
능동 윤곽선 모델을 이용한 이동 물체 윤곽선 추출

이 상 욱*, 권 태 하**

An Extraction of Moving Object Contour Using Active Contour Model

Sang-Wook Lee, Tae-Ha Kwon

요 약

본 논문은 고정된 카메라에서 얻어진 연속 영상으로부터 능동 윤곽선 모델을 이용하여 이동 물체의 윤곽선을 추출하는 방법을 제안한다. 주위 환경 변화에 강인한 처리를 위해 적응 배경 모델을 사용하였다. 물체 분할 모델은 얻어진 배경 영상과 현재 영상의 차영상으로부터 국부 영상의 임계값 이상의 화소를 찾아 연결한 영역을 분할하며, 형태학적 필터에 의하여 이동 물체의 경계 부분에서 발생하는 잡음을 제거하였다. 분할된 이동 물체 윤곽선은 능동 윤곽선 모델을 이용하여 보다 정확한 이동 물체의 경계를 추출한다. 제안한 방법을 사용하여 도로 영상에서 실험한 결과를 보였다.

Abstract

In this paper, we propose an extracting method of moving object contour using active contour model from image sequences acquired by fixed camera. We use an adaptive background model for robust processing in surrounding conditions. Object segmentation model detects pixels thresholded from local difference image between background and current image and extracts connected regions. Noises in boundary area of moving object are eliminated by morphological filter. The contour of segmented object is corrected by using active contour model for extracting accurate boundary of moving object. We apply the proposed method to highway image sequences and show the results of simulation.

* 경상대학교 정보통신공학과 교수, 해양산업연구소 연구원

** 부경대학교 전자공학과 교수

접수일자 : 1999년 12월 7일

I. 서론

연속적으로 입력되는 영상을 분석하여 실세계에 대한 정보를 추론하는 작업은 최근 몇 년간 컴퓨터 비전 및 여러 실용적 응용 분야에서 하드웨어 기술의 급속한 발전과 더불어 그 중요성이 강조되고 있다. 특히 이동 물체를 탐지하고 탐지된 이동 물체의 동작 정보를 추출하는 작업은 군사 및 산업 분야에서 적용될 수 있는 매우 흥미있고 유용한 연구 분야로서 많은 방법들이 문헌에 소개되었다.^[1]

고정 카메라로부터 획득된 연속 영상에서 동작 분석의 가장 쉬운 방법은 영상의 차이(difference)를 이용하는 것이다. 이 방법은 일정한 배경에 동일한 그레이 레벨의 이동 물체를 가정하는 단점이 있다. 또 다른 방법은 이동 물체의 에지를 검출하는 것으로 복잡한 배경에서 정확한 에지 정보를 얻기 어렵다는 단점이 있다.

본 논문은 주위 환경 변화가 존재하는 연속 영상으로부터 배경을 측정하여 입력되는 영상의 차이를 구해 물체를 분할^[2,3]하고, 이동 물체의 경계를 능동 윤곽선 모델^[4-6]로 표현하므로써 복잡한 계산을 줄이고 복잡한 배경에서 이동 물체의 경계를 추출하는 방법을 제안코자 한다. 이동 물체와 동작에 관한 이전 지식은 전혀 없으며, 검출된 이동 물체의 에지를 둘러싸는 능동 윤곽선으로 이동 물체를 모델링한다. 추출된 윤곽선은 칼만 필터^{[7][8]}를 이용한 동작 추정(motion estimation)^[9]의 정보로 사용된다.

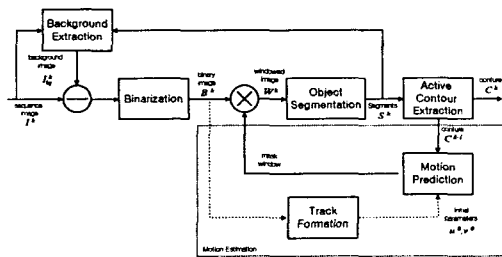


그림 1. 제안한 방법
Fig. 1. A proposed method.

