

자동영역확장 알고리즘을 이용한 움직이는 객체의 자동 분할

정회원 정 철 곤*, 김 경 수*, 김 중 규*

Automatic segmentation of moving object using automatic region growing algorithm

Cheol-kon Jung*, Kyung-soo Kim*, Joong-kyu Kim* *Regular Members*

요 약

시간적으로 연속인 영상에 대해서 객체에 해당하는 영역에서의 각 픽셀들은 시간적인 일관성(temporal coherence)과 공간적인 동질성(spatial homogeneity)을 가진다. 공간적인 동질성을 이용해 정지영상에서 객체에 해당하는 영역을 자동으로 분할할 수 있다. 이를 이용한 대표적인 알고리즘이 영역확장 알고리즘이다. 그런데 이러한 영역확장 알고리즘은 초기 픽셀의 좌표값인 seed를 사용자가 직접 잡아 주어야 하는 문제점을 가지고 있다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하고자 optical flow analysis를 이용하여 seed를 자동적으로 추출하였다. 이 seed를 이용하여 영역확장을 적용한 결과 영상내에서 움직이는 객체를 자동으로 분할할 수 있었다.

ABSTRACT

With respect to continuous images in time, pixels of the object region have temporal coherence and spatial homogeneity. Using the latter property, it is possible to divide the object region automatically in a still image. Above all, remarkable algorithm is region growing algorithm.

However, in this region growing algorithm, there is a problem that user must choose the seed that is the coordinates of the initial pixel. This paper, in order to solve this problem, extracts automatically the seed with the optical flow analysis. When the acquired seed is applied to region growing, it is available to segment moving objects in image automatically.

I. 서 론

MPEG-1, MPEG-2, H.261이나 H.263과 같은 기준의 블록기반 부호화 표준안(block based coding standard)은 영상의 의미나 내용에 관심이 없었기 때문에 원본 비디오 데이터를 분석하거나 분할하지 않았다. 이러한 기준의 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^{[1][2]}.

영상 분할 알고리즘은 크게 세 가지 그룹으로 분

* 성균관대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부 (jkkim@yurim.skku.ac.kr)
논문번호 : 00396-1016, 접수일자 : 2000년 10월 16일

류할 수 있다. 공간적 분할(spatial segmentation), 시간적 분할(temporal segmentation), 시공간적 분할(spatio-temporal segmentation)이다. 공간적 분할은 컬러, 강도, 질감 등과 같은 공간적인 특징을 이용한 영상분할이다. 현재까지 연구된 대표적인 공간적 분할의 방법으로는 히스토그램 기반 방법, edge 기반 방법, 영역기반 방법, MRF 기반 방법 등이 있다. 하지만 공간적 분할의 결과는 비디오 영상의 전후프레임을 고려하지 않고 경계선만을 보여준다. 따라서 공간적인 분할만으로는 의미있는 객체를 분할하기는 어렵다. 시간적 분할은 시간적인 정보를 이용하기 때문에 연속영상에서 의미 있는 객체를 분할할 수 있다. 그러나 시간적인 특징이 있는 움직임은 비디오 객체와는 다른 부정확한 경계선을 보여준다. 따라서 영상 전후 프레임사이에서 의미있는 움직이는 객체를 정확하게 분할하기 위해서는 공간적인 특징과 시간적인 특징을 함께 이용하여야 한다. 이것이 시공간적 분할이다.

시공간적 분할에서는 컬러, intensity, 질감과 같은 공간적인 특징을 이용해 객체의 경계선을 결정하고 움직임이 유사한 영역을 병합하여 객체를 분할한다. 따라서 경계선의 결정은 공간적인 특징들에 의해서 이루어지고 움직이는 영역은 시간적인 특징에 의해 결정되어진다.

