

論文2003-40CI-1-4

비디오 감시시스템을 위한 영역 기반의 움직이는 물체 분할

(Region-Based Moving Object Segmentation for Video Monitoring System)

李京美*, 金鐘培**, 李昌雨**, 金恒俊**

(Kyung-Mi Lee, Jong-Bae Kim, Chang-Woo Lee, and Hang-Jun Kim)

요약

본 논문은 비디오 영상에서 움직이는 물체를 분할하는 방법을 제안한다. 물체들의 크기가 작거나 서로 겹쳐있을 경우(occlusion), 또는 잡음이 많은 경우에도 안정적인 이 방법은 움직임 검출(motion detection)과 움직임 분할(motion segmentation) 두 단계로 구성되어 있다. 움직임 검출을 하기 위하여 인접 영상간의 차영상(difference image) 분석을 통해 움직임이 있는 부분을 추출하며, 이때 적응적 임계치 방법을 이용하여 빛의 변화나 노이즈가 포함된 환경에서도 안정적으로 추출한다. 움직임 분할 단계에서는 움직임이 검출된 부분을 초기영역으로 분할 한 뒤, 이 영역들의 모션정보에 따라 이웃 한 영역들을 병합함으로써 독립적으로 움직이는 물체를 분할한다. 이러한 방법은 검출된 영역에 대해서만 움직임 분할을 함으로 많은 계산효과를 얻을 수 있으며 실제 도로영상에서 제안된 방법을 실험해본 결과 비디오 감시시스템에 적합함을 알 수 있었다.

Abstract

This paper presents an efficient region-based motion segmentation method for segmenting of moving objects in a traffic scene with a focus on a Video Monitoring System (VMS). The presented method consists of two phases: motion detection and motion segmentation. Using the adaptive thresholding technique, the differences between two consecutive frames are analyzed to detect the movements of objects in a scene. To segment the detected regions into meaningful objects which have the similar intensity and motion information, the regions are initially segmented using a k-means clustering algorithm and then, the neighboring regions with the similar motion information are merged. Since we deal with not the whole image, but the detected regions in the segmentation phase, the computational cost is reduced dramatically. Experimental results demonstrate robustness in the occlusions among multiple moving objects and the change in environmental conditions as well.

Keywords : motion detection, motion segmentation, adaptive thresholding, region merging.

* 正會員, 구미1大學校 컴퓨터情報系列

(Dept. of Computer Information, Kumi College)

** 正會員, 慶北大學校 컴퓨터工學科

(Dept. of Computer Engineering, Kyungpook National University)

接受日字:2002年8月27日, 수정완료일:2003年1月6日

1. 서론

영상에서 움직이는 물체를 분할하는 일은 비디오 감시 시스템, 로봇트 비전, 항공 안전 시스템 등의 컴퓨터 비전 응용 시스템에 기본적인 작업이다^[1-4]. 특히, 자동 감시 시스템들은 물체들의 실시간 추적이 이루어져야

하고 환경변화에 무관하게 움직이는 효율적인 물체분할(object segmentation) 알고리즘이 필요하다. 하지만, 도로영상 같은 감시시스템의 영상에서 움직이는 물체를 분할하는 일은 다음과 같은 제약들 때문에 많은 어려움이 따른다^[5]. 첫째, 여러 개의 움직이는 물체들이 존재하고 물체들이 서로 겹쳐 있는 경우가 많으며 둘째, 움직이는 물체가 대개 작거나 텍스처 특성이 뚜렷하지 않으며 셋째, 빛의 상태가 좋지 않거나 주위 환경변화가 심하여 입력 영상이 산란되어 있다. 따라서 이러한 제약들을 극복하기 위하여 최근 많은 연구들이 활발히 진행되어 왔다. 그 주된 연구 중 Affine clustering에 의한 영상 분할^[6], 주요움직임 분석에 의한 영상 분할^[7], 베이시안(Baysian) 분할^[8], MRF에 의한 영상 분할^[9, 10], 변화 추출 마스크(Change detection mask)에 의한 분할 방법^[2] 등이 있다. Affine clustering에 의한 분할은 블록 단위로 영상을 나누어 초기화한 후 affine 움직임을 추정하여 영상을 분할하는 방법으로 이를 위해서는 전 처리와 후 처리하는 과정이 필요하다.

주요 움직임에 의한 영상 분할은 영상에서 주된 움직임을 가진 하나의 물체를 분할하는 방법으로, 만약 여러 개의 물체가 존재한다면, 이들을 분할하기 위해서는 하나의 물체를 추출한 후에 다시 이 과정을 반복해야 한다. 또한, 베이시안 방법에 의한 영상 분할이나 MRF에 의한 영상 분할 방법은 실제 응용에 적용하기에 많은 계산 시간을 필요로 한다.

