

論文99-36S-1-9

블록분류와 워터셰드를 이용한 영상분할 알고리즘

(Image Segmentation Using Block Classification and Watershed Algorithm)

林 載 燦 * , 朴 東 權 * , 元 致 善 *

(Jae Hyuck Lim, Dong Kwon Park, and Chee Sun Won)

요 약

본 논문에서는 MPEG-4 와 같은 객체 및 내용 기반 영상 부호화에 활용될 수 있는 영상분할 알고리즘을 제안한다. 기존의 수학적 형태학(mathematical morphology)을 이용한 영상분할은 대개 과분할(over-segmentation)된 결과를 출력하는 경향이 있다. 이러한 과분할 문제 때문에 미소영역(small region)이나 비슷한 특성을 갖는 인접영역들을 서로 병합시켜야 하는 단점을 갖고 있다. 본 논문에서는 기존 영상분할의 문제점을 해결하고자 화소단위가 아닌 블록단위의 마커추출을 이용한 영상분할을 제안한다. 즉, 블록단위로 영상을 분할함으로써 질감부분에 해당하는 영역들이 하나의 큰 영역으로 분할될 수 있도록 하고, 영상내 객체(object)의 정확한 윤곽선(contour)을 찾기 위해 화소단위로 워터셰드(watershed) 알고리즘을 적용한다. 결과적으로 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 기존의 수학적 형태학을 이용한 방법과 비교하여 질감영역에서 향상된 영상분할과 계산시간의 부담을 줄일 수 있다는 것을 실험을 통해 확인하였다.

Abstract

In this paper, we propose a new image segmentation algorithm which can be used in object-based image coding applications such as MPEG-4. Since the conventional object segmentation methods based on mathematical morphology tend to yield oversegmented results, they normally need a postprocess which merges small regions to obtain a larger one. To solve this oversegmentation problem, in this paper, we propose a block-based segmentation algorithm that can identify large texture regions in the image. Also, by applying the watershed algorithm to the image blocks between the homogeneous regions, we can obtain the exact pixel-based contour. Experimental results show that the proposed algorithm yields larger segments, particularly in the textural area, and reduces the computational complexities.

I. 서 론

주어진 영상을 의미 있는 객체단위로 부호화 및 복호화 함으로써 영상에 대한 편집 등 멀티미디어 환경에서 요구되는 다기능을 실현할 수 있는 내용기반 영상압축 기법은 현재 표준화 작업이 마무리 단계인

MPEG-4 에서 구현되고 있다^{[1] [2] [3] [4] [5]}. 그러나 이러한 기능이 가능하기 위해서는 우선 영상을 의미 있는 객체들로 분할할 필요가 있다. 따라서 영상분할 알고리즘이 MPEG-4 표준화내용에 포함되어 있지 않으나, MPEG-4 가 성공적으로 활용되기 위해서

* 正會員, 東國大學校 電子工學科
(Department of Electronic Engineering, Dongguk University)

※ 본 연구는 정보통신부의 대학기초 연구지원사업에 의해 수행되었음.

接受日字:1998年5月13日, 수정완료일:1998年10月7日

만드시 요구되는 필수적인 전처리 단계인 것이다.

현재 영상내 객체분할을 위해 많이 사용되고 있는 영상분할 방법은 수학적 형태학(mathematical morphology)을 이용한 기법이다^{[6] [7] [8] [9] [10]}. 이 방법은 우선 영상분할을 용이하게 하기 위하여 영상내 잡음 등을 제거하는 단순화(simplification)과정을 거치고, 단순화된 영상으로부터 동일한 영역임을 나타내는 마커(marker)를 추출한다. 그리고 마커를 중심으로 아직 영역이 확정되지 않은 화소들에 대해서 워터셰드 알고리즘을 사용하여 영역의 정확한 윤곽선을 찾아내는 과정으로 이루어져 있다.

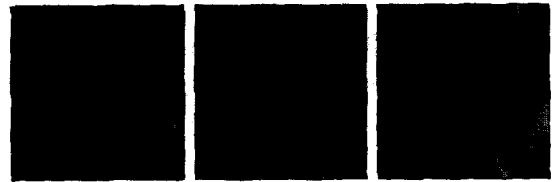
그러나 수학적 형태학을 이용한 영상분할의 단점은 질감영역등에서 과분할된 결과를 출력하는 경향^[11]이 있기 때문에 유사한 특성을 가지고 있는 영역들을 병합하는 후처리 과정을 반드시 거쳐야 한다는 점이다. 따라서 본 논문에서 과분할되는 문제점을 해결하고자 블록단위 영상분할 알고리즘을 제안한다^{[12] [13] [14]}. 먼저 주어진 영상을 일정한 크기의 겹치지 않는 블록으로 나눈 다음, 나누어진 블록들을 질감(texture), 단순(monotone) 또는 에지(edge)블록중의 한 블록으로 분류한다. 다음, 분류된 블록중에서 질감 및 단순블록들에 대해서만 인접한 블록들의 특징(예를 들면 블록의 평균 밝기)을 조사하여 유사한 블록들을 병합한다. 여기서 병합된 질감, 단순영역을 마커로 사용하고 나머지 에지블록들은 미결정블록들로 남겨 둔다. 마지막으로 미결정블록들에 대해 화소단위의 워터셰드 알고리즘을 적용하면 자연스러운 윤곽선을 얻을 수 있다. 제안된 알고리즘의 장점은 수학적 형태학을 이용한 영상분할의 단점인 질감영역부분에서 과분할 문제를 해결할 수 있다는 점이다.

즉, 과분할의 원인이 되는 질감영역을 수학적 형태학을 이용한 방법과는 달리, 블록분류 특성을 이용하여 하나의 큰 영역으로 분리해냄으로써 과분할된 영역을 병합해야하는 후처리 과정을 거치지 않아도 되는 특징을 가지고 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 수학적 형태학을 이용한 영상분할 과정과 문제점에 대해 설명하고, III 장에서는 제안된 알고리즘에 대하여 언급하며, IV 장에서는 제안된 알고리즘에 의한 영상분할과 수학적 형태학을 이용한 영상분할의 성능분석을 실험 결과를 통하여 제시하고, 마지막으로 V 장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 수학적 형태학을 이용한 영상분할

수학적 형태학을 이용한 영상분할의 특징은 영상내 물체의 형태, 크기, 대비 및 연결성 등을 이용하여 동질성과 연속성을 만족하는 영역들로 영상을 분리할 수 있는 점이다^{[6] [7] [8]}. 이러한 특징들로 인해 이 영상분할 방법은 현재 초저속 동영상 부호화를 위한 영역분할 기법으로 제안되고 있다. 수학적 형태학을 이용한 영상분할은 다음과 같다. 우선 주어진 영상을 형태학적 필터(morphological filter)를 사용하여 영상을 단순화하고, 단순화된 영상으로부터 동일한 영역 안의 화소임을 나타내는 마커를 추출한 후, 워터셰드 알고리즘을 적용하여 균질한 특성을 가지는 영역별로 경계를 추출한다. 그 다음 후처리 과정으로 영상내 상관성 있는 객체단위로 분할하기 위해 유사한 특성을 가지는 인접영역들을 하나의 영역으로 병합(region merging)하는 과정을 거친다.



