

論文2000-37SP-1-4

영역 기반 부호화를 위한 새로운 수리형태학 기반의 Connected Operator

(A New Connected Operator Using Morphological
Reconstruction for Region-Based Coding)

金泰顯*, 文泳植*

(Tae Hyeon Kim and Young Shik Moon)

요 약

본 논문에서는 영역 기반 부호화를 위해 영상 분할 과정에서 요구되는 수리형태학 기반의 새로운 Connected Operator를 제안한다. 참조 영상(Reference Image)의 선택에 있어 크기와 대조를 동시에 고려하는 효과적인 참조 영상 선택 방법을 제안한다. 이는 시각적으로 중요한 요소를 보존하고 불필요한 영역은 제거함으로써 단순화 성능을 높일 수 있다. 또한 기존 Connected Operator는 작은 크기의 요소들에 대해서는 좋은 결과를 보이지만 정의된 요소보다 크고 천천히 변화하는 영역에 대해서는 인접영역의 간섭으로 인해 단순화의 효과가 상당히 떨어지게 된다는 문제점이 있다. 이를 보완하기 위해 기존의 Geodesic Dilation 방법을 적응적으로 개선시키기 위해 원영상으로 복원된 화소는 연산과정에서 제외시킨다. 제안하는 참조 영상 선택의 기준과 개체 영역을 고려한 개선된 Geodesic Dilation을 이용하여 크기와 대조를 고려한 새로운 Connected Operator를 제안한다. 제안하는 알고리즘은 중요 요소의 제거를 줄이고 화질을 개선시키며, 지역 최대/최소(Regional Maximum/Minimum)인 커다란 영역으로부터 발생하는 방해물 효과적으로 줄일 수 있다. 실험 결과에 대한 주관적 평가에서 동일한 조건의 경우 제안하는 알고리즘이 기존 알고리즘보다 평탄면 생성이 더 우수함을 보였으며, 특히 객관적인 평가에서는 같은 영역 개수에 대해 기존의 연산자보다 평균 7dB정도 우수함을 확인하였다.

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. This improves the performance of simplification, because it preserves perceptually important components and removes unnecessary components. 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 this region, 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.

* 正會員, 漢陽大學校 電子計算學科
(Dept. of Computer Science & Engineering, Hanyang
University)

接受日字 : 1999年7月28日, 수정완료일 : 1999年11月8日

I. 서 론

최근 초저속 동영상 부호화에 대한 많은 연구가 이루어지면서 2세대 영상 압축 기법에 대한 관심이 높이고 있다. 이 기법은 영상간의 중복된 정보를 제거하고 인간 시각 특성을 고려한 정보 등을 이용하고 있다. 특히 영역 기반 부호화 방법은 영상을 각 영역의 집합으로 묘사하고 각 영역의 정보는 수신측에서 재구성하는 방법으로 알려져 있다^[1].

집합 이론에 기반한 수리 형태학(Mathematical Morphology)을 이용하여 영상 내 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^[2-5]. 영역 기반 부호화 기법은 기존의 블록 기반 부호화 기법의 문제점이 되는 낮은 비트율에서의 블록화 현상이나 경계 흐림 현상을 줄일 수 있다는 특징이 있다. 이는 인간 시각이 경계에 민감하다는 점을 고려하여 영상을 영역단위로 분할하여 부호화 하는 방법이다. 기존의 수리 형태학을 이용한 영상 분할은 영상 단순화, 마커 추출(Marker Extraction), 영역 결정 및 화질 추정 등의 단계로 구성되어 있다. 단순화 단계는 분할을 용이하게 하기 위하여 영상의 복잡한 부분들을 제거하는 단계이고, 마커 추출단계는 단순화 과정을 거친 영상으로부터 각 영역의 초기 기준 영역을 찾는 과정이다. 영역 결정 단계는 추출된 마커로부터 각 영역의 경계를 결정하는 단계이며, 화질 추정단계는 결정된 각 영역의 화질을 구하는 단계이다.

수리형태학을 이용한 영상 분할 방법의 성능은 영상 단순화, 마커 추출 및 영역 결정 방법 등에 따라 결정된다. 마커는 각 영역의 초기점을 나타내는데 시각적으로 분리하고자 하는 영역 당 하나의 마커가 존재하는 것이 가장 바람직하다. 마커 추출을 위해서 영상 단순화 과정을 거치게 되는데 기존 방법들은 수리형태학 연산자를 이용한 Connected Operator가 주로 이용되고 있다. 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, 엔트로피 등의 기

준으로 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 대조 차이가 적을 경우 하나로 병합되는 문제점이 있다. 복잡도와 엔트로피를 이용하는 Connected Operator는 영역별로 복잡도와 엔트로피를 구하여 개체의 제거/보존을 결정하게 되는데 참조영상의 결정과정이 화소별(Pixel by pixel)연산으로는 계산이 불가능하므로 연산 시간이 매우 많다는 문제점이 있다.

또한 기존 Connected Operator는 구조요소(Structuring Element)의 크기나 대조값 보다 큰 영역에 대해서는 고려가 적는데 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 영상 내 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 제안한다. 이를 위해 밝은 영역에 대해서는 원 영상을 erosion 연산한 값과 대조값 k 를 뺀 값 중 큰 값을 선택하여 참조 영상으로 정하였다. 이는 밝고 작은 요소를 제거할 때 대조의 제한을 두어 시각적으로 중요한 대조 영역은 그대로 남겨두는 작용을 한다. 어두운 영역에 대해서는 반대의 연산을 수행한다. 또한 구조요소의 크기나 대조값 보다 크고 천천히 변

화하는 영역에 대해 각 개체의 영역을 고려한 효과적인 그레이스케일 재구성 방법을 제안한다. 이를 위해 영상 재구성 과정 중에 원 영상으로 복원된 값은 geodesic dilation 연산 중 dilation 연산에 포함되지 않도록 하였으며 이를 위해 3×3 구조요소를 이용한 Dilation 과정을 적응적으로 수정하였다. 이상의 제안한 두 가지 방법을 이용하여 밝은 연결 요소와 어두운 연결요소를 제거하고 효과적인 평탄면을 형성할 수 있는 적응적인 Connected Operator를 제안한다.

