임 영상에 대한 윤곽선 영상과의 로직 AND 연산을 수행하여 초기모델을 생성하고자 한다. 모델갱신 단계에서는 하우스돌프 거리(Hausdorff Distance)와 2D-Logarithmic 탐색 알고리즘을 이용하여 추적중인 이동물체의 형태변화에 적용할 수 있도록 매 프레임 마다 새로운 모델을 갱신하고자 한다.

II. 초기진입 이동물체의 모델생성

기존의 이동물체 추적 시스템에서 이용한 초기 모델 생성 방법들은 주로 정해진 공간에서 셀들을 이용한 샘플링 방법, 영역제한에 의한 모델 생성 방법, 가산 투영을 이용하는 방법, Disturbance Map을 이용하는 방법 등이 있다.

셀들을 이용한 샘플링 방법과 영역 제한 방법은 이동물체의 진입 방향과 검출 위치가 정해져 있으므로 이동방향이 불규칙할 경우 초기 모델 생성을 실패할 수 있으며, 검출 위치를 벗어날 경우 이동물체를 추적할 수 없게 된다. 또한 가산투영을 이용하는 방법은 단일 이동물체일 경우에는 효과적으로 초기 모델을 생성할 수 있으나, 다중 이동물체가 화면으로 진입할 경우에는 각각의 이동물체에 대한 초기 모델 생성이 어렵게 된다.

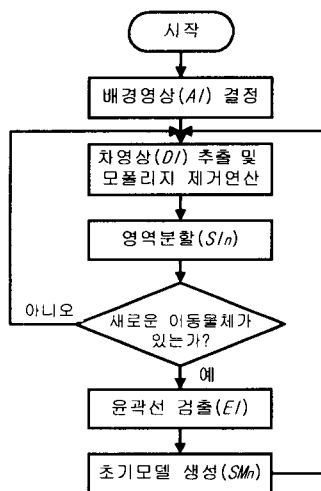


그림 1. 이동물체의 초기모델 생성 흐름도

그리고 Disturbance Map을 이용할 경우 한 물체에 대하여 여러 개의 정점이 나타날 수 있으며, 속도가 느리거나 정지한 이동물체에 대해서는 Disturbance Map이 뚜렷하게 나타나지 않는다.

따라서 본 연구에서는 이동 물체의 진입방향 및 진입하는 물체의 수에 관계없이 현재 프레임에 처음 진입한 이동물체들에 대하여 그림 1과 같이 초기모델을 생성할 수 있는 알고리즘을 제시하였다.

II-1. 차영상 추출

본 연구에서는 환경변화에 적용할 수 있도록 이동물체가 존재하지 않는 이전 50 프레임의 영상을 각 화소들에 대한 시평균을 구하여 배경영상(AI)으로 결정하고, 배경영상과 현재 프레임영상(I)과의 차영상(DI)을 추출하였다.

차영상은 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$DI = |AI - I| \quad (1)$$

$$Th1 = \frac{1}{176 \times 144} \left[\sum_{y=1}^{144} \sum_{x=1}^{176} DI(x, y) \right] \times \alpha \quad (2)$$

식 (2)는 차영상의 이진영상을 결정하기 위한 임계값(Th1) 결정방법을 나타낸 것이다. 여기서 α 는 실험에 의한 가중치이며, 본 연구에서 추적하고자하는 이동물체가 도로에서 주행하는 자동차임을 고려하여 $\alpha = 1.5$ 로 했을 때, 노이즈가 및 이동물체 영역 손실이 적은 이진영상을 얻을 수 있었다. 그리고 구해진 이진 영상을 가지고 배경과 물체 주위에 나타난 독립잡음 성분들을 제거하기 위하여 모폴로지 제거(Opening) 연산을 수행하였다.