현재적으로 시공간적 특징을 이용해 움직이는 객체를 분할하는 알고리즘이 많이 개발되고 있다. 고전적인 방법으로는 유사변형(affine transform)을 이용해 비디오 객체들의 움직임을 모델화하여 객체의 움직임을 추정하고 영상에서 분할함으로서 움직이는 객체를 추정하는 방법이 있다. 이는 변형이 없는 강체(rigid object)의 움직임을 추정하는 방법이다. 현재에는 워터쉐드 변형(watershed transform)과 같은 모팔로지지를 이용한 방법이 널리 이용되어지고 있다. 이 방법은 그래디언트 연산자를 이용해 그래디언트 영상을 얻은 다음 시간적 정보를 이용해 움직이는 객체의 영역을 분할한다. 마코프 랜덤 필드를 이용한 방법도 현재 연구가 진행중인데, 이 방법은 최적화 기법을 이용하여 움직이는 객체를 분할하는 방법이다. 마코프 랜덤 필드를 이용한 분할 방법은 질감 영상이나 잡음이 많은 정지 영상에서 분할 성능이 뛰어난 것으로 알려져 있다. 또 한가지 방법은 K-means 클러스터링을 이용하여 정지 영상을 분할한 다음, 움직이는 객체를 추정하는 방법으로서 칼라 영상에서 좋은 성능을 나타낸다^{[3][4]}.

이러한 방법들은 모두 정지영상을 먼저 분할한

다음 시간적 정보를 이용해 움직이는 객체를 분할한다는 공통점을 가지고 있다. 본 논문에서는 새로운 접근법으로 움직이는 객체의 영역을 추출하기 위한 새로운 방법을 제안한다. 제안된 알고리즘에서는 optical flow 벡터를 이용해 먼저 시간적 정보를 얻어낸 다음 영역기반기술인 영역확장을 적용함으로써 움직임이 있는 객체의 영역을 분할하는 방법을 제안하였다. 여기서 영역확장에 사용되는 시간적인 정보는 초기 seed 값이다.

본 논문의 구성을 다음과 같다. II장에서는 공간적 분할 기법 중 영역기반 방법에 속하는 영역확장 알고리즘에 대하여 살펴보고, III장의 1절에서는 제안한 알고리즘의 개략도를 기술하였으며, 2-3 절에서는 optical flow와 K-means 알고리즘을 이용한 자동 seed 값 결정에 대하여 설명하였다. 그리고 IV장은 제안한 알고리즘의 실제 영상에 대한 시뮬레이션 및 고찰이며, V장에서는 결론에 대해 기술하였다.

II. 영역확장 알고리즘

이 장에서는 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 기반이 되는 영역확장 알고리즘에 대해서 설명하고자 한다. 일반적으로 영상에서 동일한 객체의 영역에 소속된 픽셀들은 서로 유사한 통계적인 특성을 가지고 있다. 즉 intenstiy나 컬러에서 서로 비슷한 성질을 가지고 있다. 정지영상에서 이러한 성질을 공간적인 동질성(spatial homogeneity)이라고 한다. 영역확장(region growing)은 영상의 이러한 특성을 이용하여 초기 시작점, 즉 seed로부터 시작하여 주위의 픽셀들과 비교함으로서 유사한 영역을 확장시키는 방법이다. 그럼 1은 영역확장을 설명하는 그림이다. 그림에서 보는 바와 같이 seed 픽셀과 이웃한 픽셀들의 intensity 값을 비교하여 유사도가 높은 경우 동일한 영역으로 보고 영역을 확장해 나간다^[5].

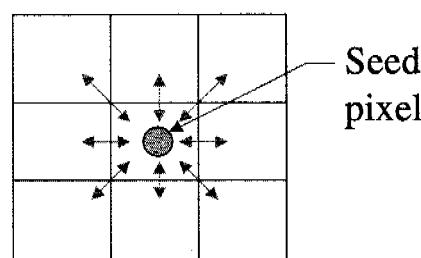


그림 1. 영역확장(region growing) 알고리즘

영상에서 영역의 동질성(homogeneity)을 검사하는 식은 아래와 같다.

$$P(R_i^{(k)} \cup (x)) = \text{TRUE} \quad \text{for } i=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

여기서 $P(\cdot)$ 는 논리적 술사(logical predicate)라고 하는데, TRUE 이면 팔호내의 영역이 동일한 영역이 된다. (x) 는 초기 seed 픽셀을 의미하고, $R_i^{(k)}$ 는 초기 seed 픽셀과 이웃한 k 개의 픽셀들을 의미한다. 여기서 N 은 이웃한 픽셀들의 전체 개수이다. 만약 초기 seed 픽셀과 이웃한 영역이 서로 동질성(homogeneity)을 갖는다면 (1)식을 만족하게 되어 한 영역으로 확장될 수 있다. 이 알고리즘에서 초기 seed 픽셀의 선택은 분할 성능을 좌우할 만큼 매우 중요하다.

