

퍼지 애매성을 이용한 에지검출기의 평활화 정도평가

(Evaluation of Edge Detector's Smoothness using Fuzzy Ambiguity)

김태용[†] 한준희^{**}

(Tae Yong Kim) (Joon Hee Han)

요약 기존의 경계 검출 방법은 디지털 영상에서 특정한 위치의 경계 존재 유무를 평가하기 위하여, 경계 신호를 강화하고 잡음의 영향을 줄이기 위한 여러 종류의 파라미터를 사용한다. 그 중 대표적인 것은 평활화 기능으로 가우스 함수를 많이 사용한다. 그러나, 평활화 함수는 그 크기에 따라 경계의 위치에 변화를 가져오기 때문에 특정 계산 등의 후처리 연산에 많은 오류를 전파하게 된다. 본 논문에서는 이러한 경계 검출과정의 오류를 줄일 수 있는 최적의 파라미터 평가를 퍼지 경계 표현을 이용하여 제안한다. 퍼지 경계 표현은 특정한 위치에 경계의 가능성 정도를 멤버십으로 부여하는 표현 방법으로서, 경계의 위치가 불확실하거나 밝기 변화가 이상적인 경계와 다를 경우에는 그의 애매성을 퍼지 멤버십으로 표현한다. 이러한 경계의 퍼지 표현을 이용하여 기존의 경계 검출기를 사용하여 검출된 경계에 대한 존재의 모호성 및 위치의 모호성을 평가하고, 최적의 파라미터 값을 영상의 종류에 따라 자동적으로 선택할 수 있는 측정값을 제안한다.

Abstract While the conventional edge detection can be considered as the problem of determining the existence of edges at certain locations, the fuzzy edge modeling can be considered as the problem of determining the membership values of edges. Thus, if the location of an edge is unclear, or if the intensity function is different from the ideal edge model, the degree of edgeness at the location is represented as a fuzzy membership value. Using the concept of fuzzy edgeness, an automatic smoothing parameter evaluation and selection method for a conventional edge detector is proposed. This evaluation method uses the fuzzy edge modeling, and can analyze the effect of smoothing parameter to determine an optimal parameter for a given image. By using the selected parameter we can detect least ambiguous edges of a detection method for an image. The effectiveness of the parameter evaluation method is analyzed and demonstrated using a set of synthetic and real images.

1. 서론

2차원 영상 내부의 물체를 구분하고, 특성화하며, 처리해야할 정보를 크게 줄일 수 있는 중요한 특징인 경계(edge)는 영상 내의 그림자, 반사특성(reflectance), 무늬(texture), 깊이(depth) 등에 의하여 생성되며, 밝기 함수(intensity function)의 불연속(discontinuity)의 위

치로 정의된다. 이러한 경계 검출 문제의 핵심은 경계 존재유무 판별의 정확성과 위치의 정밀성이다. 영상 밝기(intensity)의 변화량(gradient)을 이용하는 경계 검출 방법은 물체 내부에서는 부드러운(smooth) 밝기 변화량을 가지며 물체와 배경의 경계에서는 불연속적인(step edge) 밝기 변화량을 갖는다고 가정하며, 밝기 변화량이 큰 부분에서의 지역적인 최댓값(local maximum of the gradient magnitude) 혹은 영점 교차(zero-crossing) 등을 경계 위치로 간주하였다. 그러나, 디지털 영상은 그 취득 과정에서 많은 화질저하(degradation)를 가져와서 경계 검출을 어렵게 한다. 이러한 화질저하 중 센서 잡음, 감광 소자 불량 등은 첨가 가우스(additive Gaussian)로 모델링하여 분석되었고, 광학 시스템 왜곡

* 본 연구는 교육인적자원부의 BK21 사업과 과학기술부의 NRL 사업의 재정적인 지원을 받아 수행되었음.

† 비회원 : 중앙대학교 영상공학과 교수
kimty@postech.ac.kr

** 중신회원 : 포항공과대학교 컴퓨터공학과 교수
joonhan@postech.ac.kr

논문접수 : 2000년 3월 2일
접수완료 : 2001년 6월 25일

은 가우스 컨볼루션에 의한 번짐 왜곡으로 분석되었다 [1]. 이러한 잡음 모델을 적용하고, 그에 따른 잡음 오류를 줄이기 위하여 Canny[2], Nalwa[3], Iverson[4], Bergholm[5] 등이 각각 경계검출 방법을 제안하였다. 그러나, 실제 카메라 취득 영상은 이와 같은 이상적인 모델과는 달리 외부 환경 요인에 의한 영상의 부분적인 잡음(noise)이나 번짐(blur), 또는 근본적인 경사 경계등이 있는 경우, 임펄스 응답이 공간적으로 변화(space variant)하며 비대칭적이기 때문에 모델링과 분석이 매우 어렵고, 또 기존의 검출방법에서는 그 표현이 경계선과 비 경계선으로 강제 이진화 함으로써 근본적인 오류를 포함하게 된다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 이진경계를 검출하는 방법들 간의 특성을 비교하고, 특정 검출 방법이 다른 환경 혹은 다른 파라미터에서 어떠한 특성을 갖는지를 분석하여, 품질이 우수한 경계를 검출할 수 있는 파라미터의 평가가 필요하게 되었다. 이러한 평가는 실제의 경계 위치를 모르는 영상에서 이루어져야 하므로 매우 어렵지만, 여러 가지 가정을 바탕으로 이진경계를 평가하는 연구가 진행되어 왔다.

실제 경계 위치를 알고 있을 때 Abdou와 Pratt[6]는 다양한 검출 방법에 대한 실험적 비교를 수행하였다. 이 방법은 실제 경계 위치와 검출된 경계 위치 사이의 차이에 바탕을 둔 것으로 경계 위치에 대한 사전지식을 필요로 하므로 실제 영상에는 적용하기 어려웠다. Kitchen과 Rosenfeld[7]는 실제 경계 위치를 알 수 없는 경우에도 적용할 수 있는 자동 경계 평가 기술을 제안하였지만, 검출된 경계의 모양에만 평가를 집중하였다. 그밖에 최적의 경계를 찾고 동시에 그의 효과를 평가하려는 연구[8] [9] [10]도 다양하게 연구되었으나, 정확한 경계 위치를 간과하거나 왜곡된 경계가 좋은 평가를 받는 문제점이 있었다. 또한, 경계 위치를 모르는 상태에서 연결성, 균질성[11]을 이용하거나, 연결성, 유연성, 간결성, 정밀성 등을 이용한 연구[12]도 있었으나 위치에 대한 평가는 이루어지지 않았다. 다른 한편으로 정확한 위치와 연결성을 중요시한 연구[13]는 경계 양쪽에서 기울기 크기의 변화를 통계적으로 분석하였으나, 직선 위주의 경계만을 대상으로 하였다.

본 논문에서는 실제 영상에서 나타낼 수 있는 이진경계의 유형을 가우스 함수로 모델링하여 경계검출 파라미터에 따른 오류 한계를 파악하였으며, 경계 피지 모델링[14][15]의 특성을 이용하여 기존의 이진경계에서 최적화된 파라미터를 평가하는 존재의 모호성 및 위치의 모호성 등을 정의하였다. 이러한 모호성 측정치를 이용

하여 이진경계와 영상 자체의 불확실성을 평가할 수 있었으며, 기존의 경계 검출 방법을 사용할 때 애매성이 가장 적은 이진경계를 검출하는 최적의 평활화 파라미터를 선택할 수 있도록 하였다.

제 2 장에서는 영상 왜곡 모델의 가정을 바탕으로 경계검출 문제를 단순화시킨 기존의 다양한 경계검출 방법의 가설을 검토하였고, 사용된 파라미터를 분석하였으며, 가우스 근사화에 따른 경계의 오류 가능성을 나타내었다. 제 3 장에서는 이전 연구에서 제안하였던 퍼지 집합을 이용한 경계 정도의 일반화된 모델링 방법을 간략히 살펴보고, 이를 이용하여 제 4 장에서는 기존 방법에 의하여 검출된 경계를 평가할 수 있는 모호성 측정값을 제안한다. 이러한 측정값의 유용성을 제 5 장의 실험 및 분석에 나타내었다.

2. 기존의 경계검출 (Conventional edge detection)

이 장에서는 대표적인 경계검출 가설과 그에 사용되는 파라미터를 살펴보고, 가우스 근사화에 의한 경계 위치의 오차 한계를 분석한다.

2.1 경계검출의 가설과 파라미터(Various hypothesis in edge detection and their parameters)

기존의 경계검출 방법에서는 단순화된 모델을 바탕으로 최적화 조건을 수식화하여 평가 함수(Euler equation, Lagrange multipliers, calculus of variations)를 만든 후, 경계조건을 가정하여 해결하는 방식으로 연산자를 설계하였다.