II-2. 영역 분할 및 초기모델 생성

차영상 기법에 의해 배경영역과 이동물체 영역이 결정되면 현재 프레임 내에 존재하는 물체의 수와 정확한 위치를 결정해야 한다. 따라서 이동물체의 영역 분할 방법으로 클러스터링 기법을 이용하였으며, 처리 시간을 줄이기 위해 구간 샘플링 기법을 적용하였다. 샘플링은 열줄 간격으로 라인 검색을 하였으며 처음으로 1인 점이 나타나면 그림 2와 같이 반 시계방향으로 주변 화소들에 대하여 동일 영역으로 표시하였다.

그리고 초기 영역에 대한 검색이 원점으로 돌아오면 다시 다음 영역을 검색하여 같은 방법으로 또 다른 영역으로 표시하였다. 만일 이미 이동물체의 영역으로 결정되어 추적중인 모델로 갱신된 영역은 검색시간을 단축하기 위하여 검색하지 않는다. 모든 영역에 대한 검색이 완료되면 각 영역의 면적을 구하고, 한 영역의 면적이 전체 영상 크기의 2.5% 이상이면 새로 진입한 이동물체로 판단하여 윤곽선 영상과 로직 AND 연산을 취하여 초기 이동물체의 모델을 생성하였다.

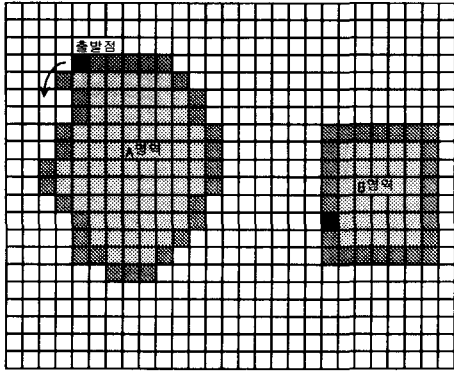


그림 3. 클러스터링에 의한 영역 표시 방법

III. 진행중인 이동물체의 모델갱신

이미 추적중인 이동물체에 대하여 이동물체의 형태변화에 적용할 수 있도록 매 프레임마다 새로운 모델을 갱신하여야 한다.

본 연구에서는 현재 프레임 영상과 모델들과의 동일성 판정을 위한 평가 함수로서 하우스돌프 거리를 적용하였으며 검색 방법으로는 2D-Logarithmic 탐색 알고리즘을 사용하였다.

III-1. 하우스돌프 거리(Hausdorff Distance)

하우스돌프 거리는 두 개 유한 집합 내의 점들에 대한 유사정도를 비교하기 위한 Min-Max 거리이다. 유한개의 점을 포함하는 두 개의 집합 F 와 Q 의 하우스돌프 거리는 식(3)과 같이 정의한다[9].

$$H(P, Q) = \max(h(P, Q), h(Q, P)) \quad (3)$$

여기서 $h(P, Q)$ 는 P 에서 Q 까지의 Min-Max 거리이며 식(4)와 같이 구할 수 있다.

$$h(P, Q) = \max_{p \in P} \min_{q \in Q} \|p - q\| \quad (4)$$

$\|p - q\|$ 는 점 p 와 q 사이의 거리를 나타내기 위한 척도로서 일반적으로 기하학적 거리(Euclidean distance)를 사용한다.

$h(P, Q)$ 는 Max연산의 고유적인 특성으로 인하여 집합 내의 고립 점들에 대해 매우 민감하다. 즉, 중심으로부터 멀리 떨어져있는 하나의 점이 하우스돌프 거리에 큰 영향을 줌으로 노이즈에 매우 약하다. 따라서 우리는 점들간의 최대거리를 선택하는 대신에 k 번째로 큰 값을 취하는데 이것을 Partial 하우스돌프 거리라고 하며, 식(5)와 같이 변형할 수 있다.

