

잡음영상에서 아메바를 이용한 형태학적 에지검출

이원열¹ · 김세윤² · 김영우³ · 임재영⁴ · 임동훈⁵

¹한국과학영재학교, ²한국과학영재학교, ³한국과학영재학교, ⁴한국과학영재학교,
⁵경상대학교 정보통계학과

(2009년 1월 접수, 2009년 4월 채택)

요약

영상에서 에지검출은 영상처리시스템과 컴퓨터비전에서 매우 중요한 단계이다. 지금까지 형태학적 에지검출은 고정된 구조적 요소를 사용한 형태학적 연산 토대 하에서 수행되어왔다. 본 논문에서는 잡음영상에서 에지검출을 위해 영상의 다양한 형태에 맞춰 다이내믹하게 모양이 변하는 아메바라는 구조적 요소를 사용하고자 한다. 제안된 에지검출 방법의 성능을 시각적인 방법뿐만 아니라 객관적인 척도인 PFOM과 ROC 곡선을 사용하여 정성적, 정량적으로 모두 평가하였다. 영상 실험 결과 고정된 구조적 요소를 이용하는 기존의 방법보다 잡음에 덜 민감하였으며 미세한 에지까지도 검출하는 뛰어난 성능을 보여주었다.

주요어: 잡음영상, 수학적 형태학, 아메바, 에지검출, 구조적요소.

1. 서론

영상에서 에지(edge)는 픽셀 값이 갑작스럽게 변하는 영역의 경계이며 에지검출(edge detection)을 통하여 물체의 위치나 모양, 크기 등을 알 수 있다.

영상에서의 에지검출은 영상처리시스템과 컴퓨터비전에서 매우 중요한 단계이다. 대부분의 영상은 잡음(noise)을 포함하고 있고 잡음과 에지는 모두 고주파 성분에 해당되므로 잡음 영상에서 에지만을 검출하는 것은 어렵다. 따라서 정확한 에지검출은 영상시스템의 성능을 평가하는 결정적인 요인이 된다.

지금까지 개발한 에지검출의 방법들은 주로 Sobel이나 Prewitt 방법처럼 영상에 미분 연산자를 적용하는 방법들이었다 (Gonzales와 Wood, 1993). 그러나 이 방법들은 잡음에 민감하게 반응한다는 단점을 갖고 있다. 최적의 에지검출 방법이라 알려진 Canny 방법 (Canny, 1986)은 기존의 수학적 방법과는 달리 잡음을 제거 한 후 에지검출을 함으로 에지검출력은 뛰어나지만 임펄스 잡음(impulse noise)에 약하고 수행시간이 많이 걸리는 단점을 갖고 있다.

위에서 논의한 결점을 극복하기 위해 수학적 형태학(mathematical morphology)에 의한 에지검출 방법들이 연구되어왔다. 수학적 형태학은 영상을 처리하고 분석하는데 사용될 수 있는 새로운 수학적 이론이다. 수학적 형태학은 집합론에 토대를 두고 있으며 어떠한 형태(shape)에 적합한 구조적 요소(structuring element)를 사용하여 영상을 처리하는 기법이다.

수학적 형태학을 이용한 에지검출로는 Lee 등 (1987), Zhuang과 Hamano (1988), Zhao 등 (2005), Roushdy (2006) 등이 있다. Lee 등 (1987)은 형태학의 기본 연산인 dilation과 erosion의 차이

⁵교신저자: (660-701) 경남 진주시 가좌동 900, 경상대학교 정보통계학과, 교수 및 RINS, RICIC.

E-mail:dhlim@gnu.ac.kr

로서 정의되는 MG(morphological gradient) 에지검출을 제안하였고 또한 잡음을 고려하여 만든 Blur-minimization 에지검출과 ATM(trimmed mean) 에지검출을 처음으로 제안하였다. Zhuang과 Hamano (1988)는 형태학의 opening과 closing 연산으로부터 새로운 형태의 에지검출로서 opening-closing 연산과 closing-opening 연산의 평균을 제안하였다. 또한 Zhao 등 (2005)은 잡음 의료영상에서 RNM(reduced noise morphological) 에지검출을 제안하였는데 이것은 opening-closing 연산에 의해 잡음제거와 스무딩(smoothing)을 수행 한 후 에지를 검출하는 방법이다. Roushdy (2006)는 잡음영상에서 에지검출을 위해 형태학적 연산의 필요성을 주장하였는데 잡음영상에서 형태학적 잡음제거를 한 후 기존의 Sobel 및 Canny 방법을 적용함으로써 효과적인 에지가 검출됨을 알 수 있었다.

지금까지 논의된 형태학적 에지검출들은 미리 정해진 구조적 요소만을 사용하고 영상의 특징을 무시한 다른 구조적 요소를 사용하는 경우 에지검출력이 현저히 떨어지는 것을 알 수 있었다. 따라서 형태학에서 어떤 형태의 구조적 요소를 사용하는 가는 매우 중요하다.

Chanda 등 (1998)은 잡음영상에서 다중-크기(multi-scale) 형태학적 에지검출법을 제안하였는데 이는 기존의 단일 크기의 구조적 요소를 사용하는 것이 아니라 여러 가지 크기의 구조적 요소를 사용하는 방법이다. 또한, Fan 등 (2003)과 Zhao 등 (2006)은 여러 방향의 구조적 요소를 고려한 다중-구조(multi-structure) 형태학적 검출법을 제안하였다. 그러나 위의 방법들은 여러 가지 크기와 여러 방향을 고려함으로써 에지검출 시간이 많이 소요되고 단순한 영상에 대해서는 오히려 단일 구조를 가진 기존의 방법들보다 성능이 떨어지는 경우도 존재한다.

“영상의 특징에 따라 모양이 동적으로 변화하는 구조적 요소는 존재하지 않는 것인가?”

만약 이런 구조적 요소가 존재한다면 기존의 형태학적 에지검출법들이 어떤 구조적 요소를 사용했는지가 중요하지 않고 또한 영상 데이터의 분포에 대해 사전지식도 알 필요가 없어진다. 위 질문에 대한 답이 바로 “아메바(amoeba)”이다. 사실, 아메바라는 용어는 Lerallut 등 (2005, 2007)에서 처음 사용되었다. 그들은 아메바를 에지검출이 아닌 잡음제거에 사용하였다.

본 논문에서는 아메바를 수정하여 에지검출을 위해 처음으로 사용하고자 한다. 제 2장에서는 기존의 구조적 요소와 동적 구조적 요소인 아메바에 대해 서술하고, 제 3장에서는 기존의 형태학적 에지검출과 아메바를 이용한 형태학적 에지검출에 대해 논의할 것이다. 그리고 제 4장에서는 본 논문에서 제안하고 있는 아메바를 이용한 에지검출 방법의 성능을 평가하기위해 기존의 에지검출법들 간의 가시적이고 정성적인 비교와 정량적인 비교를 할 것이다. 마지막으로 제 5장에서는 결론을 맺는다.

