

# Parametric Active Contour를 이용한 Vehicle Tracking

나 상 일, 이 용 희, 조 익 환, 정 동 석  
인하대학교 전자공학과

전화 : 032-860-7415 / 핸드폰 : 016-9337-4519

## Vehicle Tracking using Parametric Active Contour

Sang-il Na, Woong-hee Lee, Ik-hwan Cho, Dong-seok Jung  
Dept. of Electronic Engineering, Inha University  
E-mail : vaongvaong@empal.com

### Abstract

In this paper, vehicle tracking is implemented using parametric active contour. Extract objects from the background area is the essential step in vehicle tracking. We focus our algorithm on the situations such that the camera is fixed. However, if a simple and ordinary algorithm is adapted to achieve real-time processing, it produces much noise and the vehicle tracking results is poor.

For this reason, in this paper, we propose a parametric active contour model algorithm to achieve better vehicle tracking. Experimental results show that the performance of the proposed algorithm is satisfactory.

차영상을 이용한 방법은 빠른 시간에 배경과 물체를 구분할 수 있으나, 잡음에 약하며 대상영역의 테두리의 정보만을 추출하므로 움직이는 대상 영역 내부를 추출하는데 어려움이 있다. 공간정보를 이용한 방법은 대상영역 내부의 정보를 추출할 수 있으나, 역시 잡음에 약해 대상 영역과 배경을 결정하는데 있어 어려움이 있다. 본 논문에서는, 잡음의 영향을 줄이기 위하여 공간정보를 이용한 방법을 사용하였다. 그러나 이 방법만 사용하면, 잡음이 많이 생기므로, 후처리 과정으로 Morphology 등을 사용하여 잡음을 제거하였다.

만약, 차영상만으로 물체와 배경을 구분하면, 테두리의 정보만이 추출 된다. 또한, 영상이 좋지 않아 하나의 물체가, 두개의 영역으로 나누어지거나, 두개의 영역이 하나의 영역으로 구분되는 일도 있을 수 있고, 잡음도 생길 수 있다. 이를 처리하기 위하여, 본 논문에서는 Parametric Active Contour Model을 적용 하였다.

### I. 서론

도로 영상에서 자동차를 트래킹 하기 위해서는, 먼저, 움직이는 영역과 배경을 분할해내는 방법이 필요하다. 동영상에서 움직임 영역과 배경영역을 분할하는 방법은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫 번째 방법은 시간 정보를 이용하는 방법으로 현재 프레임과 이전 프레임의 차분을 이용하여 영역을 분리하는 방법이다 [1]. 두 번째 방법은 공간정보를 이용하여 움직임영역을 분리하는 방법이다[2].

### II. 영역 분리

#### 2.1 차영상을 이용한 움직임 영역 분리

차영상을 이용한 움직임 영역 분리는, 고정된 카메라의 연속된 영상이 입력으로 들어왔을 때, 움직임을 있는 영역을 찾아내는 가장 간단한 방법이다. 이를 보면 다음과 같다.

$$O(x, y, t) = I(x, y, t) - B(x, y, t-1) \quad (2-1)$$

$$B(x, y, t) = \alpha \times B(x, y, t-1) + \frac{1}{t} I(x, y, t) \quad (2-2)$$

식 (2-1)는 움직임이 있는 영역을 찾아내기 위하여 현재의 영상과 이전 영상에서 배경영역의 차영상을 구한 것이다. 식에서, I는 전체 영상, B는 영상에서 추출된 배경영상을 나타낸다. t는 몇 번째 영상인지를 나타내는 인덱스이다. 배경영상은 새로운 배경영상으로 식(2-2)와 같이 갱신한다. 여기서  $\alpha = (t-1)/t$ 로 이전 영상의 배경영역을 새로운 영상의 배경영역에 얼마의 영향을 줄 것인지를 나타낸다.

위에서 찾아낸 영상은 배경영역과 물체의 영역을 찾아내기 위하여, 이진화 과정을 추가로 필요로 한다. 그림 1은 차영상을 이용한 움직임 영역 분리의 예를 보여준다.

