

## 스플라인 기법을 이용한 영상의 경계검출 성능 개선

正會員 金英虎 正會員 金珍哲\* 正會員 李完周\* 正會員 朴圭泰\*

### Performance Enhancement of Spline-based Edge Detection

Young Ho Kim\*, Jin Chul Kim\*, Wan Joo Lee\*, and Kyu Tae Park\*

#### 요 약

영상의 구조인식과 같은 고단계 처리 과정의 성능은 앞단에서 검출된 경계 성분의 정확성에 크게 의존하는 바. 정확한 경계검출의 문제는 컴퓨터 비전 분야에서 가장 기본이 되는 연구주제로서 많이 수행되어 왔다. 그러나, 검출 및 극소화 기능 사이에 근본적으로 존재하는 상충관계를 해결할 수 있는 안정적이면서도 영상의 통계적 특성에 무관한 효율적인 경계검출 알고리즘의 개발은 아직도 남아있는 연구과제이다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 경계검출을 위한 전처리·과정으로서 B-spline 기저 함수를 이용한 경계 보존 면 평활화 과정을 수행함으로써 단순한 저역통과 필터의 적용으로 발생되는 경계 성분의 이동이나 소멸과 같은 효과를 억제하여, 주변 파라미터의 변동에 민감하지 않은 안정적인 알고리즘을 제안하였다. 이를 위해 크기변화 및 차영상을 이용한 경계강조 및 보간을 아울러 수행하였다. 최종적으로 경계성분 검출을 위해 Marr와 Hildreth가 제안한 Laplacian of Gaussian(LOG) 연산자를 이용하였다.

$256 \times 256$  크기의 실험영상에 대한 모의실험 결과, 전처리과정을 거치지 않고 LOG 연산자만을 사용한 경우와 비교해 볼 때, 제안한 방법은 평활화 필터의 크기, 즉, 공간상수 $\sigma$ ( $\sigma=0.9, 1.1, 1.3$ ) 및 영교차점 검출 과정에서 사용되는 임계치( $t=10, 20$ )의 변화에 대해 거의 영향을 받지 않는 안정된 알고리즘임을 확인하였다.

#### ABSTRACT

As a pre processing for an edge detection process, edge preserving smoothing algorithm is proposed. For this purpose we used the interpolation method using B-spline basis function and scaling of digital images. By approximation of continuous function from discrete data using B-spline basis function, undetermined data between two samples can be computed, so that they smooth the surfaces of objects. Some edges having mainly low frequency components are detected using down scaling of the images. Edge maps from proposed pre processed images are hardly affected by the varying space constants( $\sigma$ ) and threshold values used in detecting zero-crossing.

\* 인세대학교 전자공학과 컴퓨터응용 연구실  
延世大學 電子工學

論文番號 : 9409  
接受日字 : 1994年 1月 13日

## I. 서 론

디지를 영상 내부에 존재하는 물체의 경계(Object boundary)를 구분하고, 이를 표현하는 것이 컴퓨터 비전의 궁극적인 목표인 영상 구조 인식과정을 향한 중요한 단계임은 널리 알려진 사실이다[1]. 일반적으로 영상의 구조인식과 같은 고단계 처리과정의 성능은 경계 성분의 정확성에 크게 의존하기 때문에 경계검출 문제는 컴퓨터 비전 분야에서 가장 기본적인 연구분야가 되어왔다. 특히 본 논문에서는 양안입체시(Stereopsis) 모델에서의 스테레오 정합을 경계기본(Edge based) 방식을 주로 하여 구현하기 위한 경계검출 과정에 대해 논하기로 한다. 기본적인 경계검출을 위한 여러가지 처리과정이 지니는 문제점 중의 하나는 디지털 영상에서의 화소값(gray level)이 물체의 경계 뿐만 아니라 내부의 무늬(texture)가 없는 평탄한 면에서조차도 마치 경계와 같은 글자으로서 뚜렷이 나타나게 된다. 즉, 여기서 나타나는 문제가 검출 및 국소화 가능 사이에 존재하는 상충관계이다. 검출(detection) 기능은 잡음 제거를 위하여 큰 폭을 가지는 저역 통과 필터를 필요로 하는 반면, 국소화(localization) 기능은 경계 성분을 흐리게 힘이 없이 정확한 위치를 찾아내기 위한 작은 폭의 연산자를 필요로 한다. 이러한 점에서 실제로 존재하는 물체의 경계 성분 검출을 위한 안정적이면서도 영상의 통계적 특성에 무관한 효율적인 알고리즘의 개발은 여전히 남아있는 연구 과제이다[2].