2. 형태학적 구조적 요소

2.1. 기존의 구조적 요소

수학적 형태학을 적용하여 영상처리하는 경우 주로 쓰이는 구조적 요소는 그림 2.1과 같다.

지금까지 구조적 요소의 모양과 크기는 주로 경험에 의해 시행착오를 겪으면서 결정되었다. 많은 영상들에 대해 여러 가지 모양의 구조적 요소를 적용시키면서 영상 내부의 기하학적 모양에 따라 어느 정도 적합한 구조적 요소를 결정할 수 있었다. 예를 들어, 직선과 예리한 각을 갖고 있지 않은 생물학 영상 혹은 의학영상에서는 원형 모양의 구조적 요소가 적당하고 도시에 대한 항공영상같이 곧은 직선이 많은 영상일 경우는 사각형의 구조적 요소가 주로 사용되었다.

구조적 요소의 크기 선택은 구조적 요소의 크기가 크면 클수록 영상 내의 큰 특징들이 보전되고 작으면 작을수록 영상 내의 세세한 특징들이 보존된다. 따라서 주로 잡음 제거를 할 때는 어느 정도 큰 구조적 요소를 사용하는데, 이것은 구조적 요소가 너무 작을 경우 잡음까지 영상의 특징으로 파악될 수 있기 때

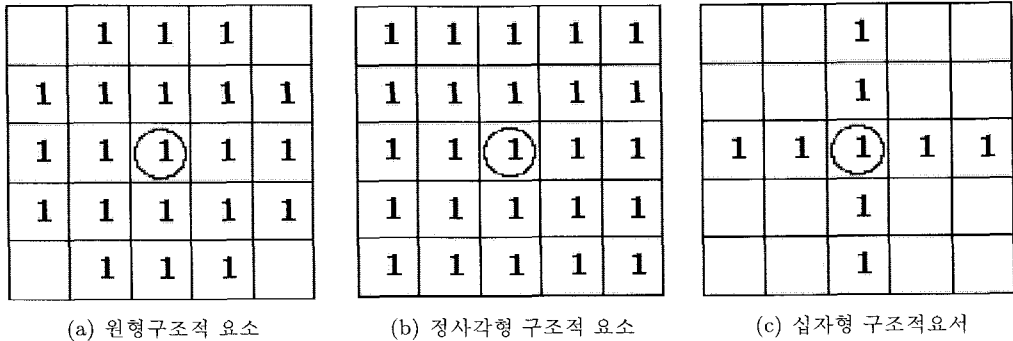


그림 2.1. 여러 가지 형태의 구조적 요소.

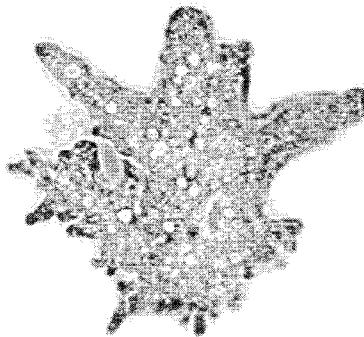


그림 2.2. 아메바

문이다. 하지만 너무 큰 구조적 요소를 사용할 경우 영상 내의 세세한 부분이 모두 사라져 영상 복원의 성능이 떨어질 수 있다. 이와 같이 기존의 구조적 요소들은 각 영상의 특징에 따라 구조적 요소를 적용해야 함으로 모든 영상에 대해서 절대적인 구조적 요소를 가진 형태학적 알고리즘은 존재할 수 없었다. 어떤 영상에서 좋은 결과를 낳았다 하더라도 다른 영상에 적용시키면 기존의 간단한 알고리즘보다 효과적이지 못한 결과를 낳는 경우가 많았다. 우리는 다음 절에서 소개할 동적 구조적 요소인 아메바를 사용하여 이러한 문제점을 해결할 것이다.

2.2. 아메바: 동적 구조적 요소

(1) 아메바

아메바(여기서 이야기하는 그림 2.2의 아메바 프로테우스 (*Amoeba proteus*))는 위족(pseudopods)으로 움직이는 원생동물의 일종으로 주로 담수나 바닷물, 습지의 흙 속 등에 널리 분포하며 크기는 0.3~0.6mm이다. 아메바 프로테우스는 모양이 시시각각 변한다는 뜻에서 붙여진 이름이다. 그 생물은 자기 자신의 모양이 정확히 정해져 있지 않고, 몸의 모양을 끊임없이 바꾸면서 움직이게 된다. 본 논문에서는 영상의 특징에 따라 모양이 자유자재로 바뀌는 동적인 구조적 요소와 흡사하여 아메바라 부른다.

그림 2.3은 영상에서 아메바를 적용시켜 본 예를 보여주고 있다. 영상의 내부 특징에 따라 아메바의 모양이 다름을 알 수 있다. 픽셀값들이 같은 평탄한 영역에서 아메바는 사각형이고 픽셀값이 변하는 경계

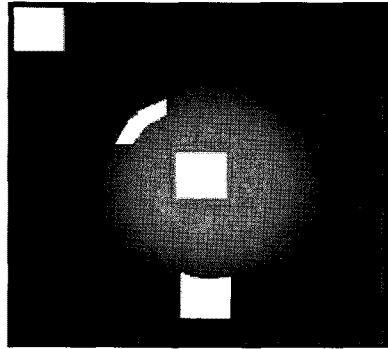


그림 2.3. 여러 위치에서 아메바의 모양

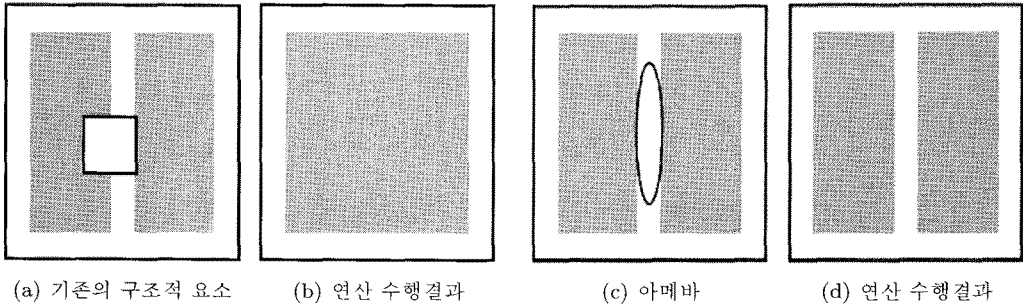


그림 2.4. closing 연산 수행 결과

영역에는 경계선의 모양에 따라 동적으로 아메바의 모양이 변하는 것을 알 수 있다.

