

Non-rigid Object의 추적을 위한 자동화 영역 추출에 관한 연구

김 경 수, 정 철 곤, 김 중 규
성균관대학교 전기, 전자 및 컴퓨터공학부
전화 : 031-290-7199 / 핸드폰 : 017-358-6626

The Study of automatic region segmentation method for Non-rigid Object Tracking

Kyoungsu Kim, Cheol-kon Jung, Joong-kyu Kim
Electrical & Computer Engineering, SungKyunKwan University
E-mail : kksroy99@hotmail.com

Abstract

This paper for the method that automatically extracts moving object of the video image is presented. In order to extract moving object, it is that velocity vectors correspond to each frame of the video image. Using the estimated velocity vector, the position of the object are determined. the value of the coordination of the object is initialized to the seed, and in the image plane, the moving object is automatically segmented by the region growing method and tracked by the range of intensity and information about position. As the result of an application in sequential images, it is available to extract a moving object.

I. 서론

Digital video signal에 관련된 영역 분할 방식과 tracking 기술은 꾸준히 주요 research로서 관심의 대상이 되어왔다. 이 분야에 대한 효율적인 분석과 표현은 나날이 새로운 기술이 적용되고 있으며 오늘날 많은 멀티미디어 적용 분야에 있어서 없어서는 안될 분야가 되었다. MPEG-1, MPEG-2, H.261 이나 H.263과 같은 기존의 블록기반 부호화 표준안(block based

coding standard)은 영상의 의미나 내용에 관심이 없었기 때문에 원본 비디오 데이터를 분석하거나 분할하지 않았다. 이러한 기존의 블록 기반 부호화 표준들은 고압축률을 가지고 있기 때문에 비디오 CD, 디지털 TV 방송, 영상통신, 영상전화 등에 널리 이용되었다.

최근 멀티미디어의 중요성이 강조됨에 따라 ISO(the International Organization of Standardization)에서는 멀티미디어 서비스를 위한 부호화 표준으로 MPEG-4를 제정했다. MPEG-4는 의미와 내용이 있는 객체만을 부호화하는 객체 기반 부호화(object based coding) 방식을 채택하고 있다. 그러므로 정지 혹은 동영상에서 객체의 인식은 매우 중요한 중간과정이다. 이러한 객체의 인식과정을 분할이라고 한다. 효과적으로 비디오 객체들을 정확하게 효율적으로 분할해내는 뛰어난 비디오 객체 분할 알고리즘의 개발은 객체지향 비디오 부호화를 수행하는데 중요한 전제조건이다.

객체를 분할하는데 있어서 컬러, intensity, 질감 등의 특징을 이용하여 객체의 경계선이나 영역, 움직임 등의 시, 공간적 특징 등을 결정할 수 있어, 유사한 영역을 병합하여 객체를 분할하는 방법이 많이 쓰이고 있다.

본 논문에서는 의미와 내용을 가지는 객체를 움직임으로부터 판별해 내고, 이러한 움직임에 관한 정보로부터 intensity의 유사성에 기준하여 영역을 확장함으로써 객체를 분할하였다. 또한 분할되어진 객체의 위치와 intensity에 관련된 정보를 이용함으로써 연속적인 영상에

서의 객체추적을 할 수 있었다.

본 논문의 구성은 II장에서 제안하고 있는 영역의 분할기법에 관한 방법들과 분할된 영역의 정보를 이용한 추적방법에 관해 각각의 소 단락에서 설명하고 있다. 그리고, III장은 본 논문에서 제시한 알고리즘을 실제로 시뮬레이션 해본 결과를 보여주고, 마지막으로 IV장에서는 결론을 지었다.

II. 객체 분할 및 추적 자동화 기법

Optical Flow를 이용하여 intensity의 속도벡터를 구함으로 객체의 움직임에 관한 정보를 얻을 수 있었고, 움직임의 정보를 시작점으로 하여 영역을 확장한다. 이 시작점의 설정을 자동화하는데 있어서는 BSAS(Basic Sequential Algorithmic Scheme)을 사용하여 위치적인 거리에 따른 clustering으로 시작점의 수를 파악하고, 각 cluster의 center값을 시작점으로 채택할 수 있었다. 채택되어진 시작점에서부터 주위 pixel과의 intensity 유사성을 파악하여 주위 pixel로 영역을 확장해 나감으로 객체의 영역을 찾아나간다. 하나의 객체에서도 많은 Optical Flow가 나타나기에 서로 다른 시작점에서 시작한 영역의 확장이 서로 만날 수 있기에 같은 지역을 공유하는 부분이 있으면 서로의 영역을 합병해 주어야 한다. 이렇게 합병되어진 부분이 분할되어진 하나의 객체로서 판별된다.

