

論文 2003-40SP-5-1

Level Set 방법을 이용한 영상분할 알고리즘

(Video Segmentation using the Level Set Method)

金 大 熙 * , 扈 堯 盛 *

(Dae-Hee Kim and Yo-Sung Ho)

요 약

MPEG-4 표준에서는 객체 단위의 부호화를 수행하기 위해 우선 자연영상으로부터 비디오 객체를 분리하는 영상분할(Segmentation) 기술이 필요하다. 영상분할 방법은 크게 자동 영상분할(Automatic Segmentation)과 반자동 영상분할(Semi-automatic Segmentation)의 두 부류로 나눌 수 있다. 대부분의 자동 영상분할 방법은 비디오 객체의 명확한 모델을 수학적으로 제시하기 어려우므로 한 화면에서 개별 객체를 추출하기 어렵기 때문에 그 성능에 한계가 있다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 극복하기 위해 기하학적인 Active Contour를 이용한 반자동 영상분할 알고리즘을 제안한다. 매개변수 방식의 Active Contour와 달리, 기하학적인 Active Contour는 곡선의 변화를 Level Set 방법을 이용하여 기술하기 때문에 초기 곡선의 모양을 객체의 모양과 무관하게 그릴 수 있다. 평탄화된 영상으로부터 경계함수를 생성하기 위해 이진화된 3차원 확산 모델을 사용하여 LUV 벡터 공간에서 비등방형 확산을 수행한다. 본 논문에서는 흐름 벡터장(Advection Vector Field)에서 곡선을 수축하고, 움직임 정보를 이용하여 곡선 확장하는 방법을 이용하여 동영상에서 객체를 분리하는 방법을 제안한다.

Abstract

Since the MPEG-4 visual standard enables content-based functionalities, it is necessary to extract video object from natural video sequences. Segmentation algorithms can largely be classified into automatic segmentation and user-assisted segmentation. In this paper, we propose a user-assisted VOP generation method based on the geometric active contour. Since the geometric active contour, unlike the parametric active contour, employs the level set method to evolve the curve, we can draw the initial curve independent of the shape of the object. In order to generate the edge function from a smoothed image, we propose a vector-valued diffusion process in the LUV color space. We also present a discrete 3-D diffusion model for easy implementation. By combining the curve shrinkage in the vector field space with the curve expansion in the empty vector space, we can make accurate extraction of visual objects from video sequences.

Keyword : Video Segmentation, Geometric Active Contour, Level Set Method

I. 서 론

최근 멀티미디어 통신 서비스가 확대됨에 따라 MPEG-4 표준에 대한 관심이 크게 높아지고 있다. 기존의 영상압축 부호화 방식들과는 달리, MPEG-4 표준에서는 VOP(Video Object Plane)라는 개념을 도입하여 객체기반 영상 부호화를 시도하고 있다^[1]. 따라서 우선

* 正會員, 光州科學技術院 情報通信工學科
(Dept. of Information and Communications Kwangju
Institute of Science and Technology)
接受日字:2003年2月10日, 수정완료일:2003年9月22日

각 화면에서 이를 구성하는 객체들을 분리해야 내야 한다. 이때 영상 객체의 모양에 관한 정보는 객체기반 부호화에서 중요한 내용이 된다. 즉, 입력되는 영상 시퀀스의 각 화면은 임의의 모양을 갖는 영역으로 분할되고, 분할된 각 영역은 의미있는 비디오 객체를 나타낸다.

MPEG-4 표준에서 권장하는 영상분할 방법은 시공간(Spatio-Temporal) 영상분할 알고리즘이다^[1]. 이 방법은 움직임 검출 마스크(Change Detection Mask, CDM)과 형태학적(Morphological) 접근 방법을 사용한다. 비디오 객체의 정확한 경계는 형태학적인 방법을 이용하여 검출하고, 비디오 객체의 영역은 CDM을 이용하여 찾는다. 그러나 이 방법은 단일 프레임에서 복수의 비디오 객체를 구분하기 곤란하며, 비디오 객체에 대한 정의 자체가 너무 주관적이어서 정확한 수학적 모델을 제시할 수 없기 때문에 MPEG-4 응용에 실제 사용하기에 부적절하다^[2].

만약 사용자가 초기 화면에서 비디오 객체에 대한 정보를 부여하고 이를 적절히 활용한다면, 이후에 연속되는 화면에서는 정확한 영상분할의 결과를 효과적으로 얻을 수 있다^[2, 3]. 이러한 사용자의 도움을 이용하는 반자동 영상분할 방법이 MPEG-4 부호화 방법에서 VOP를 생성하는 데 보다 실질적인 대안이 될 수 있다. 본 논문에서는 사용자의 정보를 입력받아 이를 활용하는 방법으로 Active Contour 알고리즘을 사용한다. Active Contour를 이용하여 초기 객체를 정의하고, 정의된 객체로부터 연속되는 프레임에서 객체의 윤곽선을 추적하여 동영상의 영상분할을 수행하는 알고리즘을 제안한다.

