

FAST 코너점과 Earth Mover's Distance를 이용한 다수의 이동물체 식별 알고리즘

이정식, 우병조, 주영훈
 군산대학교 제어로봇공학과*

Moving Objects Identification Using FAST Corner Points and Earth Mover's Distnace

Jung Sik Lee, Byong Jo Woo, Young Hoon Joo
 Kunsan National University*

Abstract - 본 논문에서는 FAST 코너점과 EMD를 이용한 다수의 이동물체 식별 알고리즘을 제안한다. 제안하는 방법은 먼저 영상 내의 이동물체를 추출하기 위한 기법으로 GMM을 기반으로 배경을 모델링 하며, 모델링 된 배경에서 추출된 이동물체를 인식하기 위해 라벨링 기법을 수행한다. 그 다음 인식된 다수의 이동물체 식별을 위해 FAST 코너점과 색상 기반의 EMD 알고리즘을 융합한 다수의 이동물체 식별 방법을 제안하며, 최종적으로, 실내 환경 내에서의 실험을 통해 제안한 방법의 응용 가능성을 증명한다.

1. 서 론

최근 인구의 증가와 도시화로 인한 인구의 밀집으로 인해 절도, 폭행, 살인 등 각종 사고 발생이 빈번해짐에 따라 이를 위한 예방 조치로 도시 내 많은 CCTV가 보급되었다. 보급된 CCTV는 사후 처리에 도움을 주고 잠재적 범죄인으로 하여금 범죄 의지를 포기하게 하는 효과가 있다. 그럼에도 불구하고 범죄가 일어났을 경우 기존에 설치된 CCTV는 감시 지역 내의 영상에 대해서 녹화만 할 뿐 상황 발생 시 이를 대처하기 위한 어떠한 대응도 하지 않기 때문에 범죄 예방에 효과적이지 않다. 다음과 같은 문제를 해결하기 위한 예방책이 지능형 영상 감시 시스템이며, 현재 국내외에서 이를 위한 많은 연구가 진행되고 있으며, 특히 범죄로 인한 인명 피해 예방을 위해 감시 영상 내에 사람 인식 및 식별, 이상행위 탐지 기술, 그리고 추적 기술의 개발이 각광받고 있다.

지능형 영상 감시 시스템에서의 이동물체 추출 기술은 영상의 배경과 물체간의 움직임 영역을 효과적으로 분리하기 위한 알고리즘으로서 일반적으로 Haritaoglu[1] 등이 제안한 컬러 모델 기반의 배경 모델링 기법과 Bhat[2] 등이 제안한 차 영상 기법 등이 있다. 컬러 모델 기반의 배경 모델링 기법은 입력된 영상의 화소 변화를 학습하여 배경을 모델링 하는 방법이며, 차 영상 기법은 기존 영상과 현재 입력 영상과의 차를 이용하여 배경과 전경을 분리하는 방법이다. 상기와 같은 방법들은 매우 빠른 속도로 움직임 물체를 추출 할 수 있는 장점을 갖지만, 약간의 광원 변화나, 잡음 등에 민감하다는 문제점도 갖고 있다.

다음으로 이동물체를 식별하기 위해서는 추출된 이동물체만의 고유 특징 정보가 필요하다. 특징 정보를 추출하기 위한 기존 연구로 Dalal[3] 등이 제안한 윤곽선 정보를 이용한 방법이 있으며, Monteirol[4] 등은 영상에서의 영역과 영역의 밝기차를 이용한 방법(Haar feature)을 제안하였다. 윤곽선 정보를 이용한 방법은 대상의 엣지(edge)의 기울기 정보를 사용하기 때문에 광원의 변화에 대해 강인한 장점을 가지고 있으나, 내부 패턴이 복잡한 경우에는 물체 식별이 어려운 문제점을 갖고 있다. Haar feature 기법은 물체의 형태변화나 위치 변화 등에 강인한 반면, 밝기 변화에 영향을 받는 문제점도 갖고 있다.

따라서 본 논문에서는 상기 방법들의 장단점을 분석하고, 다수의 이동물체 식별 기술의 향상을 위한 방법을 제안하고자 한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 감시 영상에서의 이동물체를 추출 및 인식을 위한 기법을 설명하고, 3절에서는 인식된 다수의 이동물체의 식별 방법에 대해 설명한다. 4절에서 제안한 기법에 대한 실험 및 결과 고찰 순으로 진행되며 마지막으로 5절에서 제안한 기법의 응용 가능성 및 결론을 맺는다.