II. 영상 단순화

1. 영상 단순화

영상 분할의 관점에서 영상 단순화는 잡영 제거 및 영상 분할 과정에서 중요하지 않은 영역들을 제거하기 위해 사용된다. 가장 전형적인 도구는 선형 저주파 필터 (Linear Low Pass Filter)인데 이러한 필터들은 경계 영역을 흐리게 하거나 경계 정보를 유지하지 못한다. 영역 기반 영상 부호화와 같은 영상 분할을 응용으로 하는 여러 분야에서 경계 정보를 유지하는 것은 매우 중요하다. 이를 위해 중간값 필터(Median Filter), 수리형태학 필터(Morphology Filter) 등 다양한 필터들이 제안되어왔는데 이들은 1차원 신호에서는 우수한 성능을 보이지만 2차원 신호인 영상에 대해서는 좋은 성능을 가지고 있지 못하다. 영상 단순화와 경계 유지를 위해 고안된 방법 중 성능면에서 우수하고 널리 사용되는 방법은 집합 연산에 기반을 둔 Connected

Operator를 사용하는 것이다^[3].

2. Connected Operator

Connected Operator는 경계를 보존하면서 영상을 단순화 시키는 연산자로서 이론적 기초는 집합이론에 두고 있다. 이는 분석(Analysis)과 결정(Decision)과정을 거치면서 개체를 필터링 하는데 이를 위해 먼저 이진 영상에서 Connected Operator를 정의한다. Connected Operator를 이용한 필터링은 집합 연산을 이용하여 독립된 각 개체를 제거하거나 그대로 보존하는 연산이어서 경계의 일부 손실이나 형태 변화는 없다. Connected Operator의 예를 그림 1에 나타내었는데, 원영상은 A_1, A_2, A_3, A_4 4개의 개체로 구성되어 있다. 원영상에 대하여 이진 영상에서 정의된 Connected Operator ψ 를 적용하여 A_3, A_4 가 제거되었는데 A_3 는 A_2 로 A_4 는 A_1 으로 포함되어 두개의 개체만 남게 되었고 보존된 각 개체의 경계 변화는 없음을 알 수 있다.

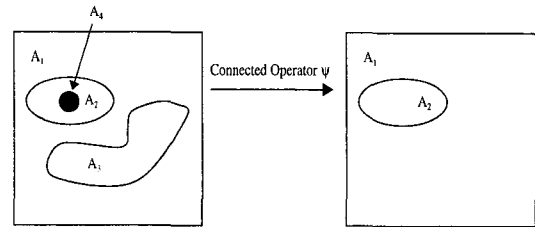


그림 1. 이진 영상에 대해 Connected Operator를 적용한 예

Fig. 1. Example of connected operator for binary image.

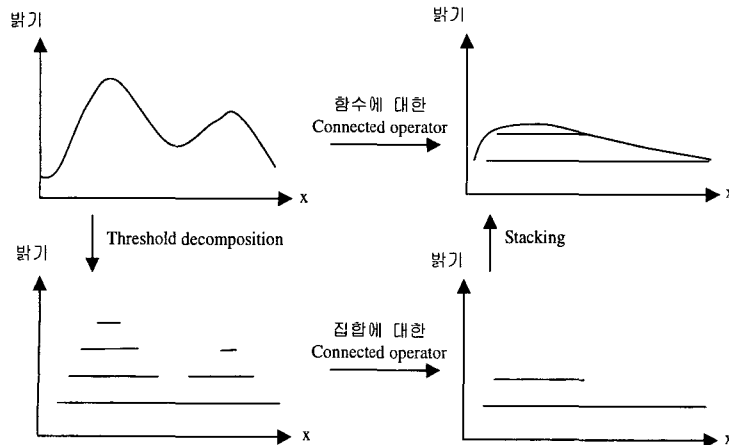


그림 2. Threshold decomposition을 이용한 그레이스케일 Connected Operator의 생성

Fig. 2. Creation of a connected operator for grayscale image via threshold decomposition.

이진 Connected Operator의 그레이스케일 영상으로의 확장은 그레이스케일 영상이 이진 영상을 쌓아올린 더미(pile)로 생각함으로써 가능하다. 먼저 영상을 각 그레이레벨 값에 의해 만들어진 평면으로 분해한다. 이 과정을 Threshold decomposition이라 한다. 만들어진 각 이진 영상에 대해 이진 Connected Operator를 적용한다. 마지막으로 각 결과들을 그대로 쌓아서 재구성된 영상을 만든다. 이 과정은 Stacking이라 한다. 위의 전체 과정을 그림 2에 나타내었다. 그림 2에서는 크기를 기준으로 하여 필터링 하였는데 그레이스케일에 대한 적용에서도 일정 크기 이상의 영역은 제거하고 그 외의 부분은 보존하는 연산을 하기 때문에 그 경계는 손상되거나 변경되지 않음을 알 수 있다.

그림 2의 경우 최종 단계에서 두개의 평탄면(Flat zone)이 생성되었는데 평탄면이란 밝기 함수 I 가 상수인 가장 큰 연결 요소의 집합으로 정의한다. 여기서 평탄면 크기에 대한 제한은 없으며 한 개의 화소도 평탄면이 될 수 있다. 영상의 단순화는 가능한 크고 시각적, 공간적으로 구별되는 평탄면을 얻는데 목적이 있다.

III. 수리형태학적 영상 재구성 (Morphological Grayscale Reconstruction)

Connected Operator들은 Threshold Superposition 등의 방법으로 다양하게 정의할 수 있다^[7]. 이 중 실제 구현에서는 계산량이 적고 프로그램이 가능한 Geodesic dilation을 이용하여 정의한 그레이스케일 재구성 방법을 주로 사용하고 있는데 원 영상 I , 참조영상 J , 크기가 1인 Geodesic dilation 또는 크기가 1인 Geodesic erosion을 이용하여 구할 수 있다. 참조영상 J 에 대한 원 영상 I 의 크기가 1인 Geodesic dilation $\delta_1^{(1)}(J)$ 는 식 (1)과 같이 정의된다.

