

論文2003-40SP-2-1

Haar 웨이블릿 변환을 사용한 Watershed 기반 영상 분할의 효율성 증대를 위한 기법

(A Method for the Increasing Efficiency of the Watershed Based Image Segmentation using Haar Wavelet Transform)

金鍾培*, 金恒俊**

(Jong Bae Kim and Hang Joon Kim)

요약

Watershed 알고리즘은 형태학 분야에서 연구되어 온 것으로 단순화된 영상에 대한 경사 영상 화소의 밝기 값을 고도로 생각함으로써 영상을 분할하는데 많이 적용하였다. 하지만, 노이즈에 의해 훼손된 영상을 분할 할 경우, 수 많은 local minima로 인해 영상이 과 분할되고, 분할된 영역을 병합하기 위한 계산 시간 증가의 문제점이 발생된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해, 본 논문에서는 웨이블릿 변환을 사용한 watershed 기반 영상 분할의 효율성 증대를 위한 방법을 제안한다. 제안한 영상 분할 방법은 웨이블릿 변환을 이용한 영상의 계층적 표현인 피라미드 표현 단계, watershed 알고리즘을 이용한 영상 분할 단계, 웨이블릿 계수(coefficient)를 이용한 영역 병합 단계와 웨이블릿 역 변환(inverse wavelet transform)을 이용한 영역 투영 단계로 구성된다. 제안된 방법은 노이즈가 포함된 훼손된 영상을 분할 시 발생하는 과 분할 문제를 감소시킬 뿐만 아니라, 분할 성능의 개선됨을 알 수 있다.

Abstract

This paper presents an efficient method for image segmentation based on a multiresolution application of a wavelet transform and watershed segmentation algorithm. The procedure toward complete segmentation consists of four steps: pyramid representation, image segmentation, region merging and region projection. First, pyramid representation creates multiresolution images using a wavelet transform. Second, image segmentation segments the lowest-resolution image of the pyramid using a watershed segmentation algorithm. Third, region merging merges the segmented regions using the third-order moment values of the wavelet coefficients. Finally, the segmented low-resolution image with label is projected into a full-resolution image (original image) by inverse wavelet transform. Experimental results of the presented method can be applied to the segmentation of noise or degraded images as well as reduce over-segmentation.

Keywords : Watershed image segmentation, Multiresolution image analysis, Wavelet Transform

* 學生會員, ** 正會員, 慶北大學校 컴퓨터工學科

(Department of Computer Engineering, Kyungpook National university)

※ 이 논문은 2003년도 두뇌한국21사업에 의하여 지원되었음.

接受日: 2002年10月22日, 수정완료일: 2002年10月22日

I. 서론

영상 분할은 영상을 분석하기 위한 표현 방법으로 많이 사용되어지고 있으며, 컴퓨터 비전이나 영상 처리 응용에서 매우 중요하게 여겨져 왔다^[1~4]. 특히, 표준화

된 동영상 압축 기법인 MPEG-4, 7에 있어서도 의미 있는 객체 분할이 중요한 작업 중에 하나이다. 영상 분할 알고리즘에는 에지 중심 방법(edge-based approach)과 영역 중심 방법(region-based approach)이 있다^[2-4,15]. 에지 중심 방법은 두 영역의 경계선(boundary)을 발견하는 방법으로 영상에서 밝기 값들이 갑자기 변화하는 부분의 위치를 찾는 것이다. 그러나, 정확한 에지를 찾는 것은 매우 어려운 일이고, 다양한 에지 연산자들에 의해 다른 결과를 발생한다. 게다가, 이러한 연산자들에 의해 생성된 에지(edge)들은 적절하지 않고, 후처리(post-processing)을 통해 증명하는 과정이 필요하다. 영역 중심 방법은 공간적으로 인접한 영역을 형성하기 위해 명암 히스토그램을 사용하며 영상 성장(region-growing), 영역 병합(region-merging), 영역 분할(region-splitting)을 행한다. 이 방법은 특징 공간에서 점들을 유사한 집단으로 정의하고, 각 집단들마다 다르게 레이블링(labeling)하는 것으로 이루어진다. 하지만, 집단의 수가 잘 알려지지 않는다는 것과 인접 픽셀들 사이의 공간적인 관계를 고려하지 않는다는 문제점이 있다^[4].

다른 영상 분할 연구는 split-merge 방법과 morphological 분할 기술이 있다^[5]. Morphological 분할 기술은 영상의 크기나 대비와 같이 object-oriented 기준을 처리하는데 매우 유용한 morphological 도구를 이용함으로써 쉽게 영상 분할 문제에 접근이 가능하다. Beucher와 Lantuejoul^[6]는 처음으로 watershed 개념을 영상 분할에 적용하였고, 많은 연구로 인해 영상의 공간적인 분할을 위하여 매우 빠른 알고리즘으로 알려져 있다^[6-8]. 이 방법은 형태학적 필터링을 이용해 영상을 단순화하고, 단순화된 영상으로부터 기울기 영상을 생성한 후 기울기 영상에 watershed 알고리즘을 적용하여 유사한 특성을 가지는 영역별로 경계선을 추출하는 과정으로 수행된다.

Watershed 알고리즘은 영상의 기울기 정보를 통해 수행되는데, 이 알고리즘의 문제는 올바르지 않은 기울기 정보에 의해 많은 local minima를 생성하고, 영상이 과 분할되는 문제점이 있다. 영상 분할을 위해 watershed 알고리즘을 사용할 경우, 빠른 분할 결과를 가지는 반면에 노이즈에 민감하고 분할된 영역들을 병합하는데 많은 계산 시간이 요구되는 문제점이 있다. 이를 해결하는 방법으로 Meyer과 Beucher의 maker-controlled에 의한 watershed 분할 방법을 제안하였다^[9].

