

논문 2004-41CI-4-2

# 유전자 알고리즘 기반의 비지도 객체 분할 방법

## (Unsupervised Segmentation of Objects using Genetic Algorithms)

김 은 이\*, 박 세 현\*\*

(Eun Yi Kim and Se Hyun Park)

### 요 약

본 논문은 동영상내의 객체를 자동으로 추출하고 추적할 수 있는 유전자 알고리즘 기반의 분할 방법을 제안한다. 제안된 방법은 시간 분할과 공간 분할로 이루어진다. 공간 분할은 각 프레임을 정확한 경계를 가진 영역으로 나누고 시간 분할은 각 프레임을 전경 영역과 배경 영역으로 나눈다. 공간 분할은 분산 유전자 알고리즘을 이용하여 수행된다. 그러나, 일반적인 유전자 알고리즘과는 달리, 염색체는 이전 프레임의 분할 결과로부터 초기화되고, 동적인 객체 부분에 대응하는 불안정 염색체만이 진화연산자에 의해 진화된다. 시간 분할은 두 개의 연속적인 프레임의 밝기 차이에 기반을 둔 적응적 임계치 방법에 의해 수행한다. 얻어진 공간과 시간 분할 결과의 결합을 통해서 객체를 추출하고, 이 객체들은 natural correspondence에 의해 전체 동영상을 통해 정확히 추적된다. 제안된 방법은 다음의 두 가지 장점을 가진다. 1) 제안된 비디오 분할 방법은 사전 정보를 필요로 하지 않는 자동 동영상 분할 방법이다. 2) 제안된 공간 분할방법은 기존의 유전자 알고리즘보다 해공간의 효율적인 탐색을 제공할 수 있을 뿐만 아니라, 정확한 객체 추적 매커니즘을 포함하고 있는 새로운 진화 알고리즘이다. 이러한 장점들은 제안된 방법이 잘 알려진 동영상과 실제 동영상에 성공적으로 적용됨을 통해 검증된다.

### Abstract

The current paper proposes a genetic algorithm (GA)-based segmentation method that can automatically extract and track moving objects. The proposed method mainly consists of spatial and temporal segmentation; the spatial segmentation divides each frame into regions with accurate boundaries, and the temporal segmentation divides each frame into background and foreground areas. The spatial segmentation is performed using chromosomes that evolve distributed genetic algorithms (DGAs). However, unlike standard DGAs, the chromosomes are initiated from the segmentation result of the previous frame, then only unstable chromosomes corresponding to actual moving object parts are evolved by mating operators. For the temporal segmentation, adaptive thresholding is performed based on the intensity difference between two consecutive frames. The spatial and temporal segmentation results are then combined for object extraction, and tracking is performed using the natural correspondence established by the proposed spatial segmentation method. The main advantages of the proposed method are twofold: First, proposed video segmentation method does not require any a priori information second, the proposed GA-based segmentation method enhances the search efficiency and incorporates a tracking algorithm within its own architecture. These advantages were confirmed by experiments where the proposed method was successfully applied to well-known and natural video sequences.

**Keywords:** Object Segmentation, spatial segmentation, temporal segmentation, genetic algorithm, adaptive thresholding

\* 정회원, 건국대학교 인터넷미디어공학부  
(Dept. of Internet and Multimedia Engineering,  
Konkuk Univ.)

\*\* 정회원, 대구대학교 정보통신공학부 - 교신저자  
(School of Computer and Communication  
Engineering, Daegu Univ.)

※ 이 논문은 2003년도 학술진흥재단의 지원에 의하여  
연구되었음(KRF-2003-042-D00166)

접수일자: 2004년2월2일, 수정완료일: 2004년5월24일

## I. 서 론

동영상 분할은 입력동영상에서 객체의 추출과 추적에 관련된 것으로, 비전시스템 및 패턴 인식, 그리고 비디오 인덱싱을 포함한 다양한 멀티미디어 시스템의 개발을 위해 요구되는 필수적인 기술이다<sup>[1-6]</sup>. 특히, MPEG-4와 MPEG-7의 출현으로 인해 동영상 분할연구에

대한 중요성이 급증하고 있다. MPEG-4와 MPEG-7에서는 각각 객체 지향 코딩과 멀티미디어 데이터의 표현을 위한 인터페이스에 관한 표준으로 내용기반 압축과 데이터 접근과 조작성을 제공함을 목표로 한다<sup>[4-6]</sup>. 이러한 기능을 제공하기 위해, MPEG-4와 MPEG-7에서는 동영상은 video object planes (VOPs) 이라 불리는 독립적인 객체로 구성되어 있다고 가정한다. 따라서, 입력 영상의 각 프레임은 먼저 의미 있는 영역으로 분할하는 동영상 분할이 반드시 선행되어야 한다.

이러한 필요성 때문에, 동영상 분할을 위한 많은 기술과 알고리즘이 개발되고 있다. 개발된 많은 방법들은 배경 및 객체에 관한 사전정보가 주어진 supervised mode에서는 좋은 성능을 보이고 있으나, 사전 정보가 주어지지 않은 환경에서는 좋은 결과를 제공하지 못한다<sup>[5,6]</sup>. 자동 동영상 분할을 위해서는 두 가지 기술적 이슈가 해결되어야 한다. 하나는 배경으로부터 동적인 객체들의 분리이고, 다른 하나는 정확한 객체들의 경계선을 추출하는 것이다. 첫 번째 이슈를 해결하기 위해서는 객체를 식별하는데 가장 중요한 정보인 움직임 정보  $v$ 를 사용해야 한다<sup>[2,6-8]</sup>. 그리고 정확한 객체의 추출을 위해서는 객체 경계에 대해 중요한 정보를 제공해 주는 색상 정보를 사용해야 한다. 따라서 최근 공간과 시간적 정보를 모두 이용하는 시공간 분할 방법에 대한 많은 연구가 수행되고 있으며, 실제 응용을 통해서 그 효율성이 입증되고 있다<sup>[2,3,9,10]</sup>.

그림 1은 일반적인 시공간 분할 방법의 개관을 보여준다. 일반적인 시공간 분할 방법은 공간 분할, 시간 분할, 그리고 객체 추출과 추적 모듈로 이루어진다<sup>[3,6]</sup>. 공간 분할은 각 프레임을 정확한 경계를 가진 영역으로 분할하고, 시간 분할은 각 프레임을 배경 부분과 전경 부분으로 분리한다. 이 두 분할 결과를 통합을 통해 장면을 구성하는 VOP를 추출하고, 추출된 VOP들은 시간의 흐름에 따라 계속적으로 추적되어진다.

효율적인 시공간 분할 방법을 개발하기 위해 지금까지 많은 연구가 수행되고 있다. 먼저 공간 분할은 지난 수십 년간 많은 연구가 수행되고 있는 분야로, 개발된 방법들은 크게 모폴로지 접근법과 Bayesian 접근법으로 나뉘어진다<sup>[1,2,6]</sup>. 모폴로지 접근법은 유사한 컬러 값을 가지는 화소들의 그룹화를 통해 초기 영역을 생성하고, 생성된 초기영역들을 watershed 알고리즘을 사용하여 합병한다<sup>[2,4,6]</sup>. 이 접근법은 빠른 연산 시간을 제공하며, 객체의 수에 대한 사전 정보를 필요로 하지 않는다는 장점이 있다. 그러나, 과분할 결과를 생성하기 때문

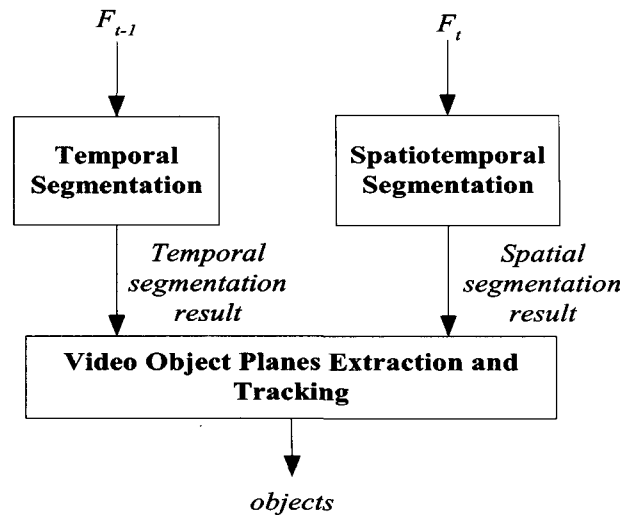


그림 1. 일반적인 시공간 분할방법

Fig 1. Spatiotemporal segmentation scheme.

에 추가적인 영역-합병 기술<sup>[2,6]</sup>을 필요로 한다. 뿐만 아니라, 인접한 화소들간의 공간적 연속성을 제공하지 못한다.

