

# 수리 형태학 기반의 움직임 정보를 이용한 연속영상의 계층적 3차원 분할

## (Hierarchical 3D Segmentation of Image Sequence Using Motion Information Based on Mathematical Morphology)

呂英準\*, 宋根遠\*, 朴英植\*, 金紀錫\*\*, 河永浩\*

(Yeung Zun Yeo, Kun Woen Song, Young Sik Park, Gi Seok Kim, and Yeong Ho Ha)

### 요 약

공간축에 시간축을 더한 3차원 분할은 영역일치문제를 해결할 수 있으므로 초저속 영상 부호화에 널리 사용된다. 수리 형태학은 크기, 형태, 대비, 및 연결성 등의 특징을 잘 처리하기 때문에 영상분할에 적합하다. 기존의 3차원 형태학적 분할 알고리즘은 움직임이 클 경우 영역일치 문제해결에 어려움이 있었다. 이 문제를 해결하기 위해 각 영역의 움직임정보를 이용한 계층적인 영상분할 알고리즘을 제시한다. 이전 계층의 영역의 움직임은 현재 계층에 영향을 주므로 이전 계층의 영역의 움직임을 영역 일치성을 높이기 위해 사용하였다. 실험에서 움직임이 큰 경우에도 제안된 방식으로 풀 수 있었다.

### Abstract

A three dimensional-two spatial dimensions plus time-image segmentation is widely used in a very low bit rate image sequence coding because it can solve the region correspondence problem. Mathematical morphology is a very efficient tool for the segmentation because it deals well with geometric features such as size, shape, contrast and connectivity. But if the motion in the image sequence is large in time axis, the conventional 3D morphological segmentation algorithm have difficulty in solving region correspondence problem. To alleviate this problem, we propose the hierarchical image sequence segmentation algorithm that uses the region motion information. Since the motion of a region in previous level affects that in current level, the current level uses the previous motion information to increase region correspondence. Simulation result shows improved performance for sequence frames with large motion.

### 1. 서 론

\* 正會員, 慶北大學校 電子·電氣工學部

(School of Electronic & Electrical Engineering, Kyungpook National University)

\*\* 正會員, 慶州大學校 컴퓨터·情報工學部

(School of Computer & Information Science, Kyungju University)

接受日子: 1997年1月3日 수정완료일: 1997年6月26日

집합이론에 기반한 수리 형태학<sup>[1,2]</sup>은 영상에서 물체에 대한 형태, 크기, 대조 및 연결성 등의 다양한 특징을 추출할 수 있다. 또한 영상에서 동질성과 연속성을 만족하는 부분에 대한 특징의 추출이 효과적이므로 초저속 동영상 부호화 방법을 위한 영역 분할 기법에 응용되고 있다<sup>[3-5, 8-10]</sup>. 분할 기반 부호화 기법은 기존의 블럭 기반 부호화 기법에서 문제가 되는 낮은

비트율에서의 블러화 현상이나 경계흐림 현상을 줄일 수 있다. 이는 인간 시각이 경계에 민감하다는 점을 감안하여 영상을 영역위주로 분할하여 부호화 하는 방법이다.

2차원 공간에 시간축을 더한 3차원 분할은 영역의 일치문제를 해결할 수 있다<sup>[3-4]</sup>. 기존의 형태학을 이용한 계층적 영상 분할은 단순화, 마커 추출, 영역결정 및 화질추정의 네개의 단계로 구성되어 있다. 단순화 단계는 분할을 용이하게 하기 위하여 영상의 정보량을 줄이고, 마커 추출 단계는 단순화된 영상에서 동질 영역을 찾아 이를 마커로 삼는다. 영역결정 단계는 추출된 마커로부터 각 영역의 경계를 결정하며, 화질추정 단계는 결정되어진 각각의 영역의 화질을 구한다. 각 계층의 단순화 연산에서 3차원 형태소(structuring element)의 크기를 변화함으로써 계층적인 영상 분할을 한다. 즉 상위 계층에 큰 형태소를 할당하여 전체적인 영역정보를 구하고, 이후 하위 계층은 점차 형태소의 크기를 줄여 세밀하게 분할한다.

기존의 3차원 분할 방법은 움직임이 큰 경우 시간 축상에서 영역간의 연결이 효과적이지 못하다. 이를 해결하고자 본 연구에서는 상위 계층 영역 정보로부터 추정된 움직임을 하위 계층에서 고려하는 연속 영상 분할 방법을 제안하였다. 제안된 기법은 움직임을 고려한 단순화, 마커 추출, 영역결정, 움직임 추정 및 화질추정단계로 구성되어 있다. 연속영상 3차원 분할시 움직임 정보를 이용함으로써 영역의 왜곡을 감소시키고 영역일치성을 향상시킴을 실험을 통해 보였다.

## II. 수리 형태학에 기반한 연속영상 3차원 분할 기법

### 1. 기존 방식의 구조

대표적인 형태학을 이용한 3차원 연속영상분할 과정은 크게 4단계로 구성되며 아래와 같다<sup>[3-5]</sup>.

#### 1) 단순화 단계

단순화 단계는 영역의 경계선을 유지하면서 영역 내부의 질감 성분이나 잡음 성분을 제거하여 입력 영상을 단순화시키며 형태소의 크기를 이용하여 영상의 정보량을 조절한다. 형태학적 연산은 dilation과 erosion의 두 연산을 기본으로 하고 있으며  $f(x)$ 는 입력영상,  $M_n$ 은 3차원의 크기  $n$ 의 형태소일때 아래와 같다.

$$\text{Erosion} : \varepsilon_n(f)(x) = \text{Min}\{f(x+y), y \in M_n\},$$

$$\text{Dilation} : \delta_n(f)(x) = \text{Max}\{f(x-y), y \in M_n\} \quad (1)$$

3×3 단위 크기의 형태소에 의한 geodesic dilation은 원영상  $f(x)$ 에 단위 크기의 dilation과 기준영상  $r(x)$  사이의 최소값으로 정의되고, 단위 크기 geodesic erosion은 원영상  $f(x)$ 에 단위 크기의 형태소에 의한 erosion과 기준영상  $r(x)$  사이의 최대값으로 정의된다.