$$\delta_1^{(1)}(J) = (J \oplus B) \wedge I \quad (1)$$

여기서 \oplus 는 dilation 연산자이고 B 는 3×3 크기의 평면 구조요소이며, \wedge 는 최소값을 나타내는 연산자이며 $J \leq I$ 이다. 이 식은 참조영상 J 를 3×3 크기의 구조요소와 dilation을 수행한 후 원 영상 I 와 비교하여 작은 값을 선택함을 의미한다. 이를 그림 3의 (a)에 나타내었다. 위 식을 확장하여 크기가 n 이상인 그레이스케

일의 Geodesic dilation $\delta_1^{(n)}(J)$ 는 식 (2)와 같이 정의한다.

$$\delta_1^{(n)}(J) = \delta_1^{(1)} \circ \delta_1^{(1)} \circ \dots \circ \delta_1^{(1)}(J) \quad (2)$$

위 식은 크기가 1인 Geodesic dilation을 n 번 반복하여 수행하는 것을 의미한다. $n=4$ 에 대해 적용한 결과를 그림 3의 (b)에 나타내었다. 그림에서 평탄면이 생성되는 원리를 알 수 있는데 $\delta_1^{(1)}(J)$ 를 한 번 수행할 때마다 참조영상의 각 그레이레벨 평면이 한 화소씩 좌우로 전파(Propagation)됨을 알 수 있으며 4번 반복해서 참조 영상의 최대값을 기준으로 한 평탄면이 얻어짐을 알 수 있다.

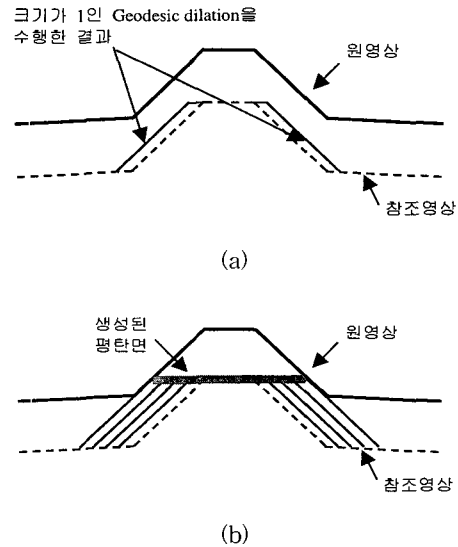


그림 3. Geodesic dilation을 수행한 결과

(a) 크기가 1인 경우

(b) 크기가 4인 경우

Fig. 3. Result of geodesic dilation.

(a) In case of size = 1

(b) In case of size = 4

참조영상 J 에 대한 원 영상 I 의 그레이스케일 재구성(Grayscale Reconstruction) $\rho_f(J)$ 는 그레이스케일 Geodesic dilation을 안정 상태에 도달할 때 까지 반복적으로 적용하여 구할 수 있으며 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다. 여기서 안정 상태란 연산자를 적용하여도 더 이상의 변화가 없는 상태를 말한다. 임의의 참조영상을 이용하여 그레이스케일 재구성한 결과를 그림 4에 나타내었다.

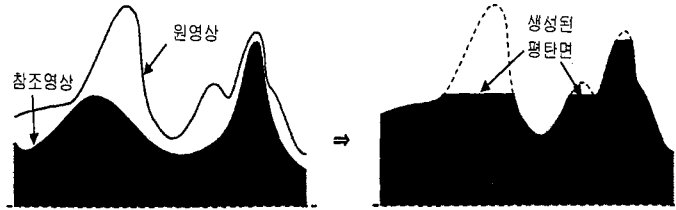


그림 4. 그레이스케일 재구성을 수행한 결과
Fig. 4. Result of grayscale reconstruction.

$$\rho_i(J) = \bigvee_{n \geq 1} \delta_i^{(n)}(J) \quad (3)$$

쌍대성(Duality)에 따라, 크기가 1인 Geodesic erosion 도 같은 방법으로 정의할 수 있다.

$$\epsilon_i^{(1)}(J) = (J \ominus B) \vee I \quad (4)$$

여기서 \ominus 는 erosion 연산자이고 B 는 3×3 크기의 구조요소이며, \vee 는 최대값을 나타내는 연산자이며 $J \geq I$ 이다. 이 식은 참조영상 J 를 3×3 크기의 구조요소와 erosion을 수행한 후 원 영상 I 와 비교하여 큰 값을 선택함을 의미한다. 위 식을 확장하여 크기가 n 이 상인 그레이스케일의 Geodesic erosion $\epsilon_i^{(n)}(J)$ 는 식 (5)와 같이 정의한다.

$$\epsilon_i^{(n)}(J) = \epsilon_i^{(1)} \circ \epsilon_i^{(1)} \circ \dots \circ \epsilon_i^{(1)}(J) \quad (5)$$

위 식은 크기가 1인 Geodesic dilation을 n 번 반복적으로 수행하는 것을 의미한다. 이를 이용하여 참조영상 J 에 대한 원 영상 I 의 그레이스케일 재구성(Grayscale Reconstruction) $\rho_i^*(J)$ 는 그레이스케일 Geodesic erosion 을 안정상태에 도달할 때 까지 반복적으로 적용하여 구할 수 있으며 식 (6)으로 나타낼 수 있다.

$$\rho_i^*(J) = \bigwedge_{n \geq 1} \epsilon_i^{(n)}(J) \quad (6)$$

IV. 필터링 기준 (Filtering Criteria)

평탄면을 얻기 위한 그레이스케일 Connected Operator 에는 여러 종류가 있는데 각 기준별로 크기 기반 (Size-oriented), 대조 기반 (Contrast-oriented), 복잡도 기반 (Complexity-oriented), 엔트로피 기반 (Entropy-

oriented) Connected Operator 등으로 나눌 수 있다.

1. 크기에 기반한 Connected Operator (Size-oriented Connected Operator)

이 필터는 미리 정한 임의의 값보다 큰 연결 영역을 보존하는 연산자이다. 다시 말하면 정한 값보다 작은 영역을 제거하는 연산자이다. 이의 대표적인 예로는 Opening by reconstruction을 들 수 있는데 기존 Opening 연산과 같이 구조 요소보다 작고 밝은 영역을 제거하지만 그 경계는 그대로 보존하는 특징이 있다. 또한 쌍대성(Duality)에 의해 구조 요소보다 작고 어두운 영역을 제거하는 Closing by reconstruction 을 정의할 수 있으며 실제 영상의 단순화에 적용할 때는 두 연산자를 순차적으로 적용하는 Open_Close by reconstruction을 주로 사용한다.

