

# 시간적 움직임 정보를 이용한 영역 합병

이 동 재\*, 정 진 영\*\*, 김 재 희\*

\*연세대학교 전자공학과 \*\*대우전자

## Region Merging based on Temporal Motion Analysis

Dong Jac Lee, Jin Young Jung, Jaihie Kim

\*School of Mechanical and Electrical Eng, Yonsei University

\*\*Daewoo Electronics Co.

E-Mail : poseidon@seraph.yonsei.ac.kr

### Abstract

We propose a new method for merging partial regions which have similar motion characteristics. In the proposed method, the trajectories of each partial regions are computed and the regions consisting a same object are merged by a similarity function defined in this paper. The similarity function is defined to take into consideration the motion characteristics of the trajectories. The proposed method shows good performance when the regions of an object show little variation in size and shape.

### 1. 서론

연속된 영상에서 이동하는 물체의 추적 등 상위 레벨의 처리를 하기 위해서는 먼저 물체의 검출(object detection)이 이루어져야 한다. 처리 대상이 되는 물체를 검출한 다음에 그 검출된 물체를 이용하여 다음 과정의 일들을 할 수 있기 때문이다.

Jain은 움직이는 물체를 포함하는 영역을 찾아내기 위해서 연속되는 프레임 사이의 차이를 이용하였고, Thompson은 영상을 특정속도를 가진 표면에 상응하는 영역들로 나누는 방법을 개발했다[1][2]. Sival은 매 프레임에서 물체를 검출하기 위해 여러 프레임을 사용하는 방법대신 움직이는 물체를 포함하지 않은 배

경화면을 이용하는 방법을 제안하였다[3].

위와 같이 두 영상간의 밝기 차이를 이용하는 방법들은 물체가 배경과 밝기(intensity) 차이가 뚜렷한 경우에는 매우 효과적이다. 하지만 밝기 차이가 크지 않은 경우 하나의 물체가 여러 개의 물체로 나뉘어 지는 문제가 발생한다. 이러한 문제 때문에 많은 연구들에서는 물체를 간단히 하기 위해 배경과 뚜렷한 차이를 가지는 물체를 가정하거나, 물체의 원형(deformable template)을 사용한 방법을 적용하기도 하고, 물체의 영역 정보나 윤곽선(contour) 정보를 동시에 이용해 물체를 검출하기도 하였다[4][5][6].

본 논문에서는 하나의 영역이 하나의 물체를 이룬다는 가정을 전제하지 않고, 하나의 물체가 여러 개의 영역으로 쪼개어졌을 경우 동일 물체를 이루는 영역들을 판별하는 방법을 제안한다.

동일 물체 영역 판별을 위해서 비슷한 움직임을 갖는 서로 다른 영역들은 동일한 물체를 이룬다고 가정한다. 이를 위해서, 각 프레임에 나타나는 영역들은 갑자기 나타나거나 사라지지 않는다고 가정하고, 영역의 모양과 크기의 변화가 심하지 않다고 가정한다.

CCD 영상은 주위 밝기 변화에 민감하기 때문에 검출된 움직임 영역의 모양과 크기에 변화가 심하기 때문에 주위 밝기 변화에 덜 민감하고 잡음에 강한 열영상을 입력 영상으로 사용하였다.

움직임 분석을 위해 움직임의 검출과 궤적의 형성은 2장에서 다루고, 움직임 정보를 이용한 유사도 합수는 3장에서 자세히 다루도록 한다.

## 2. 움직임의 검출과 궤적의 형성

본 절에서는 연속된 프레임에서 움직임의 검출과 궤적의 형성에 대해 설명한다. 움직임의 검출은 움직이는 물체를 포함하지 않는 배경영상을 이용한 차이 영상을 통해 물체를 검출하는 방법을 사용하였다[3].