그림 2.4는 형태학의 closing 연산을 수행할 경우 기존의 구조적 요소와 아메바를 사용했을 때 결과 영상을 보여주고 있다. 그림 2.4(a)와 2.4(b)에서 보면 잡음제거를 위해 기존의 구조적 요소를 적용하여 closing 연산을 수행하는 경우 에지를 없애는 결과를 낳고 있음을 알 수 있다. 이 경우 잡음 제거에는 어느 정도 도움이 될 수 있으나 에지검출에는 치명적인 영향을 끼치게 된다. 그림 2.4(c)와 2.4(d)에서 아메바를 사용하는 경우 에지와 에지 사이의 공간에 맞춰서 자신이 모양을 변화시키므로 이러한 문제는 일어나지 않는다. 이 처럼 동적 구조적 요소인 아메바는 자신의 모양을 영상에 맞게 변화시킴으로서 형태학적 연산을 더욱 지능적으로 수행할 수 있다.

(2) 아메바 모양 계산

아메바의 모양은 다음에서 정의되는 아메바 거리(amoeba distance)에 의해 계산된다. $d_{pixel}(x, y)$ 을 영상의 픽셀 x 와 픽셀 y 에서의 픽셀값 차이라 하고 $\sigma = (x = x_0, x_1, \dots, x_n = y)$ 을 x 와 y 사이의 임의의 경로(path)라 하면 경로 σ 에 대한 길이(length)를 다음과 같이 정의한다.

$$L(\sigma) = \sum_{i=0}^{n-1} [1 + \lambda \cdot d_{pixel}(x_i, x_{i+1})], \quad (\lambda \text{는 실수}).$$

따라서 모수(parameter) λ 를 가지고 아메바 거리를 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{cases} d_\lambda(x, x) = 0 \\ d_\lambda(x, y) = \min_\sigma L(\sigma) \end{cases}$$

아메바 거리는 두 픽셀사이 기하학적 거리와 픽셀값 거리를 고려한 거리인데 λ 의 값은 두 픽셀값 차이를 반영하는 모수이다. 아메바 거리를 이용하여 픽셀 x 에서의 아메바를 다음과 같이 정의한다.

$$A(x) = \{y | d_\lambda(x, y) \leq r\}, \tag{2.1}$$

여기서 r 은 실수로서 아메바의 반지름을 의미한다. 만약 $\lambda = 0$ 이면 아메바의 모양은 정사각형이다.

3. 아메바를 이용한 에지검출 방법

본 장에서는 기존의 형태학적 에지검출 방법들에 대해 간략하게 살펴보고 본 논문에서 제안하고자 하는 아메바를 이용한 에지검출 방법에 대해 소개하고자 한다. 독자들은 기존의 형태학적 방법들이 각각 고유한 정적인 구조적 요소를 갖고 있음을 알기 바란다.

본격적인 논의에 들어가지 앞서 미리 몇 가지 형태학적 연산들에 대해 소개하고자 한다. 형태학의 기본 연산에는 dilation 연산과 erosion 연산이 있는데 이들에 대한 정의는 다음과 같다.

$$\text{dilation: } (f \oplus B)(x) = \max\{f(z) | z \in B(x)\} \tag{3.1}$$

$$\text{erosion: } (f \ominus B)(x) = \min\{f(z) | z \in B(x)\} \tag{3.2}$$

여기서 B 는 구조적 요소이고 $f(z)$ 는 입력영상을 나타낸다.

opening 연산과 closing 연산은 식 (3.1)과 (3.2)로부터 다음과 같이 정의한다.

$$\text{opening: } f \circ B = (f \ominus B) \oplus B \tag{3.3}$$

$$\text{closing: } f \bullet B = (f \oplus B) \ominus B. \tag{3.4}$$

3.1. 기존의 형태학적 에지검출

(1) MG 에지검출

식 (3.1)과 (3.2)로부터 MG 에지검출자 (Lee 등, 1987)은 다음과 같다.

$$f_{output}(x) = (f \oplus B)(x) - (f \ominus B)(x). \tag{3.5}$$

위의 방법은 가장 기본적이면서 잡음에 민감하게 반응하는 단점을 갖고 있다.

(2) Blur-minimization 에지검출

입력 영상 $f(x)$ 를 평균 필터(mean filter)를 사용하여 블러링(blurring)시킨 영상을 $f_{avg}(x)$ 라 할 때 Blur-minimization 에지검출자 (Lee 등, 1987)은 다음과 같다.

$$f_{output}(x) = \min \{f_{avg}(x) - (f_{avg} \ominus B)(x), (f_{avg} \oplus B)(x) - f_{avg}(x)\} \tag{3.6}$$

위 방법은 영상을 블러링시켜 잡음을 제거한 후 에지를 검출한다.

(3) ATM 에지검출

입력 영상 $f(x)$ 를 α -절단 평균 필터(α -trimmed mean filter)를 사용하여 블러링시킨 영상을 $f_\alpha(x)$ 라 할 때 ATM 에지검출자 (Lee 등, 1987)은 다음과 같다.

$$f_{output}(x) = \min \{ (f_\alpha \circ B)(x) - (f_\alpha \ominus B)(x), (f_\alpha \oplus B)(x) - (f_\alpha \bullet B)(x) \} \quad (3.7)$$

위 식 (3.7)은 식 (3.6)과 비교했을 때 평균필터대신 α -절단 평균 필터를 사용함으로써 잡음에 비교적 강하게 반응한다.

(4) RNM 에지검출

입력 영상 $f(x)$ 를 잡음제거 하기위해 opening-closing 연산을 수행한 후 얻어진 영상 $M(x)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$M(x) = ((f \bullet B) \circ B)(x) \quad (3.8)$$

식 (3.8)에서 영상의 스무딩을 위해 closing 연산 수행한 다음 dilation 연산을 다시 수행한 영상에서 이전 단계에서 closing 연산 수행한 영상으로 부터 RNM 에지검출자 (Zhao 등, 2005)는 다음과 같이 정의한다.

$$f_{output}(x) = ((M \bullet B) \oplus B - M \bullet B)(x) \quad (3.9)$$

여기서 $(M \bullet B)(x)$ 는 식 (3.8)의 $M(x)$ 를 closing 연산 수행하여 얻은 영상이다. 위 방법은 많은 연산을 수행함으로써 잡음은 확실하게 제거되나 에지가 상대적으로 무시될 가능성이 있다.