단위 크기의 Geodesic dilation :

$$\delta^{(1)}(f, r) = \text{Min}\{\delta_1(f), r\}$$

단위 크기의 Geodesic erosion :

$$\varepsilon^{(1)}(f, r) = \text{Max}\{\varepsilon_1(f), r\} \quad (2)$$

Geodesic dilation과 geodesic erosion을 더 이상의 변화가 없을 때까지 수행하는 연산을 reconstruction by dilation, reconstruction by erosion이라 한다.

Reconstruction by dilation :

$$\gamma^{(rec)}(f, r) = \delta^{(\infty)}(f, r) = \dots \delta^{(1)}(\dots \delta^{(1)}(f, r) \dots, r)$$

Reconstruction by erosion :

$$\varphi^{(rec)}(f, r) = \varepsilon^{(\infty)}(f, r) = \dots \varepsilon^{(1)}(\dots \varepsilon^{(1)}(f, r) \dots, r) \quad (3)$$

단순화 단계는 opening\_closing by reconstruction 필터를 주로 사용한다. 이것은 opening by reconstruction을 수행한 후 closing by reconstruction을 함으로써 구현할 수 있다.

$$\text{opening by reconstruction} : \gamma^{(rec)}(\varepsilon_n(f), f)$$

$$\text{closing by reconstruction} : \varphi^{(rec)}(\delta_n(f), f) \quad (4)$$

이는 영역의 움직임으로 인해 경계선에서 오류가 발생할 수 있으며 보다 안정된 경계선을 유지하기 위해 비교영상인  $f(x)$ 를 부드럽게 한 것을 partial reconstruction이라 한다. 이를 이용한 opening과 closing by partial reconstruction 필터는 아래와 같다.

opening and closing by partial reconstruction :

$$\gamma^{(rec)}(\varepsilon_n(f), r_k(f)), \varphi^{(rec)}(\delta_n(f), \varphi_k(f)) \quad (5)$$

여기서  $r_k(f)$ 와  $\varphi_k(f)$ 은 식 (4)에서  $f(x)$ 대신 이를 opening과 closing한 것이다.

ASF(alternative sequential filter)는 opening\_closing by reconstruction보다 좋은 성능을 보이고 있으나, 복잡한 구조로 인해 opening\_closing by

reconstruction 필터가 많이 사용되고 있다.

ASF (alternative sequential filter) :

$$\Psi_n = \varphi_n^{(rec)} \gamma_n^{(rec)} \varphi_{n-1}^{(rec)} \gamma_{n-1}^{(rec)} \dots \varphi_1^{(rec)} \gamma_1^{(rec)} \quad (6)$$

단순화 단계에서는 opening\_closing by reconstruction 필터나 opening\_closing by partial reconstruction 필터가 널리 사용되어진다.

#### 2) 마커 추출

이 단계에서는 3차원적 영역의 국부적인 동질성을 만족하는 영역을 추출한다. 이때 마커가 된 부분은 동질한 영역의 내부를 표시하고 마커가 되지 않은 부분은 불확실한 영역이 된다. 구해진 마커에서 영역의 경계선을 결정하는 과정은 다음 과정인 결정단계에서 하게 된다. 마커 추출은 형태학적 기술기, 동질영역면적 및 대조영역 추출 등을 이용하는데 이중 형태학적 기술기는 움직임이 있는 연속영상에서 정보상실이 많아 동질영역면적을 주로 이용한다.

#### 3) 영역결정

불확실한 영역을 마커영역으로 포함시켜서 영역의 경계선을 구하는 과정이며 변형된 watershed 알고리즘<sup>[7]</sup>을 이용하여 불확실한 화소들을 가장 유사한 인접영역에 매핑한다. 이때 계층적 큐를 이용하여 반복적인 연산 없이 영역결정을 한다.

#### 4) 화질추정

영역이 결정되면 각 영역의 평균값으로 영역을 근사화한 값을 각 영역에 매핑하며 보다 상세한 정보를 얻기 위해 원영상과 매핑된 영상과의 차영상을 다음 계층의 입력이 되게 하여 계층적인 구조를 이루고 있다.

### 2. 기존 방식의 문제점

기존의 3차원 형태학적 분할방식의 가장 큰 문제점은 상당히 안정된 연속영상에서만 영역일치가 해결된다는 점이다. 만약 움직임으로 인하여 각각의 2차원 영상의 마커가 시간축에서 겹치지 않으면 서로 다른 영역이 되어 일치성 문제는 풀 수가 없게 되며 또한 단순화 단계에서 움직임으로 겹쳐진 서로 다른 영역으로 에러가 발생한다. 이 문제를 해결하기 위해서 각각의 영역의 움직임을 고려하여야 하며 단순화 과정에서 움직임으로 인하여 생기는 에러를 감소시키기 위해 움직임을 고려한 단순화 연산자가 필요하다. 즉 움직임을 고려한 형태학적 연산자가 필요하고 마커 추출과 영역 결정 단계에서는 시간축상의 연결을 위해 움

직임 정보를 이용한 이웃화소 정의가 요구된다.

계층적 구조의 영상분할에서 전체적인 정보는 영역의 개수가 적고 면적이 커서 움직임의 영향을 거의 받지 않는다. 그러나 보다 세부적인 정보를 구할수록 영역의 개수는 늘어나고 영역의 면적은 줄게 되어 영역의 일치가 어렵게 된다. 본 연구에서 제안한 방식은 각 계층에서 움직임 추정을 추가하고 이 정보를 이용하여 영역일치성문제를 해결할 수 있다.

### III. 움직임정보를 고려한 연속영상의 계층적 분할

그림 1은 제안된 알고리즘이 기존의 알고리즘으로는 해결할 수 없는 일치성 문제를 움직임을 이용하여 해결하는 방법을 보여준다. 그림 1(a)에서 하나의 객체는 영역 A와 B로 구성되어 있으며 이 객체의 움직임은 영역 A와 B의 비슷한 움직임을 야기한다. 이때 영역 A는 그 크기가 커서 시간축으로 서로 겹치나 영역 B는 그 크기가 작아서 시간축으로 겹치지 않고 있다. 그림 1(b)는 첫 번째 계층의 단순화 연산의 결과를 보이고 있으며 형태소보다 큰 영역 A의 경계는 유지되고 형태소보다 작은 영역 B는 제거한다. 이때 영역 A는 시간축상에서 연결되어 있어서 영역의 일치성을 구하게 되고 영역 A의 움직임을 계산한다.

