

불균등 조명환경의 명암도 영상에서 효율적인 영상분리 알고리즘

正會員 심 영 석*, 박 성 한*

An Effective Image-Segmentation Algorithm for Badly Illuminated Gray Level Images

Young-Seok Sim*, Sung-Han Park* *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 불균등 조명환경에서 새로운 문턱치 방법을 이용한 영상분리 알고리즘을 제안한다. 일반적으로 불균등 조명환경의 영상에서는 하나의 최적 문턱치값이 존재하지 않는다. 이와 같은 영상에서는 영상을 분할하여 다수의 문턱치를 결정하는 것이 바람직하다. 그러나 물체 또는 배경의 내부에 속하는 국부영역에서는 문턱치를 결정하기 위한 정보가 부족하기 때문에 직접 문턱치들을 구할 수 없다. 제안된 알고리즘에서는 에지정보를 가지고 있는 국부영역들의 문턱치값을 먼저 구한다. 다음 반복과정을 통하여 에지정보가 없는 국부영역에서의 문턱치값을 구한다. 원 영상에 대한 각 국부영역의 문턱치값을 가지고 있는 문턱치 지도를 구한다. 제안된 반복과정에서는 국부영역의 명암도 값에 대한 평균과 표준편차와 같은 통계적 정보들이 사용된다. 이 문턱치 지도를 이용하여 최종적으로 원 영상에서 물체를 분리한다. 실험을 통하여 제안된 방법이 효과적임을 나타내고 있다.

ABSTRACT

In this paper, an image-segmentation algorithm using a new gray level thresholding method is proposed in badly illuminated images. Badly illuminated images in general do not have an optimal unique thresholding value. For these images, it is desirable to determine multiple-thresholding values in segmented sub-regions. However, in sub-regions which are included inside objects or background, thresholding values can not be directly determined because of an absence of thresholding information. The proposed algorithm first obtains thresholding values in sub-regions where edge information can be provided. Then thresholding values in sub-regions where edge information is absent are determined by using an iterative processing. In this way, a thresholding map, which has information

* 한양대학교 전자계산학과
論文番號: 97328-0912
接受日字: 1997年 9月 12日

of thresholding values in each sub-region for an original image, is obtained. In the proposed iterative process, statistical information such as the mean and standard deviation of gray level in sub-regions are used. Finally the segmented objects are obtained from an original image using the thresholding map. Experimental results indicate the effectiveness of the proposed algorithm.

I. 서 론

입력된 영상을 해석하는데 있어서 입력영상이 어떤 특성을 가지는가에 따라 그것을 해석하는 방법이 다르게 된다. 특히 입력 영상이 텍스트 데이터나 이진 정보 특성을 가질 때는 초기 영상처리로서 배경과 물체를 구분하는 영상분리처리 과정을 거치게 된다. 분리된 영상에서 물체의 영역을 기반으로 하는 특징들과 물체의 윤곽선을 기반으로 하는 특징들을 얻을 수 있다. 이렇게 명암도를 가지는 입력영상에서 의미 있는 물체를 분리함으로써 이후의 영상처리 및 해석이 특징을 기반으로 수행되어질 수 있게 해 준다. 그러나 이런 특징들을 정확히 얻기 위해서는 초기에 입력된 영상에서 물체와 배경을 명확하게 분리해 낼 수 있는 명암도 문턱치결정 과정이 정확하게 선행되어야 한다. 따라서 영상의 이진화를 기반으로 영상처리와 영상해석을 수행하는 분야에서는 영상분리 과정의 정확도가 영상처리 전 과정의 성능을 크게 좌우하는 요소가 된다.

명암도 영상에서 영상분리를 위한 문턱치 결정에 대한 연구는 오래 전부터 여러 각도로 수행되어 왔으며, 그 중 몇 가지 방법은 그 효율성이 인정되어 현재 널리 이용되고 있다. 배경으로부터 물체를 분리하는 영상분리 과정은 대부분 문턱치결정 방법을 이용하여 수행되어 왔다. 문턱치결정 방법은 전역 문턱치(global thresholding) 결정 방법과 국부적 문턱치(local thresholding) 결정 방법으로 나눌 수 있다. 전역 문턱치는 전체영상에 대하여 단 하나만의 최적의 문턱치를 갖는다[1]-[5]. 현재 보편적으로 이용되고 있는 문턱치결정 방법은 전체 영상에 대하여 최적의 전역 문턱치를 획득하는 방법이다. 이런 전역 문턱치결정 방법으로는 p-tile 문턱치결정 방법[5], 모드 방법(mode method) [5], 통계적 분포를 이용한 최적 문턱치(optimal thresholding) 결정 방법[2],[3],[7]과 엔트로피 기반 문턱치(entropy-based thresholding) 결정 방법[6] 등이 알려