$$h_K(P, Q) = \max_{p \in P} \min_{q \in Q} \|p - q\| \quad (5)$$

Partial 하우스돌프 거리는 최소의 하우스돌프 거리를 갖는 크기가 K 인 P 의 부분집합으로부터 집합 Q 까지 거리를 표시하는데 만약 크기가 적어서 K 인 P 의 부분집합의 각 점으로부터 Q 의 일부분 점까지의 거리가 d 보다 작으면 $h_K(P, Q) = d$ 이다. 즉 P 의 일부분의 점들이 Q 의 어떤 점들과도 대응되지 않아도 된다. 예를 들어, $K = \lfloor 0.75 \times n \rfloor$ 일 때(n 은 집합 내 점의 개수), $h_K(P, Q)$ 를 계산한다면 25%에 해당하는 P 의 점들은 Q 의 어떤 점들과 가까이 있지 않아도 된다. 이 특성은 본 연구에서 이동물체의 형태변화를 허용하는 근거가 된다. 이동물체는 진행 단계에 따라 그 형태가 변할 수 있다. 특히, 사람과 같은 비강체(Non-rigid Object)인 경우에는 형태의 변화가 더욱 심하기 때문에 형태의 변화를 고려하지 않으면 일반적인 매칭 방법으로는 추적대상을 다음 영상들에서 찾을 수 없으므로 지속적인 추적이 불가능하다. 또한 추적 대상의 일부분이 다른 물체에 잠깐 가리였다 나타나는 경우에도 같은 문제를 초래한다. 본 연구에서는 이러한 문제점들을 해결하기 위해 모델과 영상의 유사도를 Partial 하우스돌프 거리로 표현하였다.

III-2. 이동물체 탐색 및 모델갱신

이미 진행중인 이동물체들에 대한 모델이 존재할 경우, 현재 프레임 내의 이동물체와 모델과의 동일성 여부를 판정하여 형태변화에 적용할 수 있도록 새로운 모델을 갱신해야 한다.

본 연구에서는 모델갱신을 위하여 Partial 하우스돌프 거리와 2D-Logarithmic 탐색 알고리즘을 이용하여 정합 및 위치 탐색을 수행하였다.

그리고 이동물체의 새로운 위치가 탐색되면 각 이동물체에 대한 새로운 모델을 갱신하였다. 이때 모델의 갱신은 식(6)과 같이 현재 프레임의 탐색 단계에서 이동물체로 검출된 영역의 화소들과 이 영역 내의 상하좌우 주변 화소들로부터 δ 화소만큼 더 큰 영역 안에 존재하는 화소들로 구성하여 모델을 갱신하였다.

$$M_n = \left\{ q \in I_t \mid \min_{p \in M_n} \|g(p) - q\| \leq \delta \right\} \quad (6)$$

여기서 M_n 는 새로 갱신된 모델이고, δ 는 화소간의 거리를 나타낸다. 만약 $\delta = 0$ 이면, 노이즈나 정확하지 않은 픽셀들의 위치에 의해, 몇 프레임이 경과하면 물체의 형태가 변하지 않아도 추적대상을 잃어 버리게 되며 δ 가 너무 큰 값을 가지면, 형태의 변화에 더욱 강인

(Robust)할 수 있지만, 프레임이 경과함에 따라 추적대상의 특징점이 아닌 점들까지 모델에 추가하여 모델이 점점 커지는 현상이 발생하게 된다. 본 연구에서는 도로에서 주행하는 자동차를 대상으로 실험을 수행하였으며 자동차의 크기가 프레임이 지날수록 점점 작아짐으로 사실상 모델의 크기도 작아짐을 알 수 있었다. 따라서 $\delta=1$ 로 하였을 가장 효과적이 모델이 생성됨을 알 수 있었다.

IV. 실험 및 고찰

제안한 알고리즘은 성능평가를 위해 도로에서 주행하는 자동차를 대상으로 모의 실험을 수행하였다. 그림 3은 제안한 알고리즘의 전체 흐름도를 나타낸 것이다. 그림 4는 일부 프레임의 원영상을 나타낸 것으로써, 그림 4. (a)는 배경영상을 나타낸 것이고, (b), (c), (d)는 각각 프레임 15, 16, 30 번째의 영상을 나타낸 것이다.

그림 5는 일부 프레임의 윤곽선 영상과 제안한 알고리즘에 의해 생성된 모델영상을 나타낸 것이다.