(a) (b) (c)
그림 1. 복원적 열림닫힘 필터를 이용한 단순화된 영상들 : Lena (512×512)
(a) 원영상 (b) 5×5 구조요소 (c) 9×9 구조요소

Fig 1. Simplified images obtained by open_close by reconstruction filter : Lena (512×512).
(a) original image (b) 5×5 structuring element (c) 9×9 structuring element



(a) (b) (c)
그림 2. 복원적 열림닫힘 필터를 이용한 단순화된 영상 : Mobile & Calendar (512×400) (a) 원영상 (b) 5×5 구조요소 (c) 9×9 구조요소

Fig. 2. Simplified images obtained by open_close by reconstruction filter : Mobile & Calendar (512×400). (a) original image (b) 5×5 structuring element (c) 9×9 structuring element

1. 단순화 과정

영상내에는 작은 영역 및 잡음과 같은 미세정보가 많이 존재한다. 그런데 영상분할시 이러한 미세정보를 제거하는 전처리 과정을 거치지 않고 같은 밝기값을 갖는 영역으로 영상을 분할한다면 너무 많은 영역들로 분할될 것이다. 따라서 영상분할을 용이하게 하기 위해 영상내 경계정보를 유지하면서 미세정보를 제거하는 단순화 과정을 거친다^[6]. 이러한 단순화과정은 영역내 화소 밝기의 세기들을 평활화시키면서 윤곽선 정보는 유지하는 복원적 열림닫힘(open_close by reconstruction) 필터를 사용하여 수행된다. 그림 1, 2 는 Lena 와 Mobile & Calendar 영상을 각각 5×5 와 9×9 크기의 구조요소를 사용하여 복원적 열림닫힘 필터로 단순화한 영상이다. 그림 1, 2 에서 사용되는 구조요소의 크기가 너무 클 경우에는 영상의 평탄화는 잘 되어 영상내의 분할되는 영역의 수는 줄일 수 있으나, 화소간 밝기의 세기가 비슷한 영역 및 셋 이상의 영역이 만나는 곳에서는 윤곽선을 제대로 찾지 못하는 반면, 구조요소의 크기가 너무 작을 경우에는 질감영역과 같은 부분에서 너무 많은 영역들이 발생하는 단점들이 있다. 즉, 수학적 형태학을 이용한 알고리즘의 단순화 과정은 구조요소에 따라 영상의 분할결과가 상당히 민감하다는 단점이 있다. 따라서 영상분할에 알맞은 구조요소를 찾는 것이 매우 중요하다^[15]. 예를 들면, 그림 1 의 (c) 에서와 같이 구조요소가 너무 크면 그림 13 의 (c), (d), (e) 에서 보는 바와 같이 질감부분에 해당하는 Lena 의 깃털 부분은 하나의 영역으로 분리해 낼 수는 있는 반면에, 밝기의 세기가 비슷한 Lena 의 모자 부분과 뒷배경을 분리해 낼 수가 없다.

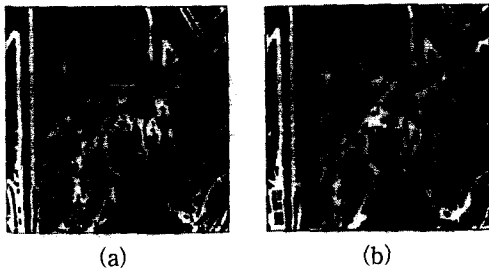
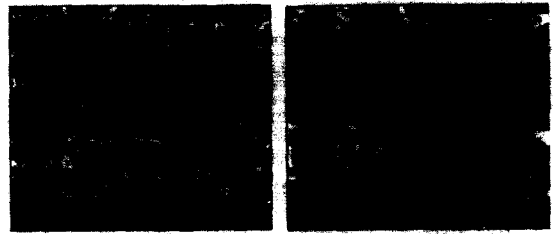


그림 3. 단순화된 영상으로부터 얻은 마커영상 : Lena (512×512) (a) 5×5 구조요소 (b) 9×9 구조요소

Fig. 3. Marked images obtained from simplified images : Lena (512×512) (a) 5×5 structuring element (b) 9×9 structuring element



(a) (b)

그림 4. 단순화된 영상으로부터 얻은 마커영상 : Mobile & Calendar (512×400) (a) 5×5 구조요소 (b) 9×9 구조요소

Fig. 4. Marked images obtained from simplified images : Mobile & Calendar (512×400). (a) 5×5 structuring element (b) 9×9 structuring element

2. 마커추출 과정

마커추출 과정은 단순화된 영상으로부터 영역의 국부적인 동질성을 가지는 영역들에 대해서 동일한 마커를 부여하는 단계이다. 이 때 마커는 동질의 화소들에게 붙여진 라벨(label)으로써 같은 특성을 가지고 있는 영역임을 나타낸다. 마커추출 과정은 형태학적 기울기(morphological gradient)를 이용하는 방법과 평탄한 동질영역의 면적(size) 및 대조(contrast)를 이용하는 방법이 있다. 전자의 경우 각 계층마다 많은 마커가 발생한다는 단점이 있으며, 후자의 경우는 하위계층으로 갈수록 단순화 과정에서 사용된 구조요소의 크기에 민감하고 작은 영역들을 제거할 때 임계치에 따른 분할결과의 의존성이 높다는 단점이 있다. 따라서 최근에는 두 가지의 장점을 살린 복합적인 방법을 사용하고 있다^[15]. 영역의 동질성을 나타내는 마커를 추출한 후 영상 부호화의 효율성을 높이기 위해서 미소영역에 대해서는 마커를 제거한다. 그림 3, 4 는 그림 1, 2 의 원영상들을 이용하여 마커를 추출한 영상들이다. 그림에서 검은 색 부분은 마커가 할당된 부분이고 하얀 색 부분은 마커가 할당되지 않은 부분과 미소영역을 나타내는 미결정영역들(undecided regions)이다. 이러한 미결정영역들은 3 절에서 설명할 영역의 윤곽선 결정단계에서 정확한 윤곽선을 찾는 데 사용된다. 그림 3 과 4 에서 볼 수 있듯이 마커추출 영상에서 구조요소가 크면 클수록 추출된 마커의 크기가 큰 것을 확인할 수 있으며, 이는 분할된 영상이 더욱더 적은 수의 영역으로 나누어짐을 의미한다.

3. 영역의 윤곽선 결정

동일한 영역임을 나타내는 마커를 추출한 다음, 마커와 마커사이의 라벨을 부여받지 못한 화소들에 대하여 워터셰드 알고리즘을 사용하여 영역을 결정함으로써 영역의 정확한 윤곽선을 찾는다. 워터셰드 알고리즘이란 영상의 밝기값의 분포를 지형학적인 구조로 보고 이것으로부터 영역들의 정확한 경계를 찾는 알고리즘이다^[8]. 이 때 각 화소가 어느 영역에 속하는지를 결정하기 위하여 계층적 큐(hierarchical queue)를 사용하여 분할속도를 증가시킨다^[16].