Active Contour는 객체의 윤곽선을 찾기 위해 디지털 격자 위에서 변형되는 곡선이다^[4]. Active Contour 알고리즘은 구현하는 방법에 따라 매개변수 방식과 기하학적인 방식으로 분류된다^[5]. 매개변수 방식의 Active Contour 알고리즘에서는 객체의 윤곽선에서 최소값을 갖는 에너지 함수를 정의하고, 에너지 최소화 과정을 통해 초기 곡선을 객체의 윤곽선으로 변형시킨다^[4]. 이러한 에너지 함수를 사용하는 방식은 곡선의 위상 기하학적(Topological) 변화를 조절하기가 쉽지 않다. 또한, 곡선을 하나의 함수로 표현하기 때문에 복잡한 객체를 표현하는데 부적절하다.

반면에, 기하학적 Active Contour 알고리즘은 Level Set 방법을 사용하기 때문에 변화하는 곡선의 위상기하

학적 변화를 쉽게 조절할 수 있다^[6]. 따라서, 정해지지 않은 숫자의 객체를 검출할 수 있다. 그러나, 기하학적 Active Contour 알고리즘도 단순한 배경(Homogenous Background)을 가지는 영상에 대해 개발되었기 때문에 특별한 경계함수가 필요하다^[7]. 본 논문에서는 비등방형 확산(Anisotropic Diffusion)을 통해 얻어지는 경계 함수를 제안한다. 또한, 움직임 정보를 이용하여 Level Set을 재초기화하여 동영상의 영상분할을 수행하는 새로운 알고리즘을 제안한다.

II. 기하학적 Active Contour

Level Set 방법으로 곡선의 변화를 표현하기 위해 초기 곡선을 3차원 스칼라 함수 ϕ 의 레벨 0의 집합(Zero Level Set)으로 정의한다. 함수 ϕ 의 변화는 편미분 방정식(Partial Differential Equation, PDE)의 초기값 문제를 통해 곡선의 변화를 표현한다.

Level Set 함수의 변화에 대한 방정식을 구하고 변화하는 곡선을 레벨 0의 집합에 대응시키기 위해 스칼라 함수 $\phi(x, t)$ 의 레벨 0 집합을 초기 곡선 C_0 에서 변화된 임의의 시간 t 에서의 곡선 C_t 로 간주한다. 시간 $t=0$ 일 때, $\phi(x, 0)$ 는 초기 곡선 C_0 으로부터의 거리 d 를 표시하며, 초기 곡선 C_0 의 내부에 있는 좌표는 양수가 할당되고, 외부에 있는 좌표는 음수가 할당된다.

$$\phi(x, t) = \pm d \quad (1)$$

이때 변화하는 곡선 위의 임의의 점은 항상 0의 값을 갖는다.

$$\phi(x, t) = 0 \quad (2)$$

식 (2)에서 레벨 0으로 표시되는 곡선의 시간적 변화를 기술하기 위해, 연쇄 법칙(Chain Rule)을 적용하면, 식 (3)을 얻는다.

$$\begin{aligned} \phi_t + F|\nabla\phi| &= 0 \\ \text{s.t. } \phi(x, t = 0) &= \pm d \end{aligned} \quad (3)$$

식 (3)은 PDE의 초기값 문제 형식으로 함수 ϕ 의 변화를 기술한다^[8]. 벡터 \mathbf{n} 과 법선 벡터(Normal Vector) 방향의 속도 함수 F 와의 관계는 다음과 같이 주어진다.

$$n = \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}, \quad \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial t} \cdot n = F \quad (4)$$

속도 함수 F 는 법선 벡터 방향의 파급 속도(Propagation Speed), 곡률 속도(Curvature-Dependent Speed), 흐름 속도(Advection Speed)로 구성된다. 흐름 속도는 시간과 위치에 따라 변하는 속도장의 방향과 세기에 의해 결정되므로 곡선의 모양과는 무관하게 결정된다. 그러므로 Level Set 방정식은 식 (5)와 같다.

$$\phi_t + F_0 |\nabla\phi| + \mathbf{U}(\mathbf{x}, t) \cdot \nabla\phi = \epsilon\kappa |\nabla\phi| \quad (5)$$

여기서 파급 속도 F_0 는 곡선의 법선 방향으로 곡선의 움직임을 표현한다. 식 (5)에서 $\mathbf{U} \cdot \nabla\phi$ 는 흐름 벡터장에서 얻어지는 변화량이고, 우변은 곡률에 비례하는 곡선의 움직임을 나타낸다. 곡선의 곡률 κ 는 Level Set 함수를 통해서 쉽게 구할 수 있다^[9].

매개 변수 방식의 Active Contour 알고리즘은 에너지 함수를 정의하고, 에너지 최소화 과정을 통해 객체의 윤곽선을 찾아내는 방법이다. 따라서, 에너지 함수에 따라 성능이 좌우된다. Caselles^[6]은 Kass^[4]가 정의한 에너지 함수를 재해석하여 기하학적인 Active Contour 알고리즘을 제시했고, 다음과 같은 Level Set 함수의 변화 방정식을 얻었다.

$$\phi_t = V(\alpha + \kappa) |\nabla\phi| + \nabla V \cdot \nabla\phi \quad (6)$$

식 (6)에서 영상으로부터 얻어지는 경계함수 V 는 윤곽선의 세기에 반비례한다. α 의 부호는 곡선의 수축 또는 확장의 방향을 결정한다.