본 논문에서는 움직이는 물체를 분할할 때 모션과 분할 사이에 존재하는 복잡한 관계를 해결하는 방법으로 분할 및 병합(split & merge)방법을 사용한다. 그 첫 단계로 영역의 유사성에 따라 초기 영역의 집합이 생성되며 그들은 물체들을 구성하는 요소이다. 초기 영역은 시-공간적으로 최대한 균질(homogeneous)해야 한다.

초기 분할된 영역들을 미리 정의된 기준에 따라서 병합함으로써 움직이는 물체를 분할한다. 일반적으로 한 물체 내에 매우 다른 시각적인 특성을 지닌 영역들이 존재한다. 예를 들어 자동차를 고려할 때 유리나 차체는 비록 그들이 같은 방향으로 움직인다 하더라도 시각적인 정보는 매우 다르다. 이와 같이 공간적인 정보에 기반한 유사성 기준은 물체의 과 분할 결과를 낳는다. 이런 문제점을 보완하기 위하여 제안한 방법은 영역 유사성에 시간적인 정보를 사용한다.

제안된 방법의 전체적인 흐름도는 <그림 1>과 같으며, 움직임 검출과 움직임 분할로 크게 분류할 수 있다. 움직임 검출에서는 영상에서 움직임이 있는 부분을 검출함으로써 다음 단계인 움직임 분할의 범위를 결정하고자 한다. 이 방법은 전체 영상을 대상으로 움직임 분할을 하는 것보다 계산적인 면에서 효율적이다. 움직임 분할 단계에서는 변화가 검출된 부분을 독립적으로 움직이는 물체로 분할한다. 이때 움직이는 물체가 많이 있거나 물체가 겹쳐 있을 때에도 분할한다. 본 논문의 구성은 2장에서 입력 영상에서 움직이는 물체의 검출 방법에 관하여 설명하고, 3장에서는 2장에서의 결과를 이용하여 움직임이 있는 물체의 분할에 관하여 기술한다. 4장에서는 제안된 방법을 도로영상에 적용한 실험 결과에 관하여 설명하고, 5장에서 결론 및 향후 과제에 관하여 논한다.

II. 움직임 검출

일반적으로 비디오 영상에서 물체의 움직임은 연속한 두 프레임간의 변화를 수반한다. 따라서 프레임의 변화를 관측함으로써 물체의 움직임유무를 알 수 있다. 그러나 두 프레임간의 차이 영상(difference image)은 물체의 움직임에 의해 발생한 변화뿐만 아니라 다른 요인들에 의한 변화부분이 많이 있음을 알 수 있다. 따라서 실제 움직임이 일어난 부분을 검출하기 위해서는 차 영상 분석(frame difference analysis)이 필요하다. 차 영상 분석은 연속된 두 프레임간의 밝기 차이를 구한 후, 임계값보다 낮은 차이를 가진 부분은 노이즈로 인식하고 임계값보다 큰 밝기 차이를 가진 부분은 움직임이 있는 부분으로 구별한다. 그러나 이러한 임계값의 선택은 획득한 영상 안의 잡음뿐만 아니라 시간에 따라 변하는 조명에 상당히 의존적이다. 따라서 움직임이 있는 후보 영역들을 검출하기 위한 임계값은 유동적으로 선택함이 바람직하다. 본 논문에서는 영상의 상태나 환경의 변화에 따른 임계값을 결정할 수 있는 적응적 임계치(adaptive thresholding) 방법^[11, 12]을 사용한다.

이는 히스토그램 기반의 임계치 결정 방법으로 연속된 두 프레임의 밝기 차(frame difference)의 히스토그램이 세 개의 가우시안 혼합확률분포를 따른다는 가정을 한다. 먼저 연속하는 두 프레임의 밝기 I_t , I_{t+1} 차이 값 d 를 계산한다.

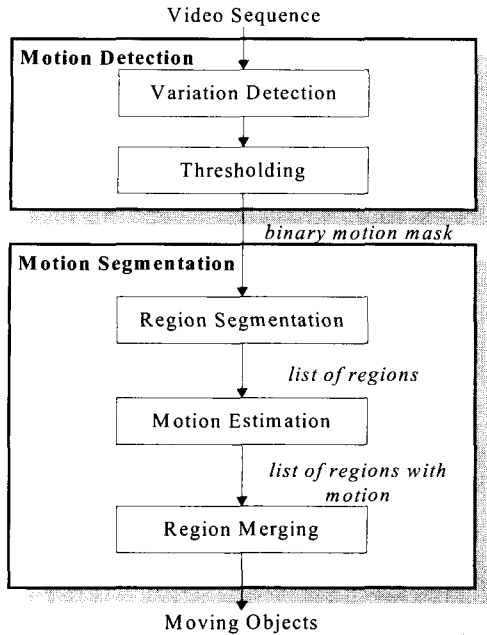


그림 1. 제안한 방법의 순서도

Fig. 1. The process sequence of the presented method.