III. 제안된 영상분할 알고리즘

기존의 수학적 형태학 알고리즘을 사용한 영상분할 결과는 영상이 너무나 많은 영역들로 분할되기 때문에 비슷한 특징을 갖는 영역들을 다시 하나의 영역으로 병합하는 과정을 반드시 거쳐야 한다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 영상을 화소가 아닌 블록단위로 분할하는 알고리즘을 제안한다. 그림 5에서 볼 수 있듯이 제안된 알고리즘은 1 단계 : 입력 영상을 일정한 크기의 블록으로 나눈 후 질감, 단순 또는 에지블록중의 한 블록으로 분류하는 블록분류 단계^{[12] [13] [14]}, 2 단계 : 분류된 블록들중 질감블록들과 단순블록들에 대해서만 유사한 블록들을 병합하는 블록단위의 영역병합 단계, 3 단계 : 블록단위로 병합된 영역들에 대해서 마커를 부여하고 일정 수미만의

블록으로 이루어진 영역들에 대한 마커들은 다시 제외하는 블록단위 마커추출 단계, 4 단계 : 마커추출 단계에서 제외된 영역들과 블록분류 단계후 생긴 에지블록들에 대해서 워터셰드 알고리즘을 적용하는 마지막 단계로 나누어진다.

1. 블록분류

본 논문에서 사용한 블록분류 방법^{[12] [13] [14]}은 블록내 화소의 절대적 위치를 고려한 통계적 특성을 이용한 것이다. 예를 들면, 블록분류는 그림 6 과 같은 과정을 거치며 수행된다. 우선 그림 (a) 와 같은 원영상을 그림 (b) 와 같이 겹치지 않는 블록(예를 들면 8×8)들로 나눈다. 그 다음 나누어진 각 블록마다 다음과 같은 과정을 거쳐 그림 7 의 패턴 중에서 가장 잘 일치하는 패턴을 찾는다. 블록내 영역 k 가 평균값 r_k 와 분산값 σ_k^2 을 갖는 iid Gaussian 분포를 갖는다면 해당영역의 조인트 확률분포 $P(X_k)$ 는 다음과 같다.

$$P(X_k) = \prod_{(i,j) \in R_k} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \exp \left\{ -\frac{(x(i,j) - r_k)^2}{2\sigma_k^2} \right\} \quad (1)$$

R_k 는 블록내 영역 k 가 차지하는 모든 화소의 집합을 나타내고 식 (1) 에 사용된 파라미터 (r_k, σ_k^2) 에 대한 ML(Maximum Likelihood) 추정치는 식 (2) 와 같이 각각 산술평균 및 산술분산으로 구한다.

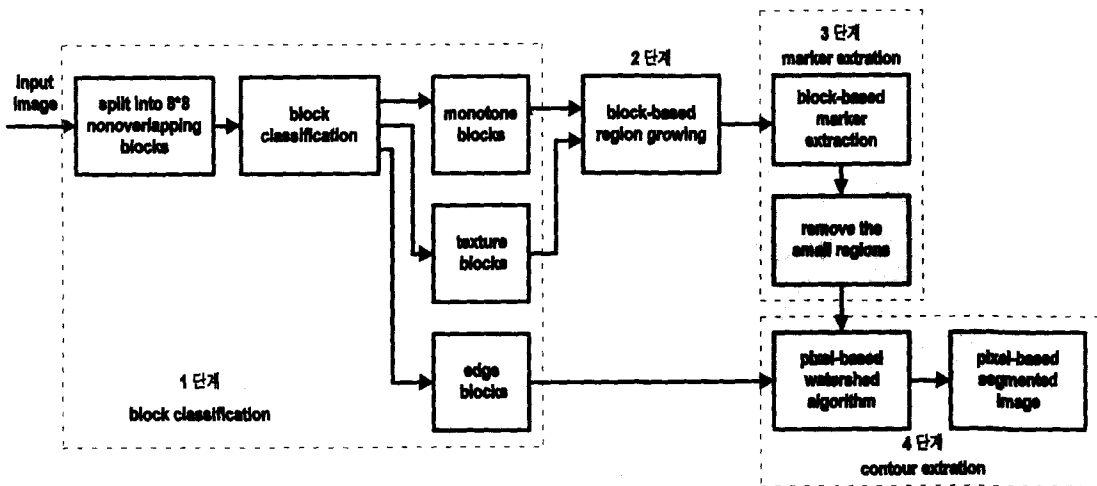


그림 5. 제안된 알고리즘의 블록도
Fig. 5. Block diagram of the proposed algorithm.

$$\begin{aligned} \hat{r}_k &= \frac{1}{|R_k|} \sum_{(i,j) \in R_k} x(i,j) \\ \hat{\sigma}_k^2 &= \frac{1}{|R_k|} \sum_{(i,j) \in R_k} (x(i,j) - \hat{r}_k)^2 \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 $|R_k|$ 는 블록내 영역 k 의 총 화소수를 나타낸다. 식 (2) 를 식 (1) 에 대입하여 자연로그를 취하면 다음과 같은 최대 log-likelihood $\ln P(X_k)$ 를 얻을 수 있다.

$$\ln P(X_k) = -\frac{|R_k|}{2} \ln \hat{\sigma}_k^2 + \text{const} \quad (3)$$

그림 7 의 (a) 와 같은 단일 영역에 대해서는 블록내 영역은 1 개밖에 없으므로 최대 log-likelihood $\ln P(X)$ 은 $\ln P(X_1)$ 이며 나머지 그림 7-(b), (c), (d), (e) 는 블록 내에 2 개의 영역이 존재하므로 전체 log-likelihood $\ln P(X)$ 는 각각의 영역에 대한 최대 log-likelihood 의 합인 $\ln P(X_1) + \ln P(X_2)$ 이 된다. 5 가지의 최대 log-likelihood 값 중에 가장 큰 값을 갖는 패턴이 주어진 블록의 데이터와 가장 일치하는 블록으로 간주된다. 그러나 최대 log-likelihood 만으로 최적패턴을 선택하면 편중된(biased) 결과를 얻으므로 식 (4) 와 같이 수정된 AIC(Akaike's Information Criterion) 기준^[16] 을 사용한다. 즉, 그림 7 의 각각의 패턴에 일련번호 $i = 1, 2, 3, 4, 5$ 를 붙이면 주어진 블록 데이터에 대한 최적 패턴 i^* 는 다음과 같다.

$$i^* = \underset{i \in \{1, 2, 3, 4, 5\}}{\text{arg max}} [\ln P_i(X) - M^c m(i)] \quad (4)$$

여기서 $P_i(X)$ 는 i 번째 패턴의 전체 최적 log-likelihood 를 나타내며 $m(i)$ 는 해당패턴에서 측정해야할 산술평균 및 산술분산 파라미터의 수를 나타낸다. 즉 $i = 1$ 에 대해 $m(i)=2$ 이고 $i = 2, 3, 4, 5$ 에 대해 $m(i)=4$ 이다. M 은 블록에서의 총 화소수를 나타내고, c 는 실험적으로 결정하는 파라미터로 0.5-0.7 의 값에서 좋은 결과를 얻었다. 그림 7 의 첫 번째 패턴의 경우 블록내 분산값을 이용하여 질감블록 ($k=0$)과 단순블록($k=1$)으로 세분한다. 나머지 패턴들은 순서대로 세로에지블록($k=2$), 가로에지블록($k=3$), 45도 대각선에지블록($k=4$), 135도 대각선에지블록($k=5$)을 나타낸 것이다. 이러한 블록분류 과정을 거치면 영상이 블록단위로 나누어진 상태가 되고, 나누어진 블록들에 대해서 질감, 단순 또는 에지블록들에 해당하는 라벨들이 부여된다. 그림 6 의 (c) 는 블록분

류된 각 패턴의 형태에 따라 k 의 값을 라벨로 할당한 것이다.

