

논문 2004-41SP-5-18

MPEG-4 기반 영상 분할에서 구조요소의 선택적 적용에 의한 분할성능 개선에 관한 연구

(A Study on the Performance Improvement of Image Segmentation by
Selective Application of Structuring Element in MPEG-4)

이 완 범*, 김 환 용*

(Wan-Bum Lee and Hwan-yong Kim)

요 약

수리형태학을 이용한 영상분할의 분할 성능은 우수하지만 너무 많은 영역으로 분할되는 경향이 있는데, 후처리 과정을 사용하지 않고 이러한 문제를 해결하기 위해서는 마커 추출에 사용되는 구조요소의 크기를 증가시켜야 한다. 그러나 구조요소의 크기가 너무 크면 영역의 경계를 제대로 분리해낼 수 없기 때문에 본 논문에서는 영상분할의 성능 개선을 위해 수리형태학적 구조요소를 선택적으로 적용하였다. 이를 위해 평균국부분산과 영상의 기울기를 이용하여 입력 영상을 질감 영역, 에지 영역, 단순 영역으로 분류하였다. 그리고 각 영역별로 구조요소의 크기를 선택적으로 적용하여 영상이 과분할 되는 원인을 제거하였다. 실험 결과, 화소의 밝기 값이 비슷한 영역에 대해서도 영상이 잘 분할됨을 확인하였고 기존의 방법보다 질감 영역 및 에지 영역을 정확하게 찾아냄을 확인할 수 있었다

Abstract

Since the conventional image segmentation methods using mathematical morphology tend to yield over-segmented results, they normally need postprocess which merges small regions to obtain larger ones. To solve this over-segmentation problem without postprocess had to increase size of structuring element used marker extraction. As size of structuring element is very large, edge of region segments incorrectly. Therefore, this paper selectively applies structuring element of mathematical morphology to improve performance of image segmentation and classifies input image into texture region, edge region and simple region using averaged local variance and image gradient. Proposed image segmentation method removes the cause for over-segmentation of image as selectively applies size of structuring element to each region. Simulation results show that proposed method correctly segment for pixel region of similar luminance value and more correctly search texture region and edge region than conventional methods.

Keywords : MPEG4, Image compression, Image segmentation

I. 서 론

1990년대 말에 표준화된 MPEG-4는 내용기반의 동영상 압축 표준으로서 영상 내에서 서로 다른 의미를 가지는 객체를 독립적으로 부호화하기 위해 VO(Video Object)라는 새로운 개념을 도입했다. 따라서 MPEG-4

기반에서는 동영상에서 의미 있는 물체를 VO로 분리하는 영상 분할 알고리즘 개발에 많은 연구를 하고 있다^{[1][2]}. 영상 분할 알고리즘은 일반적으로 명암도의 불연속성에 근거를 둔 에지기반 방법, 움직임 벡터에 근거를 둔 움직임 기반 방법, 명암도의 균질성에 근거를 둔 영역기반 방법으로 분류된다. 이러한 영상분할 방법들 중 객체의 형태를 잘 보존할 수 있는 영역기반 방법 중의 하나인 수리형태학이 많이 사용되고 있다^{[3]-[5]}.

수리형태학을 이용한 영상분할의 성능은 우수하지만 너무 많은 영역으로 분할되는 경향이 있다. 이러한 문

* 정회원, 원광대학교 전자공학과
(Dep. of Electronic Eng., Wonkwang University)

※ 이 논문은 2004년도 원광대학교의 교비 지원에 의해서 수행됨.

접수일자: 2004년1월19일, 수정완료일: 2004년9월3일

제의 해결 방법은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 하나는 일반적으로 적용되는 방법으로서 후처리 과정을 사용하여 유사한 영역들을 병합하는 방법이 있고, 다른 하나는 사용되는 구조요소의 크기를 증가시킴으로써 유사한 영역을 커다란 영역으로 병합하는 방법이 있다. 그러나 전자의 경우, 영상 분할 후 후처리 과정을 추가시킴으로써 하드웨어적인 부담을 가중시킨다. 후자의 경우 구조요소의 크기가 너무 작으면 질감 부분에 대해서는 너무나 많은 영역으로 분할되고, 구조 요소의 크기가 너무 크면 영역의 경계를 제대로 분리해낼 수 없다^[6].

따라서 본 논문에서는 영상분할의 성능 개선을 위해 입력 영상을 질감, 에지, 단순 영역으로 분류하였고, 이를 위해 평균국부반산(ALV)과 영상 기울기(Image Gradient)를 이용하였다. 그리고 각 영역별로 구조요소의 크기를 선택적으로 적용함으로써 영상이 과분할 되는 원인을 제거하였다. 본 논문에서 제안한 영역분류 방법은 공간영역에서 화소 밝기 값을 사용하는 에지 기울기(Edge Gradient) 방법과 주파수 영역으로 변환 후 변환 계수를 사용하는 DCT 방법과의 비교 분석을 통해 그 효율성을 확인하였다. 또한 영역 분류 후 영상 내 영역에 따라 형태학적 기울기 연산에 사용되는 구조요소를 선택적으로 적용함으로써 기존 수리형태학을 이용한 방법보다 우수한 분할 성능을 나타냄을 확인하였다. 본 논문에 구성은 다음과 같다. II장에서는 수리형태학을 이용한 기존의 영상 분할 방법에 대해서 설명하고, III장에서는 영역 분류 방법들에 대해서 언급한다. IV장에서는 분할 성능 개선을 위해 제안된 방법에 대해서 소개하고, V장에서는 제안된 방법에 대한 모의실험 및 고찰을 한 다음 VI장에서 결론을 맺는다.