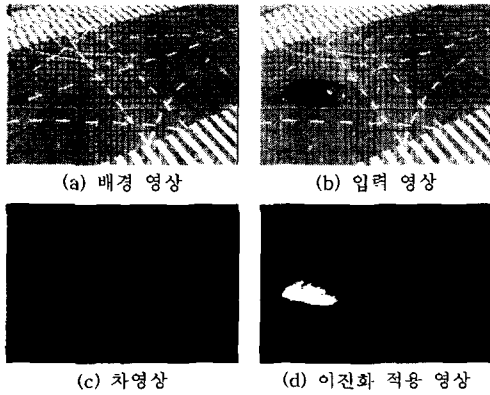


그림 1. 차영상을 이용한 움직임영역의 분리

## 2.2 유의 수준(significance level) 검사

‘유의 수준 검사’는 어떤 움직임 영역도 없는 연속된 두장의 영상으로부터 다음 식 (2-5)와 같이 분산을 구하게 된다.

$$D(x, y) = I(x, y, t) - I(x, y, t-1) \quad (2-3)$$

$$Mean = \sum_{x=0}^{width} \sum_{y=0}^{height} D(x, y) \quad (2-4)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{width} \sum_{y=0}^{height} (D(x, y) - Mean)^2 \quad (2-5)$$

여기서 인덱스 x, y는 각 프레임에서의 화소의 위치를 나타내고, N은 전체 영상의 화소 수이다. “(x, y) 위치에서 영상의 변화가 없다”는 가설에 의하면 밝기차  $D(x, y)$ 는 평균 0, 분산  $\sigma^2$ 인 정규분포  $N(0, \sigma^2)$ 를

가진다. 즉,

$$p(D(x, y) | H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left\{-\frac{D(x, y)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (2-6)$$

이다. 여기서  $H_0$ 는 귀무가설(Null hypothesis)로 “화소(x, y)에서 영상의 변화가 없다”는 것을 나타낸다.  $\sigma^2$ 은 카메라 노이즈의 전력(power)을 나타낸다. 이러한 가설은 연속된 두 영상사이의 차영상을 구했을 때, 변화가 없는 영역의 밝기차는 평균이 0이고 분산이  $\sigma^2$ 인 정규분포를 가진다고 가정한 것이다. 식 (2-6)은  $p(D_i | H_0)$ 가 표준편차로 정규화된 밝기차의 제곱비에 의존함을 나타낸다. 따라서 각 화소를 중심으로 국부적인 관측창(local observation window) W를 만들고 이 관측창에 대한 차영상의 자승합(sum of squared values of difference pel value)을 분산으로 나눈 값을 식(2-7)과 같이 사용하여 움직임 영역과 배경영역을 분리하였다.

$$T = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (D_{i,j}^2) \quad (2-7)$$

여기서  $D_i$ 는 관측창내의 밝기차를 말하고, i는 관측창의 중심을 나타낸다. 신뢰구간은 주어진 유의수준에 대해 이론적으로 결정된다. 이러한 목적으로 유의수준  $\alpha$ 를 정하고 다음 식에 의해 일치하는 문턱값  $t_\alpha$ 를 계산한다.

$$\alpha = p(T > t_\alpha | H_0) \quad (2-8)$$

만일  $T > t_\alpha$ 이면 이에 해당하는 블록은 변화되었다고 판단하고 그렇지 않으면 변화되지 않았다고 판단한다. 유의수준  $\alpha$ 는 가설이 사실임에도  $H_0$ 를 기각할 확률인 제1종 오류확률을 말한다.

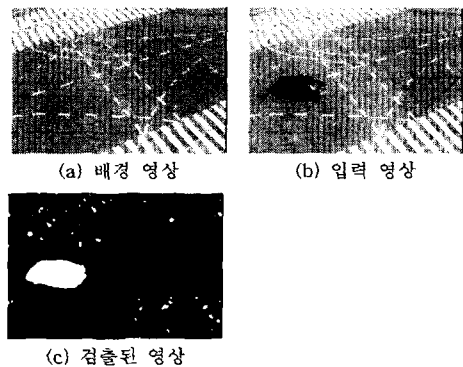


그림 2. 유의수준 검사를 이용한 움직임 영역 검출

그림 2는 유의 수준 검사를 이요하여, 움직임 영역을 검출할 예를 보여주고 있다.

### 2.3 Parametric Active Contour

Parametric active contour는 지정된 몇 개의 점을 기준으로 곡선을 구성한다. 그리고 이 곡선의 에너지가 최소화 하는 방향으로, 점들이 움직이도록 한 방법이다. 이 모델은, 곡선의 모양을 유지하려는 성질이 있고, 위상의 변화를 허용하지 않는다. 따라서 자동차와 같이 형태가 일정하고, 크기와 위치가 변하는 물체를 Tracking하기에 적당하다.