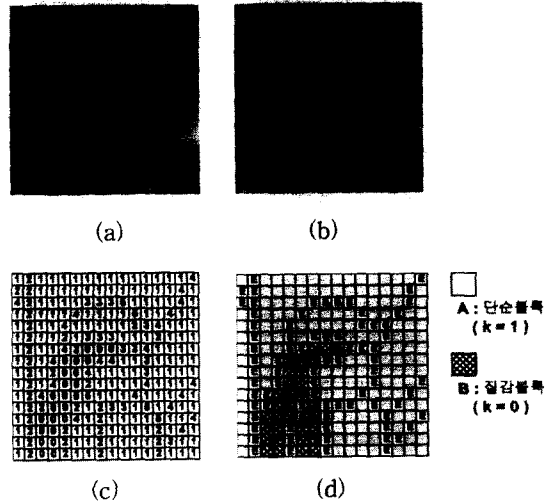


그림 6. 블록분류 알고리즘 및 마커추출
Fig. 6. Block classification and marker extraction.

2. 블록단위의 영역병합

그림 5 의 1 단계 블록분류가 끝나면 그림 6 의 (c) 와 같이 질감, 단순 및 에지블록들의 특성을 나타내는 라벨들이 할당된다. 이와 같이 블록분류된 특성을 이용하여 제 2 단계에서는 동질성을 갖는 질감블록들과 단순블록들을 병합하여 영역을 정의한다. 블록단위의 영역병합은 기존의 수학적 형태학에서 사용된 워터셰드의 화소단위 영역병합과 유사하다. 다만, 영역병합 기준에서 기존의 방법이 화소의 밝기값에 의한 영역병합인 대신 제안된 알고리즘은 일정한 크기의 블록안의 평균밝기값을 사용한다. 따라서 블록단위의 영역병합 과정이 끝나면 화소단위가 아닌 블록단위의 영역병합이 이루어진다. 즉, 그림 6 의 (d) 와 같은 결과를 얻게 된다.

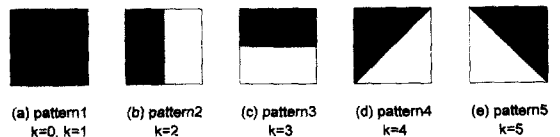


그림 7. 분류된 패턴의 종류
Fig. 7. A set of prototypes for block classification.

그림 6 의 (d) 에서 E 블록은 에지블록을 나타낸 것이고, A 블록들과 B 블록들로 이루어진 부분은 각각 단순영역과 질감영역을 나타낸 것이다. 본 절에서는

이들 질감 및 단순블록들중에 서로 공간적으로 인접해 있고 밝기세기 및 질감특성이 유사한 블록들을 모아 공통의 영역라벨을 부여하는 과정을 설명한다. 그림 8은 블록단위 영역병합의 과정을 나타낸 것이다. 그림에서 $B(i,j)$ 는 영상내 (i,j) 번째 블록의 분류결과를 나타낸 것이다. 즉, 그림 7의 패턴 중에서 질감블록($k=0$), 단순블록($k=1$) 또는 에지블록들($k=2, 3, 4, 5$) 중 하나에 해당한다. 블록단위 영역병합의 흐름은 다음과 같다. 우선 블록단위로 데이터를 읽어 그 블록이 질감블록($B(i,j)=k=0$) 또는 단순블록($B(i,j)=k=1$)인지를 판단한다. 만약 블록이 질감블록과 단순블록이 아닌 에지블록들중 하나일 경우에는 마커를 할당하지 않고 미결정블록으로 남겨둔다.

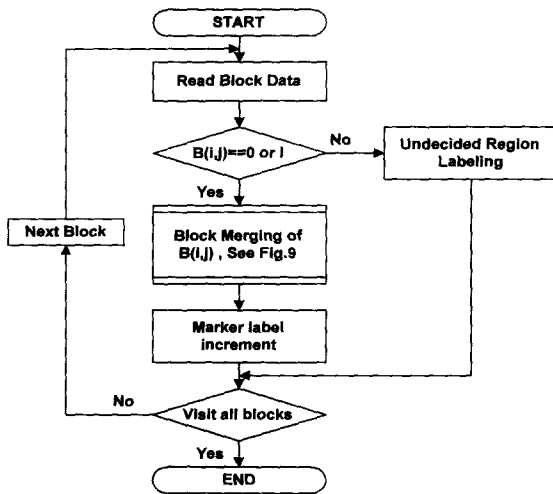


그림 8. 블록단위 영역병합의 흐름도

Fig. 8. Flow chart for the block-based region merging.

이러한 미결정블록은 4 절에서 설명할 워터셰드 알고리즘을 이용한 최소단위 영역성장단계에서 이웃영역중의 하나로 병합된다. 만약 블록이 질감블록 또는 단순블록일 경우는 주위의 블록들과의 병합기준을 검사하여 동일한 영역 안의 블록들로 판단될 경우 두 블록들을 병합한다. 그림 9는 두 블록의 병합기준을 자세히 나타낸 것이며 식 (5)을 사용하여 두 블록간의 동질성을 판가름한다. 식 (5)에서 $MB(i,j)$ 와 $TB(i,j)$ 는 각각 단순블록과 질감블록의 평균밝기값을 나타낸 것이다. $MB(m,n)$ 와 $TB(m,n)$ 은 이웃하는 블록들의 평균밝기값을 나타낸다. 초기라벨을 부여받은 블록에 대하여 상하좌우 4 개의 인접한 블록들과 평균밝기값

의 차이를 구한다. 그 값이 일정 임계치보다 작을 경우 동일한 영역 안의 블록들로 간주하고 두 블록을 병합한다.

$$\begin{aligned} & \text{if } \{ MB(i,j) - MB(m,n) < TH_M \} \\ & \quad \text{merge } MB(m,n) \text{ to } MB(i,j) \quad \text{or} \\ & \text{if } \{ TB(i,j) - TB(m,n) < TH_T \} \end{aligned} \quad (5)$$

$$\text{merge } TB(m,n) \text{ to } TB(i,j)$$

$$(m,n) = (i,j-1), (i,j+1), (i-1,j), (i+1,j)$$

본 논문의 실험은 식 (5)와 그림 9에서 질감블록일 경우 임계치 TH_T 을 사용하였고 그 값을 100으로 설정하였으며, 단순블록일 경우는 임계치 TH_M 를 사용하였고 그 값을 10으로 설정하였다. 질감부분은 블록(또는 영역)내 밝기 변화가 상대적으로 크므로 질감블록에 대한 임계치(TH_T)를 단순블록의 임계치(TH_M)보다 높은 값을 설정하였으며 이러한 임계치는 실험을 통하여 가장 적당한 값으로 산정하였다. 그 다음 검사하는 블록의 위치를 옮겨 위의 같은 과정을 되풀이한다. 프로그램상에서 위의 과정을 재귀적(recursive)으로 실행하였다. 그 결과 블록병합 과정을 거친 영상은 단순블록으로 이루어진 영역들과 질감블록으로 이루어진 영역들 그리고 에지블록들로 이루어진 미결정영역으로 나누어진다.