Bayesian 접근법은 분할 결과를 레이블 필드로 두고, 입력 영상으로부터 이를 추정하기 위해서 사후확률 최대화 추정 (maximum a posteriori: MAP)을 이용한다<sup>[11-15]</sup>. 이 때, 레이블 필드를 모델링하기 위해 인접한 화소들간의 시공간 정보를 표현하는데 효율적인 마르코프 랜덤 필드(Markov random fields: MRFs)가 많이 사용된다. 결과적으로, Bayesian 접근법에서 분할 문제는 MRF-MAP framework에서의 최적화 문제로 정형화된다. 이러한 Bayesian 접근법은 인접한 화소들간의 시공간 정보의 연속성을 제공할 수 있지만, 최적의 레이블 필드를 찾기 위해 많은 연산 시간을 요구한다<sup>[1,6]</sup>. 따라서, 복잡한 해공간을 탐색하는데 효율적인 최적화 알고리즘이 사용되어야만 한다. 이러한 목적으로 최근 유전자 알고리즘이 영상분할 문제에 많이 사용되고 있다<sup>[14-17]</sup>. 유전자 알고리즘은 복잡한 해공간을 가지는 최적화 문제를 다루는데 효율적이고 강건한 알고리즘이다. 뿐만 아니라, 해공간의 병렬 탐색을 통해서 지역 해에 빠질 확률을 줄이면서 탐색시간을 줄일 수 있다는 장점을 가진다<sup>[15-17]</sup>.

공간분할과 마찬가지로 지금까지 시간 분할에 대해서도 많은 연구가 수행되어 왔다. 이러한 방법들 가운데 두 개의 연속적인 프레임들간의 밝기 차이를 기반으로 배경과 전경을 분리하는 공간분할 방법이 가장 간단한 방법으로 널리 사용되고 있다<sup>[3,5,11,18]</sup>. 하지만 연속 영상에서의 밝기 차이는 객체의 움직임에 민감하기 때문

에, 객체가 매우 느리게 이동하거나 멈추는 경우에는 그 객체를 배경으로 오판하는 경우가 발생할 수 있다. 일반적으로 객체는 전체 동영상 상에서 서서히 움직이고 있기 때문에, 이전프레임에서 전경 (foreground)영역에 대응하는 화소들은 현재 프레임에서도 전경 영역에 대응될 확률이 높아진다. 이러한 동영상의 특징을 이용함으로써, 객체를 배경으로 오판하는 문제는 쉽게 해결될 수 있다.

본 논문은 입력 동영상을 그 장면을 구성하는 객체들로 자동으로 분할하고 추적하기 위한 방법을 제안한다. 정확한 경계를 가지는 의미 있는 영역으로의 분할을 위해서 움직임 정보와 컬러 정보를 모두 이용한다. 제안된 방법에서는 공간 분할을 위해 새로운 진화 알고리즘을 사용한다. 공간분할은 분산 유전자 알고리즘 (distributed genetic algorithms: DGAs)을 이용하여 진화하는 염색체들에 의해 수행된다. 그러나, 전통적인 DGAs와는 달리, 염색체들을 이전 프레임의 분할 결과를 사용하여 초기화 하고, 실제 동적인 객체에 대응하는 불안정 염색체만을 교점과 돌연변이 연산자를 이용하여 진화한다. 이러한 진화전략은 해공간의 효율적인 탐색과 이용을 제공할 뿐만 아니라, 연속된 프레임에서 같은 객체에 대응하는 영역들이 서로 같은 레이블을 유지할 수 있도록 한다. 본 논문에서는 이를 natural correspondence라고 부르고, 이를 객체 추적을 위한 중요 정보로 사용한다. 배경으로부터 전경부분의 정확한 추출을 위해, 두개의 연속적인 프레임들간의 밝기 차이로부터 얻어진 적응적 임계치를 사용하여 각 프레임을 초기 전경부분과 배경부분으로 분할하고, 이 분할 결과를 이전프레임의 분할 결과를 사용하여 보상 및 검증한다. 마지막으로 생성된 공간분할결과와 시간분할결과를 통합함으로써 VOP를 추출하고, 이들 객체들을 natural correspondence을 사용하여 추적한다.

제안된 방법은 다음의 세 가지 중요한 특징을 가지고 있다: (1) 하나의 객체만을 포함하는 동영상에서부터 다양한 움직임의 다중 객체들을 포함하는 복잡한 동영상까지 모두 처리할 수 있는 강건한 자동 분할 방법이다. (2) 개발된 공간분할방법은 분할 결과의 질과 연산속도를 개선할 수 있는 유전자 알고리즘에 기반의 새로운 진화 알고리즘이다. (3) 제안된 객체 추적 방법은 움직임 변수를 추정할 필요가 없기 때문에, 이를 위한 계산에 소요되는 시간을 감소할 수 있다. 이러한 특징과 장점은 다양한 동영상에 대한 분할 결과를 통해 입증된다.

제안된 논문의 구성은 다음과 같다. II장과 III장에서는 각각 제안된 공간 분할 방법과 시간분할 방법들을 소개한다. IV장과 V장은 VOP의 추출과 추적방법을 설명하고, 실험결과는 VI장에서 보여진다. 마지막으로 결론은 VII장에서 제시된다.

## II. 공간 분할(Spatial Segmentation)

### 1. 시공간 MRFs을 이용한 이미지 모델링

$S = \{S_{st}\}$ 는  $M_1 \times M_2$ 의 3차원 volume이고, 원소  $S_{st}$ 는  $t$ 시간에서 위치  $s$ 에 대응하는 임의의 영상 화소의 인덱스를 나타낸다. 이 때,  $G$ 는  $S$ 상에서 정의된 동영상이다. 본 논문에서는 입력 동영상  $G$ 는 i.i.d zero-mean Gaussian white noise  $N = n_{st}$ 에 의해 오염되었다고 가정한다. 그리고,

$X = \{X_{st} | X_{st} \in \Lambda \text{ and } 1 \leq s \leq M_1 \times M_2\}$ 는  $S$ 상에 정의된 레이블 필드로써,  $X_{st}$ 는 집합  $\Lambda = \{\lambda_1, \dots, \lambda_R\}$ 에서 임의의 값을 가지는 이산 확률 변수이다.  $\Gamma = \{\eta_{st}\}$ 은 이웃 시스템(neighborhood system)으로, 요소  $\eta_{st}$ 은 각 사이트  $(s, t)$ 에 인접한 화소들의 집합을 나타낸다.

레이블 필드  $X$ 는 다음의 마르코프 특성을 만족하기 때문에, 본 논문에서  $X$ 는 3-D MRF를 사용하여 모델화한다.

$$P(X_{st} = x_{st} | X_{qr} = x_{qr}, (s, t) \neq (q, r)) \\ P(X_{st} = x_{st} | X_{qr} = x_{qr}, (q, r) \in \eta_{st})$$

$w$ 를  $X$ 의 실현(realization)이라 할 때, 동영상 분할은 주어진  $g$ 로부터  $w$ 를 추정하는 것으로 정형화된다. 본 논문에서는 최적의  $w$ 를 추정하기 위해 MAP를 사용한다. 따라서 분할문제는 고정된 입력 값  $g$ 에 최대의 사후확률을 가지는  $w$ 를 찾는 것으로 식 (1)과 같이 표현된다.

$$\omega^* = \arg \max_{\omega} P(X = \omega | G = g) \\ = \arg \max_{\omega} \frac{P(g | \omega)P(\omega)}{P(g)} \quad (1)$$

확률  $P(g)$ 는 상수이기 때문에, 식 (1)은 아래와 같이 간단히 표현되어진다.

$$\omega^* \propto \arg \max_{\omega} P(g | \omega)P(\omega) \quad (2)$$

식(2)는 우도 함수 (likelihood function),  $P(g|w)$ 와 사전확률 (prior probability),  $P(w)$ 로 구성되어 있으며, 이들은 각각 식 (3)과 (4)와 같이 주어진다.

$$P(g|\omega) = P(N = g - F(\omega)|\omega) = \prod_{(s,t) \in S} P(n_{st} = g_{st} - M(\omega_{st})|\omega_{st}) \\ = \prod_{(s,t) \in S} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(g_{st} - M(\omega_{st}))^2}{2\sigma^2}\right] \quad (3)$$

$$P(\omega) = \exp(-U(\omega)) = \exp\left[-\sum_{c \in C} \{S_c(\omega) + T_c(\omega)\}\right] \quad (4)$$

식(3)에서,  $\sigma$ 은  $N$ 의 분산이고,  $M(\cdot)$ 은 임의 화소의 컬러벡터를 대응하는 레이블 값으로 사상하는 함수이다.  $\sigma$ 는 다음과 같이 얻어진다.  $\sigma_{st}$ 은  $(s, t)$ 를 중심으로 하는 윈도우에 위치한 화소들의 컬러 값의 분산이고,  $\sigma_m$ 은  $\sigma_{st}$ 의 평균이다. 이 때,  $\sigma$ 는  $\{\sigma_{st} | \sigma_{st} < \sigma_m\}$ 의 평균으로 정의된다. 식(4)에서,  $C$ 은 클릭(cliques)의 집합이고,  $U(w)$ 는 에너지 함수이다.  $U(w)$ 는 모든 가능한 클릭의 집합상에서의  $S_c(w)$ 와  $T_c(w)$ 의 합으로 정의된다.  $S_c(w)$ 와  $T_c(w)$ 는 각각 공간축의 클릭과 시간축의 클릭에 대해서 정의되는 에너지이다. 클릭  $c$ 안의 모든 화소들이 같은 라벨을 가지면  $S_c(w)$ 는  $-\alpha$ 이고 그렇지 않으면  $S_c(w)$ 는  $\alpha$ 이다. 유사하게,  $c$ 안의 모든 화소들이 같은 레이블 값을 가지면  $T_c(w)$ 는  $-\beta$ 이고 그렇지 않은 경우에는  $T_c(w)$ 는  $\beta$ 이다. 이 때, 변수  $\alpha$ 와  $\beta$ 는 참고문헌 [19]의 방법을 통해 얻어진다.

