

## 퍼지추론을 이용한 영상의 경계추출에 관한 연구\*

조철호 · 최원호  
전기전자 및 자동화공학부

### <요 약>

경계의 검출과정은 세 단계로 분류할 수 있는데, 이들은 영상 내의 잡음 등을 제거하기 위한 평활화 과정, 경계를 검출하는 과정, 그리고 추적하는 과정이다. 이들 중 평활화 작업과 경계의 검출과정에 퍼지추론의 방법을 적용하였다. 이는 영상 내에 존재하는 미세한 경계의 특징 등은 보존하면서, 잡음 등의 원하지 않은 오염의 영향을 효과적으로 제거하는데 그 목적이 있다. 우선 국부 지역의 화소들의 특징에 근거한 퍼지 가우시안 평활화 필터를 적용하여 경계 정보는 보호하면서도, 평활화 작업을 수행하여 잡음을 제거하는 방법을 구현하였다. 이는 평활화 작업을 경계의 방향과 가로지르는 방향으로 각각 수행함으로써 가능하였다. 그에 대한 정도는 퍼지 규칙과 퍼지 소속 함수로 정의하였다. 이들에 대한 결과의 검증은 표준 가우시안 평활화 필터 등의 전통적인 영상처리 기술과 비교함으로써 확인하였다.

## A Study on the Image Edge Detection Using Fuzzy Inference

Chul-Ho Jo · Won-Ho Choi  
Dept. of Electronic Engineering,

### <Abstract>

The edge detection is one of the important subjects for image processing and analysis. It consists of three stages: smoothing for reducing noise in image data,

\* 본 연구는 울산대학교 학술연구조성비에 의하여 연구되었음.

detecting edge information, and tracing edges. In this paper, fuzzy reasoning algorithms are applied to edge detection and smoothing processes. It is shown that the fuzzy reasoning algorithms are somewhat effective to reduce contaminants and even to preserve minute edge information. A gaussian smoothing filter, which is based on local image characteristics, is used to reduce noises. To preserve edges, the performance of the filter is prohibited for the perpendicular direction of edges. The edge detection algorithm is enhanced by human's heuristic experience, which is represented in fuzzy rules and fuzzy membership functions. The results are compared with those of standard image processing techniques.

## I. 서 론

경계의 검출(edge detection)은 영상처리(image processes)와 컴퓨터비전(computer vision)분야에 있어 매우 중요한 과정이다<sup>[6]</sup>. 경계(edge)는 물체의 외곽형태에 관한 유용한 구조적 정보를 가지고 있고, 또한 경계 검출과정을 수행함으로써 영상 데이터의 양을 과감히 줄일 수 있어 영상의 분석을 간결하게 해준다. 경계는 영상에서 두 영역의 경계에 위치하는 점들을 말하며, 인접 영역간의 경계부분은 한 영상 안에서 명암도(intensity)의 불연속성으로 나타난다. 그러나 실제 영상자료에 있어 경계들은 잡음이나 불균일한 조명등의 영향과 같은 다양한 원인에 영향을 받아 경계정보가 부분적으로 감추어지거나, 왜곡되기 때문에 결과적으로 불분명하고, 모호한 내용의 정보들을 많이 포함하게 된다. 이 때문에 무엇이 경계이고, 또한 무엇이 아닌지를 결정하는 일은 매우 어려운 작업이다.

인간은 불충분한 형태를 가진, 매우 생소한 물체들조차 이해할 수 있는데, 이는 인간의 시각체계가 아주 다양한 조건하에서 서로 구별되는 물체들을 보아온, 수많은 경험에 의해서 이루어져 있기 때문이다. 어떤 것이 비슷한 물체이고, 어떤 것이 서로 다른 물체인지 이해하기 위해서 인간은 자신의 경험적 알고리즘을 이용한다. 비록 이들 알고리즘들이 우리의 시각체계의 인간의 두뇌 속에 도구화되어 있지만, 이는 그에 상응하는 처리 과정의 조직체계로 특성화하는 것이 가능하리라 생각된다.

여기서는 불충분하고 불완전한 데이터들에 대해 경험적인 처리과정을 표현하기 위한 적당한 구조로서, 퍼지 추론(fuzzy reasoning)의 방법을 제시한다<sup>[2][3][4][5]</sup>. 일반적으로 경계의 형태는 스텝 함수 형태나 두 평면사이의 기울기로서 경계를 특성화한다. 그러나, 실제로 점차적인 감쇠나 일정하지 못한 밝기 사이의 영역, 유사한 밝기사이의 영역, 잡음, 그리고 이러한 경우들의 조합 등에 대해서는 그에 대한 인식이 빛나가게 된다. 더군다나 효과적인 경계 검출을 위해서는 구조상의 제약을 반영하기 위해 지역 형태 특성의 범위를 벗어나야 한다. 그리고 경계는 경험적으로 특성화 될 수 있다. 이를 위해 퍼지 추론 방법을 도입하였다. 퍼지 추론 방법은 이러한 상황을 근사함에 있어 매우 유용하게 반응하며, 모델화 하는데 있어 강력한 특성을 보이리라 생각된다. 이는 다른 여러 분야에서 응용되어온 퍼지 추론 방법을 통해 예측할 수 있다. 퍼지이론은 1965년 미국 버클리 대학의 자태 교수에 의해 처음 발표되었으며, 그 이후 인공지능분야에서 매우 중추적인 역할을 담당해왔으며, 컴퓨터 과학, 제어공학, 경영에서의 의사결정, 전문가 시스템, 논리학 등의 대부분의 첨단 분야에 적용되고 있다.