$$d_t(x, y) = I_t(x, y) - I_{t+1}(x, y) \quad (1)$$

차이 d 의 히스토그램은 식 (2)와 같은데 $m(d)$ 은 d 값을 가지는 픽셀의 개수이며 n 은 차영상에서 픽셀의 개수이다.

$$H(d) = \frac{1}{n} m(d) \quad (2)$$

그리고 가우시안 혼합확률분포는 식 (3)과 같으며 각각의 분포는 식 (4)와 같다.

$$P(d) = p_1(d) + p_2(d) + p_3(d) \quad (3)$$

$$p_i(d) = \frac{\omega_i}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left[-\frac{(d-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad i=1,2,3 \quad (4)$$

여기서 d 는 연속된 두 프레임의 밝기 차이이며, ω_i , μ_i 는 d 의 확률 밀도와 평균, σ_i 는 그 평균에 대한 표준편차이다. 식 (3)에서 밝기 차이 d 값은 [-255 ~ 255]의 값을 가지는데, 서로 대칭하는 b_1 과 b_3 항은 물체의 움직임 때문에 발생하는 밝기 차이의 변화들을 나타낸다고 보며, b_2 항은 잡음이 존재하여 생기는 밝

기 차의 변화들을 나타내고 그 평균값은 0을 가진다.

이 세 가우시안 분포의 각 파라미터들은 차 영상의 히스토그램(식 2)에 맞추어서 가장 최적으로 만날 수 있는 분포의 파라미터 값을 선택한다. <그림 3>은 두 프레임 간의 밝기 차이 값을 나타낸 히스토그램과 세 개의 가우시안 분포를 나타낸 것이다. <그림 3>에 나타나듯이 두 분포가 만나는 골 부분의 d 를 최적의 임계값 θ 로 결정한다. 즉 식 (5)에 정의된 적합 기준 함수 E 를 최소화하는 가우시안 분포를 선택하여 그 분포의 만나는 점을 임계값으로 결정한다.

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=\min(d)}^{\max(d)} [P(i) - H(i)]^2 \quad (5)$$

여기서 n 은 차영상에서의 픽셀의 개수를 나타낸다. θ 값보다 큰 변화 값을 가진 픽셀은 물체의 움직임에 의해 변화한 부분이고, θ 보다 작은 변화 값을 가진 픽셀은 잡음이나 조명 변화에 의해 발생한 부분이라고 결정한다.

$$M_t(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } |d_t(x, y)| > |\theta| \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

이 단계의 마지막으로 추출한 M (이진 움직임 마스크)에서 1은 변화가 있는 픽셀, 0은 변화가 없는 픽셀로 결정되며, 연결성 성분 검사와 모폴로지 연산(Morphological Operations)을 통해 최종 마스크 영역이 결정된다. <그림 2>는 적응적 임계값을 사용한 움직임 추출 단계의 결과이다. 흰색으로 나타난 부분이 움직임이 있다고 추출된 부분으로 <그림 2(c)>는 단순한 차이 영상이며, <그림 2(d)>는 임계 값을 적용한 차이 영상이다. <그림 2(e)>는 움직임 검출 영역을 나타내는 최종 움직임 마스크영역이 된다.

III. 움직임분할

움직임 분할단계에서는 움직임이 검출된 부분에서 독립적으로 움직이는 물체를 분할한다. 움직임이 일어난 부분은 하나의 물체일 수도 있으나 여러 개의 다른 물체가 서로 붙어 있거나 겹쳐 있는 경우도 있다. 이들을 분리하기 위해 본 논문에서는 초기 분할 뒤 병합하는 방법을 이용하였다. 앞 단계에서 검출된 움직임이 있는 부분을 밝기정보를 이용하여 분할을 한 뒤 같은