검출된 영역들에 대한 궤적을 형성하기 위해 무게 중심점을 특징점으로 한다.

$$x_n = \frac{\sum_{i=1}^N x_n I_i}{\sum_{i=1}^N I_i} \quad (1)$$

여기서  $x_n$ 는 화소(pixel)  $i$ 의  $n$ 번째 좌표이고,  $I_i$ 는 화소  $i$ 의 밝기이다.

잡음의 영향에 의한 특징점의 분산은 다음과 같다

$$\sigma_{x_n} = \frac{\sum_{i=1}^N x_n \sigma_i}{\left(\sum_{i=1}^N I_i\right)^2} \quad (2)$$

(1)의 수식을 이용하여 매 프레임에서 영역들의 특징점을 구하고, 이를 이용하여 GE 알고리즘을 통해 궤적을 형성한다[7].

## 3. 유사도 함수

동영상에서 움직이는 물체를 분할할 때, 분할 방법과 영상내의 잡음 등에 의하여 영상 내에서 물체들이 하나의 물체임에도 여러 개의 영역으로 나타나는 경우가 있다. 이러한 경우에 각각의 영역이 동일한 물체임을 평가해 줄 수 있는 평가 방법이 필요하다. 따라서 각각의 영역에 대한 움직임을 분석하여 하나의 물체임에도 여러 부분으로 나뉘는 경우에는 이러한 영역을 하나의 영역으로 합병하고 실제로 여러 개의 물체가 있는 경우에는 각각을 별개의 영역으로 판별해 줄 수 있도록 여러 영역들간의 합병 여부를 결정할 수 있는 기준이 필요하다.

본 연구에서 제안한 방법에서는 짧은 구간에서의 움직임 특성을 비교하여 궤적간의 유사도를 비교하고, 짧은 구간에서 계산된 유사도 값의 변화를 긴 구간에서 관찰함으로써 짧은 구간에서의 오류를 바로잡도록 하였다.

## 3.1 짧은 구간에서의 유사도

본 절에서는 궤적간의 상대적인 속력차와 특성점간의 거리차를 이용한 유사도 함수를 정의한다.

전체적인 유사도 함수는 다음과 같이 정의한다.

$$L = \Psi_N(L_v, L_d) \quad (3)$$

$$= \alpha L_v + \beta L_d \quad (\alpha + \beta = 1)$$

이 함수의 값은 '0'에서 '1' 사이의 값을 갖고, 움직임 특성이 비슷할 경우 '1'에 가까운 값을 가지며 움직임 특성이 다를 경우 '0'에 가까운 값을 갖게 된다.

만약 유사도 함수값이 임계값  $T$ 보다 크면 동일한 물체를 이루는 영역으로 판정하고,  $T$ 보다 작으면 다른 물체를 이루는 영역으로 판정한다.

궤적간의 속력차를 이용한 유사도 함수는 다음과 같이 정의한다.

$$L_v = \frac{1}{m} \sum_{k=l}^l \phi_N(V_{l, m, k}) \quad (4)$$

$$V_{l, m, k} = V_{l, m} - V_k \quad (5)$$

여기서  $m$ 은 짧은 구간의 길이이고,  $l$ 은 현재 프레임이다.  $m$ 개 프레임동안의 속력차에 의한 변환함수 값의 평균을 유사도 함수값으로 한다. 여기서 함수값으로의 변환함수  $\phi(\cdot)$ 는 다음과 같다.

$$\phi_N(x) = e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

거리차에 대한 유사도함수도 이와 비슷한 형태로서 다음과 같이 정의한다.

$$L_d = \frac{1}{m} \sum_{k=l}^l \phi_N(D_{l, m, k}^j) \quad (7)$$

$$D_{l, m, k}^j = D_{l, m}^j - D_k^j \quad (8)$$

여기서  $i, j$ 는 서로 다른 궤적이다.