경계검출의 대부분의 알고리즘은 Laplacian 또는 공간 변화를 평가하는 것이 기본이며, 이러한 방법들은 정량적인 변화도를 평가하기 위한 유한차만을 기본적으로 이용한다. 그러나, 실제의 디지털 영상, 특히 웨손된 영상에서 이러한 단순한 연산자만을 사용하면 그 결과는 영상의 특성(총점의 정도, 복잡성 등)에 의존하는 불안정한 값으로 나타나게 된다. 최근 접근 방법들은 데이터에 국부적으로 연속적인 평탄면을 결정(fitting) 함으로써 이러한 현상의 극복을 시도하고 있다[3]. Haralick은 방향성 2차 미분에 대한 영점교차를 결정하기 위하여 최소 제곱 다항식의 결정(least squares polynomial fits)를 사용했고[4], Poggio는 웨손된 영상에서 명암 변화에 대한 평가를 개선하기 위하여 평활화 큐빅 spline 기법을 제안했다[5].

컴퓨터 비전 분야는 상위계층의 다양한 과제들(움직임의 해석, 표면 복원, 빛과 색상으로부터의 복원, 스텝

레오 매칭 등)을 가지고 있다. 그럼에도 불구하고 본 논문에서 다시 평탄면 근사화 기법을 적용한 경계검출 기법을 제안하는 것은 그것이 상위층의 모든 문제점 해결에 가장 기본이 되는 과정임을 의미하게 된다. 3차 이상의 Spline을 이용한 영상의 전처리과정은 Gaussian 저역 통과 필터와 형태면에서는 유사하나 Spline 필터가 가지는 성질을 이용함으로써 평탄면 평활화 및 경계 정보의 보존 양면에서 우수한 성능을 보일수 있다. 그러므로, 컴퓨터 비전 처리에서 요구하는 가장 기본적인 조건을 만족하는 특징의 검출이 가능하다. 일반적인 평활화 연산은 영상내의 모든 화소값에 대해 균등하게 적용되며, 상당히 제한적인 경계검출 기법으로 사용된다. 또한, 고차의 다항함수를 사용하는 보간법에 비해 B-spline 보간이 가지는 잇점으로는 첫째, 전자는 진동하는 경향이 있으나 후자의 경우 일반적으로 평활화한다는 점과, 둘째로 전자는 서로 연결되는 점에서 상당한 불연속을 낳게되나, 후자는 어디서나 연속적이라는 점, 그리고 세째는 각 격자점들로부터 계산되는 B-spline 계수는 유일하게 존재하고, 이러한 계수들의 범위는 초기 화소값의 범위와 같은 크기의 차수를 가진다는 점 등을 들 수 있다[6].

본 논문에서는 경계검출 성능을 높이기 위한 전처리 과정으로서 B-spline 기저 함수를 이용한 경계보존 면 평활화(Edge preserving surface smoothing) 과정을 수행함으로써 단순한 저역통과 필터의 적용으로 발생되는 경계 성분의 이동이나 비경계(non edge)의 검출과 같은 효과를 동시에 줄일 수 있는 효율적인 알고리즘을 제안하다. 검출과 국소화 기능 사이의 상충관계를 해결하고 구분이 확실치 않은 경계 성분을 검출하기 위하여 크기변화 및 차영상(image difference)을 이용한 영상 강조 및 보간을 수행하였고, 최종적으로 경계검출 연산자로는 Laplacian of Gaussian(LOG) 연산자를 적용하였다.