2. 대조에 기반한 Connected Operator

(Contrast-oriented Connected Operator)

이 필터는 지역적 최대/최소 (Regional Maximum / Minimum)보다 임의의 값 h 만큼 작은 영역만을 보존하는 연산자이다. 여기서 h 는 대조값(Contrast Value)이라 한다. 즉, 임의의 대조값 h 보다 작은 영역은 제거하는 기법이다. 이 방법은 그레이 레벨의 변화가 적은 넓은 영역을 단순화 할 때 적용하기 좋은 방법이다. 대표적인 예로 h -max 연산자를 들 수 있으며 이는 대조값 h 보다 작고 밝은 영역을 제거한다. 쌍대성으로 h -min 연산자가 있으며 이는 대조값 h 보다 작고 어두운 영역을 제거한다. 영상의 단순화에 적용할 때는 h -max, h -min 연산자를 순차적으로 적용하여 밝은 영역과 어두운 영역을 차례로 제거한다.

3. 복잡도에 기반한 Connected Operator

(Complexity-oriented Connected Operator)

이 필터는 그레이스케일 영상을 Threshold Decom-

position을 이용하여 각 그레이레벨로 분해한 후 각 영역의 복잡도를 계산하여 필터링 한 후 영상을 재구성하는 방법이다. 여기서 복잡도는 영역의 크기와 경계 길이의 비로 정의된다. 이 필터는 복잡한 형태의 영역을 제거할 수 있는 형태학적인 범주로 분류할 수 있다. 그러나 크기 기반이나 대조 기반의 일반적으로 사용되는 필터들이 화소별 (Pixel by Pixel) 연산을 이용하여 참조영상을 구하는 반면, 복잡도에 기반한 Connected Operator는 Threshold Decomposition 과정을 거쳐야만 구할 수 있기 때문에 참조영상 형성과정에 많은 계산 시간이 요구된다.

4. 엔트로피에 기반한 Connected Operator

(Entropy-oriented Connected Operator)

이 필터는 그레이스케일 영상을 Threshold Decomposition을 이용하여 각 그레이레벨로 분해한 후 각 영역의 엔트로피를 계산하여 필터링 한 후 영상을 재구성하는 방법이다. 엔트로피는 그레이레벨 분포를 의미하는데 0인 경우 모든 요소의 값이 일정한 평탄면이고 0 이상인 경우는 어느 정도 질감성분을 가지고 있는 영역이다. 이 필터는 질감성분이 일정값 이상인 영역을 제거할 수 있으나 복잡도에 기반한 Connected Operator와 마찬가지로 Threshold Decomposition 과정을 거쳐야만 구할 수 있기 때문에 참조영상 형성과정에 많은 계산 시간이 요구된다.

V. 제안하는 Connected Operator

1. 참조 영상의 선정

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 결정 따라 결과 영상이 달라지게 되는데 이에 따라 여러 종류의 연산자가 제안되었다³⁾. 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. 이후의 전파(Propagation)과정은 서로 같은데 각 연산자를 식(7)과 식(8)에 나타내었으며

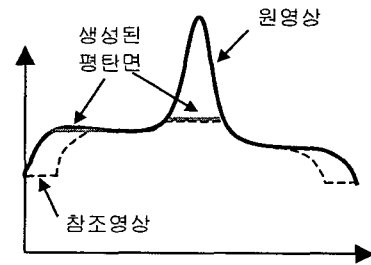
이들 식으로부터 두 연산자의 차이는 참조 영상임을 알 수 있다.

Opening by reconstruction :

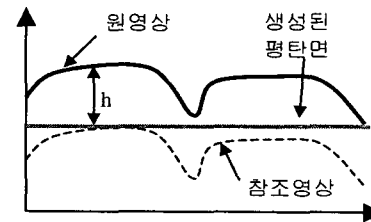
$$\gamma^{(rec)}(I, J) = \delta^{(\infty)}(I, \varepsilon_n(I)) \quad (7)$$

$$h\text{-max} : h\text{-max}^{(rec)}(I, J) = \delta^{(\infty)}(I, I(x) - h) \quad (8)$$

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



(a)



(b)

그림 5. 기존 방식의 참조영상

(a) 크기에 기반한 참조영상

(b) 대조에 기반한 참조영상

Fig. 5. Conventional reference image.

(a) Size-oriented reference image.

(b) Contrast-oriented reference image.

두 연산자는 크기나 대조를 기준으로 하여 기준값보다 작은 영역의 제거에 좋은 장점을 가지고 있다. 그러나, Opening by reconstruction과 같이 크기에 기반한 필터는 시각적으로 중요한 영역인 대조가 큰 영역이라도 구조 요소의 크기보다 작으면 무조건 제거하는 문제점이 있는데 질감 영역이 많은 복잡한 영상에 대해 이를 적용했을 때 시각적으로 보존되어야 하는 요소들도 모두 제거하여 원 영상과 결과 영상이 시각적

으로 많은 차이가 나게 된다. 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. 이러한 현상을 그림 5에 나타내었다. (a)는 크기에 기반한 참조영상을 이용한 경우인데 대조가 높은 시각적으로 중요한 정보가 제거된 것을 알 수 있다. (b)는 대조에 기반한 참조영상을 이용한 경우인데 넓은 두개의 영역이 적은 대조 차이로 인해 하나로 병합된 것을 알 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서는 적절한 구조요소의 크기와 대조값을 정하는 것이 중요한데 이는 입력 영상의 특성에 따라 달라지게 되므로 결정하기 어려운 문제이다. 또한 구조요소의 크기를 달리하면서 제거된 영역들 복원하는 계층적인 분할 방법을 시도한 많은 연구들이 있었는데 여러 번의 재구성 과정을 거치므로 많은 계산시간을 요구한다.

본 논문에서는 기존 참조영상이 가지고 있는 문제점을 해결하기 위해 식(9)와 같은 참조영상을 제안한다.

$$J = \text{Max}\{\varepsilon_n(I), I(x) - h\} \tag{9}$$

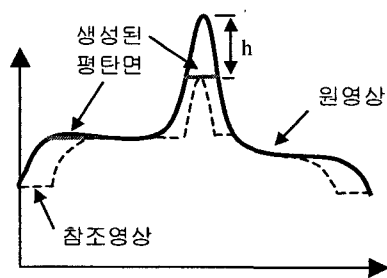


그림 6. 제안하는 참조영상
Fig. 6. Proposed reference image.