그림 1(c)는 첫 번째 계층의 결과와 원영상과의 차를 보다 작은 형태소를 이용하여 단순화시킨 것에 해당한다. 영역 A와 B의 면적이 형태소보다 크므로 경계선이 나타나게 되며 첫 번째 계층에서 구한 움직임 정보로부터 영역 A와 영역 B를 시간상에서 일치시켜 3차원적으로 연결시킬 수 있음을 알 수 있다.

그림 2는 제안한 움직임 정보를 고려한 계층적 영상 분할 알고리즘의 블록도를 나타낸다. 각 층은 기존의 방식에서 움직임추정을 첨가한 다섯 단계로 구성된다. 움직임을 고려하기 위해 단순화, 마커 추출 및 결정을 변형시켰다.

#### 1. 단순화 단계

움직임 정보를 고려하기 위해 아래와 같은 연산을 제안한다.

움직임을 고려한 dilation, erosion :

$$\text{Erosion} : \varepsilon_n^m(f)(x) = \text{Min}(f(x+y), y \in M_n^m),$$

$$\text{Dilation} : \delta_n^m(f)(x) = \text{Max}(f(x-y), y \in M_n^m) \quad (7)$$

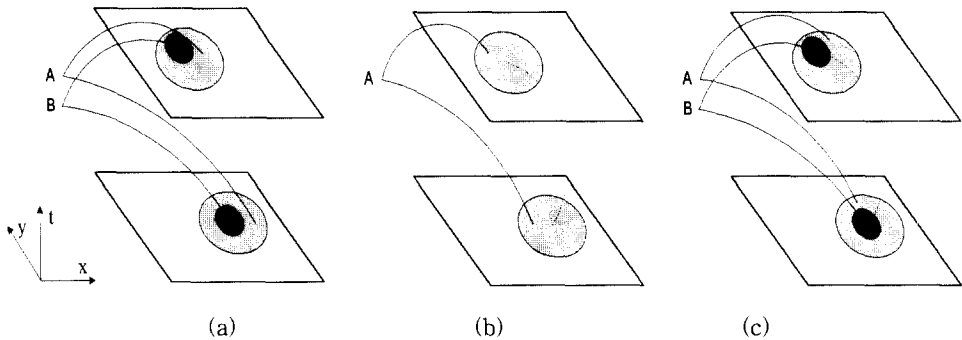


그림 1. 움직임 정보를 고려한 계층적 영역 분할  
 (a) 원영상 (b) 첫 번째 계층 (c) 두 번째 계층

Fig. 1. Hierarchical segmentation based on motion information.  
 (a) Original image (b) First level (c) Second level

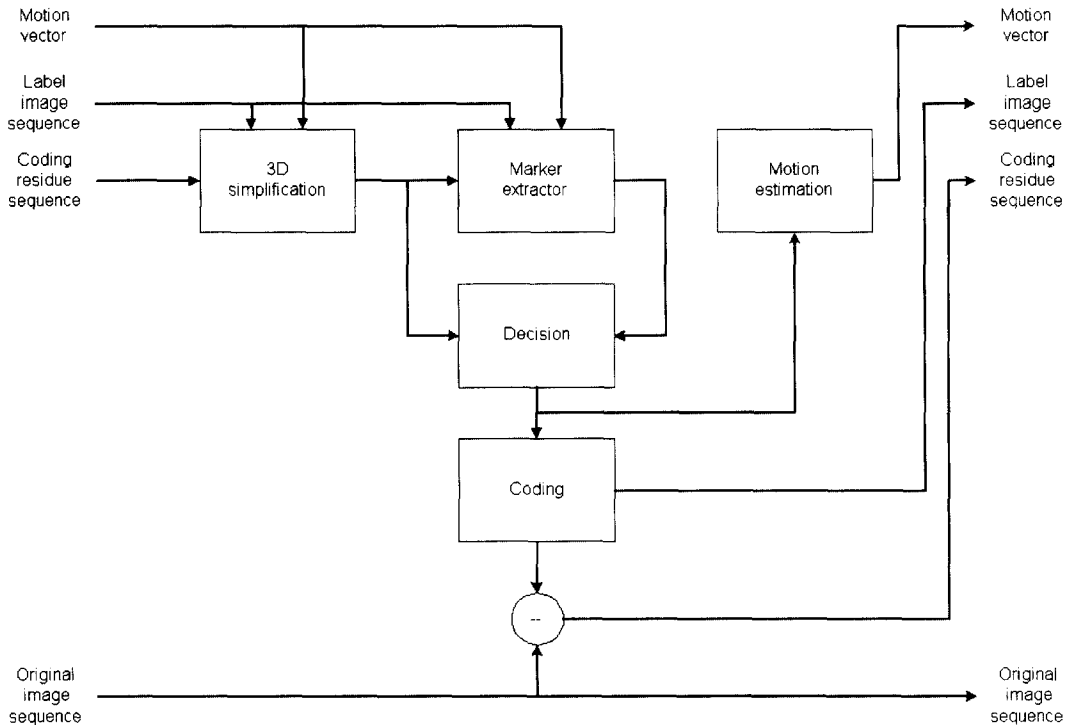


그림 2. 제안한 움직임 정보를 고려한 계층적 형태학적 연속영상분할 블럭도

Fig. 2. Block of morphological segmentation of image sequence considering motion information.

여기서  $M_m^n$ 은 움직임을 고려한 형태소이다. 기존의 형태소는 그림 3(a)와 같이  $n \times n \times m$ 인 육면체를 이루고 있다. 제안한 방법의 형태소  $M_m^n$ 은 그림 3(b)에서와 같이 2개의 영상에서 영역의 연결성을 높이기 위해  $n \times n$ 의 2차원 형태소를 각 위치에서의 이전 계층 영역의 움

직임 벡터만큼 이동시킨 형태소를 취한다.