이 방법은 분할하기 원하는 물체들의 위치에 관련된 정보를 이용한다. 즉, 분할이 이루어지고자 하는 곳에 마커(marker)를 설정함으로써, 초기 담수 지역을 결정하고, 범람 과정에서 담수 지역에 인접한 화소들을 계층적으로 queue에 의해서 주위의 담수 지역으로 병합하는 방법이다. 하지만 이 방법도 영상에 노이즈가 포함된 경우에는 올바른 분할 결과를 얻을 수 없다.

따라서, 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 웨이블릿 변환을 사용한 다해상도(multiresolution) 영상에서 watershed 기반의 효율적인 영상 분할 방법을 제안한다. 제안한 방법은 웨이블릿 변환으로 low-pass 필터링(filtering)된 저해상도(low-resolution) 영상에 watershed 알고리즘을 적용함으로써 노이즈로 인한 영상의 과분할과 병합 시 요구하는 계산 시간 증가 문제를 해결하였다. 저해상도 영상에서 분할을 수행함으로써 계산 복잡도가 간소화될 뿐만 아니라, 수행 시간의 단축 효과를 가질 수 있다. 그리고, 레이블들을 가진 분할된 저해상도 영상은 웨이블릿 역 변환에 의해 영역 경계선의 정보 손실 없이 분할된 원 영상으로 복원한다. 제안된 방법을 사용하여 노이즈가 포함된 영상에서 실험한 결과, 좋은 분할 결과를 나타내었고, 다양한 응용에도 적용할 수 있음을 알 수 있다.

II. 제안된 방법의 개요

제안된 방법의 일반적인 개요는 <그림 1>과 같다. 피라미드 표현 단계는 웨이블릿 변환을 이용하여 피라미드 영상을 생성한다. 피라미드 영상의 각 단계에 있는 저해상도(low-resolution) 영상들을 watershed 알고리즘을 이용하여 분할하고, 각 영역에 고유한 레이블을 할당한다. <그림 1>에서 $I_L(t)$ 는 t 시간에 표현된 L 레벨(level)의 피라미드 영상이다. 그리고, 분할된 저해상도 영상($S_L(t)$)을 웨이블릿 계수들의 유사성에 따라 병합(merge)한다. 병합된 영상($M_L(t)$)은 웨이블릿 역 변환에 의해 원 영상($I_0(t)$)과 같은 크기가 될 때까지 병합과 투영 과정을 반복한다. 분할하고 투영된 영상($S_{L-1}(t)$)의 레이블들을 피라미드 영상($I_{L-1}(t)$)에서 분할된 각 영역에 할당한다. 이러한 과정을 통해 분할된 영상 $S_0(t)$ 를 얻게 된다.

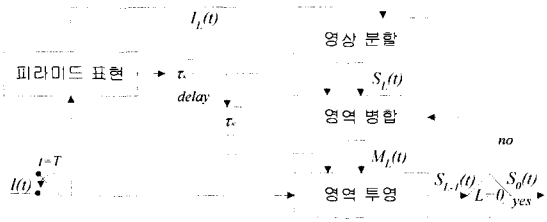


그림 1. 제안된 방법의 흐름도. $I(t)$ 는 t 시간에 입력 영상, $I_L(t)$ 는 L 레벨 웨이블릿 변환된 LL (Low-Low) 서브 밴드(sub-band) 영상, $S_L(t)$ 는 분할된 영상, $M_L(t)$ 는 병합된 영상, 그리고 $S_0(t)$ 는 분할된 원(full-resolution) 영상

Fig. 1. Outline of the presented approach. $I(t)$ is the sequence image to be segmented at time t , $I_L(t)$ is the L -level wavelet decomposition subband image, $S_L(t)$ is the segmented image, $M_L(t)$ is the merged image and $S_0(t)$ is the segmented full-resolution image.

1. 피라미드 표현 (Pyramid Representation)

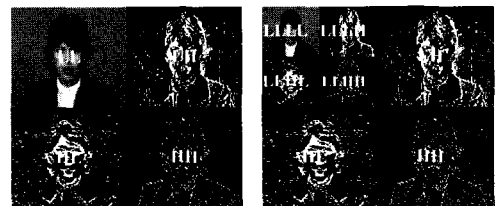
피라미드 표현 방법은 영상의 다양한 해상도 표현으로 인해 영상의 전체적인 특징을 표현할 수 있는 장점이 있다. 영상의 피라미드 표현 방법에는 가우시안 (Gaussian), 라플라시안(Laplacian), 그리고 웨이블릿에 의한 표현 방법등이 있다^[4,10]. 가우시안을 이용한 영상의 피라미드 표현은 간단한 low-pass 필터링과 decimation 기술들을 사용하여 여러 크기의 영상 표현을 제공한다. 그리고 라플라시안을 이용한 방법은 영상의 거친 표현을 제공할 뿐만 아니라, 다른 크기에서 자세한 영상들의 집합들을 제공한다. 가우시안과 라플라시안 피라미드 표현은 빠르게 피라미드 영상을 생성할 수 있는 반면에, 영상의 정보 손실로 인해 원 영상으로 정확하게 복원 할 수 없는 문제점이 있다^[4].