이 논문에서는 영상의 구성과 퍼지 추론의 적용을 제시하고 여러 가지 특성을 최상으로 할 수 있는 알고리즘 구현을 나타낸다. 마지막으로 실험의 결과와 결론을 보이겠다.

## II. 영상의 구성과 퍼지 추론의 적용

### 2.1. 영상의 구성

현재 영상처리 과정을 표현하기 위하여, 가장 널리 받아들여지는 영상의 표준 선형모델 (standard linear model)은 대상이 되어지는 원래의 영상과 특정 처리를 목적으로 하는 목적 함수간의 회전 연산(convolution)으로 나타낼 수 있다. 이는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$f(x, y) = o(x, y) * h(x, y) + n(x, y) \quad (1)$$

이때  $f(x, y)$ 는 관찰된 결과영상을 나타내며,  $o(x, y)$ 는 원래의 영상을,  $h(x, y)$ 는 특정 처리과정을 위한 목적함수,  $n(x, y)$ 은 잡음요소로서 각각 나타내었다. 좋은 경계 검출자는 잡음에 대해서는 반응하지 않고 실제 경계에서만 반응하는 연산자이다. 이러한 효과를 얻기 위하여, 우선 잡음을 제거한 다음 경계를 강조하는, 즉 영상의 평활화(smoothing), 그리고 침예화의 방법을 사용해 왔다.

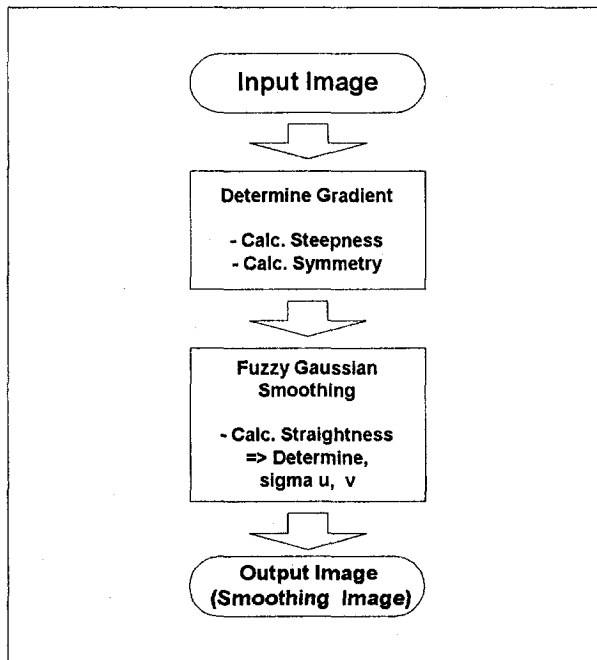


그림 1. 퍼지 추론을 적용한 영상 처리과정의 전체 구성도

그림 1은 이번 연구에서 사용된 경계검출자의 전체 구성도로서 일반적인 퍼지 제어 시스템(fuzzy control system)의 구성을 이용하고 있다. 먼저 평활화를 수행하기 위해서는 일반적으로 가우시안 필터(gaussian filter)를 사용하는데, 그 이유는 이 필터가 가지는 공간 및 분광 지역화(spatial & spectral localization) 특성 때문이다<sup>[1]</sup>. 2차원의 가우시안 필터의 특성은 다음과 같다.

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right] \quad (2)$$

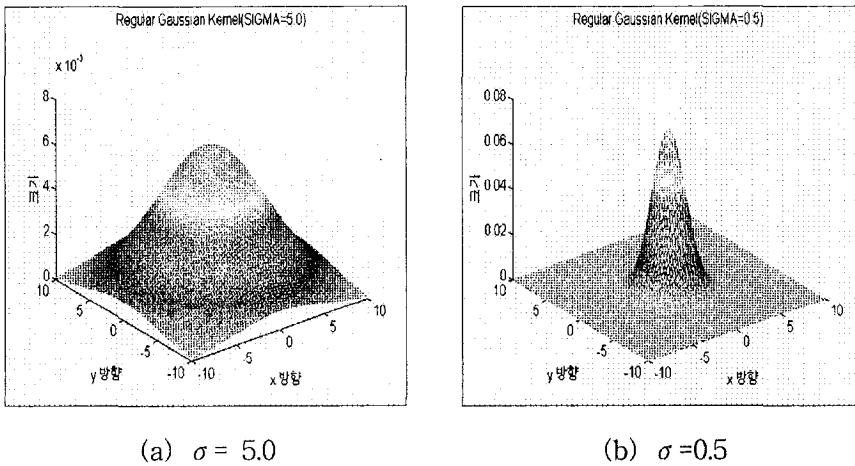


그림 2. 표준 가우시안 필터의 3차원 형태

이때, 영역 영상에 대한 평활화 정도는 가우시안 필터의 시그마 값에 의해 결정된다. 즉, 시그마의 값이 클수록 그림 2의 (a)처럼 평활화의 효과가 커지며, 반대로 시그마의 크기가 작아지면 (b)의 경우처럼 평활화 효과가 감소한다. 평활화 과정은 이러한 2차원의 가우시안 필터와 입력 영상간의 회전연산 결과로서 얻어지는데, 그 특성은 다음과 같다.

$$f(x, y) = o(x, y) * G(x, y) \quad (3)$$

평활화 연산은 잡음성분을 제거하지만, 미세한 경계를 희석시키는 결과를 초래한다. 따라서 이에 대한 대책이 필요한데, 그 해결책으로 부분적으로 시그마의 크기를 달리하는 등의 여러 가지 방법<sup>[2][3][4][5]</sup>이 제시되었지만, 이 지역 데이터 특성에 따라 동적으로 시그마 값을 예측하여, 가우시안 필터의 형태를 변형(squashing)시킴으로서 얻어진다<sup>[2]</sup>. 이러한 일련의 과정의 수행 중에 현재의 화소의 경사도를 결정하거나, 혹은 경계여부를 확인하기 위하여 일정한 크기의 창 중심(center of window)을 현 화소에 위치시키고, 중심 화소를 기준으로 지역특성을 추출하게 되는데, 이때 관찰되는 지역 특성은 매우 애매한 정보이다.

