복잡한 배경에서 움직이는 물체의 영역분할에 관한 연구

論 文
48A - 3 - 20

A Segmentation Method for a Moving Object on A Static Complex Background Scene.

朴祥珉*, 權喜雄**, 金東成***, 鄭圭植§
Sang-Min Park*, Hui-Ung Kwon**, Dongsung Kim***, Kyu-Sik Chung§

Abstract - Moving object segmentation extracts an interested moving object on a consecutive image frames, and has been used for factory automation, autonomous navigation, video surveillance, and VOP(Video Object Plane) detection in a MPEG-4 method. This paper proposes new segmentation method using difference image pairs and piecewise active contour, which can segment a fast moving object on a complex background. Two difference images are calculated with three consecutive input image frames, and used to calculate both coarse object area(AI) and it's movement area(OI). An AI is extracted by removing background using background area projection(BAP). Missing parts in the AI is recovered with help of the OI. Boundary information of the OI confines missing parts of the object and gives initial curves for active contour optimization. The optimized contours in addition to the AI make the boundaries of the moving object. Experimental results of a fast moving object on a complex background scene are included.

Key Words : Segmentation, 차영상, Active Contour, Sequence images

1. 서 론

영상 분할이란 주어진 영상을 유사한 특성을 가진 여러 개의 부 영역들로 분할하는 과정으로 크게 단일 영상 프레임을 분석해서 분할하는 방법과 하나 이상의 영상을 이용해서 분할하는 방법으로 분류할 수 있다. 후자에 포함되는 동적 장면 분석은 시간에 따른 물체의 이동을 이해하는 분야로서 단일 영상 프레임을 사용한 정적인 장면에서는 구할 수 없는 물체의 이동 및 속도 정보 등을 얻을 수 있다. 이런 동영상 분할은 이동물체의 탐지 및 추적, 동작인식 등 여러 관련 분야에 사용되고 있다. 또한 이 과정은 MPEG-4 동영상의 부호화 표준에서 영상을 객체 중심으로 부호화 하기 위한 VOP(Video Object Plane)를 얻기 위해 이용될 정도로 컴퓨터 비젼의 범위를 넘어서 널리 응용되고 있다. 일반적으로 연속 영상 처리 알고리즘은 연속 영상 중 각각의 프레임에서 특정한 값들을 추출하여 그 값의 연속된 프레임 사이에서의 변화 패턴을 분석하여 처리한다. 이때 주로 사용하는 특징값에 따라 화소 값에 기반 한 방법[1,2], 확률에 기반 한 방법[3,4], 그리고 그 외의 특징 값을 이용하는 방법[5-8]등이 있다. 이중 첫 번째로 화소 값에 기반 한 방법으로 Jane[1]은 연속적인 영상 프레임의 차영상을 이진화 한 뒤 connected component labeling에 의해 분리하는 방법을 제안했고, Leung[2]은 연속적인 입력 영상에서 배경을 추정한 뒤 현재 프레임과 추정된 배경의 차이에 임계치 연산을 적용해서 움직이는 사람을 검출하는 방법을 제안했다. 하지만 위와 같은 차영상을 이용하는 방법은 다음절에서 설명하게될 일반적인 차영상 검출법이 내포한 문제점 때문에 정확한 물체영역의 검출이 힘들다. 또한 임계치 연산을 적용할 때 유용한 정보들이 많이 없어지고 이것이 마지막 영역분리 과정에서 부족한 채로 남게 되어 영상의 질에 따라 영역분리의 결과가 좌우된다. 그러므로 배경이 복잡하면 단순한 방법으로는 원영상 영역을 복원하기 힘들다. 두 번째로 확률에 기반 한 방법으로 Neri[3]는 MPEG4에서 VOP(Video Object Plane)을 검출하기 위해 연속적인 영상에서 움직이는 물체의 영역을 분리하는 방법을 제안했고 Bichsel[4]은 물체 및 배경정보를 확률 추정과정에서 직접 추출해 물체 영역과 배경영역을 구분하는 방법을 제안했다. Nari[3]가 제안한 방법은 움직임을 검출해서 움직인 부분의 누적확률을 계산한 뒤 물체 영역을 배경으로부터 분리한다. 하지만 정확한 물체의 영역을 잘라낼 수 없다는 단점을 지니고 있다. Bischel[4]이 제안한 방법은 차영상을 이용한 방법의 단점인 임계치 연산을 적용할 때 사라지는 정보의 손실을 극복하기 위해 물체 및 배경정보를 확률 추정과정에서 직접 추출하고 마지막 과정에 임계치 연산을 적용해 물체 영역과 배경영역을 구분한다. 비교적 정확한 물체영역을 추출하지만 확률을 갱신할 때 정확한 확률 값으로 수렴시키기 위해 초기확률을 지정해야 한다. 단순한 물체일 경우 초기 확률 설정의 영향을 덜 받지만 물체가 복잡해질수록 초기 확률의 설정에 따라 영역 분리 결과가 달라진다는 단점을 가지고 있다. 마지막으로 그 외의 특징을 이용한 방법으로, Wren[5]은 물체의 결정보 색 정보 등 여러 정보를 이용해 물체를 물방울 형태로 표현하는 방법을 제안했다.

*準 會 員 : 崇實大 工大 電子工學科 碩士
**準 會 員 : 崇實大 工大 電子工學科 博士課程
***正 會 員 : 崇實大 工大 情報通信電子工學部 助敎授
§正 會 員 : 崇實大 工大 情報通信電子工學部 副敎授
接受日字 : 1998年 11月 4日
完了日字 : 1999年 2月 8日

이 방법은 물체를 물방울 형태의 조합으로 표현하기 때문에 원영상의 물체와는 다른 모양을 출력한다는 단점을 지니고 있다. 이 밖에도 모폴로지 연산을 이용해서 외곽선을 검출한 후 물체의 영역을 검출하는 방법[6-8]이 제안되었으나 모폴로지의 일률적인 연산 특성 때문에 적응성 있게 물체의 영역을 추출하는데 에는 한계를 보이고 있다.