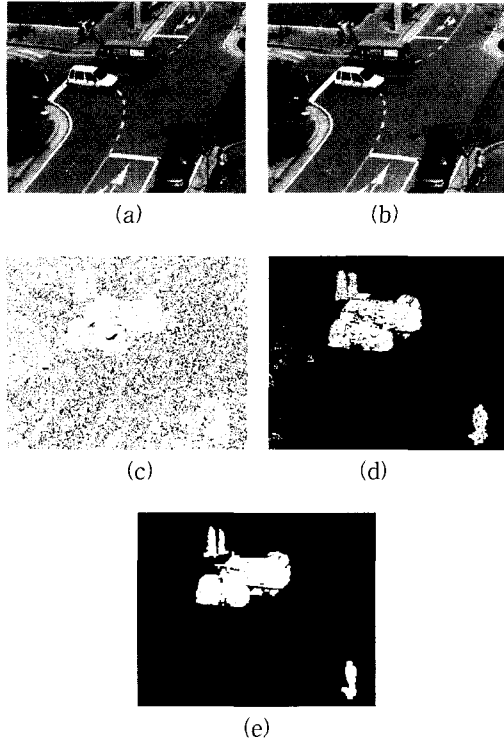


그림 2. 적응적 임계값을 사용한 움직임추출. (a)(b)입력영상(45, 46프레임), (c)차이 영상 (d)차이영상 (임계값 36), (e)이진 움직임 마스크
 Fig. 2. Results of the motion detection. (a) 45 frame (b) 46 frame (c) frame difference (d) frame difference with the thresholding value, 36 (e) binary motion mask.

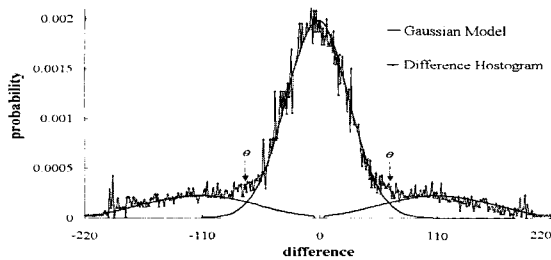


그림 3. 그림 2의 (b) 차이 영상에서 가우시안 모델과 히스토그램
 Fig. 3. Histogram and Gaussian model for video sequence of Fig. 2 (b).

움직임 정보를 가지는 영역들을 병합한다. 움직임 분할은 초기영역분할과 움직임 추정 및 병합단계로 구성된다.

1. 영역 분할

영역 병합을 하기 위하여 초기 영역을 결정하는데는 두 개의 접근 방식이 있다. 첫째는 물체의 가장 작은

요소로서 픽셀을 선택하는 방법인데^{17, 14} 픽셀은 시공간적으로 균질한 특성을 지니고 있으므로 초기 영역 설정에 이상적이나, 이 방식은 병합하는 과정에서 물체에 포함되지 못하는 고립되는 영역들이나 픽셀들이 생길 위험이 있다. 다른 방법으로는 정적인 분할(static segmentation)에 의해 시공간적으로 균일한 초기 영역을 정의하는 기법이 있다^{15, 14}. 초기 영역들은 그것의 텍스처나 윤곽선 등의 동질성에 의해 특성 지워진다. 본 연구에서는 영역 분할 단계에서는 움직임을 가진 부분을 유사한 밝기 값을 가지는 영역들로 초기분할한다. 이 분할된 영역은 하나의 움직임 벡터를 가지며 물체에 비하여 과분할 된 특성을 지닌다. 제안된 방법에서 사용되는 영역분할 과정은 k-means 클러스터링 알고리즘으로 영역내의 각 픽셀의 밝기 값을 기준으로 거리가 최소화되게 클러스터링 한다.

2. 움직임 추정 및 영역 병합

각 영역의 움직임을 찾기 위해 먼저 하나의 영역에는 하나의 움직임 벡터를 가지고 있다고 보며 추정하는 움직임 파라미터는 수평, 수직 (u, v) 2차원 벡터이다. 움직임 벡터 추정에서 검색할 윈도우의 크기는 추출된 움직임 마스크의 영역으로 제한하여 효율성을 높인다. 움직임벡터를 구하기위하여 식 (7)의 E 값이 최소가 되는 u, v 를 구한다. 이때 움직임 벡터 u, v 의 범위는 움직임 마스크내로 제한한다.

$$E_j(u, v) = \frac{1}{N_j} \sum_{(x, y) \in c^j} |I_k(x, y) - I_{k+1}(x + u, y + v)| \quad (7)$$

여기서 $I_k(x, y)$ 와 $I_{k+1}(x, y)$ 는 위치 (x, y) 에서의 픽셀의 밝기값이며, N_j 는 c^j 클러스터에서의 픽셀

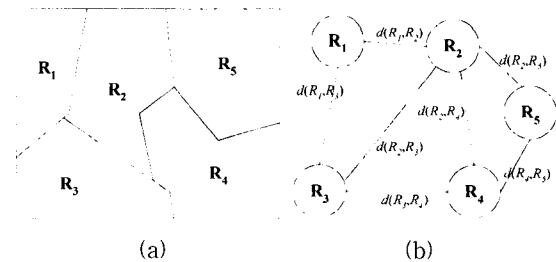


그림 4. 인접영역 그래프. (a) 모션 벡터를 가지는 영역 (b) 인접 영역그래프
 Fig. 4. Region adjacency graph (RAG). (a) Segmented regions have motion vectors; (b) Segmented region adjacency graph.

