

논문96-1-2-08

계층적 영상구조에서 통계적 방법에 의한 영상분할

최 성 진

A Statistical Image Segmentation Method in the Hierarchical Image Structure

Seong Jhin Choi

요 약

본 논문에서는 영상분할에 이용되는 대부분의 기존방법들에서의 문제점을 해결하기 위해 입력 영상으로부터 형성된 계층적 피라미트 영상구조를 이용하여 영상을 분할하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 통계적 방식에 의한 물체검출 및 묘사과정으로 이루어져 있다.

물체검출 방법에서는 계층적 영상구조에서 발생하는 클러스터링의 유효성 문제를 해결하기 위해 통계적 IFSVR 알고리즘과 FSVR 알고리즘을 제안하였고, 이를 이용하여 관심대상 화소를 검출하였다. 물체묘사 방법은 고해상도 레벨로 검출된 최적 물체화소를 투사하고 처리하기 위해 톱다운 추적방식인 반복 알고리즘을 제안하였다.

시뮬레이션을 통하여 2진 영상과 실영상 모두에서 제안된 분할방법을 분석하였고, 그 결과 계층적 피라미트구조에 기초를 둔 접근방법이 영상분할에 대한 유용한 특성을 가지고 있음을 입증하였으며, 병렬처리기에서 처리된다면 각 알고리즘이 $n \times n$ 영상에 대해 $O(\log n)$ 의 계산량이 요구된다.

Abstract

In this paper, the image segmentation method based on the hierarchical pyramid image structure of reduced resolution versions of the image for solving the problems in the conventional methods is presented. This method is described the object detection and delineation by statistical approach.

In the object detection method, IFSVR(inverse-father-son variance ratio) method and FSVR(father-son variance ratio) method are proposed for solving clustering validity problem occurred in the hierarchical pyramid image structure. An optimal object pixel is detected at some level by this method. In the object delineation method, the iterative algorithm by top-down traversing method is proposed for moving the optimal object pixel to levels of higher resolution.

Using the computer simulation, the results by the proposed statistical methods and object traversing method are investigated for the binary image and the real image. At the results of computer simulation, the proposed methods of image segmentation based on the hierarchical pyramid image structure seem to have useful properties and deserve consideration as a possible alternative to existing methods of image segmentation. The computation for the proposed method is required $O(\log n)$ for $n \times n$ input image.

I. 서 론

영상해석에서 가장 기본이 되는 처리과정중 하나는 영상에서의 특징추출이다. 이 특징추출 방법의 하나인 영상분할은 영상을 같은 특성을 갖는 영역들로 구분해 내는 과정을 의미하는데 영상인식, 영상이해 등에서 필수적인 전처리과정이다.⁽¹⁾

영상을 분할하는 방법은 경계를 추출하는 방법과 영역성장 방법으로 대별되는데, 세부적인 방법에는 경계추출, 임계처리, 영역성장, 분리-통합, 이완방법 등이 있다.^(2, 3, 4)

경계추출을 이용한 방법은 영상에서 화소들의 국부적인 특성을 이용하는 경계연산자에 의해 추출된 경계를 이용하는 방법으로서 경계연산자들의 잡음에 대한 민감성과 얻어진 경계의 불연속성 때문에 실제로 이용함에 있어 많은 문제점이 있다. 임계처리를 이용하는 방법은 히스토그램 등 영상의 전역적인 특성을 사용하는 방법으로서, 얻어진 결과가 안정되며 분할된 영역에서 그 경계의 끊어짐이 없어서 영역의 형태, 크기, 상대적인 위치 등을 해석할 수 있다. 그러나 이 방법에서의 가장 큰 문제점은 히스토그램과 같은 영상의 전역적인 특성만을 사용하기 때문에 조명에 따른 영상의 밝기 변화 또는 임계치의 선택에 따라서 잘못된 영역들이 추출될 수 있다는 점이다. 영역성장과 분리-통합의 방법은 임계적 방법과는 달리 영상의 국부적인 특성의 유사성을 이용하여 영상을 분할하는 방법으로서 비교적 정확한 결과를 얻을 수 있는 장점이 있으나, 나누어지는 영역의 개수를 미리 정해 주어야 할 뿐만 아니라 영역들을 합하고 나누는데 필요한 임계치를 정해 주어야 하며 따라서 이들 값이 변함에 따라 얻어지는 결과가 잘못될 수 있는 단점이 있다. 마지막으로 이완방법은 통계학적인 결정방법을 영상에 반복적으로 적용하여 매순간의 결정을 바로 이전에 결정된 결과에 근거하여 조정해 나감으로서 영상을 분할하여 비교적 좋은 결과를 얻을 수 있다. 그러나 이 방법은 초기 확률값과 적합(compatibility)계수를 정할 때 물체와 배경의 면적비나 빛의 밝기차 등에 따라서 초기값을 정하는 방법을 다르게 적용하여야 하며 또한 일반적으로 계산시간과 메모리가 많이 필요하게 되는 단점이 있다. 또한 국부적 특성이나 전역적 특성을 고려하는 경우 모두 다 입력영상이 갖는 고정된 고해상도를 이용하기 때문에 $n \times n$ 해상도의 영상에 대해 적어도 $n \times n$ 의 계산량을 요구하므로 영상의 실시간 처리가 상당히 어렵게 된다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 제거하고 보상하기 위하여 영상의 전역적인 특성과 국부적인 특성을 모두 고려하면서 계산량을 감소시킬 수 있는 방법으로서 계층적 영상구조인 피라미트에서 통계적 IFSVR(inverse father-son variance ratio)을 기초로 한 반복알고리즘을 이용하여 영상을 분할하

는 방법에 대하여 연구하였다.

계층적 영상구조인 피라미트에 대한 연구는 영상에 존재하는 인접 화소간에 매우 높은 상관성이 있으므로 입력영상에는 많은 중복성(redundancy)을 갖고 있다는 개념을 기초로 기존방법에서 요구되는 계산량을 감소시키기 위하여 시작되었고, 위의 문제점들을 해결하기 위하여 Kelly, Tanimoto와 Pavlidis는 피라미트구조를 이용하여 경계검출을 포함한 영상 처리 분야의 기초적인 기술들을 조사하였다.^(5, 6) 이후 피라미트구조를 이용하여 영상분할 및 처리를 시도하면서 기존방법의 문제점들을 해결하기 위한 연구가 Baugher 및 Rosenfeld⁽⁷⁾, Meer⁽⁸⁾, Triesman⁽⁹⁾을 포함한 많은 연구기들에 의해 활발히 진행되었다.