져 있다. 그러나 이런 기존의 방법은 이진 특성을 가지는 모든 경우에 항상 효과적이지 못하다. 최적의 문턱치를 얻기 위해서는 물체가 점유하고 있는 비율에 대한 사전정보, 영상 히스토그램의 정규분포 특성 및 히스토그램 구조 등 각각이 어떤 일정한 제약조건을 만족해야 한다. 각 알고리즘에 해당하는 제약조건을 만족하면 효과적인 문턱치를 얻을 수 있지만, 그렇지 않을 경우에는 좋지 않은 결과를 얻게 된다. 특히 조명환경이 불균등한 경우에 이 방법들은 영상 이진화를 이용하여 영상을 분리하는 방법으로 부적합하다. 반면 국부적 문턱치를 이용한 영상 이진화 방법은 전체 영상을 다수의 국부적인 영역으로 나누어 그 국부영역에서 최적의 문턱치를 얻도록 하는 방법이다[1],[7]. 이 방법은 일정한 국부적인 영역에서 명암도의 분포에 대한 통계적 특성 등을 이용해 각 영역에 대한 효과적인 문턱치를 결정한다. 따라서 합리적으로 입력영상을 국부적인 영역으로 나눌 수 있는 방법이 존재한다면, 그 각각의 국부적 영역에서 최적의 문턱치를 결정하는 것이 가장 바람직하다. 그러나 어떤 사전 정보 없이 입력영상을 국부영역으로 나눌 수 있는 방법을 찾기가 매우 어렵다. 만약 획일적으로 입력영상을 다수의 국부영역으로 분리하여 그 영역에서 최적의 문턱치를 결정한다면, 각각의 국부적 영역에서 최적의 문턱치를 얻을 수는 있지만 이웃하는 국부영역의 경계에서 불연속적인 결과를 얻게 된다. 특히 이 방법의 가장 큰 문제는 각 국부영역의 문턱치가 그 영역의 화소 정보만으로는 구해될 수 없다는 것이다. 왜냐하면 전체영상의 이진화 정보로부터 해당하는 국부영역이 배경부분인지 물체부분인지를 결정할 수 있어야 하기 때문이다.

이와 같이 기존의 알고리즘들은 문턱치를 자동적으로 구할 수 있다는 장점을 가지면서도, 배경과 물체의 점유율에 대한 사전 정보를 알아야 한다든지, 히스토그램이 일정한 형태의 조건을 만족해야 한다든지, 배경과 물체의 명암도 분포가 특정한 분포조건

을 만족해야 하면서 균등한 조명환경을 가져야만 알고리즘을 적용할 수 있다는 단점이 있다. 따라서 이런 제약조건에 관계없이 불균등한 조명환경에서 효과적인 영상분리를 위해서는 새로운 방법이 요구된다. 본 논문에서는 불균등한 조명환경에서 입력된 영상에서 배경으로부터 물체를 분리하는 새로운 방법을 제안한다. 제안된 알고리즘은 에지정보와 반복적인 방법을 이용함으로써 기존의 방법에서 요구되는 영상에 대한 사전정보 및 히스토그램의 분포에 관계없이 효과적으로 적용할 수 있다. 제안된 알고리즘과 기존의 알고리즘에 대한 실험결과를 비교 및 분석함으로써 제안된 알고리즘이 효과적임을 보인다.

II. 에지정보가 존재하는 영역의 문턱치 결정 알고리즘

입력 영상의 명암도 변화에서 배경과 물체를 가장 정확히 구분하는 화소의 위치는 명암도 변화의 기울기가 양에서 음으로 또는 음에서 양으로 변하는 변곡점이다. 따라서 이 변곡점 위치의 명암도 값을 배경과 물체의 경계를 구분하기 위한 문턱치로 결정하는 것이 가장 합리적인 방법이 된다. 이 변곡점들은 입력영상의 에지 부분에 포함되어 있는 경계점 화소들이 된다. 이 변곡점의 화소는 2차원 입력영상 $G(x, y)$ 에 대하여 아래의 2차 미분식인 식 (1)에서 얻어진 결과에서 0이 되는 값을 찾음으로써 구해질 수 있다.

$$\nabla^2 G(x, y) = \frac{\partial^2 G(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 G(x, y)}{\partial y^2} \quad (1)$$