3. 블록단위의 마커추출

그림 5의 2 단계 과정이 끝나면 블록분류된 영상으로부터 동질성을 갖는 질감 및 단순영역들을 얻는다. 이들 영역들에 대해 제 3 단계 과정에서 블록단위로 영역을 병합한 후 병합된 단순블록들과 질감블록들에게 동일한 영역 안의 블록들임을 나타내는 마커를 부여하고, 영상 부호화의 효율성을 높이기 위하여 일정 수미만의 블록으로 이루어진 영역에 대해서는 할당받은 마커를 제거한다. 즉, 수학적 형태학에서 사용되었던 일정 수미만의 화소로 이루어진 영역들의 마커를 제거하듯이, 제안된 알고리즘에서는 일정 수미만의 블록으로 이루어진 영역들에 대해서 마커를 할당하지 않는다. 이렇게 제거된 영역들과 에지블록들에 대해서는 4 절에서 설명할 윤곽선 결정 단계에서 워터셰드 알고리즘을 사용하여 영상내 객체의 정확한 윤곽선을 찾아낸다. 그림 10는 Lena와 Mobile & Calendar 영상에 대하여 블록분류를 하고 블록단위로 병합한 후

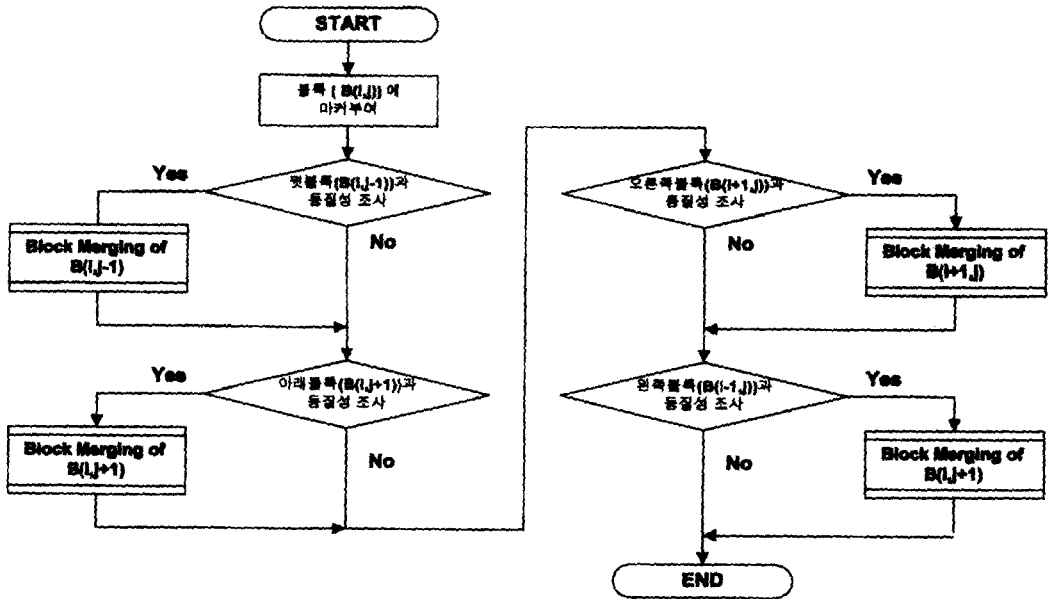
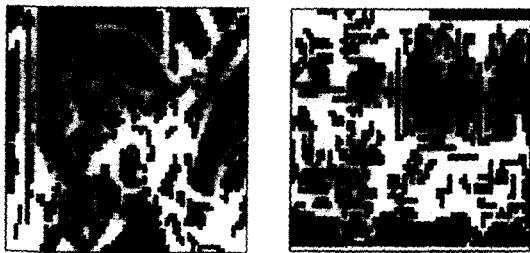


그림 9. B(i,j)에 대한 블록단위 병합과정의 흐름도
Fig. 9. Flow chart for the block merging of B(i,j).

미소영역을 제거한 질감영역과 단순영역을 블록단위로 나타낸 것이다. 검은 색에 해당하는 부분이 마커가 부여된 영역이다. 즉, 블록분류후 유사한 질감블록과 단순블록들을 각각 병합하고 일정 수미만의 블록으로 이루어진 영역들을 제거한 나머지 영역들이다. 하얀 색에 해당하는 부분은 마커가 할당되지 않은 부분으로 블록단위 영역병합후 제거된 미소영역들과 블록분류후 생긴 에지블록들이 이에 해당한다. 수학적 형태학의 경우 그림 3, 4에서 보는 바와 같이 화소단위의 마커영상을 중심으로 워터셰드 알고리즘을 이용하여 미소영역으로 제거된 미결정영역을 성장시키는 반면, 제안된 알고리즘의 경우 그림 10과 같이 블록단위의 마



(a) (b)

그림 10. 블록단위의 마커영상(a) Lena (512×512)
(b) Mobile & Calendar (512×400)
Fig. 10. Block-based marked image. (a) Lena (512×512) (b) Mobile & Calendar (512×400)

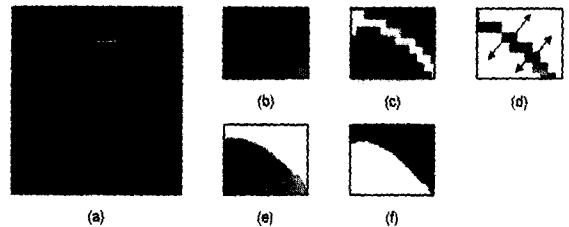


그림 11. 윤곽선 결정 단계의 예

(a) Lena 원영상(512×512) (b) Lena 원영상의 모자부분 (c) 모자 부분에 대한 마커추출 (d) 모자 부분에 대한 블록분류후 에지영상 (e) 분리되어진 모자부분 (f) 분리되어진 뒷배경

Fig. 11. An example of contour extraction

(a) Lena original image(512×512) (b) hat in part of Lena original image (c) marker extraction from Lena's hat (d) edge image of Lena's hat (e) the part of the segmented Lena's hat (f) the part of the segmented background

커영상을 중심으로 블록분류에서 생성된 에지블록들과 마커추출후 제거된 미소영역들을 화소단위로 워터셰드 알고리즘을 이용하여 영역성장을 한다는 점이 다르다.

4. 윤곽선 결정 단계

그림 5의 3 단계의 결과, 영역의 라벨이 할당된 큰 영역과 아직 어떤 영역에도 소속되지 않은 미결정블록

들이 존재한다. 이들 미결정블록들은 그림 5의 마지막인 4 단계에서 화소단위로 인접한 이웃 영역에 최종 할당된다. 자세히 살펴보면 다음과 같다. 그림 11의 (a)는 Lena(512×512) 원영상을 나타낸 것이고, 그림 (b)는 에지에 해당하는 Lena의 모자부분이다. 그림 (c)는 Lena의 모자부분을 블록분류한 후 유사한 블록들을 병합하여 마커를 부여한 것이다. 검은 색 부분은 마커를 부여받은 곳이고, 하얀 색 부분은 미소영역등으로 제거되었거나 에지블록에 해당하는 부분으로 마커가 할당되지 않은 곳이다. 즉, 미결정영역에 해당한다. 그림 (d)는 Lena의 모자부분을 블록분류한 후 에지에 해당하는 부분을 나타낸 것이다. 따라서 윤곽선 결정 단계에서는 에지블록에 해당하는 그림 (d)와 블록병합후 제거된 미소영역에 대하여 워터셰드 알고리즘을 사용하여 최적의 영역에 병합시키는 과정이 수행된다. 그림 (e)와 (f)의 경우가 블록분류와 블록단위의 영역병합이후에 워터셰드 알고리즘을 사용하여 Lena의 모자부분과 배경을 분리해낸 결과이다. 이 때 사용되는 워터셰드 알고리즘은 기존의 방법인 수학적 형태학 알고리즘에서 사용되는 것과 동일한 것으로 인접 영역의 평균밝기의 차이를 이용하여 미결정 블록들을 화소단위로 가장 알맞은 영역에 병합한다. 다만, 수학적 형태학적 알고리즘에서는 마커추출후 제거된 화소단위 미소영역에 대해서만 워터셰드 알고리즘을 적용하는 반면, 제안된 알고리즘에서는 블록단위 마커생성후 블록단위로 제거된 미소영역과 블록분류후 생긴 에지블록들에 한해서 워터셰드 알고리즘을 적용한다.