식 (6)과 Hamilton-Jacobi 방정식 형태의 식 (5)와 비교하면, 파급 속도, 곡률 속도, 흐름 속도는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$F_{prop} = F_0 = -\alpha V \quad (7)$$

$$F_{curv} = -\epsilon\kappa = -V\kappa \quad (8)$$

$$F_{adv} = \mathbf{U} \cdot \mathbf{n} = -\nabla V \cdot \mathbf{n} \quad (9)$$

매개변수 방식의 Active Contour의 관점에서 식 (7) ~ 식 (9)를 해석하면, 파급 속도와 곡률 속도는 내부 에너지 함수와 관련이 있고, 흐름 속도는 외부 에너지

함수와 관련이 있다. 경계함수는 매개변수 방식의 Active Contour에서 제어 상수와 같은 역할을 한다. 그러나 식 (7) ~ 식 (9)의 기하학적 Active Contour는 매개변수 방식의 Active Contour와 달리 위상기하학적 변화를 표현할 수 있다.

III. 경계함수(Edge Function)

대부분의 Active Contour 알고리즘은 단순한 배경(Homogeneous Background)을 가지는 영상에서 객체를 추출하기 위해 개발되었기 때문에, 일반 영상의 객체에 Active Contour를 적용하기 위해서는 특별한 경계함수가 필요하다. 본 절에서는 일반 동영상에 적용할 수 있는 경계함수를 제안한다.

영상을 단순화시키기 위해 영역의 내부에서는 영상을 부드럽게(Smoothing) 하고, 영역의 경계 부분에서는 그러한 Smoothing 동작이 일어나지 않도록 해야 한다. 이러한 요구 조건은 비등방형 확산 필터(Anisotropic Diffusion Filter)를 통해 구현된다^[10]. 본 절에서 제안하는 확산 필터는 유클리드 거리에 기반해서 인간의 시각 특성에 맞추어 균일하게 분포된 LUV 칼라 공간에서 수행된다. 만약 LUV 칼라 공간에서 각 요소별로 독립적으로 확산을 수행한다면, 인간의 시각 특성과 다른 평탄화(Smoothing) 방향과 밝기정보를 바탕으로 확산이 진행된다. 따라서 LUV 벡터 공간에서의 비등방형 확산 방정식은 다음과 같다.

$$\frac{\partial \mathbf{I}(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(\rho(x, y, t) \nabla \mathbf{I}(x, y, t)) \quad (10)$$

여기서 $\mathbf{I}(x, y, t)$ 는 LUV 칼라 공간에서의 벡터이고, ρ 는 확산 상수(Diffusion Coefficient) 또는 전도 상수(Conduction Coefficient)이다.

Saprio-Ringach는 비등방형 확산 방정식^[11]은 확산 방향을 고유벡터(Eigenvector)로 결정하였으나, 고유벡터의 계산이 복잡할 뿐만 아니라 이산화된 격자 위에서 수행되어야 하므로 Regularization 또는 Interpolation을 요구하며, 잡음에 민감한 특성을 갖고 있다. 벡터 함수에 대한 비등방형 확산은 스칼라 함수에 대한 확산과 벡터 함수에 대한 확산처럼 영상의 경사도에 대한 법선 벡터와 접선 벡터(Tangential Vector)를 요구한다^[12]. 이러한 문제를 해결하기 위해

Perona-Malik의 모델에 제시되었으나, 이 모델은 스칼라 함수에 대한 것이다. Perona-Malik의 모델은 각 화소를 인접하는 4 개의 화소와 저항으로 연결하고 저항 값은 두 연결 화소간의 차이값의 절대값에 비례하여 설정하였다.

본 논문에서는 Perona-Malik의 모델을 벡터 공간으로 확장한다. 그리고 확산 방정식은 공간적 변화량과 시간적 변화량을 기술하는 것이므로 각 화소를 8 개의 인접하는 화소들과 저항으로 연결하였다. 또한, 각 연결 저항의 저항값은 유클리드 거리의 함수로 정의한다. 따라서, 이산화된 벡터 공간에서의 확산은 식 (11)과 <그림 1>의 모델에 따라 수행된다.

$$\mathbf{I}'_{y,x} = \mathbf{I}'_{y,x} + \frac{1}{8}(r_N d\mathbf{I}_N + r_S d\mathbf{I}_S + r_E d\mathbf{I}_E + r_W d\mathbf{I}_W) \quad (11)$$

$$+ \frac{1}{8\sqrt{2}}(r_{NW} d\mathbf{I}_{NW} + r_{SW} d\mathbf{I}_{SW} + r_{NE} d\mathbf{I}_{NE} + r_{SE} d\mathbf{I}_{SE})$$