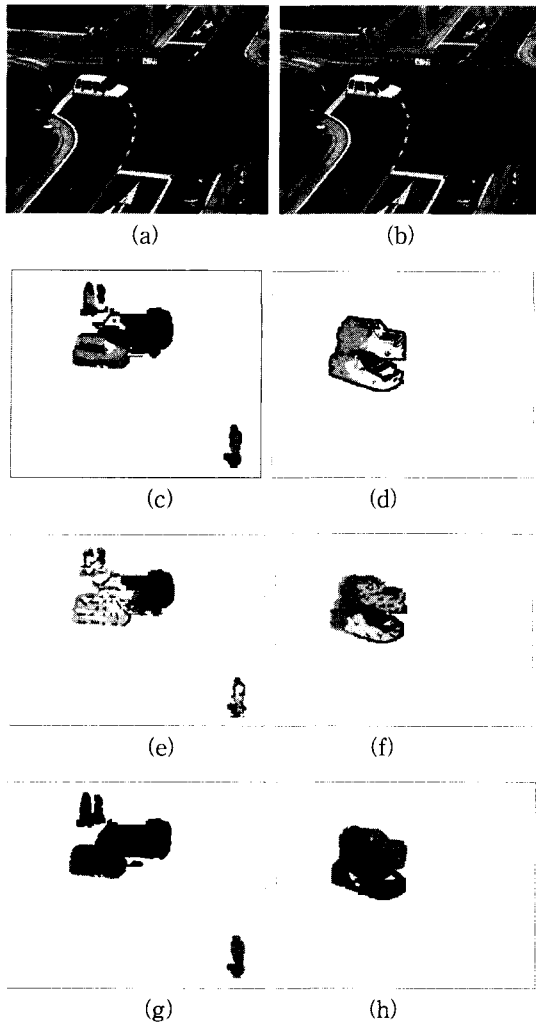


그림 5. 영역 병합의 결과. (a), (b) 입력영상 (c), (d) 초기영역 분할영상 (e), (f) 움직임검출영상 (g), (h) 영역병합영상.

Fig. 5. Results of region merging. (a), (b) Original images; (c), (d) initial segmentation images; (e), (f) motion detection image. (g), (h) region merge image.

개수이다. 영상의 과 분할을 막고 의미 있는 영역으로 분할하기 위해 유사한 밝기값으로 분할한 영역들을 움직임 정보를 이용하여 영역을 병합한다. 분할된 인접한 두 영역의 움직임 정보가 유사하다면 하나의 영역으로 병합하고 병합된 영역의 움직임을 수정 한다.

분할되어진 영역들을 병합하기 위해 본 논문에서는 모션 정보를 이용한 영역 기반의 클러스터링 (Region-based clustering) 방법을 이용하였다. <그림 4>는 입력 영상 I 에서 모션 정보를 가진 k 개로 분할된 각

영역들 ($I = R_1, \dots, R_k$)을 노드로 나타낸 그래프이다.

$$I = \bigcup_{k=1}^k R_k,$$

$$R_i \cap R_j = \emptyset, \forall i, j \in \{1, \dots, K, \text{ for } i \neq j\} \quad (8)$$

<그림 4>의 그래프의 각 노드를 연결하는 간선은 인접한 두 노드 사이 (R_i, R_j)의 모션 정보 차이 $\text{dist}(R_i, R_j)$ 로 나타내고 계산은 식 (9)와 같다.

$$\text{dist}(R_i, R_j) = (u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2 \quad (9)$$

위 식에서 두 노드 R_i, R_j 가 가진 모션 정보 (t_x, t_y)를 이용하는데 인접한 두 노드를 병합하기 위해 모션 차이 값 $\text{dist}(R_i, R_j)$ 가 임계 값 (T) 보다 적으면 병합을 한다. 임계 값 (T)를 구하기 위한 계산은 식 (10)과 같으며 k 는 분할된 영역들의 수이다.

$$T = \frac{1}{k} \left(\sum_{i=1}^k (u_i)^2 + \sum_{i=1}^k (v_j)^2 \right)^{1/2} + k \quad (10)$$

<그림 5>는 움직임정보를 이용하여 영역 분할단계에 의해 분할된 영역들을 병합한 결과이다. <그림 5(g)>에서 서로 방향이 다른 두 물체가 겹쳐 있을 때에도 효율적인 물체 분할이 가능함을 알 수 있다. 그러나 <그림 5(h)>에서는 겹쳐있는 물체가 같은 방향으로 움직일 경우 두 물체가 하나의 영역으로 합쳐지는 결과를 보였다.