웨이블릿 변환은 정확한 영상 표현과 크기와 방향에 따라 분해가 수행되고, 분해된 영상을 피라미드로 표현이 가능하다. 그리고, 분해된 저해상도(low-resolution)을 웨이블릿 역 변환 이용하여 원 영상(full-resolution)으로 무 손실 복원이 가능하다^[11]. 이러한 특징 때문에 웨이블릿 변환은 동영상에서 각 프레임의 해상도를 줄이기 위해 사용하고, 영상 처리 수행 과정의 계산 비용을 줄이기 위해 저해상도 영상에서 처리하는데 많이 응용되고 있다^[11~14]. 특히, 웨이블릿 변환을 이용한 피

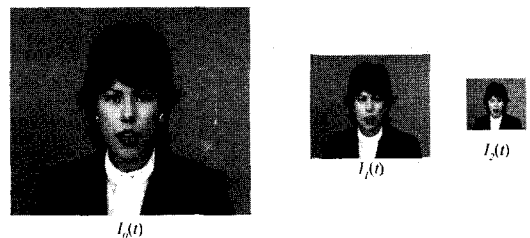
라미드 표현 방법은 각 단계에서 영상의 차원 결정시 low-pass 필터링에 의한 차원 결정으로 인해 영상에 포함된 노이즈를 감소시키는 특징이 있다.

본 연구에서는 피라미드 영상을 생성하기 위해 Haar 웨이블릿 변환을 사용하였다. Haar 웨이블릿 변환은 빠르게 저해상도 영상을 제공하고, 간단하면서도 쉽게 구현 가능한 장점이 있다^[4,11]. 그리고, 분할된 저해상도 영상은 웨이블릿 역 변환에 의해 영역의 경계선을 보존하면서 원 영상으로 복원이 가능하다.

<그림 2(a)>는 <그림 3(a)> 영상을 1, 2 스케일 (scale) 웨이블릿 변환에 의해 생성된 Low-Low(LL), Low-High(LH), High-Low(HL)와 High-High(HH) 서브 밴드들로 분해(decomposition)된 영상이다. 입력 영상을 $I_0(t)$ 라 표현하고, 시간 t 에서 웨이블릿 변환에 의해 LL서브 밴드 영역의 다양한 크기의 영상들이 생성된다 ($I_1(t)$, $I_2(t)$, ..., $I_L(t)$). <그림 2(b)>는 웨이블릿 변환에 의해 LL 영역의 계층적인 구조를 나타내고, $I_L(t)$ 은 피라미드의 L 레벨에 LL 영역에서 sub-sample된 영상이다.



(a) 1-2 scale 웨이블릿 변환



(b) 피라미드 표현

그림 2. 영상의 웨이블릿 변환과 피라미드 표현
Fig. 2. Wavelet transform at each scale and pyramid representation.

2. 영상 분할 (Image Segmentation)

영상 분할 단계에서는 watershed 알고리즘을 이용하여 영상 $I_L(t)$ 을 분할한다. Watershed 알고리즘은 영

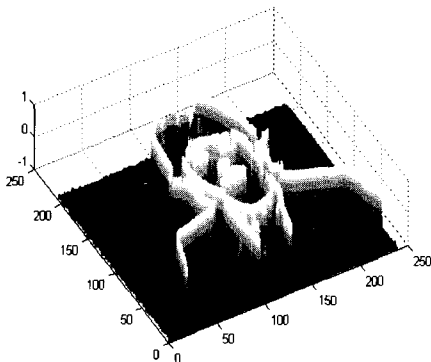
상에서 픽셀들을 밝기 기울기 값의 오름차순으로 정렬한 후, 기울기 영상에서 영역을 병합하는 과정은 가장 낮은 담수지에서부터 수행한다. 담수화 과정은 주어진 레벨 h 에 도달하는 것을 가정하고, 모든 담수지가 주어진 하나의 레이블인 h 와 같아지거나 작을 때까지 수행한다. 만약 한 픽셀이 이웃과 같은 레이블 픽셀을 가지면, 그것은 이웃과 같은 레이블을 할당하고, 한 픽셀이 그것의 이웃과 같은 레이블된 픽셀을 가지지 않는다면, 그것은 레벨 $h+1$ 에서 지역 최소 값과 일치시킨다. 이 픽셀에는 이후 새로운 레벨이 할당되어지고, 새로운 담수지가 선택되어진다. 그러므로 담수화 과정의 각 레벨은 레이블된 담수지들을 확장하게 되고, 새로운 담수지들이 검출되어진다. 이 과정은 영상의 모든 픽셀이 레이블을 할당 받을 때까지 반복된다^[9]. <그림 3>은 watershed 알고리즘을 이용한 영상 분할 결과이다. <그림 3>의 (a)는 Claire의 원 영상, (b)는 Canny 연산



(a) Claire 영상 (b) 기울기 영상



(c) 분할 결과 (d) 단순화된 영상



(e) 기울기 영상의 3차원 영상

그림 3. Watershed 알고리즘을 사용한 영상 분할
Fig. 3. Image segmentation of the watershed algorithm.

자를 이용한 기울기 영상, (c)는 watershed에 의해 분할된 영상의 결과이며, (d)는 같은 레이블이 할당된 영역들의 칼라 값 평균으로 변경된 단순화된 영상이다. 그리고, (e)는 영상의 기울기를 3차원으로 표현한 것이다. 여기서, 픽셀 밝기의 기울기가 0이며 픽셀의 개수가 100개 이상인 지역을 마커(marker)로 선택하였다.

3. 영역 병합 (Region Merging)

Watershed 알고리즘은 의미 있는 영역들로 영상을 분할하는 방법이다. 하지만, 영상이 노이즈에 의해 손상되었을 경우, 영상의 과 분할로 인해 병합하는 과정이 필요하다. 본 논문은 분할된 영역들을 병합하기 위해 그래프 기반의 군집화(clustering) 방법^[15]을 사용하였다. <그림 4>에서 분할된 영역들을 그래프(G)로 표현하고, 그래프의 각 노드는 분할된 영역들을 나타내는 집합 $I = \{R_1, R_2, \dots, R_n\}$ 로 표현한다. 그리고, 각 노드는 분할된 영역에 웨이블릿 계수의 모멘트(moment) 값을 가진다. 인접하고 유사한 영역일수록 비슷한 모멘트 값을 가지는 특성을 이용하여 영역들을 병합하였다^[13,14]. 영상 분할 단계에 의해 분할된 영상 $S_L(k)$ 의 각 영역 R_i 에서 웨이블릿 계수의 평균(M)과 2, 3차 중심 모멘트 값(μ_2, μ_3)을 식 (1)처럼 계산한다.