3.2. 아메바를 이용한 에지검출

형태학적 기본 연산자인 dilation과 erosion 연산, opening과 closing 연산에 동적 구조적 요소인 아메바를 적용시킨 새로운 연산을 “amoeba dilation”과 “amoeba erosion” 연산, “amoeba opening”과 “amoeba closing” 연산이라 명명하고 다음과 같이 정의하고자 한다.

$$\text{amoeba dilation: } (f \oplus A)(x) = \max\{f(z) | z \in A(x)\}$$

$$\text{amoeba erosion: } (f \ominus A)(x) = \min\{f(z) | z \in A(x)\}$$

여기서 $A(x)$ 는 식 (2.1)의 아메바를 의미한다. 그리고 amoeba opening과 amoeba closing 연산은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\text{amoeba opening: } f \circ A = (f \ominus A) \oplus A$$

$$\text{amoeba closing: } f \bullet A = (f \oplus A) \ominus A$$

지금까지 정의한 새 연산자들을 기존의 방법에 적용시켜 다음과 같은 아메바를 이용한 에지검출자를 생성할 수 있다.

(1) Amoeba MG 에지검출

식 (3.5)에 대응되는 Amoeba MG 에지검출자는 다음과 같다.

$$f_{output}(x) = (f \oplus A)(x) - (f \ominus A)(x).$$

(2) Amoeba Blur-minimization 에지검출

식 (3.6)에 대응되는 Amoeba Blur-minimization 에지검출자는 다음과 같다.

$$f_{output}(x) = \min \{ f_{avg}(x) - (f_{avg} \ominus A)(x), (f_{avg} \oplus A)(x) - f_{avg}(x) \}.$$

(3) Amoeba ATM 에지검출

식 (3.7)에 대응되는 Amoeba ATM 에지검출자는 다음과 같다.

$$f_{output}(x) = \min \{ (f_{\alpha} \circ A)(x) - (f_{\alpha} \ominus A)(x), (f_{\alpha} \oplus A)(x) - (f_{\alpha} \bullet A)(x) \}.$$

(4) Amoeba RNM 에지검출

식 (3.9)에 대응되는 Amoeba RNM 에지검출자는 다음과 같다.

$$f_{output}(x) = ((M \bullet A) \oplus A - M \bullet A)(x),$$

여기서 $M(x) = ((f \bullet A) \circ A)(x)$ 은 식 (3.8)에 대응되며 아메바를 사용하여 opening-closing 연산을 수행한 영상을 나타낸다.

4. 영상실험 및 분석

본 장에서는 잡음영상에서 에지검출을 위해 제 3장에서 논의된 형태학적 에지검출법에서 고정된 구조적 요소를 이용하는 경우와 본 논문에서 제안하는 동적인 구조적 요소인 아메바를 이용하는 경우 에지검출 성능을 비교하고자 한다.

영상 실험에 사용된 표본 영상으로는 256×256 크기의 Lena 영상, Cameraman 영상 그리고 Peppers 영상과 표 4.1에 나와 있는 여러 가지 가우시안 잡음(Gaussian)과 임펄스 잡음이 포함된 잡음 영상이 사용되고 인조영상(synthetic image)으로는 256×256 크기의 원(circle) 영상이 사용된다. 가우시안 잡음 영상에서 잡음은 다음의 신호대잡음비(signal-to-noise ratio: SNR)를 가지고 나타낸다.

$$SNR = \frac{h^2}{\sigma^2},$$

여기서 σ 는 표준편차이고 h 는 에지높이(여기서 $h = 50$)이다.

에지 성능 평가는 눈으로 비교하는 정성적 비교 외에 객관적인 척도인 Pratt (1978)의 PFOM(Pratt's Figure of Merit)과 ROC(Received Operating Characteristic) 곡선 (Song과 Neuvo, 1991, 1993)을 가지고 정량적인 비교를 하고자 한다.

4.1. 정성적 성능 평가

표 4.1에 있는 5가지 가우시안 잡음과 임펄스 잡음을 추가한 잡음영상에 대해 실험하였다. 그림 4.1은 지면관계상 실험에 사용된 영상의 일부만을 보여주고 있다. 그림 4.1(a), 4.1(b) 그리고 4.1(c)는 원영상이고 4.1(d), 4.1(e) 그리고 4.1(f)는 SNR = 11.11, SNR = 2.04인 가우시안 잡음 그리고 1% 임펄스 잡음영상들이다.

표 4.1. 영상실험에 사용된 여러 가지 잡음

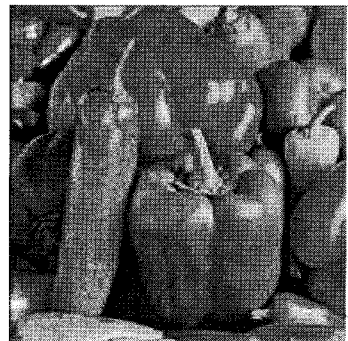
잡음	SNR(dB)	표준편차(σ)	발생확률(%)
가우시안	100.00	5	
	11.11	15	
	4.00	25	
	2.04	35	
	1.23	45	
임펄스			1
			5
			10
			15
			20



(a) Lena 영상



(b) Cameraman 영상



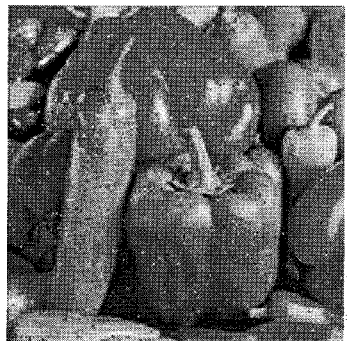
(c) Peppers 영상



(d) SNR = 11.11인 가우시안 잡음을 추가한 Lena 영상



(e) SNR = 2.04인 가우시안 잡음을 추가한 Cameraman 영상



(f) 1% 임펄스 잡음을 추가한 Peppers 영상

그림 4.1. 영상 실험에 사용된 영상들

그림 4.2은 SNR = 11.11인 가우시안 잡음을 추가한 Lena 영상에 대한 실험결과이다. MG 방법과 Amoeba MG 방법은 모두 잡음에 민감하여 에지와 잡음이 구별이 어렵고 Blur-Minimization 방법과 ATM 방법은 아메바를 적용시킨 것과 거의 비슷한 결과를 얻을 수 있었다. 그러나 RNM 방법과 Amoeba RNM 방법을 비교해 보면 Amoeba RNM 방법이 RNM 방법에 비해 왼쪽 기둥과 모자 위의

