

# 영역의 크기와 휘도값의 대조를 고려한 수리형태학적 영상재구성

## Morphological Grayscale Reconstruction Based on the Region Size and Brightness Contrast

김태현, 문영식  
한양대학교 전자계산학과

Tae Hyeon Kim and Young Shik Moon  
Dept. of Computer Science & Engineering, Hanyang Univ.  
E-mail) {thkim, ysmoon}@cse.hanyang.ac.kr

### Abstract

In this paper, we propose a new connected operator using morphological grayscale reconstruction for region-based coding. First, an effective method of reference-image creation is proposed, which is based on the size as well as the contrast. The conventional connected operators are good for removing small regions, but have a serious drawback for low-contrast regions that are larger than the structuring element. That is, when the conventional connected operators are applied to these regions, the simplification becomes less effective or several meaningful regions are merged to one region. To avoid this, the conventional geodesic dilation is modified to propose an adaptive operator. To reduce the effect of inappropriate propagation, pixels reconstructed to the original values are excluded in the dilation operation. Experimental results have shown that the proposed algorithm achieves better performance in terms of the reconstruction of flat zones. The picture quality has also been improved by about 7dB, compared to the conventional methods.

### 1. 서론

집합 이론에 기반한 수리 형태학(Mathematical Morphology)을 이용하여 영상내 물체의 형태, 크기, 대조 및 연결성 등 다양한 특징들을 추출할 수 있다. 이는 영상에서 동질성과 연속성을 만족하는 부분에 대한 특징의 추출이 효과적이어서 초저속 동영상 부호화를 위한 영역 분할 기법에 많이 응용되고 있다[1-5].

Connected Operator는 영상내의 각 개체들이 갖는 기준값이 일정값 보다 작으면 제거하고 크면 개체들을 보존하기 때문에 경계를 그대로 유지하는 특징이 있다. 현재까지 여러 종류의 Connected Operator들이 제안되어 왔는데 크기, 대조, 복잡도, 엔트로피등의

기준으로 나눌 수 있다[7-9]. 크기에 기반을 둔 단순화 방법은 시각적으로 중요한 영역인 대조가 큰 영역이라도 구조요소의 크기보다 작으면 무조건 제거하는 문제점이 있으며, 대조에 기반을 둔 단순화 방법은 영역간의 대조가 큰 경우 크기가 아무리 작은 영역이라 하더라도 그대로 보존하여 많은 수의 평탄영역을 생성하게 되고 반대로 서로 다른 넓은 영역이라 하더라도 대조차이가 적을 경우 하나로 병합되는 문제점이 있다. 또한 기존 Connected Operator는 구조요소(Structuring Element)의 크기나 대조값보다 큰 영역에 대해서는 고려가 적은데 넓은 영역에서 천천히 변하는 영역에 대해서는 단순화의 효과가 적다. 이러한 영역을 기존 Connected Operator로 단순화 시키는 경우, 지역적인 최대/최소 (Regional

Maximum/ Minimum) 영역은 단순화 되어 평탄면을 생성하지만 이와 인접한 다른 영역들은 거의 원 영상에 가깝게 단순화되어 그 효과가 적게 나타나는 문제점이 있다. 이러한 문제는 영상내 각 개체들이 각각 개별적으로 처리된다면 좋은 결과를 얻을 수 있지만 이 또한 어려운 문제이다. 이를 해결하기 위해 P. Salembier는 새로운 연결성과 Watershed 변환을 이용하여 거리함수를 정의하였고 이를 이용하여 각 개체들을 분리하였다[8]. 이는 영상 분할을 위한 전처리 과정에 영상분할과정을 포함하였다는 처리과정상의 약점을 갖고 있으며 많은 계산시간을 요구한다. 그 외에 대부분 단순화 과정에서는 개체 분할이 어려우므로 상위 수준의 개념에서 계층적인 영상 분할 방법을 주로 이용하고 있다[1-5].

본 논문에서는 영역 기반 부호화를 위해 수리형태학 연산자를 이용하여 영상 단순화를 효과적으로 하기 위해 참조 영상의 결정에 있어 크기와 대조를 동시에 고려하는 방법을 제안하고 구조요소의 크기나 대조값 보다 크고 천천히 변화하는 영역에 대해 각 개체의 영역을 고려한 효과적인 그레이스케일 재구성 방법을 제안한다.