II. 수리형태학을 이용한 영상분할

수리 형태학을 이용한 영상 분할은 그림 1과 같이 4단계로 구성된다. 1단계에서는 영상을 단순화하고 2단계에서는 단순화된 영상으로부터 마커추출을 한다. 3단계에서는 마커로 추출되지 않은 미결정 영역에 대해 워터셰드 알고리즘을 적용하여 균질한 특성을 가지는 영역 별로 영역 결정한다. 마지막 단계에서는 분할 된 영역의 수를 줄이기 위해서 유사한 특성을 가지는 인접 영역들을 하나의 영역으로 영역병합(Region Merging)을 한다.

1. 마커추출

마커추출 단계는 단순화된 영상으로부터 입력의 국

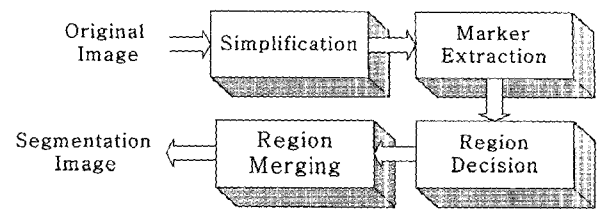


그림 1. 수리형태학을 이용한 영상분할 과정
Fig. 1. Image segmentation process by mathematical morphology.

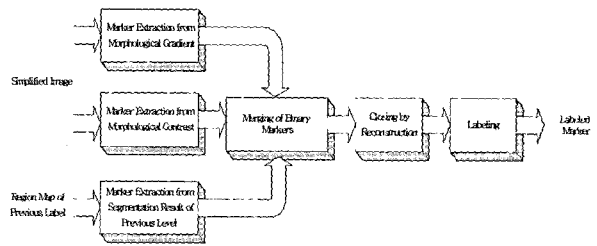


그림 2. 마커추출 과정
Fig. 2. Marker extraction process.

부적인 동질성을 가지는 영역들에 대해서 동일한 마커를 부여하는 과정이다. 이때 마커는 동질의 화소들에게 붙여진 라벨로서 같은 특성을 가지고 있는 영역임을 나타낸다. 마커추출 과정은 형태학적 기울기(Morphological Gradient)를 이용하는 방법과 평탄한 동질영역의 면적 및 대조(Contrast)를 이용하는 방법이 있다. 전자의 경우는 각 계층마다 많은 마커가 발생한다는 단점이 있으며, 후자의 경우는 하위계층으로 갈수록 단순화 과정에서 사용된 구조요소의 크기에 민감하고 작은 영역들을 제거할 때 임계치에 따른 분할 결과의 의존성이 높다는 단점이 있다^[7]. 따라서 본 논문에는 그림 2와 같이 두 가지의 장점만을 갖는 복합적인 방법을 사용하였다.

2. 영역 결정 알고리즘

동일한 영역임을 나타내는 마커를 추출한 다음, 마커와 마커 사이의 라벨을 부여받지 못한 미결정 화소들에 대한 영역결정을 하기 위해 워터셰드(Watershed) 알고리즘을 사용하였다^[3]. 워터셰드 알고리즘은 영상의 밝기 값의 분포를 지형학적인 구조로 보고 이것으로부터 영역들의 정확한 경계를 찾는 알고리즘이다. 이 때 각 화소가 어느 영역에 속하는지를 결정하기 위해 계층적 큐(Hierarchical Queue)가 필요하다. 계층적 큐에 의해 영역의 윤곽선을 찾는 과정은 그림 3과 같다^{[4][7]}.

이 알고리즘의 주요 파라미터는 우선순위를 결정할 때 사용한 거리의 측정기준이다. 영상압축을 위한 영상 분할의 경우 윤곽선의 복잡도가 부호화의 비용을 높일

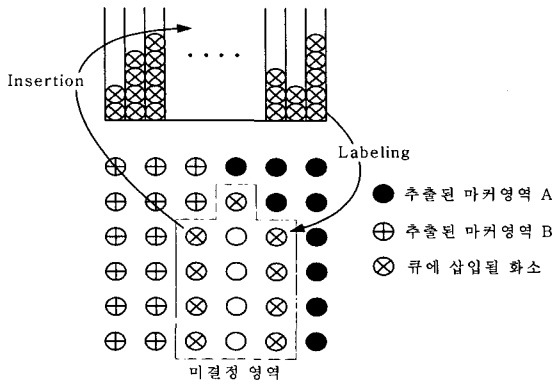


그림 3. 계층적 큐에 의한 워터셰드 알고리즘
Fig. 3. Watershed algorithm by Hierarchical Queue.

수 있으므로 윤곽선 결정의 정확도와 윤곽선 복잡도 사이에 상보관계를 제어할 수 있는 거리 함수를 사용하였다. 거리함수를 픽셀의 밝기 값 y 와 영역 R 에 대해 평균값의 차이의 절대치와 영역의 윤곽선 변화량에 비례하는 값과의 가중치의 합으로 표현하면 식 (1)과 같다.

$$d(y, R) = \alpha y - \frac{\sum_{t \in R} t}{|R|} + (1 - \alpha)\Delta\rho R \quad (1)$$

식 (1)에서 $|R|$ 은 영역 R 내의 모든 픽셀의 수를 나타내고, α 는 윤곽선의 정확도와 복잡도 사이의 가중치를 나타내는 파라미터로 $\alpha=0$ 인 경우는 거리의 기준을 모두 윤곽선의 복잡도에 주고, $\alpha=1$ 인 경우는 윤곽선의 복잡도는 고려하지 않고 윤곽선의 정확도만 반영하는 함수가 된다.