따라서 본 연구에서는 이들을 언어항(linguistic term)으로 간주하고, 각 언어항에 대한 퍼지 집합(fuzzy set)을 정의한다. 정의된 퍼지 집합은 결과 값을 유도하기 위한 퍼지 규칙

(fuzzy rule)으로 표현되고, 이들 퍼지 규칙들은 최종 경계의 유무 등을 결정하기 위한 퍼지 추론에 사용된다. 앞서 보인 그림 1은 이번 연구에서 사용된 경계검출자의 전체 구성도로서 일반적인 퍼지 제어 시스템(fuzzy control system)의 구성을 이용하고 있다.

## 2.2. 퍼지 가우시안 필터(Fuzzy Gaussian Filter)

### 2.2.1 새로운 경사도(Gradient)의 정의

적당한 필터의 형태를 결정하기 전에 관심대상 화소의 주변지역의 경사도의 크기와 방향에 대해 알 필요가 있다. 그러나 영상에 존재하는 잡음의 영향 때문에 기존의 경사도의 크기와 방향 결정법은 많은 무리가 따르는 것이 사실이다. 처리 대상이 되는 영상 내에 미세한, 그리고 갑작스런 잡음을 포함하고 있다면 기존의 표현으로는 심각한 문제가 야기 될 것이다. 따라서 새로운 경사도의 표현이 요구된다. 여기서 사용된 새로운 경사도의 표현방법은 우선 관심의 대상이 되는 지역(region)을 중심점(center pixel)을 지나는 임의의 분할선(dividing line)을 기준으로 나누고, 그로 인해 나누어진 두 영역의 지역특성을 이용하여 결정한다.

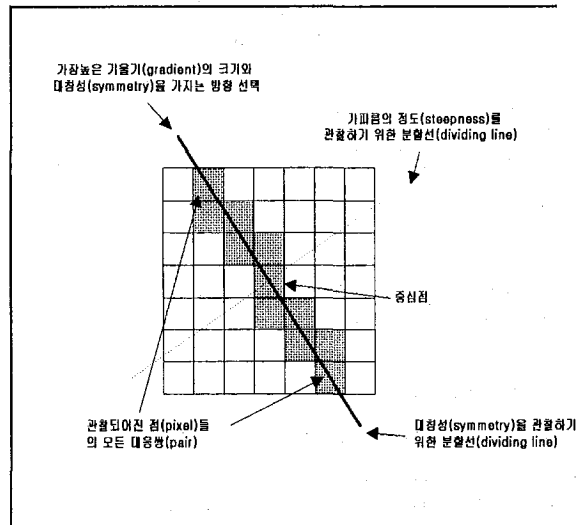


그림 3. 새로운 경사도의 정의

이때 몇 가지 고려해야 할 사항이 있다. 첫째, 잡음의 영향을 가능한 무시하기 위해서는 분할선의 위에 직접적으로 놓여지는 점들은 무시하고 각 영역 내 화소들의 평균값을 이용한다. 이때 관심의 대상이 되는 영역에서 분할 선에 의해 나누어진 두 영역 사이의 평균값 차이는 해당 지역의 가파름 정도에 대한 정보를 나타낸다. 둘째, 각각의 영역에서 같은 가파름 정도를 가지는, 가능성 있는 모든 방향에 대한 해결이 필요한데, 이때는 해당 경사도의 방향을 가로지르는 두 영역에 대한 대칭도를 고려한다. 이는 아래에 나타낸 표에서와 같이, 높은 대칭도를 가지는 방향은 경계표면에 대한 접선(tangent)을 선택하는 것을 의미하기 때문이다. 가장 의미 있는 경사도의 방향은 두 영역사이의 가장 큰 가파름과 경사도 라인을 가로지르는 가장 큰 대칭도를 나타낸다. 이를 퍼지 규칙을 이용하여 표현하는데 다음과 같다.

표 1. 경사도(gradient)결정을 위한 퍼지 규칙

가파름의 정도	대칭의 정도	경사도
small	low	low
small	high	low
large	low	medium
large	high	high

이 방법을 이용한 경사도의 크기와 방향은 분할선의 양쪽영역에서의 화소들의 평균값의 차이로서 간단히 구할 수 있다.

### 2.2.2. 필터 형태의 변형

우리는 선택된 영역 내에서의 지역 데이터에 따라 가우시안 평활화 함수(gaussian smoothing function)의 형태를 결정한다. 만일 데이터가 경사도의 방향으로 의미 있는 형태정보를 가지고 있다면 그 정보를 보호하기 위해서는 경사도의 수직방향으로만 평활화를 하는 것이 좋다. 여기서 이용한 가우시안 평활화 함수는 경사도의 방향으로 변형시켜야 하며 결과적으로 평활화는 경계나 형태를 따르는 방향으로 이루어진다. 그리고 경계를 가로지르는 방향으로 이루어지지 않는다. 두 방향에 대해 모두 엄격히 평활화가 제한되어야 한다. 이제 우리는 새로운 좌표계인  $u$ 와  $v$ 의 좌표로 정의한다. 이때  $u$ 방향과  $v$ 방향은 각각 경계방향이거나, 혹은 가로지르는 방향이고, 이는 함수의 모양을 위해 시그마( $\sigma$ )를 조정하기 위한 기준 방향이 된다. 이를 표현한 식은 다음과 같다.