제안한 방법의 구성은 그림 1과 같다. 크게 배경 모델, 물체 분할 모델, 능동 윤곽선 모델로 구성된다.

II장에서는 주위 환경 변화가 반영된 배경 모델에 대해 알아보고, III장에서는 배경 영상과 현재 영상을 이용하여 물체 분할하는 방법에 대해 기술하고, IV장에서는 이동 물체의 경계를 표현하는 능동 윤곽선 모델을 기술한다. V장에서는 제안된 이동 물체 윤곽선 추출의 실험 결과를 보이고, VI장에서 결론을 맺는다.

II. 배경 모델

배경 모델은 시스템 초기화 단계에서 수행되는 배경 영상 획득 과정과 이동 물체 추적 단계에서 수행되는 적응 배경 모델로 이루어진다. 배경 영상 획득 과정은 몇 개의 연속 영상으로부터 움직이는 물체를 분리한 배경 영상을 얻는 과정이다. 얻어진 연속 영상으로부터 움직이는 물체를 분리하는 가장 간단한 방법은 매번 얻어진 새로운 영상 프레임과 배경 영상과의 차이를 구하는 것이다. 움직이는 물체가 없는 배경 영상을 얻는 방법은 식 (1)과 같다.

$$I_{bg}^i(x, y) = I^i(x, y), \quad i = \arg \min \{ \sigma_{k(x, y)}^i \mid i=1, 2, \dots, n \}$$

여기서 x, y 는 영상 좌표이고, $\sigma_{k(x, y)}^i$ 는 평균필터를 적용한 상위단계 i 번째 영상들의 화소별 분산값을, n 는 일정 시간 동안 획득된 영상의 수를, I^i 는 배경으로 선택된 영상을, I_{bg}^0 는 초기 배경 영상을 나타낸다. 이것은 n 개의 프레임을 비교하여 화소별 분산값이 최소인 화소를 초기 배경 영상의 화소로 설정하는 것이다. 배경 영상 획득 과정은 시스템이 가동되는 초기에만 수행된다. 배경 영상은 날씨 등과 같은 주위 환경 변화에 따라 배경의 새로운 반영이 필요하다. 날씨, 밤낮 등의 주위 환경 변화가 존재하는 연속 영상으로부터 움직이는 물체만을 찾으려 하기 위해서는 주위 환경 변화에 적응 가능한 배경 모델을 구현하여야 한다. 주위 환경 변화를 고려한 적응 배경 모델은 그림 2와 같다.

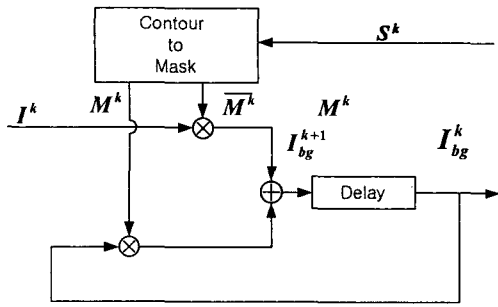


그림 2. 배경 모델
Fig. 2. Background model.

분리된 움직이는 물체의 외곽 경계선인 윤곽선 집합(contour sets)과 연속 영상 프레임을 이용하여 배경 영상 I_{bg} 를 갱신하게 된다. 배경 영상은 식 (2)와 같이 갱신된다.

$$I_{bg}^{k+1} = M^k I_{bg}^k + (1 - M^k) I^k \dots\dots\dots (2)$$

여기서, I_{bg}^k 는 현재 배경 영상이고, I_{bg}^{k+1} 은 갱신된 배경 영상, I^k 는 현재 영상을 나타낸다. 또한 마스크 영상 M^k 는

$$M^k = \begin{cases} 1 & \text{if } (x, y) \in S^k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

와 같이 표현된다. 즉, 윤곽선 집합 S^k 의 내부를 1로, 외부를 0로하는 영상이다. $(1 - M^k)$ 은 물체가 없는 영역을 말한다.