식 (11)에서 E, W, S, N은 각각 동, 서, 남, 북을 의미하고, r_x 는 각 방향으로의 Admittance함수이다. 그리고 $d\mathbf{I}_x$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} d\mathbf{I}_N &= \mathbf{I}_{y-1,x} - \mathbf{I}_{y,x} & d\mathbf{I}_S &= \mathbf{I}_{y+1,x} - \mathbf{I}_{y,x} \\ d\mathbf{I}_E &= \mathbf{I}_{y,x+1} - \mathbf{I}_{y,x} & d\mathbf{I}_W &= \mathbf{I}_{y,x-1} - \mathbf{I}_{y,x} \\ d\mathbf{I}_{NW} &= \mathbf{I}_{y-1,x-1} - \mathbf{I}_{y,x} & d\mathbf{I}_{NE} &= \mathbf{I}_{y-1,x+1} - \mathbf{I}_{y,x} \\ d\mathbf{I}_{SW} &= \mathbf{I}_{y+1,x-1} - \mathbf{I}_{y,x} & d\mathbf{I}_{SE} &= \mathbf{I}_{y+1,x+1} - \mathbf{I}_{y,x} \end{aligned} \quad (12)$$

중심 화소로부터 주변 화소까지의 서로 다른 거리를 보상하기 위해 대각선 방향의 차분에 $1/\sqrt{2}$ 를 곱하였다.

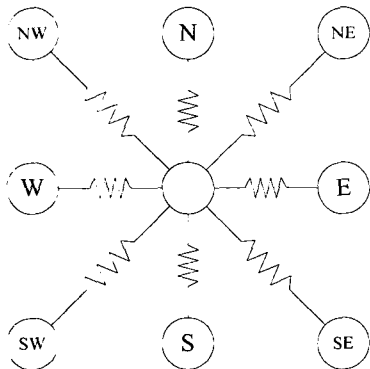


그림 1. 8 방향 저항모델

Fig. 1. Eight-connected Resistor Model.

곡선의 변화에 중요한 영향을 미치는 요소는 경계함수 V 이다. 가장 일반적인 V 함수의 계산 방법은 $V=1/(1+|\mathbf{I}^*|)$ 이다. 여기서 \mathbf{I}^* 는 Gaussian 저대역 필터를 통해 얻어진 영상이다. 그러므로 경계함수는 윤곽선에서는 0에 가까운 값을 갖고, 평탄한 영역에서는 1에 가까운 값을 갖는다. 그러나 이러한 경계함수는 일반적인 영상에 적용하기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 벡터 공간에서의 비등방형 확산을 통해 얻어진 영상으로부터 경계함수를 정의한다.

$$V(\mathbf{x}) = \frac{1}{1 + |\nabla_{\Gamma} \cdot \mathbf{I}^*|^p} \quad (13)$$

여기서 Γ 는 LUV 칼라 공간에서 확산된 영상이고, ∇_{Γ} 는 $[\nabla_L, \nabla_U, \nabla_V]^T$ 이다. 또한, 아래 첨자 L, U, V는 LUV 칼라 공간의 각각의 축을 나타낸다.

IV. 영상분할

반자동 영상분할 알고리즘은 보통 Intra-Frame 영상분할과 Inter-Frame 영상분할의 두 단계로 구분된다^[2]. Intra-Frame 영상분할 단계에서는 사용자가 초기 프레임의 객체나 임의의 프레임에서 관심이 있는 객체에 대한 정보를 입력시킨다. 이때 주어지는 정보는 객체 윤곽선에 대한 개략적인 정보를 Active Contour 알고리즘의 초기 곡선 형식으로 입력한다. 객체에 대한 개략적인 정보로부터 제안된 알고리즘을 이용하여 객체의 윤곽선을 추출한다.

Intra-Frame 영상분할 단계에서 비디오 객체가 정의되면, Inter-Frame 영상분할 단계에서는 객체 추적 알고리즘을 이용하여 이후의 프레임에서 이미 정의된 객체를 시간축으로 뒤따라 오는 프레임 상에서 추적한다. 본 논문에서는 이전 프레임에서 얻어진 객체의 윤곽선을 다음 프레임으로 투사하고 투사된 곡선을 다음 프레임에서 Active Contour 알고리즘의 초기 곡선으로 사용한다. 전체적인 영상분할 알고리즘은 <그림 2>에 나타내었다.

<그림 2>에서 초기 곡선을 객체의 바깥쪽에 그리고, 식 (6)에 의해서 곡선을 수축시켜 곡선의 경계에 정합시키고 원하지 않는 영상의 특징 요소들은 단순화 과정을 사용하여 제거할 수 있다. 기하학적 Active Contour 알고리즘을 일반 영상에 적용하면, 원하지 않

는 작은 영상 요소와 잡음으로부터 부정확한 결과를 얻을 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 단순화 필터를 사용할 수 있다. 본 논문에서 사용된 단순화 필터는 지름이 7인 원형 마스크를 갖는다.

정합된 곡선의 안쪽에는 하얀색을, 바깥쪽에는 검은색을 할당하여 생성된 이진 영상에 단순화 필터를 적용한다. 단순화 필터는 순차 주사 방식으로 이동하면서, 마스크 안에서 지배적인 색이 무엇인지 검사한다. 마스크 안의 지배적인 색이 하얀 색이면, 마스크의 중심점의 색을 하얀색으로 바꾼다.