$$M = \frac{1}{\text{num}(R_i)} \sum \sum R_i(x, y) \quad \forall x, y \in R_i \quad (1.a)$$

$$\mu_2 = \frac{1}{\text{num}(R_i)} \sum \sum (R_i(x, y) - M)^2 \quad (1.b)$$

$$\mu_3 = \frac{1}{\text{num}(R_i)} \sum \sum (R_i(x, y) - M)^3 \quad (1.c)$$

$\text{num}(x)$ 는 x 영역에 포함된 픽셀의 개수이다. 분할된 영역을 병합하기 위한 유사도 기준(d)는 식 (2)를 사용한다.

$$mv_i = \frac{1}{N} (R_i(M) + R_i(\mu_2) + R_i(\mu_3)) \quad i = 1, \dots, N \quad (2.a)$$

$$d(R_i, R_j) = (mv_i - mv_j)^2 \quad \forall i, j \in \{1, \dots, N, \text{ for } i \neq j\} \quad (2.b)$$

mv_i 는 분할된 i 영역의 유사도 값이고, N 은 분할된 영역들의 개수이다. $R_i(M)$, $R_i(\mu_2)$ 그리고 $R_i(\mu_3)$ 은 분할된 영역의 평균과 2, 3차 모멘트 값이다. 유사도(d) 값이 임계치(100)를 만족하면 영역을 병합한다.

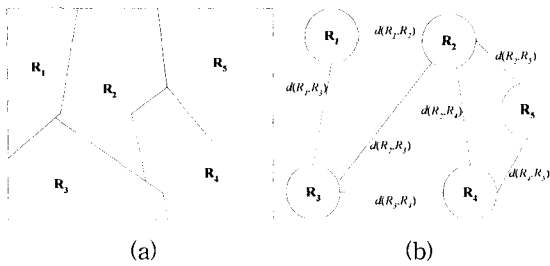


그림 4. 영역 인접 그래프 (a) 분할된 영역, (b) 분할된 영역의 유사도 값을 가진 그래프 표현

Fig. 4. Region adjacency graph. (a) Segmented regions have a similar value, (b) Segmented region adjacency graph.

4. 영역 투영 (Region Projection)

L레벨에서 분할된 영상 $S_L(t)$ 은 병합 단계를 거친 원 영상 $S_0(t)$ 으로 투영된다. 원 영상으로 투영하는 방법에는 여러 가지 방법들이 있는데, 가장 일반적이며 빠른 방법은 직접 투영 방법이다. 직접 투영은 가로, 세로 양방향으로 픽셀들을 복사해서 2배로 확대하는 것이다. 하지만, 이 방법은 <그림 5(b)>에서와 같이 투영된 피라미드 레벨에서, 영역의 경계선들에서 블록킹 (Blocking) 현상이 발생하여 부자연스러운 영상을 생성하게 된다^[14]. 이러한 문제점은 up-sampling 과정에서 영역의 경계선 부분에 정보를 잃어버림으로써 복원된 영상의 질 저하를 초래하게 된다. 본 연구에서는 분할된 영상의 정보 손실 없이 원 영상으로 투영하기 위해 웨이블릿 역 변환을 사용한다. 분할된 영상을 $S_L(t)$ 라 두고, $S_{L-1}(t)$ 를 생성하기 위해 다음 단계를 통해 수행된다.

1. 웨이블릿 역 변환을 분할된 영상 $S_L(t)$ 에 적용한 후 영상 $S_{L-1}(t)$ 를 얻는다. 투영된 영상 $S_{L-1}(t)$ 는 영상 $S_L(t)$ 이 분할 단계에서 각 영역이 픽셀 값이 평균 값으로 단순화되었기 때문에 영역 경계선 부분에 정보 손실이 발생한다(<그림 5(a)>는 $S_L(t)$ 의 단순화된 영상과 투영된 영상 $S_{L-1}(t)$ 를 보여준다).

2. Watershed 알고리즘에 의해 $I_{L-1}(t)$ 영상을 분할한다.

3. 웨이블릿 역 변환에 의해 투영된 영상 $S_{L-1}(t)$ 의 각 영역에 할당된 레이블들을 영상 $I_{L-1}(t)$ 에 할당하여 $S_{L-1}(t)$ 를 재정의한다. 영상 $S_{L-1}(t)$ 를 재정의하기 위해,

- a. 영상 $I_{L-1}(t)$ 의 분할된 각 영역들의 중심 위치를 결정한다.
- b. 결정된 중심 위치에 대응하는 영상 $S_{L-1}(t)$ 의 영역에서 가장 많이 포함된 레이블을 선택한다.
- c. 영상 $I_{L-1}(t)$ 의 영역에 $S_{L-1}(t)$ 영상에서 선택된 레이블을 할당한다.

이 단계에서, 영상 $S_{L-1}(t)$ 는 영상 $S_L(t)$ 의 각 영역들의 수보다 더 많은 영역을 가진다. 그러나, $S_{L-1}(t)$ 의 인접 영역들은 같은 레이블로 할당됨으로써, 분할된 영상 $S_{L-1}(t)$ 와 $S_L(t)$ 의 분할된 영역의 개수는 동일해진다.