### 3.2 긴 구간에서의 유사도의 신뢰도

앞 절에서 구한 유사도 함수는 잡음이 없는 경우에는 좋은 성능을 가진다. 그러나, 잡음의 영향으로 한 두 프레임에서 영역의 크기나 모양에 변화가 생겨서 중심점의 위치가 변한다면, 판정이 정확하지 않게 된다. 이러한 현상을 막기 위해서 긴 구간에서의 유사도 함수값의 흐름을 유사도 함수의 신뢰도로서 이용한다. 신뢰도 함수 G는 다음과 같이 정의한다.

$$G = \frac{\sum_{i=1}^n P_i (\sum_{k=1}^P A_{ik}) + \sum_{j=1}^m Q_j (\sum_{l=1}^Q B_{jl})}{\sum_{i=1}^n P_i + \sum_{j=1}^m Q_j} \quad (9)$$

- A : 영역들이 유사하다고 판단된 프레임의 유사도 함수값
- B : 영역들이 유사하지 않다고 판단된 프레임의 유사도 함수값
- P : 유사하다고 판단된 연속 프레임의 수
- Q : 유사하지 않다고 판단된 연속 프레임의 수
- n : 총 P의 수
- m : 총 Q의 수

이 함수는 '0'에서 '1'사이의 값을 갖고, 신뢰도가 임계값 이하인 경우의 유사도 판정은 보류되고 신뢰도가 임계값 이상인 경우의 유사도 판정은 인정된다. 보류된 판정은 이후의 프레임에서의 유사도 판정에 따라 달라지는데, 유사도가 높게 유지되는 프레임이 연속으로 나와서 계속 동일 물체로 판정하였다면 이 프레임에서의 판정도 동일 물체로 판정할 수 있다. 반대의 경우도 마찬가지이다.

### 4. 실험결과 및 분석

실험에 사용된 영상은 320\*240 크기의 영영상을 사용하였으며, 같은 물체를 이루는 영역의 궤적이 같고 다른 물체를 이루는 영역의 궤적이 같도록 나누어서 실험하여 그 결과를 비교하였다. 그림 1은 각 입력 영상을 나타내고, 그림 2는 움직임 영역들을 나타낸다. 그림 3은 유사도 함수값을 나타내고, 그림 4는

신뢰도의 역할을 나타낸다.

그림 1과 그림 2에서 (a)와 (b)는 동일 물체를 이루는 영역들의 궤적이 형성된 경우이고, (c)와 (d)는 다른 물체를 이루는 비슷한 움직임 특성을 가진 영역들의 궤적이 형성된 경우 그리고 (e)와 (f)는 움직임 특성이 다른 궤적이 형성된 경우이다.

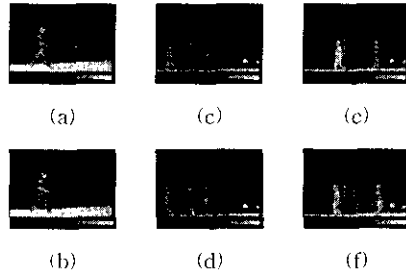


그림 1. 입력 영상

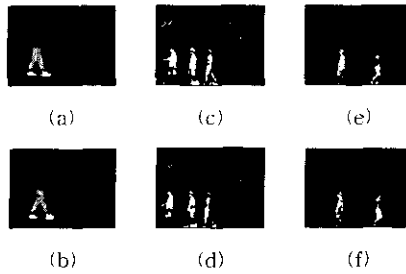


그림 2. 차이 영상

그림 3에서 보면 (a)와 (b)의 경우 표시된 프레임에서 유사도 함수에 의한 판단이 다른 프레임과 반대이다. 이것은 이 프레임과 이전의 몇 프레임에서 움직임 특성이 변화했기 때문에 짧은 구간에서만 유사도 값을 판단하는 경우 그대로 반영되기 때문이다. (a)의 경우 표시된 프레임에서 아무런 보완 없이 그대로 판단한다면 하나의 물체가 두 개의 물체로 되어버리는 결과를 낳는다. 그러나 뒤의 프레임에서 다시 하나의 물체가 되어 안정적으로 판단되므로 이 구간에서의 판단이 잘못되었다는 것을 알 수 있다. 이러한 짧은 구간에서의 잘못된 판단을 보완하기 위해 긴 구간에서 신뢰도를 이용한다. 그림 4에서 이를 보여주고 있는데, 그림 3 (a)의 경우에 판단이 애매한 경우에는 신뢰도가 낮게 나오므로 판정이 보류되고 비교적 안정적으로 함수값이 유지되는 곳에서는 신뢰도가 높게 나오므로 판정이 인정된다.