연속적인 비디오 영상에서 이와 같이 분할되어진 객체를 추적하는 방법으로는 위치적인 정보와 intensity에 관한 정보를 사용하였다. 위치적인 정보는 현재의 객체 위치에서 이동될 수 있음을 고려하여 다음 영상에서 객체를 탐색할 수 있도록 일정한 범위를 정해주어야 하기에 현재의 객체를 Morphological 방법 중의 하나인 Dilation을 사용하여 쉽고 균일하게 탐색영역을 확장해 줄 수 있었다. 계속되어지는 영상에서 같은 객체의 intensity는 크게 변화하지 않는다는 점을 착안하여 현재 객체의 intensity 범위를 탐색영역 내에서는 다음 영상에서의 객체에게 허용함으로 객체를 추적할 수 있었다. 새로이 얻어진 객체들의 영역은 이동에 의해 서로 만나거나 겹쳐질 수 있다. 그래서 다시 영역 합병을 고려하여야 한다. 합병이 고려되어진 새로운 객체에서 탐색범위와 intensity 범위에 관한 정보를 update해 줌으로 계속적인 추적이 가능하다.

그림 1은 개략적인 흐름도를 나타내고 있다.

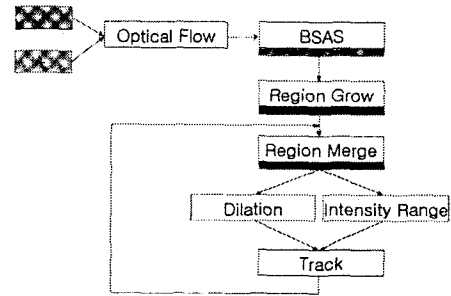


그림 1 제안된 기법의 흐름도

2.1 Optical flow에 의한 지역움직임 분석

영상에서의 움직임(motion)에는 두 가지 종류가 있다. 카메라의 움직임에 의해 발생하는 전역 움직임(global motion)과 움직이는 객체에 의해 발생하는 지역 움직임(local motion)이다. 움직이는 객체를 추출하기 위해서는 전역 움직임의 보상이 선행되어야 한다. 전역 움직임이 보상되면 영상에서의 움직임은 객체의 움직임에 의해 발생하는 것이다. 본 논문에서는 이러한 전역 움직임은 없는 것으로 가정한다.

움직이는 객체에 의한 지역 움직임은 Optical flow에 의해 추정될 수 있다. Optical flow란 움직이는 객체에 의해 형성되는 광도패턴(brightness pattern)의 이동을 의미한다. 이는 관찰자나 물체의 이동에 의해 영상에서 velocity field로 나타낼 수 있다.

시간 t 에서, 영상에서의 한 점 (x, y) 의 intensity를 $I(x, y, t)$ 라고 표현한다. 영상간의 움직임이 적다고 가정하면, 연속영상에 대하여 intensity $I(x, y, t)$ 의 변화율은 0가 되어 (1)식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{d}{dt} I(x, y, t) = 0 \quad (1)$$

(1)식은 chain rule에 의해 (2)식과 같이 된다.

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (2)$$

여기서 $I = I(x, y, t)$ 이다.

$u = \frac{dx}{dt}$, $v = \frac{dy}{dt}$ 라고 하면, (3)식과 같이 된다.

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (3)$$

여기서 $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$, $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$, $I_t = \frac{\partial I}{\partial t}$ 이고, u 와 v 는 optical flow vector를 이루는 구성성분들로서 velocity vector들이다.

(3)식에서 u , v 를 계산하기 위해 많은 방법들이 제안되었는데 Lucas와 Kanade가 제안한 방법이 빠른 속도를 나타낸다. 얻어진 속도벡터가 나타나는 픽셀들을 이용해 초기 seed 벡터를 선택할 수 있다. 영역확장에 사용될 초기 seed 픽셀을 빠르고, 자동적으로 결정하기 위해서 다음의 BSAS를 사용하였다.