얻어진 사전확률과 우도 함수를 대입함으로써, 식(2)의 MAP 추정식은 다음의 사후에너지 함수를 최소화하는  $w$ 를 찾는 것으로 표현된다.

$$\arg \min \left\{ \sum_c [S_c(\omega) + T_c(\omega)] + \sum_{(s,t) \in S} \left[ \frac{(g_{st} - M(\omega_{st}))^2}{\sigma^2} + \log(2\pi\sigma^2) \right] \right\} \quad (5)$$

$\rho_{st}$ 를  $(s, t)$ 를 포함하는 클릭들의 집합이라 하면,  $C$ 는 모든 화소상의  $\rho_{st}$ 의 합집합과 같다. 따라서, 사후에너지 함수는 모든 화소에 대한 지역 에너지 함수  $U_{st}$ 의 합으로 얻어질 수 있고, 이 때 MAP 추정은 아래의 식으로 다시 표현된다.

$$\arg \min \sum_{(s,t) \in S} U_{st}, \\ \text{where } U_{st} = \sum_c [\rho_c(\omega_{st}) + T_c(\omega_{st})] + \frac{(g_{st} - M(\omega_{st}))^2}{\sigma^2} + \log(2\pi\sigma^2) \quad (6)$$

결론적으로, 분할 문제는 식 (6)의 사후에너지 함수를 최소화하는  $w$ 를 찾는 문제로 정의된다.

## 2. 분할 알고리즘

본 논문에서 사후에너지 함수의 최소화는 염색체의 모집단에 의해 수행된다. 각 염색체는 하나의 화소에 할당되고, 레이블과 특징벡터로 이루어진다. 염색체들은 초기화 후, 종료조건에 부합될 때까지 선택, 교접, 돌연변이를 반복 수행하여 진화한다. 이러한 과정을 통해 염색체의 레이블은 안정적인 해로 수렴이 되고, 이 때 얻어진 레이블 필드가 분할 결과로 간주된다.

제안된 공간분할은 기존의 DGA와는 구별되는 두 가지 특징을 가진다. 첫번째는 염색체는 이전 프레임의 분할결과로 초기화된다. 두 번째는 동적인 객체에 대응하는 염색체들에게 교접과 돌연변이에 의해 진화될 기회를 더 많이 제공하는 것이다. 교접과 돌연변이 연산들은 유전자 알고리즘에서 현재 모집단보다 개선된 새로운 모집단을 생성하는 역할을 한다. 교접은 해공간의 탐색범위를 제어하고, 돌연변이는 현재의 탐색공간에는 없지만 유용한 새로운 염색체를 생성한다. 동영상 분할의 측면에서 고려할 때, 이들 연산은 이전 프레임의 분할결과에서 시작된 염색체들이 연속한 프레임들간의 바뀐 정보에 적응할 수 있는 능력을 제공한다. 따라서, 이들 연산이 동적인 객체에 할당된 염색체들에게 우선 적용되는 것이 합리적이다.

제안된 방법은 해공간의 효율적인 탐색과 이용을 통해, 분할 결과의 질과 속도를 향상시킨다.

### 가. 염색체(Chromosomes)

염색체  $C_{st} = (l_{st}, f_{st})$ 은 화소  $(s, t)$ 에 할당된다. 여기서,  $l_{st}$ 은 레이블이고  $f_{st}$ 는 추정된 RGB-컬러 벡터이다. 염색체는 real-coding scheme을 이용하여 코딩된다. 즉, 염색체는 각각 레이블과 RGB 컬러에 대응하는 4개의 정수 필드로 표현된다.

각 염색체는 적합도로  $-U_{st}$ 를 가진다. 적합도를 최대화하기 위하여 염색체는 선택, 교접, 돌연변이 연산들의 반복수행을 통해 진화한다. DGA에서 이 연산자들은 전체 모집단이 아니라, 인접한 염색체들로 구성된 지역 모집단 상에서 동작한다. 본 논문에서,  $C_{st}$ 의 지역 모집단은 화소  $(s, t)$ 를 중심으로 하는  $w \times w$  윈도우 내에 할당된 염색체들로 구성된다.

기존의 진화알고리즘과는 달리, 제안된 방법에서의

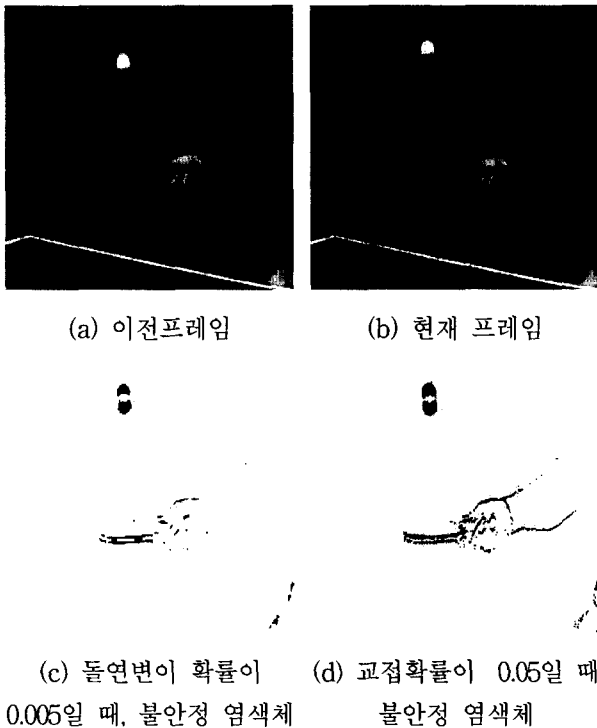


그림 2. 불안정 염색체의 예  
Fig. 2. Examples of unstable chromosomes.

염색체는 자신의 진화 확률,  $PE_{st}$ 를 가진다. 이 확률은 교점과 돌연변이에 의해 진화될 가능성을 나타낸다. 염색체  $C_{st}$ 의  $PE_{st}$ 는 다음과 같이 정의된다:

$$PE_{st} = \frac{\Delta U(s,t)}{\max\{\Delta U(0,t), \dots, \Delta U(s,t), \dots, \Delta U(M_1, M_2 - M_1 - M_2 + 1, t)\}}$$

여기서,  $\Delta U(s, t)$ 는 시간  $t$ 에서  $C_{st}$ 의 에너지 변화량으로  $|U(s, t) - U(s, t-1)|$ 이다. 따라서 염색체의 진화확률은 자신의 에너지의 변화량에 비례한다.

진화확률에 기반해서 염색체는 안정 염색체와 불안정 염색체로 분류된다. 식(7)의 조건을 만족하면 염색체는 불안정 염색체로 간주된다.

$$PE_{st} \geq \frac{1}{2} (1 - C_r \text{ (or } M_r)) \quad (7)$$

여기서,  $C_r$ 과  $M_r$ 은 각각 교점과 돌연변이 비율이다.  $C_r$ 과  $M_r$ 가 주어지면, 임계치 이상의 진화확률을 가진 염색체들은 불안정 염색체로 분류된다.

실제 동영상과 대응해서 고려할 때, 불안정 염색체는 동적인 객체에 대응되고 안정 염색체는 배경 및 정적인 부분에 대응된다. 이는 동적인 객체에 대응하는 염색체는 배경에 대응하는 염색체보다 더 큰 지역 에너지의 변화를 가지기 때문이다. 즉, 동적인 객체에 대응되는

염색체의 추정된 컬러는 객체의 움직임 때문에 현재 프레임에서 대응하는 위치에서의 관측된 컬러와 큰 차이를 가지지만, 배경 또는 정적인 부분에 대응하는 염색체는 0에 가까운 지역 에너지 변화량을 갖기 때문이다.

그림 2는 Table Tennis에서 특정 프레임에서의 불안정 염색체들을 보여준다. 돌연변이와 교점 비율은 각각 0.005와 0.05이다. 각 프레임은 배경, 팔, 공, 라켓을 잡는 손, 그리고 왼쪽 손에 대응하는 4개의 객체로 구성된다. 그림에서 보이듯이 대부분의 불안정 염색체들은 동적인 객체 부분에 대응된다.

나. 알고리즘

첫번째 프레임의 염색체들은 표준 DGA에 의해 진화한다<sup>[15]</sup>. 즉, 염색체들은 랜덤 값에서 시작하고, 모두 같은 진화 확률을 가진다. 그 후, 연속한 프레임의 염색체들은 이전 프레임의 분할 결과로부터 초기화되고, 서로 다른 진화확률을 가진다. 이 확률에 따라 안정 또는 불안정 염색체로 분류된다. 불안정 염색체는 각 세대마다 모든 유전자 연산들을 이용하여 진화하는 반면, 안정 염색체는 선택 연산만으로 진화한다. 이 때 사용된 유전 연산들과 종료조건은 아래와 같다.