본 논문의 구성은 본 장인 서론에 이어, 제Ⅱ장에서 B-spline 처리를 위한 이론적 기초가 되는 B-spline 기저함수의 이론 및 특성에 대하여 설명하였고, 제Ⅲ장에서는 B-spline 기법을 이용하여 경계보존 면 평활화를 위한 전처리 방법의 제안 및 경계검출의 전과정을 기술하였다. 제Ⅳ장에서는 제안한 방법의 모의실험 결과와 더불어 제안한 방법의 안정성을 분석하였으며, 끝으로, 제Ⅴ장 결론에서는 본 논문에서 사용된 B-spline 기법의 문제점 및 향후 연구 과제를 제시하였다.

## II. B-spline 기저 함수의 기본 이론

### 1. B-spline 기저 함수의 특성

n차 B-spline의 기본 특성은 실선상에 존재하는 n개의 불연속 정보(discrete data)를 n+1번째까지 미분될 수 있는 연속함수에 대응시킬 수 있는 기초를 제공하는 것이다[3]. 일정한 매듭(knots)점들로 공간 분할된 경우에 이들을 잇는 부분공간 함수  $\phi^n(x)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\phi^n(x) = \sum_i c(i) \beta^n(x-i) \quad (1)$$

여기서,  $\beta^n(x)$  : n차 표준화된 B-spline 기저 함수  
 $n$  : 매듭점에서 연결되는 부분연속 다항식의 차수  
 $c(i)$  : B-spline 계수

이렇게, 불연속적인 점들로부터 얻어지는 함수  $\phi^n(x)$ 는 그 함수의 B-spline 계수에 의해 유일하게 결정된다. 또한 B-spline 기법은 주어진 데이터에 대한 근사화 함수를 제공할 뿐만 아니라 함수의 평활화 특성도 지닌다. B-spline 보간에서 중요한 단계는  $\phi^n(x)$ 가 매듭점들에서 불연속적인 시이퀀스( $f(x)$ ) 값에 정합되도록 확장계수를 결정하는 것이다[3]. 여기서  $\phi^n(k) = f(k)$ , ( $k = -\infty \dots +\infty$ )를 의미한다.

$n^2$ 개( $0, 1, 2, \dots, (n+1)$ )로 공간등분된 n차 표준화된 B-spline 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$\beta^n(x) = \sum_{j=0}^{n+1} \binom{n+1}{j} \mu(x-j) \quad (2)$$

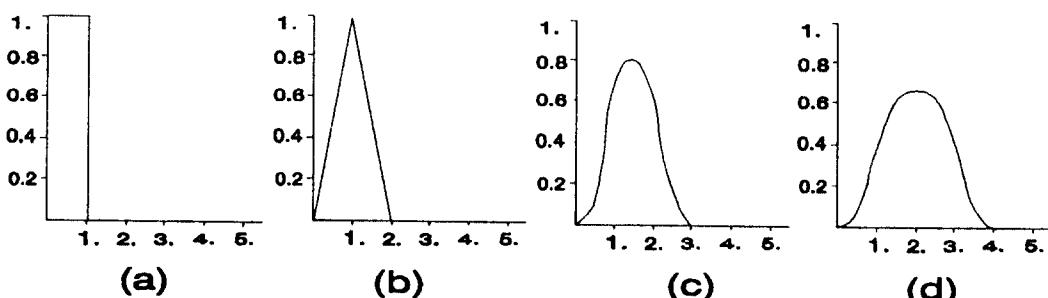


그림 1. B-spline 함수의 컨벌루션 특성

여기서  $\binom{n+1}{j}$ 는 이항계수 계수로서

$$\binom{n+1}{j} = \frac{(n+1)!}{(n+1-j)!j!} = \binom{n}{j} + \binom{n}{j-1}$$

으로 주어지며 이들은 다음과 같은 컨벌루션 특성을 만족한다.

$$\beta^n(x) = \beta^{n-1} * \beta^0(x) = \beta^0 * \dots * \beta^{n+1} \beta^0(x) \quad (3)$$