$$\mathcal{W}(u, v) = \frac{1}{2\pi} \left( \frac{1}{\sigma_u} \exp\left[-\frac{u^2}{2\sigma_u^2}\right] \right) \left( \frac{1}{\sigma_v} \exp\left[-\frac{v^2}{2\sigma_v^2}\right] \right) \quad (4)$$

본 논문에서는 이들 두 시그마( $\sigma$ )를 지역 정보(local information)에 기초한 퍼지 컨트롤을 사용하여 조정한다. 이를 위해 3개의 매개변수를 사용하여 국부지역의 형태를 결정하는 데, 이것들은 경사도의 크기(gradient magnitude)와 직진성(straightness), 그리고 잡음도(noisiness)이다. 경사도의 크기는 분할선의 양쪽 면에 위치한 화소들의 평균값의 차이로 결정하며, 직진성은 경계의 방향을 따라 이동된 화소들을 비교함으로써 결정한다. 자세히 설명하면 앞에서 대칭성을 결정할 때와 유사하게 직선 경계의 방향을 따라 이동된 화소가 비슷한 값의 화소를 가지고 정돈될 것임을 기대한다. 각각의 화소들에 대해 이러한 비교를 수행하는 것은 직진성의 통계적 계산으로 만들어지는 기대값으로부터의 편차의 평균을 구한 다음 평가 영역사이에 위치시킨다.

마지막으로 잡음도는 대상 평면상에 갑작스럽게 나타나는 충격잡음(impulse noise)에 대한 배려이다. 이들 세 개의 매개변수를 선택한 이유는 다음과 같다. 높은 경사도의 크기(high gradient magnitude)는 경계가 있을 가능성이 매우 큼을 나타내며, 그곳에서는 경계의 방향으로 가능한 많이 평활화가 이루어져야 하지만, 경계를 가로질러서는 이 주요한 형태(dominant shape)를 보호하기 위해서 제한되어야 한다. 그러나, 만일 경계 부분(edge segment)이 굴곡(curve)이라면, 뾰족한 구석(sharp angled) 또는 삼각점(triple point)에 있

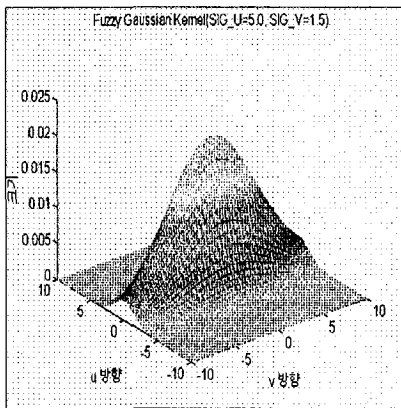
다면, 그리고 경계를 따라 평활화를 한다면 주요한 경계정보를 희미하게 할 것이다. 따라서 이런 경우는 제약을 해야 한다. 그리고 낮은 경사도의 크기(low gradient magnitude)는 그 영역이 평면임을 가리키며, 가능한 모든 방향으로 평활화가 이루어져야 한다. 또한 앞의 모든 경우에 대해 잡음도를 고려해서 그 정도가 크다면 경계방향에 대한 평활화의 정도를 높여야 할 것이다.

개별적 방향에 대한 평활화의 정도를 증가시키기 위해서 우리는 해당 방향에 대한 시그마의 값을 쉽게 증가 혹은 감소시킬 수가 있다.  $\sigma_u$ 와  $\sigma_v$ 를 조정한다는 생각은 경사도의 크기와 직진성 그리고 잡음도가 아래에 보이는 테이블의 퍼지 규칙으로 표현된 것으로 알 수 있다. 이때 두 시그마 값에 대한 계산은 최소-최대값(min-max)방법을 이용한다.

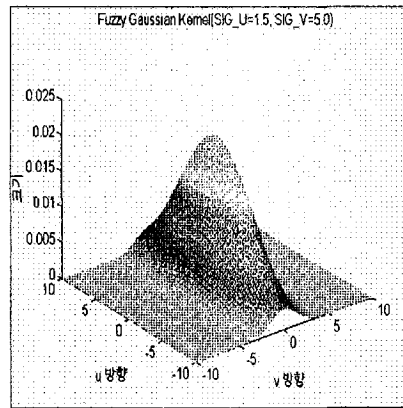
그림 4의 (a)는  $\sigma_u=5.0$ ,  $\sigma_v=1.5$ 인 경우의 퍼지 가우시안 함수의 3차원 형태이다.

표 2. 각종 시그마 값을 결정하기 위한 퍼지 규칙

경사도	직진성	잡음도	$\sigma u$	$\sigma v$
Small	Low	Small	Large	Large
Small	Low	Large	Large	Large
Small	High	Small	Large	Large
Small	High	Large	Large	Large
Large	Low	Small	Small	Small
Large	Low	Large	Medium	Small
Large	High	Small	Small	Large
Large	High	Large	Medium	Large



(a)  $\sigma u=5.0$ ,  $\sigma v=1.5$



(b)  $\sigma u=1.5$ ,  $\sigma v=5.0$

그림 4. 퍼지 가우시안 필터의 3차원 형태

### Ⅲ. 알고리즘의 구현

#### 3.1 가파름의 정도 결정

가파름의 정도는 해당 점의 주변 관심 영역을 분할선으로 구분할 때, 이로 인해 나누어진 두 영역의 모든 점들의 합에 대해 평균값을 취하고, 그 평균값의 차이를 이용한다. 이 평균값의 차이가 크다는 의미는 이들 두 지역의 기울기가 크다는 사실을 의미한다. 두 지역을 나누는 분할 선은 해당 창(7×7 pixel size window)의 중심점을 지나는 여러 분할선들에 대해 각각 가파름의 정도를 구해서 가장 큰 값을 가지는 분할선을 취한다. 만일 같은 크기의 값을 가지는 분할선이 여러 개가 있다면, 이들에 대해 대칭도를 구하고, 그 값이 가장 큰 선을 선택한다. 그리고 다음에 보인 것은 가파름의 정도를 결정하는데 이용한 퍼지 소속 함수이다.