III. 영역 분류 방법

블록단위 영역 분류방법은 공간 영역의 화소 밝기 값을 사용하여 블록의 영역을 결정하는 방법과 주파수 영역의 변환 계수를 사용하여 블록의 특성을 분류하는 방법이 있다^{[8][9]}.

1. 에지 기울기 방법

Ramamurthi와 Gersho는 영상의 인식특성을 보존하기 위하여 블록의 에지방향, 위치, 극성에 근거하여 공간적 영역에서 인접 두 화소의 밝기 변화를 계산하여 임계값 초과 여부를 누적한 값으로 각 방향에 대한 변화를 측정했다^[8]. 이 알고리즘이 실행되는 과정은 다음과 같다.

i) 카운터 $H_p, H_n, V_p, V_n, S_h, S_v$ 를 0으로 초기화

표 1. 에지 기울기 방법에서 영역 분류 방법
Table 1. Region classify method in edge gradients.

$V_p \geq J_e$	$V_n \geq J_e$	$H_p \geq J_e$	$H_n \geq J_e$	$S_h \geq J_s$ and $S_n \geq J_s$	영역
D	D	D	D	1	단순영역
0	0	0	0	0	
0	1	0	0	0	수평에지
1	0	0	0	0	
0	0	1	0	0	수직에지
0	0	0	1	0	
1	0	1	0	0	대각에지1
0	1	0	1	0	
1	0	0	1	0	대각에지2
0	1	1	0	0	
otherwise					질감영역
(0:FALSE, 1:TRUE, D:don't care)					
$J_s =$ 블록의 크기-1 = 8-1, $J_e =$ 블록의 크기/2 = 8/2 = 4					

ii) 8x8 블록내의 모든 화소의 수평 방향의 변화에 대하여 각각 식 (2)를 적용한다.

$$d_h = \frac{\text{두 화소의 밝기차}}{\text{두 화소의 밝기평균}} = \frac{2(x_{i+1,j} - x_{i,j})}{x_{i+1,j} + x_{i,j}} \quad (2)$$

if $d_h > T_e$ then, $H_p = H_p + 1$

if $d_h < -T_e$ then, $H_n = H_n + 1$

if $|d_h| > T_s$ then, $S_h = S_h + 1$

위의 과정을 블록내 모든 화소에 적용, 8x(8-1)회 실시하여 H_p, H_n, S_h 를 구한다. 이때 사용된 임계값 T_e, T_s 는 식 (3)과 같으며 d_{av} 는 블록내 (i, j) 위치에서의 영상데이터 값이다.

$$T_e = \begin{cases} 0.8, & d_{av} < 30.0 \\ 0.2, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$T_s = \begin{cases} 0.1, & d_{av} < 30.0 \text{ or } d_{av} > 255.0 \\ 0.2, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$$d_{av} = \frac{x_{i+1,j} + x_{i,j}}{2}$$

iii) ii)에서의 동일한 방법으로 세로 방향의 변화 V_p 와 V_n 에 대하여 8x(8-1)회 실시하여 V_p, V_n 및 S_v 를 구한다.

iv) 블록의 크기에서 결정되는 J_e 와 J_s 를 사용하여 표 1과 같이 영역을 분류한다.

이 방법은 인접한 화소와의 밝기 변화량을 Weber의 인간 시각 특성을 이용하여 임계치를 설정하였고 임계치를 넘는 횟수를 사용하여 영역을 분류한다. 이 방법은 특별한 연산 없이 간단하게 구현될 수 있는 장점이 있다. 그러나 영상 내 상대적인 밝기의 세기만 고려하므

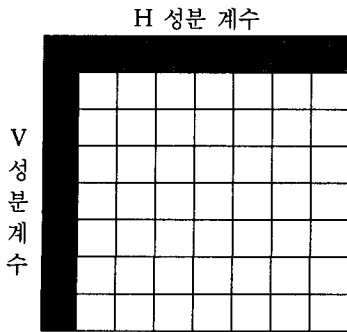


그림 4. 8×8 DCT 계수의 V성분, H성분
Fig. 4. V, H component of DCT coefficient.

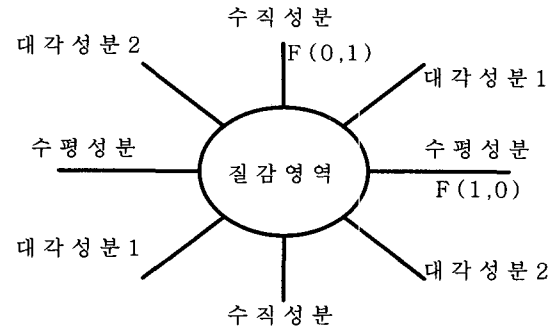


그림 5. DCT를 이용한 영역 분류 방법
Fig. 5. Region classification method of DCT.

로 성능 저하가 발생할 수 있다.

2. DCT를 이용한 방법

DCT를 이용한 방법은 공간영역의 화소 밝기 값을 8×8의 DCT 변환하고 그 계수값을 이용하여 영역을 분류하게 된다. Ho와 Gersho는 DCT 계수의 AC 에너지에 근거하여 영상을 분류하였고 Kim과 Lee는 DCT 계수의 수평 및 수직 주파수의 DC 계수 근처의 AC 계수를 이용하여 영상 블록을 분류하였다^[10]. 1차적으로 블록의 평탄 영역과 복잡 영역을 구분하기 위해 그림 4에서 보듯이 H성분 계수들의 평균 에너지와 V성분 계수들의 평균에너지 값을 사용하였다.