식(9)는 크기와 대조를 동시에 고려한 참조 영상을 만들기 위한 것인데, 원 영상 I 를 erosion 연산한 값과 대조값 h 를 뺀 값 중 큰 값을 선택하는 연산이다. 이는 밝고 작은 요소를 제거할 때 대조의 제한을 두어 시각적으로 중요한 대조 영역은 그대로 남겨두는 작용을 한다. 즉 크기가 $n \times n$ 이하이고 대조가 h 이하인 영역을 제거하기 위한 참조영상이다. 제안하는 참조 영상 식을 적용한 결과를 그림 6에 나타내었는데 중간의 대조가 h 이상인 봉우리 영역에 참조 영상이 형성되어 평

탄면이 생성된 것을 알 수 있다. 구조요소 보다 큰 영역도 평탄면이 형성되었다. 제안하는 방법은 기존의 크기와 대조를 개별적으로 고려한 필터에 비해 시각적으로 중요한 영역은 보존하면서 적은 수의 영역으로 단순화시킬 수 있는 장점이 있다.

쌍대성에 따라 어둡고 작은 요소를 제거할 수 있는 참조영상을 식(10)과 같이 정의할 수 있다.

$$J = \text{Min}\{\delta_n(I), I(x) + h\} \tag{10}$$

2. 개체를 고려한 Geodesic 연산자를 이용한 영상 재구성

참조 영상을 결정한 후 이를 이용하여 영상 재구성을 수행하는 과정은 전체 영역을 그 대상으로 처리하기 때문에 영역간 간섭을 일으키는 문제점을 가지고 있다. 제거하고자 하는 요소들에 대해서는 좋은 결과를 보이지만 정의된 크기보다 크고 천천히 변화하는 영역에 대해서는 단순화의 효과가 상당히 떨어지게 된다는 점이다. 그림 7과 같이 원 영상이 넓은 영역에서 천천히 변하는 경우 지역적인 최대값(Regional Maximum) 영역은 평탄면을 잘 형성하지만 또 다른 평탄면을 형성해야 하는 이보다 대조가 낮은 인접한 영역의 경우는 원 영상에 거의 유사하게 복원된다는 문제점이 있다. 이는 참조 영상 선정의 문제는 아니며 Geodesic dilation을 이용한 전파(Propagation)방법 자체의 문제점이다. 이와 같은 현상은 하나의 평탄면이기를 기대하는 영역에서 많은 수의 평탄면을 만들어내게 된다. 즉 기대하는 평탄면을 만들기 위해 참조영상을 만들고 적용하였지만 인접 영역의 간섭으로 인해 필터링의 효과가 거의 나타나지 않게 된 경우이다.

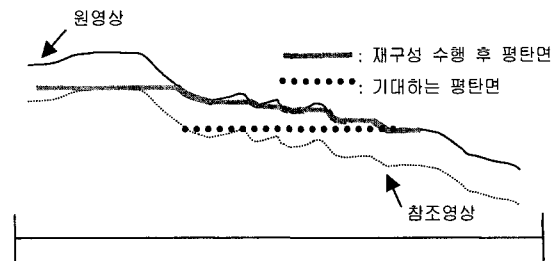


그림 7. 영상 재구성을 천천히 변화하는 넓은 영역에 적용한 결과

Fig. 7. Result of grayscale reconstruction applied to low-contrast regions in large area.

P. Salembier는 이러한 영역간 병합 현상을 두 영역간의 연결성에 관한 문제로 보고 각 영역을 Threshold Decomposition한 후 생성된 개체에 대해 Watershed 변환을 수행하여 이로부터 구한 거리함수를 이용하여 인접 영역들을 분리하였다^[8]. 이는 좁은 영역에 대한 연결성을 제거하는 것은 효과적이지만 대조가 낮은 넓은 영역에 대해서는 효과적이지 못하면 입력 인자들에 따라 결과의 차이가 크다.

본 논문에서는 두 영역의 경계 부분에 가상의 불연속점을 삽입하는 방법을 제안한다. 기본 개념은 천천히 변하는 두 영역이 분리되어 있다면 동일한 참조영상을 이용하여 각각 평탄면 필터링을 수행하여도 두개의 커다란 평탄면을 만들 수 있다는 사실에 기초한다. 즉, 각 개체의 영역 내에서만 전과과정을 적용하고자 하는 것이다. 이의 원리를 그림 8에 나타내었다. 기존의 Geodesic Dilation으로 재구성하는 과정은 지역적 최대/최소(Regional Maximum /Minimum) 영역이 인접 영역의 평탄면 생성을 방해하는 현상이 나타나는 것이다. 따라서, 효과적인 필터링을 하기 위해서는 Geodesic Dilation을 수행하는 과정에서 경우에 따라 불연속점을 삽입하여 인접한 영역의 방해요소를 막아야 한다는 것이다.

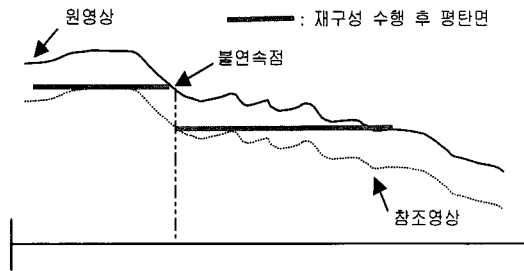


그림 8. 불연속점을 삽입한 후 영상 재구성을 수행한 결과

Fig. 8. Result of grayscale reconstruction after inserting discontinuous points.

이를 위해 인접 영역의 Geodesic dilation에 의한 영향을 막기 위해서는 이웃 영역사이에 삽입할 불연속점을 정해야 하고 불연속점의 유무에 따라 Geodesic dilation을 선택적으로 수행하여야 한다. 본 논문에서는 참조영상이 재구성 과정을 거치면서 원 영상과 동일한 값으로 복원된 위치를 불연속점으로 정하였다. 이러한 부분은 인접한 두 영역사이에서 급격한 곡률의 변화가

생기는 부분으로 Geodesic dilation과정이 이웃 영역에 영향을 주기 시작하는 위치이다. 이 불연속 지점에서 재구성한 결과가 원 영상으로 복원되면 이 지점의 값이 인접영역에 순차적으로 영향을 주어 인접영역은 원 영상의 값과 유사하게 복원이 되는 것이다. 따라서 본 논문에서는 Geodesic dilation과정을 개체 영역을 고려하여 식(11)과 같이 수정하였다.