본 연구에서는 제안된 방법들의 단점을 개선하여 좀더 정확한 물체 영역을 복잡한 배경으로부터 분리해내는 알고리즘을 제안한다. 2개의 영상 프레임을 사용하는 차영상 검출법을 개선한 3개의 연속된 영상 프레임을 사용한 차영상 검출법을 사용하여 물체의 외곽선 정보가 풍부하게 포함된 대략적인 물체 영역을 배경에서 분리한다. 또한 분리된 물체 영역에서 검출되지 못한 부분을 배경영역 투사법(BAP)과 동적 외곽선 알고리즘(Active Contour Algorithm)을 사용하여 복잡한 배경에서도 효율적으로 물체의 외곽정보를 복원할 수 있는 방법을 제안한다. 제안된 방법은 Bischel[4]의 방법처럼 사전에 설정된 계수에 관계없이 영상 정보를 최대한 이용해서 배경으로부터 물체영역을 분리한다. 또한 복잡한 영상에서 빠르게 움직이는 물체에서도 만족스러운 분리 결과를 제공한다.

2장에서는 제안된 시스템의 구성에 대해 설명한다. 3장에서는 물체 영역을 분리하기 위한 전처리과정 및 본 논문에서 제안한 BAP 알고리즘 과 AI와 OI에 대해 설명한다. 4장에서는 스네이크를 이용한 물체의 외곽선 추적 알고리즘에 관해 설명하고 마지막으로 5장, 6장에서는 실험 결과 및 앞으로의 연구방향에 대해 기술한다.

2 제안된 시스템의 구성

전체적인 시스템의 구성은 그림 1과 같다. 먼저 3개의 연속된 프레임을 이용하여 두 개의 차영상을 계산한 후, 이를 이용하여 외곽선 정보가 풍부한 대략적인 물체영역과 영상 취득 시간동안 물체가 움직인 대략적인 영역을 구한다.

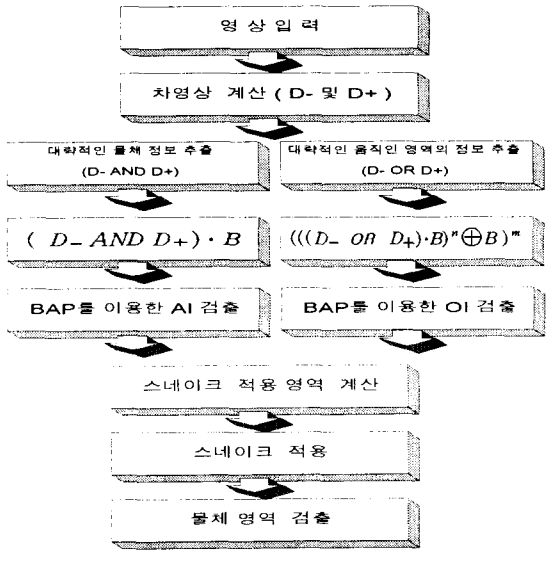


그림 1 제안된 시스템의 구성

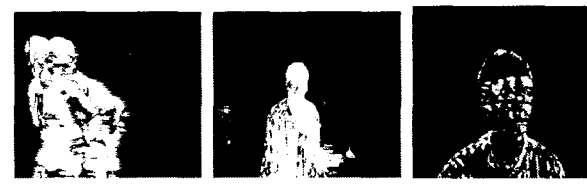
Fig. 1 Structure of proposed system

계산된 두개의 영상에 대해 모폴로지 연산을 적용한 후, 배경영역을 투사하여 AI와 OI, 두 개의 마스크를 설정한다. AI 외부로 움직인 영역의 분포를 계산하여 물체 영역의 외곽선 정보가 사라진 부분을 찾고, 이 부분에 동적 외곽선 알고리즘을 적용하여 물체 영역을 배경으로부터 분리한다.

3 움직이는 물체의 대략적인 영역 분할

대부분의 차영상을 이용하는 이동물체의 영역 분리 알고리즘은 2개의 영상프레임의 차영상을 이용해 물체 영역을 구한다. 이 접근 방식은 크게 두 개의 인접한 프레임의 차영상을 계산하는 방법[1]과 배경 영상과 물체영상의 차영상[9]을 계산하는 방법으로 분류할 수 있다.

첫 번째 방법은 연속적으로 입력된 두 개의 프레임을 사용하여 차영상을 구하는 방법으로 계산과정이 간편하고 별도의 배경 영상을 저장해야 하는 불편함이 없다. 하지만 빠르게 이동하는 물체의 경우, 짧은 시간 간격으로 연속적인 두 개의 프레임을 선택하더라도 그림 2a와 같이 물체 영역이 이동한 변위 확장되어 나온다. 이 확장된 영역은 정확한 물체 영역을 추출해야 할 경우 원치 않는 부분으로 나와 결과의 신뢰도를 떨어뜨릴 수 있다. 두 번째 방법은 물체가 있는 영상 프레임과 배경 영상 프레임의 차영상을 계산하는 방법으로 차영상 만으로도 원 영상 내의 많은 부분의 물체정보를 취득할 수 있다. 하지만 배경영상을 저장할 때의 환경과 물체 영상이 입력 될 때의 환경이 결과에 영향을 주지 않을 정도로 적은 경우는 그리 많지 않다. 이 경우 별도의 보정 과정이 들어가는데 적어도 다음 두 가지의 전처리 과정을 필요로 한다. 첫 번째로 밝기 보정이다. 배경영상의 밝기와 물체 영상의 밝기가 같은 경우는 흔치않기 때문에 밝기 히스토그램을 계산해 보정 해야 한다. 두 번째로 그림자 처리 문제이다. Ivanov[10]는 스테레오 비젼을 이용해서 물체의 그림자를 검출하지 않고 물체 영역을 잘라내는 방법을 제안했다. 하지만 일반적으로 차영상을 계산하면 물체 이외의 영역까지 물체 영역에 포함되어 별도의 영상 처리 과정을 필요로 한다. 그림 2b는 배경 영상과 물체 영상의 차영상을 이진화 한 것으로 물체의 주위에 그림자 및 다양한 잡음이 있는 것을 볼 수 있다. 본 논문에서는 두 개의 프레임을 이용했을 때 생기는 오류 영역을 적게 하고, 배경 영상과 물체 영상을 보정 하는 번거로움을 피하기 위해 움직이는 3개의 연속된 프레임을 입력 영상으로 사용했다. 시간 t에서의 영상을 중심으로 인접한 프레임과 계산된 두 개의 차영상을 이용해 그림 2c와 같이 풍부한 물체의 외곽 정보를 포함한 차영상을 찾아낸다. 제안된 차영상 계산 방법에 대해 설명하겠다.