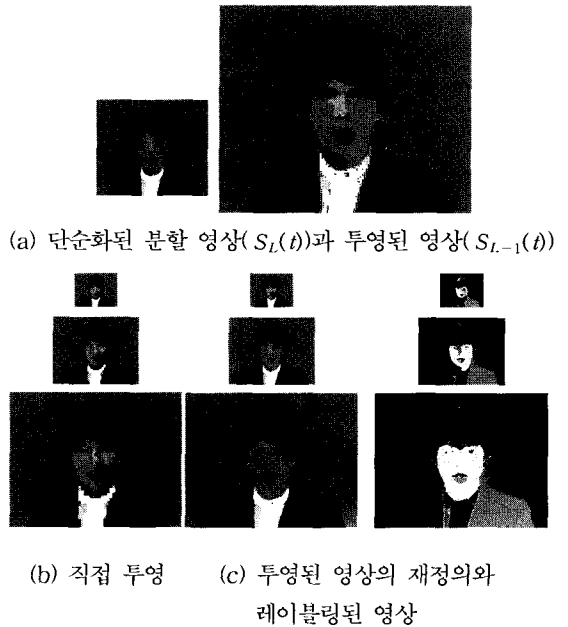


그림 5. 직접 투영과 제안된 방법의 영역 투영의 결과
Fig. 5. Results of direct projection and proposed region projection.

III. 실험 결과

제안된 방법의 성능 평가를 위해, 351×239 크기의 여러 영상(Table Tennis, Akiyo, Claire and Lena)을 사용하였다. 피라미드 영상은 2-scale의 Haar 웨이블릿 변환을 사용하여 생성하였고, watershed 분할 알고리즘은 2-scale 웨이블릿 변환의 LL 서브 밴드 영상에서 수행하였다. 마커의 선택은 영상의 밝기 값의 기울기가 0인 픽셀의 개수가 100개 이상인 곳을 선택하였다. 실

험은 펜티엄IV 1.4Ghz PC와 Matlab 6.5에서 수행하였다. 제안된 방법을 사용하여 실제 영상과 실험 영상에서 영상의 분할 정확도와 노이즈가 포함된 영상에서 분할율을 평가하였다. 제안된 방법의 영상 분할 성능 평가를 3.1절, 노이즈 영상에서 분할 성능 평가를 3.2절에서 기술한다.

1. 제안된 방법의 영상 분할 성능 평가

제안된 방법을 사용하여 분할된 영역의 수, PSNR, 그리고 Goodness (F)^[10]와 수행 시간을 측정하였다.

$$F(I) = \sqrt{M} \times \sum_{i=1}^M \frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}} \quad (3)$$

식 (3)에서 I 는 영상, M 은 분할된 영역의 개수, A_i 는 지역이나 i 번째 영역의 픽셀 수, e_i 는 영역의 각 픽셀에서 원 영상과 분할된 영상 사이의 컬러 벡터의 유클리디안 거리 (Euclidian distance) 합이다. 분할된 각 영역마다 칼라 값이 단순화되어 있기 때문에, 색상이 유사한 영역들과 분할되면 에러 값이 작아진다. 즉 Goodness(F)값이 작을수록 영상에서 유사한 값들로 영역들이 분할되었음을 의미한다. <표 1>은 분할된 영역들의 개수, Goodness(F), PSNR, 그리고 원 영상(I_0)과 1, 2-scale LL 서브밴드 영상(I_1, I_2)을 사용한 수행 시간에 대한 분할 결과를 보여준다. 원 영상(I_0)을 watershed 알고리즘을 이용하여 분할했을 때 높은 PSNR을 가지는 반면에 과 분할이 발생하고, 높은 계산 시간을 요구한다. <표 1>의 분할 결과, 원 영상(I_0)은 일반적으로 상세한 분할 결과를 가질 뿐만 아니라, 많은 영역들과 높은 Goodness 값을 가진다. 하지만 저 해상도 영상(I_1, I_2)의 경우는 영상의 상세함을 잃어버리지만, 과 분할된 영역의 수가 줄어들고 PSNR과 Goodness가 작은 값을 가진다. 제안된 방법에서, 영상 분할을 위해 저해상도 영상을 사용함으로써 영상의 과 분할이 줄어들고, 작은 Goodness 값을 얻을 수 있다. <그림 6(a), (b)>는 제안된 방법을 사용한 영상 분할 결과를 보여준다.

<그림 7>은 제안된 방법과 Kim's^[2], 그리고 sub-sampling 방법에 의해 분할된 영역들과의 경계선을 비교한 것이다. <그림 7>에서 첫 번째 열은 Claire 영상과 Canny 에지 검출기에 의해 검출된 경계선 영상이고, 두 번째와 세 번째 열은 제안한 방법과 Kim's의

표 1. 제안된 방법의 영상 분할 결과. I_0 는 원 영상, I_1, I_2 는 1, 2 스케일 웨이블릿 변환에 의해 분해된 LL 서브 밴드 영상, M 은 분할된 영상 I_2 에서 병합된 영상

Table 1. Segmentation results of the presented image segmentation method. I_0 is the full-resolution image (original image), I_1 and I_2 are the 1 and 2-scale wavelet decomposed LL subbands, respectively, and M is the merged image of the segmented I_2 image.

Test Images	Scale Levels	Number of Regions	Goodness	PSNE [dB]	Time (sec)
Table Tennis #2	I_0	790	439.5	28.87	0.49
	I_1	63	201.0	30.33	0.26
	I_2	23	180.4	29.55	0.19
	M	8	156.8	28.42	0.02
Claire #136	I_0	86	283.2	31.58	0.38
	I_1	36	111.7	30.79	0.24
	I_2	30	109.3	30.40	0.20
	M	7	110.5	29.98	0.02
	I_0	542	302.6	31.96	0.47
	Akiyo #2	I_1	258	254.0	29.91
I_2		65	185.2	29.23	0.22
M		10	186.2	28.81	0.02

영상 분할 결과와 경계선 영상이다. 그리고, 마지막 열은 sub-sampling 방법을 이용하여 피라미드 영상을 만든 후 watershed 알고리즘에 의해 분할된 결과와 경계선 영상이다.