위의 방법들을 버툼-업 형식이라 하여 기저레벨에 있는 화소들을 제안된 방식을 이용하여 피라미트를 형성하고 피라미트의 고레벨에서 임계처리를 이용하여 축소된 물체를 추출하고 이를 피라미트 형성시 얻어진 결과에 따라 물체를 기저레벨에 투사하여 영상을 분할하였다. 그러나 임계처리의 문제점을 해결하기 위해 버툼-업 방법과는 역방식인 톱-다운 방법을 이용하여 추출된 물체를 다시 기저레벨을 향하여 레벨단위로 투사하고 투사된 물체를 조사하여 원영상내에 물체를 정확히 묘사하는 방법들을 연구하였다. 본 논문에서는 고레벨에서의 임계처리시 발생하는 문제를 통계적 방식에 의한 관심영역관측량(interesting region measurement)을 이용하여 해결하였고, 인간이 물체를 인식하는 방법과 같은 형식인 톱-다운 방식을 이용하여 원영상내에 물체를 추출할 수 있는 톱-다운 형식인 반복 알고리즘을 제안하였다.

II. 클러스터링을 위한 적합의 측정 및 초기화

계층적 영상구조인 피라미트내에 있는 화소를 클러스터링 하기 위해서는 영상영역이 적합되기를 원하는 평균 휘도값과 얼마 만큼 차이가 존재하는지를 알아보기 위한 적합의 측정이 필요하다. 이를 위해 식 (1)과 같은 통계적 방법을 이용한다.

$$\sigma_k^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (1)$$

식 (1)은 영상내에 주어진 영역에 대한 분산이다. 클러스터링을 위한 적합의 측정이 피라미트의 모든 화소에 대하여 요구되고, 식 (1)이 식 (2)와 같이 표현될 수 있으므로 각 화소에서 요구되는 값은 식 (2)에서와 같이 휘도값의 제곱의 평균 (\bar{x}^2) 및 평균의 제곱 $(\bar{x})^2$ 이다.

$$\begin{aligned} \sigma_k^2 &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \\ &= \bar{x}^2 - \bar{x}^2 \end{aligned} \quad (2)$$

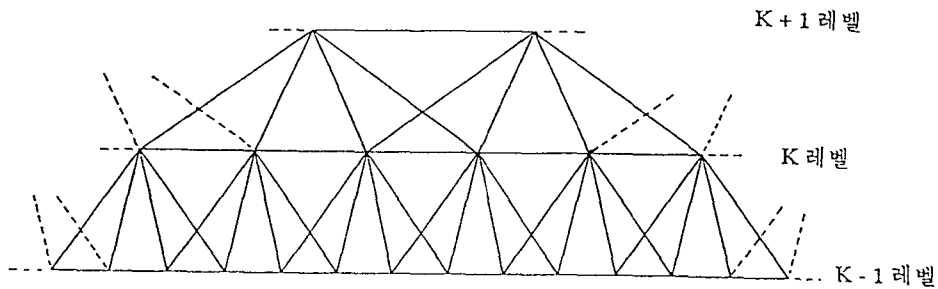


그림 1. 레벨간의 1차원적 관계
Fig. 1. dimensional relation between levels.

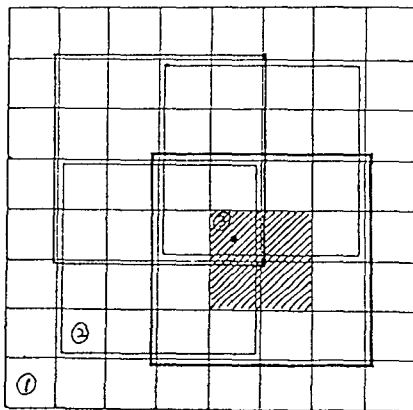


그림 2. 레벨간의 2차원적 표현
Fig. 2. dimensional representation between levels.

즉, 피라미트의 각 화소에 대하여 $(\bar{x})^2$ 및 $(\bar{y})^2$ 값을 구함으로써 분산은 쉽게 계산되어질 수 있다.

그림 1은 피라미트 레벨간의 1차원적 관계를 보여주는 것으로서 피라미트내의 모든 화소는 4개의 부화소와 16개의 자화소를 갖는다. 그림 2는 피라미트의 2차원적 표현으로서 16개의 자화소중에서 중앙 4개의 자화소가 부화소에 대한 중심화소가 된다. 즉, 그림 2에서 ①의 작은 사각형은 k레벨에 존재하는 화소들이고 ②와 같은 크기의 4개의 큰 사각형은 k+1레벨에 존재하는 부화소들이 지배하는 k레벨상의 자화소들을 보여준다. 빗금친 부분은 두꺼운 선으로 그려진 영역에 대한 k+1레벨상의 부화소가 지배하는 중심화소들이고, 특히 ③점의 화소는 이 부화소에 대한 중심화소이고 다른 3개의 ②와 같은 큰 사각형은 이 자화소에 대한 간접적인 부화소가 된다.

피라미트의 각 레벨은 국부적인 좌표시스템으로 이루어진다. 예를 들어 피라미트의 기저레벨이 256 X 256화소를 갖는다면, 피라미트 0레벨에서 x와 y좌표는 0-255 범위이고, 1레

벨에서는 0-127 범위이다. 그러므로 피라미트의 k레벨에서 국부좌표 (x, y) 에 있는 화소는 (x, y, k) 로 표현된다. 이것은 피라미트 내의 모든 화소를 확인할 수 있는 유일한 방법이다.

피라미트는 단지 중심화소들을 이용하여 초기화 되어지고, 피라미트를 초기화 하기 위해 각 화소에 대하여 다음 값들이 계산되고 저장된다.

1) 화소에 의해 표현되는 영상내의 영역의 평균휘도값을 식 (3)에 의해 계산한다.

$$G_k(x, y) = \frac{1}{4} \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 G_{k-1}(x+i, y+j) \quad (3)$$

여기서 $G_k(x, y)$ 는 k레벨에 있는 좌표 (x, y) 에서의 화소의 휘도값을 표시한다.