2. 감시 영상에서의 이동물체 추출 및 인식 기법

2.1 감시 영상에서의 이동 물체 추출 및 인식

본 절에서는 입력 영상에서 이동물체를 추출하기 위한 방법으로 GMM 기반의 전배경(foreground) 분리 방법을 이용한다[5]. GMM은 복수 개의 가우시안 확률밀도함수로 데이터의 분포를 모델링하는 방법으로 입력영상 내 각 픽셀의 변화, 즉 배경의 화소 값이 변화에 따라 평균과 분산, 가중치를 적용하여 매 프레임마다 학습된 배경을 형성하여 이동물체를 추출한다. 이때, 여러 개의 확률밀도함수 혹은 성분의 선형

결합으로 정의되는 전체 확률밀도함수는 식 1과 같다.

$$p(x|\theta) = \sum_{i=1}^N p(x|\omega_i, \theta_i) P(\omega_i) \quad (1)$$

여기서, x 는 입력 데이터, $p(x|\omega_i, \theta_i)$ 는 평균이 ω_i 이고, 분산이 θ_i 인 확률밀도함수를 의미한다. 그리고 $P(\omega_i)$ 는 각 확률밀도함수의 가중치를 의미한다. 다음으로, 모델링 된 배경 영상에서 이동물체가 검출되면서 발생하는 광원에 의한 반사(그림자)로 인한 식별 오류를 최소화 하기위해 영상에 임계값을 적용한다. 적용한 임계값은 식 2와 같다.

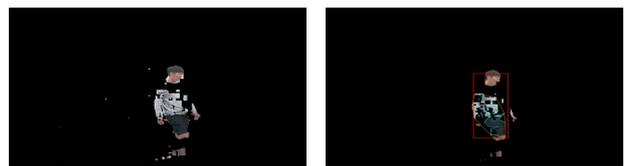
$$B(x,y) = \begin{cases} 255, & \text{if}(D(x,y) > T), \text{Foreground} \\ 0, & \text{else} \text{, Background} \end{cases} \quad (2)$$

여기서, $B(x,y)$ 는 배경 모델을 나타내며, $D(x,y)$ 은 입력 영상에 잡음은 여전히 남아있으며, 이러한 잡음이 계속해서 반복적으로 발생하고 영역의 크기가 커지면 영상 속에 의미 있는 움직임 물체로 인식해 식별이 어려워진다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 모폴로지(Morphology) 기법을 이용하며, 최종적으로 추출된 결과 영상은 그림 1과 같다. 여기서, 그림 1-a는 카메라에서 받은 입력 영상이며, 1-b는 모델링 된 배경에서 이동물체 영역을 추출한 영상을 나타낸다. 그리고 1-c는 영상의 이진화 및 모폴로지 기법을 통해 그림자 및 잡음을 제거한 결과 영상이다.



<그림 1> 이동물체 추출 및 잡음 제거 결과

다음과 같은 처리 과정을 통해 최종적으로 얻어진 영역은 영상에서 의미 있는 이동 영역으로 간주하며, 이를 인식하기 위한 방법으로 라벨링을 수행한다. 라벨링은 입력 영상의 화소(pixel)들에 대해 4방향 또는 8방향 커널(kernel)을 적용하여 이웃된 화소를 하나의 개체, 즉 라벨로 정의하는 기법이다. 본 연구에서는 다음과 같은 기법을 통해 이웃된 화소로 뭉쳐있는 영역을 이동물체 영역으로 인식하며, 라벨링 된 영역 중 일정한 크기를 넘지 못하는 라벨은 잡음으로 간주하였다. 다음 그림 2-a는 추출된 이동물체를 나타내며, 그림 2-b는 이동물체에 대하여 라벨링을 수행하여 이동물체를 인식한 결과 영상을 도시한 그림이다.