실험에서 분할된 영역 경계선의 정확도를 측정하기 위해, 분할된 영역의 경계선과 Canny 에지 검출기에 의해 검출된 경계선을 매칭하여, 매칭된 경계선에 해당하는 픽셀 수와 분할된 영역 경계선의 픽셀 수 사이에서 경계선 정확도 비율을 계산하였다. Claire 영상의 40 프레임 동안 제안된 방법, Kim's, 그리고 sub-sampling 방법을 사용하여 비교 평가하였다. <그림 8>은 분할된 영역의 경계선에 해당하는 픽셀과 에지 검출기에 의해 검출된 에지 픽셀들간의 일치하는 비율을 측정한 것이다. 실험 결과, 제안된 방법이 Kim's와 sub-sampling에 의한 방법보다 실제 오브젝트의 경계

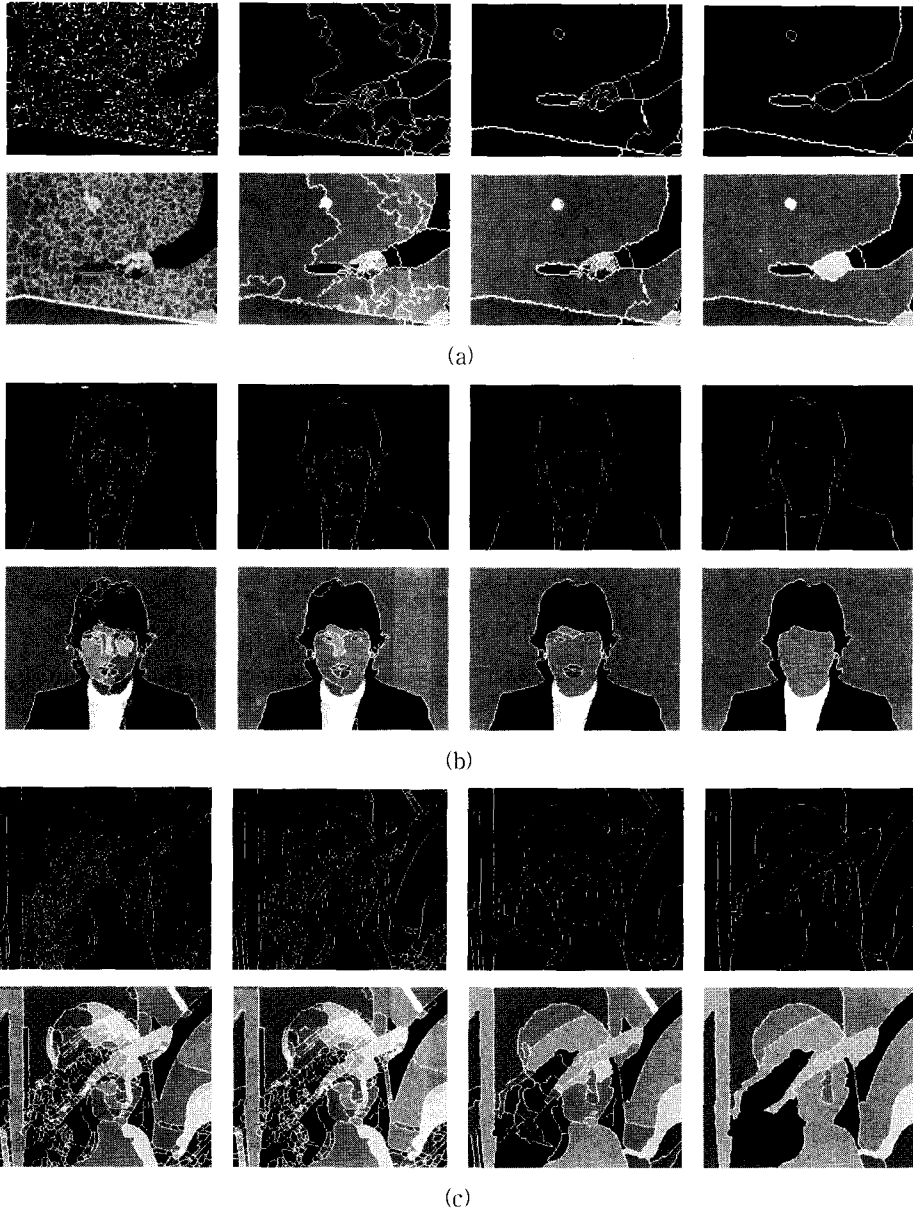


그림 6. 제안된 방법의 영상 분할 결과. (a), (b), 그리고 (c)는 입력 영상 (*Table Tennis*, *Claire*, *Lena*). 각 세로열들은 원 영상(I_0)과 저해상도 영상(I_1 , I_2)에서 분할된 결과, 그리고, 마지막 세로열은 저해상도 영상(I_2)에서 병합한 영상

Fig. 6. Image segmentation results of the presented method. (a), (b), and (c) are the images entitled *Table Tennis*, *Claire* and *Lena*. The first, second and third columns show the results of full-resolution segmentation (I_0), 1 (I_1) and 2-scale wavelet transform images (I_2) of the pyramid. The last column shows the results of merging the third column images.