III. 물체 분할 모델

물체 분할 모델은 입력 영상과 배경 영상과의 차영상을 이진화시키고 예측된 파라미터에 의해 추출된 탐색 창 내의 물체에 대한 윤곽선을 추출하게 된다. 차영상은 일정 블록(32×32)으로 등분되고, 등분된 각 국부 영역에 대해 국부 히스토그램(local histogram)을 분석하여 얻어진 임계값으로 이진화를 한다. 이것은 움직이는 물체가 배경의 밝기값 분포와 유사한 경우, 차영상 전 영역에 히스토그램을 분석하여 임계값을 결정하게 되면, 배경 밝기와 유사한 부분은 이진화가 제대로 되지 않게 된다. 이에 원영상을 일정 블록 영상으로 나눈 뒤 히스토그램 분석에서 얻어진 각각의 임계값으로 이진화를 한다.

이진화 영상은 물체 이외의 잡음을 포함하고 있으며, 물체 내부에 빈 공간이 생길 수도 있다. 이를 해결하기 위해 형태학적 필터를 사용하여 침식과 팽창을 적절히 조합하면 원하는 물체를 분할할 수 있다. A 를 원영상이라 하고, B 를 structuring element라 정의하면 팽창은

$$A \oplus B = \{x \mid B_x \cap A \neq \emptyset\}$$

로 표현한다. B_x 는 x 만큼 움직인 B 집합이다. 침식은

$$A \ominus B = \{x \mid B_x \subseteq A\}$$

로 표현한다. 적용한 형태학적 필터는

$$(A \ominus B) \oplus B$$

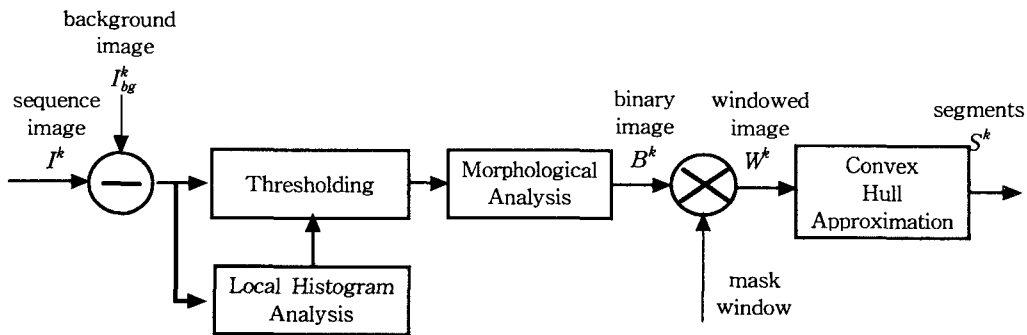


그림 3. 물체 분할 모델
Fig. 3. Object segmentation model.

과 같다.

잡음이 제거된 이진 영상과 예측된 동작 파라미터에 의해 탐색 창을 설정한다. 설정된 탐색 창 내의 물체 추출 과정은 탐색 창 내부 영상에 대해 영역 확대법(region growing)을 사용하여 물체를 분리해 내고 분리된 물체로부터 볼록 다각형(convex hull)의 정점을 찾는다. 물체 분할 모델은 그림 3과 같다.

IV. 능동 윤곽선 모델

기존의 윤곽선을 찾는 방법에 관한 연구는 영상에서 에지를 찾고 그들을 연결하는 방법을 사용하며, 이와 같은 방법은 지정된 물체의 둘레를 찾아내기 위하여 한 단계 더 높은 단계의 처리가 요구된다. 이와 달리 능동 윤곽선 모델은 에너지 함수를 사용하여 정의되는데, 이들은 에너지 함수를 최소화하는 과정을 통하여 능동 윤곽선 모델이 물체의 윤곽선으로 수렴하도록 이끌게 된다. 능동 윤곽선 모델은 초기 위치에 따라서 다른 물체의 윤곽선을 찾게 된다. 따라서, 기존의 방법과 달리 적응 배경 모델을 이용한 물체 분할을 통해 초기 위치를 정해줌으로써 복잡한 배경에서 찾고자 하는 물체의 윤곽선을 구할 수 있다.