그런데 초기 seed 픽셀의 선택은 사용자의 판단에 의해 수작업을 통해서만 가능하다. 하지만, 연속 영상에서는 그 경우는 달라진다. 객체가 이동할 경우 연속영상에서는 시간적인 정보가 나타나기 때문에 이를 이용해 사용자의 수작업 없이도 초기 seed 픽셀을 자동으로 선택할 수 있다. 본 논문에서는 연속영상에서의 이러한 성질을 이용하여 초기 seed 픽셀의 선택을 자동화할 수 있는 자동영역확장 (automatic region growing) 알고리즘을 제안하였다^[9].

III. 자동영역확장 알고리즘

이 장에서는 초기 seed 픽셀을 자동으로 선택할 수 있는 자동영역확장 알고리즘에 대하여 설명하였다.

1. 알고리즘 개략도

움직이는 객체의 영역내의 초기 seed 픽셀을 자동으로 추출하는 자동영역확장 알고리즘의 전체적인 구조는 그림 2와 같다. 그림 2에서와 같이 알고리즘은 크게 optical flow에 의한 지역움직임 분석과

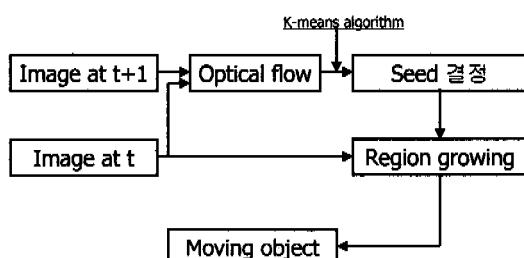


그림 2. 자동영역확장(automatic region growing) 알고리즘

K-means 알고리즘에 의한 seed 좌표값 결정으로 나뉘어진다. 결정된 초기 seed 좌표값은 영역확장의 초기 seed 픽셀로 이용된다.

2. Optical flow에 의한 지역움직임(local motion) 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 수행되어야 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^{[6][7]}.

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 (2)식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{d}{dt} I(x, y, t) = 0 \quad (2)$$

(2)식은 chain rule에 의해 (3)식과 같아 된다.

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (3)$$

여기서 $I = I(x, y, t)$ 이다.

$u = \frac{dx}{dt}$, $v = \frac{dy}{dt}$ 라고 하면, (4)식과 같아 된다.

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (4)$$

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.

(4)식에서 u , v 를 계산하기 위해 많은 방법들이 제안되었는데 Lucas와 Kanade가 제안한 방법이 빠른 속도를 나타낸다. Lucas와 Kanade는 작은 영역 B 에 소속된 픽셀에 대한 움직임 벡터는 동일하다는 가정하에 u , v 를 계산하였다.

영역 B 에 대한 optical flow 방정식의 오차 E 는 (5)식과 같이 정의될 수 있다.

$$E = \sum_{x \in B} (I_x u + I_y v + I_t)^2 \quad (5)$$

(5)식을 x, y 에 대하여 편미분하면 (6), (7)식과 같아 된다.

$$\sum_{x \in B} (I_x u + I_y v + I_t) I_x = 0 \quad (6)$$

$$\sum_{x \in B} (I_x u + I_y v + I_t) I_y = 0 \quad (7)$$

(6), (7)식을 계산하여 해를 구하면 (8)식과 같아 된다.

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{x \in B} I_x I_x & \sum_{x \in B} I_x I_y \\ \sum_{x \in B} I_y I_x & \sum_{x \in B} I_y I_y \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum_{x \in B} I_x I_t \\ -\sum_{x \in B} I_y I_t \end{bmatrix} \quad (8)$$

(8)식에서와 같이 움직임이 있는 픽셀에 대해서는 속도벡터가 존재하게 된다. 따라서 속도벡터가 나타나는 픽셀들을 이용해 초기 seed 벡터를 선택할 수 있다. 3절에서 언급하게 될 K-means 알고리즘을 이용하게되면 영역확장에 사용될 초기 seed 픽셀을 결정할 수 있다.