곡선을  $X(s) = (x(s), Y(s))$ ,  $s \in [0, 1]$ 로 정의한다면 이 곡선의 에너지는 식 (2-9)와 같이 정의된다.

$$E(X) = S(X) + P(X) \quad (2-9)$$

$S(X)$ 는 곡선의 모양을 유지하려고 하는 에너지이고,  $P(X)$ 는 모양을 변화하려고 하는 에너지이다. 이 두 가지 에너지는 식 (2-10), (2-11)와 같이 정의된다.

$$S(X) = \frac{1}{2} \int_0^1 F_{int}(X(s)) ds \quad (2-10)$$

$$\text{여기서, } F_{int} = \alpha \left| \frac{\partial X}{\partial s} \right|^2 + \beta \left| \frac{\partial^2 X}{\partial s^2} \right|^2$$

$$P(X) = \int_0^1 F_{ext}(X(s)) ds \quad (2-11)$$

$F_{int}$ 는 곡선의 모양을 유지하려는 힘이고, 일차 미분한 값은 탄성성분을 나타내고  $\alpha$ 는 이 힘의 정도를 조정하는 상수이다. 이차 미분한 값은, 곡선이 변화하지 않으려는 힘을 나타내고  $\beta$ 는 변화하지 않으려는 힘의 정도를 나타내는 상수이다.

$F_{ext}$ 는 곡선의 모양을 변화하려는 힘이고, 주로  $P(x, y)$ 를 사용한다.  $P(x, y)$ 는  $-w_e |\nabla [G(x, y) * I(x, y)]|^2$ 이다.  $G(x, y)$ 는 가우스 함수를 나타낸다.  $w_e$ 는 곡선을 윤곽선 방향으로 움직이도록 하는 힘을 나타내는 양의 정수이다.

## III. 제안하는 알고리즘

### 3.1 침식(Erosion) 연산

영상에 생기는 잡음은 일정한 패턴이 없이 산발적으로 발생하게 된다. 이러한 특징으로 인해, 잡음 영역이 한 곳에 모여 있을 확률은 작게 된다. 본 논문의 구현에서는 이를 이용하여, 침식 연산을 사용하여 잡음 영역을 감소 시켰다.

### 3.2 배경 영역의 갱신

배경은 식 3-(1)과 같이 만든다.

$$B(x, y, t) = \bar{B}(x, y, t) + O'(x, y, t) \quad (3-1)$$

여기서,  $\bar{B}(x, y, t) = (1 - \alpha)B(x, y, t-1) + \alpha B(x, y, t)$ 로 전에 구성된 배경 영상과 현재 영상중 움직임이 없다고 판단된 부분의 합으로 구성된다. 여기서,  $\alpha$ 는 상수이다.  $O'(x, y, t) = (1 - \beta)O(x, y, t-1) + \beta O(x, y, t)$ 이다, 여기서,  $O(x, y, t)$ 는 현재의 영상중 움직임이 있다고 판단되는 영상의 부분이다. 이러한 처리를 하는 이유는, 만약 영상 내에 새로운 물체가 들어와 배경이 바뀌었을 때, 이에 대한 새로운 배경을 만들어 주지 않으면, 새롭게 생긴 물체가 있는 부분은 항상 움직임 영역으로 검출될 것이다. 이를 막기 위하여 식 (3-1)과 같이 배경 영역을 갱신한다. 식에서  $\beta$ 는 상수이다.

### 3.3 초기 곡선의 설정

Parametric active contour를 사용하기 위해서는, 초기 곡선을 필요로 한다. 이 곡선을 설정하기 위하여, 차량의 트래킹이라는 특징을 사용하였다. 차는 차선을 따라 움직이므로, 출발 지점이 정해져 있다. 이 특징을 사용하여 차가 들어오는 곳을 미리 저장해 놓고, 이곳에 움직임 영역이 있으면 이 영역의 상하좌우 내 점을 찾아 연결하여 초기 곡선으로 사용하였다.

### 3.4 곡선의 Deform 및 위치 변환

영상에 Parametric active contour를 적용하여 얻어진 벡터의 흐름에 따라 곡선의 위치를 변화 시킨다. 이 다음 영상이 들어오면, 그림 5에서 만들어진 곡선을 모양 그대로, 이 물체가 움직였을 확률이 가장 큰 영역으로 움직인다. 곡선을 움직일 영역을 결정하기 위해 찾아진 움직임 영역의 중심을 구한다. 그리고 이 움직임 영역의 중심을 기준으로 5x5윈도우를 설정해 다음 영상이 들어오면, 이 윈도우와 평균 제곱 오차(mean square error)가 최소가 되는 화소를 찾아 이 화소를 중심점으로 곡선을 전부 움직인다. 그리고 이 곡선을 다시 초기 곡선으로 하여 Deform함으로서 자동차를 Tracking하게 된다.