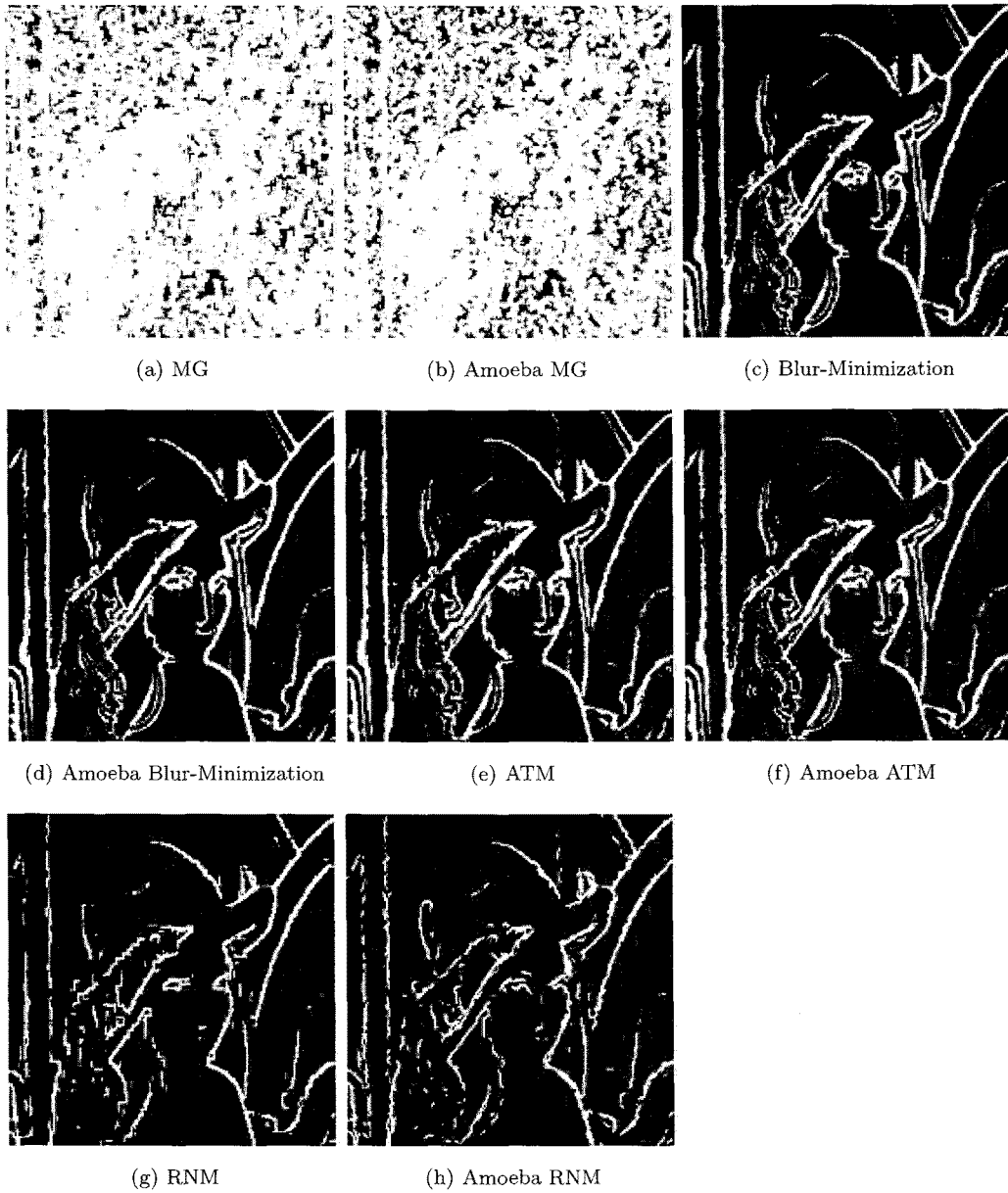


그림 4.2. 그림 4.1(d)에 여러 가지 방법을 적용하여 얻은 에지맵

기둥, 아래쪽의 머리카락 부분에서 더 많은 에지를 검출하였다.

그림 4.3은 $SNR = 2.04$ 인 가우시안 잡음을 추가한 Cameraman 영상에 대한 실험결과이다. MG 방법과 Amoeba MG 방법은 많은 잡음으로 인하여 무엇인지 전혀 형태를 알 수 없고, Blur-minimization 방법에서 아메바를 이용한 경우 주요 에지는 비슷하게 검출하나 하늘과 잔디의 잡음을 덜 검출함을 알 수 있다. 그리고 Amoeba ATM 방법에서는 ATM 방법이 검출하지 못하는 카메라의 손잡이를 검출하