3. K-means algorithm에 의한 seed 좌표값 결정

2절에서 optical flow를 이용해 속도벡터를 구할 수 있었다. 속도벡터가 존재한다는 것은 움직이는 객체에 의한 intensity의 변화가 있다는 뜻이다. 따라서 속도벡터가 존재하는 픽셀을 찾아내면 영역확장(region growing)의 시작점인 seed 값을 자동으로 얻을 수 있다. 이때 seed가 되는 좌표값을 결정하기 위해 K-means 알고리즘을 사용한다. K-means 알고리즘은 두 점 사이의 거리의 유사도가 높은 좌표값들을 묶어 좌표값의 집합인 cluster를 형성하는 알고리즘이다. K-means 알고리즘은 다음과 같은 과정을 거친다^[8].

step 1. Cluster의 개수와 각각의 cluster의 초기 중심점을 선택한다.

$$\{z_1(l), z_2(l), \dots, z_k(l)\} \quad (9)$$

여기서 z 는 cluster의 중심점을 의미하고, k 는 cluster의 개수, l 은 반복회수를 나타낸다.

step 2. 각각의 좌표들이 해당하는 cluster를 다음

조건에 의해 찾아낸다.

$$x^{(p)} \in S_j(l) \text{ if } \|x^{(p)} - z_j(l)\| < \|x^{(p)} - z_i(l)\| \\ \text{for all } i=1, 2, \dots, K, \quad i \neq j \quad (10)$$

$S_j(l)$ 은 l 번 반복시, j 번째 cluster의 집합을 의미한다.

step 3. step 2에서 형성된 새로운 클러스터의 좌표값들을 평균하여 새로운 중심점을 계산한다. 새로운 중심점 $z_j(l+1)$ 은 (11)식과 같아 된다.

$$z_j(l+1) = \frac{1}{N_j} \sum_{x^{(p)} \in S_j(l)} x^{(p)} \quad (11)$$

여기서 N_j 는 S_j 에 소속된 좌표값의 개수를 나타낸다.

step 4. (12)식과 같이 cluster의 중심점이 변화되지 않는다는 조건을 점검하여 최종적인 cluster의 중심점을 구한다.

$$z_j(l+1) = z_j(l) \quad j=1, 2, \dots, K \quad (12)$$

(12)식을 만족하지 않으면 step 2를 반복한다.

(12)식에 의해 결정된 최종 z_j 값이 영역확장에 사용될 초기 seed 픽셀이다. K-means 알고리즘은 step 4에서 언급한 바와 같이 cluster의 중심점을 찾아낸다. 따라서 움직이는 객체의 영역에 대한 중심점을 초기 seed 픽셀로 선택할 수 있다. 또한 K-means 알고리즘은 cluster의 개수 K 를 지정할 수 있기 때문에 움직이는 객체가 K 개일 경우에 대하여 일반화가 가능하다. 즉 각각의 객체들에 대한 중심점을 자동으로 선택할 수 있다.

IV. 시뮬레이션 결과 및 고찰

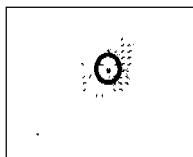
이 장에서는 제안한 알고리즘의 효용성을 실패보기 위해 연속영상에 대하여 모의실험을 한 결과와 그에 대한 고찰을 기술하였다. 실험환경은 Celeron 300MHz CPU, 32MB의 메모리를 가지는 IBM 호환 PC상에서 수행하였으며 OS는 Windows 98, 개발툴은 Visual C++ 6.0을 사용하였다.

그림 3은 akiyo 영상, 그림 4는 mother and daughter 영상에 각각 알고리즘을 적용한 결과이다. 각각의 그림에서 보는 바와 같이 자동영역확장

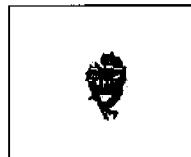
(automatic region growing) 알고리즘을 연속영상에 적용할 경우 의미 있는 정보인 움직이는 객체의 영역을 분할할 수 있다.