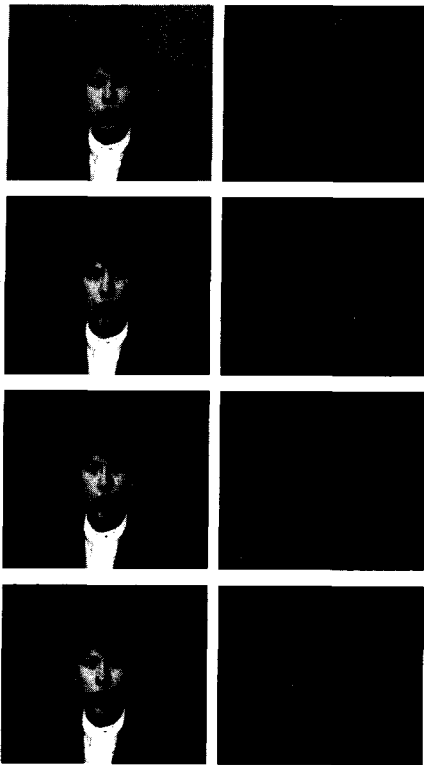


그림 7. 제안된 방법을 사용한 영상 분할 결과와 경계선 영상. Canny 에지 검출기에 의해 검출된 경계선 영상, 제안한 방법, Kim's 방법, 그리고 sub-sampling에 의해 검출된 경계선 영상

Fig. 7. Object segmented image (left) and boundary (right) from frame 1 of Claire using our method (second), Kim's method and the simple sub-sampling method (last).

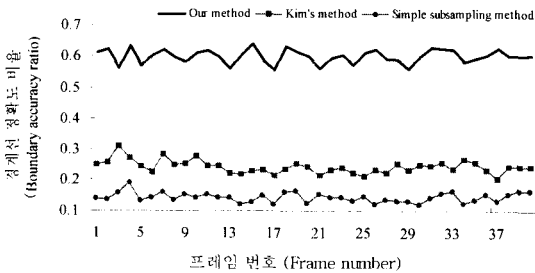


그림 8. Claire영상의 40 프레임 동안 분할된 영역의 경계선 정확도 비율. 그래프의 각 선은 제안된 방법과 Kim's 방법, 그리고 sub-sampling 방법에 의한 경계선 정확도 비율

Fig. 8. Boundary accuracy rate on 40 frames of Claire. The upper, middle and lower lines show the results of our method, Kim's method and the simple sub-sampling method, respectively.

선과 유사하게 분할됨을 알 수 있다.

<그림 9>는 원 영상을 다양한 scale의 웨이블릿 변환에 따른 분할된 영상의 경계선 정확도 비율을 나타낸 것이다. 원 영상을 1, 2, 3, 그리고 4-scale 웨이블릿 변환을 적용하여 영상 분할을 실험한 결과, 3, 4-scale 웨이블릿 변환된 영상에서는 원 영상의 특징 정보가 많이 손실하는 경우가 발생하였다. 특히, 영상의 에지 정보 손실로 인해 분할된 영역의 경계가 모호해지는 경우가 발생하였다. 실험 결과 3, 4-scale 웨이블릿 변환을 원 영상에 적용한 영상 분할 결과는 분할된 영역들의 경계선 모호로 인해 낮은 경계선 정확도 비율을 나타낸다. 따라서, 본 연구에서는 1, 2-scale 웨이블릿 변환이 가장 적당함을 알 수 있다.

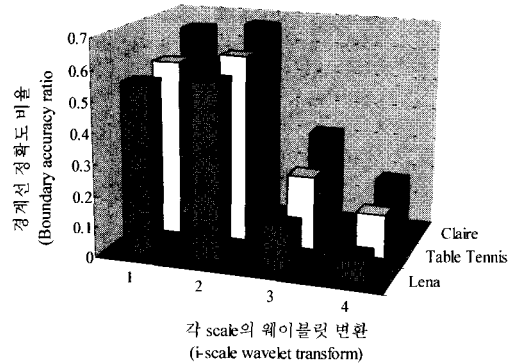


그림 9. 다양한 scale의 웨이블릿 변환에 따른 분할된 영상의 경계선 정확도 비율

Fig. 9. Boundary accuracy rate of image segmented by various scales wavelet transform.

2. 노이즈 영상에서 분할 성능 평가

노이즈가 첨가된 영상에서 영상 분할의 강인함을 실험하기 위해 실험 영상에 랜덤 가우시안 노이즈를 추가했을 때 잘못 분류되는 픽셀의 비율을 측정하였다. <표 2>는 영상에 포함된 노이즈의 비율에 따라 잘못 분할된 픽셀들의 비율을 나타낸다. 저해상도 영상을 사용한 노이즈 강인함 실험에서 잘못 분류된 픽셀의 비율이 현저하게 감소되었다. 따라서, 영상 분할을 위해 웨이블릿 변환을 이용한 저 해상도 영상을 사용함으로써, 노이즈에 대해 강인할 뿐만 아니라, 분할된 영역들을 병합하기 위한 계산 시간도 줄일 수 있다. <그림 10>은 다양한 가우시안 노이즈를 추가한 실험 영상을 분할한 결과이다.

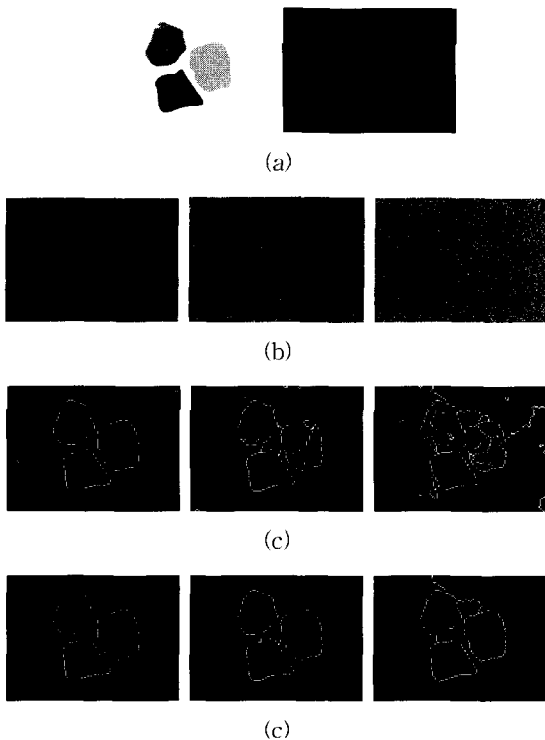


그림 10. 가우시안 노이즈에 의해 오염된 영상의 분할 결과. 각 세로 열들은 가우시안 노이즈 10%, 20%, 30% 가 추가된 영상의 분할 결과. 각 열들은 가우시안 노이즈 10%, 20%, 그리고 30%가 추가된 피라미드 영상 (I_0, I_1, I_2)에서 분할된 영상