움직임을 고려한 단위 크기의 Geodesic dilation :

$$\delta_m^{(1)}(f, r) = \text{Min}\{\delta_1^m(f), r\}$$

움직임을 고려한 단위 크기의 Geodesic erosion :

$$\epsilon_m^{(1)}(f, r) = \text{Max}\{\epsilon_1^m(f), r\} \quad (8)$$

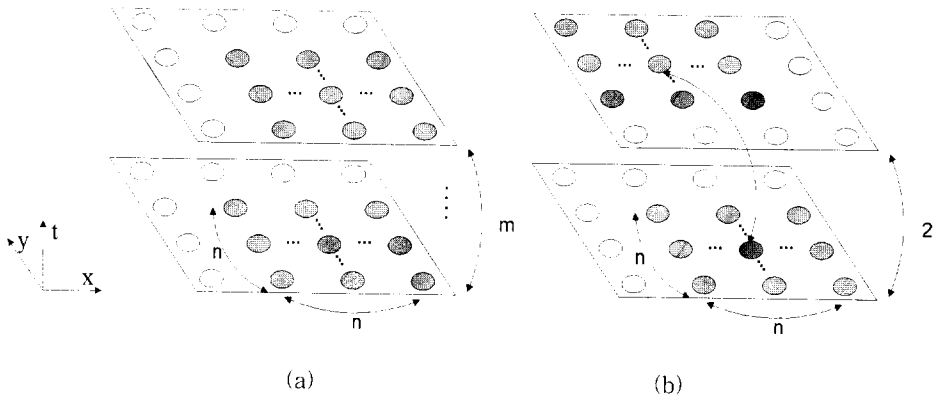


그림 3. 형태소 (a) 기존의 3차원 형태소 (b) 움직임 정보를 고려한 3차원 형태소  
 Fig. 3. Structuring element. (a) conventional 3D structuring element (b) 3D structuring element considering motion information

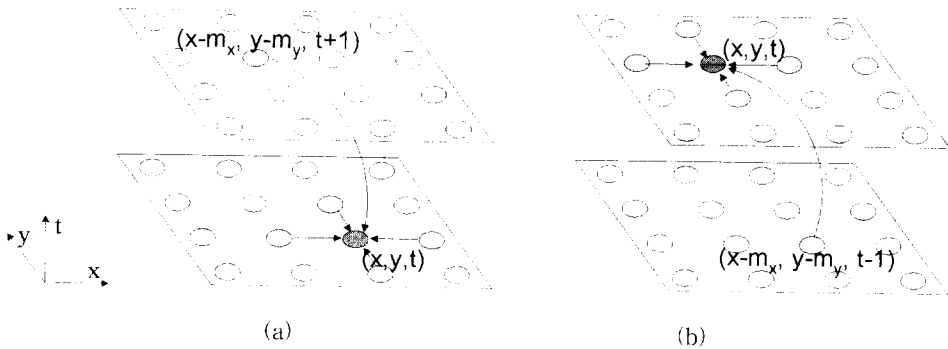


그림 4. 움직임 정보를 고려한 크기 1의 형태소  
 (a) t에서 t+1을 연결 (b) t+1에서 t를 연결  
 Fig. 4. Size 1 structuring element considering motion information.  
 (a) From t connecting t+1 (b) From t+1 connecting t

Geodesic dilation, geodesic erosion 필터에서 사용하는 단위 크기 형태소의 모양은 2차원 공간에서는 4방향 연결성을 가지는 cross 형태소 혹은 8방향 연결성 3×3의 형태소를 사용한다. 3차원 공간에서는 정육면체의 6 혹은 26방향 연결성을 가지는 형태소를 사용하게 되며 제한한 방법은 그림 4와 같이 두 개의 영상만을 고려한 5방향이고 공간상의 4방향 연결성에 점  $(x, y, t)$ 를 포함하는 영역의 이전 계층에서 구해진 움직임 벡터  $(m_x, m_y)$ 만큼 이동된 점  $(x - m_x, y - m_y, t + 1)$  혹은  $(x - m_x, y - m_y, t - 1)$ 을 포함한 형태소이다.

움직임을 고려한 Reconstruction by dilation :

$$\gamma_m^{(rec)}(f, r) = \delta_m^{(oc)}(f, r) = \dots \delta_m^{(1)}(\dots \delta_m^{(1)}(f, r) \dots, r)$$

움직임을 고려한 Reconstruction by erosion :

$$\varphi_m^{(rec)}(f, r) = \varepsilon_m^{(oc)}(f, r) = \dots \varepsilon_m^{(1)}(\dots \varepsilon_m^{(1)}(f, r) \dots, r) \quad (9)$$

움직임을 고려한 opening by reconstruction :

$$\gamma_m^{(rec)}(\varepsilon_n^m(f), f)$$

움직임을 고려한 closing by reconstruction :

$$\varphi_m^{(rec)}(\delta_n^m(f), f) \quad (10)$$

최상위 계층에서는 이전 계층이 없으므로 영상전체를 하나의 영역으로 고려하며 움직임 정보를 0으로 초기화한다. 단순화필터는 이전 계층의 각각의 영역의 움직임을 고려한 opening\_closing by reconstruction 필터를 이용한다.

## 2. 마커 추출

마커 추출은 동질한 영역을 찾는다. 그 방법은 형태학적 기울기를 이용한 방법, 대조추출에 의한 방법, 그

리고 영역의 면적을 이용하는 방법이 있다. 기울기를 이용한 방법은 움직임으로 인한 많은 정보손실이 있어 형태학적인 단순화 필터가 형태소보다 큰 평탄한 영역은 유지되는 점을 이용한 영역면적방법을 많이 사용한다. 이때 동질 영역의 면적을 구하는 방법은 라벨링 알고리즘을 사용하였다. 라벨링 알고리즘은 큐를 이용하면 효과적으로 구현할 수 있다. 먼저 입력 영상의 첫 번째 점을 큐에 넣는다. 큐에서 한 점을 뽑고 그 점의 위치에 영역번호를 매긴다. 그리고 그 점의 이웃한 같은 값을 지니고 영역번호가 매겨지지 않은 점들을 큐에 넣는다. 이때 이웃한 점은 그림 4와 같이 움직임을 고려하여 찾는다. 큐가 빌때까지 계속 점들을 추출한 후 영역번호를 매기고 주변의 같은 값을 가진 영역번호가 매겨지지 않은 점들을 큐에 넣는다. 큐가 비게 되면 영역번호를 증가시켜 라벨링되지 않은 영상에서 반복하게 된다. 이때 몇 가지 필요한 제한은 첫 번째는 단순화 필터가 형태소보다 작은 면적의 신호를 제거했기 때문에 마커 면적의 최소크기가 형태소의 크기보다 커야만 하며 이 크기보다 작은 영역은 불확실한 영역이 된다. 두 번째는 이전 계층의 분할영역이 유지되어야 하는데 이는 이전 계층의 결과가 보다 더 전체적인 정보를 가지기 때문이다. 형태소의 크기가 아주 작을 때, 단순화는 면적이 아주 작은 영역을 제거하게 되며 이때는 대조정보를 이용하여 마커를 추출하게 된다. 대조 영역 추출은 open\_close와 close\_open 필터를 이용하여 노이즈를 제거하여 대조영역의 마커를 추출한다.