(a) 입력 영상



(b) 자동추출된 seed

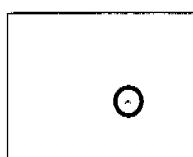


(c) 분할된 영상

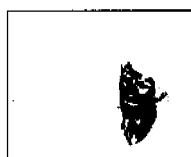
그림 3. Akiyo 영상(● :seed의 위치)



(a) 입력 영상

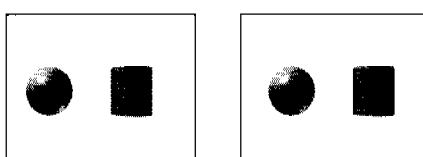


(b) 자동추출된 seed

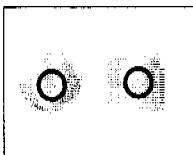


(c) 분할된 영상

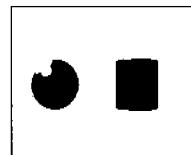
그림 4. mother and daughter 영상(● :seed의 위치)



(a) 입력영상



(b) 자동추출된 seed

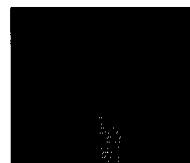


(c) 분할된 영상

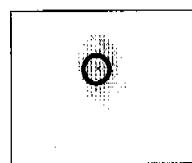
그림 5. 두 개의 객체가 이동하는 영상(● :seed의 위치)

그림 5는 두 개의 움직이는 객체를 가지는 연속영상에 대하여 알고리즘을 적용한 결과이다. (b)와 같이 구와 원기둥에 대한 각각의 seed를 찾아내어 객체를 분할할 수 있었다.

그림 6은 Akiyo 영상을 프레임별로 본 논문에서 제안된 자동영역확장 알고리즘을 적용해 본 결과이다.