Fig. 10. Segmentation results of a synthetic image corrupted by random Gaussian noise. The left, center and right columns show the results of image segmentation with random Gaussian noise values of 10%, 20% and 30%. The first row shows a synthetic image and the result of segmentation. The second, third and last rows show the results of segmentation of full-resolution (I_0), 1-scale (I_1) and 2-scale wavelet decomposition images (I_2) of a pyramid with different Gaussian noises.

표 2. 잘못 분류된 픽셀의 비율

Table 2. The percentage of misclassified pixels.

Gaussian noise (%)	0	10	20	30
I_0	6.7	24.1	33.6	58.2
I_1	2.7	8.9	19.6	28.7
I_2	2.0	7.6	12.2	19.3

IV. 결 론

본 논문은 웨이블릿 변환을 사용한 watershed 기반의 효율적인 영상 분할 방법을 제안한다. 제안한 방법은 웨이블릿 변환에 의한 다해상도 영상과 watershed 알고리즘에 의한 영상 분할을 결합한 것이다. 일반적으로 watershed 알고리즘이 가지는 영상에 대한 노이즈 문제를 웨이블릿 변환을 이용하여 해결하였을 뿐만 아니라, 저해상도 영상에서 영상 분할을 수행함으로써 과분할 문제와 계산 시간의 이득을 볼 수 있었다. 하지만 저해상도 영상에서 초기 분할이 영상 분할 결과에 큰 영향을 초래한다. 따라서, 향후 영상에서 의미 있는 오브젝트를 포함하도록 하는 초기 분할에 관한 연구를 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] K. I. Kim, K. Jung, S. H. Park, H. J. Kim, "Support Vector Machines for Texture Classification", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 11, pp. 1542~1550, 2002.

[2] E. Y. Kim, S.W. Hwang, S.H. Park, and H.J. Kim, "Spatiotemporal Segmentation Using Genetic Algorithms", *Pattern Recognition*, Vol. 34, No. 10, pp. 2063~2066, 2001.

[3] J. B. Kim and H. J. Kim, "Efficient region-based motion segmentation for a video monitoring system", *Pattern Recognition Letter*, Vol. 24, No. 1~3, pp. 113~128, 2003.

[4] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing 2nd*, Prentice Hall, 2002.

[5] L. Vincent and P. 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. 583~593, 1991.

[6] S. Beucher and C. Lantuejoul, "Use of watershed in contour detection", *International Workshop on Image Processing, Real-time*

- edge and motion detection*, France, pp. 12~21, 1979.
- [7] J. B. Kim and H. J. Kim, "Efficient Image Segmentation Using Wavelet-Based Watershed", *Proceedings of the 28th KISS Fall Conference*, Vol. 28, No. 2, pp. 472~474, 2001.
- [8] Y. Tsai and A. Averbuch, "Automatic segmentation of moving objects in video sequences: A region labeling approach", *IEEE Trans. on Circuits and Syst. for Video Tech.*, Vol. 12, No. 7, pp. 597~612, 2002.
- [9] F. Meyer and S. Beucher, "Morphological segmentation", *Journal of Visual communication and Image Representation*, Vol. 1, No. 1, pp. 21~46, 1990.
- [10] J. Liu and Y. H. Yang, "Multiresolution color image segmentation", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 16, No. 7, pp. 689~700, 1994.
- [11] L. Pastor, A. Redriguez, J. M. Espadero, L. Rincon, "3D wavelet-based multiresolution object representation", *Pattern Recognition*, Vol. 34, No. 12, pp. 2497~2513, 2001.
- [12] J. Z. Wang, J. Li, R. M. Gray, G. Wiederhold, "Unsupervised multiresolution segmentation for images with low depth of field", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, No. 1, pp. 85~90, 2001.
- [13] J. B. Kim, C. W. Lee, K. M. Lee, T. S. Yun, H. J. Kim, "Wavelet-based vehicle tracking for Automatic Traffic Surveillance", *IEEE Tencon*, Vol. 1, pp. 313~316, 2001.
- [14] J. B. Kim and H. J. Kim, "A Wavelet-Based Watershed Image Segmentation for VOP's Generation", *ICPR*, Vol. 3, pp. 505~508, 2002.
- [15] J. B. Kim, H.S. Park, M.H. Park and H. J. Kim, "A Real-time Motion Segmentation Using Adaptive Thresholding and K-means Clustering", *LNAI 2256*, Springer-Verlag, pp. 213~224, 2001.

 저 자 소 개



金 鐘 培(學生會員)

2000년 밀양대학교 컴퓨터공학과 공학사, 2002년 경북대학교 컴퓨터공학과 공학석사, 2002년~현재 경북대학교 컴퓨터공학과 박사과정, 2003년~현재 Georgia Institute of Technology 컴퓨터공학과 visiting scholar. <주

관심분야 : 인공지능, 영상처리, 패턴인식>



金 恒 俊(正會員)

1977년 서울대학교 전기공학과 공학사, 1979년 KAIST 전기 및 전자공학과 공학석사, 1997년 Shizuoka Electronics 공학박사, 1980년~현재 경북대학교 컴퓨터공학과 교수, 2002년~현재 경북대학교 컴퓨터공학과

장. <주관심분야 : 인공지능, 문자인식, 음성인식, 병렬 처리, 컴퓨터 구조>