IV. 실험 결과

본 논문에서는 제안한 영상분할 기법에 대한 성능을 평가하기 위해서 352×288 크기의 Claire 영상, 512×512 크기의 Lena 영상 그리고 512×400 크기의 Mobile & Calendar 영상을 이용하여 실험하였다. 이 때 수학적 형태학에서는 5×5, 9×9, 13×13 그리고 15×15 크기의 구조요소를 사용하였다. 제안된 알고리즘에서 사용된 파라미터로 블록의 크기는 8×8을 사용하였고, 블록분류중 질감블록과 단순블록을 나누는 임계치는 블록 안의 분산값 100을 사용하였다. 이 값은 그림 7에서 첫 번째 패턴을 질감 또는 단순블록으로 나누는 기준^[12]이 된다. 즉, 블록내 분산값

이 100 이상이면 질감블록으로 설정하고, 100 미만일 경우는 단순블록으로 분류한다. 그리고 블록단위로 영역을 병합할 때, 질감블록과 단순블록에 대해서 각각 100(TH_T), 10(TH_M)에 해당하는 블록 안의 평균밝기값의 차이를 임계치로 사용하였다. 본 논문에서는 질감영역을 하나의 큰 영역으로 분리하고자 질감영역에 대한 임계치(TH_T)를 단순영역에 비해 크게 설정하였다. 그리고 미소영역에 대해서는 수학적 형태학 알고리즘의 미소영역 결정의 기준과 비슷하게 하기 위해서 1개 또는 2개 이하의 블록으로 이루어진 영역에 대해서 제거하였다.

그림 12는 수학적 형태학 알고리즘과 제안된 알고리즘을 Claire 영상에 적용한 예이다. 각 영역에 대한 밝기값은 그 영역 안에 있는 모든 화소값의 평균을 취한 것이다. 수학적 형태학 알고리즘의 경우 미결정영역의 조건은 사용된 구조요소의 크기보다 작은 것을 선택하였다. 예를 들면 그림 12의 (b)와 같이 5×5 구조요소를 사용한 경우, 화소의 개수가 25개 미만인 영역을 미결정영역으로 선택하였다. 표 1은 그림 12의 결과 영상에 대한 파라미터의 값, 영역의 개수 그리고 Pentium 120MHz / RAM 48M / Windows 95 / Visual C++ 5.0에서 각 알고리즘의 수행시간을 나타낸 것이다. 본 논문의 실험에서 수학적 형태학 알고리즘의 경우 구조요소의 크기가 커질수록 발생하는 영역의 수는 줄일 수 있으나, 계산시간이 많이 소요되는 단점이 있다는 것을 알 수 있고, 주관적인 영상분할의 결과면에서 기존의 수학적 형태학 알고리즘보다 제안된 알고리즘이 더욱더 자연스러운 영상분할 결과를 얻었음을 확인할 수 있다.

그림 13은 Lena에 대한 실험결과 영상들이다. 구조요소가 너무 큰 경우 그림 (c), (d), (e)와 같이 화소의 밝기가 비슷한 영역에 대해서는 영상을 분할하지 못한다는 것을 알 수 있다. 그러나 제안된 알고리즘의 경우 영상내 화소의 통계적인 특성을 고려한 블록분류 및 블록단위 마커를 추출하였기 때문에 화소의 밝기값이 비슷한 영역에 대해서도 영상을 잘 분할하였으며, Lena의 깃털부분에 해당하는 질감영역을 하나의 큰 영역으로 분리하였고 영역의 개수도 기존의 방법보다 적게 생성되었음을 알 수 있다.

그림 14의 경우도 마찬가지로 제안된 알고리즘이 주어진 영상을 적은 수의 영역으로 분할했음에도 불구하고 의미 있는 영역으로 영상을 분리함으로써 시각적

으로 더 좋은 결과영상을 얻었음을 알 수 있다. 표 2 와 3 은 각각 그림 13 과 14 의 결과영상에 대한 파라미터의 값, 영역의 개수 그리고 수행 시간을 나타낸 것이다.

이제부터 본 논문에서 사용된 파라미터의 민감도에 대해 살펴보자. 우선 블록분류중 그림 7 의 첫 번째 패턴을 질감블록 또는 단순블록으로 나누는 임계치와 에지블록의 빈도를 나타내는 파라미터는 각각 100 과 0.6 의 값을 사용하였다^{[14] [17]}. 이 값들은 실험을 통해서 최적의 값을 선정한다. 임계치 TH_T 과 TH_M 의 경우는 인접한 질감블록들과 단순블록들을 병합하는 기준으로 인접한 블록들의 평균밝기의 차이를 이용하였다. 이 임계치가 작을수록 병합되는 블록들이 적어지고 마커추출시 작은 크기의 마커들이 생성된다. 따라서 일정 수미만의 블록들로 이루어진 미결정영역들도 많이 발생하게 된다. 이러한 미결정영역들은 워터셰드 알고리즘을 사용하여 주변의 가장 알맞은 영역으로 병합시키므로 임계치들이 작다고 해서 결과영상에서 더욱더 적은 영역의 수를 생성하는 것을 의미하지는 않는다. 다만, 미결정영역이 많이 발생하기 때문에 수행시간면에서 약간의 시간이 더 소비된다. 이러한 사실은 그림 15 와 표 4 에서 확인할 수 있다.

표 5 는 수학적 형태학 알고리즘과 제안된 알고리즘을 이용한 실험중 미결정영역의 조건을 비슷하게 한 상태에서 발생하는 영역의 개수를 나타낸 것이다. 수학적 형태학 알고리즘에 사용된 구조요소는 9×9, 11×11 를 사용하였을 때 마커추출시 제거되는 영역의 면적은 화소의 개수가 각각 81, 121 미만의 영역이 된다. 따라서 이와 비슷한 실험조건을 만들기 위해서 제안된 알고리즘에서 마커추출시 제거되는 면적은 블록의 수가 각각 1, 2 개 이하이면 미결정영역으로 간주하였다. 즉, 한 개의 블록은 64 개의 화소로 이루어져 있으므로 각각 64개, 128개 이하의 화소로 이루어진 영역을 미결정영역으로 간주한 것이다. 제안된 알고리즘이 기존의 알고리즘보다도 월등히 적은 수의 영역을 생성한다는 것을 표 5 를 통해 알 수 있다. 이는 제안된 알고리즘의 경우 화소단위가 아닌 블록단위로 영역을 분할하여 동일한 질감영역에 해당하는 부분을 하나의 큰 영역으로 분리할 수 있기 때문이다. 또한 이러한 분리방법은 영상을 부호화하는 과정에서 효율성을 높일 수 있는 계기가 될 수 있다. 그리고 결과영상을 얻는데 소요되는 시간면에서도 수학적 형태학의

경우 적은 영역의 수를 얻고자 구조요소를 크게 하면 많은 시간이 소요되는 반면에, 제안된 알고리즘이 경우 그러한 단순화 과정을 수행하지 않고 블록분류후 블록단위로 마커를 추출하기 때문에 월등히 적은 시간이 소요된다는 것도 확인할 수 있다.