1. 능동 윤곽선 모델

능동 윤곽선 모델 혹은 snakes 모델은 M.Kass에 의해 소개되었으며, 3가지 에너지 함수에 의하여 제어되는 스플라인으로 식 (3)으로 정의된다.

$$E = \int_0^1 E(v(s)) ds$$

$$= \int_0^1 E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{ext}(v(s)) ds$$

..... (3)

여기서 $v(s)$ 는 곡선 $(x(s), y(s))$ 위치를 나타낸다. 내부 에너지 E_{int} 와 외부 에너지 E_{ext} 는 능동 윤곽선 모델을 이루는 점들 사이의 관계를 정의함으로써 능동 윤곽선 모델의 동적인 모습을 표현하며, 물체의 윤곽을 찾아서 능동 윤곽선 모델이 변화하는 방향을 의미한다. 영상 에너지 E_{image} 는

능동 윤곽선 모델을 사용하여 표현하고자 하는 곡선의 모양을 나타낸다. 이는 영상에서 v 의 위치가 물체의 윤곽선이 되도록 정의하는 함수이다.

1.1 내부 에너지

내부 에너지는 식 (4)로 정의된다.

$$E_{int} = \frac{\alpha \|v_s(s)\|^2 + \beta \|v_{ss}(s)\|^2}{2} \dots\dots\dots (4)$$

내부 에너지는 1차 미분식과 2차 미분식으로 구성된다. 2차 미분식 $\|v_{ss}(s)\|^2$ 은 능동 윤곽선 모델을 이루는 점들 사이의 거리가 같을수록 작아지므로 능동 윤곽선 모델이 원에 근사할 때 내부 에너지는 작아진다. 이 때, 1차 미분식 $\|v_s(s)\|^2$ 은 상수 α 가 양수이면 윤곽선 모델을 이루는 점들 사이의 거리가 작을수록 작은 내부 에너지를 가지게 한다. 따라서, 양수 α 와 β 에 대하여 능동 윤곽선 모델은 모델의 중심으로 모든 점들이 모일수록 작은 내부 에너지를 가지게 된다. 즉, 내부 에너지 E_{int} 는 능동 윤곽선 모델이 한 점으로 수렴해 가는 동작을 표현한다. 상수 α 를 음수로 설정하면 반대로 중심으로부터 멀어져 가는 움직임을 표현하게 된다.

1.2 영상 에너지

능동 윤곽선 모델에서 표현하고자 하는 물체에 관한 에너지 함수인 영상 에너지 E_{image} 의 식은 식 (5)와 같이 정의된다.

$$E_{image} = w_{line}E_{line} + w_{edge}E_{edge} + w_{term}E_{term}$$

..... (5)

영상 에너지는 능동 윤곽선을 선과 에지와 끝점(termination)으로 끌어당기는 세 가지 함수들로 구성되어 있으며, 세 가지 함수에 가중치를 곱한 식으로 표현된다. 선 에너지 함수는 가장 단순하고 유용한 영상 함수로 영상의 밝기값을 나타낸다.

$$E_{line} = I$$

여기서 I 는 영상에서 점 $v(x, y)$ 의 밝기를 의미한다. E_{line} 은 w_{line} 의 부호에 따라서 곡선을 이루는 점들이 밝은 쪽으로 움직이거나 어두운 쪽으로

움직이고자 하는 경향을 표현한다.

에지 에너지 함수는 영상의 기울기(gradient)가 큰 경계선으로 능동 윤곽선을 끌어당기는 함수이다. E_{edge} 는 밝기 차이가 큰 부분에 곡선을 이루는 점들이 존재하도록 하는 함수로써 능동 윤곽선 모델이 물체의 경계선에 멈추도록 하는 역할을 한다.

$$E_{edge} = -\|\nabla I\|^2$$

E_{edge} 는 일정한 배경에서 물체의 경계선을 찾고 경계선에 멈추게 되나, 복잡한 배경에서 경계선 이외의 잡음을 경계선으로 인식하여 멈추는 경향이 있다. 따라서, E_{edge} 는 Canny 에지 검출 방법을 사용하여 얻어지는 기울기 값으로 사용한다. 끝점 에너지 함수는 선의 끝점과 꺾어진 모서리(corner)를 찾는 함수이다.

$$E_{term} = I_{yy}I_x^2 - 2I_{xy}I_xI_y + I_{xx}I_y^2$$

여기서, I_x 는 x 방향 1차 미분, I_{xx} 는 x 방향 2차 미분이며, I_y 는 y 방향 1차 미분, I_{yy} 는 y 방향 2차 미분, I_{xy} 는 xy 방향 미분값이다. E_{term} 은 곡률(curvature) 함수로써 곡선의 끝이나 꺾어진 부분을 표현하도록 한다.