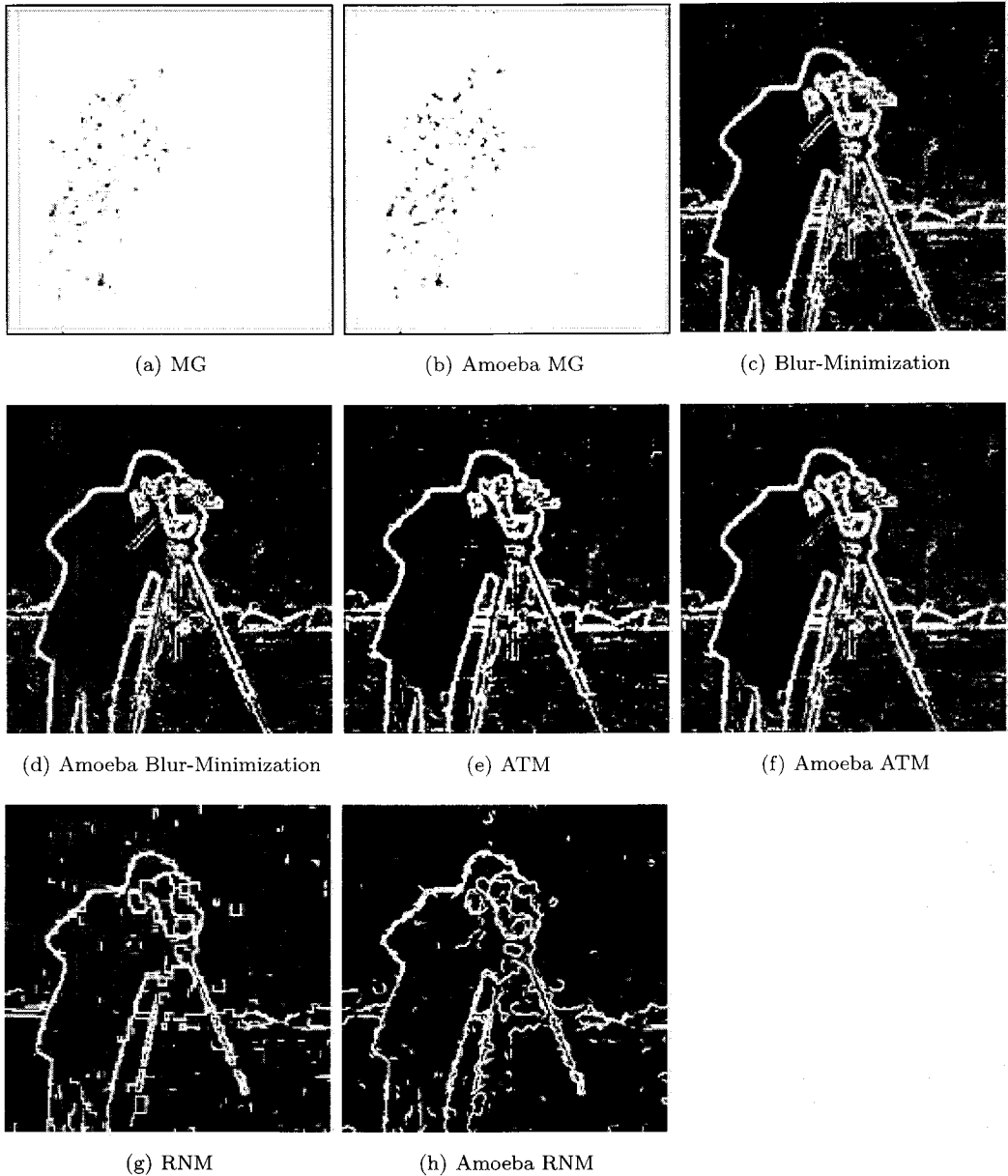


그림 4.3. 그림 4.1(e)에 여러 가지 방법을 적용하여 얻은 에지맵

었고, RNM 방법에서는 Amoeba를 적용하는 경우 잡음을 덜 검출함을 알 수 있다.

그림 4.4는 1% 임펄스 잡음을 Peppers 영상에 추가한 잡음영상에 대한 결과이다. MG 방법과 Amoeba MG 방법을 비교해보면 Amoeba MG 방법인 경우가 잡음의 크기가 MG 방법보다 작음을 알 수 있고, Amoeba ATM 방법과 Amoeba RNM 방법에서는 기존의 방법에서 검출하지 않는 고추의 꼭지 부분에서의 에지를 검출함을 알 수 있었다.

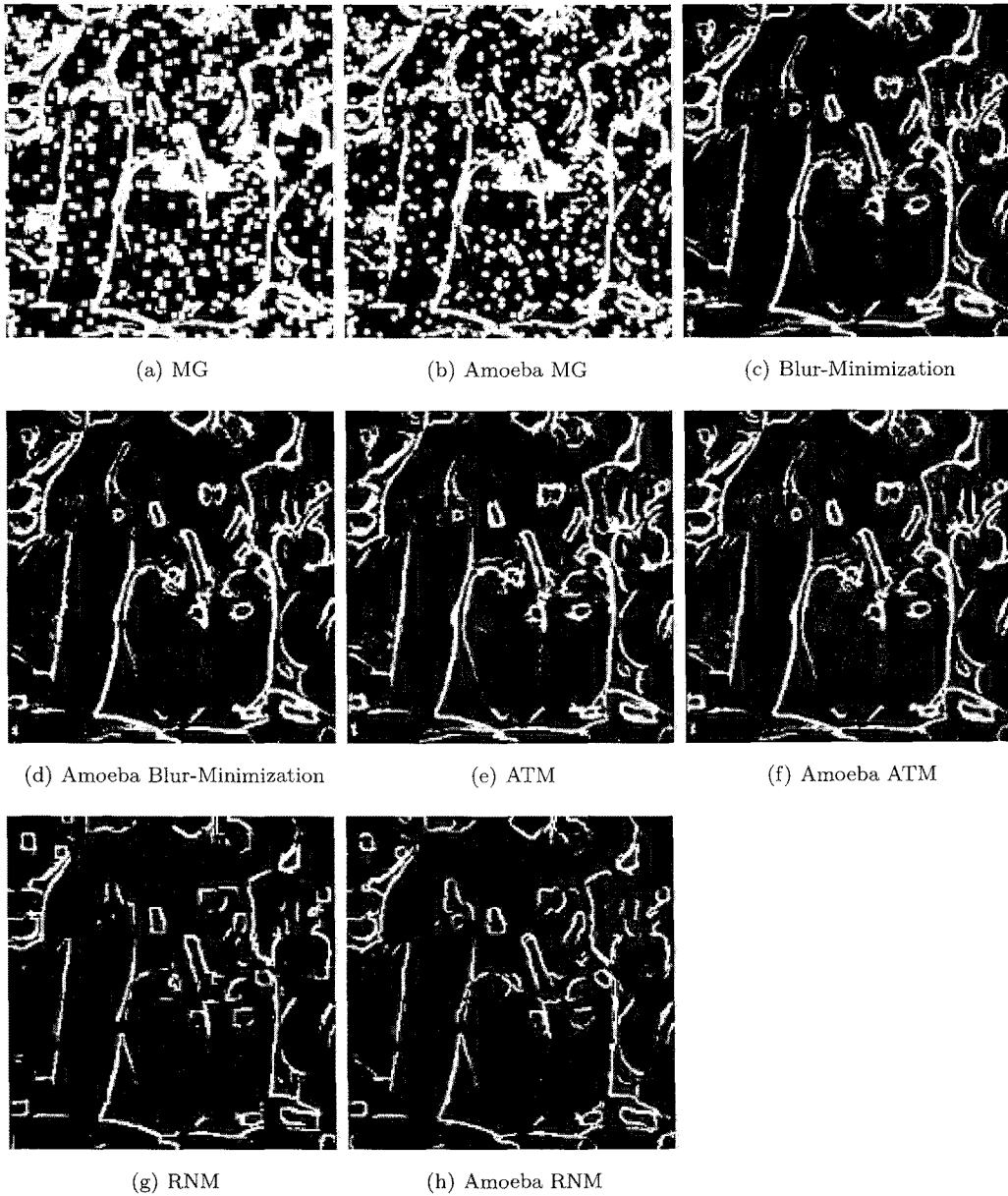
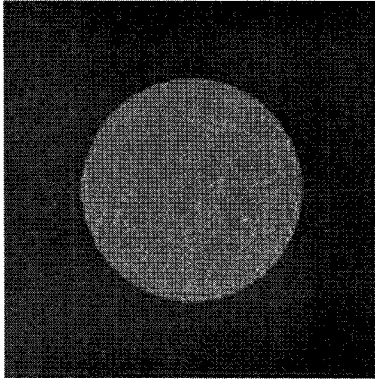


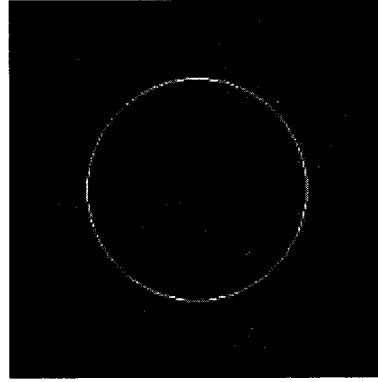
그림 4.4. 그림 4.1(f)에 여러 가지 방법을 적용하여 얻은 에지맵

4.2. 정량적 성능 평가

에지검출법들의 정량적인 성능비교를 위해 그림 4.5의 인조영상을 가지고 실험한다. 그림 4.5(a)는 256×256 크기의 정사각형 안에 반지름이 75인 원을 포함한 영상인데 원의 외부와 내부의 픽셀값은 각각 100, 150이다. 그림 4.5(b)는 그림 4.5(a)의 이상적인 에지맵(edge map)을 보여주고 있다.