그림1은 0차 spline 기저 함수가 n차로 컨벌루션 되는 과정을 보여준다. 즉,  $\beta^1(x) = \beta^0 * \beta^0(x)$ ,  $\beta^2(x) = \beta^1 * \beta^0(x)$ 이며,  $\beta^3(x) = \beta^2 * \beta^0(x)$ 이다. 여기서  $\beta^0(x)$ 는 폭과 크기가 1인 구형 함수이다(그림 1(a)). 그래서 그 보간은 매듭점에서 불연속성을 가지고 되풀이 된다.  $\beta^1(x)$ 에 의한 보간은 매듭점 사이에서 부분 연속적인 직선으로 연결된다(그림 1(b)).  $\beta^2(x)$ 에 의한 보간은 기울기를 가지고 연속적으로 매듭점에서 만나는 포물선상의 표본값으로 구성되는 그래프이다(그림 1(c)).  $\beta^3(x)$ 에 의한 보간은 기울기와 곡률을 가지고 연속적으로 매듭점에서 만나는 3차 부분 연속적인 다항식의 사이퀀스로 구성된다(그림 1(d)). 여기서 알 수 있는 것은  $\beta^0(x)$ 와  $\beta^1(x)$ 를 사용한 보간은 안정된 결과를 나타내지 않는다는 것을 명확히 알 수 있는 반면 spline의 차수가 3이상으로 증가되 때 그 이상의 매듭점들까지 연결한다. 따라서 매끄러운 보간의 수행이 쉬우므로 기저 함수로써 cubic B-spline을 선택하는 것이 적당함을 알 수 있다. 또한 cubic B-spline은 함수값 그리고 매듭점에서 그 함수값의 1차, 2차 미분에 대한 좋은 근사화를 제공하는 잊점이 있다.

## 2. B-spline 처리

B-spline을 사용함으로써 여러가지의 처리가 가능하다. B-spline을 사용하는 주요한 잇점은 불연속한 신호 영역과 연속적인 신호영역을 연결할 수 있다는 것이다. 계속적인 연구를 위하여 개념 및 수치 해석적으로 사용하는 것이 가능하고, 또한 불연속한 신호에 대해 동등한 절차로 유도가 가능하여 새로운 처리 기술을 생각할 수 있다. 몇몇 알고리즘은 신호의 B-spline 표현상에서 직접적으로 연산할 수 있도록 설계하고 있다. 또한, 잡음 제거에 유용한 B-spline 근사화를 생각할 수 있다. 이는 해(평활화된 spline)에 특정한 제약을 부과함으로써 얻어질 수 있고, 또한 계수의 수(최소 제곱 근사화)를 줄임으로써 얻을 수 있다. 기존의 매트릭스 방정식의 조건에서 이런 문제를 공식화하는 방법과 비교해 볼 때 많은 잇점을 가지고 있다. 첫번째로, 계산량의 감소이다. N을 데이터의 갯수라면, 순환 필터를 사용할 때 복잡도는 N의 함수인데 비해, 매트릭수 방정식을 이용한 접근 방법에서는 절대적인 매트릭스의 곱을 사용하고 그에 대한 역의 계산량에 대한 복잡도는 최소한  $N^2$ 의 함수가 된다. 둘째로, 아주 작은 수의 디지털 필터로 수행되기 때문에 실현(realization)이 간단하다는 점이다.

### 1) B-spline 필터링

본 소절에서는 어떤 신호의 연속적인 B-spline 표현에 필터링 연산자를 적용하는 과정인 B-spline 필터링 과정을 알아본다. 연산자가 불연속일 때, 이 절차는 좀 더 간단해지고, 모든 연산의 선형성이 기인하여 불연속한 신호상에서는 필터가 잘 적용될 것이고, 불필요한 변환 과정을 피할 수 있다. 조금 더 관심을 가져야 할 것은 필터 그 자체의 임펄스 응답이 아래와 같이 p차의 B-spline으로 표현될 경우이다.

$$h^p(x) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} z(i) \beta^p(x-i) \quad (4)$$