#### IV. 실험 결과 및 고찰

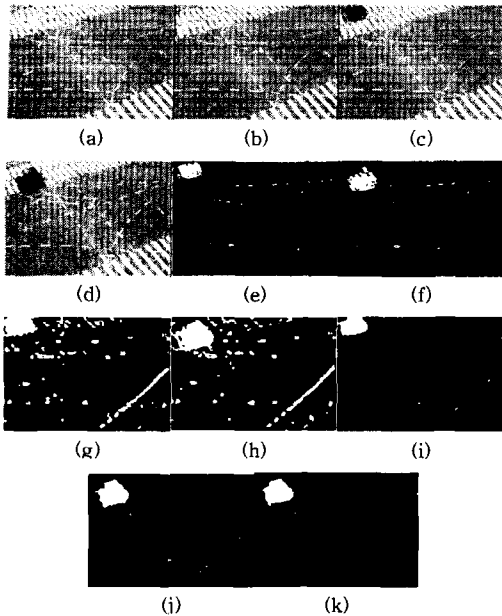


그림 3. 전처리 과정의 비교 (a) 1번 프레임 영상 (b) 2번 프레임 영상 (c) 3번 프레임 영상 (d) 11번 프레임 영상 (e) (c)영상과 배경의 차영상 (f) (d)영상과 배경의 차영상 (g) (c)영상의 유의수준 검사 (h) (d)영상의 유의 수준 검사 (i) (g)영상에 침식 연산적용 (j) (h)영상에 침식 연산적용 (k) 배경 영역 갱신을 적용하여 구한 (c)영상

그림 3은 제안한 알고리즘의 전처리 과정을 기존 알고리즘과 비교한 것이다. 그림 3의 (e), (f)는 차 영상과 이진화를 사용했다. (g), (h)는 유의수준 검사만을 사용하였고, (i)~(k)는 제안된 알고리즘을 사용하였다. 위 영상을 보면, 본 논문에서 제안한 후처리 과정을 사용하여 보다 정확한 움직임 영역을 찾아낸 모습을 볼 수 있다.

그림 4는 전처리 과정이 끝난 영상에, 제안한 *Parametric active contour*를 적용한 모습을 나타내고 있다. 그림에서 보는 바와 같이 제안한 알고리즘을 사용함으로써 움직임이 있는 물체를 트래킹 하는 모습을 볼 수 있다.

본 논문에서는 제안한 방법의 성능을 평가하기 위해서, 도로에서 카메라를 고정시키고 획득한 352×240영상 약 1000장에 대해 실험을 하였다.

사용한 *parametric active contour*는 GVF[4]이고 반복 회수는 벡터를 구할 때 5회, Deform시 40회였다. 처리 시간은 펜티엄4 1.8GHz 512M PC, 윈도우 환경

에서 MFC로 구현하여 약 200ms정도 걸렸다. 이는, 초당 5프레임이 처리 가능함을 의미 한다. 주로 나타난 오류는, 움직임 영역의 그림자 영역을 차량 영역으로 추출하는 것 이었다. 이 오류는 추후에 칼라 정보를 사용하여 정정할 수 있을 것으로 생각된다.

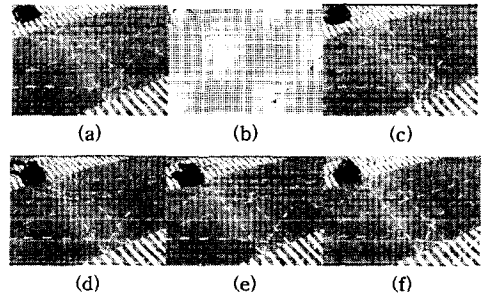


그림 4. *Parametric active contour*의 적용 결과 (a) 초기 곡선의 선택 (b) 영상의 벡터 흐름 (c) 곡선의 Deform (d) (c)의 곡선을 사용했을 때의 11번 프레임 결과 (e) 3번에서 11번으로 옮겼을 때의 제안된 알고리즘에 의한 곡선의 위치 변화 (f) (e)의 곡선을 Deform

#### 참고문헌

- [1] N. Friedman and S. Russell, "Image segmentation in video sequences: A probabilistic approach," Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, pp. 175-181, 1997.
- [2] K. Karmann and A. von Brandt, "Moving object recognition using and adaptive background memory," Time-Varying Image Processing and Moving Object Recognition, Elsevier Science Publishers B.V., 1990.
- [3] R. Mech and M. Wollborn, "A noise robust method for 2D shape estimation of moving objects in video sequences considering a moving camera," Signal Processing, vol. 66, no. 2, pp. 203-217, 1998.
- [4] C. Xu and J. L. Prince, "Snake, shapes, and sradient vector flow," IEEE Trans. Image Processing, vol. 7, no. 3, pp. 369~359, Mar. 1998.