(a) 잡음없는 원(circle) 영상



(b) 이상적인 에지맵

그림 4.5. 인조영상

표 4.2. 여러 가지 가우시안 잡음영상에서 형태학적 에지검출법간의 PFOM 비교

에지검출법 \ SNP	100.00	11.11	4.00	2.04	1.23
	MG	0.8211	0.0755	0.0691	0.0691
Amoeba MG	0.8585	0.0780	0.0691	0.0691	0.0691
Blur-minimization	0.9472	0.9305	0.9017	0.7589	0.3931
Amoeba Blur-minimization	0.9477	0.9326	0.9091	0.8060	0.4506
ATM	0.9506	0.9387	0.9054	0.7731	0.4816
Amoeba ATM	0.9507	0.9409	0.9136	0.7841	0.4866
RNM	0.7519	0.7795	0.7511	0.5110	0.2406
Amoeba RNM	0.7897	0.8100	0.7821	0.6062	0.3003

에지검출의 성능 평가를 위한 PFOM의 식은 다음과 같다.

$$R = \frac{1}{I_N} \sum_{i=1}^{I_A} \frac{1}{1 + \beta d_i^2},$$

여기서 $I_N = \max(I_I, I_A)$ 이며 I_I 와 I_A 는 각각 실제 에지수와 검출된 에지수이다. 그리고 d_i 는 잘못 검출된 i 번째 에지점과 실제 에지점 사이의 거리이고 β 는 스케일 상수인데 통상적으로 $\beta = 1/9$ 을 사용한다. PFOM = 1인 경우 완벽한 에지검출을 의미한다.

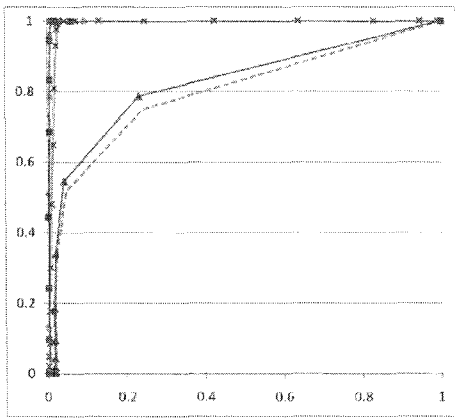
ROC 곡선은 여러 가지 임계값에 대하여 잘못 검출된 확률(false detection probability) P_f 에 대한 옳게 검출된 확률(correct detection probability) P_d 를 그래프로 표현한 것이다. 집합을 가지고 표현하면 G 를 이상적인 에지들의 집합이고 D 를 임의의 에지검출법으로 검출된 에지들의 집합이라 할 때, P_d 와 P_f 는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$P_d = \frac{n(D \cap G)}{n(D)}, \quad P_f = \frac{n(D^c \cap G)}{n(D^c)},$$

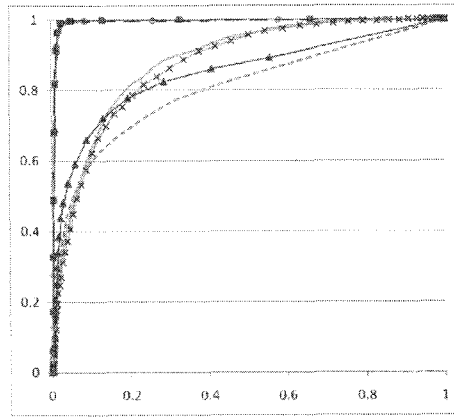
여기서 n 은 집합의 원소 개수이다. 따라서 여러 임계값에 대한 에지맵을 얻은 후 여러 개의 점 (P_f, P_d) 을 서로 이으면 ROC 곡선이 얻어진다.

표 4.3. 여러 가지 임펄스 잡음영상에서 형태학적 에지검출법간의 PFOM 비교

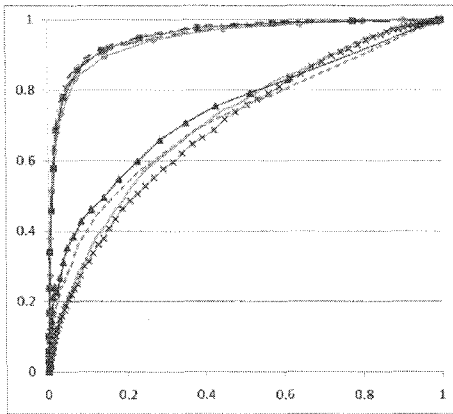
에지검출법	잡음비율(%)				
	1	5	10	15	20
MG	0.0800	0.0714	0.0695	0.0692	0.0691
Amoeba MG	0.0821	0.0723	0.0697	0.0693	0.0692
Blur-minimization	0.8524	0.4647	0.2151	0.1405	0.1103
Amoeba Blur-minimization	0.8710	0.5057	0.2342	0.1495	0.1152
ATM	0.9491	0.9184	0.7136	0.4065	0.2352
Amoeba ATM	0.9494	0.9273	0.7631	0.4401	0.2422
RNM	0.5297	0.1615	0.0848	0.0737	0.0738
Amoeba RNM	0.5894	0.2606	0.1287	0.0942	0.0836



(a) SNR = 100.00



(b) SNR = 4.00



(c) SNR = 1.23

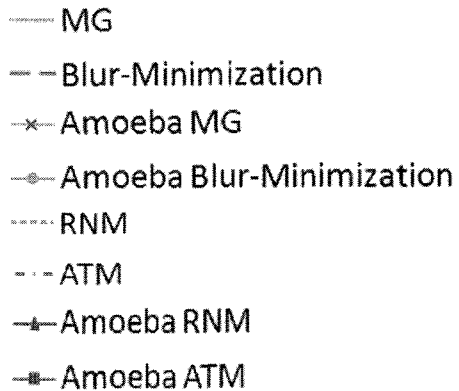


그림 4.6. 가우시안 잡음영상에서 형태학적 에지검출법들의 ROC 곡선.

표 4.2는 여러 가지 가우시안 잡음영상에서 기존의 방법과 아메바를 이용한 방법을 적용시켰을 때의 PFOM을 보여준다.

MG 방법은 SNR의 값이 작을수록 즉, 잡음이 증가할수록 PFOM이 급격히 감소되는 것을 알 수 있다. 이것은 MG 방법이 잡음에 민감하게 반응하기 때문이다. MG 방법외의 다른 방법들은 SNR의 값이 작더라도 아메바를 이용하는 경우 기존의 방법보다 항상 크거나 같은 PFOM을 넣음을 알 수 있다.

표 4.3은 여러 가지 임펄스 잡음이 추가된 잡음영상에서 기존의 방법과 아메바를 적용시켰을 때의 PFOM을 보여준다.