이렇게 정의된 영상 에너지는 능동 윤곽선 모델이 이동 물체의 윤곽선 위에 존재할 때, 최소의 에너지를 가지게 함으로써 능동 윤곽선 모델을 사용하여 물체의 윤곽선을 표현할 수 있게 한다.

1.3 외부 에너지

능동 윤곽선 모델을 이루는 점들과 영상에서의 특정 위치와의 관계를 나타내는 외부 에너지는 다음 식 (6)으로 정의한다.

$$E_{ext} = w_{ext} \|v(s) - P\|^2 \dots\dots\dots (6)$$

외부 에너지 E_{ext} 는 영상 위의 임의의 점 P 와 의 거리를 줄이도록 하는 스프링 함수이다. 이를 사용하여 능동 윤곽선 모델의 움직임을 제한할 수 있다.

정의된 능동 윤곽선 모델을 찾고자하는 물체의 부근에 초기화하고 능동 윤곽선 모델을 변형시켜 국부적인 최소값을 찾으면 물체의 윤곽선이 된다.

2. 능동 윤곽선 모델을 이용한 윤곽선 표현

초기 위치에 따라 다른 물체의 윤곽선으로 수렴되는 능동 윤곽선 모델은 특정 물체의 윤곽선을 찾도록 지정하는 방법을 제공한다. 능동 윤곽선 모델을 찾고자하는 물체의 부근에 초기화하고 능동 윤곽선 모델을 변형시켜 국부적인 최소값을 찾으면 물체의 윤곽선이 된다. 능동 윤곽선 모델을 사용하여 윤곽선을 표현하기 위하여 초기 위치를 정해주는 것은 보통 사용자가 입력하는 형태로 제공되었는데, 본 논문에서는 물체 분할 모델에서 분할된 이동 물체의 블록 다각형 윤곽선을 초기 능동 윤곽선 모델로 설정하는 방법을 사용한다. 물체 분할 모델은 주위 환경 변화가 존재하는 복잡한 배경에서 이동 물체의 정확한 윤곽선 정보를 추출하지 못한다. 물체 분할 모델에서 추출된 윤곽선은 이동 물체가 존재하는 초기 위치를 의미하며, 능동 윤곽선 모델을 이용하여 이동 물체의 경계선으로 수렴케 함으로써 보다 정확한 이동 물체의 경계선 정보로 표현될 수 있다. 능동 윤곽선 모델은 그림 4와 같다.

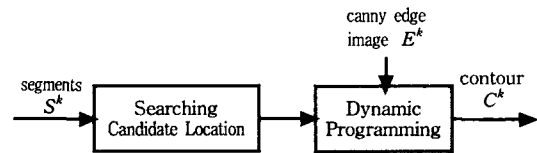


그림 4. 능동 윤곽선 모델
Fig. 4. Active contour model.

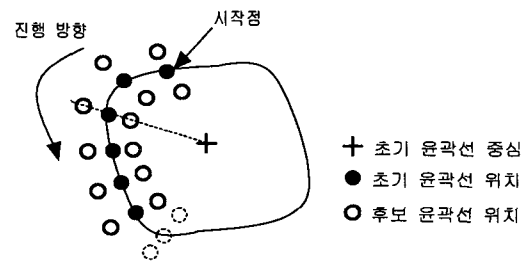


그림 5. 후보 위치 설정
Fig. 5. Searching candidate location.