Roberts와 Sobel 등이 제안한 단순 미분 연산자는 밝기 변화량(gradient)이 어느 정도 이상 크게 변화하는 곳을 경계로 간주하였으나, 이러한 미분 연산자는 지역적인 정보만을 참조하고, 잡음이나 번짐에 대한 가정과 이에 따른 최적의 경계 추출 대상이 없으며, 이산적 미분이 잡음의 영향을 크게 하는 단점을 가지고 있다.

Marr와 Hildreth[16]는 고주파 성분을 제거하는 평활화 필터를 설계하였는데, 이는 가우스 함수로 근사화될 수 있기 때문에 경계를 검출하기 위해서 원래 영상 f 와 $\nabla^2 G$ 의 컨볼루션을 제안하였다. 미분하기 전에 평활화를 수행하는 것은 경계가 공간영역이나 주파수영역에서 특정한 위치를 차지하고 있는 특성이라는 바탕에 의한 것이었다.

Canny, Deriche와 Spacek[1]등은 계단 경계(step edge), 독립적인 가우스 잡음(independent Gaussian noise), 위치 불변(shift-invariant), 단순 고립된 경계를

가정하여, “1) 좋은 신호 대 잡음비 유지, 2) 정확한 위치 지정, 3) 단일 경계에 단일 응답” 등을 평가기준으로 하여 최적의 경계 연산자를 찾았다. 경계 조건을 도입하여 SNR과 Localization의 곱을 최소화하는 최적 검출기의 이론은 Canny[2]에 의하여 정립되었으며, 단순하고도 성능의 80%를 낼 수 있는 가우스 함수의 미분에 의한 근사 방법을 제안하기도 하였다.

Poggio[17] 등은 Hadamard가 제시한 적합성 문제(well-posed problem)[18]를 이용하여 밝기변화를 특성화하여, 경계 검출은 2차원 밝기 영상의 수치적 미분이 라고 간주하였고, 미분 전에 필터링의 필요성을 다른 측면에서 추정하였다.

이상의 모든 가설의 결과는 접근 방법은 달랐지만 경계 검출을 위하여 평활화를 제안하고 있고, 이는 가우스 컨볼루션으로 근사화될 수 있음을 나타내고 있다.

앞에서 살펴본 바와 같이 최적의 경계검출을 위하여 다양한 가설이 적용되었고, 그 결과 경계검출의 방법에는 다양한 파라미터가 필요하게 되었다. 밝기 기울기를 구분하는 임계값 T_g 가 적으면 너무 많은 경계가 남게 되고, 그 반대의 경우에는 너무 적은 수의 경계만 남게 되므로, T 의 선정에는 특별한 가정과 제약이 필요하며, 다양한 방법이 연구되었다[19][20]. 영상 전체에 대한 단일 임계값 적용은 경계의 연결을 방해하므로, Canny[2]는 두 개의 임계값 T_L 과 T_H ($T_L < T_H$)를 사용하는 새로운 임계화 방법(hysteresis thresholding)을 제안하여 각각의 경계들이 가능한 많이 연결되도록 하였다.

그 외 경계 검출방법에서 사용되는 파라미터로 Nalwa [3] 방법에서의 변침 왜곡 요소, Iverson[4] 방법의 방향, Bergholm[5] 방법의 시작 σ 와 종료 σ 등이 있을 수 있으며, 경계검출 방법과 연관된 처리에서 사용하는 파라미터로서 고립된 경계의 삭제에 위한 최소 화소 수, 연결을 위한 간격 크기, 방향성 검출을 위한 방위 간격 등도 고려할 수 있으나, 본 연구에서는 기존 방법에서 가장 많이 사용되고, 화질에 큰 영향을 미치는 평활화 가우스함수의 표준편차 크기와 임계화를 위한 임계값을 분석 대상 파라미터로 고려하였다.

2.2 가우스 근사화에 의한 경계분석(Edge analysis by Gaussian approximation)

렌즈의 왜곡에 의한 실험적인 변침을 0.6 화소[3][21] 정도로 가정하고 통계적 파라미터 예측 기법을 사용하여 경계위치의 오류하한을 분석하면, 밝기 값에 대한 사전 확실도(prior certainty), 평활화 크기, 경계를 포함하는 창 의 크기, SNR 등을 고려할 때 Cramer-Rao의 평균계급

오류(mean squared error)로 도달할 수 있는 위치 $\lambda(x)$ 의 오류 하한 값을 다음과 같이 전개할 수 있다[21].

2차원 영상에서 x 축에 수직이고 y 축에 평행인 계단 경계를 가정하고, 이 계단 경계가 σ_s 의 편차를 갖는 변침 왜곡을 받았을 때, 왜곡 정도를 가우스 함수 $\phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-z^2/2} dz$ 를 사용하여 근사화 하면 경계 모델은 아래와 같이 나타난다.

$$s(x, y, \theta) = J\phi\left(\frac{x-l}{\sigma_s}\right) \quad (1)$$

이상의 모델에 잡음과 밝기 변화의 크기를 포함한 출력 영상 f_g 는

$$f_g(x, y) = s(x, y, \theta) + n(x, y) \quad (2)$$

과 같이 표시된다. 여기에서 J 는 경계에서의 밝기변화 크기, l 은 경계의 이상적인 위치를 나타내며, $n(x, y)$ 는 독립적인 가우스 첨가 잡음으로서 $E[n^2(x, y)] = N_0^2$ 인 분산을 가진다. 이러한 경계 모델에서 Cramer-Rao 정의에 따른 경계위치의 평균계급오류는

$$E[(\lambda(x) - l)^2] \geq \frac{N_0^2 \sqrt{\pi} \sigma_s}{J^2 T_y} \quad (3)$$

의 결과로 표시된다. 이와 같이 경계위치의 오류는 SNR의 역(N_0^2/J^2), y 축 창 길이의 역($1/T_y$), 변침(σ_s) 등의 형태로 파라미터의 영향을 받는다. 즉, 위치 오류의 이론적인 최소치는 신호 대 잡음비(J^2/N_0^2)와 y 축 창 길이(T_y)가 커질수록 낮아지고, 변침이 커질수록 높아진다. x 축의 창 크기(T_x)는 어느 정도까지만 영향을 미치고 y 축 창 길이는 반비례의 영향을 미치므로 $T_y \gg T_x$ 인 연산자가 바람직하지만, 계산상의 편의를 위하여 대칭적인 평활화 함수를 사용한다.

이상과 같이 분석된 경계 위치에 대한 Cramer-Rao의 이론적인 오류하한을 잘 알려진 Canny 연산자에 적용하여 간략화 하면,

$$E[(\hat{l})^2] \approx 2.2 \frac{N_0^2 \sqrt{\pi} \sigma_s}{J^2 T_y} \quad (4)$$

이 되어, 이론적인 오류하한보다 약 2.2배 많다는 결과를 얻는다[21]. Canny 연산자는 원래 신호 $f_g(x)$ 에 신호 대 잡음비의 향상을 위하여 가우스 함수의 미분 $G_{\sigma_s}'(x)$ 를 컨볼루션한 것으로서, 위치 오류의 하한은 이론적인 것과 마찬가지로 신호 대 잡음비(J^2/N_0^2), y 축 창 길이(T_y) 및 변침(σ_s)의 영향을 받지만, 그에 더해 신호 대 잡음비를 향상시키기 위한 평활화의 크기(σ_s)에도 영향을 받아, σ_s 가 커지면 검출된 경계의 위치 오

류는 더욱 커지게 됨을 알 수 있다. 따라서 영상의 품질에 능동적으로 적용되어 잡음의 영향을 줄이면서 위치의 오류를 최소화 할 수 있는 최적의 파라미터를 평가할 수 있는 측정값이 필요하다.

3. 퍼지집합을 이용한 경계정도의 일반화된 모델링(Generalized modeling of edgeness using fuzzy sets)

기존 영상처리에서 나타나는 이진화의 어려움과 그에 따른 오류의 전달을 피하기 위하여 밝기 값 자체를 직접 모델링하는 퍼지 기하학(fuzzy geometry)에 대한 개념이 제안되었고[22][23], 영상에서의 불확실성은 예측 가능한 변질이나 잡음에 의한 화소 사이의 애매성으로 간주하여 퍼지 집합 개념의 도입을 정당화하기도 하였다[24]. 이러한 연구를 경계 영역에 적용하여 제안하였던 경계 정도의 퍼지 표현[14][15]은 밝기 값이 가지고 있는 정보의 단순성, 제약된 환경, 오류의 민감성 등의 문제점을 극복할 수 있었다.