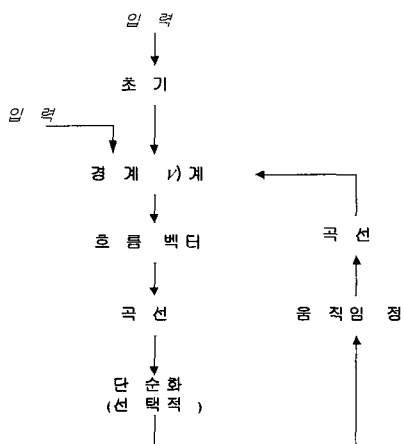


그림 2. 기하학적 Active Contour를 이용한 영상분할
Fig. 2. Image segmentation using geometric active contour.

Intra-Frame 영상분할을 위해 이전 프레임에서 얻어진 정합된 곡선을 이용하여 현재 프레임의 초기 곡선을 만든다. 매개 변수 방식의 Active Contour와 달리 기하학적 Active Contour(띄어쓰기 오류)에서 곡선의 진행 방향은 곡선이 변화하기 이전에 결정된다. 객체를 추출하기 위해 곡선을 수축하였기 때문에 현재 프레임에서는 곡선을 곡선에 직교하는 방향에서 바깥쪽으로 확장시켜야 한다. 또한 흐름 벡터는 곡선이 객체의 윤곽선에서 멀어지는 것을 막기 때문에 곡선의 확장은 흐름 벡터가 없는 벡터장에서 균일한 파급 속도에 의해서만 수행된다. 확장을 위한 파급 속도를 -1로 설정하면, 곡선의 확장을 위한 Level Set 함수에 대한 미분 방정식은 식 (14)로 표현된다.

$$\phi_t = |\nabla \phi| \quad (14)$$

곡선의 진행 방향은 곡선의 직교 방향이므로 효과적인 객체 추적을 위해서는 움직임 정보를 이용하여 식 (14)의 반복 수행 횟수, 즉, 확장되어야 하는 거리를 결정해야 한다. Level Set 함수가 현재 프레임에서 재초기화되면, 객체를 추출하기 위해 곡선을 식 (6)에 의해 수축시킨다.

객체의 움직임 모델은 식 (15)과 같이 여섯 개의 매개변수를 사용하는 Affine 모델로 정의한다.

$$\begin{pmatrix} v_x \\ v_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1 & a_2 \\ a_4 & a_5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_3 \\ a_6 \end{pmatrix} \quad (15)$$

식 (15)의 여섯 매개변수를 얻기 위하여 <그림 3>과 같이 객체를 포함하는 16×16의 블록들만을 고려한다. <그림 3>에서 굵은 선 안쪽의 블록들로부터 각각의 움직임 벡터를 블록정합 알고리즘을 이용하여 추정한다. 그리고 각 블록으로부터 얻어진 움직임 벡터들을 식 (15)의 여섯 매개변수를 구하기 위해 식 (16)과 같은 비용 함수를 정의한다.

$$E(\mathbf{a}) = \sum_{k=1}^N \{ [v_{bx}(k) - v_x]^2 + [v_{by}(k) - v_y]^2 \} \quad (16)$$

식 (16)에서 v_{bx} 와 v_{by} 는 <그림 3>의 굵은 선 안에 들어있는 움직임 벡터들의 X축 성분과 Y축 성분이다. N은 굵은 선 안에 포함되어 있는 블록의 수이다.

식 (16)에 식 (15)를 대입하여 식 (17)을 얻으며, Least Square Method를 통하여 식 (17)을 최소화하는 여섯 개의 매개변수를 구한다.

$$E(\mathbf{a}) = \sum_{k=1}^N \{ [v_{bx}(k) - (a_1x + a_2y + a_3)]^2 + [v_{by}(k) - (a_4x + a_5y + a_6)]^2 \} \quad (17)$$

여섯 개의 매개변수 가운데 a_3 와 a_6 를 가지고 이전 프레임의 정합된 곡선으로부터 생성된 Level Set 함수를 공간상에서 이동시킨다. 곡선의 확장을 위해 식 (15)의 2×2 행렬의 고유값(Eigenvalue)을 식 (18)를 이용하여 계산한다.

$$\lambda_{\pm} = \frac{a_1 + a_5 \pm \sqrt{(a_1 - a_5)^2 + 4a_2a_4}}{2} \quad (18)$$



그림 3. 움직임 모델 설정에 사용되는 블록들
Fig. 3. Blocks to estimate motion model.

식 (18)에서 두 개의 고유값 중에서 큰 값을 변화가 가장 많이 일어나는 방향에서의 변화량을 나타낸다. 따라서 식 (14)의 반복 수행 횟수는 최대 고유값의 절대값에 비례한다.