#### 3.2 대칭도의 결정

경사도의 결정과 경계점동의 결정에 사용된 매개변수인 대칭도의 결정 방법은 다음과 같다. 대칭도,  $y$ 는 관찰대상 영역 내에 위치하는 임의의 점과, 중심점을 통과하는 경사도의 방향에 있는 분할선을 가로지르는, 반사된 점(reflected pixel)을 비교함으로써 결정된다. 이때 수행되는 비교과정은  $n \times n$ 크기의 정방형의 평가 영역(region of evolution)의 창(window)위에 조합 쌍들을 대상으로 이루어진다. 모든 조합 쌍들에 대한 비교된 값들의 총합은 우리가 구하고자 하는 대칭도의 측정값이 된다. 대칭도에 따라 증가하는 속성을 가지는 양수값  $y$ 를 만들기 위해서는 먼저 이  $y$ 가 가질 수 있는 가장 큰 값을 구하여  $y$ 를 빼면 된다. 위 식에서,  $d_{ij}$ 은 경사도 방향의 분할선을 가로지르는 반사된 점의 값을 나타낸다.

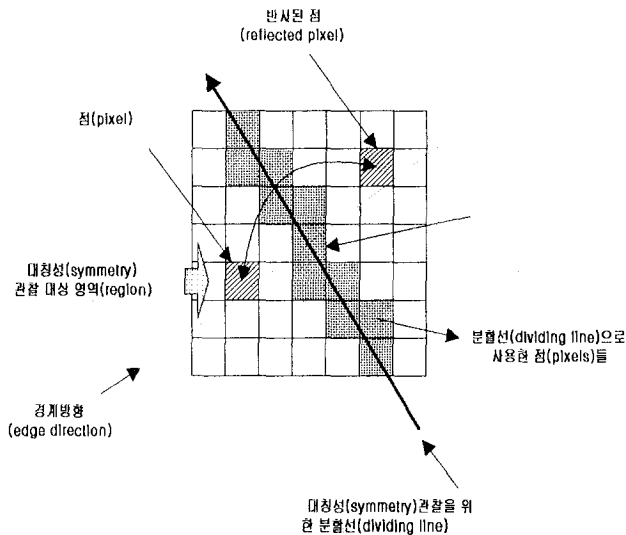


그림 5. 대칭도(symmetry)의 정의



### 3.3 직진성의 결정

퍼지 평활화 필터(fuzzy smoothing filter)의  $\sigma_u$ 와  $\sigma_v$ 를 사용된 매개변수인 직진성을 결정하는 방법은 다음과 같다. 직진성,  $t$ 는 점들이 반사(reflection)되기보다는 이동(translation)된 것을 제외하고는 경계방향(edge direction)으로 랜덤거리(random distance)만큼 변환된다. 물론 랜덤거리는 관찰영역내로 제한된다. 이때 또 다시 수행되는 비교동작은 역시 관찰 대상 영역내의 모든 가능한 점들의 조합쌍에 대해 수행된다. 그리고 모든 쌍들에 대해 비교된 값들의 차이에 대한 전체 합은 직진성,  $t$ 의 측정값으로 사용된다. 또한 직진성의 증가에 따라 증가하는  $t$ 를 양수의 값으로 만들기 위해서는  $t$ 가 가질 가능성이 있는 가장 큰 값을 구하고 그것에서  $t$ 를 빼면 된다. 위 식에서,  $t_{ij}$ 는 경계 방향을 따라 이동된 점의 값을 의미한다.

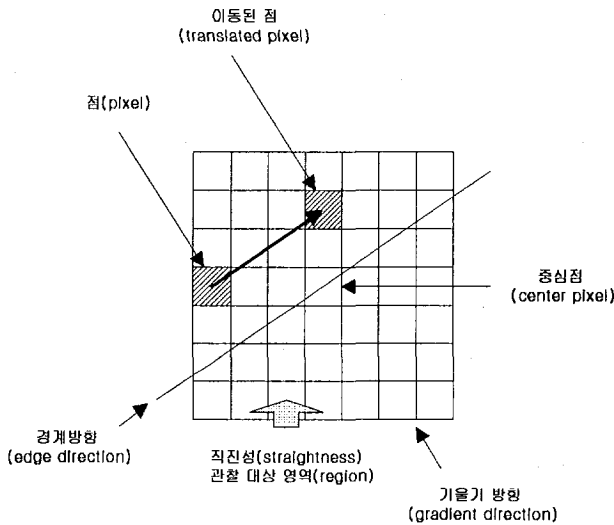


그림 6. 직진성(straightness)의 정의

### 3.4 잡음도의 결정

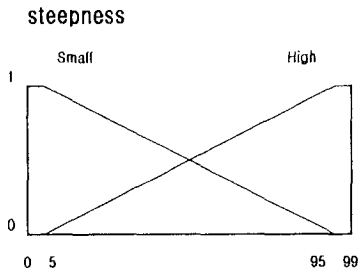
잡음도는 각 화소에서의 충격잡음(impulse noise)을 측정하는 척도이다. 일반적으로 충격잡음은 주위 명암과는 현저한 차이를 보이는 명암 값으로 표현되며 경계 검출기에 민감한 반응을 보인다. 따라서 이러한 잡음을 제거하기 위해서는 평활화의 정도를 상대적으로 높여야 한다. 다음의 식은 현재의 화소( $x, y$ )에 수평방향의 창을 적용하여 잡음도를 측정하는 척도로서 중심화소의 명암 값이 이웃 화소들의 명암 값에 비해 얼마나 다른가를 나타낸다.