각 성분의 평균에너지는 식 (4), (5)와 같다.

$$E_h = \sqrt{\frac{1}{8-1} \sum_{v=1}^7 F(v, 0)^2} \quad (4)$$

$$E_v = \sqrt{\frac{1}{8-1} \sum_{v=1}^7 F(0, v)^2} \quad (5)$$

$$R = \sqrt{E_h^2 + E_v^2} \quad (6)$$

식 (6)를 이용하여 R값을 구하고, $R < T_m$ 이면 평탄 영역, $R \geq T_m$ 이면 복잡 영역으로 설정하였다. 복잡 영역은 다시 DCT 계수 값 F(0,1)과 F(1,0)의 크기와 방향을 이용하여 그림 5와 같이 수평, 수직, 대각선 및 질감 영역 등으로 분류하였다.

DCT를 이용한 방법의 장점은 현재 많이 사용되고 있는 압축 알고리즘이 대부분 DCT를 사용하고 있기 때문에 압축된 데이터로부터 직접 블록 분류를 할 수 있다는 점이다. 반면, 그렇지 않은 경우 그 후의 영상처리에서 필요로 하지 않는 DCT를 수행해야 하는 부담이 있다. 그리고 DCT 계수들의 상관관계를 이용하여 분류할 때 F(0,1)과 F(1,0)의 계수값들만으로는 정확한 영역 분류가 불가능하다는 단점이 있다.

IV. 분할성능 개선을 위해 제안된 방법

본 논문에서는 기존의 수리형태학을 이용한 영상분할에서의 문제점인 과분할을 줄이고 분할 성능을 향상시키기 위해 새로운 방법을 제안하였다. 이를 위해 우선 일정한 기준에 따른 영역 분류가 선행되어야 한다. 그러나 기존에 사용되던 공간 영역의 화소 밝기 값을 사용하여 블록의 영역을 결정하는 방법인 에지 기울기 방법이나, 주파수 영역의 변환 계수를 이용하여 블록의 특성을 분류하는 방법인 DCT를 이용한 방법은 각각의 단점이 제기되었기 때문에 본 논문에서는 영역의 평탄도와 영상의 기울기 값을 측정하여 영역을 분류하였다.

따라서 제안하고자 하는 구조요소의 선택적 적용을 위해 단순화된 입력영상을 겹치지 않는 8×8 블록으로 나눈 후 각 블록의 특징을 이용해 영역을 분류하였다. 그리고 분류된 각각의 블록에 동일한 영역임을 나타내는 마커를 추출하였다. 이때에 사용되는 형태학적 기울기 연산의 구조요소 크기를 영역의 상태에 따라 선택적으로 적용하였다.

1. 선택적 구조요소 적용

기존의 수리 형태학을 이용한 영상분할은 영상이 과분할 되는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서는 비슷한 특징을 갖는 영상들을 다시 하나의 영역으로 병합하는 과정을 반드시 거쳐야 한다. 그러나 후처리 과정을 추가시킬 경우 하드웨어적인 부담이 가중된다. 과분할을 줄이는 또 다른 방법으로는 형태학적 기울기에 사용되는 구조 요소의 크기를 증가시킴으로써 커다란 영역으로 영상을 분할할 수 있다. 그러나 그림 6 (a)와 같이 "Lena" 모자의 깃털과 같은 질감 부분에서 발생하는 과분할을 줄이기 위해서 구조요소의 크기를 증가시킬 경우 그림 6 (b), (c)에서 보는 바와 같이

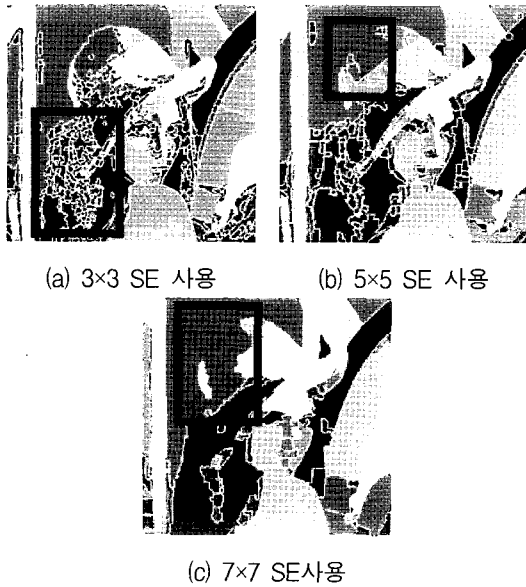


그림 6. 분할된 "Lena" 영상
Fig. 6. Segmented "Lena" image.

깃털 부분에서의 과분할은 줄었다. 하지만 명암도의 차이가 적은 뒤 배경과 모자를 분리해 낼 수 없다는 단점을 가지고 있다. 일반적으로 영상 내에서 한 물체에 속하는 화소들은 공간적으로 서로 인접해 있으며 이 화소들의 명암 값은 매우 유사하다고 할 수 있다.

따라서 본 논문에서는 주어진 입력 영상을 단순화(Simplification) 시킨 후 작은 크기(8x8)의 겹치지 않는 블록으로 나누었다. 그리고 나누어진 각 블록들을 질감 영역, 단순 영역, 에지 영역으로 분류하여 각각에 대해 구조요소의 크기를 그림 7과 같이 각기 다르게 적용시켰다.