V. 실험 결과 및 분석

본 논문에서는 30 Hz의 프레임율을 갖는 CIF (352×288) 동영상을 사용하여 제안된 영상분할 알고리즘의 동작을 실험하였다. 경계함수를 생성하기 위해 비등방성 확산을 통해 부드러워진 영상이 필요하다. <그림 4>는 MOTHER AND DAUGHTER 영상의 첫 번째 프레임에 대해 경계함수와 흐름 벡터장을 생성하는 과정을 보여준다. <그림 4(b)>는 식 (11)로부터 얻어진 영상이고, <그림 4(c)>는 <그림 4(b)>로부터 얻어진

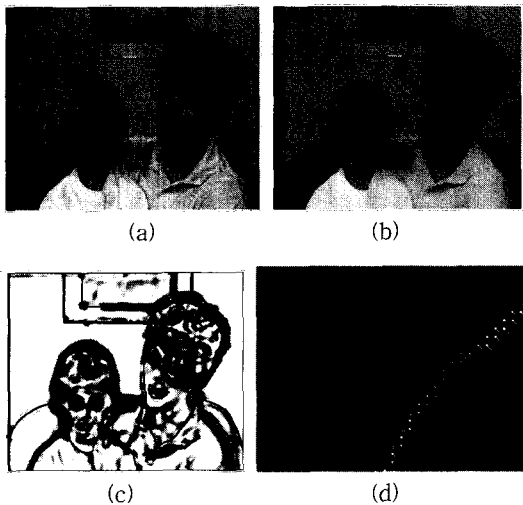


그림 4. 경계함수와 흐름 벡터장
Fig. 4. Edge function and advection vector field.

경계함수다. <그림 4(d)>는 경계함수로부터 식 (9)를 통하여 얻어진 흐름 벡터장의 일부를 보여주고 있다. 경계함수는 윤곽선이 선명한 부분에서 작은 값을 갖고 윤곽선이 흐린 부분에서는 큰 값을 갖기 때문에 밝은 색으로 구성된 영역을 평탄화된 영역으로 생각할 수 있다. <그림 4(d)>에서 벡터의 방향은 객체의 윤곽선을 향하고 있고, 윤곽선 부근의 벡터의 크기는 큰 값을 보이며, 평탄한 지역에서는 벡터의 크기가 매우 작은 값을 보이고 있다.

<그림 5>는 Level Set 방법을 이용한 곡선의 변화 과정을 나타낸 것이다. <그림 5(a)>는 사용자에게 주어진 초기 곡선이고, <그림 5(b)~5(d)>처럼 초기 곡선은 수축되어 객체의 윤곽선에 정합된다. 기본적으로 Level Set 방법은 초기 곡선이 폐곡선이어야 한다. 그러나 MOTHER AND DAUGHTER 영상은 객체의 일부가 화면의 바깥 부분과 연결되었기 때문에 초기 곡선의 일부가 MOTHER AND DAUGHTER 영상의 바깥 부분에 있다고 가정한다.

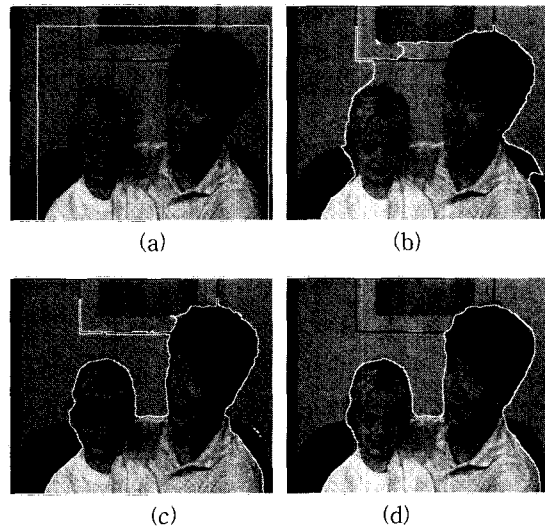


그림 5. 곡선의 진행
Fig. 5. Curve evolution.

일반적인 반자동 영상분할 알고리즘은 좁은 초기 곡선이 객체의 경계위에 존재하거나^[2], 초기 곡선의 형태가 객체의 형태와 유사해야 한다^[13]. 그러나 제안된 방법은 Level Set 방법의 위상기하학적 장점 때문에 초기 곡선이 반드시 객체의 경계와 유사할 필요가 없다.

일반적으로 자동 분할은 수십 프레임 동안 과도응답

(Transient Response)을 갖는다¹³⁾. 이 과도응답 시간 동안 비디오 객체를 찾기 때문에, 과도응답 시간 동안의 분할 결과는 의미가 없다. 이러한 과도응답은 시공간(Spatio-Temporal) 영상분할 알고리즘이 통계적 가설검증 방법을 사용하기 때문에 오보 확률(False Alarm Probability)과 누락 확률(Missing Probability)에 의해서 발생한다. 또한, 자동분할 알고리즘은 복수의 객체를 갖는 영상으로부터 개별 객체를 분리할 수 없다.

<그림 6>과 <그림 7>은 MOTHER AND DAUGHTER 영상에 대한 Inter-Frame 영상분할의 결과이다. <그림 6>은 현재 프레임을 위한 확장된 곡선의

의 정합된 곡선을 이용하여 재초기화된 Level Set 함수를 표시한 것이다. <그림 6>의 각 그림은 이전 프레임을 통하여 얻어진 확장 곡선을 현재 영상에 더하여 자동적으로 얻어진 영상이다. <그림 7>은 <그림 6>의 확장 곡선을 식 (6)에 따라 수축하여 얻어진 최종 영상분할 결과이다. Inter-Frame 영상분할을 수행한 결과를 매 10 프레임마다 표시하였다.