즉, 입력 영상을 2차 미분 처리하여 zero-crossing 화소를 찾든지 또는 1차 미분 처리된 영상에서 그 능선을 찾음으로써 변곡점을 얻을 수 있다. 전체 영상을 작은 국부영역으로 나눈다면, 각 국부영역에서 이 변곡점 화소들의 명암도 값들이 그 국부영역에서 배경과 물체를 분리할 수 있는 최적의 문턱치가 될 수 있다. 그러나 조명이 불균등한 영상에서는 국부영역들에서 배경과 물체의 분리를 위한 문턱치로 결정될 수 있는 명암도 값은 하나가 아닌 다수로 나타날 수 있다. 또 국부영역에서 배경과 물체를 최적으로 분리할 수 있는 문턱치는 변곡점의 화소에서 가장 많이 나타나는 명암도 값이 될 수 있다. 조명이 불균등한

영상을 분할하면 일반적으로 분할된 영역 내에 에지 정보가 존재하는 경우와 에지 정보가 존재하지 않는 경우가 있을 수 있다. 먼저 전자의 경우 본 논문에서 제시하는 국부영역에서 최적의 영상 분리를 위한 문턱치 결정 알고리즘은 그림 1과 같다.

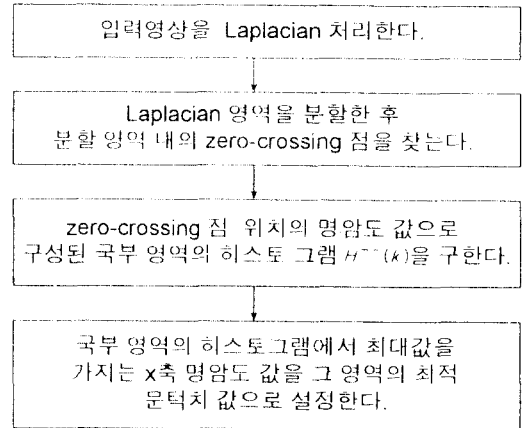


그림 1. 국부영역의 최적 문턱치 결정과정.

Fig. 1 A process to determine optimal thresholding values in local image areas

먼저 전체 영상을 $M \times N$ 개의 국부영역으로 분할한다.

$$M = \lfloor \frac{X}{P} \rfloor, \quad N = \lfloor \frac{Y}{Q} \rfloor \quad (2)$$

여기서 X, Y 는 2차원 입력 영상의 x, y 축 크기이며 P, Q 는 분할된 영역의 x, y 축 크기이다.

다음으로 $m, n(0 \leq m \leq M, 0 \leq n \leq N)$ 번째 국부영역에서 Laplacian 처리 후 zero-crossing 점을 찾아 그 화소 위치의 명암도 값으로 구성된 새로운 $K^m(x, y)$ 영상평면을 구한다. 이 영상 평면은 국부영역에서 에지 경계점의 명암도 값을 가지며 그 외의 화소는 0의 값을 갖는다. 식 (3)은 $K^m(x, y)$ 영상 평면을 얻는 과정을 보인다.

$$K^m(x, y) = \begin{cases} G^m(x, y) & \text{if } \nabla^2 G^m(x, y) = 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

임의의 (m, n) 번째 국부영역에서 에지 경계점의 명암도로 구성된 $K^{m,n}(x, y)$ 영상 평면의 히스토그램 $H^{m,n}(k)$ 를 구한다. $H^{m,n}(k)$ 가 구해지면 이 히스토그램의 분포로부터 그 국부영역에서 배경과 물체를 분리할 수 있는 최적의 문턱치를 구할 수 있다. $H^{m,n}(k)$ 의 분포에서 최빈값은 그 영역에서 가장 많이 나타나는 에지 경계점의 대표값이 되기 때문에 식(4)와 같이 이 최빈값이 그 영역의 문턱치가 된다.

$$T(m, n) = \text{Max}\{H^{m,n}(i)\} \quad (0 \leq i \leq 255) \quad (4)$$

여기서 $T(m, n)$ 값은 에지가 포함된 (m, n) 국부영역에서 일차적으로 얻어진 문턱치가 된다.