우선 영역을 분류하기 위해 영역의 평탄도 즉, 질감 영역인지 아니면 에지영역이나 단순영역인지를 판단하기 위해 각 블록에 대해 평균 국부 분산(ALV : Averaged Local Variance)값을 계산하였다. 이 때 실험을 통해 얻어진 임계 분산값 (V_{Th}) 보다 클 경우에는 질감 영역으로 간주하여 마커 추출시 큰 영역으로 추출하기 위해 적용되는 구조요소의 크기를 7x7을 사용하였다. 그리고 임계 분산값 (V_{Th}) 보다 작을 경우 단순 영역인지 에지 영역인지를 판단하기 위해 Sobel 마스크를 이용하여 영상의 기울기 값을 계산하였다. 이때 기울기가 임계값 (G_{Th}) 보다 작은 경우 단순 영역으로 간주하여 비슷한 특성을 가지는 영역끼리 병합되는 것을 방지하기 위해 적용되는 구조요소의 크기로 3x3을 사용하였다. 그리고 기울기가 임계값 보다 큰 에지에 해당하는 영역의 경우, 아직 마커로 추출되지 않은 미결

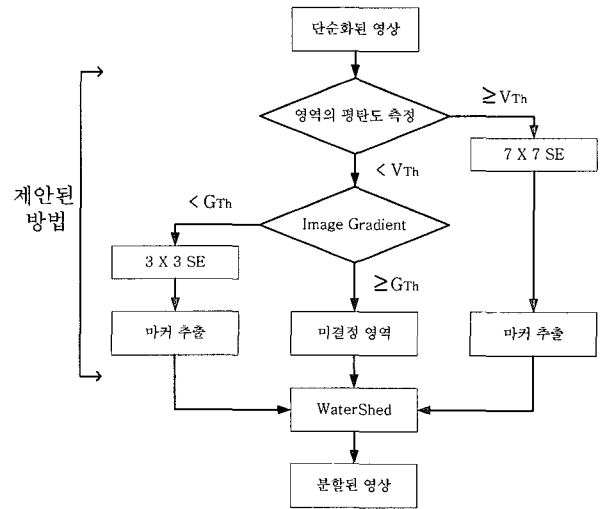


그림 7. 선택적 구조요소 적용의 흐름도
Fig. 7. Flow chart of selective structuring element.

정 영역으로 나뉜다. 마지막으로 Watershed 알고리즘을 이용하여 미결정 영역에 대해 영역을 결정하였다.

2. 평균 국부 분산(Averaged Local Variance)

주어진 레이블의 각 블록에 대해 평탄함의 정도를 측정하는 방법으로 블록 내 분산값을 이용하는 방법이 자주 이용된다. 그러나 블록 내 분산값을 이용한 방법은 그림 8의 예에서 같이 블록 내 화소값의 분포특성을 고려하지는 못하기 때문에 일반적인 기준이 되지 못한다. 따라서 하나의 에지를 가지는 에지 영역 또는 단순 영역과 질감 영역을 구별하기 위해 블록 내 화소값의 분포 특성이 포함된 ALV를 이용하였으며 식 (7)과 같이 정의된다^[11].

$$x'(i, j) = \frac{1}{4} [x(i+1, j) + x(i-1, j) + x(i, j+1) + x(i, j-1)] \quad \text{일 때,}$$

$$ALV = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M (x'(i, j) - x(i, j))^2 \quad (7)$$

여기서 $x'(i, j)$ 는 이차원 평면에서 기준 화소 $x(i, j)$ 에 이웃하는 상하좌우의 화소값의 평균이다. 그리고 N 은 블록의 크기이며, M 은 블록 내 화소의 갯수이다. 이 때, 그림 8과 같이 같은 분산값을 갖는 두 개의 이진 영상(Binary Image)이 주어졌을 때, 그림 8의 (a)는 종방향 에지블록에 해당하고 (b)는 질감블록에 해당한다. 그러나 두 블록은 같은 분산값을 가지고 있기 때문에 분산값만을 가지고는 두 블록을 구별해 낼 수 없다. 반면 ALV는 그림 8 (a)와 (b)에 다른 값을 산출해 낸다.

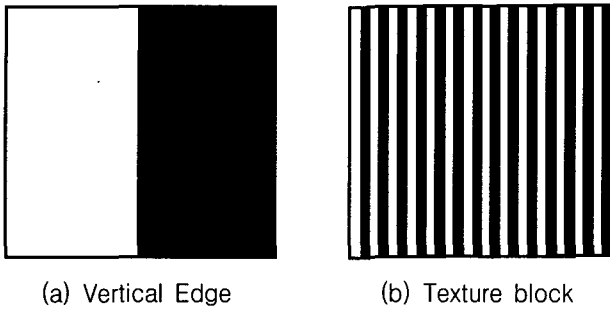


그림 8. 같은 분산값을 가지는 2개의 이진 영상
Fig. 8. Two binary image at the same variance value.

한 예로 두 영상이 50, 200의 밝기값으로 구성되어 있다면, 그림 8 (a)영상의 ALV 결과는 93.75, (b)영상은 5624이다. 만일 두 밝기 값이 100과 150이면 각각 10.4와 625의 결과치를 갖는다. 따라서 본 논문에서는 주어진 단순화된 영상에 대해 질감영역과 단순영역을 구분해 내는 방법으로 ALV값을 사용하였다.

3. 영상 기울기

블록의 평탄도 측정을 통해 임계값 보다 작은 값으로 분류된 영역들은 단순 영역 또는 에지 영역이다. 이 두 영역을 분류하기 위해 일반적인 기울기 연산에 많이 적용되는 소벨 마스크(Sobel Mask)를 사용하였다. 소벨 마스크는 블록 내부의 화소값이 급격하게 변화하는 에지부분을 검출하는 데 이용되는 마스크로서 검출 기준은 기울기의 임계값이 된다. 본 논문에서 적용한 3x3 크기의 소벨 마스크를 적용하기 위해 입력 영상을 기준 화소 (x, y)를 중심으로 그림 9와 같이 표현하였다.