(a) (b) (c)

그림 2 다양한 차영상의 이진화

Fig. 2 Binarization of various difference images

(a) $I(t-\Delta t)$ (b) $I(t)$ (c) $I(t+\Delta t)$

그림 3 입력 영상

Fig. 3 Input images

3.1 차영상계산

3개의 프레임에서 2개의 차영상을 계산하기 위해 그림과 같이 시간 t에서의 영상을 중심으로 $\pm\Delta t$ 변위에서의 영상을 입력받는다. 먼저 인접한 프레임 $(t-\Delta t)$에서의 차영상과 $(t+\Delta t)$에서의 차영상을 계산한다. 차영상 계산식은 식(1)과 같이 두영상의 각 화소 값의 차이를 계산해서 구한다.

$$D(f_1, f_2) = | f_1(x,y) - f_2(x,y) | \quad \text{식(1)}$$

계산된 두 개의 차영상은 모양이 유사하며, 시간 t를 중심으로 물체가 움직인 방향에 관계없이 각각 왼쪽과 오른쪽 방향으로 확장된 형태로 되어있다. 시간 t를 중심으로 이동했으므로 각 차영상의 이동한 축과 수직으로, 좌우 두 영역 중 한쪽 부분은 시간 t에서 영상의 물체의 외곽선 정보를 포함한다고 할 수 있다. 다음과정의 마스크를 계산하기 위해 두 개의 차영상을 이진화 한다. 이진화 한 영상을 각각 D , D_+(식(2))라 정의한다.

(a) D_- (b) D_+

그림 4 D_-, 와 D_+

Fig. 4 D_- and D_+

$$D_- = BIN[\ D(\ I(t-\Delta t), I(t)\ )\ ] \quad \text{식.(2)}$$
$$D_+ = BIN[\ D(\ I(t), I(t+\Delta t)\ )\ ]$$

여기서 BIN은 이진화 연산. 임계값=20

그림 3으로부터 계산된 D_-, D_+가 그림 4에 나타나있다. 차영상을 이진화 할 때는 임계값을 낮게 설정함으로서 불필요한 배경정보를 없앨 수 있으며 이진화 연산시 삭제된 물체정보는 다음과정에서 적용되는 동적 외곽선 알고리즘을 사용하여 복원이 가능하다. 제안된 시스템에서는 반복적인 실험에 의해 가장 우수한 결과를 출력하는 20을 이진화 임계값으로 설정했다.

3.2 대략적인 물체영역 검출

대략적인 물체 영역을 검출하기 위해 차영상에서 얻어진 D_-와 D_+를 이용하여 AI, OI 마스크를 계산한다. AI는 대략적인 물체 정보를 담고 OI는 움직인 정보를 포함한다. 이 AI와 OI를 설명하기 전에 배경 영역 투사(BAP)를 설명한다.

3.2.1 배경영역 투사 (BAP : Background Area Projection)

물체의 외곽선은 움직임이 크고 밝기의 차이가 적은 경우 검출하기 어렵다. 이 경우 일반적인 그래디언트(gradient) 방법[11]으로는 경계선 검출이 어렵다. 이를 극복하기 위해 많은 연구가 진행되어져 왔다. Canny[12]는 오류 영역을 제거하고 정확한 물체의 경계 상에 위치한 경계선을 찾는 경계선 검출법을 제안했다. Wang[13]은 Gradient방법의 한계를 극복하기 위해 밝기차의 기울기를 보정 해서 이상적인 Step Edge모델을 생성하기 위해 multiscale gradient 알고리즘을 제안했다. 하지만 제안된 방법들은 완전한 물체의 외곽선을 구하는데 많은 계산량이 필요할 뿐만 아니라 그림 5와 같이 빠른 속도로 움직이는 물체의 경우 물체 주위의 번짐 현상(bluring)때문에 올바른 물체의 외곽선을 계산하는 것이 어렵다.은 매우 어려운 문제이다.