$$M_{noise}(x, y) = \frac{1}{2}(l_{dif} + r_{dif}) \tag{5}$$

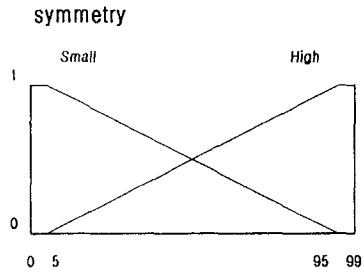
$$where, \quad l_{dif} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f(x - i, y) - f(x, y)|$$

$$r_{dif} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f(x + i, y) - f(x, y)|$$

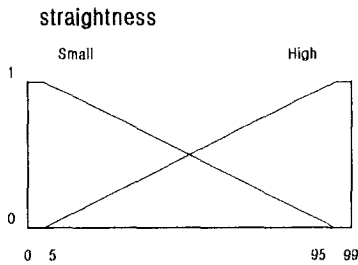
이때  $f(x, y)$ 는 화소(x, y)에서의 명암 값을 나타내며 수직 방향의 창을 적용하여 잡음도를 계산하기 위하여서는 위 식에서 x와 y의 위치를 교환하여 사용하면 된다. 다음은 잡음도의 퍼지 소속 함수(fuzzy membership function)를 나타내었다.



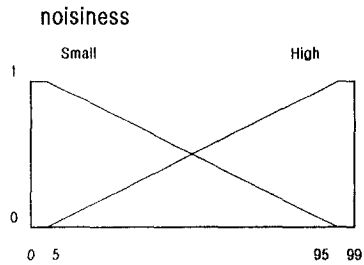
(a) 가파름의 정도 결정



(b) 대칭도의 결정

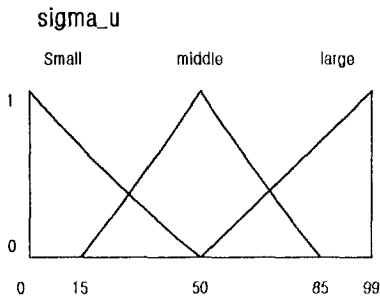


(c) 직진성의 결정

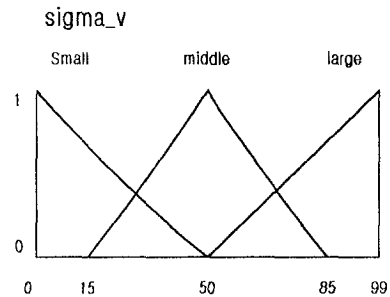


(d) 잡음도의 결정

그림 7. 경사도의 결정에 사용된 매개변수들의 퍼지 소속함수



(a)  $\sigma_u$ 의 결정에 적용된 퍼지 소속 함수

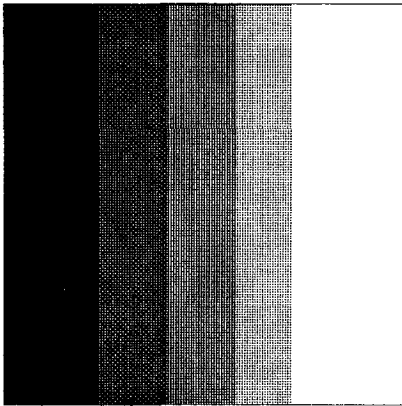


(b)  $\sigma_v$ 의 결정에 적용된 퍼지 소속 함수

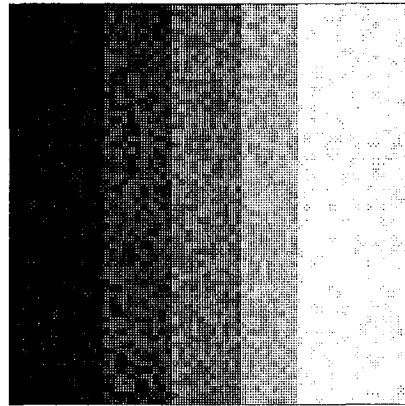
그림 8. 각종  $\sigma$  값들을 결정하기 위한 퍼지 소속함수

### 3.5 $\sigma$ 의 결정

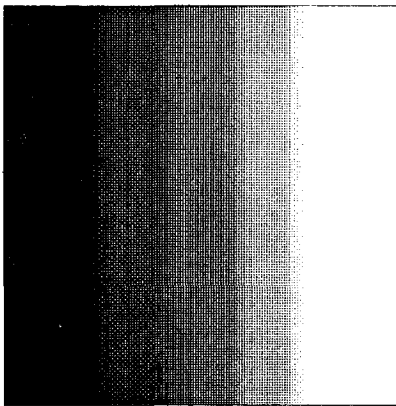
가파름의 정도와 대칭도, 잡음도 등을 입력 매개변수로 고려해 다음의 퍼지 가우시안 필터의 두 개의 시그마 값을 계산한다.  $\sigma_u$ 는 경계의 방향을 따라 평활화를 수행하는데,  $\sigma_v$ 는 경계를 가로지르는 방향으로 평활화를 수행하는데 관여하는 인자이다. 이들에 대한 각각의 퍼지소속 함수는 다음과 같이 적용하였다.