본 장에서는 선명도(sharpness)와 대칭성(symmetry)을 이용하여 퍼지 경계 집합의 소속 정도를 결정하는 기존의 퍼지 경계 표현을 간단히 살펴보고, 이를 이용하여 다음 장에서 이진경계의 평가 방법을 유도한다.

3.1 모델링을 위한 퍼지집합 정의 (Fuzzy set definition for modeling)

퍼지집합의 바탕인 전체집합 U 는 $M \times N$ 기울기(gradient) 영상 F 의 위치로 정의된다. 기울기 영상 $F(x, y)$ 는 밝기 값 영상 $f(x, y)$ 에 가우스 함수 $G(x, y, \sigma_g)$ 를 컨볼루션한 후 미분한 결과로서 $F(x, y) = \nabla G(x, y, \sigma_g) * f(x, y)$ 이다. 여기에서 가우스함수의 컨볼루션은 다중 최대치의 제거와 신호 대 잡음비 향상을 위하여 수행한다.

기울기 영상 F 의 각 위치는 크기($\|\nabla G(x, y) * f(x, y)\|$)와 방향 $n = \frac{\nabla G(x, y) * f(x, y)}{\|\nabla G(x, y) * f(x, y)\|}$ 을 가지게 되며, 각각의 위치는 전체집합 U 의 원소가 된다. 이를 이용하여 퍼지 경계 집합 A 는 전체집합 U 에 속하면서 경계가 될 수 있는 위치를 원소로 포함하게 된다.

$$A = (\nu_A(x, y), (x, y)), \quad x = 1, 2, \dots, M, \quad y = 1, 2, \dots, N.$$

여기에서 소속함수 $\nu_A(x, y)$ 는 0과 1 사이의 값을 가지며, 전체집합 U 에 속하는 위치 (x, y) 가 퍼지 경계 집합 A 에 속하는 정도를 나타낸다. 이러한 방법은 이진집합에서 특성함수가 경계 혹은 비 경계에 따라서 $\xi_A(x, y) \rightarrow \{0, 1\}$ 로 표시하는 것과는 다른 표현이다.

퍼지 경계 집합 A 는 여러 개의 부분집합 A_i 로 구성되며, 각각의 부분집합은 물체의 경계와 수직인 1차원 기울기(gradient) 방향의 화소들로 구성된다. 이 원소들은 서로 연결되고, 같은 기울기 부호를 가지고 있으며, 퍼지 집합의 특성을 보유하여 다음과 같은 식으로 표현된다.

$$A = \cup A_i, \quad i = 1, 2, \dots, \quad \nu_{A \cup A_i} = \max[\nu_{A_i}, \nu_A]. \quad (5)$$

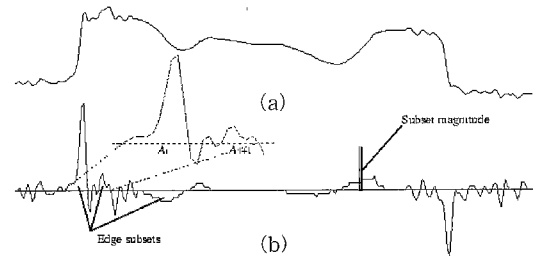


그림 1 1-D 밝기 값과 기울기 신호: (a) 원래의 밝기 값 신호; (b) 기울기 신호에서 경계 부분집합과 크기

기울기 영상에서의 퍼지 경계 집합과 부분집합의 정의에 의하여 그림 1 (a)의 밝기 신호에 대한 기울기 신호와 경계 부분집합을 (b)에 표시하였다. 이 신호는 음, 양으로 변화하는 크기를 가지며, 경계 부분집합 A_i 는 기울기 신호가 영점 교차하는 지점($\nabla_n G(t, \sigma_g) * f(t) = 0$)에서 나누어진 i 번째 부분 내부의 위치를 원소로 포함한다. 따라서 A_i 에 속한 원소들은 서로 연결되어 있고, 같은 기울기 부호를 갖는다. 퍼지 부분집합의 크기 M_i 는 집합내의 각각의 원소 크기를 합한 양으로 정의되어 $M_i = \sum_{t \in A_i} |F(t)|$ 으로 표시되고, 그림 1 (b)에 막대모양으로 표시하였다.

3.2 선명도, 높이 및 대칭성(Sharpness, height and symmetricity)

이상적인 계단경계 $u(t)$ 에 대한 평활화 효과는 다음과 같이 유도된다.

$$\frac{\partial}{\partial t}(u(t) * G(t, \sigma_g)) = \delta(t) * G(t, \sigma_g) = G(t, \sigma_g) \quad (6)$$

여기에서 $\delta(t)$ 는 임펄스 함수를 나타내며, 이상적인 모델의 최종적인 표준편차는 σ_g 로써 이는 평활화에 사용되었던 가우스 함수의 표준편차이다. 그러나, 선형의 경사 경계는

$$r(t) = \begin{cases} 0, & \text{if } t < 0 \\ \frac{1}{w} t, & \text{if } 0 \leq t \leq w \\ 1, & \text{if } w < t \end{cases} \quad (7)$$

로 수식화 된다. 경사 경계의 1차 미분은 $0 \leq t \leq w$ 에서 $r'(t) = 1/w$ 이고, $r'(t)$ 의 분산은 $\int_0^w \frac{1}{w} (t-w/2)^2 dt \propto w^2$ 이며, 표준편차 σ_r 는 경사의 폭 w 에 비례하게 된다. 영상 전체에 균일하게 적용된 가우스 평활화 표준편차 σ_g 의 크기는 영상의 품질이나 사용 목적에 맞도록 적절하게 제어할 수 있다. 따라서 평활 함수의 표준편차(σ_g)가 σ_r 보다 작은 경우 전체적인 $r'(t) * G(t, \sigma_g)$ 의 표준편차는 주로 $r'(t)$ 의 폭 w 에 의해서 영향을 받게 된다. 이러한 사실은 임의의 경계 부분집합의 표준편차가 이상적인 계단 경계의 표준편차와 비교되어 경사정도 및 왜곡정도 등의 애매성을 반영할 수 있음을 나타낸다. 이상의 분석을 바탕으로 평활화 효과와 경계 자체에 포함된 애매성의 비로 표현되는 부분집합의 선명도(sharpness) T_i 를 다음과 같이 정의한다.

$$T_i = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{\sigma_g}{\sigma_i} > 1 - \epsilon \\ \frac{\sigma_g}{\sigma_i}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (8)$$

여기에서 $0 \leq \sigma_g/\sigma_i \leq 1$ 이며, ϵ 는 추출오류에 대비한 여유 값이다. 선명도는 각각의 퍼지 부분집합 A_i 에 속한 원소들의 표준편차(σ_i)에 의해서 계산된다. 퍼지 경계 모델링에서의 부분집합의 퍼지 선명도는 부분집합이 경계 혹은 비 경계로 구분되는 범주의 확실성을 나타낸다. 즉, 부분집합의 선명도가 높으면 경계의 특성을 많이 가지고 있음을 의미한다.

퍼지집합의 높이는 그 집합에 속한 원소의 가장 큰 소속 정도이다. 퍼지 부분집합 A_i 의 높이는 ν_{0i} 로 표기하며, 같은 영상에서 각각의 경계의 확실성을 서로 비교하는데 사용하며 아래와 같이 정의한다.

$$\nu_{0i} = \{1 - (1 - T_i)^2\}. \quad (9)$$

여기에서 $0 \leq T_i \leq 1$ 이므로 ν_{0i} 도 0과 1 사이의 값으로 정의되며, 선명도 T_i 에 대하여 비선형으로 단조 증가함으로써 높은 선명도를 우대하도록 하였다.

퍼지 부분집합의 대칭성은 부분집합의 원소가 이루는 왜곡의 형태를 예측할 수 있게 한다. 부분집합의 원소들의 기울기 크기가 완벽하게 대칭이면, 그 경계 부분집합은 대칭적인 요소에 의하여 왜곡되었고, 그러한 경우에서의 계단경계 위치는 변경되지 않는다. 따라서 이러한 사실을 잘 반영할 수 있는 부분집합 A_i 의 대칭성은

$$S_i = \frac{1}{M_i} \sum_{(\mu_i, \delta) \in A_i} \{|F(\mu_i - \delta) - F(\mu_i + \delta)|\}^2 \quad (10)$$

로 정의되며, 여기에서 $t = 1, 2, 3, \dots$ 이고, $M_i = \sum_{t \in A_i} |F(t)|$

이다. 즉, 부분집합의 대칭성은 가우스 정규화의 평균을 중심으로 같은 거리에 있는 양쪽 원소의 기울기 크기를 비교하여, 그 차이만큼을 누적하여 전체 크기와와 비로 나타내었다.