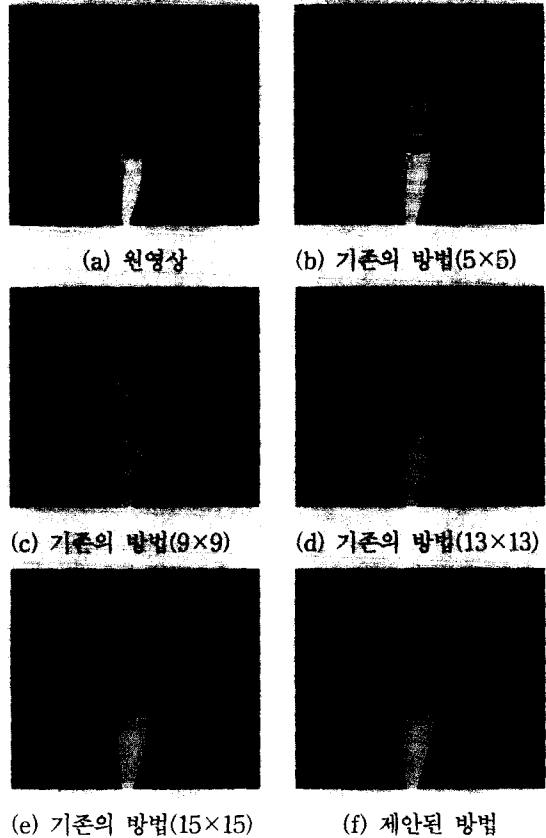


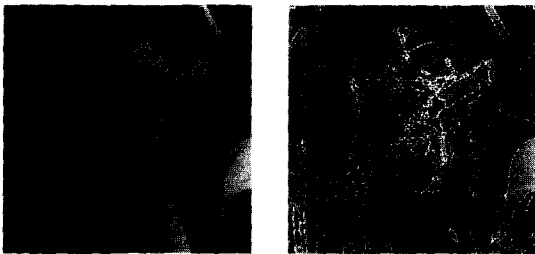
그림 12. 분할된 영상 : Claire (352×288)
Fig. 12. Segmented images : Claire (352×288).

표 1. 그림 12 의 결과영상에 대한 영역분할의 개수와 수행시간

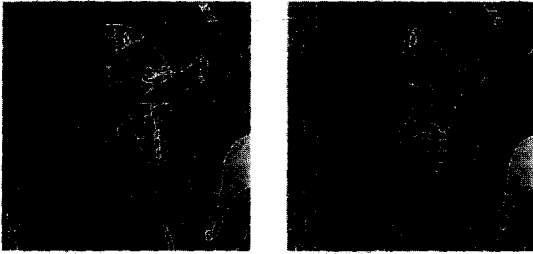
Table 1. Parameter values, number of segmented regions, and running time for the segmented results in Fig 12.

	적용 방법(SE/UR)	영역의 개수	수행시간
그림 (a)	.	.	.
그림 (b)	5×5 / 25 미만	69 개	8 초
그림 (c)	9×9 / 81 미만	34 개	15 초
그림 (d)	13×13 / 169 미만	21 개	26 초
그림 (e)	15×15 / 225 미만	19 개	36 초
그림 (f)	. / 128 이하(2 블록이하)	12 개	6 초

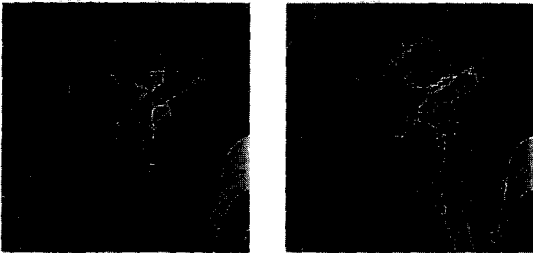
* SE(Structuring Element) : 구조요소의 크기,
UR(Undecided Region) : 미결정영역의 화소단위 임계치, 표 2, 3 도 동일.



(a) 원영상 (b) 기존의 방법(5×5)



(c) 기존의 방법(9×9) (d) 기존의 방법(13×13)

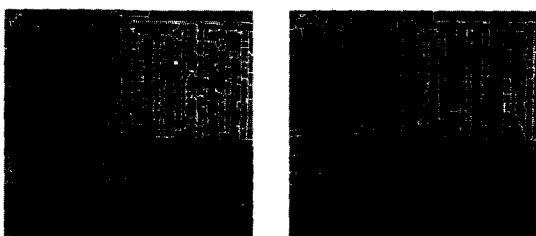


(e) 기존의 방법(15×15) (f) 제안된 방법

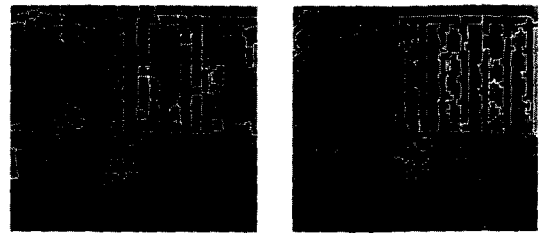
그림 13. 분할된 영상 : Lena (512×512)
Fig. 13. Segmented images : Lena (512×512).



(a) 원영상 (b) 기존의 방법(5×5)



(c) 기존의 방법(9×9) (d) 기존의 방법(13×13)



(e) 기존의 방법(15×15) (f) 제안된 방법

그림 14. 분할된 영상 : Mobile & Calendar (512×400)

Fig. 14. Segmented images : Mobile & Calendar (512×400).

표 2. 그림 13의 결과영상에 대한 영역분할의 개수와 수행시간

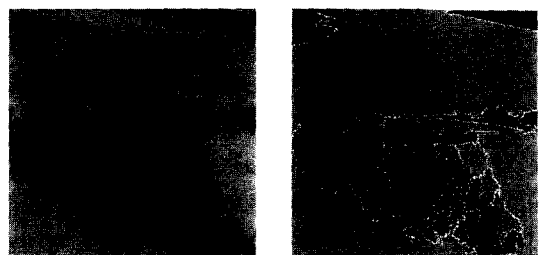
Table 2. Parameter values, number of segmented regions, and running time for the segmented results in Fig 13

	적용 방법(SE/UR)	영역의 개수	수행시간
그림 (a)	.	.	.
그림 (b)	5×5 / 25 미만	467 개	53 초
그림 (c)	9×9 / 81 미만	179 개	60 초
그림 (d)	13×13 / 169 미만	88 개	87 초
그림 (e)	15×15 / 225 미만	80 개	105 초
그림 (f)	· / 128 이하(2 블록이하)	66 개	40 초

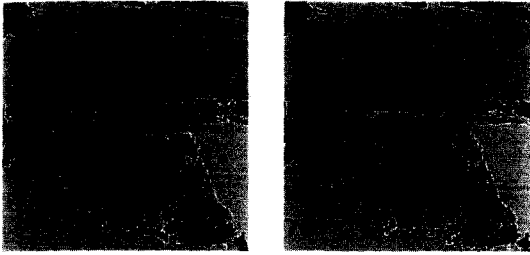
표 3. 그림 14의 결과영상에 대한 영역분할의 개수와 수행시간

Table 3. Parameter values, number of segmented regions, and running time for the segmented results in Fig 14.