**선택(selection).** 지역모집단에서 가장높은 적합도를 가지는 염색체를 선택한다.

**교점(crossover).** 변형된 uniform crossover 방법을 사용한다. 먼저, 지역 모집단에서 임의의 염색체를 선택하고, 그 염색체에서 임의의 gene을 선택한다. 그리고 나서, 현재 염색체에서 대응하는 gene과 교환한다. 생성된 새로운 2개의 염색체중 하나가 임의로 선택된다.

**돌연변이(mutation).** 현재 염색체에서 임의의 gene이 선택되고, 대응하는 값은 식 (8)에 의해 수정된다.

$$C_{st}(i) = C_{st}(i) + \sigma_i \times N(0, 1). \quad (8)$$

여기서,  $C_{st}(i)$ 는 염색체  $C_{st}$ 의  $i$ 번째 gene이고,  $C_{st}(i)$ 는 돌연변이에 의해 변형된 gene이다. 그리고,  $\sigma_i$ 은  $i$ 번째 gene의 step-size이고,  $N$ 은 정규 분포를 나타낸다.

**종료 조건(stopping criterion).** 종료조건을 정의하기 위해, 먼저 안정도를 연속한 모집단에서 같은 레이블을 갖는 화소의 비율로 정의한다. 그때, 종료 조건은 안정도가 최대 안정도에 도달할 때, 또는 반복적으로 표준 안정도에 도달할 때이다. 또한 종료조건은 모집단이 최대 세대 수 동안 진화한 후에 도달한다.

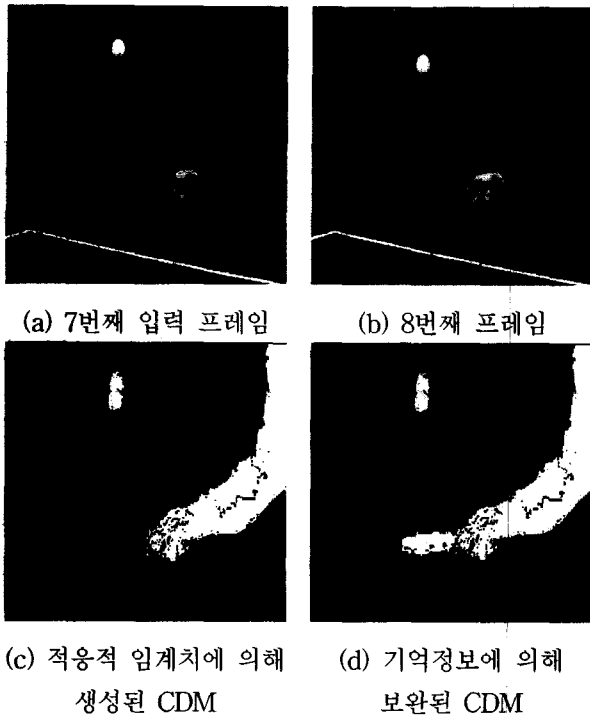


그림 3. Table Tennis에서의 시간분할결과  
 Fig. 3. Change detection masks in sequence Table Tennis.

### III. 시간 분할(Temporal Segmentation)

시간 분할은 현재 프레임을 전경과 배경으로 나누는 것으로, 다음의 두 단계로 수행된다. 먼저, 연속된 프레임간의 밝기 차에 대해 적응적 임계치 방법을<sup>[18]</sup> 적용해서 change detection mask (CDM)을 생성한다. 그 다음, 화소의 기억정보를 사용하여 생성된 CDM은 검증 및 보상한다.

화소의 기억정보는 이전 프레임에서 자신이 동적인 객체에 속했는지 아닌지를 의미하는 것으로,  $h_s$ 로 표현된다. 이전 프레임에서 동적인 객체에 속한 화소는 1의 기억정보 값을 가지고, 그렇지 않은 화소는 0이라는 기억정보 값을 가진다.  $L(\cdot)$ 은 한 염색체를 자신의 레이블 값으로 사상하는 함수라고 할 때, CDM은 아래의 규칙에 의해 수정된다.

$$CDM_n = \begin{cases} 1 & \text{if } L(C_n) = L(C_{n-1}) \text{ and } h_s = 1 \\ CDM_n & \text{otherwise} \end{cases}$$

즉, 어떤 화소가 이전 프레임에서 동적인 객체에 속하고, 연속된 프레임간에 같은 레이블을 유지하고 있다면, 그 화소는 현재의 프레임에서도 전경 영역으로 간주된다.

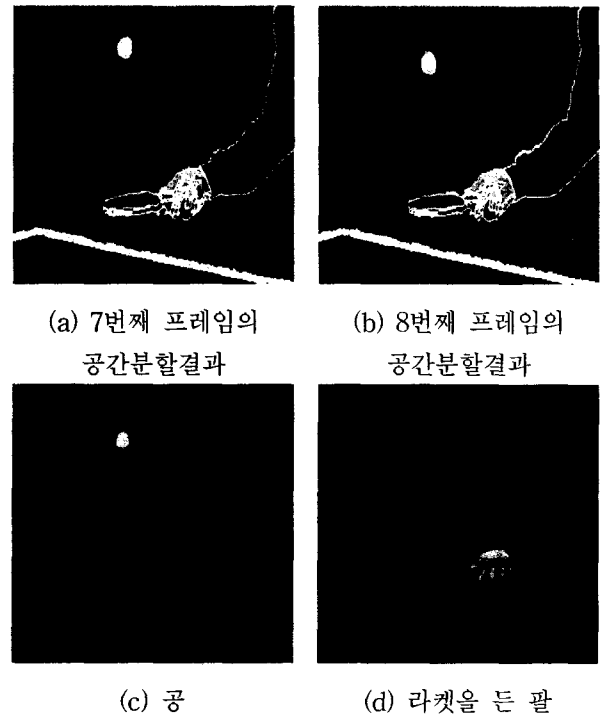


그림 4. Table Tennis의 8번째 프레임의 분할결과  
 Fig. 4. Segmentation result for 8th frame in sequence Table Tennis.

그림 3은 Table Tennis의 8번째 프레임에서의 시간 분할 결과를 보여준다. 그림 3(a)와 (b)는 각각 7번째와 8번째의 프레임을 보여준다. 그 때, 그림 3(c)는 적응적 임계치에 의해 얻어진 초기 CDM을 보여준다. 초기 CDM에서는 라켓을 전경 영역으로 식별하지 못하고 있다. 이는 두 프레임에서 라켓의 움직임이 거의 없었기 때문이다. 이러한 객체의 손실은 그림 3(d)에서 보여지듯이, 기억정보에 의해서 쉽게 보상된다.

### IV. 객체 추출

동영상의 장면을 구성하는 단위인 VOP는 공간 분할 결과와 CDM의 조합을 통해 생성된다. 조합 규칙은 매우 간단하다.  $R_k = \{R_{k,i} | k = 1, 2, \dots, r\}$ 를 현재 프레임  $F_i$ 를 구성하는 영역들의 집합이라 하자. 그리고  $FM_i$ 과  $BM_i$ 를 각각  $CDM_i$ 의 전경과 배경 부분이라 하자. 이 때 영역  $R_{k,i}$ 가 아래의 규칙을 만족하면, 이 영역은 동적인 객체에 속하는 영역으로 간주된다.

$$\frac{num(R_{k,i} \cap FM_i)}{num(R_{k,i})} > \rho, \quad 0.5 \leq \rho \leq 1$$

여기서,  $num(\cdot)$ 은 영역  $R_{k,i}$ 을 구성하는 화소들의

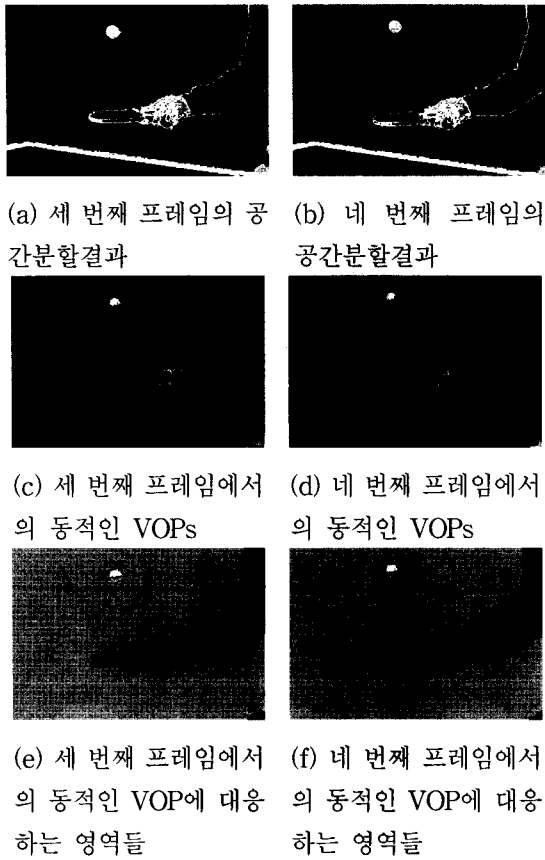


그림 5. Table Tennis에서의 natural correspondence  
 Fig. 5. Example of natural correspondence in Table Tennis.