## 2. 수리형태학적 영상 재구성

참조영상  $J$ 와 원 영상  $I$ 에 대하여 크기가 1인 Geodesic dilation  $\delta_I^{(1)}(J)$ 는 식 (1)과 같이 정의된다[6].

$$\delta_I^{(1)}(J) = (J \oplus B) \wedge I \quad (1)$$

여기서  $\oplus$ 는 Dilation 연산자이고  $B$ 는 3x3 크기의 평면 구조요소이며,  $\wedge$ 는 최소값을 나타내는 연산자이며  $J \leq I$ 이다. 위 식을 확장하여 크기가  $n$ 인 그레이스케일의 Geodesic dilation  $\delta_I^{(n)}(J)$ 는 식 (2)와 같이 정의한다.

$$\delta_I^{(n)}(J) = \delta_I^{(1)} \circ \delta_I^{(1)} \circ \dots \circ \delta_I^{(1)}(J) \quad (2)$$

참조영상  $J$ 에 대한 원 영상  $I$ 의 그레이스케일 재구성 (Grayscale Reconstruction)  $\rho_I(J)$ 는 그레이스케일 Geodesic dilation을 안정 상태에 도달할 때 까지 반복적으로 적용하여 구할 수 있으며 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\rho_I(J) = \bigvee_{n \geq 1} \delta_I^{(n)}(J) \quad (3)$$

## 3. 제안된 단순화 알고리즘

### 3.1 참조 영상의 선택

수리형태학을 이용한 그레이스케일 재구성의 과정은 참조영상의 결정 과정과 이를 이용한 영상 재구성 과정으로 나눌 수 있는데 각 과정은 단순화 결과에 많은 영향을 미치게 된다. 먼저 참조 영상의 결정에 따라 결과 영상이 달라지게 되는데 이에 따라 여러 종류의 연산자가 제안되었다[3]. 예를 들어, 기존의 Connected Operator인 Opening by reconstruction과 h-max 연산자의 차이는 선택한 참조 영상의 차이인데, Opening by reconstruction은  $n \times n$  크기의 구조 요소로 erosion을 수행한 영상을 참조 영상으로 사용하였고 h-max 연산자는 원 영상에서  $h$ 만큼 값을 뺀 영상을 참조 영상으로 사용하였다. 이후 전파(Propagation) 과정은 서로 같은데 각 연산자를 식(4)와 (5)에 나타내었으며 이들 식으로부터 두 연산자의 차이는 참조 영상임을 알 수 있다.

Opening by reconstruction :

$$\gamma^{(rec)}(I, J) = \delta^{(\infty)}(I, \varepsilon_n(I)) \quad (4)$$

h-max :

$$h-max^{(rec)}(I, J) = \delta^{(\infty)}(I, I(x) - h) \quad (5)$$

여기서,  $I$ 는 원영상,  $J$ 는 참조영상,  $h$ 는 대조값,  $\varepsilon_n(I)$ 는  $n \times n$  구조요소로 Erosion을

수행한 결과이다.

두 연산자는 크기나 대조를 기준으로 하여 기준값 보다 작은 영역의 제거에 좋은 장점을 가지고 있다. 그러나, 크기에 기반한 필터는 시각적으로 중요한 영역인 대조가 큰 영역이라도 구조 요소의 크기보다 작으면 무조건 제거하는 문제점이 있고 대조에 기반을 둔 단순화 방법은 넓은 영역이라 하더라도 대조차이가 적을 경우 하나로 병합되는 문제점이 있다. 이러한 현상을 그림 1에 나타내었다.

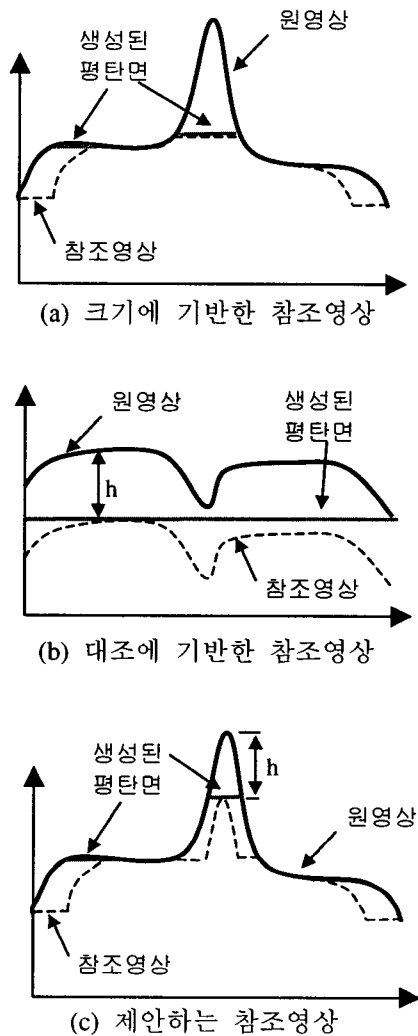


그림 1. 참조영상의 예

본 논문에서는 크기와 대조에 기반한 참조영상을 제안한다. 제안된 참조 영상은 크기 기반이지만 높은 대조 영역을 보존한다. 식

(6)은 밝은 영역의 제거에 적용될 수 있다.