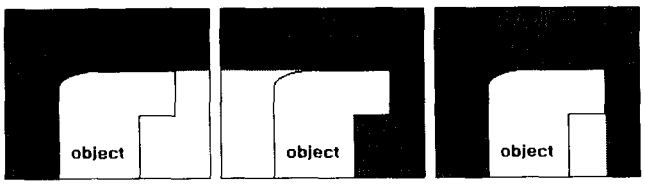
본 논문에서 제안된 배경 영역 투사(BAP)방법은 변위가 없는 고정된 배경 영역을 투사에 의해 검출하는 방법으로, 바깥 방향에서 안쪽 방향으로 투사하여 움직인 물체의 변위 영역을 만나기 전까지의 영역을 물체가 없는 배경으로 설정하는 방법이다. 정지된 배경(static background area)에서 움직이는 물체를 검출하는 경우 차영상을 살펴보면, 움직인 부분은 특정한 변위 값을 갖고, 배경으로 간주할 수 있는 움직임이 검출되지 않은 부분은 거의 아무 것도 검출되지 않는다. 그러므로 배경 영역 검출 시 단순히 각 면에 대해 최 외곽에서 물체가 있는 부분까지를 주사(scan)해서 배경으로 간주하므로 외곽선을 구하는 방법보다 많은 량의 연산과정을 줄일 수 있고, 빠른 속도로 움직이는 물체의 경우 고정된 영역만을 삭제하기 때문에 외곽선 번짐 현상에도 불구하고 물체의 외곽 정보를 추출할 수 있다. BAP 알고리즘은 그림6에 나타나 있다. 현재의 BAP구현은 그림7처럼 오른쪽, 왼쪽, 윗방향에서 투사하여 얻어진 결과를 OR해서 배경 영역으로 하였다.

그림 5 빠른 속도로 이동하는 물체

Fig. 5 fast moving object

```
for(a=start to end; a++) {
   for(b=start to end; b++) {
      if 변위 영역이 없으면
         배경영역[a][b]=배경;
      if 변위 영역이 존재하면
         break;
   }
```

그림 6 BAP 알고리즘
Fig. 6 BAP algorithm



(a) 오른쪽 (b) 왼쪽 (b) 윗방향

그림 7 BAP 알고리즘의 적용
Fig. 7 Application of BAP algorithm

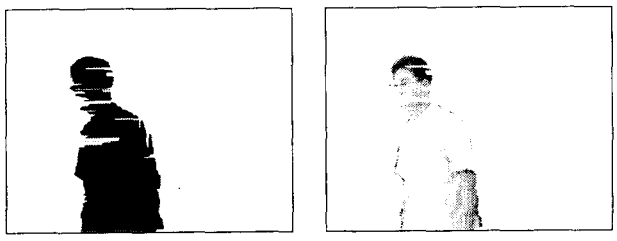
3.2.2 AI 와 OI 구성

1) AI

AI는 물체 영역의 정보를 포함한 마스크이다. 3개의 연속된 영상 프레임에서 시간 t일 때의 물체의 외곽선 정보를 추출하기 위해 D_-와 D_+를 AND한다. 원 영상의 정보를 최대한 보존하면서 끊어진 부분들을 연결하기 위해 식(3)과 같은 모폴로지 연산을 적용한다.

$$AI = BAP[\ (\ D_-\ AND\ D_+\ )\cdot B\ ] \quad \text{식(3)}$$

$\cdot$는 closing 연산자로 $A\cdot B=(A\oplus B)\ominus B$로 정의된다. $\oplus$는 dilation, $\ominus$는 erosion, B는 모폴로지 연산자로 3X3 마스크가 사용되었다. 그림3에 대한 AI의 결과가 그림 8a에 나타나 있다. 비교를 위해, AI가 나타내는 원영상의 영역은 8b와 같다. 8b를 보면 외곽의 정보가 없어진 부분을 제외한 AI는 많은 부분의 물체 영역정보를 포함하고 있다는 것을 알 수 있다.



(a) 검출된 AI (b) AI가 나타내는 원영상 영역

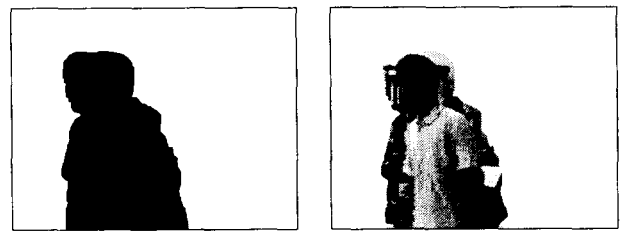
그림 8 계산된AI
Fig. 8 Calculated AI

2) OI

OI는 물체가 이동한 대략적인 변위를 나타내는 mask로 AI에서 외곽 정보가 사라진 부분을 찾는데 사용된다. 먼저 t-1에서 t+1까지 움직인 물체의 변위를 포함하기 위해 D_-와 D_+를 OR한다. 초기 영상의 잡음을 제거하고 완만한 경계의 변위 영역을 추출하기 위해 먼저 차영상을 n번 closing해서 최대한 끊어진 부분들을 연결한다. 다시 m번의 확장연산 과정을 적용함으로서 연결되지 않은 외곽영역을 연결하고 전체적인 마스크의 굴곡을 부드럽게 한다. 모폴로지 연산 후 얻어진 결과를 BAP한다. 실험에는 3X3 크기의 모폴로지 연산자를 사용하여 6번 closing이 적용됐고 8번 dilation이 반복됐다. 수식은 식(4)와 같다.

$$OI = BAP[\ (\ (\ (\ D_-\ OR\ D_+)\cdot B)^n \oplus B\ )^m\ ] \quad \text{식(4)}$$

계산된 OI mask의 결과가 그림 9a에 나타나있다. 참고로 OI의 영역에 영원영상을 중첩(overlay)시킨 영상이 그림 9b에 나타나있다.