<그림 8>은 CLAIRE 영상과 COAST GUARD 영상에 대해 <그림 5>, <그림 6>, <그림 7>의 과정을 거쳐서 얻은 최종 분할 결과이다. <그림 8>의 두 영상에 대해서는 단순화 필터를 적용하지 않았다.

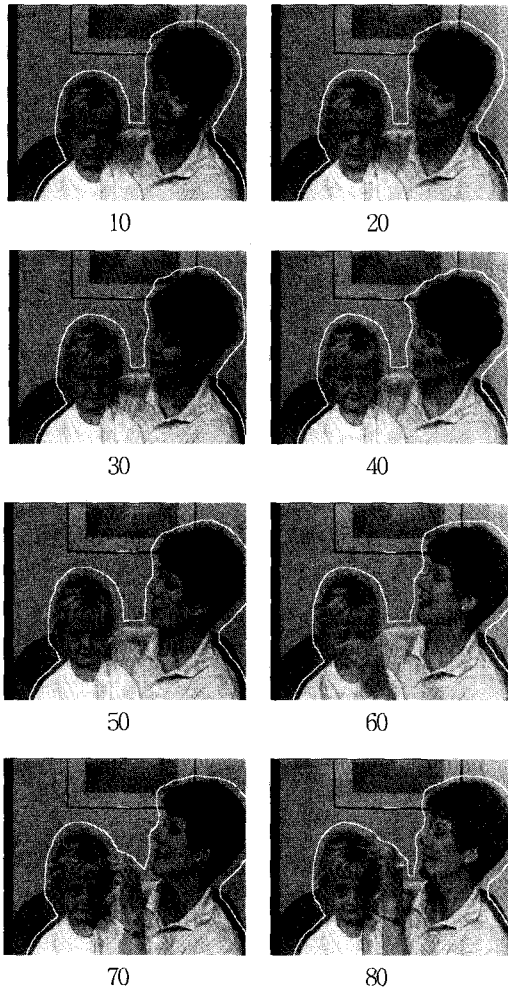


그림 6. Level Set 재초기화에 의한 곡선 확장
Fig. 6. Curve expansion by reinitialization of level sets.

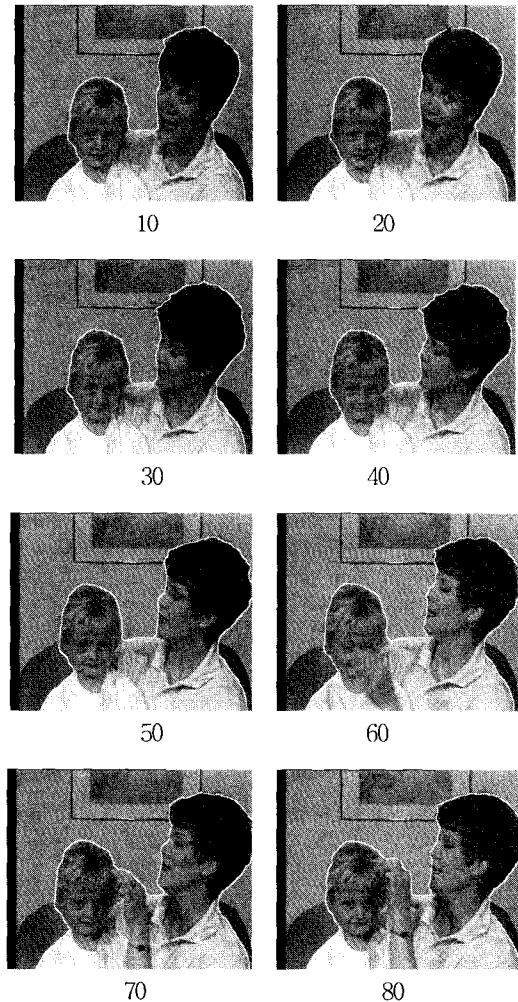


그림 7. 최종 영상분할 결과
Fig. 7. Final segmentation results.

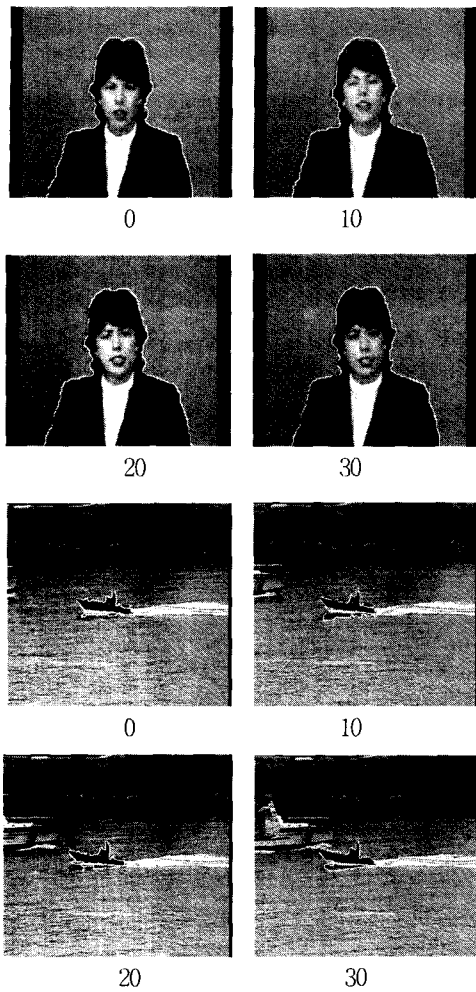


그림 8. 다른 영상에 대한 영상분할 결과
Fig. 8. Segmentation results for other images.