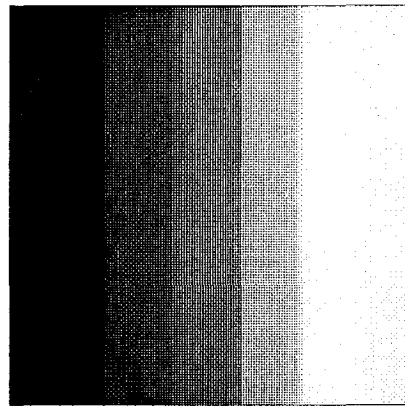
(a) 원 영상



(b) 30% 랜덤 잡음 부가



(c) (b)의 정규 가우시안 결과



(d) (b)의 퍼지 가우시안 결과

그림 9. 직선 경계에 대한 실험

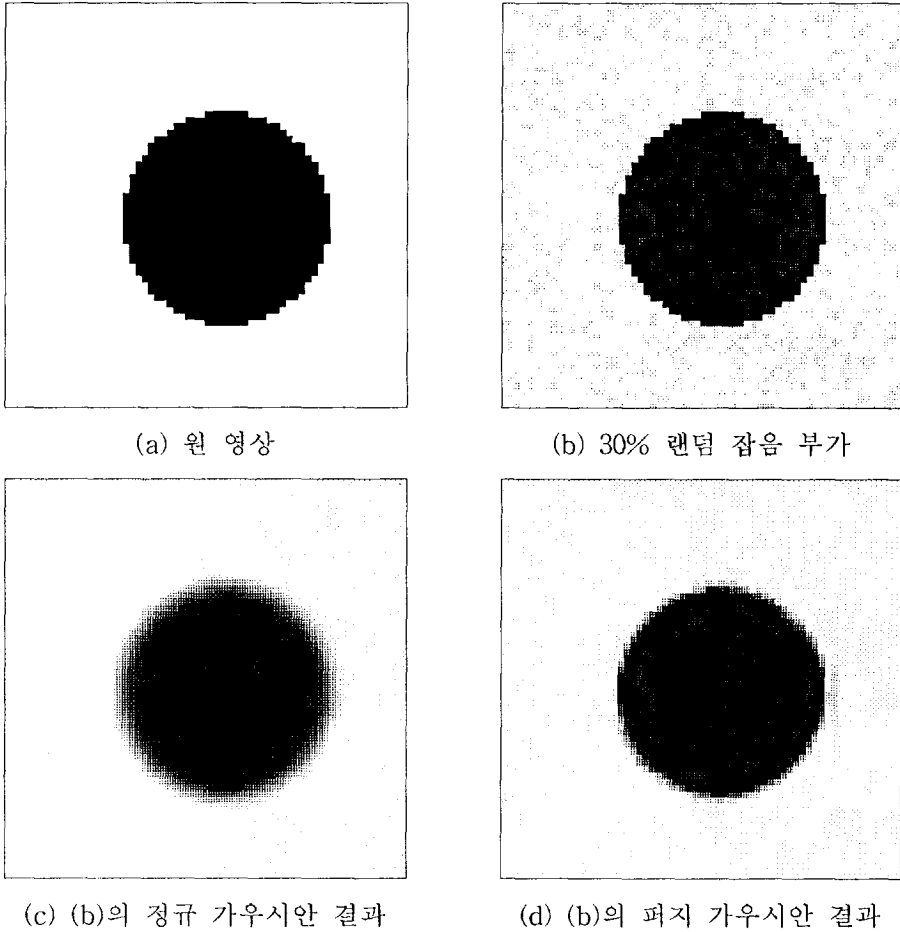


그림 10. 원형 경계에 대한 실험

## IV. 결 론

### 4.1 실험 및 결과

이번 연구의 목적은 영상 자료에서 개별적으로 가지는 정보는 최대한 보존하면서 잡음을 제거하기 위한 효과적인 평활화 필터(smoothing filter)를 설계하려 시도하였다. 그리고 설계된 퍼지 가우시안 평활화 필터의 성능을 평가하기 위하여 여러 가지 경계의 모양을 지니는 패턴들의 영상을 만들어 사용하였다. 그리고 이들 자료영상에 잡음을 부가하여 기존의 표준 가우시안 평활화를 수행하고 우리의 결과와 비교하였다. 최종 실험에 사용된 lena의 영상(256×256)을 제외하고는, 모든 영상자료들은 64×64의 그레이 스케일(gray scale, 6bit)의 RAW 데이터 포맷을 이용하여 실험하였다. 또한 표준 가우시안 필터를 사용할 때 다양한  $\sigma$  값을 이용하

였고, 이를 원래의 잡음이 부가되지 않은 자료 영상과 비교하여 그 결과를 평가하였다. 그리고 각종 파라메터를 계산하기 위하여 사용된 이동 창은  $7 \times 7$  정방형의 형태를 사용하였다. 그림 9에 보인 것은 이번에 실험을 수행한 결과로서, 원래의 영상, 잡음을 부가한 영상, 표준 가우시안 평활화를 수행한 영상, 마지막으로 퍼지 가우시안 평활화를 수행한 영상의 순서대로 나타내었다. 소프트웨어는 볼랜드 C컴파일러와 워크스테이션용 GCC컴파일러를 사용해 제작하였고, 컴퓨터는 IBM-PC 펜티엄과 워크스테이션인 Axil에서 작업하였다.

위의 실험에서는 일정한 방향을 가지는 직선 경계의 영상에 대한 결과를 관찰하였다. 그림 9의 (a)는 원래의 영상이고, (b)는 원래의 영상에 랜덤 잡음을 부가한 영상이다. (c)는 그림(b)에 대하여 정규 가우시안 평활화를 수행한 결과이고, (d)는 동일한 영상에 대하여 퍼지 가우시안 평활화를 수행한 결과이다. 정규 가우시안의 경우는 여러 가지 결과 중 가장 효과적인 결과를 선택한 것이다.