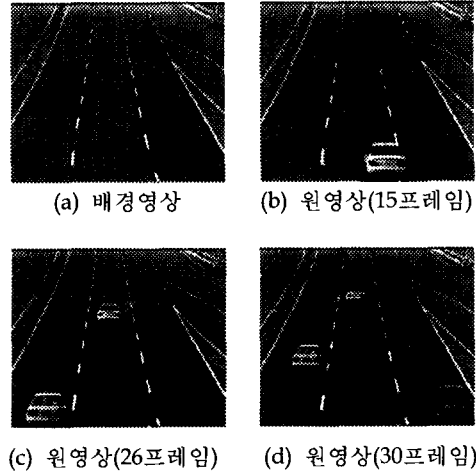


그림 4. 일부 프레임의 원영상

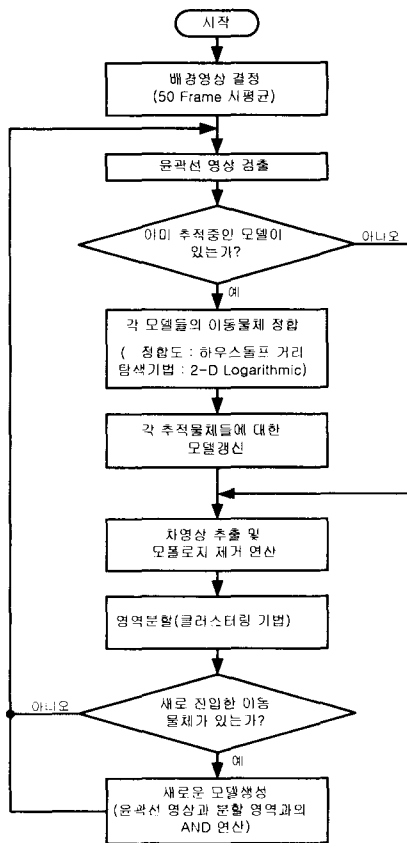


그림 3. 제안한 알고리즘의 전체 흐름도

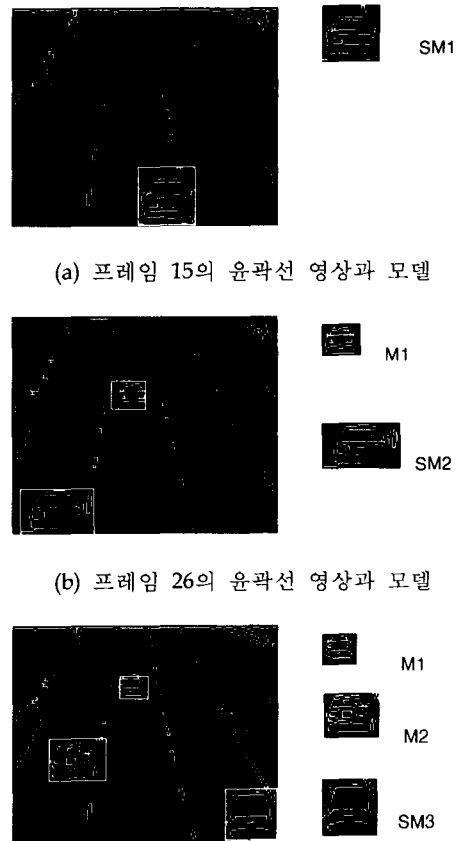


그림 5. 윤곽선 영상과 모델영상

여기서 SM1, SM2, SM3는 진행 중인 프레임에 처음으로 진입한 이동물체의 초기모델을 나타낸 것이고, M1, M2, M3은 매 프레임마다 각각이 이동물체에 대하여 동일성 평가 후, 새로 갱신된 모델들이다. 만일 추적 중에 새로 갱신된 모델의 전체 면적이 2.5% 이하이면 이동물체가 화면에서 사라진 것으로 간주하여 해당 번호를 갖는 모델은 없애지게 된다.