3.3 소속 함수 (Membership function)

경계정도를 나타내는 소속함수로는 여러 가지가 가능하지만, 소속함수의 선택은 소속함수의 최댓값(높이)이 그 부분집합의 애매성을 나타내야 하기 때문에 단일형식 함수(unimodal function)에서만 가능하다. 또한, 부분집합은 밝기 값 기울기에 의한 지역적인 정보로 구성되었기 때문에 그의 크기와 모양이 각각 다르므로, 이러한 정보를 반영할 수 있고 지역적 특성에 따라 함수의 형태를 쉽게 변환할 수 있는 소속함수를 선택하여야만 한다.

이상과 같은 필요조건과 분석을 만족하는 소속함수 중 하나는

$$\nu_{A_i}(t) = k_1 \{1 + k_2(t - \mu)^2\} \quad (11)$$

이며, 여기에서 k_1 과 k_2 는 상수로서 함수의 모양을 결정하는데 사용되며, 이 함수는 μ 를 중심으로 하여 강조되어 있고 그 폭과 높이를 조절할 수 있다.

앞에서 정의한 높이 ν_{0i} 와 대칭성 S_i 를 식 (11)의 상수 k_1 과 k_2 대신 치환하여 정리하고 특이조건을 삽입하면 다음과 같다.

$$\nu_{A_i}(t) = \begin{cases} \nu_{0i} \{1 + \frac{k_2}{S_i} \times (t - \mu_i)^2\}, & \text{if } \nu_{0i} \neq 1 \text{ and } S_i \neq 0 \\ \nu_{0i}, & \text{if } S_i = 0 \text{ and } t = \mu_i \\ 1, & \text{if } \nu_{0i} = 1 \text{ and } t = \mu_i \end{cases} \quad (12)$$

여기에서 $t \in A_i$ 이다. 만약 대칭성 S_i 가 0으로 접근하면, $\lim_{S_i \rightarrow 0} \nu_{A_i}(\mu_i) = \nu_{0i}$ 에 의하여 중심점 μ_i 에서만 높이 ν_{0i} 만큼의 소속정도를 가지게 되며, 대칭성 S_i 가 0이 아닌 경우에는 거리의 제곱에 반비례하는 만큼 높이가 ν_{0i} 는 줄어들게 된다. 상수 k_3 는 이웃 경계들 간의 민감도를 반영하는 상수로서, k_3 가 적을 경우에는 중심으로부터 거리가 멀어져도 소속정도 $\nu_{A_i}(t)$ 가 조금만 영향을 받으므로, 이웃 경계와의 거리가 아주 가까울 때 소속함수의 민감성을 감소시키기 위해 사용하지만, 대부분의 실제 영상에서는 일정한 값을 사용하여 고정된 영향력을 유지하도록 한다. 이렇게 선명도, 높이, 대칭성 등을 이용하여 정의한 소속함수 $\nu_{A_i}(t)$ 는 경계집합 A_i 에 속한 위치에서의 애매성을 나타내며, 애매성이 없는 계단 경계에서는 이진경계로 나타나게 된다.

4. 퍼지표현을 이용한 이진경계 평가 (Crisp edge evaluation using fuzzy representation)

본 장에서는 파라미터 θ (임계값 혹은 평활화 크기)를 사용하여 검출된 이진경계 E_θ 의 정확성을 평가할 수 있는 “경계 모호성 평가치”를 제안한다. 이 평가치는 기존 방법의 문제점인 부정확한 경계 위치 평가를 보완할 수 있도록 퍼지 경계 표현을 이용하여 이진경계의 존재 및 위치의 모호성을 영상 전체에 걸쳐 계산한 것이다.

4.1 존재의 모호성 (Existence ambiguity)

이진경계 집합 E_θ 는 파라미터 벡터 θ 를 사용하여 얻은 경계의 위치 (x, y) 를 포함한다. 여기에서 파라미터는 경계검출 방법에 따라 서로 다를 수 있지만, 일반적으로 많이 쓰이는 가우스 함수의 표준편차와 두 개의 임계값 $\theta = [T_H, T_L, \sigma]$ 을 대상으로 한다. 퍼지 경계 모델링에서와 마찬가지로, 기존의 경계검출 방법에서의 평활화는 1차원 기울기 방향에 대해서만 생각할 수 있다.

가우스 함수 G_s 가 평활화에 사용되었다면, 평활화된 계단 함수 $u(t)$ 의 미분 출력은 다음과 같이 나타난다.

$$G_o = \frac{\partial}{\partial t} u(t) * G_s = \delta(t) * G_s = G_s \quad (13)$$

여기서 $\delta(t)$ 는 임펄스 함수를 나타낸다. 따라서 평활화된 계단함수의 1차 미분은 평활화 연산자 그 자체가 된다. 그러나 이상적인 계단 함수가 아닌 대부분의 유사 계단함수에서는 $G_o \neq G_s$ 이므로, 평활화로 가우스 함수를 사용한 경우에 $G_s = G(t, \sigma_s^2)$ 와 $G_o = G(t, \sigma_o^2)$ 를 비교하면 - 평활화 함수와 임의의 출력함수 사이의 분산을 비교하면 - 원래 함수의 비 계단 정도를 파악할 수 있다. 이러한 결과는 퍼지집합의 선명도와 높이를 정의한 식 (8)과 (9)로부터 퍼지경계와의 관계를 유추할 수 있게 한다. 따라서 이상적인 경계의 높이를 1이라 하고, 경계를 구성하는 퍼지 부분집합의 높이를 비교함으로써 존재의 모호성을 정의한다.

$$C_{ex} = 1 - \nu_{or} = (1 - T_i)^2 \quad (14)$$

잡음이 있는 경계, 비 계단 경계, 혹은 번짐이 있는 경계는 부분집합의 분산이 계단 경계일 때 보다 크고, 높이가 낮아지기 때문에 존재의 모호성은 커지게 된다.

4.2 위치의 모호성 (Location ambiguity)

퍼지 경계 모델에서 정의하였던 부분집합의 소속함수에 의하여 집합에 속한 모든 원소는 자신의 소속정도를 가지게 된다. 이진경계의 표현은 부분집합에 속한 위치 중 오직 한 곳을 경계로 간주하였고, 이 위치의 모호함은 같은 위치에서 퍼지 모델에서 부여한 소속 정도와 비교되어 평가될 수 있다. 따라서, 위치의 모호성은

$$C_{li} = \nu_{or} - \nu_{A,i}(t) \quad (15)$$

로 정의되며, 여기서 t 는 이진경계의 집합에 속하는 위치($t \in E_\theta$)이다.

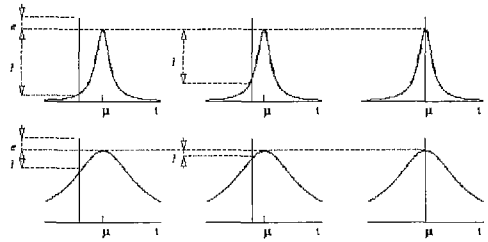


그림 3 존재의 모호성(e_o 표시)과 위치의 모호성(l_o 표시): 위쪽 세 개의 그래프는 대칭성이 좋은 퍼지경계에서 이진경계의 모호성; 아래쪽 세 개의 그래프는 대칭성이 나쁜 퍼지경계에서 이진경계의 모호성

그림 2의 실선 그래프는 대칭성의 영향에 의한 퍼지 경계 소속정도를 나타내고 있다. 위쪽 세 개의 그래프는 각각 좋은 대칭성일 때 위치의 모호성이 큰 경우, 작은 경우, 없는 경우를 나타내고, 아래쪽 세 개의 그래프는 나쁜 대칭성일 때 위치의 모호성이 큰 경우, 작은 경우, 없는 경우를 각각 나타낸다. 부분집합 원소들의 대칭성이 좋아서 S_i 가 작아지면 식 (12)의 $\frac{k_3}{S_i}$ 는 커지고 소속함수 $\nu_{A,i}(t)$ 는 뾰족하게 형성된다. 이 때 이진경계는 그림 2에서 크기 1을 갖는 직선으로 표시되고, 식 (14)에서 정의된 존재의 모호성은 e_o 로 표시된다. 식 (15)로 계산되는 위치의 모호성은 그림에서 l_o 로 표시되어 있다.

그림 2에서 존재의 모호성은 모든 경우에서 동일하나 위치의 모호성은 소속함수의 모양이나 중심으로부터의 거리에 따라 변하는 것을 알 수 있다. 원래의 경계가 비 계단이거나 왜곡 등의 애매성을 가지고 있을 때, 경계의 정확한 위치를 확실하게 주장하기 어려우므로 아래 그림들과 같이 소속함수를 뾰족하게 정의하였고, 이 경우 위치의 모호성은 부분집합 내의 위치에 크게 영향을 받지 않는다. 그와 반대로 소속 정도가 확실한 위 그림에서는 위치의 모호성이 경계의 위치에 따라서 매우 심하게 변화한다.