그림 10에서는 둥근 모양의 경계정보를 가지는 영상에 대한 결과를 관찰하였다. 이 경우 역시, 그림 10(c)의 경우보다 (d)의 경우가 본래의 둥근 형태의 경계 정보를 더욱 잘 보존하고 있는 것을 관찰할 수 있다.



(a) 레나의 원 영상



(b) 30% 랜덤 잡음 부가



(c) (b)의 정규 가우시안 결과



(d) (b)의 퍼지 가우시안 결과

그림 11. 레나(lena) 영상에 대한 적용 결과

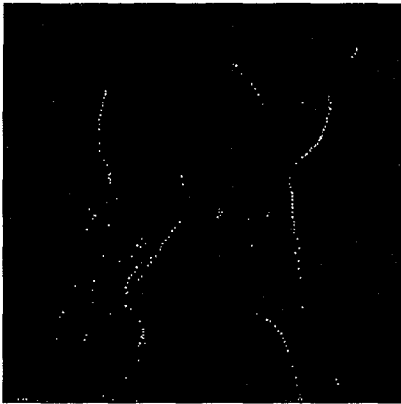
이번 실험은 일반적으로 영상 처리의 결과를 검증하는 데이터로 많이 사용되는 레나(lena) 영상에 대해 적용시켜 보았다. 표준 가우시안 평활화의 결과를 비교해보면 퍼지 가우시안 평활화의 경우가 경계 정보를 보다 잘 보존함을 관찰할 수 있었다. 표준 가우시안 평활화의 경우 평활화의 영향으로 많은 경계 정보 등이 제거되었음을 관찰할 수 있었다. 이 결과들을 이용하여 경계를 검출한 결과는 그림 12와 같다. 그림 12(a)는 원 영상의 경계 검출 결과이고, (b),(c),(d)는 이러한 경계 검출 결과를 이치화(black & white)한 결과이다. (d)의 경우가 (c)의 경우에 비해 경계의 정보를 보다 많이 포함하고 있음을 관찰할 수 있다.



(a) 원 영상의 경계검출



(b) 원 영상의 경계 검출(B&amp;W)

(c) 정규 가우시안 결과( $\sigma=1.0$ )

(d) 퍼지 가우시안 결과

그림 12. 경계 검출 결과

## 4.2. 결론

이번 연구에서는, 영상의 전처리과정에서 널리 이용되는 평활화 과정과 경계 검출 과정에 퍼지 추론 알고리즘을 적용하여 보다 개선된 결과를 얻는 것이 목적이었다. 결과의 검

증을 위해 여러 가지 영상 데이터에 대해 적용하였으며, 앞서 보인 실험 결과에서 알 수 있듯이 긍정적인 결과를 관찰할 수 있었다.

평활화 과정에서, 모든 영상 정보에 대해 일괄적으로 통일된 처리를 수행하는 것보다 각 지역의 특성 정보를 기반으로 활용하여 개별적인 퍼지 가우시안 필터의 마스크를 구성하여 보다 효과적으로 경계 정보들을 보존함을 관찰할 수 있었다. 또한 경계 검출과정에서 기존의 경계 구조보다 확장된 개념의 정보를 활용함으로써 대상 영상으로부터 필요한 정보를 효과적으로 얻을 수 있었다. 하지만, 이를 객관적인 기준으로 비교할 수 있는 방법이 필요하며, 이 부분에 대한 연구가 추가되어 보다 객관적인 결과의 비교가 이루어져야 할 것이다.

일반적으로 퍼지 추론에 의한 퍼지 제어 시스템의 성능은 퍼지 규칙의 특성에 의해 매우 크게 좌우되므로 퍼지 규칙베이스의 구성은 매우 중요하다. 따라서 전문가의 주관에 의하여 결정되는 퍼지 규칙의 선정 및 정의를 학습 시스템(unsupervised learning system)을 통해 구현함으로써 퍼지 규칙에 대한 객관성을 높이고, 보다 넓은 문제 영역에 대해서도 적용할 수 있도록 하는 좀더 발전된 연구가 필요할 것이다.

이번에 적용된 방법은 하나의 경계를 검출하기 위해 퍼지 추론의 과정을 매번 수행해야 하기 때문에 기존의 알고리즘에 비해 그 수행속도가 매우 떨어지는 단점이 있다. 그러나 다행히 현재 각종 컴퓨터 시스템의 성능이 현저히 개선되고 있으며, 특히 영상 처리를 위한 전처리기의 구현은 하드웨어로 구현되는 추세이므로, 퍼지 추론에 관한 부분을 하드웨어로 설계할 경우 수행속도에 관한 문제는 상당히 보완될 수 있을 것이다.

## [참고문헌]

- [1] D.Marr and E. Hildreth, "Theory of Edge Detection," Proc. Royal Society, (London), ser. B, Vol. 207, pp.187-217, 1980.
- [2] T.Law, H.Itho, H.Seki, "Image Filtering, Edge Detection, and Edge Tracing Using Fuzzy Reasoning." IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, No. 5, pp.481-491, May 1996
- [3] T.Y. Kim, J.H. Han, "A Fuzzy Approach to Edge Detection and Representatin",
- [4] 이진호, 최형일, "퍼지추론을 이용한 적응 에지 검출", 한국정보과학회, Vol. 20, No.8, pp.1137-1147, August 1993.
- [5] Kenneth H.L Ho, Noboru Ohnishi, "Fuzzy Edge Detection by Fuzzy Categorization and Classification of Edges", IJCAI'95 Workshop on "Fuzzy logic in Artificial Intelligence", August 1995
- [6] Djemel Ziou, Slavatore Tabbone, "Edge Detection Techicques - An Overview", Technical Reports, No. 195, Dept. Math&Informatique, Universite' de Sherbrooke, 1997