(b) 검출된 OI (b) OI가 나타내는 원영상 영역

그림 9 계산된 OI
Fig. 9 Calculated OI

4 동적 외곽선 모델을 이용한 외곽선 추출

본 논문에서는 물체 영역의 외곽 정보를 포함하고 있는 AI를 완전한 형태의 물체 영역으로 복원하기 위해 스네이크라고 불리는 동적 외곽선 모델(Active Contour Model: SNAKE)을 사용해서 영역분리를 시도했다[14]. 일반적인 SNAKE는 복잡한 배경에서 특정한 물체의 경계선을 검출하는데 응용되기에는 두 가지 문제점을 가지고 있다. 먼저 스네이크의 에너지 계수(parameter) 설정의 어려움을 들 수 있다. 설정되는 계수에 따라 곡선의 계산 결과가 많이 달라지므로 이 문제를 해결하기 위해 능동적인 계수를 설정하는 알고리즘[15]도 제안되었다. 하지만 복잡한 배경의 영상에서는 그리 효율적으로 동작하지 않는다. 두 번째 문제점으로 SNAKE는 초기 곡선 설정에 민감하다. 본 논문에서 제안된 SNAKE는 불필요한 계수를 최대한으로 줄여서 동작의 효율을 높였으며, AI에서 물체 정보가 삭제된 부분을 찾아 OI의 외곽선 정보를 이용해서 초기 SNAKE를 설정한다. 이렇게 함으로서 원영상의 외곽선과 근접한 위치에 초기 SNAKE를 설정할 수 있어 복잡한 영상에서도 올바른 물체의 외곽선으로 SNAKE를 수렴시키는 것이 가능하다. 먼저 SNAKE에 대해 간략히 소개한다.

4.1 스네이크의 에너지 함수

동적 외곽선 모델(Active Contour Model)의 개념은 Kass[16]가 처음 제안했다. 일종의 spline방법으로서 곡선 자체의 내부 에너지와 영상의 기울기 같은 외부 에너지의 합이 최소가 되는 상태의 곡선을 구하는 방법이다. 이 SNAKE 에너지는 식(5)에 나타나있다.

$$E^{*}_{snake} = \int_0^1 E_{snake}(v(s))ds = \int_0^1 E_{int}(v(s)) + \int_0^1 E_{image}(v(s)) + \int_0^1 E_{con}(v(s))ds \quad \text{식(5)}$$

$$E_{int} = \alpha \mid v(s)_s \mid^2 + \beta \mid v(s)_{ss} \mid^2 \quad \text{식(6)}$$

$$E_{image} = w_{line} E_{line} + w_{edge} E_{edge} + w_{term} E_{term} \quad \text{식(7)}$$

E_{int} 는 내부 에너지로 완만성과 연속성에 대한 함수다. 식(6)의 첫 번째 항은 연속성에 대한 함수로 스네이크를 이루는 셀 들의 1차 미분으로 나타난다. 셀 들의 간격이 작을수록 작은 값을 나타낸다. 두 번째 항은 완만성에 대한 함수로 스네이크를 이루는 셀 들의 2차 미분으로 나타나며 곡선이 완만할수록 작은 값을 가진다. E_{image} 는 외부 에너지로 밝기의 기울기정보(gradient)같은 영상의 특징에서 기인되며 E_{con} 역시 외부 에너지로 스네이크를 영상의 원하는 위치에 초기화시키거나 영상의 임의의 위치로 이동하지 못하게 하는 외부에서 주어지는 제약사항을 나타낸다. 초기에 설정된 외곽선의 에너지 모델이 최소의 값을 가지도록 반복적인 알고리즘에 의해 수렴시켜 물체의 외곽선을 구한다.

4.2 외곽선 추정이 필요한 영역 설정

AI로 얻어진 영역은 검출하고자 하는 물체 영역 중 일부분의 손실이 있으므로 이 손실된 부분을 먼저 찾는다. 손실된 부분을 찾기 위해 AI와 OI의 경계를 비교해서 큰 차이가 있는 부분을 손실된 영역으로 찾는다. 이를 위해서 projection의 histogram을 이용한다. 그림 10에서 보여진 것처럼 AI의 외부 영역과 OI의 내부 영역간의 차이를 중심으로부터 오른쪽과 왼쪽으로 projection하여, 그 projection profile의 변화율이 큰 부분에 분포된 vertical projection profile의 값이 평균보다 크면 그 영역을 물체영역의 외곽선이 침식된 영역으로 정의한다.

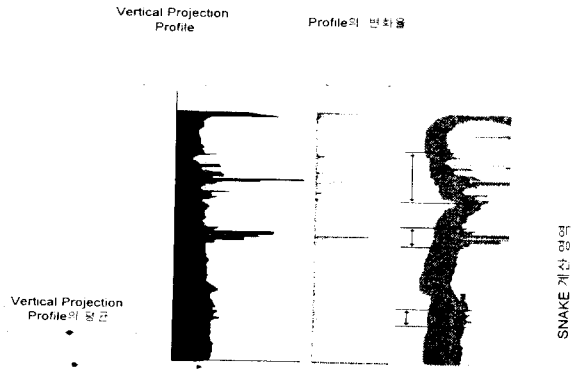


그림 10 동적외곽선 적용 영역 설정의 예

Fig. 10 Example of the active contour application area

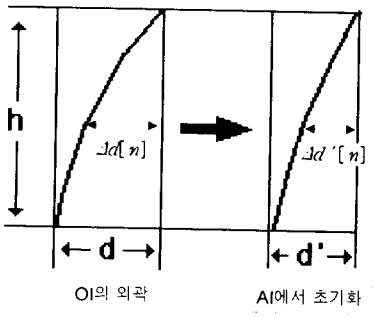
4.3 초기 외곽선의 설정

복원이 필요한 영역의 초기외곽선 설정은 OI외곽선 정보를 이용한다. 먼저 초기 SNAKE의 시작점과 끝점은 외곽선 설정구간의 시작점과 끝점으로 고정한다. 곡선의 나머지 부분은 비례식에 의해 결정한다. 그림 11a에서와 같이 초기 SNAKE의 점(SNXEL : ($X_{AI}[n]$, $Y_{AI}[n]$))은 식(8)을 이용해 OI의 외곽선을 AI의 끊어진 영역에 정규화 시킬 수 있다.