III. 에지정보가 존재하지 않는 영역의 문턱치 결정 알고리즘

분할된 국부영역이 배경 또는 물체 부분에 완전히 포함된 경우 그 국부영역이 물체와 배경의 경계 영역을 포함하고 있지 않기 때문에 이 국부영역에서는 $T(m, n)$ 값이 구해지지 않는다. 따라서 모든 영상에 대한 영상분리를 위해서는 배경과 물체의 경계 영역에 포함되는 국부영역들의 $T(m, n)$ 값들을 초기 값으로 하여 나머지 국부영역에서의 문턱치를 반복적으로 확장해 가면서 구해야 한다. 즉, 에지 성분이 없어 문턱치를 결정하지 못한 국부영역에 대해서는 그 영역의 명암도 분포와 그 국부영역을 중심으로 이웃 8 방향 영역의 결정된 문턱치를 참조하여 반복적인 방법을 적용함으로써 최적의 국부영역 문턱치를 적용적으로 확장해 나가면서 결정한다. 이때 국부영역의 명암도 분포특성을 이용할 수 있다. 이웃 8 방향의 국부영역으로 둘러싸인 중심 영역은 에지 성분이 없기 때문에 상대적으로 균일한 명암 분포를 갖는다. 따라서 그 국부영역에서 명암도 값의 평균을 중심으로 비슷한 명암도 분포를 가지기 때문에 그 영역의 명암도 값들은 근사적으로 정규 분포를 따른다고 가정할 수 있다. 이런 이유에서 배경 보다 물체가 더 밝은 명암도를 갖는 영상인 경우 이 중심 국부영역의 평균 명암도 값이 이웃 8 방향 국부영역 중 이미 문턱치가 결정된 영역 중에서 그 문턱치들의 평균 보다 크면 물체 영역인 것이 분명하다. 여기서 정규분포가 표준편차

의 3배 이내에 99.7%를 포함한다는 통계적 특성을 이용하여, 중심 영역의 평균 명암도 값이 이미 문턱치가 결정된 영역의 문턱치의 평균값 보다 크면, 중심 국부영역 평균 명암도에 표준편차의 3배를 그 국부영역의 평균 명암도 값에 더한다. 이 값을 그 중심 국부영역에서 배경과 물체로 분리할 수 있는 안전한 문턱치로 가정한다. 반대로 만약 중심 국부영역의 평균 명암도 값이 이미 문턱치가 결정된 영역의 문턱치의 평균값 보다 작으면, 그 중심 국부영역 평균 명암도에 표준편차의 3배를 빼 값을 안전한 문턱치로 가정한다. 이런 과정을 전체 영상에 대하여 국부적으로 한번에 한 영역씩 확장한다. 모든 방향에서 공평하게 확장해 나갈 수 있도록 좌측, 우측, 상측, 하측 방향으로 번갈아 가며 모든 국부영역의 문턱치가 결정될 때까지 반복한다. 이런 반복적인 문턱치 확장 과정의 단계적 알고리즘은 다음과 같다.

1 단계: 입력 영상과 에지 영상을 x축, y축으로 M, N 개 만큼의 국부적 영역으로 나눈다. 이때 분할된 각 국부영역의 크기는 $P \times Q$ 가 된다.

2 단계: $M \times N$ 개로 분할된 모든 국부영역의 문턱치들을 초기화한다.

$$T(m, n) = 0 \quad (0 \leq m \leq M, 0 \leq n \leq N)$$

3 단계: $M \times N$ 개의 국부영역 중에서 에지 성분이 있는 국부영역에 대하여 식(2)-(4)를 이용하여 초기적인 국부영역의 문턱치 $T(m, n)$ 을 얻는다.

4 단계: 문턱치가 결정 안된 나머지 국부영역에 대하여 다음과 같이 각 영역에서의 명암도 평균 $M(m, n)$ 과 표준편차 $D(m, n)$ 을 구한다.

$$M(m, n) = \frac{\sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q G(p, q)}{P \times Q} \quad (5)$$

$$D(m, n) = \sqrt{\frac{\sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q G(p, q)}{P \times Q}} \quad (5)$$

여기서, P 와 Q 는 (m, n) 국부영역의 2차원 화소의 크기이며 p 와 q 는 그 영역에서의 상대적 좌표값이다.

5 단계: 일반적으로 $T(m, n)=0$ 은 (m, n) 번째 국부영역에서 명암도 문턱치가 존재하지 않음을 의미하고, $T(m, n)>0$ 은 (m, n) 번째 국부영역에서 명암도 문턱치가 존재함을 의미한다. (m, n) 을 중심으로 이웃 8 방향 국부영역 중 문턱치가 존재하는 영역만으로 구해진 8방향 명암도 문턱치들의 평균을 $M_T(m, n)$ 으로 나타내면 다음과 같이 구해진다.

$$M_T(m, n) = \frac{\sum_{i=m-1}^{m+1} \sum_{j=n-1}^{n+1} T(i, j)}{\sum_{i=m-1}^{m+1} \sum_{j=n-1}^{n+1} C(i, j)} \quad (7)$$

$$C(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } T(m, n) > 0 \\ 0 & \text{if } T(m, n) = 0 \end{cases}$$

이것을 이용하여 예지가 존재하지 않는 영역에서의 국부영역 문턱치 확산과정은 다음과 같이 4 방향 문턱치 확산과정으로 수행된다.