VI. 결 론

본 논문에서는 영상 시퀀스에서 비디오 객체를 추출하기 위하여 Intra-Frame 영상 분할과 Inter-Frame 영상분할로 구성된 새로운 반자동 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 Level Set 방법을 이용하여 초기 곡선이 객체의 윤곽선의 모습과 비슷해야 하는 제한 조건을 제거하였다. 또한, 곡선이 색차 대조(Contrast)가 낮은 지역에서 객체의 경계를 넘어 진행하는 것을 막기 위해, 비등방형 확산 필터를 사용하여 흐름 벡터장(Advection Vector Field)을 생성하였다. 생성된 흐름 벡터장에서 평탄한 영역에서는 흐름 벡터의 크기를 작게 하고 경계 부분에서는 흐름 벡터의 크기를 크게 하였다. 본 논문은 흐름 벡터장에서 곡선을 수

축시켜 객체를 추출하였고, Affine 모델로 정의된 객체의 움직임 정보를 이용하여 후속 프레임들을 위한 Level Set 함수를 재초기화하여 효율적으로 동영상 분할을 수행하였다.

참 고 문 헌

- [1] ISO/IEC FDIS 14496-2: "Information technology - generic coding of audio-visual objects, Part 2 : visual," ISO/IEC JTC1/SC29/WG11, Oct. 1998.
- [2] 김대회, 김민호, 호요성, "MPEG-4 동영상 부호화를 위한 영상 객체 추출 기법," 전자공학회지, 제 26권, 제7호, pp. 714-723, 1999년 7월
- [3] C. Gu and M.C. Lee, "Semiautomatic segmentation and tracking of semantic video objects," IEEE Trans. Circuit and System for Video Technology, vol. 8 no. 5, pp. 572-584, Sept. 1998.
- [4] M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," First International Conference on Computer Vision, pp. 259-269, 1987.
- [5] C. Xu, A. Yezzi and L. Prince, "On the relationship between parametric and geometric active contours," Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, pp. 483-489, Oct., 2000.
- [6] V. Caselles, R. Kimmel and G. Sapiro, "Geodesic active contours," Int. J. of Comp. Vision, pp. 61-79, Feb. 1997.
- [7] B. Sumengen, B.S. Manjunath and C. Kenney, "Image segmentation using curve evolution and flow fields," IEEE Int'l Conference on Image Processing, Sept. 2002.
- [8] J.A. Sethian, Level Set Methods and Fast Marching Methods: Evolving Interfaces in Computational Geometry, Fluid Mechanics, Computer Vision and Materials Science, Cambridge University Press, New York, 1999.
- [9] S. Osher and J. A. Sethian, "Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations," J.

- Computational Physics, vol. 79, no. 1, pp. 12-30, 1988.
- [10] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12 no. 7, pp. 629-638, July 1990.
- [11] G. Sapiro and D. L. Ringach, "Anisotropic Diffusion of Multivalued Images with Applications to Color Filtering," IEEE Trans. Image Processing, vol. 5, no 11, pp. 1582-1585, Nov. 1996.
- [12] F. Guichard, L. Moisan and J.M. Morel, "A review of P.D.E. models of image processing and image analysis," Journal de Physique IV, vol. 12, pp. 137-154, 2002.
- [13] D. Kim and Y.S. Ho, "A User-Assisted Segmentation Algorithm using B-Spline Curves," SPIE Visual Communications and Image Processing, pp. 734-744, Jan. 2001.

저 자 소 개



金大熙(正會員)

1995년 2월 : 서울시립대학교 제어계측공학과 졸업(학사). 1997년 2월 : 광주과학기술원 정보통신공학과 졸업(석사). 2003년 2월 : 광주과학기술원 정보통신공학과 졸업(박사). 현재 : 광주과학기술원 정

보통신공학과. <주관심분야 : 영상신호 처리 및 압축, 멀티미디어 통신, 비디오 객체 분할>



扈堯盛(正會員)

1981년 2월 : 서울대학교 전자공학과 졸업(학사). 1983년 2월 : 서울대학교 전자공학과 졸업(석사). 1983년 3월~1995년 9월 : 한국전자통신연구소 선임연구원. 1989년 12월 : University of California,

Santa Barbara Dept. of Electrical and Computer Eng. 졸업(박사). 1990년 1월~1993년 5월 : 미국 Philips 연구소 Senior Research Member. 1995년 9월~현재 : 광주과학기술원 정보통신공학과 교수. 현재 : 광주과학기술원 정보통신공학과. <주관심분야 : 디지털 신호처리, 영상신호처리 및 압축, 초저속 영상통신, 디지털TV와 고선명 TV 방식, 멀티미디어 통신, 디지털 워터마킹>