개체 영역을 고려한 Geodesic dilation :

$$\delta^{(1)}(I, J) = (J \oplus B) \wedge I$$

$$J \oplus B = \text{Max}\{J_T(x-y), y \in B_n\} \quad (11)$$

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

여기서, J_T 은 참조영상 J 를 원영상의 값과 비교하여 작으면 J 로 그렇지 않으면 $-\infty$ 로 할당된 값이고 $J \oplus B$ 는 J 대신 J_T 을 이용한 dilation 연산이다. $\delta^{(1)}(I, J)$ 은 $J \oplus B$ 와 원영상 I 를 비교하여 작은값으로 선택한다.

원 식에서는 참조영상 J 와 구조요소 B 를 dilation한 후 원 영상 I 와 비교하여 최소값을 선택하도록 되어있다. 그런데, 전과과정 중에 인접 영역에 영향을 주는 것은 dilation 연산 중에서 3×3 구조 요소 내에 원 영상의 값으로 복원된 최소들이 포함되면서부터 나타나기 시작한다. 이러한 영역이 포함된 상태에서 dilation 연산을 수행하면 인접화소에서 원 영상으로 복원된 값이 그 결과가 된다. 이 결과를 다시 원 영상의 값과 비교하면 천천히 변화하는 인접 영역이므로 원 영상의 값과 유사한 값으로 복원된다. 이 시점부터 평탄면 필터링의 효과는 급격히 감소하는 것이다. 이러한 효과를 제거하기 위해서는 각 개체별로 분할하여 개별적으로 적용하는 것이 바람직하지만 개체 분할을 위한 전처리 과정에서 분할을 한다는 것은 논리에 어긋난다.

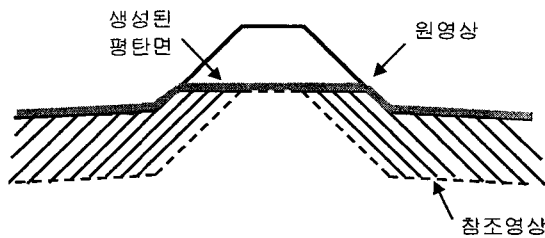
본 논문에서는 영상 재구성 과정 중에 분할의 효과를 주기위해 원 영상으로 복원된 값이 dilation연산에 포함되지 않도록 하였으며 이를 위해 위해 3×3 구조요소를 이용한 Dilation과정을 적용적으로 수정하였다. 참조영상 J 와 3×3 구조요소 B 의 Dilation 과정에서 J 가 I 의 값으로 복원되는 경우는 연산에서 제외시켰으며 이를 위해 $-\infty$ 값으로 할당하였다. 이를 그림 9의 (b)에 나타내었는데 참조영상에서 반복적으로

Geodesic dilation을 수행한 후 원 영상에 접하게 되면 $J = I$ 가 되고 이 지점 부터 복원된 부분의 값은 Dilation과정에 포함되지 않는다. 이로인해 먼저 생성된 평탄영역으로부터 인접영역이 영향을 받지 않게 된다. 이 연산은 쌍대성으로 아래와 같이 수정된 Geodesic erosion을 정의할 수 있다.

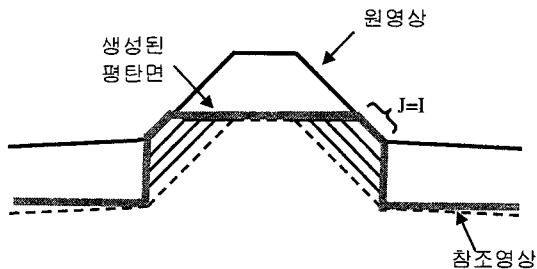
개체 영역을 고려한 Geodesic erosion :

$$\begin{aligned} \epsilon'^{(1)}(I, J) &= (J \oplus B) \vee I \\ J \theta' B &= \text{Min}\{J_T(x+y), y \in B_n\} \\ J_T(x) &= \begin{cases} J(x) & \text{if } (J > I) \\ \infty & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (12)$$

여기서, J_T 은 참조영상 J 를 원영상의 값과 비교하여 크면 J 로 그렇지 않으면 ∞ 로 할당된 값이고 $J \theta' B$ 는 J 대신 J_T 을 이용한 erosion 연산이다. $\epsilon'^{(1)}(I, J)$ 은 $J \theta' B$ 와 원영상 I 를 비교하여 큰 값으로 선택한다.



(a)



(b)

그림 9. 그레이스케일 영상 재구성

- (a) 기존 영상 재구성
- (b) 제안된 영상 재구성

Fig. 9. Grayscale reconstruction.

- (a) Conventional grayscale reconstruction
- (b) Proposed grayscale reconstruction

3. 크기와 대조 기반의 개체 영역을 고려한 새로운

Connected Operator

본 논문에서는 위의 제안하는 방법을 기초로 크기와 대조를 고려한 새로운 Connected Operator를 제안한다. 이는 기존의 크기에 기반한 연산자와 대조에 기반한 연산자를 보완하여 시각적으로 중요한 요소는 보존하면서 영상을 단순화 시킨다. 또한 기존 영상 재구성이 가지고 있는 문제점을 보완하여 참조영상의 재구성 과정 중에 분할의 효과를 주어 각 개체별로 필터링의 효과를 높인다. 이를 위해 크기와 대조 기반의 개체 영역을 고려한 Opening by reconstruction 을 제안한다. 이는 참조영상으로 크기와 대조를 동시에 고려한 영상을 이용하고 재구성 과정은 개체 영역을 고려한 Geodesic dilation을 사용한다. 이는 식 (13) 으로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \gamma'^{(rec)}(I, J) &= \delta'^{(\infty)}(I, J) = \dots \delta'^{(1)}(\dots \delta'^{(1)}(I, J) \dots, J) \\ J &= \text{Max}\{\epsilon_n(I), I(x) - h\} \end{aligned} \quad (13)$$