대조 영역 추출 :

$$|Id - \text{Min}\{\gamma_n \varphi_n, \text{Max}\{\varphi_n \gamma_n, Id\}\}| \quad (11)$$

### 3. 영역 결정<sup>[7,11]</sup>

마커가 구해지면 결정단계에서는 watershed 알고리즘으로 영역의 경계선을 결정한다. 기존의 watershed 알고리즘은 기울기 영역에서 영역의 경계선을 구했으나 영역의 움직임은 기울기 영역에서 많은 정보손실을 유발하므로 단순화된 영상 자체를 이용하는 변형된 방식을 취한다. 각 화소들의 우선순위는 화소의 밝기값과 주변의 라벨링된 영역과의 차의 절댓치에 반비례하고 주변 영역은 그림 4에서 정의된 움직임을 고려한 5방향 연결성을 이용하여 찾았다. 이때 우선순위를 고려한 계층적인 큐를 사용하며 n번째의

우선순위의 점들을 n번째의 큐에 삽입하게 된다. 변형된 watershed 알고리즘은 초기화와 flooding의 두 가지 단계로 구성되어 있다.

#### 1) 초기화단계

마커영역에 영역 라벨링을 하고 각 마커영역의 영역 평균과 영역면적을 구한다. 마커주변의 움직임을 고려한 3차원의 이웃화소 모두에 그 우선순위를 구하여 큐에 삽입하게 된다.

#### 2) 범람(Flooding)

범람은 큐에 들어있는 불확실한 화소들을 라벨링된 영역에 포함시키는 단계이다. 불확실한 화소란 아직 영역에 포함되지 않은 화소이며 이때 고려할 점은 이전계층의 영역 보존이다. 불확실한 화소와 이의 인접영역이 이전계층에서 같은 영역인지를 검사하여야 하며 만약 다른 영역이면 고려대상에서 제외해야 한다.

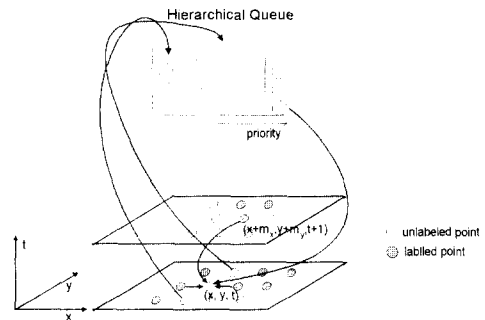


그림 5. 범람

Fig. 5. Flooding.

그림 5에서 보듯이 계층적인 큐에서 한 화소를 뽑을 때에는 채워진 큐에서 가장 우선순위가 높은 큐에서 뽑게 되며 이 뽑힌 화소가 이미 포함되었는지 검사한다. 이미 포함된 화소이면 다시 큐에서 화소를 뽑게되고 포함되지 않은 화소이면 인접한 영역과 이전계층에서 같은 영역인지 검사한다. 이를 만족하는 모든 인접 영역에 대해 우선순위를 구하여 가장 높은 우선순위의 영역에 포함시키는데 이때 포함된 화소의 밝기값은 영역의 평균값을 변화시킨다. 포함된 화소 주변의 불확실한 화소들을 우선순위를 구하여 큐에 삽입하고 큐가 빌 때까지 반복하면 영역의 경계선을 구할 수 있다. 큐에 화소를 넣을 때 이미 큐에 삽입되었는지는 고려하지 않는다. 왜냐하면 영역의 평균값은 불확실한 화소가 포함될 때마다 계속해서 변하고 또한 우선순위도 변하기 때문이다.

## 4. 화질추정

결정된 영역을 근사화한 값을 각 영역에 매핑한다. 이는 기존의 방법을 이용하였다.

5. 움직임 추정<sup>[5]</sup>

결정 단계에서 구해진 각각의 영역으로부터 시간축상에서 움직임을 구한다. 이 정보는 다음 분할 계층의 단순화, 마커 추출 및 결정단계에서 사용되며 개략적인 움직임 추정을 위해 시간별 영역의 무게중심을 먼저 구한다.

$$C_{i,n} = \frac{1}{N_{i,n}} \sum_{x \in R_{i,n}} x \quad C_{i+1,n} = \frac{1}{N_{i+1,n}} \sum_{x \in R_{i+1,n}} x \quad (12)$$

여기서  $R_{i,n}$ 은  $t$ 번째 시간의  $n$ 번 영역이고  $C_{i,n}$ 는  $R_{i,n}$ 의 무게중심이며,  $N_{i,n}$ 은  $R_{i,n}$ 의 면적이다. 움직임  $V$ 는 다음 식으로부터 구하였다.

$$V = C_{i+1,n} - C_{i,n} \quad (13)$$

움직임 측정은  $V$ 를 기준으로 단순화 형태소 반 크기의 탐색범위내에서 영역의 최대 중첩개수의 위치로써 구하였으며 그 방법은 아래와 같다.