2) 식 (4)로부터 화소에 의해 표현되는 영상내의 영역의 분산을 계산한다. 여기서 분산을 계산하여 저장하는 대신에 식 (2)에서와 같이 각 화소에 대해 σ_k^2 를 계산하고 저장한다.

$$\sigma_k^2(x, y) = \frac{1}{4} \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 G_{k-1}^2(x+i, y+j) - G_k^2(x, y) \quad (4)$$

여기서 $\sigma_k^2(x, y)$ 는 k레벨에 있는 좌표 (x, y) 에서의 화소의 분산을 표시한다.

3) 식 (5)로부터 화소에 의해 표현되는 영상내의 영역의 면적을 계산한다.

$$S_k(x, y) = \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 S_{k-1}(x+i, y+j) \quad (5)$$

여기서 $S_k(x, y)$ 는 k레벨에 있는 좌표 (x, y) 에서의 화소가 나타내는 면적을 의미하며 기저레벨에서의 모든 화소의 면적은 1로 정한다.

식 (3)-(5)는 다음에 제시된 알고리즘 1에 의해 처리된다.

INITIALIZATION ALGORITHM

```

For each pixel (x,y,k) of the pyramid from the bottom up:
begin
  if(k=0)
  [1] then pixel(x,y,k).graylevel = inimage(x,y)
  [2] and pixel(x,y,k).average-sqr = (inimage(x,y))2
  [3] and pixel(x,y,k).area = 1
  if(k>0)
  [4] then pixel(x,y,k).graylevel = 0
  [5] and pixel(x,y,k).average-sqr = 0
  [6] and pixel(x,y,k).area = 0
  and for each central son(i,j) of pixel(x,y,k)
  begin
  [7] pixel(x,y,k).graylevel = pixel(x,y,k).graylevel + (son(i,j).graylevel)/4
  pixel(x,y,k).average-sqr = pixel(x,y,k).average-sqr + (son(i,j).average-sqr)/4
  pixel(x,y,k).area = pixel(x,y,k).area + (son(i,j).area)
  end
end
end

```

알고리즘 1. 피라미트의 초기화 방법

Algorithm 1. The initialization method of pyramid structure.

III. 관심 영역을 검출하기 위한 검출 기준

σ_i 및 σ_j 를 임의의 분포를 갖는 모집단으로부터 2개 표본의 분산이라 하자. 만약 표본들의 크기가 충분히 크다면 σ_i 과 σ_j 의 율은 1에 접근할 것이다.

거의 일정한 휘도값을 갖는 배경상에 거의 일정한 휘도값을 갖는 작은 물체를 고려해 보자. 이 물체에 완전히 내포된 영역에 존재하는 화소는 비교적 작은 분산을 가질 것이고, 만약 영역의 일부만이 물체 밖에 존재할 정도로 충분히 큰 영역상에 이 화소의 부화소가 존재한다면 부화소는 비교적 큰 분산을 가질 것이다.

1. FSVR(σ_i/σ_j)를 이용한 검출 기준

영상에서 관심영역을 검출할 때 수행되는 기술은 화소들이 표현하는 영역들이 영상에서 주어진 물체내에 계속적으로 완전히 포함되어 있음을 의미하는 순수화소(pure pixel)들을 찾는 것이다. 이 기술을 위한 좋은 검출통계는 σ_i/σ_j 이다. 일반적으로 화소와 그의 부화소들이 주어진 같은 물체내에 존재한다면 이 통계는 충분히 큰 영역들에 대하여 낮은 값 즉, 1에 가까운 값을 가질 것이다. 그러나 주어진 영역의 화소가

완전히 물체내에 포함되는 반면에 그의 부화소들이 물체영역과 배경영역의 일부에 존재하는 경우, 부화소의 분산은 자화소의 분산보다 실질적으로 더 클 것이다. 그러므로 σ_i/σ_j 율은 화소들에 대하여 최대치를 이룰 것이다. 피라미트의 레벨이 기저레벨보다 높은 레벨($k>0$)인 경우 각 화소에 대해 이 값을 계산하는 것이 비교적 좋은 검출측정 방법이 된다.

FSVR은 한 물체내에 존재하는 가장 완전한 블록영역(maximal block region)들을 찾는 데 특히 적합하다. 또한 이것은 피라미트내의 많은 화소들을 무시하도록 한다. 예를 들어 부화소와 그의 자화소들 중 한 화소가 같은 물체의 내부에 존재하는 영역상에 있다면 검출통계는 1에 접근될 것이고 자화소는 무시될 수 있다. 이러한 이유는 한 화소가 확장되어서 물체로 복귀된다면 부화소가 물체영역내에 계속적으로 완전히 포함되어 있고 자화소보다 물체영역의 더 큰 부분에 존재하기 때문에 부화소를 선택하는 것이 좋은 방식이 된다.

위에서 언급된 검출방법은 영상에서 물체의 가장 완전한 블록을 찾는다는 사실로 부터 문제를 발생시킨다. 즉, 주어진 물체에서 검출되는 가장 완전한 블록들의 수가 상당히 적은 경향이 있고, 또한 가장 완전한 블록화소들 중의 하나가 묘사되어질 때 이 화소들 중 많은 것이 피라미트의 저레벨에서 검출되기 때문에 물체의 일부분만이 회복되어질 것이다.

III-2. IFSVR(σ_s/σ_l)를 이용한 검출 기준

대안 방법은 그들 부화소와 비교할 때 매우 많이 잡음을 내포하는 화소 즉, 큰 분산을 갖는 화소들을 검출하는 것이다. 이 화소들의 대부분은 물체에 속하지만 약간의 배경에 존재하는 가장 작은 영역을 갖는 화소로 간주될 수 있다. 만약 III-1 방법이 가장 순수한 화소를 조사하는 것이라면, 이 방법은 가장 오염된 화소들을 조사하는 것으로 생각할 수 있다. 이 검출기준을 위해 IFSVR(σ_s/σ_l) 통계가 이용된다.