4.3 평균 경계 모호성 (Average edge ambiguity)

θ 파라미터를 사용하여 검출한 이진경계를 평가하기 위하여 존재의 모호성과 위치의 모호성을 결합하여 평균 경계모호성을 정의한다. 식 (14)와 (15)를 결합하고 영상전체로부터 그림 2에 표시된 $e+li$ 의 평균을 구한 후 소속함수에 대한 잡음의 영향을 줄이기 위하여 필터링

S를 수행하면 다음과 같은 평균 경계 모호성 D_e 를 정할 수 있다.

$$D_e = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in E_\theta} S[C_{ei} + C_{ej}] \quad (16)$$

$$= \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in E_\theta} (1 - S[\nu_A(x,y)])$$

$$S[\nu_A(x,y)] = \frac{1}{N_n} \sum_{i=-w}^w \sum_{j=-w}^w \nu_A(x+i, y+j). \quad (17)$$

여기에서 N 은 이진경계의 수이고, $\nu_A(x,y)$ 는 (x,y) 에서의 퍼지 소속정도, w 는 이웃의 크기, N_n 은 0보다 큰 소속정도를 갖는 이웃의 개수를 각각 나타낸다. 이 식은 이진경계의 타당성을 평가하기 위하여 E_θ 에 속한 위치에서만 이진경계를 퍼지 소속정도와 비교하게 된다.

4.4 경계 검출 파라미터의 평가(Evaluation of edge detection parameter)

그림 3에 이진 경계를 검출할 때 최적의 파라미터를 선정하는 방법의 예를 도시하였으며, 흐름도의 순서적인 기능을 설명하면 다음과 같다.

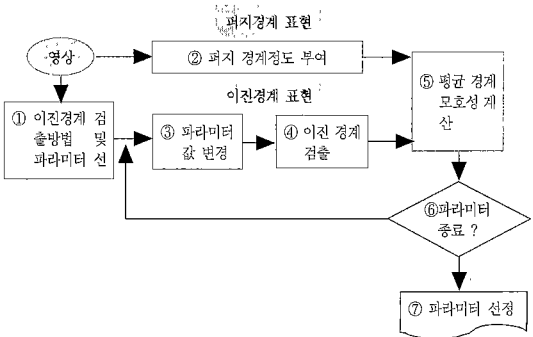


그림 3 이진 경계 평가 방법의 흐름도

① 기존의 경계 검출방법과 그에 따른 평활화 파라미터를 선정한다. 본 연구에서는 Canny의 경계검출 방법과 $\theta = [T_H, \sigma]$ 를 파라미터로 하였으며, 경계의 퍼지 모델링에 필요한 식 (12)의 k_3 는 이전 연구[15]의 결과에 의하여 0.005로 설정하였다.

② 식 (8), (9), (10)과 (12)를 이용하여 8방향의 1차원 퍼지 모델링을 수행한 후 퍼지 합집합 연산 ($\nu_{A \cup A_i} = \max[\nu_{A_i}, \nu_A]$)으로 2차원 퍼지 멤버십을 경계 정도에 따라 부여한다.

③ 파라미터 σ 값을 변경한다.

④ 선택한 경계검출 방법과 파라미터 값에 의하여 이진 경계를 검출하고, 세선화(thinning) 및 연결(linking)

등의 처리를 수행한다.

⑤ 이진경계의 위치에서 식 (16)을 이용하여 평균 경계의 모호성을 계산한다.

⑥ 검증할 파라미터의 값이 남아 있으면 ③에서 다시 시작한다. 실험에서는 0.1의 간격으로 $1 \leq \sigma \leq 4$ 구간을 평가한다. 이번 연구에서는 경계 모호성 측정치의 유용성을 나타내는데 중점을 두었기 때문에 최적해를 찾는 수렴 알고리즘을 고려하지 않았으나, gradient descent, 유전자 알고리즘(genetic algorithm) 등의 도입으로 빠른 수렴도 가능할 수 있겠다.

⑦ 여러 가지 경계 모호성 중에서 가장 모호성이 적은 경계를 검출한 파라미터 값을 선정한다.

5. 실험 및 분석(Experiments and analysis)

본 장에서는 잡음과 빈집이 있는 영상에서 평활화 파라미터의 영향을 분석하고, 모호성 평가 값을 이용하여 최적의 품질을 갖는 경계를 검출하는 파라미터를 선정하는 실험을 수행한다. 실험에서는 식 (12)의 민감도 상수 k_3 는 0.005, 식 (8)의 오류 여유 값 ϵ 은 0.2를 사용하였고, 8방향에 대한 경계 가능성을 조사하였다. 이진경계의 검출을 위해서는 잡음 제거를 위한 가우스 평활화 $\sigma_g = 1$ 을 사용하였으며, 단일 임계값을 적용한 Canny 방법을 사용하였다. 고립된 경계 제거(4 화소 미만)와 연결(linking) 및 최댓값이 아닌 경계 억제(nonmaximal suppression)도 수행하였으며, 실험에서 사용된 모든 영상은 같은 정도의 잡음의 영향을 받았다고 가정하였다.

5.1 파라미터 평가(Parameter evaluation)

Kitchen과 Rosenfeld[7]는 실제 위치를 모르는 경계를 연속성과 가늘기를 이용하여 평가하였고, Haralick과 Lee[9]는 밝기 분산에 의하여 위치의 정확성을 평가하였으나, 계단 경계가 아닌 경계에 대해서는 부적당하였고 위치에 대한 오류가 심하였다. 본 연구에서 정의한 평균 경계 모호성은 이러한 측정치를 대신할 수 있으며, Kitchen과 Rosenfeld가 사용한 합성 영상을 이용하였다. 신호 대 잡음비는 $SNR = (J/\sigma_N)^2$ 로 정의되며, 여기에서 σ_N 는 잡음의 표준편차이고, J는 경계의 도약 크기이며, 실험에서는 J=25를 사용하였다. 실험 영상은 중앙의 검은색 원에 검은 띠를 계속 두른 연속된 원의 영상을 사용하였고, 그림 4에 다양한 잡음의 영향을 받은 영상을 나타내었다.

실제의 위치를 알고 있는 경계의 평가능력을 비교하기 위하여 평균 경계 모호성을 Pratt의 지수[6]와 비교하였다.

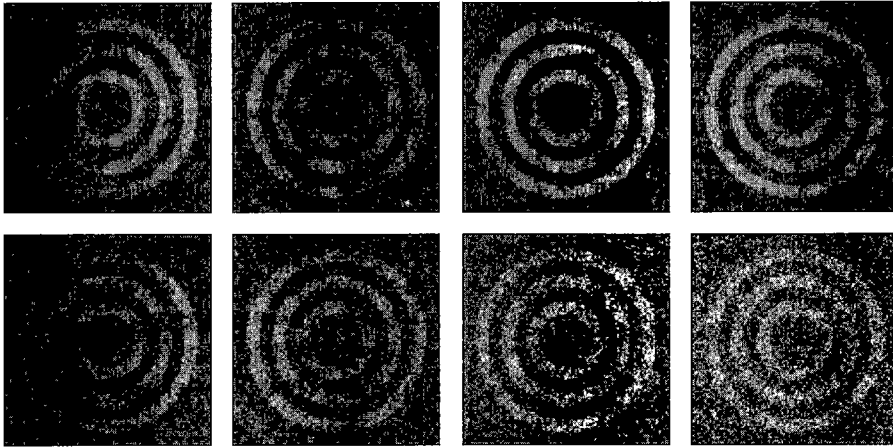


그림 5 다양한 잡음의 실험 영상: 잡음이 없는 원래 영상, SNR= 100, 50, 20, 10, 5, 2, 1 영상(왼쪽에서 오른쪽, 위에서 아래 순서)

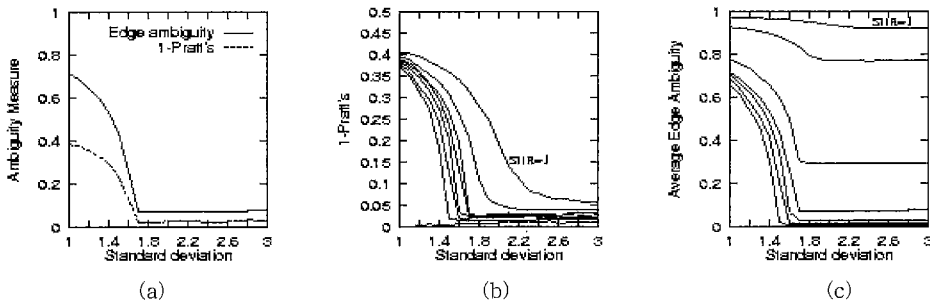


그림 6 $T_H=0.8$ 이고 σ 가 변할 때의 평균 경계 모호성: (a) SNR=10인 영상에서 평균 경계 모호성과 1-Pratt 지수; (b), (c) SNR=1, 2, 5, 10, 20, 50, 100와 잡음이 없는 영상(위에서 아래 순서)에서의 1-Pratt 지수와 평균 경계 모호성

Pratt의 지수는 $F = \frac{1}{\max(I_A, I_I)} \sum_{i=1}^{I_A} \frac{1}{1 + \frac{1}{9} d(i)^2}$ 와 같고, 여기에서 I_A 는 실제 검출된 경계의 수, I_I 는 이상적인 경계의 수, $d(i)$ 는 실제 경계와 이상적인 경계 사이의 거리를 나타낸다.