- $V$ 는 무게중심으로 구한 대충의 움직임 벡터이다.
- $P_t(x,y)$ 를  $t$ 시간의 점  $(x,y)$ 에서의 영역번호이고  $P_{t+1,v+v}(x,y)$ 는  $t$ 시간의 영상의 점 $(x,y)$ 를  $V + v$ 만큼 이동시켰을때  $t+1$ 시간에서의 영역번호이다.
- 이때 발생할 오류  $E$ 는 두가지 경우로 계산한다.
- $P_t(x,y) = P_{t+1,v+v}(x,y)$  이면  $E$ 를 1만큼 감소시킨다.
- $P_t(x,y) \neq P_{t+1,v+v}(x,y)$  이면  $E$ 를 1만큼 증가시킨다.
- 탐색범위내에서 가장 적은 오류를 내는  $v+V$ 를 움직임 벡터로 한다.

## IV. 실험 결과 및 고찰

제안한 알고리즘을 이용하여 본 연구에서의 실험은 그림 6과 그림 11의 Forman영상을 사용하였고 움직임을 고려한 것과 그렇지 않은 것의 영역 연결성을 비교하였다. 각 분할된 영역에서 움직임이 별로 없는 영역은 비슷하였으나 움직임이 서로 겹치지 않을 만큼

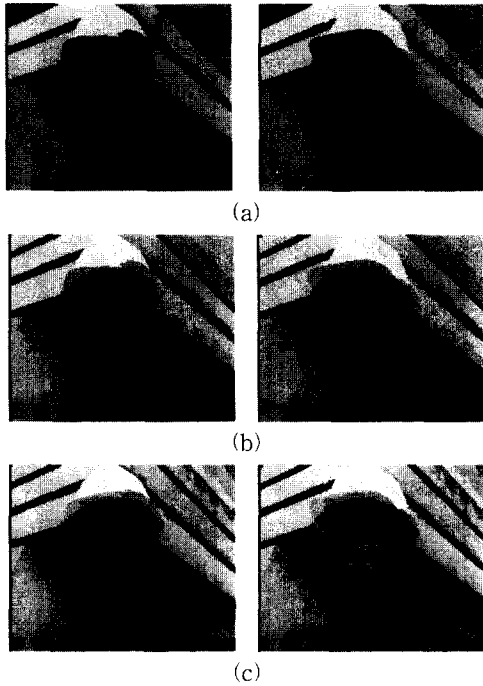
큰 영역에서는 연결성을 향상시킴을 알 수 있었다.



그림 6. 원 영상  
Fig. 6. Original image.

본 실험에서는 세 개의 계층을 사용하였고 각각의 계층에서 단순화 필터의 형태소 크기는 각각  $17 \times 17 \times 2$ ,  $11 \times 11 \times 2$  및  $5 \times 5 \times 2$  인 움직임을 고려한 opening\_closing by partial reconstruction ( $\gamma_m^{(rec)}(\epsilon_n^m(f), \gamma_m^{(rec)}(\epsilon_{3 \times 3}(f), f))$ ,  $\epsilon_m^{(rec)}(\delta_n^m(f), \epsilon_m^{(rec)}(\delta_{3 \times 3}(f), f))$ )를 사용하였다. 마커 추출을 할 때 최소 영역 면적은 각 계층별로 578, 242 그리고 50으로 두었으며 이는 형태소의 체적과 동일하다.

그림 6은 원 영상으로 얼굴의 움직임이 많고 배경의 움직임은 작은 영상이다. 그림 7은 움직임을 고려하지 않은 방식의 각 계층별 분할 결과이고 그림 8은 움직임을 고려한 방식의 각 계층별 분할 결과이다. 그림 7(a)와 그림 8(a)는 첫 번째 계층의 결과로써 이전 계층의 움직임을 모두 0으로 놓았기 때문에 결과가 같게 된다. 형태소와 영역의 면적이 크므로 시간적 영역의 일치가 잘 된다. 그림 7(b)와 그림 8(b)는 형태소의 크기가 비교적 큰  $11 \times 11 \times 2$ 로 영역의 움직임에 관계없이 비슷한 일치성을 보이고 있다. 이는 영역의 면적이 크므로 이전 프레임의 마커와 현재 프레임의 마커가 시간축 방향으로 잘 일치되기 때문이다. 그림 7(c)와 그림 8(c)는 형태소의 크기가 작아서 움직임을 고려한 것이 그렇지 않은 것보다 개선된 일치성을 보이고 있다. 배경은 움직임이 거의 없어 비슷한 일치성을 보였으나 움직임이 큰 얼굴은 차이가 났다. 그림 9는 기존의 방식에서 일치하지 않은 영역을 보이고 그림 10은 제안한 방식으로 일치시킨 영역을 보여주고 있다. 그림 9(a)와 그림 9(b)는 코부분으로 기존의 방식은 서로 다른 영역이 되었으나, 그림 10(a)와 그림 10(b)는 같은 영역임을 보여주고 있다. 목부분인 그림 9(c)와 그림 9(d) 또한 움직임의 영향으로 일치되지 못하였으나, 그림 10(c)와 그림 10(d)는 일치됨을 알 수 있었다. 이외의 영역은 대체로 영역의 크기가 커서 일치성이 비슷하였다.



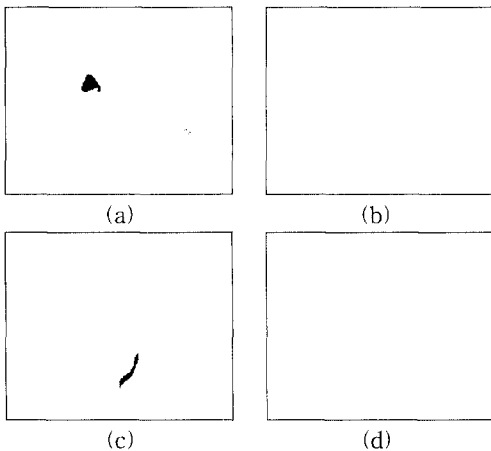
(a)

(b)

(c)

그림 7. 기존의 움직임을 고려하지 않은 단계별 영역 분할 (a) 첫 번째 계층 (b) 두 번째 계층 (c) 세 번째 계층

Fig. 7. Conventional segmentation result not considering motion. (a) First level (b) Second level (c) Third level



(a)