$h^p(x)$ 와  $g^n(x)$  사이에 연속적인 컨벌루션은 다음과 같다.

$$h^p * g^n(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} h^p(x') g^n(x-x') dx' \quad (5)$$

연속적인 B-spline의 컨벌루션 특성에 기인하여 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$h^p * g^n(x) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} z(k) y(k) \beta^{p+n+1}(x-k) \quad (6)$$

$h^p$ 와  $g^n(x)$ 는 기본적인 신호의 B-spline 계수들 사이에서 불연속한 컨벌루션부터 결정될 수 있다. 단지 조정된 것은 그림 2에 나타낸 것과 같이 필터링된 결과의 B-spline 표현에서의 차수가 증가된 것이다.

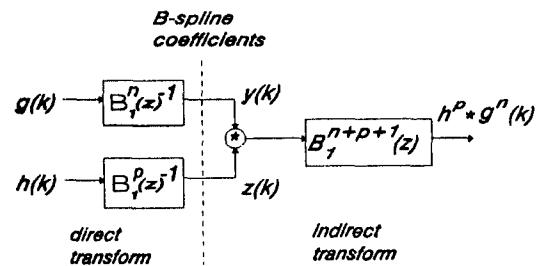


그림 2. 일반적인 B-spline 컨벌루션 블럭도

## III. 제안한 경계검출 알고리즘

본 논문에서 제안한 경계검출 과정을 블럭도로 나타내면 그림 3과 같다.

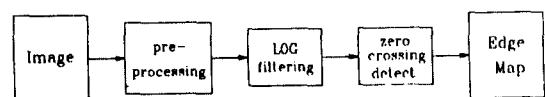


그림 3. 전체 경계검출 과정 블럭도

### 1. 전처리 과정(pre-processing)

영상으로부터 물체가 가지는 실제적인 외관 성분만을 얻어내기 위한 전처리 과정으로 일반적으로 평활화를 수행하나 이는 경계성분검출의 성능면에서 제약점을 지닌다. 즉, 이는 경계검출 과정에서 필수적으로 고려해야 할 국소화기능(localization)과 검출기능(detection)사이의 상충관계이다[7]. 국소화기능이란 경계성분을 그것이 실제로 존재하는 정확한 위치에서 검출할

수 있는 가능으로서 이는 전처리과정에서 좁은 폭을 가지는 필터를 요구하나 이렇게 한 경우 경계성분이 아닌 부분도 경계로서 검출되는 문제점을 가진다. 이에 비해 검출가능이란 영상 내부에 존재하는 경계성분 이외의 다른 부분은 모두 무시하고 찾고자 하는 경계성분만을 검출할 수 있는 가능으로서, 이를 물체 내부의 평坦한 면의 굽음을 제거하기 위한 비교적 넓은 폭의 지역통과 필터링을 요구하는 반면 이러한 단순한 지역통과 필터링(low pass filtering)만으로는 경계성분의 이동이나 소멸을 가져오게 된다. 따라서 본 논문에서는 다음과 같은 과정으로 경계성분의 위치와 상질을 보존하면서 물체면의 평활화를 수행하기 위한 방법을 제안한다.

#### 1) 경계성분 후보 선정

평활화를 수행하기 전에 우선 경계성분에 존재하는 부분을 간단한 방법으로 찾아내는 과정 즉, 경계성분의 후보를 찾는 과정으로부터 시작한다. 영상이 지역통과 필터링되었을 때 경계영역은 다른 부분에 비해 상당히 굽어져 있으므로 나타난다. 이 과정은 편의상 1차원적인 데이터로 표현하면 그림 1과 같다. 따라서 이를 B-spline filtering으로 평활화한 영상과 원영상의 차의 절대값에 임계치  $t$ 를 사용함으로써 원 영상을 얻는 과정이 된다.