① 모든 국부영역들($0 \leq m \leq M, 0 \leq n \leq N$)에 대하여 $T(m, n)=0$ 이고 $T(m-1, n)>0$ 인 조건을 만족하면 식 (8)과 같이 좌방향 문턱치 확산과정을 수행한다.

$$C(i, j) = \begin{cases} M(m, n) + 3 \times D(m, n) & \text{if } M_{T(m, n)} > M(m, n) \\ M(m, n) - 3 \times D(m, n) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

② 모든 국부영역들에 대하여 $T(m, n)=0$ 이고 $T(m+1, n)>0$ 인 조건을 만족하면 식 (8)에 따라 우방향 문턱치 확산과정을 수행한다.

③ 모든 국부영역들에 대하여 $T(m, n)=0$ 이고 $T(m, n+1)>0$ 인 조건을 만족하면 식 (8)에 따라 상방향 문턱치 확산과정을 수행한다.

④ 모든 국부영역들에 대하여 $T(m, n)=0$ 이

고 $T(m, n-1)>0$ 인 조건을 만족하면 식 (8)에 따라 하방향 문턱치 확산과정을 수행한다.

6 단계: 모든 국부영역의 문턱치가 결정될 때까지 단계 (5)를 반복한다. 모든 국부영역의 문턱치가 결정되면 $M \times N$ 개 국부영역의 문턱치를 나타내는 문턱치 지도 함수(thresholding map function)가 만들어 진다.

7 단계: 모든 국부영역의 문턱치를 가지고 있는 문턱치 지도 함수로부터 최종적으로 입력영상에서 배경과 물체를 분리한다. 즉, 입력영상 $G(x, y)$ 에서 물체를 분리하기 위한 이진화 영상 $B(x, y)$ 는 식 (9)에 의해 얻어진다.

$$B(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } G(x, y) \geq T(\lfloor \frac{x}{P} \rfloor, \lfloor \frac{y}{Q} \rfloor) \\ 0 & \text{if } G(x, y) < T(\lfloor \frac{x}{P} \rfloor, \lfloor \frac{y}{Q} \rfloor) \end{cases} \quad (9)$$

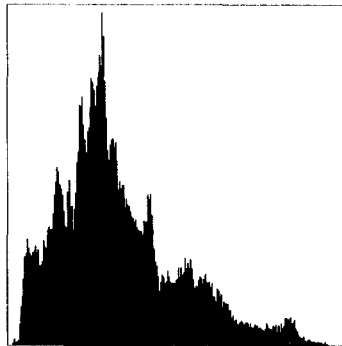
$(0 \leq x \leq X, 0 \leq y \leq Y)$

IV. 실험 및 고찰

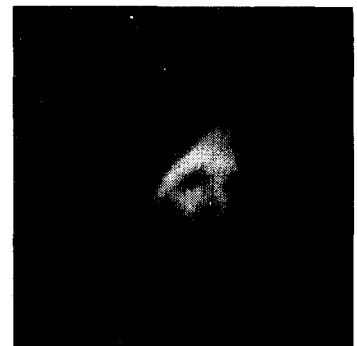
제안된 방법의 성능 비교를 위해 기존의 대표적인 방법들과 제안한 방법을 SUN 위크스테이션 상에서 구현하여 다양한 조명 특성을 인공적으로 입력 영상에 부가하여 실험한다. 실험에 사용된 영상은 lenna 영상, 이진 특성을 가지는 패턴 영상 및 문서 영상에 대하여 인공적으로 불균등 조명 잡음을 부가하여 실험한다. 실험에 사용된 불균등 조명 잡음은 Gaussian 분포 조명 특성과 우측 강조 조명 특성을 이용한다. 일반 영상뿐만 아니라 이진 특성의 영상도 불균등한 조도 환경으로 인하여 히스토그램 분포가 이진화하기 적합한 bimodal이 아닌 복잡한 형태로 나타나고 있다. 대부분의 기존의 문턱치결정에 의한 방법들은 히스토그램을 기반으로 수행하기 때문에 이런 불균등 조명 환경에서는 배경으로부터 물체를 정확하게 분리할 수 없다. 그림 2부터 4까지에서 (a)는 불균등 조명 잡음이 첨가된 원영상이다. (b)는 그 히스토그램이며, (c)는 제안된 방법으로 얻어진 입력영상에서 배



(a) Gaussian 조명잡음이
부가된 Lenna 영상
(a) Lenna Image
With Gaussian Illumination



(b) 영상 (a)의 명암도 히스토그램
(b) The Gray-level Histogram Of (a)