그림 4에 있는 다양한 잡음을 첨가한 실험 영상에서 파라미터 θ 를 사용하여 얻은 이진경계의 평균경계 모호성을 계산하였다. 그림 5는 평활화의 표준편차가 변할 때 평균경계 모호성과 Pratt 지수의 변화를 나타낸다. "1-Pratt 지수"는 1에서 Pratt 지수를 뺀 값으로 평균경계 모호성과 비교하기 쉽도록 사용하였다. SNR=10인 영상을 사용하였을 때 그림 5 (a)에서 보는 바와 같이 평균경계 모호성은 실제 경계위치를 사용하지 않고도

안정된 표준편차($\sigma=1.7$)를 지정하였고, 이는 Pratt 지수와 같은 값이다. 잡음의 양이 많아질수록 평균경계 모호성도 커지게 되고, 따라서 큰 표준편차에 의하여 값이 안정됨을 그림 5 (b)와 (c)에서 보여준다. 그림 5 (c)에서와 같이 평균경계 모호성은 잡음 정도에 따라서 크게 변화하고, 이는 그림 5 (b)에 표시된 Pratt 지수보다 잡음을 더 확실하게 구분할 수 있어, 평균경계 모호성은 경계의 평가 뿐 아니라 영상의 왜곡 정도까지 평가할 수 있음을 나타낸다.

5.2 이진경계를 위한 파라미터 선정 (Parameter selection for crisp edges)

특정한 경계검출 방법이 정해지면, 연결, 삭제 등의 다른 처리과정의 존재 유무와 상관없이, 이진경계를 경

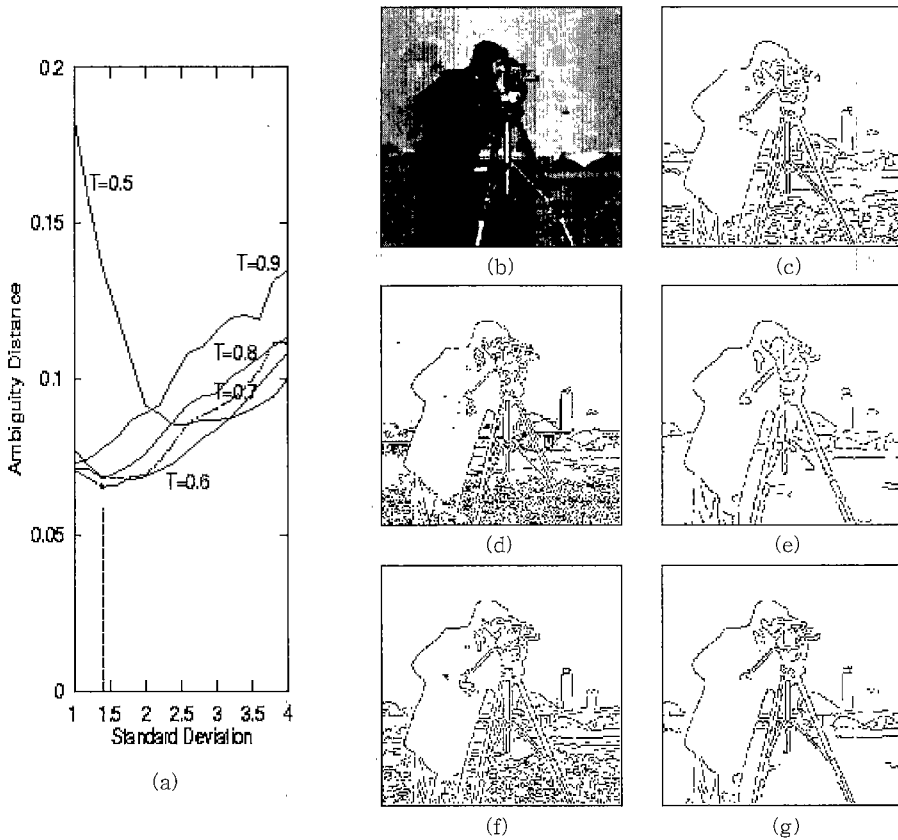


그림 6 잡음이 없는 영상에서의 경계 모호성과 파라미터에 값의 변화에 따른 경계 영상: (a) 임계값과 평활화 크기가 변할 때의 경계 모호성, 점선에 있는 * 표시가 최적 파라미터를 가리킴; (b) 원래 영상; (c) 최소 모호성을 갖는 최적 파라미터($\sigma=1.4, T_H=0.70$)에 의한 이진경계; (d)-(g) 부적합한 파라미터($\sigma=0.4, T_H=0.70$), ($\sigma=2.4, T_H=0.70$), ($\sigma=1.4, T_H=0.60$) 및 ($\sigma=1.4, T_H=0.80$)에 의한 이진경계

계의 존재 및 위치에 대한 애매성을 조합한 식 (16)의 평균 경계 모호성으로 평가할 수 있다. 파라미터 크기를 바꾸어서 얻은 일련의 모호성 중에서 가장 적은 값을 갖는 경계를 검출한 파라미터를 최적의 파라미터로 선정한다.

그림 6 (b)의 잡음이 없는 카메라맨 영상에서 얻은 그림 6의 왼쪽 그래프(a)는 임계값과 평활화의 표준편차를 변화시키면서 얻은 경계의 모호성을 나타내며, 점선에 있는 "*"는 가장 모호성이 적은 파라미터, 즉 임계값은 0.7, 평활화 표준편차는 1.4일 때의 모호성을 나타낸다. 그래프에서 볼 수 있듯이 모든 임계값에서 표준편차가 변함에 따라 경계의 모호성은 전체적인 최소 값을

표시할 수 있어서, 임의의 T_H 를 정했을 경우에도 최적의 σ 를 얻을 수 있음을 알 수 있다. (c)는 가장 모호성이 적은 파라미터($\sigma=1.4, T_H=0.70$)를 사용하여 (b)영상의 경계를 검출한 영상을 보여준다. 그 외 모호성이 가장 적은 파라미터와 조금씩 크기에서 차이가 나는 각 파라미터 ($\sigma=0.4, T_H=0.70$), ($\sigma=2.4, T_H=0.70$), ($\sigma=1.4, T_H=0.60$)와 ($\sigma=1.4, T_H=0.80$)를 사용하여 얻은 경계 영상을 (d)-(g)에 시각적 비교를 위하여 각각 나타내었다.

원래의 영상 그림 6 (b)에 잡음(SNR=5, 계단 경계의 크기는 100으로 가정)을 넣었을 경우에는 그림 7 (b)와 같이 나타난다. 여기에서 잡음을 제거하고 경계의 형태