개수를 반환하는 함수이다. 그리고  $\rho$ 는 임계치이다. 즉, 어떤 영역의 대부분이  $CDM_t$ 의 전경 부분에 속한다면, 영역  $R_{kt}$ 는 객체를 구성하는 전경영역으로 표시된다. 이 때, 전경영역의 크기가 작은 경우, 인접한 전경 영역과 병합된다

그림 4은 Table Tennis의 8번째 프레임으로부터 추출된 동적인 VOP를 보인다. 그림 4(a)와 (b)는 각각 원래의 프레임에 공간 분할 결과를 오버레이 (overlay)한 영상을 보여준다. 이 공간분할 결과를 그림 3(d)에서 보여지는 시간분할 결과와 조합함으로써 생성된 동적인 객체들이 그림 4(c)와 (d)에서 보여진다. 그림 4(c)와 (d)은 제각기 볼과 팔에 대해 VOP를 보여준다.

V. 객체 추적

추출된 객체들은 natural correspondence와 후처리의 과정을 통해 추적된다. Natural correspondence은 제안된 객체 추적 방법의 핵심이 되는 것으로, 이는 전체 동영상에서 같은 객체에 대응하는 부분은 공간분할 결과

에서 같은 레이블을 가진다는 것이다. 연속적인 프레임에 같은 객체간의 시간적 연결성은 이 natural correspondence에 의해 만들어질 수 있다. 이 속성은 움직임 변수의 추정 없이 정확한 객체추적을 가능하게 한다.

Natural correspondence는 제안된 공간분할 알고리즘에 의해 생성된다. 이전 프레임의 분할 결과를 이용하여 초기화된 검색체들은 모두 선택 연산자에 의해 진화된다. 이 때, 낮은 적합도를 가진 검색체는 더 높은 적합도를 가진 검색체에 의해 대체됨으로써, 더 좋은 검색체는 영상전체에 확산된다. 이러한 방식으로, 선택 연산은 공간적으로 멀리 위치한 검색체들간에 상호작용을 허용한다. 이를 통해서, 연속된 프레임에서 같은 객체에 대응하는 화소들은 같은 레이블을 유지 할 수 있게 된다.

그림 5은 natural correspondence의 예를 보여준다. 그림 5(a)와 (b)는 Table Tennis영상에서 각각 세 번째와 네 번째의 공간 분할 결과를 보여주고, 그림 5(c)와 (d)는 대응하는 시공간 분할 결과를 보여준다. 이 때, 5(e)와 (f)는 자신의 레이블에 따라 색칠되어진, 동적인 VOP에 대응하는 영역들을 보여준다. 그림 5(e)와 (f)에서 보여지듯이, 같은 객체의 부분에 대응하는 영역들은 같은 레이블을 가진다.

객체추적은 먼저 natural correspondence를 이용하여 수행된다. 현재 프레임에서의 동적인 객체의 집합인  $VOP(t)$  중 임의의 객체  $K$ 를 자식이라 하고, 이전 프레임에서 검출된 객체  $P$ 를 “부모”라고 부르자. 이 때, 객체  $K = \{K_i | i \in \Lambda\}$ 와  $P = \{P_i | i \in \Lambda\}$ 는 레이블 집합  $\Lambda$ 에서 특정 값을 가지는 영역들로 구성된다.

임의의 부모와 자식간에 식 (9)의 조건이 만족된다면, 이들간에 시간적 대응관계가 생성된다.

$$Sim(K, K^*) \geq \theta_{N-C} \tag{9}$$

$$K^* = \arg \max_{P \in VOP(t-1)} Sim(K, P) \tag{10}$$

$$Sim(K, P) = - \frac{\sum_i |num(K_i) - num(P_i)|^2}{\sqrt{|num(K_i)|}} \tag{11}$$

식 (8)에서  $\theta_{N-C}$ 은 임계치로, 입력 동영상에 관계없이 -200으로 고정된다.  $K^*$ 은 자식  $K$ 와 가장 높은 유사도를 가지는 부모로써, 유사도는 함수  $Sim(\cdot, \cdot)$ 에 의해 계산되어진다.  $Sim(\cdot, \cdot)$ 는 부모와 자식간의 레이블 분포와 크기면에서 유사도를 계산한다. 두

객체가 상이한 레이블 값을 가지는 영역들로 구성된 경우  $Sim(\cdot, \cdot)$ 의 값은 감소한다. 두 객체가 유사한 레이블로 구성이 되어있다 하더라도, 대응하는 영역들 간에 크기에 많은 차이가 있는 경우 역시  $Sim(\cdot, \cdot)$ 의 값은 감소한다. 요약하면, 가장 유사한 레이블 분포를 가지는 유사한 크기의 객체들 사이에 시간적 대응관계가 성립된다.

후처리는 natural correspondence에 의해 확인하지 않는 모든 객체에 적용된다. 만약 natural correspondence에 의해 대응하지 않은 객체가 하나만 존재하는 경우에, 이들은 새로이 출현한 객체 혹은 사라진 객체로 간주된다. 그렇지 않은 경우에는, 객체의 크기 및 위치 정보를 이용하여 부모와 자식간의 시간적 대응관계를 생성한다. 연속된 프레임에서 서로서로 가까이 위치하고, 비슷한 크기를 가진 부모와 자식간에 시간적 대응관계가 성립된다. 이리하여, 모든 객체들간에 대응관계가 생성된다.

다양한 동영상에서의 객체 추적알고리즘의 수행 결과를 통해, natural correspondence에 의해 대부분의 객체간의 시간적 대응관계가 얻어지고, 후처리는 거의 영향을 주지 않는 것으로 나타났다. 이는 제안된 공간분할 알고리즘이 영역 분할 뿐만 아니라, 영역 추적의 메커니즘까지 통합한 알고리즘이라는 것을 의미한다.

### VI. 실험 결과

제안된 방법의 효율성을 증명하기 위해서 MPEG-4 library의 영상에 대해 테스트되었다. 먼저 다양한 영상에 대한 제안된 방법의 분할 결과를 보여주고, 분할된 결과를 다른 동영상 분할 방법과 비교 분석함으로써 제안된 분할 방법의 효율성을 검증했다.

#### 1. 분할 결과

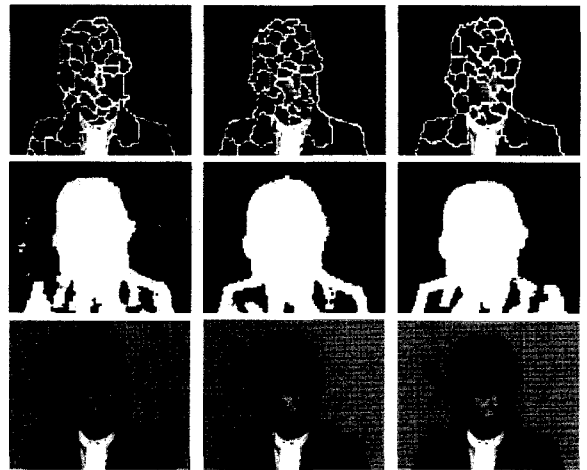
실험을 위해서 설정된 변수들은 다음과 같다. 안정도 임계치는 99.9에 조절, 안정도 수 50, 최대의 안전도 100, 산출한 최고치 수는 1000, 레벨 크기 54 윈도우 크기 5X5, 돌연변이 비율 0.005, 교접 비율 0.05로 조절하였다.

그림 6에서 8은 *Claire*, *Mother and Daughter*, *Table Tennis*와 같이 잘 알려진 동영상에 대한 분할결과를 보여준다. 각 영상에 대한 분할결과는 *Kim et al.*에 의해 제안된 방법<sup>[3]</sup>과 비교되어졌다.

*Kim et al.*은 moving/stationary background에서의



(a) 제안된 방법의 분할결과



(b) *Kim et al.*<sup>[3]</sup>의 방법에 의한 결과

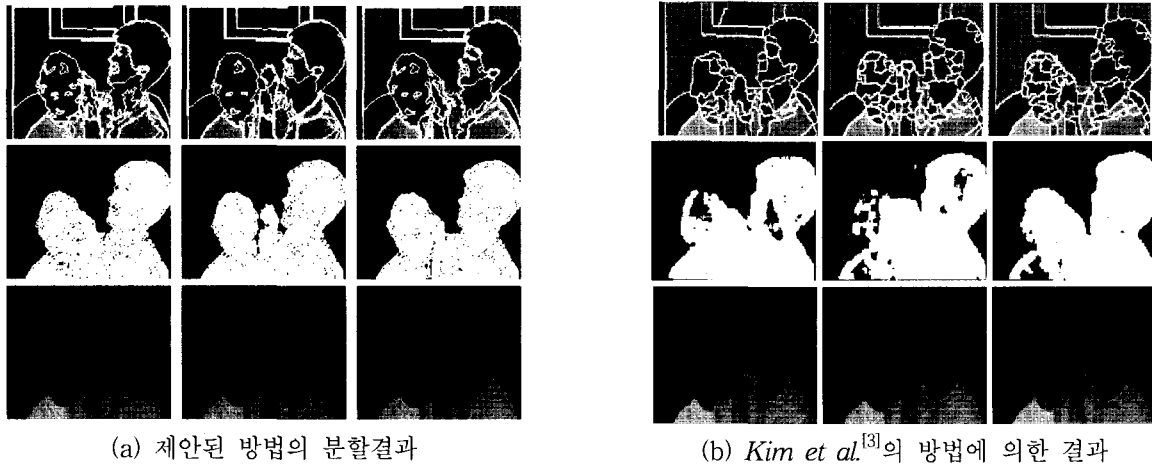
그림 6. *Claire*에 대한 분할결과.