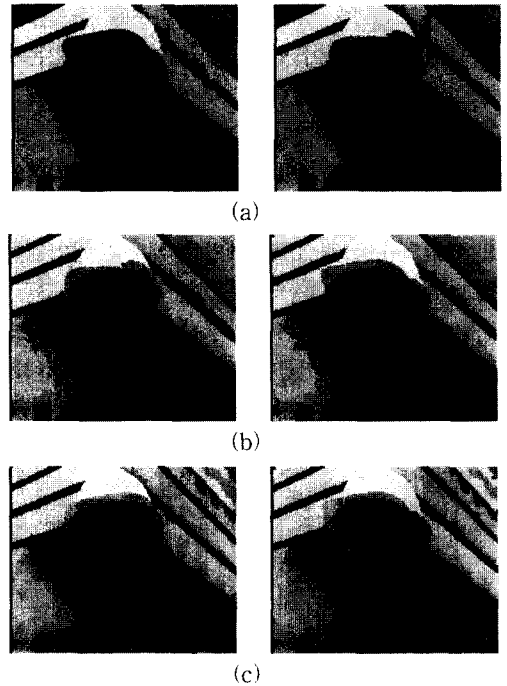
(b)

(c)

(d)

그림 9. 기존 방식의 영역 불일치 예 (a) 첫 번째 영상의 코부분. (b) 두 번째 영상의 불일치 예 (c) 첫 번째 영상의 목부분 (d) 두 번째 영상의 불일치 예

Fig. 9. Improper matching examples in conventional method. (a) Nose part in the first frame (b) Unmatched region in the second frame (c) Neck part in the first frame. (d) Unmatched region in the second frame.



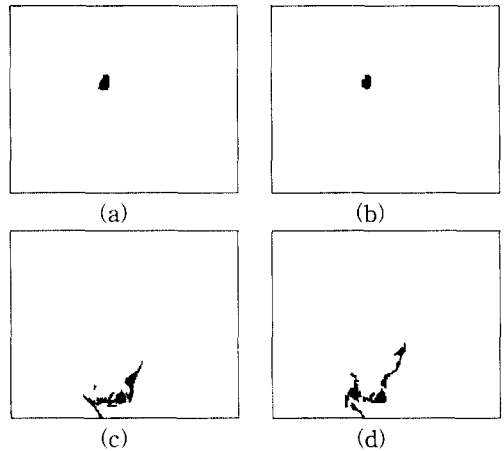
(a)

(b)

(c)

그림 8. 제안된 움직임 정보를 고려한 영역분할 (a) 첫 번째 계층 (b) 두 번째 계층 (c) 세 번째 계층

Fig. 8. Proposed segmentation considering motion information. (a) First level (b) Second level (c) Third level.



(a)

(b)

(c)

(d)

그림 10. 제안한 방식의 영역 일치 예. (a) 첫 번째 영상의 코부분 (b) 두 번째 영상의 코부분 (c) 첫 번째 영상의 목부분 (d) 두 번째 영상의 목부분

Fig. 10. In proposed method matching examples. (a) Nose part in the first frame (b) Nose part in the second frame (c) Neck part in the first frame (d) Neck part in the second frame



그림 11은 원 영상으로 얼굴부분은 움직임이 작으나 배경은 움직임이 있는 영상이다. 그림 12는 움직임을 고려하지 않은 방식의 각 계층별 영상분할 결과이고, 그림 13은 움직임을 고려한 각 계층별 영상분할 결과를 보여준다. 그림 12와 그림 13의 첫번째와 두번째 계층은 형태소와 영역의 면적이 커서 영역 일치가 잘 되었으나, 그림 13의 세번째 계층은 영역일치가 잘 된 반면, 그림 12의 세번째 계층에서 배경에서 영역일치를 실패했다. 그림 14는 잘못된 영역일치 예를 보여주며, 그림 15는 이를 제안된 방식으로 해결하였음을 보여준다.



그림 11. 원 영상  
Fig. 11. Original image.

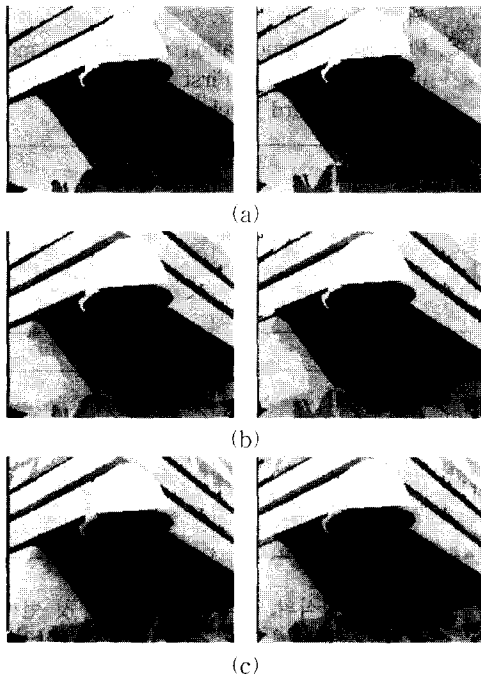


그림 12. 기존의 움직임을 고려하지 않은 단계별 영역 분할결과 (a) 첫 번째 계층 (b) 두 번째 계층 (c) 세 번째 계층  
Fig. 12. Conventional segmentation result. (a) First level (b) Second level (c) Third level



(a)



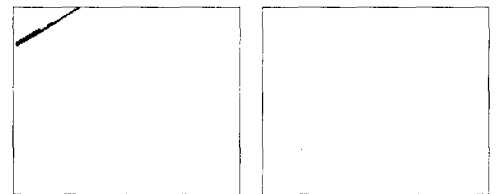
(b)



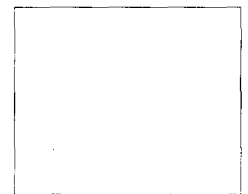
(c)

그림 13. 제안된 움직임 정보를 고려한 영역분할 (a) 첫 번째 계층 (b) 두 번째 계층 (c) 세 번째 계층

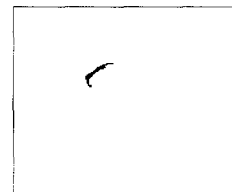
Fig. 13. Proposed segmentation. (a) First level (b) Second level (c) Third level



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 14. 기존 방식의 영역 불일치 예 (a) 첫 번째 영상의 좌측 상단 영역 (b) 두 번째 영상에서 불일치 예 (c) 첫 번째 영상의 모자 끝부분 (d) 두 번째 영상에서 불일치 예