$$J = \text{Max}\{\epsilon_n(I), I(x) - h\} \quad (6)$$

쌍대성에 의한 식(7)은 어둡고 작은 요소의 제거에 적용될 수 있다.

$$J = \text{Min}\{\delta_n(I), I(x) + h\} \quad (7)$$

### 3.2 Geodesic 연산자를 이용한 영상 재구성

기존의 평탄면 필터링 방법은 작은 영역의 제거에는 우수하지만 천천히 변화하는 영역에 대해서는 단순화의 효과가 상당히 떨어진다. 즉 기존의 Connected operator가 이러한 영역에 적용되었을 때, 단순화 효과가 적다. 이를 보완하기 위해 기존의 Geodesic dilation 방법을 각 개체별로 적용되도록 적용적으로 개선시키되, 인접 영역의 영향을 줄이기 위해 원영상으로 복원된 화소는 연산과정에서 제외시킨다. 이를 그림 2에 나타내었고 식(8)과 (9)에 수식으로 정의하였다.

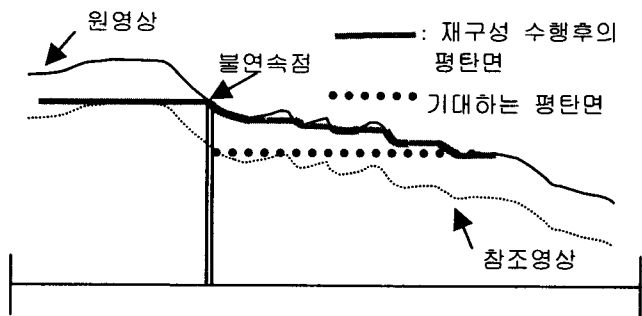


그림 2. 제안하는 평탄면 필터링

Modified geodesic dilation :

$$\mathcal{D}^{(1)}(I, J) = (J \oplus' B) \wedge I \quad (8)$$

$$J \oplus' B = \text{Max}\{J_T(x - y), y \in B_n\}$$

$$J_T(x) = \begin{cases} J(x) & \text{if } (J < I) \\ -\infty & \text{otherwise} \end{cases}$$

Modified geodesic erosion :

$$\mathcal{E}^{(1)}(I, J) = (J \ominus' B) \vee I \quad (9)$$

$$J \ominus B = \text{Min}\{J'_T(x+y), y \in B_n\}$$

$$J'_T(x) = \begin{cases} J(x) & \text{if } (J > I) \\ \infty & \text{otherwise} \end{cases}$$

결과는 다음과 같다. 기존의 Connected operator 는 지역 최대 영역에 하나의 평탄면을 생성하는데 제안하는 알고리즘은 3개의 평탄면을 형성하며 이는 시각적으로 더 좋은 방법이다. 이를 그림 3에 나타내었다.