능동 윤곽선 모델은 물체 분할 모델로부터 분할

된 물체의 경계선을 사용하여 이동 물체가 존재하는 후보 위치를 생성하는 후보 위치 설정 과정과 동적 프로그래밍 방법을 사용하여 후보 위치 가운데 최소의 에너지를 가지는 윤곽선을 구하는 동적 프로그래밍 과정으로 구성된다. 그림 5는 후보 위치 설정 과정[4]을 나타낸다.

초기 윤곽선과 수렴하려는 방향으로 후보 윤곽선 좌표들이 획득된 후, 동적 프로그래밍 방법을 사용하여 좌표들 가운데 최소의 에너지를 갖는 좌표들을 선택하게 된다. 그림 6은 동적 프로그래밍 방법을 나타낸 것이다.

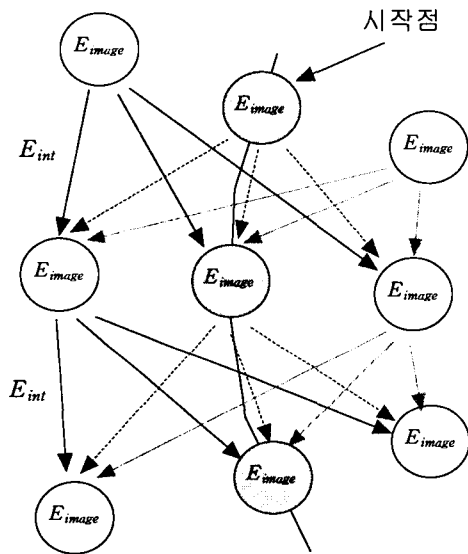


그림 6. 동적 프로그래밍
Fig. 6. Dynamic programming.

동적 프로그래밍 방법은 단계적으로 해를 전달 하면서 전체적인 최적해를 찾아가는 방법으로 생성된 후보 윤곽선 위치에서 적은 계산으로 간단하게 최소값을 찾으므로 실시간 응용을 가능케 한다. 최소 에너지를 가지는 경로를 찾고, 해당하는 좌표를 선택하면 최소 에너지를 가지는 능동 윤곽선을 표현하게 된다. 그림 7은 물체 분할 모델에서 추출된 이동 물체의 경계선과 능동 윤곽선 모델을 이용하여 수렴한 윤곽선을 나타낸다.

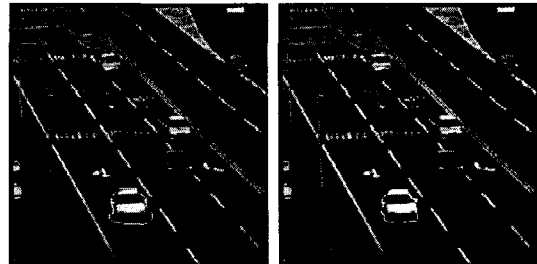


그림 7. 초기 윤곽선과 최종 윤곽선
Fig. 7. Initial contour and final contour.

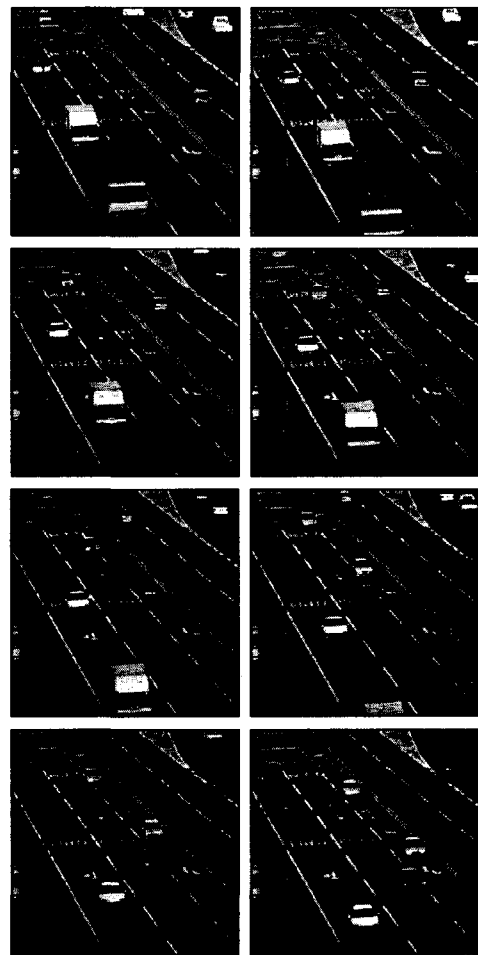


그림 8. 연속 영상
Fig. 8. Image sequences.