Fig. 14. Improper matching examples in conventional method. (a) Left up region in the first frame (b) Unmatched region in the second frame (c) Hat part in the first frame (d) Unmatched region in the second frame

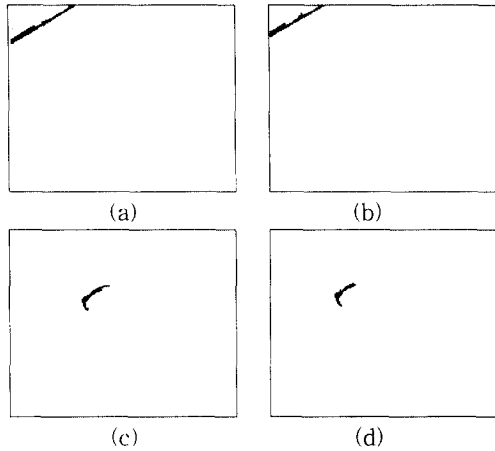


그림 15. 제안한 방식의 영역 일치 예 (a) 첫 번째 영상의 좌측 상단 영역 (b) 두 번째 영상의 좌측 상단 영역 (c) 첫 번째 영상의 모자 끝부분 (d) 두 번째 영상의 모자 끝부분  
 Fig. 15. In proposed method matching examples.  
 (a) Left up region in the first frame  
 (b) Left up region in the second frame  
 (c) Hat part in the first frame  
 (d) Hat part in the second frame

V. 결 론

본 논문은 공간영역에 시간축을 더한 3차원 연속영상분할의 영역일치문제를 효과적으로 풀기 위한 알고리즘을 제시하였다. 전체적인 정보로부터 점차 세부적인 정보를 얻기위해 탑-다운 방식의 계층적 영상분할 방식을 사용했으며 제안된 알고리즘에서 각 계층은 5개의 기본적인 단계로 구성되어 있다. 단순화 단계에서 형태소의 크기와 이전 계층에서 구해진 움직임으로 연속영상의 정보를 제어하였고 마커추출 단계에서는 단순화된 영상에서 움직임 정보를 고려한 공간적으로 동질한 영역을 찾았다. 결정단계에서는 영역의 경계선을 결정하였으며 움직임을 고려한 5방향성의 수정된 watershed 알고리즘을 이용하였다. 움직임 추정단계에서는 결정된 영역을 이용하여 움직임 정보를 추출하여 다음 계층으로 전송하며 화질추정단계에서는 각 영역의 평균값으로 영역 내부를 매핑 시킨다. 화질추정된 영상과 원영상과의 차를 다음 계층으로 전송하여 보다 세밀한 정보를 얻게 한다.

본 연구에서는 영역의 일치성이 우수한 전체적인 정보에서 영역의 움직임을 구한 후 이를 보다 자세한 정보를 구하는 다음 단계에 전송하여 영역의 일치성을

높이고 있다. 실험에서 움직임으로 생긴 영역 불일치 문제를 해결하는 것을 보였고 특히 보다 상세한 정보를 구할수록 제안된 방식이 더 좋은 영역일치를 보였다.

참 고 문 헌

[1] J. Serra, *Image Analysis and Mathematical Morphology - vol. I*, Academic Press, London, 1982.  
 [2] J. Serra, *Image Analysis and Mathematical Morphology - vol. II*, Academic Press, London, 1982.  
 [3] P. Salembier, "Hierarchical Morphological Segmentation for Image Sequence Coding," *IEEE Trans. Image Processing* vol. 3, no. 5, pp. 639-651, Sep. 1994.  
 [4] M. Pardas and P. Salembier, "3D morphological segmentation and motion estimation for image sequence," *Signal Processing* vol. 38, no. 1, pp. 31-43, Jul. 1994.  
 [5] P. Salembier, "Morphological Multiscale segmentation for image coding," *Signal Processing* vol. 38, no. 3, pp. 359-386, Aug. 1994.  
 [6] C. Gu and M. Kunt, "Contour simplification and motion compensated coding," *Signal Processing: Image Communication* vol. 7, no. 4, pp. 279-296, Nov. 1995.  
 [7] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in digital space," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 13, no. 6, pp. 583-598, Jun. 1996.  
 [8] P. Salembier and P. Brigger, "Morphological Operator for Image and Video Compression," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 5, no 6, pp. 881-898, Jun. 1996.  
 [9] W. Li and M. Kunt, "Morphological segmentation applied to displaced frame difference coding," *Signal Processing* vol. 38, no. 1, pp. 45-56, Jul. 1994.  
 [10] J. R. Casas and L. Torres "Coding of Details in Very Low Bit-Rate Video System," *IEEE Trans. on Circuit and System for Video Technology*, vol. 4, no. 3,

pp. 317-327, Jun. 1994.

[ 11 ] P. T. Jackway, "Gradient Watersheds in Morphological Scale-space," *IEEE Trans*

*Image Processing*, vol. 5, no. 6, pp. 913-921, Jun. 1996.

---

저 자 소 개

---



呂 英 準(正會員)

1971년 5월 9일생. 1995년 2월 : 경북대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사). 1997년 2월 : 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1997년 3월 ~ 현재 : 대현테크 개발연구실 연구원. 주관

심분야 : 영상부호화, 신호처리, 컴퓨터 비전 등



宋 根 遠(正會員)

1968년 7월 1일생. 1993년 2월 경북대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사). 1995년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1997년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과(박사과정 수료).

1995년 3월~현재 : 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 주관심분야 : 영상 부호화, 영상통신, 컴퓨터 비전, 수리형태학을 이용한 영상 처리등임



朴 英 植(正會員)

1969년 4월 18일생. 1992년 2월 경북대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사). 1994년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1996년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과(박사과정 수료).

1994년 3월~현재 : 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 주관심분야 : 영상부호화, 영상통신, 신호처리, 컴퓨터 비전등

金 紀 錫(正會員) 第 33卷 B編 第 1號 參照

1967년 11월 18일생

현재 : 경주대학교 컴퓨터·정보공학부 전임강사

河 永 浩(正會員) 第 34卷 第 5號 參照

현재 : 경북대학교 전자전기공학부 교수