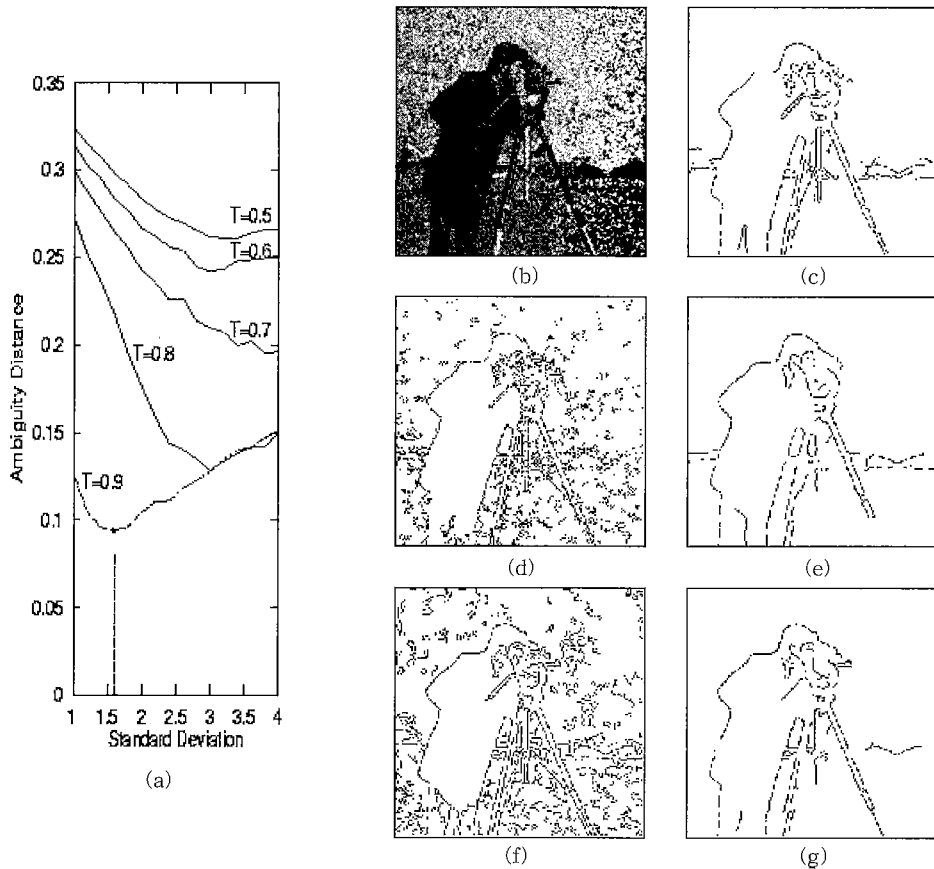


그림 7 잡음(SNR=5)이 있는 영상에서의 경계 모호성과 파라미터 값의 변화에 따른 경계 영상: (a) 임계값과 평활화 크기가 변할 때의 경계 모호성. 점선에 있는 * 표시가 최적 파라미터를 가리킴; (b) 잡음이 있는 원래 영상; (c) 최소 모호성을 갖는 최적 파라미터에 의한 이진경계; (d)-(g) 부적합한 파라미터 ($\sigma=0.6, T_H=0.90$), ($\sigma=2.6, T_H=0.90$), ($\sigma=1.6, T_H=0.80$), 및 ($\sigma=1.6, T_H=0.95$)에 의한 이진경계

를 잘 보존하는 파라미터를 검색하기 위하여 경계 모호성을 계산하였다. 이렇게 구한 경계 모호성은 (a)에 나타내었고, 모호성이 가장 적은 파라미터는 임계값이 0.9, 표준편차가 1.6으로 점선에 있는 *로 나타내었다. 이 곡선은 잡음이 없는 그림 6 (a)와 달리 높은 임계값에서 낮은 모호성 거리를 가진다. 이는 잡음을 제거하여 SNR을 높여야 평균 경계 모호성이 줄어들기 때문이다. 모호성이 가장 적은 파라미터($\sigma=1.6, T_H=0.90$)를 사용하여 얻은 이진경계를 그림 7 (c)에 나타내었다. 잡음을 제거하기 위하여 높은 임계값이 선정되었기 때문에 그림 6 (c)에 비하여 그림 7 (c)에서는 상대적으로 적은 개수의 경계가 검출되었다. (d)-(g)는 모호성 거리가 조금 큰 파라미터를 사용했을 경우로써 각각($\sigma=0.6, T_H$

$=0.90$), ($\sigma=2.6, T_H=0.90$), ($\sigma=1.6, T_H=0.80$)와 ($\sigma=1.6, T_H=0.95$)로, 평활화 기능이 적거나(d), 임계값이 낮아(f) 잡음 경계가 검출되었다. 반대로 평활화 효과가 크거나(e), 임계값이 높은 경우(g)에는 필요한 정보가 검출되지 않았다.

$$\text{정확도}(\text{precision}) = \frac{\text{Correct position}}{\text{Correct position} + \text{False position}}$$

를 도입하여 경계 검출 결과에 대한 객관적인 비교를 수행하였다. 이러한 정확도를 사용하여 잡음이 없는 영상에서 그림 6 (c)와 같이 파라미터 $\sigma=1.4$ 와 $T_H=0.70$ 를 사용하여 검출한 경계와 잡음 영상 그림 7 (b)에서 $T_H=0.90$ 와 다양한 평활화 파라미터 값을 사용했을 경우를 비교하였으며, 이를 그림 8에 나타내었다. 실제 경

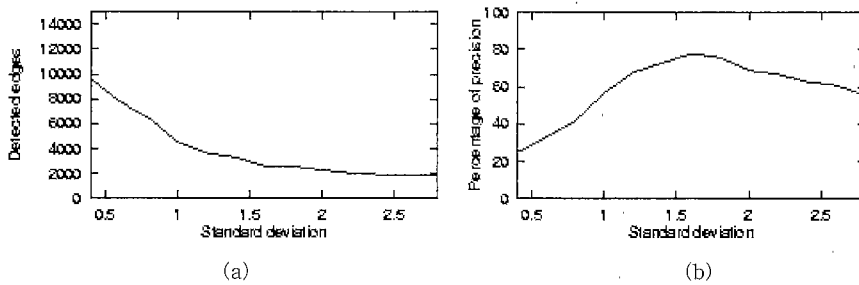


그림 8 다양한 표준편차에 따른 검출 경계의 개수와 정확도: (a) 표준편차에 따른 검출 경계의 개수, (b) 표준편차에 따른 경계의 위치 정확도

표 1 평활화 함수의 표준편차에 따른 경계 검출 개수, 정위치의 경계 개수 및 정확도

표준편차	0.4	0.6	0.8	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	2.0	2.2	2.4	2.6	2.8	3.0
검출 개수	9652	7791	6496	4577	3678	3329	2650	2593	2323	2071	1932	1911	1863	1653
정위치 개수	2380	2562	2724	2567	2499	2423	2058	1964	1602	1381	1225	1151	1039	835
정확도 (%)	25	33	42	57	68	73	78	76	69	67	63	61	56	51

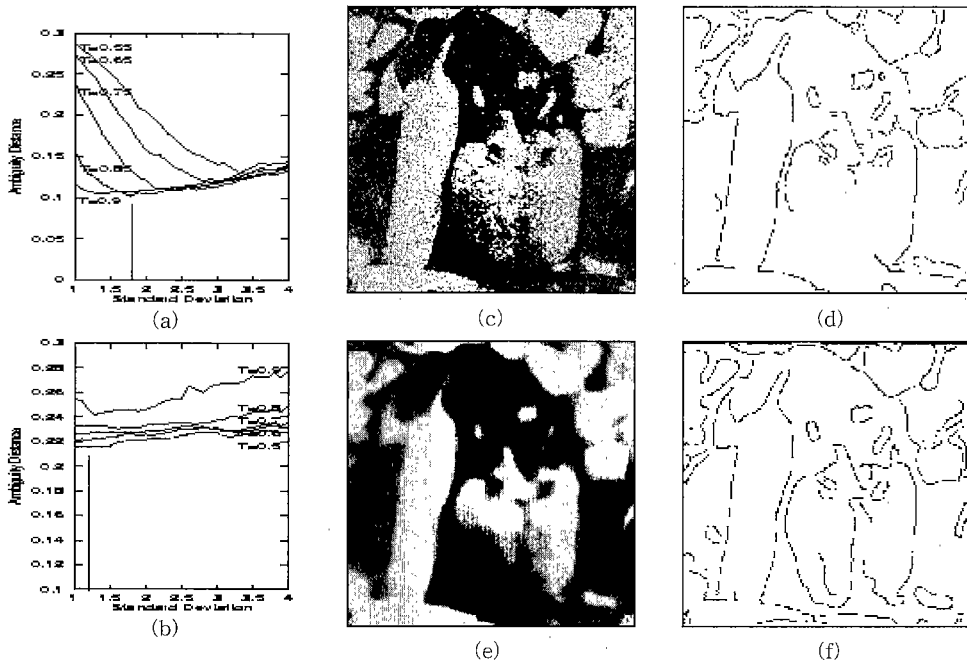


그림 9 모호성거리와 최적 파라미터에 의한 경계 영상: (a) 잡음이 있는 영상에서의 모호성거리; (b) 번짐이 있는 영상에서의 모호성거리; (c) 잡음(SNR=5)이 있는 원래 영상; (d) 잡음 영상에서 최소 모호성을 갖는 최적 파라미터($\sigma=1.8, T_H=0.85$)에 의한 이진경계; (e) 번짐($\sigma_b=3$)이 있는 원래 영상; (f) 번짐 영상에서 최소 모호성을 갖는 최적 파라미터($\sigma=1.2, T_H=0.50$)에 의한 이진경계

개의 정확한 위치를 알기 어렵기 때문에 잡음이 없는 영상의 최적 파라미터를 사용하여 얻은 경계 그림 6 (c)를 정확한 위치로 가정하였다.