여기서, f(x, y)는 (x, y)에 위치한 화소의 명암도이다. 기울기 값을 수직 성분과 수평 성분으로 나누어 계산하기 위해 수직 에지 S_x와 수평 에지 S_y를 구하기 위한 소벨 마스크를 그림 10과 같이 적용하였다.

S_x 를 적용:

$$G_x = f(x+1, y-1) + 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1) - f(x-1, y-1) - 2f(x-1, y) - f(x-1, y+1) \quad (8)$$

S_y 를 적용 :

$$G_y = f(x-1, y+1) + 2f(x, y+1) + f(x+1, y+1) - f(x-1, y-1) - 2f(x, y-1) - f(x+1, y-1) \quad (9)$$

식 (8)과 식 (9)에 의해 영역의 기울기 값인 G는 아래의 식 (10)과 같이 주어진다.

$$Gradient\ magnitude : G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (10)$$

$f(x-1, y-1)$	$f(x, y-1)$	$f(x+1, y-1)$
$f(x-1, y)$	$f(x, y)$	$f(x+1, y)$
$f(x-1, y+1)$	$f(x, y+1)$	$f(x+1, y+1)$

그림 9. (x, y)위치에 이웃하는 픽셀의 명암도 f(x, y)
Fig. 9. Intensity f(x, y) of neighborhood (x, y).

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

(a) x방향 Sobel mask: S_x (b) y 방향 Sobel mask: S_y

그림 10. 소벨 마스크
Fig. 10. Sobel mask.

V. 모의실험 및 고찰

본 논문에서 제안된 선택적 구조요소 적용에 의한 영상분할 기법에 대한 모의실험은 두 가지 측면에서 실시하였다. 첫 번째는 영역분류 방법을 기존의 방법과 비교하였다. 비교를 위해 256x256 크기의 "Lena" 영상을 8x8 크기의 겹치지 않는 블록으로 나눈 후 각 블록별로 3가지 방법, 즉 위에서 언급한 기존 방법 두 가지와 제안된 방법을 통하여 영역 분류 비교 실험을 하였다. 다음으로, 기존의 수리형태학을 이용한 영상분할 기법과 분할성능을 비교하였다. 비교를 위해 기존 수리형태학 기법 적용시 사용되는 구조요소의 크기를 각 영상에 대해 3x3, 5x5, 7x7로 서로 다르게 적용하였고, 이것과 본 논문에서 제안된 방법을 적용한 것과의 비교 실험하였다. 비교 방법으로는 영역분류 방법의 경우 PSNR을 이용한 객관적 비교와 목시적 방법에 의한 주관적 비교를 하였다. 또한 기존 수리형태학을 이용한 영상분할 기법과의 비교는 분할된 영상의 개수를 통한 객관적 비교와 목시적 방법에 의한 주관적 비교분석을 수행하였다.

1. 영역분류 방법 모의실험

영역 분류 방법의 공정한 성능평가를 위해서 3가지 분류 방법 즉, 에지 기울기 방법, DCT를 이용한 방법, 제안된 방법이 모두 동일한 수의 영역별 블록을 갖도록 각각의 방법마다 파라미터를 조정하였다. 그러나 에지 기울기 방법은 파라미터를 조정하기가 매우 어려우므로

표 2. 각 방법에 대한 영역 수와 PSNR
Table 2. PSNR and region number for each method.

	영역 수		PSNR(dB)	
	질감영역	에지영역	질감영역	에지영역
에지 기울기	146	144	29.79	22.11
DCT	146	144	30.08	20.58
Proposed	145	145	31.91	22.72

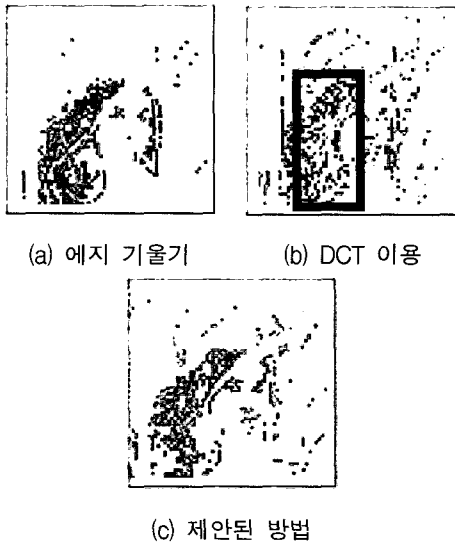


그림 11. 검출된 질감 영역
Fig. 11. Detected texture region.

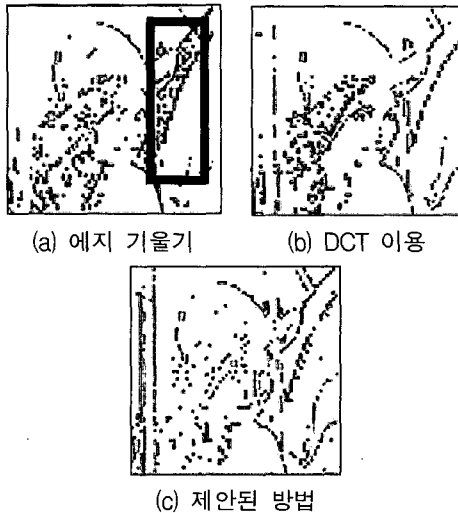


그림 12. 검출된 에지 영역
Fig. 12. Detected edge region.