실험 결과, 그림 6과 같이 프레임 별 각 모델의 정합도를 나타내었으며, 모든 프레임에서 98% 모델이 생성됨을 알 수 있었다. 그 이유는 비교적 실험 영상이 단순한 편이고, 교차하는 차량이 없어 모델의 변화가 크지 않았기 때문으로 판단된다.

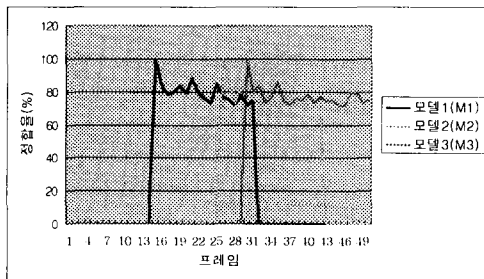


그림 6. 각 모델의 정합도

V. 결 론

본 논문은 모델기반 다중이동물체 추적을 위한 모델생성 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘의 타당성을 검증하기 위해서 도로에서 주행하는 자동차를 대상으로 실험을 하였다. 실험 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

- 1) 초기모델생성 단계에서 차영상과 클러스터링 기법을 이용하여 초기모델을 생성함으로써, 동시에 여러 개의 이동물체가 진입했을 때에도 각각의 이동물체에 대한 정확한 모델을 얻을 수 있었다.
- 2) 모델갱신단계에서 하우스돌프 거리와 2D-Logarithmic 탐색 알고리즘을 이용함으로써, 추적중인 이동물체의 형태변화와 환경변화에 적용할 수 있는 모델을 얻을 수 있었다.
- 3) 실험결과, 도로에서 주행하는 자동차의 초기 진입방향과 추적 대상의 수가 불규칙한 경우에도 모델생성이 98%이상 이루어짐을 알 수 있었다.
- 4) 검출된 모델의 크기가 너무 작을 경우에는

윤곽선 상의 특징이 적어 추적 이동물체를 잃어버릴 수 있으며, 모델의 크기가 너무 클 경우에는 탐색시간이 길어짐으로 모델의 크기를 전체 영상의 2.5% ~ 15% 내로 제한하였다.

향후 연구과제로는 본 연구에서 제안한 알고리즘을 적용하여 실시간 다중 이동물체 추적시스템을 구현하는 것이다.

참고문헌

- [1] C. R. Wren, A. Azarbayejani, t. Darrell, A.P. Pentland, "Pfinder: Real-Time Tracking of the Human Body", PAMI Vol. 19 No. 7, pp. 780-785, Jul 1997.
- [2] J. C. Cheng, M. F. Moura, "Tracking Human Walking in Dynamic Scenes", ICIP 97, pp. 137-140, Jul 1997
- [3] N. Paragios, R. Deriche, "Detecting Multiple Moving Targets using Deformable Contours", ICIP 97, pp. 137-140, Jul 1997
- [4] Dae-Sik Jang, Gye-Young and Hyung-Il Choi, "Model-based Tracking of Moving Object", Pattern Recognition, Vol. 30, No. 6, pp. 999-1008, 1997
- [5] Gian Luca Foresti, Vittorio Murino and Carlo Regazzoni, "Vehicle Recognition and Tracking from Road Image Sequences", IEEE Trans, Vol. 48, No. 1, January 1999
- [6] Suyog D, Deshpande, "Detection and Tracking of Moving Point-Targets in IR Image", ICARCV '98, pp. 1252-1256, December, 1998
- [7] D. P. Huttenlocher, J. J. Noh, W. J. Rucklidge, "Tracking Non-Rigid Objects in Complex Scenes", Proceedings of 4th ICCV, pp. 93-101, May 1993.
- [8] S. M. Smith, "Real-time motion Segmentation and Object Tracking", Real Time Imaging Vol. 4, pp. 21-40, 1998
- [9] Hertog Nugroho, Shinji Ozawa, "Tracking Multiple Object from Monocular Image Sequences with Hausdorff Distance and Context Information", T.IEE Japan, Vol. 118-C, No 7/8, 1998