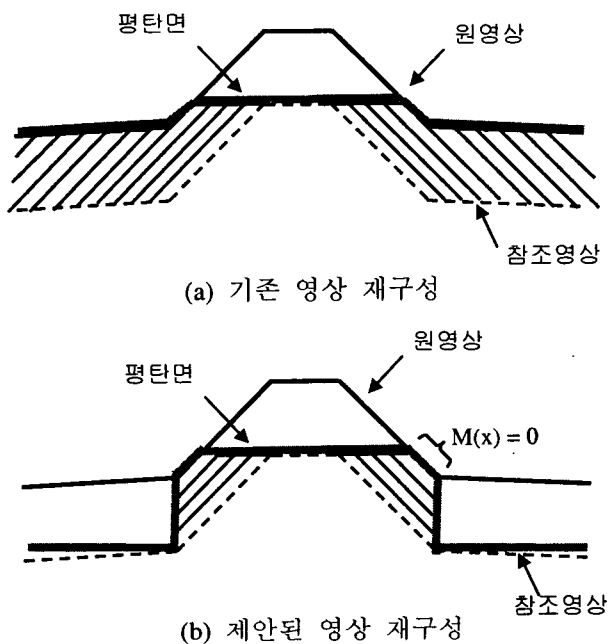


그림 3. 그레이스케일 영상 재구성

### 3.3 새로운 Connected Operator

제안하는 참조 영상 선택의 기준과 개체 영역을 고려한 개선된 Geodesic dilation 을 이용하여 크기와 대조를 고려한 새로운 Connected Operator 를 제안한다. 제안하는 알고리즘은 적절하지 않은 참조 영상의 선택으로부터 발생하는 중요 요소의 제거를 줄이고 화질을 개선시키며, 지역 최대/최소인 커다란 영역으로부터 발생하는 방해물 효과적으로 줄일 수 있다. 이를 이용하여 크기와 대조 기반의 개체 영역을 고려한 Opening by reconstruction 을 식(10)과 같이 정의할 수 있다.

$$\gamma^{(rec)}(I, J) = \delta^{(\infty)}(I, J) = \dots \delta^{(1)}(\dots \delta^{(1)}(I, J) \dots, J)$$

$$J = \text{Max}(\epsilon_n(I), I(x) - h) \quad (10)$$

여기서,  $I$ 는 원영상,  $J$ 는 참조영상,  $h$ 는 대조값,  $\delta^{(1)}(I, J)$ 은 제안된 Geodesic dilation 이고  $\epsilon_n(I)$ 은  $n \times n$  구조요소로 Erosion 한 영상이다.

쌍대성으로, 크기와 대조 기반의 개체 영역을 고려한 Closing by reconstruction 을 식 (11)과 같이 정의할 수 있다.

$$\phi^{(rec)}(I, J) = \epsilon^{(\infty)}(I, J) = \dots \epsilon^{(1)}(\dots \epsilon^{(1)}(I, J) \dots, J)$$

$$J = \text{Min}(\delta_n(I), I(x) + h) \quad (11)$$

## 4. 실험 결과

제안한 영상 분할 알고리즘을 이용하여 본 연구에서의 실험은 QCIF 형식의 영상인 Claire, Foreman, Carphone 을 사용하였다. 실험을 위해 사용한 구조요소의 크기는  $23 \times 23$  이고 대조값은 23이다.

실험에 사용된 원영상과 기존의 Connected operator 를 적용한 결과를 그림 4에 나타내었다. 그림 4의 (b)의 경우 크기 기반의 연산자인데 많은 시각적으로 중요한 요소들이 제거되었으며 (c)의 경우 구별되어야 할 두 개의 큰 영역이 합쳐졌다.



(a) 원영상



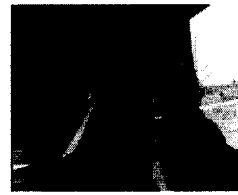
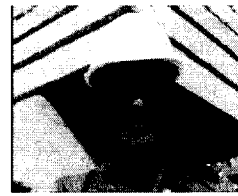
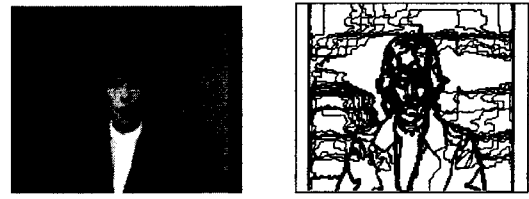
(b) Open\_Close reconstruction 을 수행한 결과



(c) h-max/ h-min 을 수행한 결과

그림 4. 원영상 및 기존 Connected Operator 를 수행한 결과

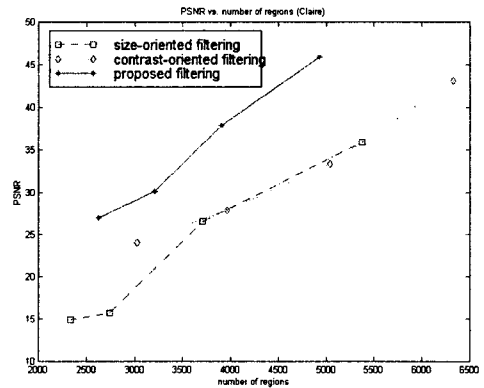
그림 5는 제안한 알고리즘을 적용한 결과인데 (a)는 필터링을 수행한 영상이며 (b)는 평탄면의 경계를 나타내고 있다. 세 영상 모두에서 영상 분할을 위한 마커로 선택하려는 영역들은 대부분 크고 잘 구별되게 형성되었다. 즉 기대하는 평탄 영역들은 대부분 변별력있게 형성되었다. 제안하는 알고리즘을 객관적으로 비교하기 위하여 각 평탄영역의 수와 화질을 비교하였다. 실험을 위해 각각 7, 15, 23, 31의 구조요소 크기를 이용하였다. 실험결과를 그림 6에 영역수에 대한 화질로 나타내었다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 동일한 영역의 수와 비교하였을 때 화질면에서 기존 알고리즘에 비해 평균 7dB 정도 우수하다.