쌍대성으로 크기와 대조 기반의 개체 영역을 고려한 Closing by reconstruction을 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} \phi'^{(rec)}(I, J) &= \epsilon'^{(\infty)}(I, J) = \dots \epsilon'^{(1)}(\dots \epsilon'^{(1)}(I, J) \dots, J) \\ J &= \text{Min}\{\delta_n(I), I(x) + h\} \end{aligned} \quad (14)$$

VI. 실험 결과

제안한 평탄면 필터링 알고리즘을 이용하여 본 연구에서의 실험은 QCIF 형식의 영상을 사용하였다. Claire, Foreman, Carphone을 사용하였는데 Claire는 배경이 천천히 변하는 특징이 있으며, Foreman은 가늘고 긴 대조영역을 포함하며 모자 영역이 배경과 대조가 낮은 영상이다. Carphone영상은 영상 전체에 대조 영역이 많으며 차의 천장 근처는 천천히 변하는 특징이 있다. 실험을 위해 사용한 구조요소의 크기는 23×23 이며 대조값도 23으로 정하여 실험을 하였다.

그림 10의 (a)는 원영상이며 (b)는 Open_Close reconstruction을 적용한 결과이고 (c)는 h -max 와 h -min 을 순차적으로 적용한 결과이다. 실험 결과에서 각 영역은 하나의 평탄면을 나타낸다. (b)의 경우에서 Claire 영상은 시각적으로 중요한 얼굴영역의 요소가

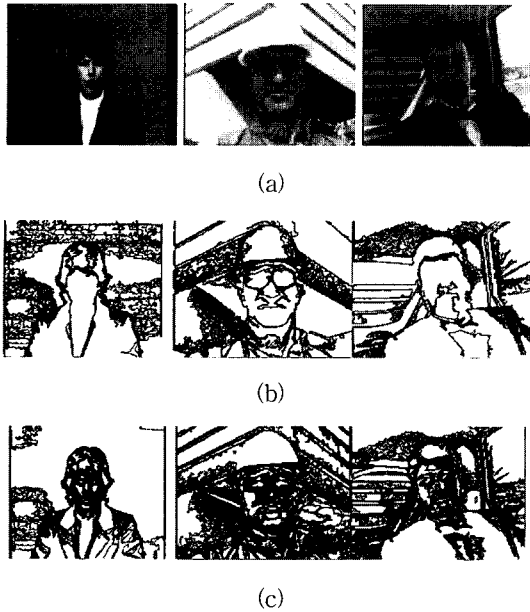


그림 10. 원영상 및 기존 Connected Operator를 수행한 결과

- (a) 원영상
- (b) Open_Class reconstruction을 적용한 결과
- (c) h-max와 h-min을 순차적으로 적용한 결과

Fig. 10. Original images and results of conventional connected operator.

- (a) Original Image
- (b) Result Open_Class reconstruction
- (c) Result of h-max와 h-min

모두 제거되었고 Foreman에서는 배경의 가늘고 긴 대조 영역들이 많이 제거되었다. 또한 모자와 연결된 좌우의 영역은 시각적으로 하나의 평탄면이 형성되어야 하는데 매우 많은 영역으로 분해되어 있음을 알 수 있다. Carphone 영상에서도 얼굴영역, 옷의 무늬, 뒤쪽 창문의 무늬들이 많이 손실되었다. (c)의 경우 Claire 영상은 대조가 낮은 배경은 상당수 제거되었고 Foreman 영상은 모자와 배경이 하나의 영역으로 병합되었다. 또한 (b)에서와 마찬가지로 모자와 오른쪽 영역이 여전히 많은 영역으로 분해되어 있다. Carphone 영상에서도 오른쪽 어깨 윗부분과 뒤쪽 창문 근처의 천천히 변화하는 영역에서 작은 평탄영역들이 과다하게 발생하였음을 알 수 있다. 이는 앞 절에서 언급한 참조 영상 선택과 평탄면 필터링으로 인해 생기는 문제이다.

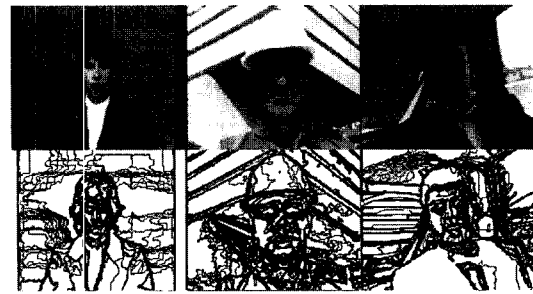
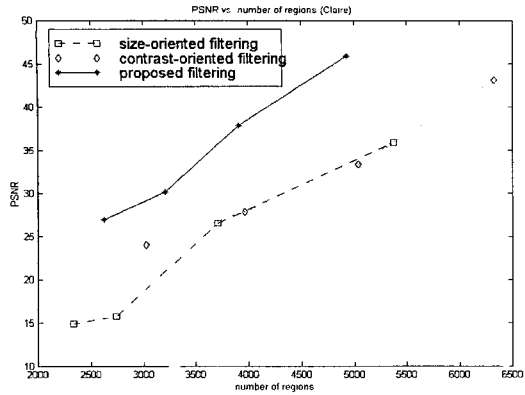


그림 11. 제안하는 알고리즘으로 수행한 결과
Fig. 11. The result of proposed algorithm.

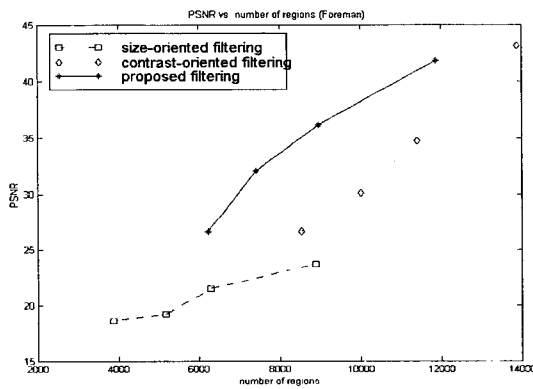
표 1. 각 알고리즘간의 영역수에 대한 화질 비교

Table 1. Performance comparison(image quality vs. the number of regions).