이 검출 기준의 사용 잇점은 물체화소들이 피라미트의 고레벨에서 검출된다는 것이다. 이 의미는 고려해야될 화소들의 수가 더욱 적다는 것이다. 또한 물체화소들이 고레벨에서 검출되기 때문에 이 화소들 중 하나를 확장할 때 완전한 물체 영역이 회복될 수 있다는 것이다. 고려되어질 검출된 물체화소들의 수는 주어진 이웃에 대해 가장 강력한 그런 화소를 찾으므로써 더욱 더 감소될 수 있다. 어떤 검출기준이 사용 되는 상관없이 통계 값은 모든 부화소들에서 수행되는 값을 최소로 한다. 검출 알고리즘은 다음에 주어지는 알고리즘 2

와 같다.

즉, 한 물체내에 존재하는 완전한 블록영역을 찾는 FSVR의 경우 완전한 블록들의 수가 적은 경향이 있어 물체를 묘사하는데 정확성이 감소하고, 가장 오염된 블록영역을 찾는 IFSVR의 경우 물체화소가 고레벨에서 검출될 수 있기 때문에 이 화소들 중 하나를 확장하여 완전한 물체영역을 원영상에 정확히 묘사할 수 있다. 따라서 σ_s/σ_l 는 물체를 추출하는데 필수적이 아닌 화소들을 피라미트에서 제거하는데 효율적임을 알 수 있다. 이 검출 측정은 확장하는데 필요한 화소의 수를 최소화하는데 도움을 준다. 또한 관련된 화소들의 평균 휘도값이 주어지면 피라미트에서 어떤 화소를 확장하여야 영상으로부터 바람직한 물체를 추출할 수 있는지를 결정하는데 도움을 준다.

IV. 톱-다운 방법에 의한 영상분할

피라미트구조가 경계 묘사를 위해 사용된다면 경계 묘사를 위해 관련된 계산상의 노력이 상당히 감소된다. 물체화소가

DETECTION ALGORITHM

```

for each pixel(x,y,k) of the pyramid from the bottom up:
[1] pixel(x,y,k).det-stat = maximum
begin
if(k>0)
begin
if(detection-method = 1)
begin
for(all fathers(i,j)of pixel(x,y,k))
if(pixel(x,y,k).det-stat > stat1 (pixel(x,y,k),father(i,j)))
pixel(x,y,k).det-stat = stat1 (pixel(x,y,k),father(i,j))
[2]
end
if(detection-method=2)
begin
for(all fathers(i,j) of pixel(x,y,k))
if(pixel(x,y,k).det-stat > stat2(pixel(x,y,k),father(i,j)))
pixel(x,y,k).det-stat = stat2(pixel(x,y,k),father(i,j))
end
end
end
end
    
```

알고리즘 2. 통계적 방법에 의한 물체 검출방법

Algorithm 2. Detection method of an object by the proposed statistical method.

ITERATIVE SEGMENTATION METHOD

- ```

[1] Set ITERATIONS = 1.
 iterate until convergence:
 begin
 If(ITERATIONS = 1)
[2] then initialize the pyramid by block averaging at every level.
[3] else reinitialize the pyramid by averaging only linked sons.
[4] Pick a pixel(z,p,q) to expand.
[5] Set BAKAREA = BAKVAL = 0.
 At every pixel(x,y,k) of the pyramid from the top level:
 begin
 If(pixel(x,y,k) = pixel(z,p,q))
[6] then label pixel(x,y,k) as an OBJECT pixel
[7] and set OBJVAL = graylevel(pixel(z,p,q)).
 If(pixel(x,y,k) = brother(pixel(z,p,q)))
[8] then label pixel(x,y,k) as a BACKGROUND pixel
[9] and set BAKVAL = ((BAKVAL * BAKAREA) +
 (area(pixel(x,y,k)) * graylevel(pixel(x,y,k))))/(BAKAREA + area(pixel(x,y,k)))
[10] and set BAKAREA = BAKAREA + area(pixel(x,y,k)).
 If(has—father(pixel(x,y,k),OBJECT) or has—father(pixel(x,y,k),BACKGROUND)
 then if(closest—father(pixel(x,y,k)) = OBJECT)
[11] then label pixel(x,y,k) as an OBJECT pixel.
[12] else label pixel(x,y,k) as a BACKGROUND pixel.
[13] and set(pixel(x,y,k).graylevel) = graylevel(closest—father(pixel(x,y,k))).
[14] and set(pixel(x,y,k).pointer) = closest—father(pixel(x,y,k)).
 end
 end
[15] Display the OBJECT pixels at the base of the pyramid.

```

## 알고리즘 3. 톱-다운에 의한 반복적 분할방법.

Algorithm 3. The iterative segmentation method by top-down.

k레벨에서 검출되었다면 k레벨상의 물체화소를 k-1레벨로 투사한다. k-1레벨에서 물체영역의 내부에 존재하는 화소들은 물체부분으로 레이블되고 그 레벨에서의 나머지 화소들은 배경부분으로 레이블된다. 그리고 물체영역에 대한 평균 휘도값은 피라미트의 초기화 과정에서 이미 계산되었으므로 여기서는 배경에 대한 평균 휘도값만 계산한다. 배경과 물체의 경계상에 있는 화소들은 물체 평균값이나 배경 평균값에 가장 가까운 영역에 속하는 것으로 재레이블하고 나서 물체영역과 배경영역에 대한 평균을 다시 계산한다. 알고리즘 3은 k레벨이 피라미트의 기저레벨에 도달할 때 까지 k-1레벨, k-2레벨, …, 에 대하여 반복한다.

이 방식의 효율성은 물체경계에 대한 최초의 평가가 매우 부정확하다는 사실에 기인한다. 이 경우에 최초의 평가에서 발생하는 많은 오차를 수정하기 위하여 연속적인 피라미트의 저레벨에서는 물체경계에 대한 평가와 실제적인 물체경계 사이의 차이가 감소되기 때문에 적은 처리단계가 요구된다.

## 1. 반복 알고리즘

본 방법은 피라미트를 통해 부화소에서 자화소로 휘도값이 전달된다. 즉, k레벨에서 물체화소를 선택하고 그의 초기화

된 휘도값을 물체 휘도값인 objectvalue에 지정함으로써 물체영역에 대한 평균 휘도값을 구한다. 배경 휘도값인 back-value는 같은 부화소를 갖는 물체화소의 형제들의 평균 휘도값이 된다. 정점에서는 물체화소의 부화소를 갖는 서브피라밋에 놓인 화소들만이 고려되어진다.