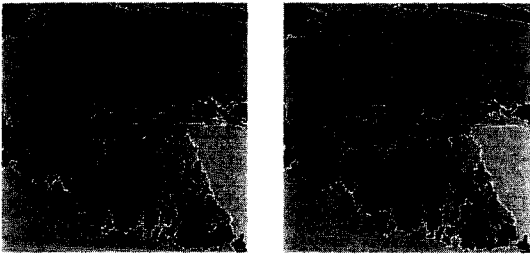
	적용 방법(SE/UR)	영역의 개수	수행시간
그림 (a)	.	.	.
그림 (b)	5×5 / 25 미만	602 개	29 초
그림 (c)	9×9 / 81 미만	287 개	39 초
그림 (d)	13×13 / 169 미만	178 개	63 초
그림 (e)	15×15 / 225 미만	148 개	78 초
그림 (f)	· / 128 이하(2 블록이하)	100 개	30 초



(a) 원영상 (b) TH_T : 10, TH_M : 10



(c) TH_T : 50, TH_M : 50 (d) TH_T : 50, TH_M : 100



(e) TH_T : 100, TH_M : 50 (f) TH_T : 100, TH_M : 100

그림 15. 파라미터 값의 변화에 대한 결과영상 : Airplane (512×512)

Fig. 15. Segmented results for different parameter values : Airplane (512×512).

표 4. 그림 15의 결과영상에 대한 파라미터의 값, 영역의 개수 그리고 수행시간

Table 4. Parameter values, number of regions, and running time for the segmented results in Fig 15.

	적용 방법(TH_T / TH_M)	영역의 개수	수행시간
그림 (a)	.	.	.
그림 (b)	10 / 10	70 개	38 초
그림 (c)	50 / 50	80 개	36 초
그림 (d)	50 / 100	74 개	35 초
그림 (e)	100 / 50	80 개	35 초
그림 (f)	100 / 100	74 개	35 초

표 5. 영역의 개수 및 수행시간 비교

Table 5. Comparison of the number of segmented regions and running time

영 상 방 법	Clair 영상 (영역의 개수/ 수행 시간)	Lena 영상 (영역의 개수 / 수행 시간)	Mobile & Calendar 영상 (영역의 개수 /수행 시간)
기존의 방법 (9×9구조 요소) 미결정영역 : 81 화소 미만	33 개/16 초	179 개/60 초	271 개/40 초
제안된 알고리즘 미결정영역 : 64 화소 이하 (1개 블록 이하)	30 개/11 초	108 개/39 초	128 개/31 초

기존의 방법 (11×11구조 요소) 미결정영역 : 121 화소 미만	28 개/21 초	135 개/72 초	209 개/48 초
제안된 알고리즘 미결정영역 : 128 화소 이하 (2개 블록 이하)	19 개/6 초	66 개/40 초	100 개/30 초

V. 결 론

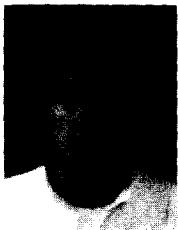
본 논문에서는 블록분류와 워터셰드 알고리즘을 이용하여 영상을 분할하는 알고리즘을 제안하였다. 기존의 수학적 형태학 방법과의 차이는 단순화 과정과 화소단위의 마커추출 과정 대신에 블록분류와 블록단위의 마커추출을 적용한다는 점이다. 또한 제안된 알고리즘의 장점은 기존의 수학적 형태학 알고리즘을 이용하여 화소단위로 영상을 분할할 때 발생하는 과분할 영상을 해결할 수 있다는 점이다. 이는 기존의 방법에서 과분할의 원인인 질감영역에 대해 블록내 화소의 절대적 위치를 고려한 블록분류 알고리즘을 사용하여 하나의 큰 영역으로 분할하였기 때문이다. 따라서 과분할되는 기존의 방법과는 달리 분할된 결과영상이 월등히 적은 영역으로 이루어져 있으므로 부호화시 효율을 높일 수 있는 장점이 있다. 또한 제안된 알고리즘의 계산시간도 기존의 방법보다 줄었음을 알 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] "INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION ISO/ IECJTC1/ SC29/WG11" CODING OF MOVING PICTURES AND ASSOCIATED AUDIO IN FORMATION MPEG97/N1642 Stockholm, July, 1997.
- [2] 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.
- [3] 원치선, "내용기반 영상압축을 위한 영상분할", 한국 통신 학회지 제 14권 제 9호 pp. 96-106, 1997
- [4] 최재각, 김문철, 이명호, 안치득, 김성대, "비디오

- 객체 생성을 위한 자동 영상분할 방법”, 방송공학회 논문지 제 2권 제 2호 pp. 146-155, 1997
- [5] P. Salembier, F. Marques, M. Pardas, J. R. Morros, I. Corset, S. Jeannin, L. Bouchard, F. Meyer, and B. Marcotegui, “Segmentation-Based Video Coding System Allowing the Manipulation of Objects”, IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 7, no. 1, Feb. 1997.
- [6] 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.
- [7] P. Salembier, “Morphological multiscale segmentation for image coding”, Signal Processing, vol. 38, pp. 359-386, Sept. 1994.
- [8] Luc Vicent, Pierre. Soille, “Watershed in digital space : An efficient algorithm based on immersion simulation”, IEEE Trans. on pattern analysis and machine intelligence, vol. 13, no. 6, pp. 583-598, June, 1991.
- [9] P. Salembier, P. Brigger, J. R. Casas, M. Pardas, “Morphological Operators for Image and Video Compression”, IEEE Trans. on Image Processing, vol. 5, no. 6, pp. 881-896, June, 1996.
- [10] P. Salembier, L. Torres, F. Meyer, Chuang Gu, “Region-Based Video Coding Using Mathematical Morphology”, Proceedings of the IEEE, vol. 83, no. 6, pp. 843-857, June. 1995.
- [11] 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, June, 1997.
- [12] C. S. Won, D. K. Park, “Image block classification and variable block size segmentation using a model-fitting criterion”, Optical engineering, pp. 2204-2209, Aug. 1997.
- [13] 임재혁, 박동권, 황정수, 최윤식, 원치선, “3차원 블록단위 객체분할”, 신호처리 합동학술대회 논문집, pp. 51-54, 1997
- [14] C. S. Won, “Extracting and Homogeneous Regions using Block-based MAP Segmentation” Proceedings of WIAMIS'97, pp. 167-172, 1997.
- [15] 박현상, 나중범, “영상분할에 적합한 마커 배양기를 이용한 watershed 기법”, 제 10회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집, pp. 145-150, 1998
- [16] C. S. Won and H. Derin, “Unsupervised segmentation of noisy and textured images using Markov random fields”, CVGIP: Graphical Models and Image Processing, vol. 54(4), pp. 308-328, 1992.
- [17] J. Vaisey and A. Gersho, “Image Compression with Variable Block-Size Segmentation”, IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 40, no. 8, pp. 2040-2060, Aug. 1992.

 저 자 소 개



林 載 燦(正會員)

1997年 2月 동국대학교 전자공학과 졸업. 1997年 ~ 현재 동국대학교 전자공학과 대학원 석사과정 재학중. 주관심분야는 영상분할기반 영상압축

朴 東 權(正會員) 第 34卷 S編 第 12號 參照

현재 동국대학교 전자공학과 대학원 박사과정 재학중

元 致 善(正會員) 第 34卷 S編 第 12號 參照

현재 동국대학교 전자공학과 부교수