<그림 2> 이동물체 영역에 인식 결과

3. 다수의 이동물체의 식별 방법

3.1 이동물체의 고유 특징 정보 추출을 위한 FAST 코너 검출

본 절에서는 라벨링 기법을 통해 인식된 이동물체의 고유 특징 정보를 검출하기 위해 영상의 외곽에 강인한 FAST 코너 검출 기법을 이용한다. FAST 코너 검출 기법은 빠른 속도로 코너를 검출함으로써 이동물체를 실시간으로 식별 및 추적하기에 적합한 알고리즘이다[6]. 본 논문에서는 다음과 같은 코너 검출 방법을 통해 인식된 이동물체 영역에 대해 관심영역(ROI, Region Of Interest)을 지정한다. 그 다음 지정된 영역에 대해서만 코너를 검출함으로써 이동물체 영역만의 고유 특징 정보(코너)를 검출하는 방법을 제안하며, 여기서 검출된 코너점을 $C_{b(x,y)}$ ($b=1 \dots d$)라 정의한다. 또한, 검출된 코너점들을 바탕으로 색상 정보를 비교, 분석을 통한 다수의 이동물체 식별을 위한 방법으로 코너 후보군을 선정한다. 일반적으로 이동물체에서 코너를 검출하게 되면 배경과 물체간의 밝기 변화가 급격한 외곽선(contour)에 많이 분포하게 되기 때문에 외곽선에 속한 코너점 후보군을 선정하면 의도치 않은 배경 정보를 획득 할 수도 있다. 따라서 본 연구에서는 이동물체 영역에서 가장 의미 있는 코너를 검출하기 위해 물체의 무게 중심으로부터 가장 가까운 코너를 선정하며, 여러 실험을 통해 15개의 코너가 가장 적합하다고 판단하였다. 이동물체의 무게중심과 코너점간의 거리는 각각 식 3과 식 4와 같이 구한다.

$$M_{kx} = \frac{1}{N_m} \sum_1^m x_i, \quad i=1 \dots m \quad (3)$$

$$M_{ky} = \frac{1}{N_n} \sum_1^n y_j, \quad j=1 \dots n$$

$$Eud_b = \sqrt{(C_{bx} - M_{kx})^2 + (C_{by} - M_{ky})^2}, \quad b=1 \dots d \quad (4)$$

여기서, (M_{kx}, M_{ky}) 는 k 번째 M_{kx} 의 무게중심 좌표를 의미하며, N_m 은 k 번째 이동물체 영역의 x 축의 영역의 픽셀의 수, N_n 은 k 번째 이동물체 영역의 y 축 영역의 픽셀의 수를 의미한다. 그리고 Eud_b 는 M_{kx} 와 코너점(C) 간의 Euclidean 거리를 의미하며, (C_{bx}, C_{by}) 는 b 번째 코너점의 좌표를 의미한다.

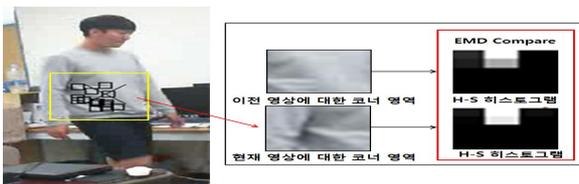
다음 그림 3-a는 관심영역으로 지정된 이동물체의 고유 특징 정보를 추출하기 위해 FAST 코너 검출 알고리즘을 적용한 영상이며, 3-b는 제안한 방법을 이용하여 코너점을 선정 한 결과를 나타낸다.



〈그림 3〉 이동물체 영역에 대한 코너 점 선정

3.2 EMD 알고리즘을 이용한 다수의 이동물체 식별 방법

감시 영상에서 다수의 이동물체가 검출되었을 경우 이동물체 간의 식별을 하기 위해서는 물체를 구별할 수 있는 정보가 필요하다. 따라서 본 연구에서는 강인한 이동물체 식별을 위해 무게중심으로부터 15개의 코너 후보군을 선정하였으며, 선정된 코너점 중심으로부터 관심영역을 지정하여 지정된 영역에 대해 EMD 알고리즘을 적용하였다. EMD란 비교대상이 되는 두 개의 히스토그램이 있을 때 이 중 특정한 히스토그램과 일치시키기 위해 얼마나 많은 양을 옮겨야 하는지를 계산하여 최종적으로 유사도를 판단하는 방법이다[7]. 다음 그림 4-a는 코너 영역에 대하여 관심영역을 지정 한 결과를 나타내며, 그림 4-b는 EMD를 이용한 유사도 판별 과정도 판별 과정을 도시한 그림이다.