표 4.2의 가우시안 잡음영상에서처럼 임펄스 잡음영상에서도 아메바를 이용한 방법의 성능이 기존의 방법보다 뛰어난 것을 알 수 있다.

그림 4.6은 여러 가지 SNR의 잡음영상에 대한 형태학적 에지검출 방법의 ROC 곡선을 나타내고 있다.

먼저 RNN과 Amoeba RNM 방법 비교에서 Amoeba RNM은 잡음의 양에 관계없이 성능이 RNN 방법보다 좋음을 알 수 있고 그 밖에 MG와 Amoeba MG, Blur-Minimization과 Amoeba Blur-Minimization, ATM과 Amoeba ATM에서도 아메바를 사용한 방법들이 기존의 방법보다 잡음이 적은 경우에는 비슷한 성능을 보이거나 잡음이 증가할수록 약간 더 좋음을 보여주고 있다. 따라서 ROC 곡선에서의 성능은 PROM에서의 성능과 같은 결과를 넣음을 알 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구

영상에서 에지는 픽셀 값이 갑작스럽게 변하는 경계에 해당되고 에지검출을 통하여 물체의 위치나 모양, 크기 등을 알 수 있다.

수학적 형태학을 이용하여 에지검출에 적용함에 있어서 구조적 요소는 매우 중요한 변수 중의 하나이다. 따라서 최적의 구조적 요소를 정하는 일은 매우 중요하고도 어려운 일이다. 기존의 에지검출 방법은 고정된 구조적 요소를 사용하였으며 이로 인해 영상의 중요한 부분들이 무시된 채 에지검출이 이루어졌다. 본 논문에서는 영상의 특징에 따라 동적으로 변하는 구조적 요소인 아메바를 이용하여 에지를 검출하는 형태학적 방법을 제안하였다. 아메바는 기존의 방법에서 사용하는 고정된 구조적 요소와는 달리 영상의 각 부분에 맞게 변하는 구조적 요소이다.

본 논문에서 제안하는 동적인 구조적 요소인 아메바를 이용하는 에지 검출법의 성능을 평가하기 위해 여러 가지 영상실험을 통하여 가시적으로 평가하는 정성적인 평가와 객관적 척도인 PFOM과 ROC 곡선을 이용하는 정량적인 평가를 모두 수행하였다.

정성적인 평가에서 아메바를 이용한 방법은 기존의 방법보다 영상의 세부 정보를 더 뛰어나게 검출하는 동시에 잡음에 덜 민감한 결과를 보여주었다. 그리고 PFOM과 ROC 곡선을 사용한 정량적인 평가에서 RNN과 Amoeba RNM 방법 비교에서는 Amoeba RNM은 잡음의 양에 관계없이 성능이 RNN 방법보다 좋음을 알 수 있고 그 밖에 MG와 Amoeba MG, Blur-Minimization과 Amoeba Blur-Minimization, ATM과 Amoeba ATM 비교에서 아메바를 사용한 방법들이 기존의 방법보다 잡음이 적은 경우에는 비슷한 성능을 보이거나 잡음이 증가할수록 약간 더 좋음을 보여주고 있다.

본 논문은 잡음 제거를 위해 처음 사용된 아메바를 에지검출에도 적용 가능하고 성능까지 높일 수 있다는 것을 보여 주었다. 향후 연구는 지금까지 형태학이 적용되는 영상처리 전 분야에 아메바 사용에 대해 연구하고자 한다.

참고문헌

Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection, *IEEE Transactions on Pattern Analysis*

- and Machine Intelligence*, **8**, 679–698.
- Chanda, B., Kundu, M. K. and Padmaja, Y. V. (1998). A multi-scale morphologic edge detector, *Pattern Recognition*, **31**, 1469–1478.
- Fan, L., Wen, Y. and Xu, X. (2003). Research on edge detection of gray-scale image corrupted by noise based on multi-structuring elements, *Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies*, **27**, 840–843.
- Gonzalez, R. C. and Woods, R. E. (1993). *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Company.
- Lee, J. S. J., Haralick, R. M. and Sapiro, L. G. (1987). Morphologic edge detection, *IEEE Journal of Robotics and Automation*, **RA-3**, 142–156.
- Lerallut, R., Boehm, M., Decenci re,  . and Meyer, F. (2005). Noise reduction in 3D images using morphological amoebas, *Image Processing*, **1**, 109–112,
- Lerallut, R., Decenci re,  . and Meyer, F. (2007). Image filtering using morphological amoebas, *Image and Vision Computing*, **25**, 395–404.
- Pratt, W. (1978). *Digital Image Processing*, John Wiley & Sons.
- Roushdy, M. (2006). Comparative study of edge detection algorithms applying on the grayscale noisy image using morphological filter, *GVIP Journal*, **6**, 17–23.
- Song, X. and Neuvo, Y. (1991). Robust edge detector based on morphological filters, *Circuits and Systems*, **1**, 332–335.
- Song, X. and Neuvo, Y. (1993). Robust edge detector based on morphological filters, *Pattern Recognition Letters*, **14**, 889–894.
- Zhao, Y., Gui, W., Chen, Z., Tang, J. and Li, L. (2005). Medical images edge detection based on mathematical morphology, *Engineering in Medicine and Biology Society*, 6492–6495.
- Zhao, Y., Gui, W. and Chen, Z. (2006). Edge detection based on multi-structure elements morphology, *Intelligent Control and Automation*, **2**, 9795–9798.
- Zhuang, H. and Hamano, F. (1988). A new type of effective morphologic edge detectors, In *Proceedings of the Twentieth Southeastern Symposium, System Theory System Theory*, 304–311.

Edge Detection using Morphological Amoebas in Noisy Images

Won Yeol Lee¹ · Se Yun Kim² · Young Woo Kim³ · Jae Young Lim⁴ · Dong Hoon Lim⁵

¹Korea Science Academy; ²Korea Science Academy;

³Korea Science Academy; ⁴Korea Science Academy;

⁵Department of Information Statistics, Gyeongsang National University

(Received January 2009; accepted April 2009)

Abstract

Edge detection in images has been widely used in image processing system and computer vision. Morphological edge detection has used structuring elements with fixed shapes. This paper presents morphological operators with non-fixed shape kernels, or amoebas, which take into account the image contour variations to adapt their shape. Experimental results are analyzed in both qualitative analysis through visual inspection and quantitative analysis with PFOM and ROC curves. The Experiments demonstrate that these novel operators outperform classical morphological operations with a fixed, space-invariant structuring elements for edge detection applications.

Keywords: Noisy images, mathematical morphology, amoeba, edge detection, structuring element.

⁵Corresponding author: Professor, Department of Information Statistics and RINS, RICIC, Gyeongsang National University, Jinju 660-701, Korea. E-mail:dhlim@gnu.ac.kr