IV. 실험 결과

제안한 방법의 효율성을 검증하기 위해 도로 영상을 입력영상으로 택하였다. 도로 비디오 영상은 여러 개의 움직이는 물체들이 포함되어 있고 또한 변화가 있는 조도 상황과 노이즈, 그리고 겹침 현상이 있으므로 제안한 방법을 실험하기에 적합하였다. 실험을 위한 환경은 팬티엄 1.4GHz, 윈도우 98로 320 x 240 영상을 초당 8 frame으로 캡처하여 실험하였다. 각 프레임당 처리 시간은 평균 약 0.2 sec이고, 각 단계별 수행 시간은 <표 1>과 같다. 움직임 추출의 단계에서 평균 0.078 sec 걸렸으며 이중 임계값 계산의 비중이 컸다. 실제로 임계값을 매 프레임마다 계산할 필요가 없으므로 시간이 더 단축될 수 있다. 움직임 분할 단계에서는 움직임

표 1. 제안된 방법의 평균 처리 시간

Table 1. Average processing time of proposed method (ms).

Step		Time	Ave. tim
Motion Detection	Variation detection	15-51	78
	Adaptive thresholding	42-83	
Motion Segmentation	Region segmentation	32-102	120
	Motion estimation	24-71	
	Region merging	36-87	



그림 6. 노이즈 민감성 실험 영상. (a)노이즈가 첨가된 영상, (b) 제안된 방법으로 물체를 검출한 결과
Fig. 6. (a) Real road image corrupted by random Gaussian noise; (b) Output image obtained by the presented method

표 2. 잡음의 정도에 따른 물체추출 결과.

Table 2. The results of sensitivity analysis.

Noise (%)	10	20	30	40	50
Location rate (%)	96.7	96.2	92.5	73	54.7

을 추정하는데 시간적 비중이 제일 적음을 알 수 있다.

또한 노이즈에 대한 실험을 위해 노이즈 첨가 영상 <그림 6>에서 실험한 결과, <표 2>에 나타나듯이 제안한 물체 추출 방법은 적어도 영상에 가우시안 노이즈 30% 이하까지는 90% 이상의 성능을 제시하였다.

또 본 실험에서는 제안한 분할 방법의 성능을 평가하기 위해 제안한 방법과 Badenas^[6]에 의해 제안된 물체 분할 방법을 비교하였다. 성능 평가를 위해 분할된 영역의 유사성 정도(goodness)^[14]와 올바른 분할율 (Segmentation ratio), 그리고 수행 시간을 평가하였다.

분할된 영역의 유사성 정도는 식 (11)과 같이 계산하였다.

$$F(I) = \sqrt{r} \times \sum_{i=1}^r \frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}} \quad (11)$$

식 (11)에서 I 는 입력 영상, r 는 분할된 영역의 수,

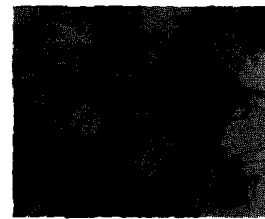
표 3. 움직임 분할의 평가

Table 3. Evaluation of the motion segmentation.

Method	Badenas 방법	제안한 방법
영역의 유사성	129.4	110.7
평균처리시간(ms)	0.78	0.16
물체 분할률 (%)	89.2	94.8



(a) (b)



(c)



(d)



(e)



(f)

그림 7. 움직임 분할 결과(a), (b) 'School Road 1' 비디오 영상 (c), (e) 영역 분할과 움직임 분할 (Badenas 방법), (d), (f) 영역 분할과 움직임 분할(제안된 방법).

Fig. 7. Motion segmentation result (a), (b) 'School Road 1' video image; (c), (e) region segmentation and motion segmentation (Badenas method), (d), (f) region segmentation and motion segmentation (proposed method).

A_i 는 분할된 영역 i 의 픽셀의 개수, 그리고 e_i 는 분할된 영역과 원 영상 해당 영역 사이의 픽셀값의 유클리디안 거리값이다. 분할된 영역의 픽셀값은 분할된 영역에 해당하는 픽셀의 평균값으로 대치된다. 그러므로

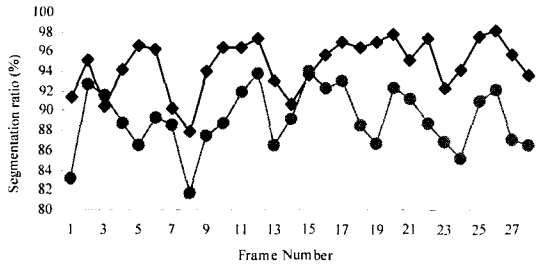


그림 8. 'School Road 1'의 물체 분할을 비교; (●) Badenas et al's 방법, (■) 제안된 방법.
 Fig. 8. Segmentation ratio of each frame in 'School Road 1': (●) Badenas et al's method versus (■) presented method.