a-1) 23번째 프레임



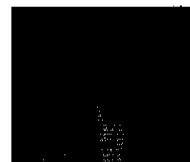
a-2) 자동 추출된 seed



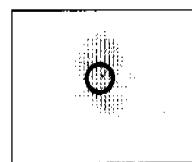
a-3) 자동영역분할



a-4) 수동영역분할



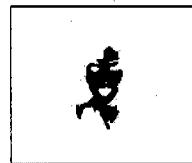
b-1) 25번째 프레임



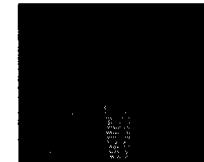
b-2) 자동 추출된 seed



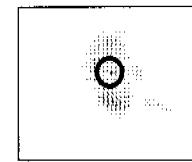
b-3) 자동영역분할



b-4) 수동영역분할



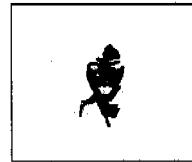
c-1) 27번째 프레임



c-2) 자동 추출된 seed



c-3) 자동영역분할



c-4) 수동영역분할

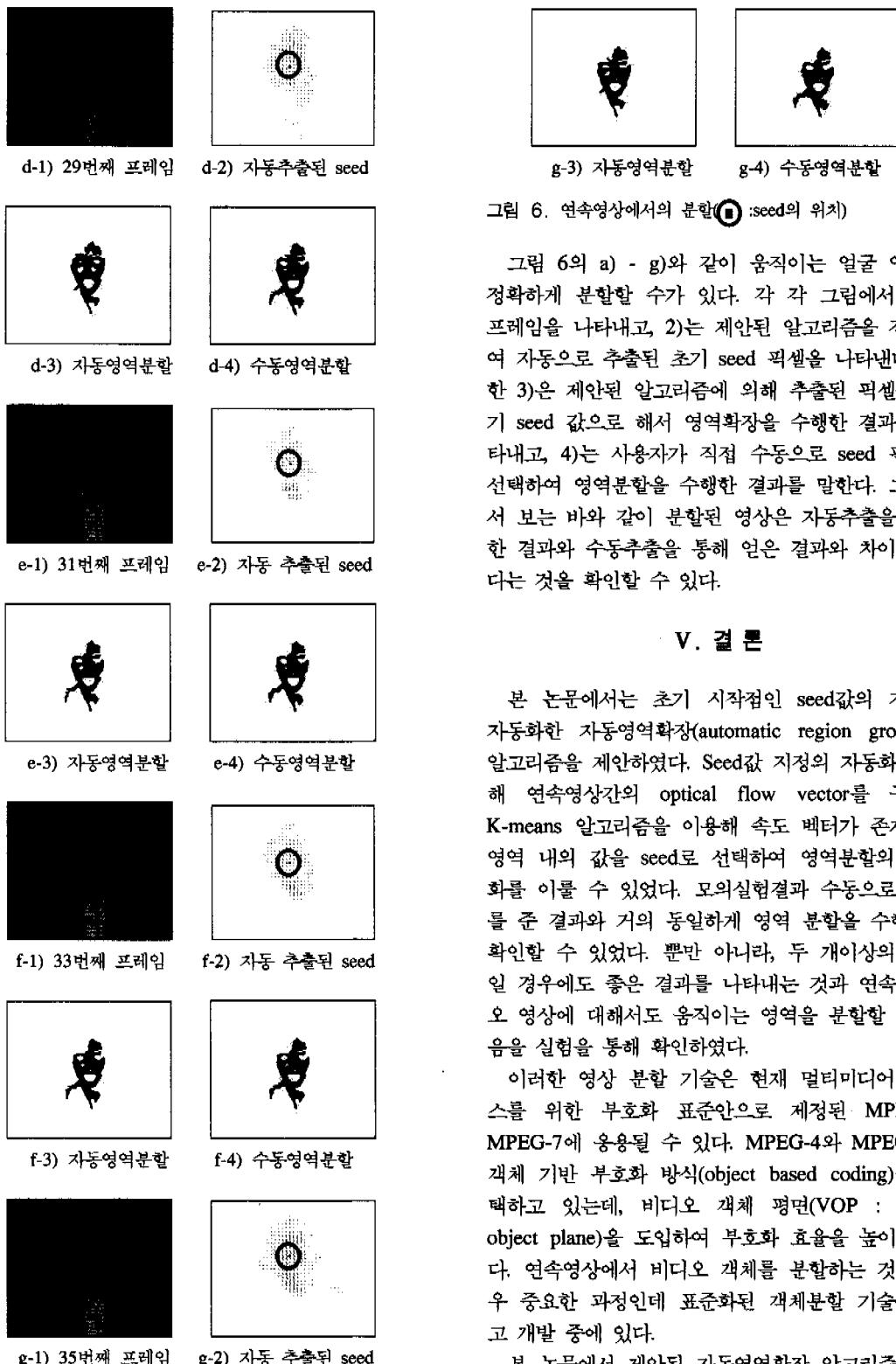


그림 6. 연속영상에서의 분할(■:seed의 위치)

그림 6의 a) - g)와 같이 움직이는 얼굴 영역을 정확하게 분할할 수가 있다. 각각 그림에서 1)은 프레임을 나타내고, 2)는 제안된 알고리즘을 적용하여 자동으로 추출된 초기 seed 픽셀을 나타낸다. 또한 3)은 제안된 알고리즘에 의해 추출된 픽셀을 초기 seed 값으로 해서 영역확장을 수행한 결과를 나타내고, 4)는 사용자가 직접 수동으로 seed 픽셀을 선택하여 영역분할을 수행한 결과를 말한다. 그림에서 보는 바와 같이 분할된 영상은 자동추출을 적용한 결과와 수동추출을 통해 얻은 결과와 차이가 없다는 것을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 초기 시작점인 seed값의 지정을 자동화한 자동영역확장(automatic region growing) 알고리즘을 제안하였다. Seed값 지정의 자동화를 위해 연속영상간의 optical flow vector를 구하고 K-means 알고리즘을 이용해 속도 벡터가 존재하는 영역 내의 값을 seed로 선택하여 영역분할의 자동화를 이를 수 있었다. 모의실험결과 수동으로 seed를 주는 결과와 거의 동일하게 영역 분할을 수행함을 확인할 수 있었다. 뿐만 아니라, 두 개이상의 객체일 경우에도 좋은 결과를 나타내는 것과 연속 비디오 영상에 대해서도 움직이는 영역을 분할할 수 있음을 실험을 통해 확인하였다.