Fig. 6. Segmentation results for sequence *Claire*.

자동 객체 추출 방법을 제안했다. *Kim et al.*의 방법은 시공간 정보를 모두 사용함으로써 추출된 객체들간의 시간적인 대응관계를 효율적으로 추적할 뿐만 아니라, 임의의 시간동안 멈추어진 객체에 대해서도 정확한 검출 결과를 제공한다.

그림 6은 제안된 방법과 *Kim et al.*의 방법을 사용하여 *Claire*를 분할한 결과를 보여준다. *Claire*에서 각 장면은 아나운서와 배경이라는 두개의 객체로 구성된다. 대부분의 영상에서 아나운서의 몸은 거의 움직이지 않는 반면에 머리와 얼굴은 비교적 큰 움직임을 나타낸다. 따라서, 이 동영상은 움직임의 양이 부족한 경우 추적할 중요객체를 추출할 수 있는지를 테스트할 수 있는 전형적인 실험 영상이다. 이러한 어려움에도 불구하고, 제안된 방법은 동영상 내 모든 프레임에 대해서 아나운서와 배경을 정확히 분할 할 수 있음이 실험에 의해 증명되었다. 이는 제안된 방법이 이전프레임의 분할결과





(a) 제안된 방법의 분할결과  
 그림 7. Mother and Daughter에 대한 분할결과.  
 Fig. 7. Segmentation results for sequence Mother and Daughter.

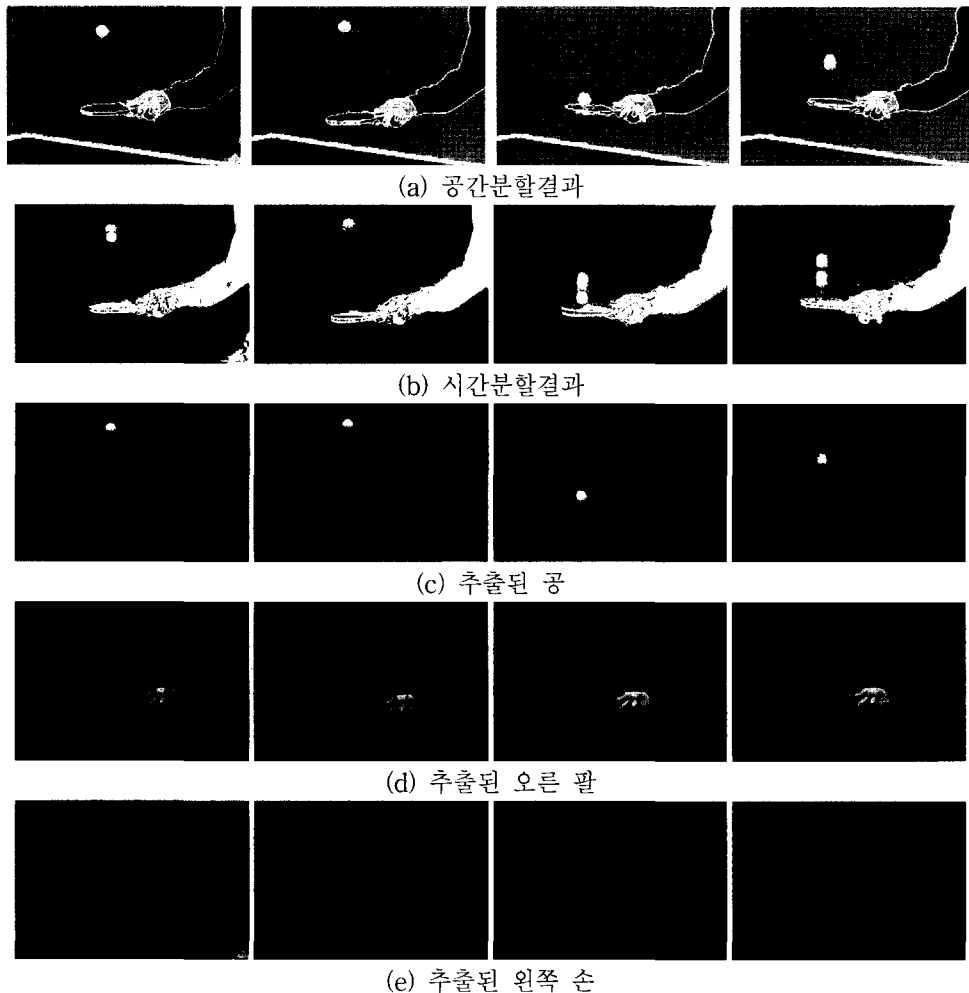


그림 8. Table Tennis에 대한 객체 추출과 추적 결과.  
 Fig. 8. Object extraction and tracking for sequence Table Tennis.

를 이용하여 부족한 움직임 정보를 보상할 수 있음을 보여준다.

뿐만 아니라, 불안정 염색체만이 교점과 돌연변이에 의해 진화하는 제안된 공간분할 방법이 각 객체의 경계

를 정확히 추출할 수 있음을 보여준다. 더욱이 Kim et al.의 방법과 비교했을 때, 제안된 방법은 더 좋은 분할 결과를 보여주고 있다. 그림 6에서 보여지듯이 제안된 방법이 거의 완벽한 객체의 경계를 감지하는 반면,

Kim et al.의 방법은 아나운서의 왼쪽 어깨선을 정확히 분할하지 못하고 있다.

그림 7은 제안된 방법과 Kim et al.의 방법을 Mother & Daughter에 적용한 결과들을 보여준다. 동영상의 각 프레임들은 배경과 어머니와 딸, 이 두 객체로 구성된다. 이 영상의 특징은 딸은 거의 움직임이 없는 반면, 어머니는 딸과 비교하여 상대적으로 큰 움직임을 가진다. 특히, 어머니의 손은 이동 및 회전과 같은 큰 움직임을 가진다. 이 영상에 대해 제안된 방법과 Kim et al.의 방법은 모두 정확한 분할 결과를 제공한다.

제안된 객체 추출방법과 추적방법의 효율성을 명확하게 증명하기 위해서, 제안된 방법은 두개 이상의 움직이는 객체들로 구성된 동영상들에 대해서 테스트되었다. 그림 8는 Table Tennis에 대한 분할 결과를 보여준다. Table Tennis는 4개의 객체들-공, 왼쪽 손, 라켓을 가지고 있는 오른쪽 팔, 그리고 배경-로 구성된다. 왼쪽 손은 시간에 따라 점차적으로 사라지고 있기 때문에 분할결과에서 명확하게 보여지지 않고 있다. 그림 8(a)는 현재 프레임에 오버레이된 공간분할 결과를 보여주고, 그림 8(b)는 시간분할을 통해서 생성된 CDM들을 보여준다. 그리고 그림8의 (c)에서 (e)는 각 프레임으로부터 추출된 객체들을 보여준다. 그림에서 보여지듯이, 제안된 객체 추적방법은 실제로 움직임 벡터를 추정하지 않았음에도 불구하고, 3개의 VOP들의 사라짐과 움직임을 전체 영상에서 정확하게 추적할 수 있다. Kim et al.의 방법은 본질적으로 하나의 동적인 객체만을 포함하는 동영상에 대해서만 적용할 수 있기 때문에, Table Tennis에 대한 제안된 방법과의 비교는 제공되지 않는다.

그림 6과 7, 그리고 8에서 보여지듯이, 제안된 방법은 동영상의 장면을 구성하는 객체들의 수와 배경과 같은 사전 정보가 알려지지 않은 상황에서 의미있는 분할을 생성할 수 있음이 증명되어졌다. 더욱이, 다른 동영상 방법과 시각적으로 비교되어졌을 때, 더 좋은 분할 결과를 제공할 수 있다.

2. 성능 비교와 검토

본 논문에서는 분할 시간과 생성된 분할결과의 질을 개선할 수 있는 새로운 공간 분할 알고리즘을 개발했다. 제안된 방법의 효율성을 입증하기 위해서 유전자 알고리즘을 이용한 다른 동영상 분할 방법과의 성능 비교가 수행되었다. 비교를 위해 Andrey et al.<sup>[15]</sup>의 방법과 Park et al.<sup>[17]</sup>의 방법이 채택되었다. Andrey et al.