피라밋의 각 레벨에서 투사된 서브피라밋내에 놓인 모든 화소들이 조사되어지고 각 화소는 가장 가까운 평균 휘도값을 갖는 부화소와 링크되어진다, 모든 화소는 링크된 부화소의 레이블과 휘도값을 갖는다. 이 알고리즘은 입력된 원영상의 휘도값을 갖고 있는 피라밋의 기저레벨에 있는 화소들을 제외한 모든 서브피라밋내의 모든 화소들에서 동일하게 수행된다.

지금 초기화된 버튼-업 피라밋과 최적 부화소와 링크되는 톱-다운 피라밋이 발생되었고, 물체화소가 있는 k레벨의 밑레벨에 있는 모든 화소가 최적 부화소와 링크되어졌다. 다시 피라밋은 k레벨로 버튼-업 된다. 그러나 이번에는 자화소의 간단한 휘도값으로 계산된 화소의 휘도값 대신에 링크된 자화소의 평균 휘도값이 사용된다. 이것은 휘도값을 화소에 지정하는 더욱 지적인 방법으로서 자화소가 최적 부화소와 링크되는 톱-다운 과정이 이루어진 후 수행된다. 이와 같이 피라밋이 다시 초기화 되어지면, 피라밋을 통한 톱-다운 알고리즘이 반복된다. 피라밋을 통한 톱-다운 후에 이루어지는 이 버튼-업은 주어진 반복과정에서 어떤 화소도 다른 최적 부화소를 찾지 못하거나 휘도값이 변화하지 않을 때까지 반복된다. 본 논문에서 제시한 알고리즘은 급속히 수렴한다. 일반적으로 2번 정도의 반복 처리과정이 요구된다.

제안된 본 방법은 물체화소를 피라밋의 저레벨을 통해 전달되는 모델로서 간주될 수 있다. 또한 물체화소의 형제들은 피라밋을 통해 전달되는 배경영역의 모델로서 이용된다.

실질적으로, 물체 및 배경모델은 같은 영역에 존재하지 않는 화소들에 의해 종종 오염된다. 이것은 초기화 과정 동안은 어떠한 제거도 발생하지 않는 간단한 방식에 의해 초기화되었기 때문이다. 반복 처리과정은 물체 및 배경모델을 형성하기 위해 이러한 초기화된 값을 이용한다. 모델의 질은 부화소들이 그들 자신의 휘도값을 계산하기 위하여 그들과 링크된 자화소들을 평균하는 반복처리에 의해 개선되어질 수 있다. 본 방법은 다음에 제시된 알고리즘 3에 의해 수행된다.

V. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제안된 알고리즘들의 성능을 평가하기 위하여 256×256 크기의 그림 4(a)와 같은 2진 영상과 그림 5(a)와 같은 256개의 휘도값을 갖는 실영상을 대상으로 microsoft C version 6.0을 이용하여 그림 3의 전체 흐름도에

따라 시뮬레이션을 하였다.

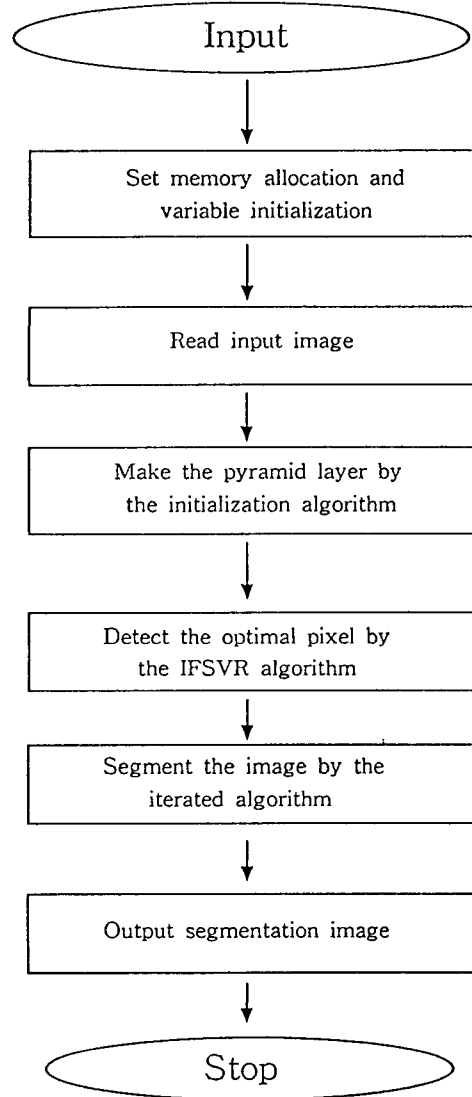


그림 3. 제안된 알고리즘의 흐름도.  
Fig. 3. Flowchart by the proposed algorithm.

그림 4는 알고리즘을 설명하기 위해 비교적 단순한 형태의 물체를 포함하는 2진 영상에 알고리즘을 적용하였을 때의 각 과정을 보인 것으로서, 그림 4(a)의 입력영상에 대해 그림 4(b)-4(h)는 알고리즘 1에 의해 형성된 피라밋의 각 레벨에 대한 결과 영상들이다. 이 때 블록의 크기는 4X4를 사용하였으며 각 블록들은 이웃 블록과 50%씩 서로 중첩되게 하였다. 그림 4(i)-4(o)는 알고리즘 2에 제시된 2가지 방식중 IFSVR에 의해 얻어진 각 레벨의 결과 영상으로서 물