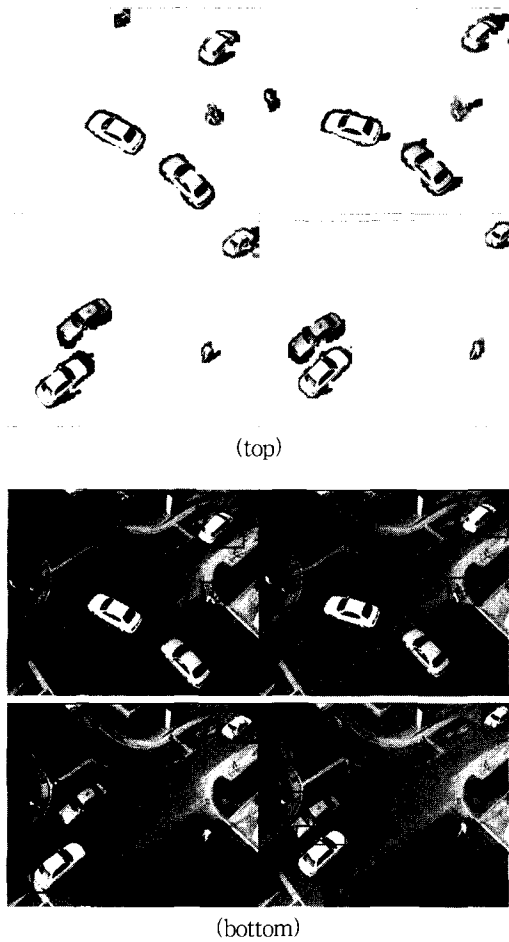


그림 9. 실제 도로영상에서 움직이는 물체 분할 및 추적 (top) 움직이는 물체 분할 결과 (bottom) 움직이는 물체 추적
 Fig. 9. Moving object segment and tracking in a real-road scene. (top) moving object tracking image, (bottom) segmented moving object results.

같은 색상을 가진 픽셀로 올바르게 영상이 분할되면 유사도 F값은 작아지게 된다. 그리고 분할율의 성능 평가는 수동으로 영상을 분할한 결과와 제안한 방법에 의해 분할한 픽셀의 차이를 계산하였다.

<그림 7>은 제안한 방법과 Badenas 방법의 비교 그림이다. 두 방법을 실험한 결과 <그림 7(c), (f)>와 같이 움직임이 작거나 물체의 크기가 작을 경우도 제안한 방법은 이를 효율적으로 추출하고 분할할 수 있음을 알 수 있다. <그림 8>은 물체 분할율을 나타낸 그림이며 <표 3>에서는 'School Road 1' 비디오 영상을 이용하여 영역의 유사성 정도와 평균 처리시간, 물체 분할률을 적용하여 두 방법을 비교하였다. 기존의 방법에 비하여 효율적임을 알 수 있으며 특히 평균 처리시간이 많이 단축됨을 알 수 있다.

<그림 9>는 실제 도로 영상에 제안한 방법을 적용한 결과 영상으로 여러 대의 자동차와 보행자가 있는 도로 영상에서 움직이는 물체를 올바르게 검출함을 알 수 있다. 영상에서 물체의 크기가 차량보다 작은 사람인 경우도 잘 분할되어 차량뿐 아니라 보행자의 정보 추출도 가능함을 보였다.

V. 결 론

본 논문에서 비디오 감시 시스템을 위한 움직임 분할 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 움직임 추출과 움직임 분할의 두 단계로 구분할 수 있다. 우선 움직임 추출 단계에서는 움직임 정보를 추출하기 위해 초기 분할하였으며, 움직임 분할 단계에서는 전 단계에서 추출된 영역에서 움직임 특성을 추정하여 각 영역들을 병합함으로써 움직이는 영역을 분할하였다.

제안된 방법을 실제 도로 영상에서 실험해 본 결과 그림자나 잡음이 포함된 다양한 밝기 변화가 있는 영상에서도 잘 적용될 수 있으며, 움직임 분할을 위해 전체 영상을 다 처리할 필요 없이 움직임이 있는 영역에서만 분할함으로써 처리 시간을 줄일 수 있다. 그리고 움직이는 물체가 작거나 두 물체의 겹침 현상이 있을 때도 효율적으로 분할할 수 있었다.