개선 DCT를 이용한 방법과 제안된 방법의 파라미터를 조정하여 블록의 개수를 근사적으로 일치시켰다. 이 경우 DCT를 이용한 방법은 T_m 을 106.5, T_e 를 115.0으로 하였고, 제안된 방법은 V_{TH} 를 264로 두었다. 정량적인 평가를 위해서 질감 영역으로 분류된 블록은 해당 블록의 평균값으로 대치하여 원영상과 해당 블록의

PSNR을 비교하였고, 에지 영역은 에지의 방향으로 블록을 분할하여 각각의 영역의 평균값으로 대치하여 원영상의 해당 블록과 PSNR을 비교하였다. 표 2는 본 논문에서 실험한 3가지 방법의 PSNR 값을 표로 나타낸 것이다.

표에서 보는 바와 같이 질감 영역과 에지 영역 모두에서 제안된 방법을 적용한 영상이 더 우수한 성능을 나타냄을 확인할 수 있었다. 그림 11은 질감 영역으로 선택된 블록의 결과영상이다. 그림 11 (a) 에지 기울기와 그림 11 (c) 제안된 방법의 경우 무난하게 질감 영역을 분류한 반면 DCT를 이용한 방법의 경우 질감 영역을 정확하게 분류하지 못한 부분이 많았다. 그 이유는 $F(0,1)$, $F(1,0)$ 의 계수만으로는 블록내 에지의 방향과 위치는 잘 찾는 반면 에지의 성분이 약한 부분을 잘못 인식할 가능성이 있기 때문이다.

그림 12는 에지 영역으로 선택된 블록의 그림이다. DCT를 이용한 방법과 제안된 방법인 그림 12의 (b)와 (c)는 비교적 무난하게 에지 영역을 분류하였다. 반면 그림 12 (a)의 경우 거울 가장자리의 질감 영역을 에지 영역으로 할당함을 확인할 수 있었는데 그 이유는 블록내 화소 밝기의 절대적 위치를 고려하지 않았기 때문이다.

2. 영상분할 방법 모의실험

본 논문에서 제안한 영상 분할 기법에 대한 성능을 평가하기 위해서 256×256크기의 "Lena" 영상과 352×288크기의 "Claire" 영상을 이용하여 실험하였다. 이 때 기존 수리형태학을 이용한 방법에서는 마커 추출시 적용되는 구조요소의 크기로 각각 3×3, 5×5, 7×7을 사용하였다. 제안된 방법에 사용된 파라미터로 블록의 크기는 8×8을 사용하였고, 블록의 평탄도를 측정하기 위해 사용한 ALV의 임계값은 블록안의 분산값 100을 사용하였다. 이 값은 그림 7에서 첫 번째 패턴을 나누는 기준이 되었다. 그리고 단순영역과 미결정 영역으로 남겨둔 에지 영역을 구분하기 위해 사용된 영상 기울기의 임계값은 120으로 설정하였고 이것은 그림 7에서 두 번째 패턴을 나누는 기준이 되었다.

그림 13은 기존 수리형태학 방법과 제안된 방법을 "Lena" 영상에 적용한 실험 결과 영상들이다. 구조요소가 너무 큰 경우 그림 13 (b), (c)와 같이 화소의 밝기가 비슷한 "Lena" 모자와 뒤 배경 영역에 대해서는 영상을 분할하지 못한다는 것을 알 수 있다. 그러나 제안된 방법을 적용한 경우 화소의 밝기 값이 비슷한 영역

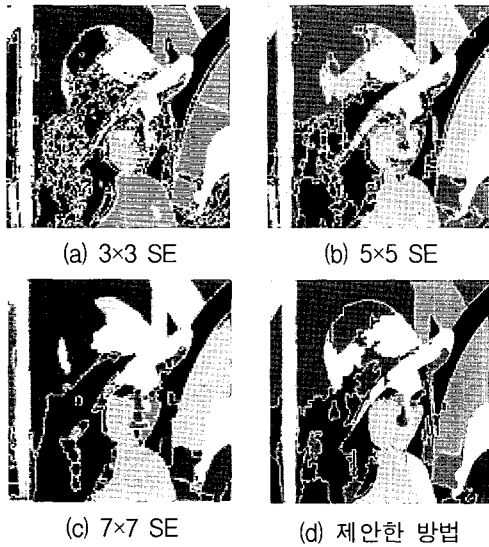


그림 13. "Lena(256×256)" 결과 영상
Fig. 13. Result image for "Lena(256×256)".

표 3. "Lena" 영상에 대한 영역 분할의 개수
Table 3. Number of region segmentation for "Lena" image.

	적용 SE	분할된 영역의 개수
그림 13 (a)	3×3	234
그림 13 (b)	5×5	89
그림 13 (c)	7×7	44
그림 13 (d)	Selective	51

에 대해서도 영상을 잘 분할하였으며, "Lena" 모자의 깃털 부분에 해당하는 질감 영역을 하나의 큰 영역으로 분리하였다. 그림 14는 "Claire" 영상에 대해 실험한 결과 영상이다. "Claire" 영상의 경우 구조 요소가 커짐에 따라 머리와 얼굴부분이 비교적 큰 영역으로 분할되었으나 아직 분할된 결과가 단순해지지는 못했다. 그러나 제안된 방법을 적용한 경우 머리 부분과 얼굴 부분을 질감 영역으로 간주하였기 때문에 기존의 방법보다 분할 결과가 우수함을 확인할 수 있었다.

표 3과 표 4는 각각 "Lena" 영상과 "Claire" 영상에 대해 모의 실험한 결과를 분할된 영역의 수로 나타낸 것이다. 본 논문에서 제안된 방법으로 수행한 경우 기존의 방법보다 분할 성능이 우수함을 표 3과 표 4를 통해 확인할 수 있었다.