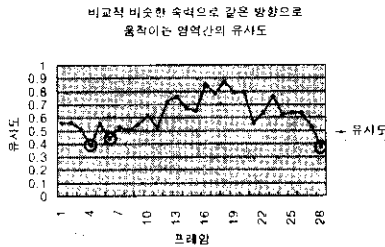
5. 결론

본 논문에서는 물체 검출과정에서 하나의 물체가 여러 개의 영역으로 분리되었을 경우 연속된 프레임에서 각 영역이 형성하는 궤적의 유사도를 비교하여 동일 물체를 이루는 영역을 판정하는 새로운 방법을 제안하였다.

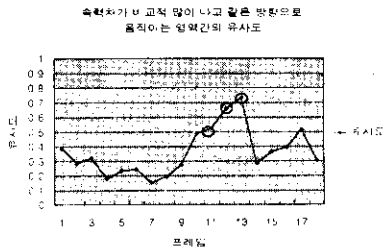
이 방법은 물체가 비교적 적은 개수의 영역으로 분리되어 나타났을 경우에는 잘 해결되었으나, 물체가 작고 많은 영역으로 쪼개지는 경우에는 궤적의 형성에 문제점이 있다. 따라서 물체가 작고 많은 영역으로 쪼개지는 경우에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

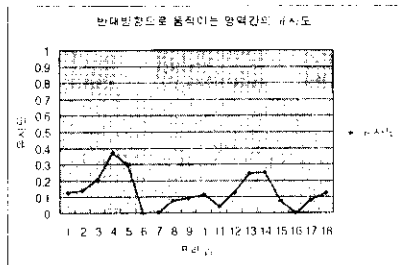
- [1] R. Jain, H. H. Nagal, "On the Analysis of Difference and Accumulative Difference Pictures in Dynamic Scene Analysis," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. PAMI-1, pp.206-214, 1979
- [2] Thompson, W. B., "Combining Motion and Contrast for Segmentation," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol. PAMI-2, pp. 543-549, 1980
- [3] M Y Siyal, M Fathy, C G Darkin, "Image Processing Algorithm for Detection Moving Objects," International Conference on Automation, Robotics and Computer Vision, pp. 1719-1723, 1994
- [4] Kok F. Lai, Roland T. Chin, "Deformable Contours: Modeling and Extraction" IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.17 no. 2, pp. 1084-1090, 1995
- [5] M D Jolly, S Lakshmanan, and A. K. Jain, "Vehicle Segmentation and Classification Using Deformable Templates," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 18, no. 3, pp. 293-308, 1993
- [6] P. Perez, B. Gidas, "Motion Detection and Tracking Using Deformable Templates," International Conference on Image Processing., pp. 272-276, 1994
- [7] Ishwar K. Sethi, Ramesh Jain, "Finding Trajectories of Feature Points in a Monocular Image Sequence," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. PAMI-9, pp. 56-73, 1987



(a)



(b)



(c)

그림 3. 세 가지 경우에 대한 유사도 함수 값

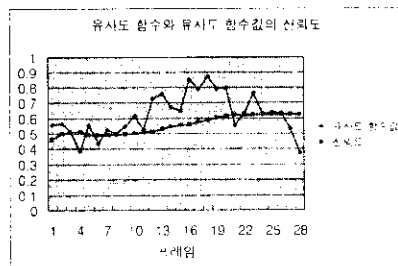


그림 4. 유사도 함수와 신뢰도