2.2 BSAS를 이용한 clustering과 seed 선택

region growing을 위한 seed 값을 구하기 위해서 optical flow를 이용하여 얻어진 움직임에 관한 정보로부터 어느 정도 이상의 움직임크기를 가지는 위치들에 대하여 clustering할 필요가 있다. 위치적으로 너무 많이 떨어진 픽셀들과의 평균치를 seed값으로 가지는 것은 다른 특성을 가지는 object들의 평균이 될 수 있기 때문이다. 이러한 문제점을 극복하기 위해서 clustering을 하고 각각의 cluster의 중심점을 seed값으로 설정하는 것이 바람직하다. clustering 하는데 있어서는 몇 개의 cluster로 나눌 것인가 하는 문제점이 발생한다. cluster를 나누는 범위를 어떻게 설정하는가에 따라 cluster의 수가 결정된다. 다음의 BSAS는 최적의 cluster의 수를 자동적으로 결정하게 하여주는 clustering algorithm이다. 사용자에게 의해 비유사성의 threshold(θ)와 최대 허용 가능한 cluster의 수가 주어 져야 한다. 기본 idea는 다음과 같다.

$d(x, C)$ 는 cluster(C)와 입력값(x) 사이의 비유사성 이고, 입력값 x가 위치라고 한다면, $d(x, C)$ 는 어떤 cluster(C)와의 거리를 나타낸다. 각각의 새로운 vector(입력값)를 고려하여, 현존하는 cluster나 새로이 생성되는 cluster에 할당한다. 그 기준은 이미 형성된 cluster들로부터의 거리에 따른다. 지금까지 생성되어진 cluster의 수를 m이라고 놓자. 그러면 algorithm의 scheme은 다음과 같다.

C가 single vector를 나타내어질 때, $d(x, C)$ 는 $d(x, m_C)$ 가 된다. m_C 는 C의 대표자이다.

mean vector가 대표자로 사용될 때, iteration 방식에 update가 생긴다.

$$m_{C_i}^{new} = \frac{(n_{C_i}^{new} - 1) m_{C_i}^{old} + x}{n_{C_i}^{new}}$$

$n_{C_i}^{new}$ 는 x가 Ck로 할당된 이후의 집합수를 나타내

고, $m_{C_i}^{new}$ 는 x가 Ck로 할당되기 전의 Ck의 대표자 이다. old 는 할당이후이다. 아래의 과정을 각각의 θ (threshold)에서 구하여 cluster의 수를 측정하면 수렴함을 알 수 있다. 이렇게 수렴된 값을 취해주고, 위에서 얻은 cluster의 center값을 seed로 놓고 영역 확장을 실시한다.

1. $m = 1$
2. $C_m = \{x_i\}$
3. $i = 2$ 에서 N까지 반복
 C_k 찾기: $d(x_i, C_k) = \min_{1 \leq j \leq m} d(x_i, C_j)$
 if $(d(x_i, C_k) > \theta)$ AND $(m < q)$
 $m = m + 1$
 $C_m = \{x_i\}$
 else
 $C_k = C_k \cup \{x_i\}$
 update C_k

2.3 영역 확장

일반적으로 영상에서 동일한 객체의 영역에 소속된 픽셀들은 서로 유사한 통계적인 특성을 가지고 있다. 영역확장은 영상에서의 이러한 특성을 이용하여 초기 시작점, 즉 seed로부터 시작하여 유사한 영역을 확장시키는 방법이다. 이러한 seed 값은 사용자가 설정을 해주어야 한다. 그림 2는 영역확장을 설명하는 그림이다. 그림에서 보는 바와 같이 seed 픽셀과 이웃한 픽셀들의 intensity 값을 비교하여 유사도가 높은 경우에 영역을 확장해 나간다. 영상에서 영역의 동질성(homogeneity)을 검사하는 식은 아래와 같다.

$$P(R_i^{(k)} \cup \{x\}) = TRUE \tag{4}$$

여기서 $P(\cdot)$ 는 논리 연산자를 나타내고 $R_i^{(k)}$ 는 seed 픽셀과 이웃한 k개의 픽셀들을 의미한다. 만약 seed 픽셀과 이웃한 영역이 서로 동질성(homogeneity)을 갖는다면 (4)식과 같이 되어 영역을 확장할 수 있다.