(a) 원래의 영상



(b) Andrey et al.의 분할 결과



(c) Park et al.의 분할 결과



(d) 제안된 방법의 분할결과

그림 9. 세 방법에 대한 Claire의 분할 결과.

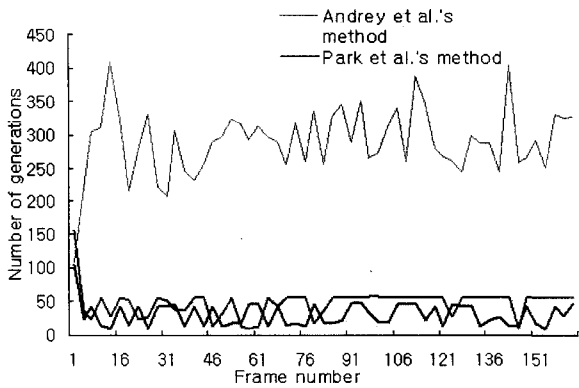
Fig. 9. Segmentation results of sequence Claire when segmented using three methods.

은 MRF를 이용하여 모델화된 텍스처 이미지를 분할하기 위해 DGA에 기반한 분할 방법을 개발했다<sup>[15]</sup>. 이 방법에서 분할은 표준 DGA에 의해 반복적으로 진화하는 unit들의 모집단에 의해 분할된다. 모집단은 완전히 랜덤 값에 의해 초기화 되고, 안정된 분할 결과에 수렴될 때까지 연산자에 의해서 진화한다. Andrey et al.의 방법에서 모든 unit들은 같은 진화 확률을 가진다.

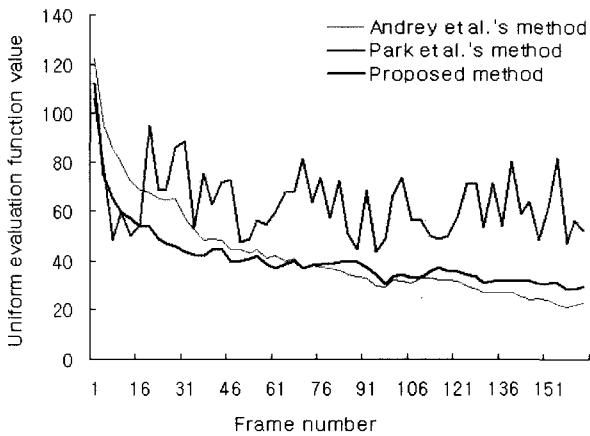
Park et al.은 도로 영상의 분할을 위해 DGA를 이용한 분할 방법을 제안했다. 검색체의 초기화 과정을 제외하고는 표준 DGA의 진화전략을 이용한다. 즉 각 검색체는 이전 프레임의 분할 결과로부터 초기화되고, 안정적 분할 결과에 수렴되기까지의 돌연변이, 교접, 선택에 의해 진화한다.

각 방법에 대한 분할 결과들은 분할결과의 질과 속도의 측면에서 비교된다. 이 때, 분할결과의 질을 정량적으로 평가하기 위해서, Liu et al.에 의해 제안되고, 많은 논문에서 사용된 평가함수 F를 사용한다. 함수 F는 다음과 같이 정의된다.

$$F(\omega_i) = \frac{1}{1000 \times image\_size} \sqrt{R} \times \sum_{i=1}^R \frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}} \quad (12)$$



(a) 영상에서 각 프레임을 분할하는데 필요한 세대 수



(b) 각 프레임에 대한 평가함수 F의 값

그림 10. Claire에 대한 성능평가 비교.  
그림 10. Performance comparison for sequence Claire.

식 (12)의  $w_i$ 는 분할된 영상을 나타내고,  $R$ 은 분할된 영상  $w_i$ 에서의 영역의 개수를 나타낸다. 그리고  $A_i$ 는  $i$  번째 영역에 포함된 화소의 개수를 나타내고, 마지막으로  $e_i$ 는 영역  $i$ 에서의 오차를 나타낸다. 오차  $e_i$ 는 실제 관측 영상과 추정된 원래의 영상에서 영역  $i$ 에 속하는 화소들에 대해 정의되는 것으로, 서로 대응되는 화소의 컬러 벡터들간의 *Euclidean distance*의 합으로 얻어진다. F의 값이 작을수록, 좋은 분할결과를 나타낸다.

그림 9는 Claire 영상에 대한 제안된 방법과 Andrey et al의 방법, 그리고 Park et al.의 방법들에 의해 얻어진 분할 결과들을 보여준다. 시각적으로 평가되어졌을 때, 각 방법의 분할 결과에 중요한 차이점은 발견되지 않았다.

그림 10은 각 방법에서의, Claire를 분할하는데 필요한 연산시간과, 분할결과에서의 F의 값을 그래프로 보여준다. 그림 10(a)에서 보여지듯이, 제안된 방법과

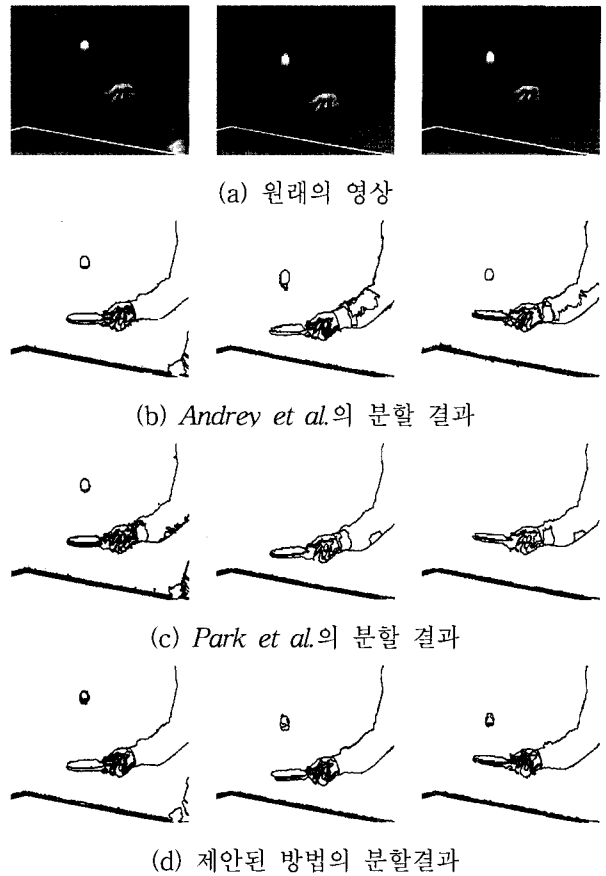
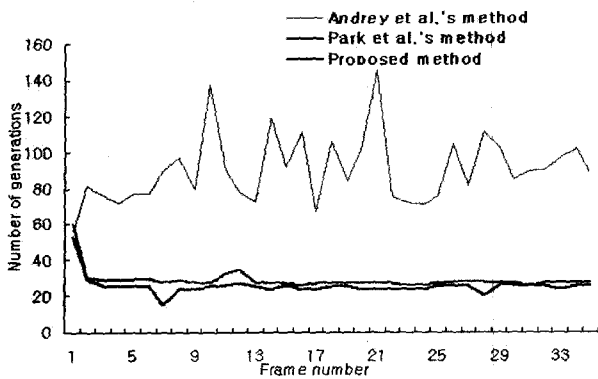


그림 11. 세 방법에 대한 Table Tennis의 분할 결과.  
Fig. 11. Segmentation results of sequence Table Tennis when segmenting using several methods.

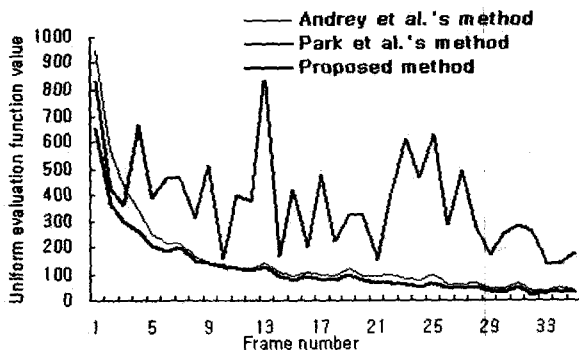
Park et al.의 방법은 Andrey et al.의 방법에 비해 매우 빠르며, 제안된 방법은 더 나아가 Park et al.의 방법의 59%의 연산시간만을 필요로 한다. 뿐만 아니라, 제안된 방법은 다른 2개의 방법보다 더 좋은 분할 결과를 생성할 수 있음이 그림 10(b)에서 보여진다. 제안된 방법은 표준 DGA에 의한 분할 방법보다 평균적으로 약 12배 빠른 연산 시간을 제공한다.

그림 11는 Table Tennis영상에 대한 각 방법의 분할 결과들을 보여준다. 그림에서 보여지듯이 이 세 방법에서의 분할 결과들간에 큰 차이점이 발견되었다. 그 차이점은 다른 두 방법이 Park et al.보다 더 좋은 분할 결과를 생성한다는 것이다. 그림 11(c)에서 보여지듯이 Park et al.의 방법은 전체 영상에서 공을 정확하게 추적할 수 없는 반면, 제안된 방법에서는 공을 정확히 추적하고 있다. 두 방법은 염색체의 초기화를 위해서 같은 방법을 채택하고 있지만, 서로 다른 진화 전략을 가지고 있다.