(c) 제안된 방법의 문턱치 맵
(c) A Threshold Map
Of The Proposed Algorithm



(d) 최적문턱치 결정 방법을
이용한 결과 영상
(d) Result Using Optimal Tresholding



(e) Pun의 엔트로피 방법을
이용한 결과 영상
(e) Result For Pun's Entropic Method

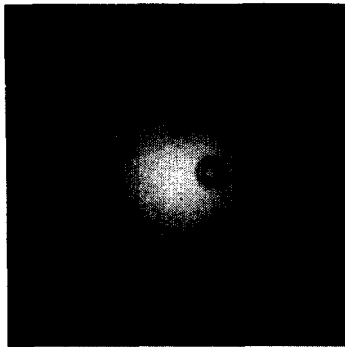


(f) Parker의 방법의 결과 영상
(f) Result Of The Parker's Algorithm

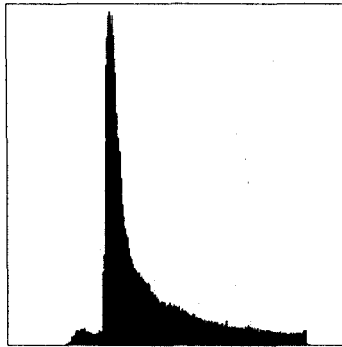


(g) 제안된 방법의 결과 영상
(g) Result Of The Proposed Algorithm

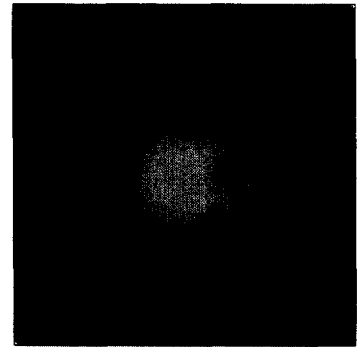
그림 2. Gaussian 조명이 부가된 Lenna 영상의 실험결과
Fig. 2 Experimental Results of Lenna Image with Gaussian Illumination



(a) Gaussian 조명잡음이 추가된 물체 영상
(a) Objects Image With Gaussian Illumination



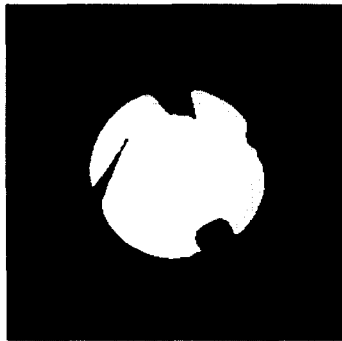
(b) 영상 (a)의 명암도 히스토그램
(b) The Gray-level Histogram Of (a)



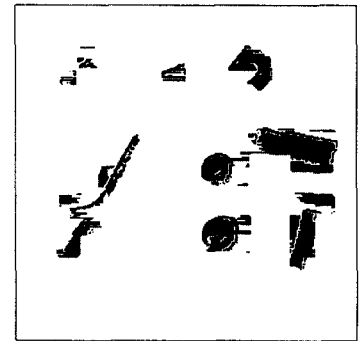
(c) 제안된 방법의 문턱치 맵
(c) A Threshold Map Of The Proposed Algorithm



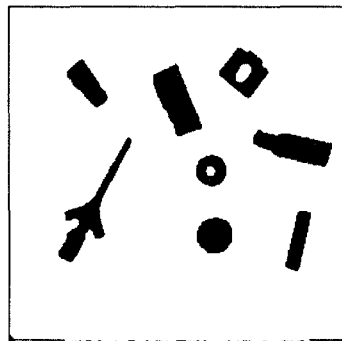
(d) 최적문턱치 결정 방법을 이용한 결과 영상
(d) Result Using Optimal Tresholding



(e) Pun의 엔트로피 방법을 이용한 결과 영상
(e) Result For Pun's Entropic Method

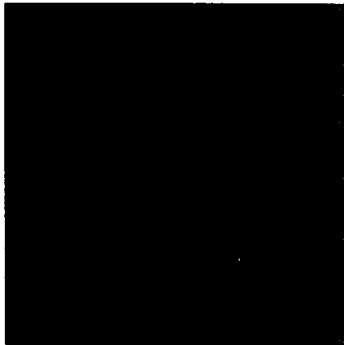


(f) Parker의 방법의 결과 영상
(f) Result Of The Parker's Algorithm

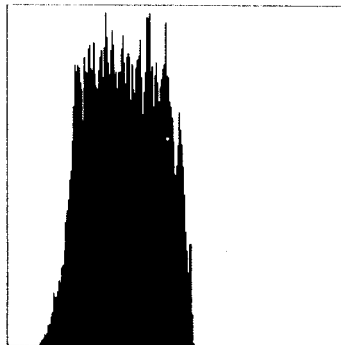


(g) 제안된 방법의 결과 영상
(g) Result Of The Proposed Algorithm

그림 3. Gaussian 조명이 추가된 복합물체 영상의 실험 결과
Fig. 3 Experimental Results of Objects Image with Gaussian Illumination