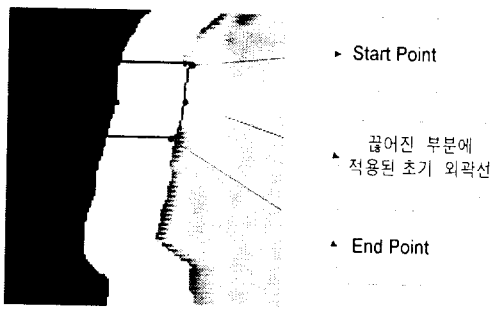
$$X_{AI}[n] = X_{AI}[\text{시작점}] + \Delta d'[n] \quad \text{식(8)}$$
$$Y_{AI}[n] = Y_{OI}[n]$$

여기서 $\Delta d'[n] = \frac{d'}{d}\Delta d[n]$

초기 SNAKE 곡선이 그림 11b에 나타나있다.



(a) 외곽선의 정규화



(b) 초기 외곽선 설정

그림 11 물체의 경계선과 인접한 초기 외곽선 설정

Fig. 11 Initial setting of a contour adjacent an object edge

4.4 SNAKE 최적화

설정된 초기 외곽선은 시작점과 끝점이 물체 영역이 손실되지 않은 부분에 위치하므로 동적 외곽선 알고리즘 적용 시 이 점들은 고정될 수 있다. 따라서 일반적인 SNAKE와는 달리 양 끝점을 최적화 할 필요가 없어서 능률적인 계산을 할 수 있다. 구성된 에너지함수는 식(9)에 나타나있다.

$$E(v(i)) = \lambda(\frac{1+\cos A}{2}) + (1-\lambda)|\nabla I(v(i))| \qquad \text{식(9)}$$

λ : 탄성계수(내부 에너지의 파라미터)

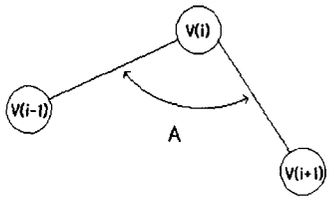


그림 12 인접한 스네이크 픽셀(snxel)이 이루는 각(A)
Fig. 12 SNXEL angle(A)

첫 번째 항은 내부 에너지로 곡선의 완만성과 연속성을 다 계산하는 다른 에너지 모델들과는 달리 SNXEL들의 완만성만을 고려했다. 초기 외곽선이 물체의 외곽선과 근접하게 설정되고 최적화 과정에서 SNXEL들간의 간격이 크게 벌어지지 않으므로 곡선의 휘어짐만을 모델링해서 계산 속도를 빠르게 했다. 곡선의 휘어짐을 측정하기 위해 Kass는 SNXEL V(i)를 기준으로 i-1 과 i+1에서의 두 개의 기울기를 계산해서 두 개의 차이정도로 계산했다. 그러나 이 방법은 2차 미분의 형식으로 표현되어 계산과정은 간편하지만 0에서 무한대까지 넓은 범위의 값을 출력한다. 따라서 이 값을 정규화 시키기 위한 파라미터를 필요로 한다. 이 단점을 극복하기 위해 본 논문에서는 삼각 함수를 이용하여 내부 에너지의 범위를 0과 1사이의 범위로 고정시켜 정규화 파라미터를 제거한 에너지 함수를 사용한다. 그림 12에서 알 수 있듯 v(i)에서 v(i-1)과 v(i+1)가 이루는 내각의 기울기 A가 완만할수록 에너지 값이 감소한다. 두 번째 항은 외부 에너지 함수로 본 논문에서는 영상의 그래디언트 값을 0과 1사이의 값으로 정규화 시켜서 사용했다. 사용된 λ는 0 에서 1 사이 값을 갖는 탄성계수로서 값이 클수록 스네이크는 직선으로 수렴하고 작을수록 복잡한 모양으로 수렴한다. 최적화 알고리즘으로는 Williams가 제안한 Greedy[17] 알고리즘 중 에너지 맵을 계산한 부분을 개선하여 사용하였다. 사용된 수렴 알고리즘은 그림 13과 같다. 각 SNXEL을 중심으로 n by n의 에너지 맵을 계산한 후 내부에너지와 외부 에너지의 합이 가장 작은 위치로 SNXEL을 이동한다. 이 에너지 최적화는 스네이크를 적용한 모든 외곽선에서 적용된다. 그림 14는 에너지 최소화 알고리즘을 사용한 스네이크의 수렴을 보여주는 그림으로 각 SNXEL(snake pixel)에서의 n X n의 에너지 맵을 계산해서 그중 가장 작은 값을 가지는 위치로 SNXEL을 이동시키는 것을 볼 수 있다. 그림 15에는 최적화된 외곽선의 결과가 나타나있다. SNAKE를 이용해 얻어진 물체 영역 추출의 결과가 그림 16에 나타나 있다.

```
for( Num_Iteration = 1 to 반복회수 ){
  for( SnakeIndex = 1 to 스네이크 를 적용할 외곽선의 갯수 ){
    for( i = 1 to Num_Snxel[ SnakeIndex ] -1 ){
      for( py=1 to n ){
        for( px= 1 to n ){
          v(i)에서의 에너지 계산
          E[px][py] = λE내부[px][py] + (1-λ)E외부[px][py]
        }
      }
      choose minium E[px][py] : v(i')
      move v(i) -> v(i')
    }
  }
}
```

그림 13 본 논문에서 사용한 스네이크 알고리즘
Fig. 13 The SNAKE algorithm used in this paper

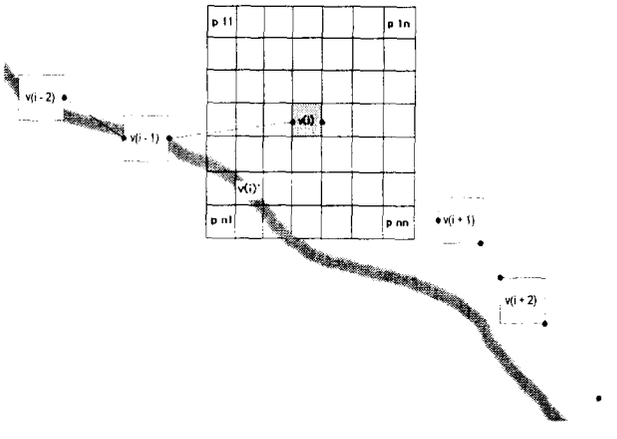
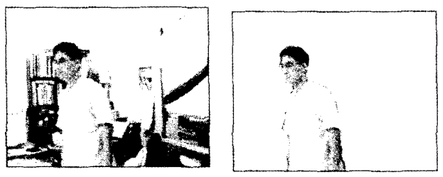