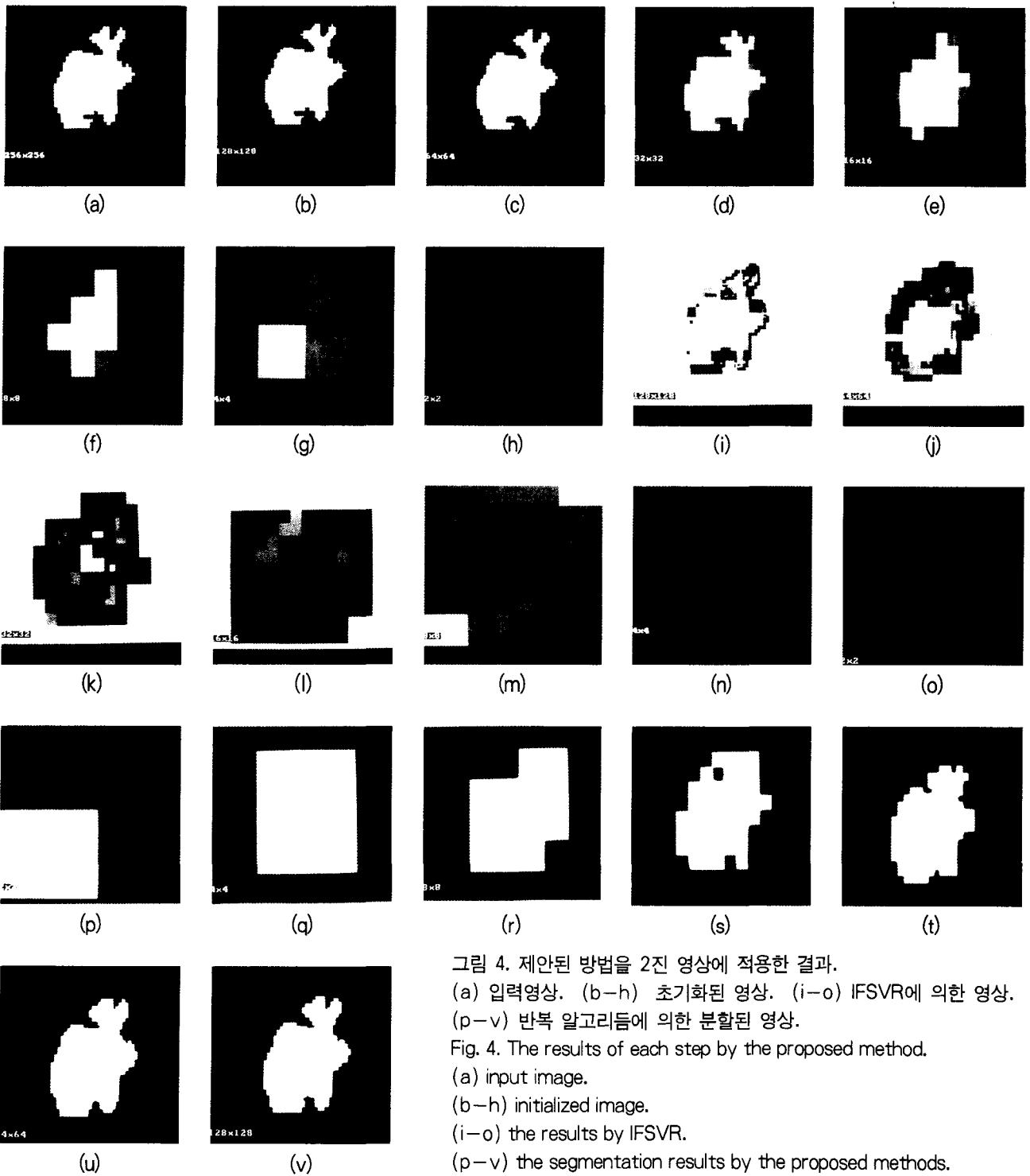


그림 4. 제안된 방법을 2진 영상에 적용한 결과.  
 (a) 입력영상. (b-h) 초기화된 영상. (i-o) IFSVR에 의한 영상.  
 (p-v) 반복 알고리즘에 의한 분할된 영상.  
 Fig. 4. The results of each step by the proposed method.  
 (a) input image.  
 (b-h) initialized image.  
 (i-o) the results by IFSVR.  
 (p-v) the segmentation results by the proposed methods.