V. 실험 결과

본 장에서는 앞 장절에서 기술한 적응 배경과 물체 분할 및 능동 윤곽선 방법의 실험 결과를 보인다. 실험에 사용한 영상은 고정된 CCD 카메라를 통하여 획득된 256×256의 256 그레이 레벨 영상으로 고속도로 진입로에서 촬영하여 얻었다. 실험에서 사용된 컴퓨터는 350MHz의 클럭 주파수를 가지는 펜티엄이다. 그림 8은 $t_{#5}$ 시점과 $t_{#65}$ 시점에서의 입력 영상들이고, 그림 9는 입력 영상들

로부터 획득된 배경 영상이며, 그림 10은 배경 영상과 입력 영상의 차영상과 국소 이진화를 적용하여 구해진 이진 영상이다. 그림 11은 이진 영상을 형태학적 필터를 적용한 영상 결과와 배경 영상과 입력 영상의 에지 영상의 차영상이다.

그림 12는 $t_{#5}$ 시점과 $t_{#65}$ 시점 중 네 개의 프레임을 선택하여 물체 분할 모델에서 추출된 윤곽선과 능동 윤곽선 모델을 적용한 이동 물체의 윤곽선 추출 결과를 보여준다.

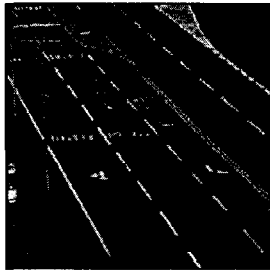


그림 9. 배경 영상
Fig. 9. Background image.

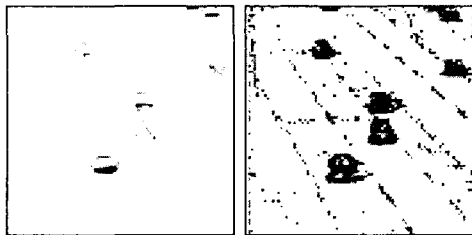


그림 10. 차영상과 이진 영상
Fig. 10. Difference image and binary image.

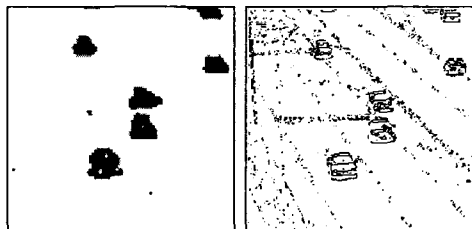


그림 11. 형태학적 필터를 적용한 영상과 에지 영상
Fig. 11. Morphological filtering image and edge image.

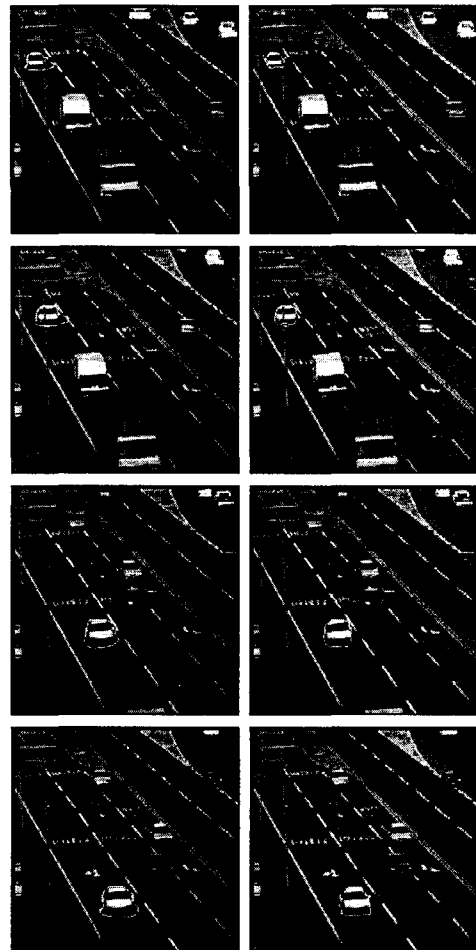


그림 12. 윤곽선 추출 결과
Fig. 12. Results of contour extraction.