그림 14 외곽선 이동의 예
Fig. 14 Example of contour movemet

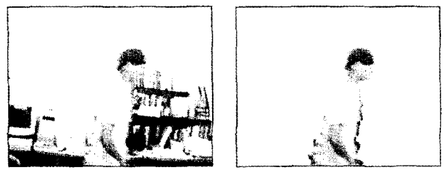
그림 15 동적 외곽선 알고리즘 적용 결과
Fig. 15 Results of Active contour application



(a) $I(t)$ (b) 영역 분리 결과

그림 16 원영상 및 영역 분리 결과

Fig 16. Input image and segmentation results



(a) (b)

그림 18 빠른 속도로 움직이는 물체의 영역분할

Fig 18. Segmentation of a fast moving object

5. 실험 및 결과

5.1 실험 환경

제안된 알고리즘은 Pentium 300Mhz상에서 Visual C++ 5.0을 이용하여 구현하였으며 IK536 CCD 카메라(toshiba)와 Targa plus Frame Grabber로 512*400의 16bit 영상을 256 Gray level로 변환하여 사용하였다. 실험에는 고정된 배경에서 움직이는 물체를 검출하기 위해 3개의 연속된 프레임으로 구성된 200set, 총 600 프레임의 영상이 실험용으로 사용되었다.

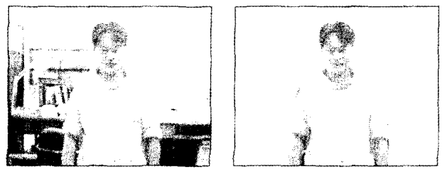
5.2 실험결과

실험에 사용된 영상 프레임은 크게 세 부류로 분리할 수 있다. 제안된 방법의 성능을 검증하기 위해 일반적인 속도로 움직이는 물체, 빠른 속도로 움직이는 물체, 그리고 복잡한 외형을 지닌 일반적인 속도로 움직이는 영상을 사용했다.

그림 17은 일반적인 속도로 움직이는 물체를 분리한 것으로 제안된 알고리즘으로 깨끗하게 분리되었다. 그림 18은 빠른 속도로 움직이는 물체를 분리한 것으로 제안된 알고리즘의 특성을 잘 나타낸다. 빠른 속도로 움직이는 물체는 움직임의 변위가 커서 일반적으로 스네이크 알고리즘을 적용하는 영역이 그리 많지 않다. 복잡한 외곽선 계산법으로 번진 영상의 경계를 찾을 필요가 없으므로 빠른 속도로 움직이는 물체를 효과적으로 분리할 수 있다.

그림 19는 물체 내부에 배경영역이 포함된 물체를 영역분리한 결과로 양 팔 사이에 배경영역이 포함된 것을 볼 수 있다. 제안된 방법은 복잡한 배경에서 움직이는 물체를 검출하는데는 효과적이지만 그림 19와 같은 배경영역을 포함한 물체의 영역을 추출하는데 에는 몇 가지 문제점을 내포하고 있다는 것을 알 수 있다. 첫 번째로 그림 19b의 왼팔 부분과 몸통사이의 영역 같은 물체 내부의 영역을 검출하는데 어려움이 있다. 두 번째로 오른팔과 머리사이의 배경 영역은 AI 계산과정 부분적으로 검출되나 스네이크 계산에서 배경 영역으로 나타나는 부분으로, 본 논문에서 제안된 에너지 모델의 한계를 보여준다. 내부에 배경영역을 포함한 물체는 대표적으로 위에 설명한 위에 설명한 두 가지 경우의 감춰진 배경영역을 검출하는데 한계를 보인다. 그림 20을 보면 물체와 배경의 명도가 비슷한 경우 AI를 계산할 때 물체의 영역이 잘리는 것을 볼 수 있다. OI의 정보를 이용해서 스네이크를 적용해도 외부 에너지가 작기 때문에 직선으로 수렴하고 만다. 그림 20b를 보면 스네이크가 직선으로 수렴한 부분의 물체 영역이 잘려진 것을 볼 수 있다.

제안된 영역분리 알고리즘의 문제점으로는 두가지를 들 수 있다. 첫 번째로 배경 영역 투사(BAP)의 한계이다. 외부에서 내부로의 일률적으로 투사하기 때문에 내부에 존재하는 배경영역은 검출하기 힘들다. 두 번째로 초기 외곽선 설정의 문제점이다. 초기 외곽선을 설정할 때 원하는 물체의 외곽선과 동떨어진 부분에 설정되는 경우가 발생할 수 있다. 대부분의 경우 물체 영역의 외곽선과 근접한 위치에 설정되기 때문에 스네이크의 내부에너지의 웨이트(weight)를 외부에너지보다 높게, 다시말하면 시작점과 끝점을 정의하고 곡선의 탄성계수를 높게해서 외부 영역으로 덜빠지면서 물체의 외곽선에 근접하게 수렴시킬 수 있다. 하지만 이설정은 물체의 외곽선이 굴곡이 심해서 초기 외곽선이 원래의 외곽선과 떨어지게 설정되는 경우 커다란 단점으로 작용하게 되므로 앞으로 더욱 세밀한 연구를 필요로 한다.