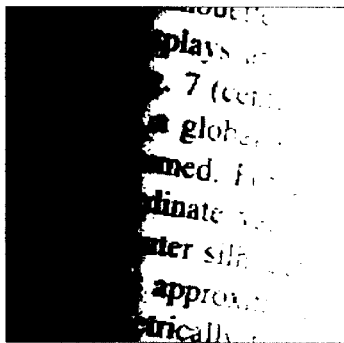
(a) Gaussian 조명잡음이 부가된
문서 영상
(a) Text Image
With Slant Illumination



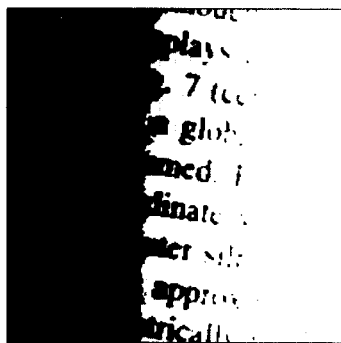
(b) 영상 (a)의 명암도 히스토그램
(b) The Gray level Histogram Of (a)



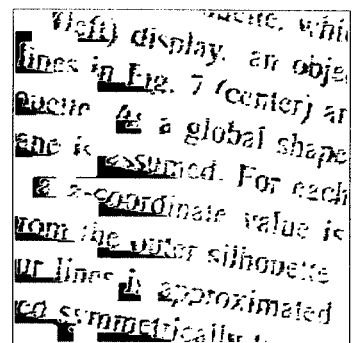
(c) 제안된 방법의 문턱치 맵
(c) A Threshold Map
Of The Proposed Algorithm



(d) 최적문턱치 결정 방법을
이용한 결과 영상



(e) Pun의 엔트로피 방법을
이용한 결과 영상

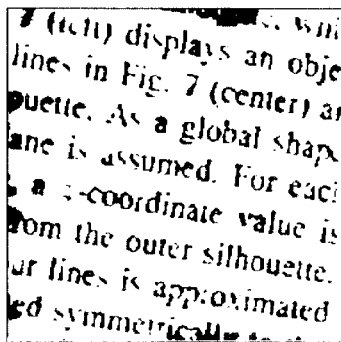


(f) Parker의 방법의 결과 영상

(d) Result Using Optimal Thresholding

(e) Result For Pun's Entropic Method

(f) Result Of The Parker's Algorithm



(g) 제안된 방법의 결과 영상
(g) Result Of The Proposed Algorithm

그림 4. 기울기조명이 부가된 문서영상의 실험 결과
Fig. 4 Experimental Results of Text Image with Slant Illumination

경과 물체를 분리하기 위한 문턱치 지도를 보여준다. 문턱치 지도는 입력영상에 대한 각 화소의 문턱치를 나타낸다. (d)는 배경과 물체의 히스토그램분포 특성을 이용한 기존의 최적 문턱치결정 방법에 의한 영상 분리 결과이다. (e)는 Pun의 엔트로피 문턱치결정 방법에 의한 영상분리 결과이며, (f)는 Parker의 방법[7]에 대한 실험 결과이다. (g)는 제안한 방법의 실험 결과를 보여준다. 실험결과에서 보이는 것처럼 조명환경이 불균등할 경우에는 기존의 방법은 배경으로부터 물체를 정확히 분리하지 못하는 결과를 보인다. 이것은 조명환경이 불균등 할 경우에는 국부적으로 적합하도록 영상 이진화를 위한 문턱치가 선택되어야 한다는 의미를 내포하고 있다. 따라서 이런 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 새로운 방법을 제안한다. 실험에서는 256×256 해상도의 입력영상을 4×4 크기의 64×64개의 국부영역으로 분할 한 후, 그 국부영역에서 에지 성분 정보를 이용하여 최적의 문턱치를 초기적으로 결정한다. 그러나 본 논문에서는 에지 성분이 미약하여 문턱치를 결정하지 못한 국부영역들에 대해서는 이미 결정된 국부영역의 문턱치를 확산해 나가는 방법을 적용하여 모든 국부영역의 문턱치를 결정하고 이를 이용하여 효과적으로 배경에서 물체를 분리한다. 제안된 방법의 영상분리 결과는 입력영상의 히스토그램 분포와는 관계없이 국부영역의 에지정보를 이용하기 때문에 영상의 조도 특성에 덜 민감하다. 제안된 방법이 조도가 불균등한 영상에서도 효과적으로 배경으로부터 물체를 분리할 수 있음을 보여준다.