2.4 객체 추적

확장된 영역들을 합병함으로써 객체분할을 한 후, 연속적인 영상에서 객체를 추적하기 위하여 객체의 intensity 정보를 수집한다. 이동을 예측하여 객체의 영역을 Morphology에서의 한 방법인 Dilation을 사용하여 추적시 고려할 탐색영역을 확장시키고, 이 탐색영역에 포함되고 객체의 intensity 정보를 공유하는 영역을 다음 영상의 객체로 판별한다. 이렇게 추적되어진 새로운 객체들은 다시 영역병합을 고려하여야 한다.

III. 모의 실험

대표적인 영상중에 하나인 'akiyo'를 사용하여 모의실험해 보았다.

그림 2, 3은 각각 첫영상과 추적되어질 영상이다. 그림 4는 Akiyo 1과 Akiyo 10과의 사이에서 얻은 Optical Flow이다. 그림5는 BSAS를 각 threshold값에 따라 estimationgksrjt이다. 그림6과 7은 두 개의 seed값에서 영역을 확장시킨 결과 이다. 그림 8은 두 확장된 영역을 병합하였다. 이렇게하여 분할되어진 영역의 histogram이 그림9이고, Dilation 시킨 것이 그림10이다. 그림 9와 10의 두 정보를 이용하여 Akiyo 15에서 객체를 추적한 것이 그림 11이다.

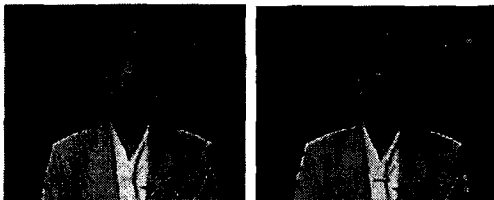


그림 2 Akiyo 1

그림 3 Akiyo 15

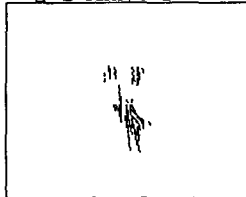


그림 4 Optical Flow

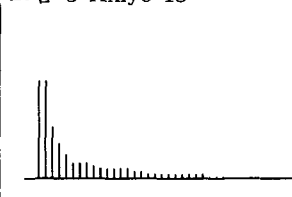


그림 6 BSAS estimation

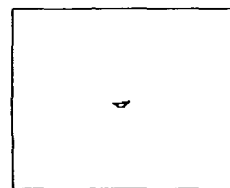


그림 7 영역확장1



그림 8 영역확장 2

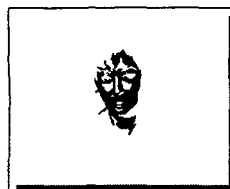


그림 9 영역병합

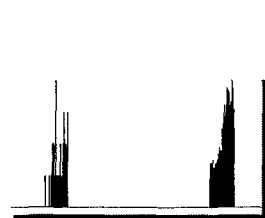


그림 10 병합된 영역의 Histogram



그림 10 Dilation



그림 11 Track되어진 영역

V. 결론

본 논문에서는 동영상에서 움직이는 객체를 자동으로 추출하는 알고리즘을 제안하였다. 움직이는 객체를 자동으로 추출하기 위해 optical flow 이론을 이용하여 움직임이 존재하는 영역의 좌표값을 구하고 그 점을 seed로 하여 영역확장을 수행하였다. 분할되어진 영역에서 위치와 intensity의 정보를 이용하여 객체의 추적이 자동화되었다.

참고문헌(또는 Reference)

- [1] Milan Sonka, Vaclav Hlavac, Roger Boyle, "Image Processing, Analysis, and Machine Vision", Brooks/Cole Publishing Company, 1999
- [2] Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, Brian G. Schunck, "Machine Vision", McGraw-Hill Inc. 1995
- [3] B.K.P.Horn B.G.Schunck, "Determining Optical Flow", Artificial Intelligence 17, pp 185-203, 1981.
- [4] A.M.Tekalp, Digital Video Processing, pp 72-94, Prentice Hall, 1995.
- [5] I.Pitas, Digital Image Processing Algorithms, pp 254-274, Prentice Hall, 1993.