두 방법에서 염색체들은 이전 프레임의 분할 결과에 의해 초기화 된다. 그 후, 제안된 방법에서는 실제 영상



(a) 영상에서 각 프레임을 분할하는데 필요한 세대 수. 에서 움직이는 물체에 대응하는 불안정 탐색체에 돌연변이와 교접 연산자에 의해 진화할 수 있는 기회를 더 많이 제공한다. 이러한 진화 전략은 연속된 두 프레



(b) 각 프레임에 대한 평가함수 F의 값

그림 12. Table Tennis에 대한 성능평가 비교.  
Fig. 12. Performance comparison of sequence Table Tennis.

임간에 변화가 발생하는 부분에 대응하는 탐색체들에게만 진화연산자를 적용함으로써, 더 적은 시간으로 변화에 효율적으로 적응할 수 있도록 한다. 하지만, Park et al.의 방법에서 모든 탐색체는 자신의 특성에 관계없이 같은 진화확률을 가지기 때문에, 실제 변화된 부분에 대응하는 탐색체들이 교접과 돌연변이에 의해 진화하지 못하는 경우가 발생하여 좋지 못한 분할 결과를 생성하게 된다.

그림 12은 Table Tennis에 대한 세 방법의 정략적인 비교를 보여준다. 제안된 방법은 다른 방법들에 비해 괄목한 만한 성능을 보여준다. 제안된 방법은 빠른 연산시간을 제공할 뿐만 아니라, 더 좋은 분할 결과를 생성하고 있다.

지금까지 비교실험에서 보여지듯이 Park et al.의 방법은 속도를 개선할 수 있었지만, 분할 결과의 질을 하락 시켰다. 반면에 제안된 방법은 속도와 분할 결과의 질적 측면에서 모두 큰 개선을 보여준다. 결과적으로

제안된 공간 분할 방법이 기존의 다른 진화 알고리즘에 비해 더 우수한 성능을 가진다는 것이 실험을 통해 증명되었다.

## VII. 결 론

새로운 비디오 코딩과 멀티미디어 시스템에서의 내용기반 접근 및 조사를 지원하기 위해서는 먼저 동영상의 각 프레임의 의미있는 객체들로 나누는 동영상 분할이 반드시 선행되어야 한다. 이러한 중요성 때문에 많은 연구가 수행되고 있지만, 동영상에 대한 사전정보가 주어지지 않은 경우에 효율적으로 사용될 수 있는 분할 방법의 개발은 매우 어려운 문제로 남아있다.

이를 위해 입력동영상에서 자동으로 객체를 추출하고 추출된 객체를 추적하기 위한 방법이 제안되었다. 제안된 방법에서 동영상 분할 문제는 전체 동영상에서 정지 배경으로부터 움직이는 객체를 분리하는 것으로 정형화된다. 그리고, 동영상의 의미있는 분할과, 정확한 객체의 경계를 얻기 위해 시공간 정보를 모두 이용한다. 따라서, 제안된 방법은 시간 분할과 공간분할로 크게 나누어진다. 공간 분할은 각 프레임을 정확한 경계를 가진 영역으로 나누고, 시간 분할은 배경과 전경을 나타내는 CDM을 생성한다. 얻어진 두 분할결과의 결합을 통해 객체를 추출하고, 추출된 객체는 제안된 추적방법에 의해 정확히 추적되어진다. 제안된 방법은 어떠한 사전정보를 필요로 하지 않는 자동 분할 방법이다. 또한 서로 다른 움직임을 가지는 여러 개의 객체를 포함하는 동영상을 처리할 수 있다. 뿐만 아니라, 개발된 유전자 알고리즘 기반의 공간 분할 알고리즘은 기존의 진화알고리즘의 성능을 크게 개선할 수 있다.

하지만, 제안된 방법의 실시간 응용을 위해서는 속도 개선이 필요하다. 또한 복잡한 동영상을 처리하기 위해서는, 본 연구에서 개발된 방법에 카메라 움직임을 추정하고 보상하기 위한 메커니즘이 추가되어야 한다. 이를 위한 연구가 현재 수행되고 있다.

## 참 고 문 헌

- [1] N. R. Pal and S. K. Pal, A review on image segmentation techniques, Pattern Recognition, vol. 26, no. 9, pp. 1277-1294, 1993.
- [2] P. Salembier and F. Marques, Region-based representation of image and video: segmentation tools for multimedia services, IEEE Trans. Cir

- uits Syst. Video Technol., vol. 9, no. 8, pp. 1147-1169, Dec. 1999.
- [3] M. Kim, J. G. Choi, K. Kim, H. Lee, m. H. lee, C. Ahn, and Y. Ho, A VOP generation tool: auto-matic segmentation of moving objects in image sequences based on spatio-temporal information, IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., vol. 9, no. 8, pp. 1216-1226, Dec. 1999.
- [4] P. Salembier et al., Segmentation-based video coding system allowing the manipulation of ob-jects, IEEE Trans. Circuits Syst. Video Tech-nol., vol. 7, no. 1, pp. 60-74, Feb. 1997.
- [5] C. Toklu, A. M. Telalp, and A. T. Erdem, Semi-automatic video object segmentation in the presence of occlusion, IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., vol.10, no. 4, pp. 624-629, June 2000.
- [6] Al Bovik, Handbook of Image & Video Proce-ssing, Academic Press, Canada, 2000.
- [7] H. S. Kim, E. Y. Kim, and H. J. Kim, Motion estimation and segmentation using genetic algo-rithm, in Proc. ISCA Int. Conf. Computer Appli-cations in Industry and Engineering, 2000, pp. 106-109.
- [8] H. T. Nguyen, M. Worring, and A. Dev, Detec-ting of moving objects in video using a robust motion similarity measure, IEEE Trans. Image Processing, vol. 9, no. 1, pp. 137-141, Jan. 2000.
- [9] E. Y. Kim, S. W. Hwang, S. H. Park, and H. J. Kim, Spatiotemporal segmentation using genetic algorithms, Pattern Recognition, Vol.23, No.7, pp. 2063-2066, Feb, 2001.
- [10] G. K. Wu and T. R. Reed, Image sequence pro-cessing using spatiotemporal segmentation, IEE E Trans. Circuits Syst. Video Technol., vol. 9, no. 5, pp. 798-807, 1999.
- [11] S. Z. Li, Markov random field modeling in computer vision, Springer-Verlag, Tokyo, 1995.
- [12] D. W. Murray and B. F. Buxton, Experiments in the machine interpretation of visual motion, MIT Press, Cambridge, Mass., 1990.
- [13] F. Lunthon and D. Dragomirescu, A cellular analog network for MRF-based video motion de-tection, IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., vol. 46, no. 2, pp. 281-293, 1999.
- [14] E. Y. Kim, S. H. Park, and H. J. Kim, A genetic algorithm based segmentation of Markov random field images, IEEE Signal Processing Letters, vol. 7, no. 11, pp. 301-303, Nov. 2000.
- [15] P. Andrey and P. Tarroux, Unsupervised seg-mentation of Markov random field modeled textured images using selectionist relaxation, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intel., vol. 20, no. 3, March 2000.
- [16] S. K. Pal and P. P. Wang, Genetic Algorithms for Pattern Recognition, CRC press, Florida, 1996.
- [17] S. H. Park, J. K. Lee, H. J. Kim, Evolutionary Segmentation of Road Traffic Scenes, Procee-dings of IEEE ICEC'97, pp 397-400, 1997.
- [18] N. habili, A. Moini, and N. Burgess, Automatic thresholding for change detection in digital video, in Proc. SPIE, 2000, vol.4067, pp. 133-142.
- [19] S. G. Nadabar and A. K. Jain, Parameter estima-tion in MRF line process models, in Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.528-523, 1992.

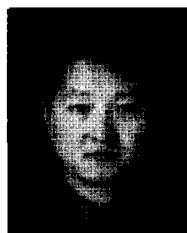
---

 저 자 소 개
 

---

## 김 은 이(정회원)

1999년 경북대학교 컴퓨터공학과 공학석사  
 2001년 경북대학교 컴퓨터공학과 공학박사  
 2001년~2002년 가야대학교 컴퓨터정보처리학부  
 초빙교수  
 2002년~현재 건국대학교 인터넷미디어공학부  
 전임강사  
 <주관심분야: 컴퓨터 비전, 패턴인식, 영상처리,  
 기계학습>



## 박 세 현(정회원)

1997년 경북대학교 컴퓨터공학과  
 공학석사  
 2000년 경북대학교 컴퓨터공학과  
 공학박사  
 2001년~2004년 조선대학교 컴퓨  
 터공학부 조교수  
 2004년~현재 대구대학교 정보통신공학부 조교수  
 <주관심분야: 컴퓨터비전, 이미지 이해, 패턴인식,  
 영상분할, 교통감시>