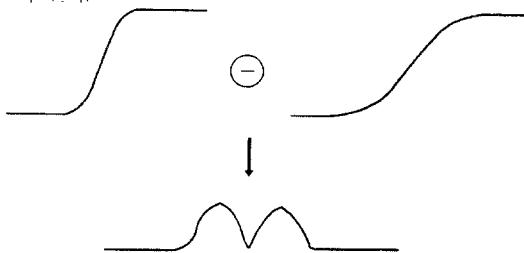


그림 4. 경계영역의 심신

일반적으로 영상위의 과정에서 가메라부터 각 물체들 사이의 거리(distance) 차로 인해 측정이 일정하지 않은 결과 흐릿한 경계 성분이 부분적으로 존재하게 된다. 이러한 부분들은 유판으로는 확실한 경계로 확인되나, 실제 경계검출을 수행하던 경계로서 나타나지 않는 경우가 많다[8]. 따라서 후보영상 생성과정은 영상의 크기를 줄여(down scaling)하면서 다중 해상도로(multi resolution) 반복 수행함으로써 경계성분이 강조되는 효과를 갖도록 한다. 이를 1차원 데이터로 표현하면 그림 3과 같다.

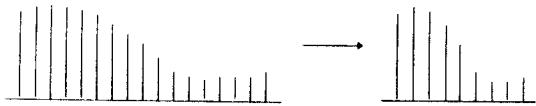


그림 5. 크기축소에 의한 경계강조

다음으로 각 크기(scale)에서 만들어진 경계성분 후보 영상은 이어질 경계보존 보간 과정에서 참조영상으로 사용될 최종적인 후보영상으로 합쳐지는 과정이 수행되는데, 이는 작은 크기의 영상 내의 경계후보점들의 위치가 큰 크기의 영상내의 해당 위치로 이어지게 하는 과정으로서 그림 6에 나타나 있다.



(a) 4 : 1 차영상 (64 x 64)      (b) 2 : 1 차영상 (128 x 128)



(c) 최종 경계후보 영상 (128 x 128)

그림 6. 최종 경계 후보 영상 생성과정

#### 2) 경계 보존 보간(interpolation)

다음으로 이어지는 과정은 2:1로 축소된 영상과 앞에서 얻어진 최종 경계후보영상을 이용하여 경계보존 보간 및 평활화를 동시에 수행하는 과정이다. B-spline 보간 과정은 B-spline을 이용한 함수 표현으로부터 불연속한 데이터 사이에 존재하는 정보를 복원하는 과정이다. B-spline보간은 표현된 함수에 적분 상향표본 인수(facter)를 적용함으로써 수행된다. 불연속한 신호( $f(k)$ )는 cubic B-spline함수를 기저 함수로 하여 다음과 같이 정의된다.

$$f(k) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} c(i) b^n(k-i) \quad (7)$$

여기서,  $\{c(i)\}$ 는 spline 계수로서  $\{f(k)\}$ 에 대해 유일하게 결정되는 값이며,  $\{b^n(k)\}$ 는 n차 B-spline 보간을 수행하기 위한 매듭점(nod)들이다. 윗식을 컨벌루션의 형태로 나타내면 다음과 같이 표현된다.

$$f(k) = c(k) * b^n(k) \quad (8)$$

다시 윗식의 양변을 Z-변환하면 다음과 같이 된다.

$$F(z) = C(z)B^n(z) \quad (9)$$

따라서, spline계수는  $\{F(z)\}$ 에 대해 아래와 같은 역필터링(inverse filtering)을 수행함으로써 얻을 수 있다.

$$C(z) = \frac{1}{B^n(z)} F(z) \quad (10)$$

이제,  $\{f(k)\}$ 를 인수 m으로 보간하기 위하여 먼저, 다음과 같이 함수의 확장된 표현을 얻는다.

$$f_m(k') = \phi\left(\frac{k'}{m}\right) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} c(im) b_m^n(k' - im) \quad (11)$$

따라서,  $\{c(k)\}$ 를 m으로 하여 상향표본화 결과를 윗식에 적용함으로써 보간된 형태의  $\{f_m(k')\}$ 를 얻을 수 있게 된다.