이러한 영상 분할 기술은 현재 멀티미디어 서비스를 위한 부호화 표준으로 제정된 MPEG-4, MPEG-7에 적용될 수 있다. MPEG-4와 MPEG-7은 객체 기반 부호화 방식(object based coding)을 채택하고 있는데, 비디오 객체 평면(VOP : video object plane)을 도입하여 부호화 효율을 높이고 있다. 연속영상에서 비디오 객체를 분할하는 것은 매우 중요한 과정인데 표준화된 객체분할 기술은 없고 개발 중에 있다.

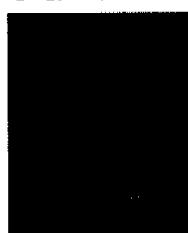
본 논문에서 제안된 자동영역확장 알고리즘을 각 실험영상에 적용하여 얻어진 결과들은 움직이는 비

디오 객체를 분할하는데 좋은 성능을 나타내고 있다. 특히 그림 6에서와 같이 연속 프레임에 대해서도 그 분할성능은 뛰어남을 알 수 있다. 따라서 자동영역확장 알고리즘은 비디오 객체 평면의 생성을 위한 기반 기술로 활용이 가능하리라 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] J.Fan G.Fujita M.Furuie T.Onoye L.Shirakawa L.Wu, "Automatic moving object extraction toward compact video representation", Opt. Eng. 39(2), pp 438-452, February 2000.
- [2] T.Sikora, "The MPEG-4 Video Standard Verification Model", IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 7, No. 1, February 1997.
- [3] K.J.Yoon, I.S.Kweon, "Moving Object Segmentation Algorithm for Human-like Vision System", International Workshop on Human-friendly Welfare Robotic Systems, January 2000.
- [4] K. Haris, S. N. Efstratiadis, N. Maglaveras, A. K. Katsaggelos, "Hybrid Image Segmentation Using Watersheds and Fast Region Merging", IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 7, No.12, December 1998.
- [5] I.Pitas, *Digital Image Processing Algorithms*, pp 254-274, Prentice Hall, 1993.
- [6] B.K.P.Horn B.G.Schunck, "Determining Optical Flow", Artificial Intelligence 17, pp 185-203, 1981.
- [7] A.M.Tekalp, *Digital Video Processing*, pp 72-94, Prentice Hall, 1995.
- [8] A.S.Pandya R. B. Macy, *Pattern Recognition with Neural Networks in C++*, pp 213-230, IEEE Press, 1995.
- [9] 정철곤 김경수 김중규, "Optical flow 이론을 이용한 움직이는 객체의 자동 추출에 관한 연구", 大韓電子工學會 '2000 夏季綜合學術大會 論文集 第23卷 第1號 信號處理工具, pp.50-53, June 2000.

정 철 곤(Cheol-kon Jung)



정희원

1995년 2월 : 성균관대학교 전자
공학과 학사
1997년 2월 : 성균관대학교 전자
공학과 석사
1997년~현재 : 성균관대학교
전기전자 및 컴퓨터공학부
박사과정

<주관심 분야> 영상처리, 컴퓨터비전, 컴퓨터그래픽
스, 디지털비디오처리

김 경 수(Kyung-soo Kim)



준희원

1999년 2월 : 성균관대학교 화학
고분자및섬유공학부,
전기전자및컴퓨터공학부
졸업
1999년~현재 : 성균관대학교
전기전자및컴퓨터공학부
석사과정

<주관심 분야> 영상처리, 컴퓨터비전, 컴퓨터그래픽
스, 디지털비디오처리

김 중 규(Joong-kyu Kim)



정희원

1980년 : 서울대학교 전자공학과
졸업
1982년 : 서울대학교 전자공학과
석사
1989년 : The University of
Michigan, Ann Arbor,
Department of Electrical
and Computer
Engineering Ph.D.

1980년~1981년 : 한국전자통신연구소 위촉연구원
1989년~1990년 : University of Michigan, Post Doctoral
1990년~1991년 : 삼성전자 선임연구원
1992년~현재 : 성균관대학교 전기전자및컴퓨터공학부
부교수
<주관심 분야> 적응신호처리, 레이더신호처리, 의학
영상신호처리, 음향신호처리, 디지털비디오
처리