(a) (b)

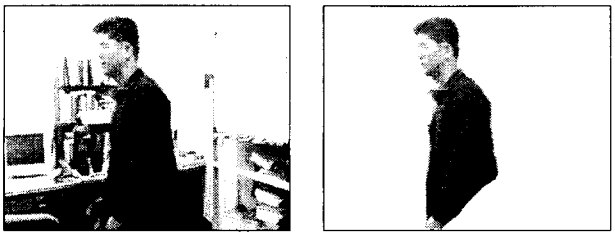
그림 17 천천히 움직이는 물체의 영역분할

Fig 17. Segmentation of a slow moving object

(a) (b)

그림 19 내부에 배경을 포함한 물체의 영역 분할

Fig 19. Segmentation of an object containing background



(a) (b)

그림 20 배경의 밝기와 비슷한 물체의 영역 분할

Fig. 20 Segmentation of an object who's intensity is similar to that of background

6. 결론

본 논문에서는 3개의 프레임을 이용해 움직이는 물체를 분리하는 알고리즘을 제안하였다. BAP를 이용해 AI와 OI를 정의하고, 외곽선 정보가 끊어진 부분에 물체의 경계선과 유사하게 초기 윤곽선을 설정해서 동적인 외곽선 추출 알고리즘을 이용하여 물체 영역을 분리했다. 제안된 방법은 복잡한 영역에서 빠르게 움직이는 물체 영역의 분할에서도 정확한 경계 영역을 분리했다. 향후 연구 방향으로 이동물체의 내부에 배경이 포함되는 경우의 효율적인 영역 분리 연구가 필요하다.

감사의 글

본 연구는 1997년도 숭실대학교 교내 학술 연구비 지원에 의하여 연구로서, 관계 부처에 감사 드립니다.

참 고 문 헌

[1] R. C. Jane, "Segmentation of frame sequences obtained by a moving observer," IEEE Trans. PAMI, vol 6. no5. pp.624-629, 1984

[2] M. K. Leung and Y. Yang, "Human body motion segmentation in a complex scene," Pattern Recognition, vol. 20, no 1, pp.55-64, 1987

[3] A. Neri, "Automatic Object and Background Segmentation by means of Higher Order Statistics," SPIE Proc. of Visual Communications and Image Processing '97, Vol 3024, pp.246-256, 1997

[4] M. Bichsel, "Segmenting Simply Connected Moving Objects in a Static Scene," IEEE Trans. PAMI, vol 16, no 11, pp.1138-1142, Nov. 1994.

[5] C. R. Wren "Pfinder: Real Time Tracking of the Human Body," IEEE Trans. PAMI, vol 19, no 7, pp.780-785, July 1997.

[6] M. Fathy and M. Y. Siyal, "An Image Detection Technique Based On Morphological Edge Detection And Background Differencing For Real-Time Traffic Analysis," Pattern Recognition Letters 16, pp.1321-1330, 1995

[7] Y. H. Kim, "Moving Object Discrimination and Tracking for Unmanned Surveillance System," SPIE Proc. of Visual Communications and Image Processing '96, vol 2727, pp.175-186, 1996

[8] 김희태, 임준석, "카메라의 흔들림을 고려한 무인 감시 알고리즘," 제10회 신호처리합동학술대회 논문집 제 10권 1호, pp.127-130, 1997

[9] 안용학, 이정헌, 채옥삼, "다단계 결합을 위한 이동 물체 분리 알고리즘에 관한 연구," 한국 통신학회 논문지, 제21권 10호, pp.2552-2562, 1996

[10] Y. Ivanov and A. Bobick, "Fast Lighting Independent Background Subtraction," MIT Media Laboratory Perceptual Computing Section Technical Report NO. 437

[11] R. C. Gonzalez, "Digital Image Processing," Addison Wesley Company, pp.416-423, 1993

[12] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," IEEE Tras. PAMI, vol 8, no 6, pp.679-698, Nov. 1986

[13] D. Wang, "A Multiscale Gradient Algorithm For Image segmentation Using Watersheds," Pattern Recognition, vol 30, no 12, pp. 2043-2057, 1997

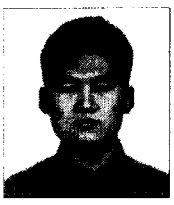
[14] 박상민, 권희웅, 김동성, 정규식, "복잡한 배경에서 움직이는 물체의 영역 분할 방법," 신호처리 합동 학술대회 논문집 제 11권 1호, 한국 통신학회, pp. 933-936, 1998

[15] A. Amano and Y. Sakaguchi, " Snake Using a Sample Contour Model," Proc. of ACCV 93, pp.538-541, Nov. 1993

[16] M. Kass and A. Witkin," Snakes: Active Contour Model," International Journal Of Computer Vision, pp.312-331, 1988

[17] D. J. Williams and M. Shah, "A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation," CVGIP Image Understanding, vol. 55, No1, pp.14-25, 1992

저 자 소 개



박 상 민(朴 祥 珉)

1971년 11월 25일생. 1994년 2월 숭실대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1999년 2월 숭실대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 주 관심 분야는 영상처리 및 패턴인식, 지문 인식 등임.

권 희 웅

1997년 숭실대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1999년 2월 숭실대학교 전자공학과 졸업 (공학석사). ~ 현재 숭실대학교 전자공학과 박사 과정 재학중. 주 관심 분야는 문자인식, 멀티미디어 처리, 정보 검색

김 동 성

1986년 2월 서울대학교 전자공학과(공학사). 1988년 2월 서울대학교 전자공학과 (공학석사). 1994년 12월 USC 컴퓨터 공학전공(공학). 주 관심 분야는 컴퓨터 비젼, 의료영상 등임

정 규 식

1979년 2월 서울대학교 전자공학과(공학사). 1981년 2월 한국과학기술원 전산학전공(이학석사). 1990년 8월 USC 컴퓨터공학 전공(공학). 주 관심 분야는 패턴인식 영상 검색 등임.