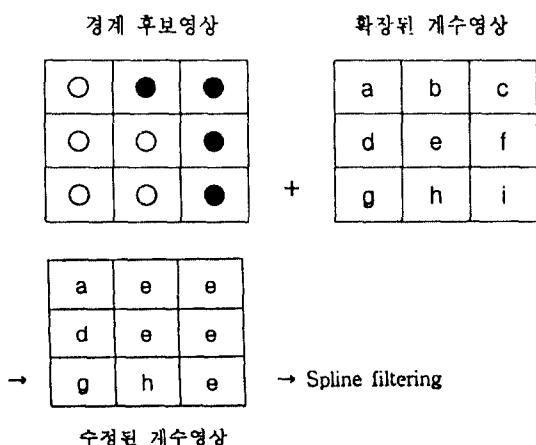


그림 7. 경계보존 평활화

이의 구현은 실제로 spline 계수에 대해 2배의 폭을 가지는 불연속한 spline 필터링에 의한 평활화를 수행함으로써 완료되는데 이과정에서 위의 경계후보영상을 적용하게 된다. 적용 과정은 그림 7과 같이 일반적인 매스킹 연산(masking operation)을 수정한 형태를 취한다.

본 논문에서 경계검출을 위한 전처리 과정으로서 제안한 경계보존 보간 및 평활화를 볼륨도로 나타내면 그림 8과 같다.

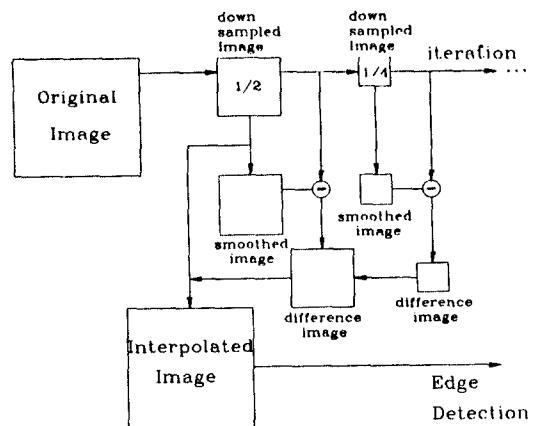


그림 8. 전처리 과정의 볼륨도

여기서, 영상의 하향표본화(down sampling)시에 저역통과 필터링을 하지 않는 이유는 경계후보영상의 획득시에 보다 정확한 경계점을 얻기 위함이며, aliasing의 가능성은 있으나 본 전처리의 목적이 영상의 화질개선이 아니고 일정 면적을 가지는 물체의 경계 성분의 강조이므로 경계의 소멸을 초래할 가능성은 없기 때문이다.

## 2. 경계검출 과정(edge detection processing)

### 1) LOG 필터링

경계검출 과정으로 LOG 필터를 이용한다. 영상에 적용시키는 Gaussian 필터는 영상내에 존재하는  $\sigma$ 보다 작은 크기의 모든 구조를 제거하는 효과를 지닌다. 즉, 평활화와 2차 미분의 성질을 동시에 가지는 필터이다. 불연속한 필터의 구현을 위해서는 그 폭은  $3\sqrt{2}\sigma$ 가 적당하며 가변 크기의 필터 계수 계산을 위해 다음과 같이 변형된 식을 이용한다.

$$\text{LOG}(x, y) = \text{truncate} \quad (12)$$

$$\left[ a \left( 1 - k \frac{x^2 + y^2}{\sigma^2} \right) e^{-\frac{1}{2} \frac{x^2 + y^2}{\sigma^2}} \right]$$

여기서,  $x$ 와  $y$ 는 영상 내의 좌표를 나타내고,  $A$ 는  $\text{LOG}(N, N)$ 이 0이 되도록 하는 최대의 값으로 설정한다. 또한  $k$ 값은 다음과 같이 모든 필터 계수의 합이 0이 되도록 정한다.

$$\sum_{x=-N}^N \sum_{y=-N}^N \log(x, y) = 0 \quad n = \text{truncate}[3\sqrt{2}\sigma] \quad (13)$$

## 2) 영교차점 검출과정

최종적인 경계영상(edge map)은 영교차점 검출과정을 거침으로써 얻어지는데, 이는 다음의 알고리즘에 나타난 바와 같이 이웃연산자(neighborhood operator)를 적용함으로써 수행된다.