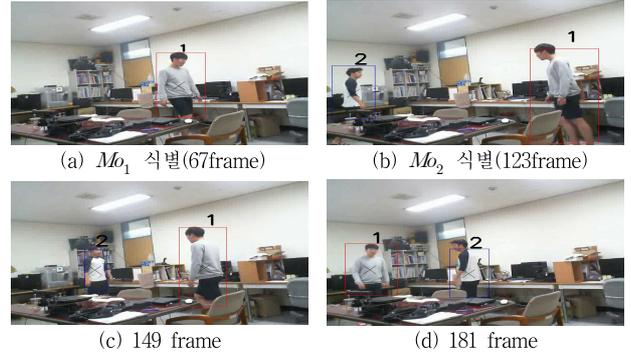


〈그림 4〉 EMD를 이용한 다수의 이동물체 식별

4. 실험 및 결과 고찰

본 논문에서 제안한 FAST 코너점과 EMD를 이용한 다수의 이동물체 식별 알고리즘은 입력 영상에서 다수의 이동물체가 검출되었을 경우 식별 기술의 향상을 위해 개발 및 실험하였다. 실험 환경은 i5-2500 3.3GHz CPU, 4GB RAM의 PC를 이용하였으며, 640x480 해상도의 초당 30Frame의 웹 카메라를 이용하였다.

다음으로 그림 5-a와 5-b는 본 연구에서 제안한 방법을 이용하여 각각 M_{O_1} 과 M_{O_2} 를 식별한 결과를 도시한 그림이며, 5-c와 5-d는 영상에서 M_{O_1} 과 M_{O_2} 가 서로 겹쳐지고 나서 분리 된 후에도 지속적인 식별에 성공한 결과를 나타낸다.



〈그림 5〉 다수의 이동물체 식별 결과

5. 결 론

본 논문에서는 FAST 코너점과 EMD를 이용한 다수의 이동물체 식별 알고리즘을 제안하였다. 제안한 방법은 먼저 영상 내의 이동물체를 추출하기 위한 기법으로 GMM을 기반으로 배경을 모델링 하였으며, 모델링된 배경에서 추출된 이동물체를 인식하기 위해 라벨링 기법을 수행하였다. 그 다음 인식된 다수의 이동물체 식별을 위해 FAST 코너점과 색상 기반의 EMD 알고리즘을 융합한 다수의 이동물체 식별 방법을 제안하였으며, 최종적으로, 실내 환경 내에서의 실험을 통해 제안한 방법의 응용 가능성을 증명하였다.

감사의 글: 본 연구는 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단(과제번호: NRF-2015R1A2A2A05001610)과 지식경제부의 재원으로 한국에너지기술연구원(KETEP)(No. 20144030200590)의 지원을 받아 수행한 연구입니다.

[참 고 문 헌]

- [1] I. Haritaoglu, D. Harwood, and L. S. Davis. "W 4: Real-time surveillance of people and their activities." IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, no. 8, pp. 809-830, 2000.
- [2] K. S. Bhat, M. Satharishi, and P. K. Khosla, "Motion detection and segmentation using image mosaics.", In Proc. IEEE Int. Conf. Multimedia and Expo, vol. 3, pp. 1577-1580, June. 2000.
- [3] N. Dalal and B. Triggs. "Histograms of oriented gradients for human detection." IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2005), vol. 1, pp. 886-893, 2005.
- [4] Monteiro, Goncalo, P. peixoto, and U. Nunes. "Vision-based pedestrian detection using Haar-like feature.", Robotical 24, pp. 46-50, 2006.
- [5] Zo. Zivkovic, "Improved aaptive Gaussian mixture model for background subtraction", In Proc. ICPR, International Conf. on Pattern Recognition, Vol. 2, pp. 28-31, Aug. 2004.
- [6] E. Rostem, R. Proter, and T. Drummond, "Faster and better. A machine learning approach to corner detection", IEEE Trans. Vol. 32, No. 1, pp. 105-119, Jan, 2010.
- [7] Haibin Ling and K. Okada, "An efficient earth mover's distance algorithm for robust histogram comparison", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 29, No. 5, pp. 840-853, May. 2007