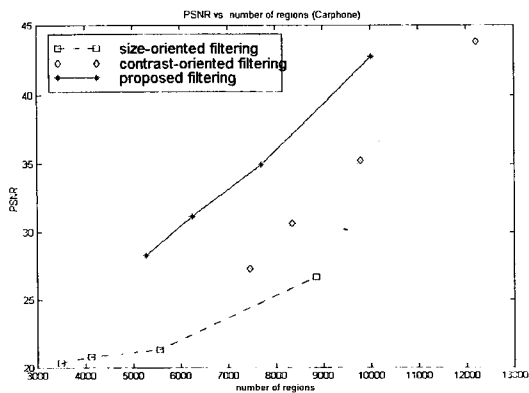
	구조요소의 크기	크기기반		대조기반		제안하는 방법	
		영역수	PSNR	영역수	PSNR	영역수	PSNR
Claire	31	2355	14.9	3022	24.0	2625	27.0
	23	2744	15.7	3960	27.9	3206	30.2
	15	3711	26.5	5041	33.9	3906	37.8
	7	5371	35.9	6327	43.1	4929	45.9
Foreman	31	3861	18.6	8532	26.7	6218	36.7
	23	5157	19.2	10015	30.1	7413	32.1
	15	6278	21.5	11402	34.7	8962	36.1
	7	8891	23.7	13880	43.1	11875	41.9
Carphone	31	3479	20.3	7460	27.3	5277	28.3
	23	4112	20.8	8342	30.7	6246	31.2
	15	5559	21.4	9779	35.3	7704	35.0
	7	8847	26.7	12211	43.8	10007	42.8



(a)



(b)



(c)

그림 12. 알고리즘간의 영역수에 대한 화질 비교

- (a) Claire
- (b) Foreman
- (c) Carphone

Fig. 12. Performance comparison(image quality vs. the number of regions)

- (a) Claire
- (b) Foreman
- (c) Carphone

그림 11은 제안한 알고리즘을 적용한 결과인데 (a)는 필터링을 수행한 영상이며 (b)는 평탄면의 경계를 나타내고 있다. Claire 영상의 경우 얼굴영역의 요소들이 유지되어 있으며 옷등의 영역에서도 가능한 큰 영역으로 평탄면이 형성되었다. Foreman 영상은 얼굴, 배경의 가늘고 긴 영역 등이 잘 보존되고 있으며 모자 끝 좌우 영역도 몇 개의 큰 영역으로 평탄면을 형성하고 있음을 알 수 있다. Carphone의 경우 얼굴의 요소들은 잘 보존되었으며 좌우 창부근의 요소들도 잘 나뉘어져 있음을 알 수 있고 천장 부위도 큰 영역으로 나뉘어져 있음을 알 수 있다. 또한 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. 이를 그림 12와 표1에 나타내었는데 실험을 위해 각각 7, 15, 23, 31의 구조요소의 크기를 이용하여 크기 기반, 대조 기반 그리고 제안하는 필터링 기법을 적용하였다. 실험결과에서 크기에 기반한 연산자는 다른 연산자에 비해 적은 수의 평탄면을 생성하지만 화질 저하가 크며 대조에 기반한 연산자는 화질은 우수하나 과도한 평탄면을 만들어 뉘름을 확인하였다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 동일한 영역의 수와 비교하였을 때 화질면에서 기존 알고리즘에 비해 평균 7dB정도 우수하였으며 같은 수의 영역으로 필터링을 하더라도 원 영상에 더 가까운 효과를 뉘름을 나타낸다.

VII. 결론

본 논문에서는 영역 기반 부호화를 위해 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 개선시켰다. 또한 제안하는 영상 재구성 방법으로 지역적 최대/최소인 커다란 영역으로부터 발생하는 방해요인을 개체 분할의 개념을 도입하여 효과적으로 제거하여 단순화 효과를 높였다. 필터링한 결과에 대한 주관적 평가에서는 동일한 조건의 경우 중요 요소의 보존

측면에서 제안하는 알고리즘이 기존 알고리즘보다 더 우수함을 보였으며 특히 객관적인 평가에서는 동일한 수의 평탄면을 갖는 경우 기존 연산자보다 평균 7dB정도 우수함을 확인하였다.

향후 과제로는 제안한 필터링 기법을 고속 알고리즘으로 확장하는 것이 필요하고 이를 이용하여 영상 분할을 위한 효과적인 마커 추출 기법에 관한 연구가 필요하다. 또한 이러한 마커를 이용하여 효과적인 영상 분할을 위한 알고리즘 개발이 필요하다.

참 고 문 헌

- [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 MPardas, "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.

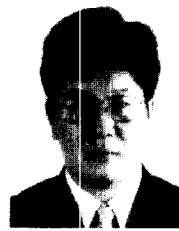
저 자 소 개



金泰顯(正會員)

1972년 1월 16일생. 1994년 2월 한양대학교 전자계산학과 졸업(공학사). 1996년 2월 한양대학교 대학원 전자계산학과 졸업(공학석사). 1996년 3월~1999년 2월 한양대학교 전자계산학과 박사과정 수료. 1999년

3월~현재 한양대학교 전자계산학과 박사과정 재학중
주관심분야는 영상처리, 내용기반 영상 분할 및 부호화, 내용기반 멀티미디어 정보 검색 등



文泳植(正會員)

1957년 6월 6일생. 1980년 2월 서울대학교 전자공학과 졸업(학사). 1982년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사). 1990년 6월 캘리포니아 주립대 전기 및 컴퓨터 공학과 졸업(박사). 1982년 3월~1985

년 2월 한국전자통신연구소 연구원. 1989년 8월~1990년 11월 미국 Inno Vision Medical 선임연구원. 1990년 12월~1992년 2월 생산기술연구원 선임연구원. 1992년 3월~1998년 2월 한양대학교 전자계산학과 조교수. 1998년 3월~현재 한양대학교 전자계산학과 부교수
주관심분야는 내용기반 멀티미디어 정보검색, 비디오 인덱싱 / MPEG-7, 객체기반 멀티미디어 통신 / MPEG-4, 멀티미디어 장비를 위한 저작권 보호, 워크스테이션 네트워크에서의 병렬 컴퓨팅, 디지털 스튜디오를 위한 Active-X 기반의 시각 특수효과, 산업용 부품의 자동 시각 검사 등임