V. 결 론

조명환경이 불균등한 영상에서 전역적인 히스토그램의 정보를 이용하는 기존의 방법으로는 입력 영상의 배경과 물체를 효과적으로 분리할 수 없다. 본 논문에서는 물체와 배경으로 구분되는 영상에서 물체의 에지 분포를 이용함으로써 히스토그램의 분포와는 무관하게 보다 일반적으로 적용할 수 있는 영상분리 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 입력영상을 작은 영역들로 분할한 다음 물체와 배경의 경계 영역에서 에지 정보를 이용하여 그 영역의 문턱치를 결정한다. 다음 에지 정보가 없는 나머지 영역에 대

해서는 이미 문턱치가 결정된 국부영역의 문턱치를 초기 값으로 하여 각 국부영역의 명암도 분포 정보를 이용하여 반복적으로 확산해 가며 문턱치를 결정한다. 모든 국부영역의 문턱치가 결정되면 입력영상에 대한 문턱치 지도가 완성되고 이것을 이용하여 최종적으로 분리된 영상을 얻는다. 제안된 방법이 효과적임을 보이기 위하여 불균등한 조도를 가지는 다양한 영상에 대하여 기존의 방법들과의 실험결과를 비교한다. 실험결과에서 제안된 알고리즘은 기존의 방법과는 달리 입력영상의 히스토그램 분포에 무관하게 적용되어, 기존의 방법 보다 불균등한 조도에 덜 민감함을 보여주고 있다.

본 논문의 문턱치결정 방법은 입력영상이 배경과 물체로 구성되는 전제조건을 가진다. 즉 이진 특성을 가지는 영상에서 조명효과에 관계없이 우수한 영상분리를 수행할 수 있다. 향후 연구과제로써 입력영상이 여러 개의 명암도 그룹으로 중첩되어 나타나는 다중 레벨의 영상특성을 가지고 있는 경우에 다중 레벨의 영상분리를 수행할 수 있는 알고리즘에 대한 연구가 요구된다.

참 고 문 헌

1. A. Rosenfeld, A. C. Kak, "Digital Picture Processing", Academic Press, 1982.
2. R. C. Gonzalez, P. Wintz, "Digital Image Processing", Addison Wesley, 1987.
3. M. Sonka, V. Hlavac, R. Boyle, "Image Processing, Analysis and Machine Vision", Chapman & Hall Computing, 1993.
4. R. M. Haralick, L. G. Shapiro, "Computer and Robot Vision", Addison Wesley, 1992.
5. P. K. Sahoo, S. Soltani, A. K. C. Wong, "A Survey of Thresholding Techniques", CVGIP 41, pp. 233-260, 1988.
6. T. Pun, "Entropic Thresholding: A new approach", CVGIP 16, pp. 210-239, 1981.
7. J. R. Parker, "Gray Level Thresholding in Badly Illuminated Image", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, No. 8, pp. 813-819, August. 1991.

8. T. Taxt, P. J. Flynn, A. K. Jain, "Segmentation of Document Images", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 11, No. 12, pp. 1322-1329, December. 1989.



沈 泳 錫(Young-Seok Sim) 정회원

1987년 2월: 한양대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1989년 2월: 한양대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1993년 3월~1997년 10월(현재): 한양대학교 대학원 전자계산학과(박사과정)

1995년 3월~1997년 3월(현재): 안산전문대학 전산정보처리과 전임강사

1997년 3월~1997년 10월(현재): 안산전문대학 멀티미디어과 전임강사

※주관심분야: 컴퓨터 비전, 비주얼 프로그래밍, 멀티미디어 응용



朴 成 漢(Sung-Han Park) 중신회원

1970년: 한양대학교 전자공학과 졸업(B.S.)

1973년: 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(M.S.)

1994년: 텍사스 주립대학 전기 및 컴퓨터공학과 졸업(Ph.D.)

1974년 3월~1998년 8월: 경북대학교 전자공학과 전임강사

1984년 5월~1984년 8월: 텍사스 주립대학 Instructor

1984년 9월~1986년 2월: 금성사 중앙연구소 수석연구원

1986년 3월~1997년 10월(현재): 한양대학교 전자계산학과 교수

※주관심분야: 컴퓨터 비전, 멀티미디어, B-ISDN 등