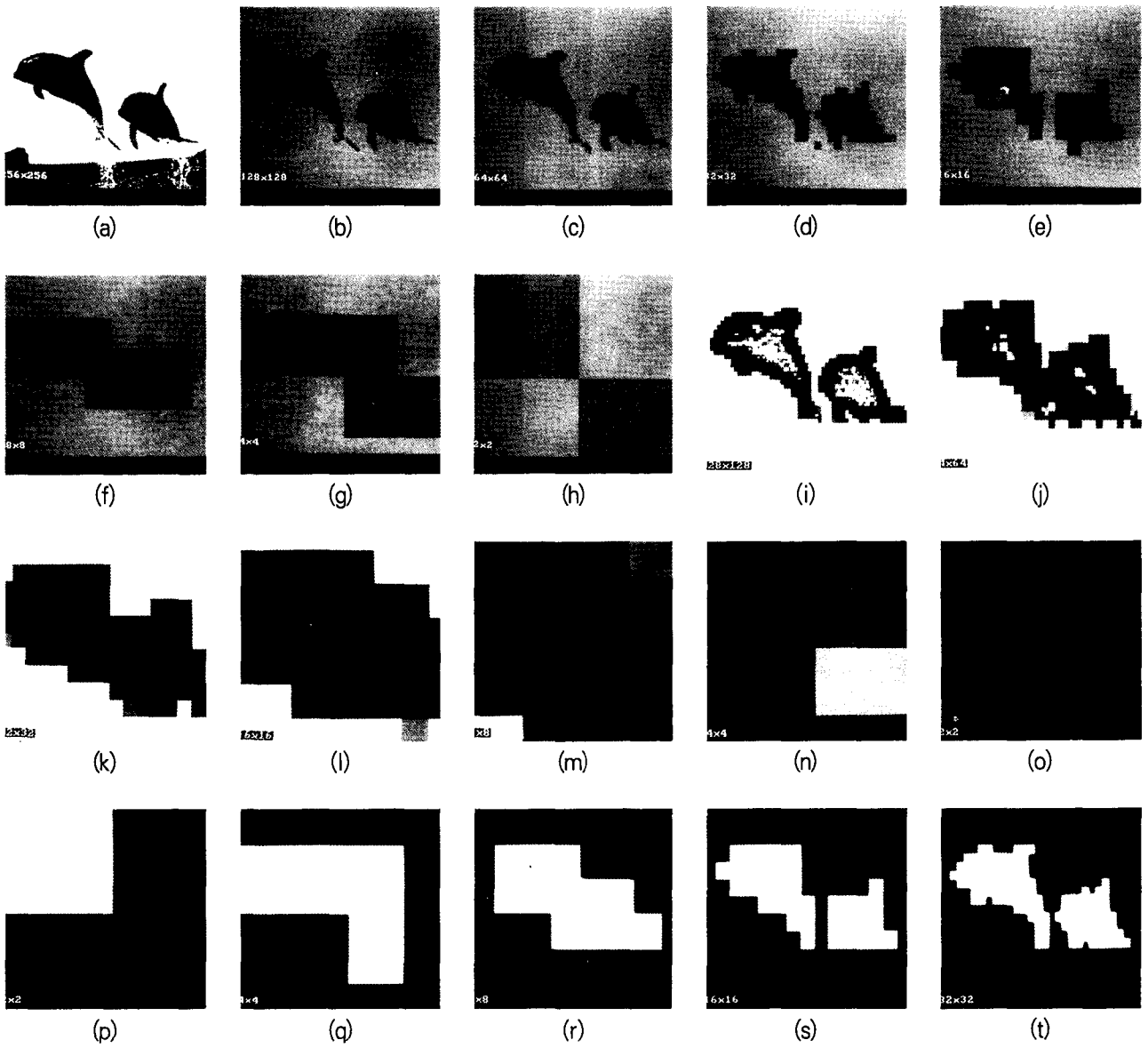


그림 5. 제안된 방법을 256 레벨의 실영상에 적용한 결과.

(a) 입력영상 (b-h) 초기화된 영상

(i-o) IFSVR에 의한 영상

(p-v) 반복 알고리즘에 의한 분할된 영상

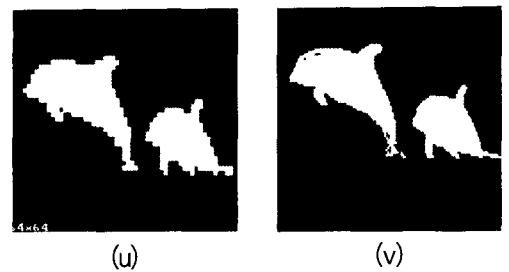
Fig. 5. The results of each step by the proposed method.

(a) input image.

(b-h) initialized image.

(i-o) the results by IFSVR.

(p-v) the segmentation results by the proposed methods.



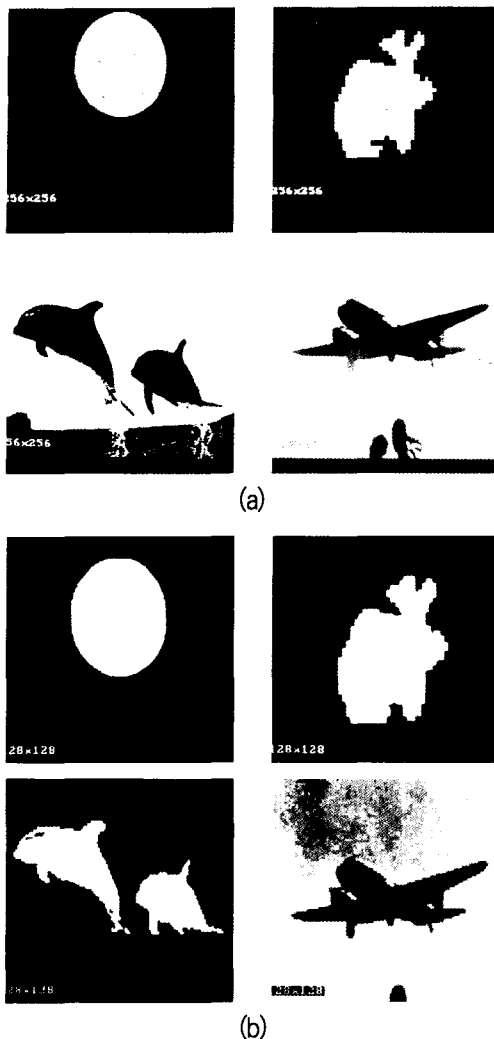


그림 6. 제안된 방법을 영상에 적용한 결과.  
 (a) 입력영상 (b) 분할된 영상  
 Fig. 6. The results by the proposed method.  
 (a) input image (b) the segmentation results

체화소들이 피라미트의 고레벨에서 검출되어짐을 보여주며, 그림 4(o)에는 최적 부화소가 결정되어짐을 알 수 있다. 그림 4(p)–4(v)는 알고리즘 2에 의해 2X2 영상에서 검출된 최적 부화소인 물체화소에 대하여 제시된 알고리즘 3을 적용하여 얻은 분할된 각 레벨의 영상들을 보여준다. 여기서 그림 4(v)는 그림 4(a)의 입력영상에 대해 알고리즘 1, 2, 3을 적용하여 얻은 분할된 최종 결과이다. 그림 5는 256 레벨의 실영상에 동일 알고리즘을 적용한 결과 영상으로서, 입력영상 그림 5(a)에 대하여 최종적으로 얻은 분할된 결과를 그림 5(v)에 보여준다. 종합적으로 그림 6(a)와 같은 4가지 영상에 대해 본 알고리즘을 이용하여 분할된 최종 결과 영상

을 그림 6(b)에 나타내었다.