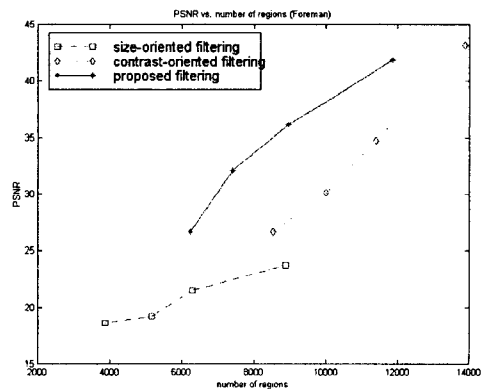
(a)

(b)

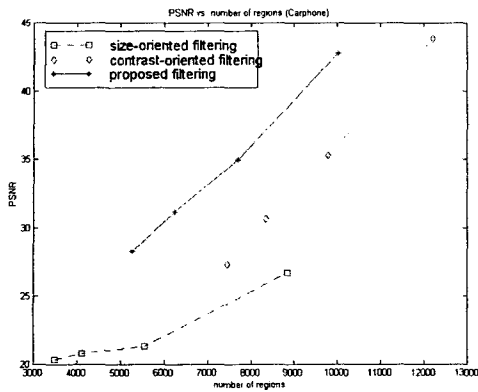
그림 5. 제안하는 알고리즘을 수행한 결과



(a) Claire



(b) Foreman



(c) Carphone

그림 6. 알고리즘간의 영역수에 대한 화질 비교

## 5. 결론

본 논문에서는 수리형태학 연산자를 이용하여 영상을 단순화할 때 크기와 대조를 동시에 고려하여 참조 영상을 선택하는 방법과, 크고 천천히 변화하는 영역의 효과적인 필터링을 위하여 개체 영역을 고려한 그레이스케일 영상 재구성 방법을 제안하였다. 제안하는 알고리즘은 적절하지 않은 참조 영상의 선택으로부터 발생하는 중요 요소의 제거로부터 발생하는 시각적 부조화와 화질 저하의 문제점을 개선시켰고 지역적 최대/최소인 커다란 영역으로부터 발생하는 방해요인을 효과적으로 제거하여 단순화 효과를 높였다. 실험 결과에서는 동일한 수의 평탄면을 갖는 경우 기존 연산자보다 평균 7dB 정도 우수함을 확인하였다.

## REFERENCES

[1] P. Salembier, L. Torres, F. Meyer and C. Gu, "Region-Based Video Coding Using Mathematical Morphology," Proc. of IEEE, vol. 83, no. 6, pp. 843-857, June 1995.

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

1994.

- [3] P. Salembier, P. Brigger, J. R. Casas and M.Pardas, "Morphological Operators for Image and Video Compression," IEEE Trans. Image Processing, vol. 5, no. 6, pp. 881-898, June 1996.
- [4] 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. Circuit and System for Video Technology, vol. 7, no. 1, pp. 60-74, Feb. 1997.
- [5] J. G. Choi, S. W. Lee, S. D. Kim, "Spatio-Temporal Video Segmentation Using a Joint Similarity Measure," IEEE Trans. Circuit and System for Video Technology, vol. 7, no. 2, pp. 279-286, Apr. 1997.
- [6] L. Vincent, "Morphological Grayscale Reconstruction in Image Analysis: Applications and Efficient Algorithms," IEEE Trans. Image Processing, vol. 2, no. 2, pp. 176-201, Apr. 1993.
- [7] P. Salembier, J.Serra, "Flat Zones Filtering, Connected Operators, and Filters by Reconstruction," IEEE Trans. Image Processing, vol. 4, no. 8, pp. 1153-1160, Aug. 1995.
- [8] A. Oliveras and P. Salembier, "Generalized Connected Operators," Proc. Visual Communication and Image Processing '96, vol. 2727, pp.761-773, 1996.
- [9] P. Salembier, A. Oliveras, L. Garrido, "Anti-extensive Connected Operators for Image and Sequence Processing," IEEE Trans. Image Processing, vol. 7, no. 4, pp. 555-570, Apr. 1998.