그림 8에서와 같이 검출된 경계의 개수는 평활화 함수의 표준편차가 커질수록 줄어들게 되어 잡음 성분을 제거할 수 있지만, 그림 8 (b)에서와 같이 경계의 정확도는 일정 수준보다 커지면 오히려 감소하게 된다. 이는 경계 위치의 변화에 의한 것으로 정확도가 최대로 되는 값이 애매성 측정치에 의하여 얻은 값($\sigma=1.6$)과 같음을 알 수 있다.

이러한 결과를 <표 1>에 수치적으로 나타내었다. 정확한 위치의 개수는 평활화 함수의 표준편차가 커짐에 따라 줄어들지만 부정확한 경계를 포함한 전체 검출 개수가 줄어들기 때문에 정확도는 정확한 위치에서 현저히 증가함을 알 수 있다. 이러한 비교는 임의의 실제 영상에서는 잡음의 정도나 경계의 실제 위치를 가정하기 어려워 사용될 수 없지만, 특정 영상에 잡음을 첨가하여 잡음이 없는 원래의 영상과 비교하여 얻은 실험결과로써 경계의 실제 위치에 대한 가정이 필요 없는 경계 모호성 측정의 타당성을 보장하여 준다.

그림 9는 번짐의 영향과 잡음의 영향에 따른 경계 모호성을 비교 분석하여 나타내었다. 그림 (c)의 잡음(SNR=5) 영상의 모호성은 평활화와 임계값의 크기에 의하여 (a)와 같은 형태로 나타나며, 가장 모호성이 적은 $\sigma=1.8$ 과 $T_H=0.85$ 가 최적 파라미터로 선정되었다. 이와는 다른 경우로 그림 (e)와 같이 번짐($\sigma_b=3$) 영상에서 모호성 거리를 측정할 경우는 (b)와 같이 나타나서 $\sigma=1.2$ 와 $T_H=0.5$ 를 최적 파라미터로 각각 선정하였다. 잡음 영상 및 번짐 영상에서 모호성 거리에 의하여 얻은 최적의 파라미터를 사용하여 검출한 경계를 (d)와 (f)에 각각 표시하였다. 그림에 나타난 두 경우의 모호성거리를 분석하면, 잡음 영상에서는 신호 대 잡음비를 향상시키기 위하여 큰 평활화 필터를 사용해야 하지만, 번짐 영상의 경우 잡음이 번짐에 의하여 이미 제거되었기 때문에 경계 위치를 바꿀 수 있는 불필요한 평활화를 줄이는 작은 크기의 필터를 사용한다는 것을 알 수 있다. 또한 번짐 영상에서의 임계값은 번짐에 의하여 크기가 줄어든 경계를 검출할 수 있도록 평상시보다 적게 설정되어야 함도 보여준다. 따라서 경계 모호성에 의하여 선택한 파라미터를 사용하여 얻은 경계는 잡음에 의한 잘못된 경계를 제거할 수 있으며, 인간의 시각적 판단 기준과 유사하므로, 퍼지 모델링에 의한 이진경계의 평가는 파라미터를 검증하는 타당한 방법이 될 수 있음을 나타낸다.

6. 결론

카메라 시스템으로 취득된 영상은 고주파 성분의 잡음 뿐 아니라 렌즈의 왜곡 등에 의한 번짐 성분 및 근본적인 애매함도 포함하고 있으나, 기존의 경계 검출은 잡음과 계단 경계의 분석 위주로 연구되어 왔기 때문에 번짐 왜곡과 불확실성에는 적절히 대응하기 어려웠다. 본 연구에서는 경계의 애매한 정도를 나타낸 퍼지 경계 모델링을 이용하여 이진경계 검출에서 파라미터의 영향을 분석하고 경계 모호성을 정의하여, 이진경계와 습득 영상을 평가하여 최적의 파라미터를 선택하도록 하였으며, 여러 가지 실험에 의하여 이진 경계 평가의 타당성을 검증하였다.

그러나, 경계의 퍼지 모델링을 이용하여 기존 방법의 평활화 파라미터를 평가하였지만, 본 연구에서 사용한 퍼지 경계 소속함수는 단일 최댓값을 갖는 대칭함수로서 2개의 가변 파라미터만을 갖도록 제안되었으나, 새로운 증거에 따른 측정치나 기하학적 특성도 수용할 수 있어서 경계를 정확히 묘사할 수 있는 새로운 소속함수에 대한 연구가 지속되어야 할 것이다.

참고 문헌

- [1] Olivier Faugeras, *Three-dimensional computer vision : a geometric viewpoint*, The MIT Press, 1993.
- [2] John Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol.8, No.6, pp.679-698, Nov. 1986.
- [3] V. S. Nalwa and T. O. Binford, "On Detecting Edges," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol.PAMI-8, No.6, pp.699-714, 1986.
- [4] Lee A. Iverson and Steven W. Zucker, "Logical/Linear Operators for Image Curves," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol.17, No.10, pp.982-996, 1995.
- [5] Fredrik Bergholm, "Edge Focusing," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol.PAMI-9, No.6, pp.726-741, 1987.
- [6] I. E. Abdou and W. K. Pratt, "Quantitative Design and Evaluation of Enhancement/Thresholding Edge Detectors," *Proceedings of IEEE*, Vol.67, No.5, pp.753-763, 1979.
- [7] Les Kitchen and Azriel Rosenfeld, "Edge Evaluation Using Local Edge Coherence," *IEEE Trans. on SMC*, Vol.SMC-11, No.9, pp.597-605, 1981.
- [8] Edward J. Delp and C. Henry Chu, "Detecting Edge Segments," *IEEE Trans. on SMC*, Vol.SMC-15, No.1, pp.144-152, 1985.
- [9] Robert M. Haralick and James S. J. Lee, "Context Dependent Edge Detection and Evaluation," *Pattern*

- Recognition, Vol.23, No.1/2, pp.1-19, 1990.
- [10] Jun Shen, "An Optimal Linear Operator for Step Edge Detection," CVGIP: Graphical Models and Image Processing, Vol.54, No.2, pp.112-133, 1992.
 - [11] Qiuming Zhu, "Efficient evaluation of edge connectivity and width uniformity," Image and Vision Computing, Vol.14, pp.21-34, 1996.
 - [12] Robin N. Strickland and Dunkai K. Chang, "Adaptable edge quality metric," Optical Engineering, Vol.32, No.5, pp.944-951, 1993.
 - [13] P. L. Palmer, H. Dabis and J. Kittler, "A Performance Measure for Boundary Detection Algorithms," Computer Vision and Image Understanding, Vol.63, No.3, pp.476-494, 1996.
 - [14] Tae Yong Kim and Joon H. Han, "A Fuzzy Approach to Edge Detection and Representation," Fuzz-IEEE 97, pp.69-74, July 1997, Barcelona, Spain.
 - [15] Tae Yong Kim and Joon H. Han, "Edge representation with fuzzy sets in blurred images," Fuzzy Sets and Systems, Vol. 100, pp.69-79, Nov. 1998.
 - [16] D. Marr and E. Hildreth, "Theory of Edge Detection," Proceeding of Royal Society of London, Vol.B-207, pp.186-217, 1980.
 - [17] Vincent Torre and Tomaso A. Poggio, "On Edge Detection," IEEE Trans. on PAMI, Vol.PAMI-8, No.2, pp.147-163, 1986.
 - [18] J. Hadamard, *Lectures on the Cauchy Problem in Linear Partial Difference Equations*, New Haven, CT: Yale University Press, 1923.
 - [19] M. Fleury, L. Hayat and A. F. Clark, "Parallel entropic auto-thresholding," Image and Vision Computing, Vol.14, pp.247-263, 1996.
 - [20] Liang-Kai Huang and Mao-Jiun J. Wang, "Image Thresholding by Minimizing the Measure of Fuzziness," Pattern Recognition, Vol.28, No.1, pp.41-51, 1995.
 - [21] Ramakrishna Kakarala and Alfred O. Hero, "On Achievable Accuracy in Edge Localization," IEEE Trans. on PAMI, Vol.14, No.7, pp.777-781, 1992.
 - [22] Azriel Rosenfeld, "Fuzzy Digital Topology," Information Control, Vol.40, No.1, pp.76-87, Jan. 1979.
 - [23] Azriel Rosenfeld, "The fuzzy geometry of image subsets," Pattern recognition letters, Vol.2, pp.311-317, Sep. 1984.
 - [24] Sankar K. Pal and Azriel Rosenfeld, "Image Enhancement and Thresholding by Optimization of Fuzzy Compactness," Pattern Recognition letters, pp.77-86, Feb. 1988.

김 태 용

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용
제 28 권 제 2 호 참조

한 준 희

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용
제 28 권 제 2 호 참조