주어진 한 화소(i,j,k)가 영상으로부터 물체 또는 관심대상 영역을 성공적으로 추출할 때를 보다 간단하게 결정해 본다. 거의 일정한 휘도값을 갖는 배경영역에 거의 일정한 휘도값을 갖는 하나의 물체영역이 둘러싸여 있는 영상이 있다고 가정하고, 이 때 물체영역의 평균 휘도값은  $u_0$ , 배경영역의 평균 휘도값은  $u_b$ 라 하자. 지금  $\sigma_0^2/\sigma_b^2$  검출측정은 묘사과정을 수행하기 위해 가장 오염된 화소를 선택한다. 확장되어질 화소(i,j,k)의 평균 휘도값을  $u_{i,j,k}$ 라 하고, 이  $u_{i,j,k}$ 는 잡음이 평균에 의해 몽롱화될 수 있도록 충분히 큰 영역을 표현하기 위해 피라미트에서 충분히 높은 레벨상에 존재한다고 하자. 그리고 묘사되어질 화소의 평균값  $u_{i,j,k}$ 는 휘도값  $u_0$ 와  $u_b$  사이에 존재한다. 본 논문에서 제시된 묘사 알고리즘에서 배경은 같은 직접적인 부화소를 갖는 화소(i,j,k)의 형제화소들의 평균 휘도값을 갖는다. 형제화소들을  $b_1, b_2, b_3$ 라 하고 이 때 평균 휘도값을  $u_1, u_2, u_3$ 라 한다. 확장되어질 화소가 존재하는 레벨보다 낮은 레벨에 있는 화소의 평균 휘도값은 피라미트의 고레벨상의 화소보다 일반적으로 적게 오염되어진다.  $u_0 > u_b$ 라 가정하자. 만약  $u_{i,j,k} > (u_1 + u_2 + u_3)/3$ 라면 물체영역은 화소(i,j,k)를 확장함으로써 영상으로부터 성공적으로 추출될 수 있다. 실제적으로  $u_{i,j,k}$ 와  $(u_1 + u_2 + u_3)/3$ 값이 얼마나 근접되어 있는지는 별 문제가 되지 않는다. 즉,  $u_{i,j,k}$ 가  $(u_1 + u_2 + u_3)/3$ 보다  $u_0$ 에 근접하기만 하면 물체는 거의 성공적으로 추출되어진다.

요약하면, 물체영역은 피라미트내에 존재하는 여러화소들 중 임의 한 화소를 확장함으로써 영상내에 성공적으로 추출될 수 있다. 검출측정  $\sigma_0^2/\sigma_b^2$ 는 물체를 추출하는데 필수적이 아닌 화소들은 피라미트에서 제거하는데 효율적임을 알 수 있다. 이 검출 측정은 확장하는데 필요한 화소의 수를 최소화하는데 도움을 준다. 또한 관련된 화소들의 평균 휘도값이 주어지면 피라미트에서 어떤 화소를 확장하여야 영상으로부터 바람직한 물체를 추출할 수 있는지를 결정하는데 도움을 준다.

본 논문에서 제안된 알고리즘이 병렬처리 컴퓨터에서 사용되어지면 각 알고리즘들이 요구하는 계산량은 256x256 영상에 대하여  $O(\log 256)$ 의 절차가 요구된다.

## VI. 결 론

본 논문에서 제시된 알고리즘은 주어진 영상에 관한 정보가 제공되어 있지 않는 영상을 인식할 수 있으며, 인간의 시각시스템이 영상을 인식하는 방법과 유사한 방식으로 영상을 분할할 수 있는 통계적 방식에 의한 물체검출 및 묘사에 관한 방법을 제안했다.

물체검출 알고리즘은 임의 화소가 영상내의 물체에 존재할 수 있는 확률에 대응하는 관심관측량을 피라미트내에 있는 모

든 화소에서 계산한다. 이를 위해 IFSVR( $\sigma_i/\sigma_s$ ) 검출 기준과 FSVR( $\sigma_i/\sigma_s$ ) 검출기준을 제안하였다. 또한 IFSVR 검출기준이 물체화소를 검출하는데 FSVR 검출기준의 경우보다 우수함을 알 수 있었다. 제시된 방법을 이용하여 입력된 초기 영상에 대한 낮은 해상도 영상에서 물체화소가 검출되어 지지만 이 물체화소는 단지 일부적인 형태와 위치에 관한 정보만을 가지게 된다. 그러므로 검출된 이 물체의 경계와 위치를 더욱 더 정확히 표현하기 위하여 물체에 관한 정보가 저해상도의 영상에서 고해상도 영상으로 전달되게 하는 톱-다운 피라미트 추적 알고리즘이 요구되고, 이를 위해 피라미트 구조의 고해상도에서 물체를 묘사하기 위한 반복 알고리즘을 제안하였다. 컴퓨터 시뮬레이션 결과, 제안된 영상분할 방법이 2진 영상 뿐만 아니라 실영상에서도 좋은 결과를 얻어냈다.

결국 본 논문에서 제안된 계층구조적 영상인 피라미트에 기초를 둔 영상분할 접근방법이 영상의 분할에 대한 유용한 특성을 가지고 있음을 알 수 있었고, 제안된 알고리즘이 영상 분할에 효율적인 방법임을 입증하였다.

참 고 문 헌

[1] D.H. Ballard and C.M. Brown, *Computer Vision*, Prentice-Hall, New Jersey, 1982.

[2] A. Rosenfeld and A.C. Kak, *Digital Picture Processing*, vol. 2, Academic Press, 1982.  
 [3] A. Rosenfeld (Ed.), *Multiresolution Image Processing and Analysis*, Springer, Berlin, 1984.  
 [4] O.Monga, "An optimal region growing algorithm for image segmentation, *International Journal of Patt., Recon. Artif. Intell.* vol. IJPRAI, pp. 351-375, 1987.  
 [5] M.D. Kelly, "Edge detection in pictures by computer using planning", in *Machine Intelligence*, vol. 6, Edinburgh Univ. Press, pp. 379-409, 1971.  
 [6] S.L. Tanimoto and T. Pavlidis, "A hierarchical data structure for picture processing", *Graphics Image Process.*, vol. CGIP-4, pp. 104-119, 1975.  
 [7] S. Baugher and A. Rosenfeld, "Boundary localization in an image pyramid", *Pattern Recognition*, vol. Pr-19, pp. 373-395, 1986.  
 [8] P. Meer, S. Baugher, and A. Rosenfeld, "Hierarchical processing of multiscale planar curves", *Computer Science TR-1748*, Univ. Maryland, 1986.  
 [9] A. Triesman, "Features and objects in visual processing", *Scientific American*, vol. 255, pp. 114-125, 1986.

저 자 소 개



崔 聖 鎭

1982년 광운대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
 1984년 광운대학원 전자공학과 졸업(공학석사)  
 1991년 광운대학원 전자공학과 졸업(공학박사)  
 1987년 ~ 1992년 인덕전문대학 전자과 조교수  
 1992년 현재 서울산업대학교 매체공학과 조교수  
 주관심분야 : 영상통신, 디지털 TV방송