VI. 결 론

수리형태학을 이용한 영상분할은 마커 추출 과정에서 너무 많은 영역으로 분할되는 경향이 있다. 이러한 문제들을 해결하기 위한 기존의 방법은 후처리 과정을

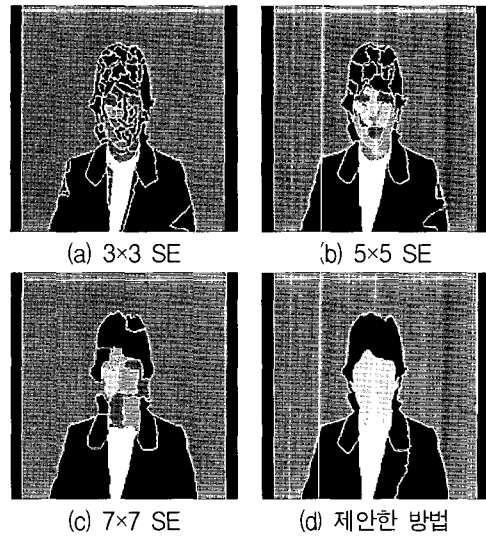


그림 14. "Claire(352×288)" 결과 영상
Fig. 14. Result image for "Claire(352×288)".

표 4. "Claire" 영상에 대한 영역 분할의 개수
Table 4. Number of region segmentation for "Claire" image.

	적용 SE	분할된 영역의 개수
그림 14 (a)	3×3	55
그림 14 (b)	5×5	28
그림 14 (c)	7×7	21
그림 14 (d)	Selective	12

통해 유사한 영역들을 병합하거나 마커추출 과정에서 사용되는 구조요소의 크기를 증가시킴으로써 보완할 수 있었다. 하지만 이러한 방법은 하드웨어적인 부담을 가중시키거나, 분할 성능이 크게 떨어진다. 이러한 문제를 개선하기 위해 본 논문에서는 마커 추출단계에 사용되는 구조요소의 크기를 선택적으로 적용하였다. 이때의 선택 방법은 ALV와 영상 기울기 값을 통해 분류된 영역에 따라 각기 다르게 적용하였다. 질감영역에서는 7×7 구조요소를 그리고, 단순영역에서는 3×3 구조요소를 사용하였다. 그리고 아직 영역이 결정되지 않은 에지 영역에 대해서는 워터셰드 알고리즘을 적용하여 영역결정을 하였다.

제안된 방법에 대한 모의실험 결과, 화소의 밝기 값이 비슷한 영역에 대해서도 영상이 잘 분할됨을 확인할 수 있었다. 또한 질감영역을 하나의 큰 영역으로 분리하였고 영역의 개수도 기존의 수리 형태학적 영상 분할 기법에 비해 적게 생성됨을 알 수 있다. 그리고 영역분류 방법에 있어서도 기존의 영역 분류 방법인 에지 기울기 방법과 DCT 방법 보다 제안된 방법이 질감 영역 및 에지 영역을 정확하게 찾아냄을 확인할 수 있었다

참 고 문 헌

[1] Thomas. Sikora, "The MPEG-4 Video standard verification model", *IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 7, no. 2, pp. 19-31, Feb. 1997.

[2] 원치선, "내용기반 영상압축을 위한 영상분할", *한국통신학회지*, 제14권, 제9호, pp. 96-106, 1997.

[3] K. R. Kim and O. S. Choi, "A study of Image Segmentation Using Watershed Algorithm Applied by the gradual Marker", Proceedings of fall conference 2000, *Korea Multimedia Institute*, pp. 183-186, Nov. 2000.

[4] P. Salembier, M. Pardas, "Hierarchical Morphological Segmentation for Image Sequence Coding", *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 3, no. 5, pp. 639-651, Sep. 1994.

[5] M. R. Sakka and M. S. Kamel, "A Segmentation criterion for digital image compression", *Proc. of ICASSP*, vol. 4, pp. 2554, May 1995.

[6] D. Wang, C. Labit, J. Ponsin, "Segmentation-based Motion-Compensated Video Coding Using Morphological Filter", *IEEE Transactions on circuits and Systems for Video Technology*, vol. 7, no. 3, pp. 549-556, Jun. 1997.

[7] 박현상, 나종범, "영상분할에 적합한 마커 배양기를 이용한 watershed 기법", *제10회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집*, pp. 145-150, 1998.

[8] B. Ramamurthi and A. Gersho, "Classified vector quantization of images," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 34, no. 11, Nov. 1986.

[9] 최진수, 하영호, "주파수 영역에서의 블록 분류를 이용한 프랙탈 영상 압축," *한국통신학회논문지*, vol. 20, no. 4, pp.1049-1060, April, 1995.

[10] Y.S.Ho and A. Gersho, "Classified transform coding of images using vector quantization", *Proc. ICA-89*, pp. 1831-1834, 1989.

[11] M. R. Sakka and M. S. Kamel, "A Segmentation Criterion for Digital Image Compression," *Proc. of ICASSP*, vol. 4, pp. 2551-2554, May 1995.

저 자 소 개



이 완 범(정회원)
 1995년 2월 원광대학교
 전자공학과 졸업(공학사).
 1997년 8월 원광대학교
 전자공학과 졸업(공학석사)
 2004년 8월 원광대학교
 전자공학과 졸업
 (공학박사).

<주관심분야: 영상처리, 디지털신호처리, VLSI 회로설계>

김 환 용(정회원)
 제40권 SD편 제9호 참조