VI. 결론

본 논문은 고정된 카메라에서 얻어진 연속 영상으로부터 주위 환경 변화가 반영된 배경을 측정하여 입력된 영상과의 차이를 구하는 물체 분할과 분할된 물체의 초기 윤곽선을 이용하여 복잡한 배경에서 능동 윤곽선 모델을 이용하여 이동 물체의 윤곽선을 추출하는 방법을 제안하였다. 물체 분할 과정은 물체가 없는 배경 영상과 움직이는 물체가 존재하는 현재 영상과의 차이에 의해 수행된다. 이 진화는 국부 히스토그램을 분석하여 얻어진 임계값으로 수행하며, 배경과 유사한 밝기값을 갖는 이동 물체의 분할이 가능하였고, 형태학적 필터에 의하여 이동 물체의 경계 부분에서 발생하는 잡음을 제거하였다. 복잡한 배경과 주위 변화에 따른 물체 분할의 오류는 능동 윤곽선 모델을 이용하여 보다 정확한 이동 물체의 경계를 추출할 수 있었다. 또한 능동 윤곽선 모델에 동적 프로그래밍 방법을 사용하여 에너지 함수를 최적화 하였다. 이 방법은 적은 계산으로 국부적 최소값을 쉽게 찾을 수 있으므로, 실시간 응용을 가능하게 한다.

향후 연구로는 이동 물체의 가려짐 현상에 대한 해결을 위해 새로운 에너지 함수를 제시하는 연구 방법이 필요하다.

참고문헌

[1] D. Beymer, P. McLauchlan, B. Coiffman and J. Malik, "A Real-time Computer Vision System for Measuring Traffic Parameters," *Proc. of IEEE CVPR*, pp. 495-501, June 1997.
 [2] E. Izquierdo and M. Ghanbari, "Texture Smoothing and Object Segmentation Using Feature-Adaptive Weighted Gaussian Filtering," *Proc. of the IEEE Int'l Telecommunications Symposium*, Vol. 2, pp. 650-655, August 1998.
 [3] Y. Xu and E. C. Uberbacher, "2D Image Segmentation Using Mimumum Spanning

Trees," *Image and Vision Computing*, Vol 15, pp. 47-57, 1997.
 [4] M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models," *Int'l Journal of Computer Vision*, Vol. 1, No. 4, pp. 321-331, 1988.
 [5] LD. Cohen and R. Kimmel, "Global Minimum for Active Contour Models: A Minimal Path Approach," *Int'l J. of Computer Vision*, Vol. 24, No. 1, pp. 57-78, August 1997.
 [6] M. Isard and A. Blake, "Contour Tracking by Stochastic Propagation of Conditional Density," In *Proc. European Conf. Computer Vision*, pp. 343-356, May 1996.
 [7] D. Koller, J. Daniilidis and H. Nagel, "Model-based Object Tracking in Monocular Image Sequences of Road Traffic Scenes," *Int'l J. of Computer Vision*, Vol. 10, No. 3, pp. 257-281, October 1993.
 [8] L. Matthies, T. Kanade and R. Szeliski, "Kalman Filter-based Algorithms for Estimating Depth from Image Sequences," *Int'l J. of Computer Vision*, pp. 209-236, April 1989.
 [9] 이철현, 김형태, 설성욱, 남기곤, 이장명, "칼만 필터를 이용한 다중 차량 추적 알고리즘," 대한전자공학회지, 제36권, S편, 제3호, pp. 89-96, 1999년 3월.

이 상 욱(Sang-Wook Lee)

현재 경상대학교 정보통신공학과 교수, 해양산업연구
 구소 연구원

권 태 하(Tae-Ha Kwon)

현재 부경대학교 전자공학과 교수