하지만 물체가 겹쳐있을 경우에 비슷한 색을 가진 물체가 같은 방향으로 움직일 경우 두 물체의 일부가 하나의 영역으로 분할되어 좋은 결과를 얻을 수가 없었다. 향후 연구로 이러한 문제점을 해결해야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] I. Haritaoglu, D. Harwood, L.S. Davis, "Real-Time Surveillance of People and Their Activities", IEEE Trans. PAMI, Vol. 22, No. 8, pp. 809-830, 2000.
- [2] J. B. Kim, C. W. Lee, K. M. Lee, T. S. Yun, H. J. Kim, "Wavelet-Based Vehicle Tracking for Automatic Surveillance System", in Proc. IEEE TENCON, Vol. 1, pp. 313-316, 2001.
- [3] G. L. Foresti, "A Real-Time System for Video Surveillance of Unattended Outdoor Environments", IEEE Trans. PAMI, Vol. 8, No. 6, pp. 697-704, 1998.
- [4] F. Moscheni, S. Bhattacharjee, M. Kunt, "Spatiotemporal segmentation based on region merging", IEEE Trans. PAMI, Vol. 20, No. 9, pp. 897-915, 1998.
- [5] AL. Bovik, Handbook of Image and Video Processing, Academic Press, San Diego, USA, 2000.
- [6] J. Badenas, M. Bober, and F. Pla, "Segmenting Traffic Scenes from Grey Level and Motion Information", Pattern Analysis & Applications, Vol. 4, pp. 28-38, 2001.
- [7] J. Y. A. Wang and E. H. Adelson, "Representing moving images with layers," IEEE Trans. Image Processing, vol. 3, No. 5, pp. 625-638, Sept. 1994.
- [8] M. Irani, S. Peleg, "Motion analysis for image enhancement: Resolution, occlusion, and transparency", Int. Journal of Visual Comm. Image Rep., Vol. 4, No. 4, pp. 324-335, 1993.
- [9] M.M.Chang, A.M. Tekalp, and M.I. Sezan, "An algorithm for simultaneous motion estimation and scene segmentation," Proc. IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Sign. Proc., Adelaide, Australia, April 1994.
- [10] E. Y. Kim, S. H. Park, H. J. Kim, "A Genetic Algorithm based Segmentation of Markov Random Field Modeled Images", IEEE Signal Processing Letters, Vol. 7, No. 11, pp. 301-303, 2000.
- [11] E. Y. Kim, S.W. Hwang, S.H. Park, and H. J. Kim "Spatiotemporal Segmentation Using Genetic Algorithms", Pattern Recognition, Vol. 34, No. 10, pp. 2063-2066, 2001.
- [12] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, Digital Image Processing, Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, USA, 2002.
- [13] H. Nariman, M. Alireza, B. Neil, "Automatic Thresholding for Change Detection in Digital Video", in Proc. SPIE 4067, pp. 133-142, 2000.
- [14] J. Liu and Y. H. Yang, "Multiresolution color Image Segmentation", IEEE Trans. PAMI, Vol. 16, No. 7, pp. 689-700, 1994.
- [15] Electronics and Communications in Japan, Part 3, Vol. 82, No. 11, pp. 527-535, 1999.

저 자 소 개



李京美(正會員)

1983년 2월 : 경북대학교 전자공학 학사. 1998년 2월 : 경북대학교 대학원 컴퓨터공학 석사. 1999년 2월 : 경북대학교 대학원 컴퓨터공학 박사 수료. 1983년 4월~1988년 1월 : 한국정보시스템 근무. 1999년 3월~2001년 2월 : 구미1대학 컴퓨터 정보 전공 겸임교원. 2002년 2월~현재 : 구미1대학 컴퓨터 정보 기술계열 컴퓨터전공 교수. <주관심분야 : 멀티미디어, 인공지능, 영상처리>



金鐘培(正會員)

2000년 2월 : 밀양대학교 컴퓨터공학과 공학사. 2002년 2월 : 경북대학교 컴퓨터공학과 공학석사. 2002년 3월~현재 : 경북대학교 컴퓨터공학과 박사과정. 2003년 1월~현재 : Georgia Institute of Technology 방문 연구원. <주관심분야 : 인공지능, 영상 처리, 패턴 인식>



李昌雨(正會員)

1996년 2월 : 경일대학교 컴퓨터공학과 학사. 1998년 2월 : 경북대학교 대학원 컴퓨터공학과 석사. 1998년 3월~2001년 7월 : 포항1대학 전산정보처리과 전임강사. 2002년 8월 : 경북대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사 수료 <주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 패턴인식>



金恒俊(正會員)

1977년 : 서울대학교 전기공학과 공학사. 1979년 : KAIST 전기 및 전기공학과 공학석사. 1997년 : Shizuoka 대학원 Electronics 공학 박사. 1980년~현재 : 경북대학교 컴퓨터공학과 교수. <주관심분야 : 인공지능, 문자 인식, 병렬처리, 컴퓨터 구조>