LOG 커널로 컨벌루션된 영상으로부터의 영교차점 검출은 다음과 같은 방법으로 수행된다. 한 화소의 값이 정해진 임계치  $t$ 보다 클 경우, 그 화소에 대한 8개의 인접한 주변 화소중에 적어도 한 화소의 값이  $-t$ 보다 작으면, 그리고 반대로, 그 화소값이  $-t$ 보다 작고, 그 화소에 대한 8개의 인접한 주변 화소중에 적어도 한 화소가  $t$ 보다 크면 이 화소를 영교차점으로 간주한다. 이는 표본화된 이산 데이터가 정확히 영의 값을 가지지 않을 수 있다는 사실에 기인한 일반적인 방법이나, 다만, 한가지 문제점은 위의 알고리즘에서 사용된 임계치를 완전한 형태의 해로 얻을 수 있는 방법(closed form solution)이 없다는 사실이다. 따라서, 이는 실험적인 수치(emperical data)에 의존할 수 밖에 없다. 그러나, 본 논문에서 제안한 전처리 결과 영상을 이러한 임계치에 대한 경계검출 성능의 변화폭을 최소화할 수 있는 효과를 갖는다. 이에 대한 실험 결과는 제IV장에 기술하였다.

## IV. 실험 및 결과고찰

실험에 사용한 영상은  $256 \times 256$ 의 lena영상, pepper영상, 그리고 swiss영상이다. 그림 7의 상단의 사진은 실험에 사용한 원영상(좌측상단)과 전처리 과정, 그리고 결과(우측하단)를 나타내고, 하단의 사진은 원영상

과 전처리 결과 영상 각각의 일부를 확대하여 비교하고 있다. 사진에서 볼 수 있듯이 전처리과정을 거친 결과는 물체의 면 내부는 상당히 높은 성능의 평활화가 수행되면서도 경계 영역은 보존되었음을 알 수 있다. 다음의 그림은 위의 세가지 영상에 대해 경계성분을 검출한 결과를 보여주고 있다. 경계검출 알고리즘의 적용시 두가지의 변수에 따라 결과가 크게 달라지는데, 그것은 공간상수( $\sigma$ )값과 영교차점 검출시 사용되는 임계치(threshold)이다. 그림 8은 본 논문에서 제안한 전처리 과정을 거친 영상으로부터 얻어진 경계영상(edge map)은 단순히 LOG 필터링만으로 얻은 경계영상에 비해 공간상수값의 변동에 크게 영향을 받지 않음을 보여주고 있다. 즉, 영교차점 검출과정에서 사용되는 임계치를 고정하고 공간계수값을 0.9, 1.1, 1.3으로 변화시켜 가면서 얻어진 경계검출 결과이다. 각 계수값에 대해 얻어진 LOG 필터의 크기는 각각  $7 \times 7$ ,  $9 \times 9$ ,  $11 \times 11$ 이다. 제안한 전처리 과정을 거친 영상은 공간상수의 변화에 큰 영향을 받지 않음을 확인할 수 있다. 이는 공간상수가 변함에 따라 영교차점 검출과정에서의 임계치를 조정해야 하는 다분히 경험적인 과정이 불필요함을 의미한다. 따라서, 제안한 전처리를 이용함으로써 영상의 통계적 성질이나 취득과정의 환경에 의한 변화와 관계없이 항상 일정한 수준의 값으로도 원하는 정도의 경계성분을 얻을 수 있다. 그림 9는 제안한 전처리를 거친 결과가 제 III장의 영교차점 검출과정에서 사용된 임계치의 변화에도 큰 영향을 받지 않음을 보여주고 있다.

(a) ( $\sigma = 0.9$ 인 경우)

(b)



(a) LOG 필터링



(b) 전처리 후 LOG 필터링

(t=10인 경우)

(a) ( $\sigma = 1.1$ 인 경우)

(b)



(a) LOG 필터링



(b) 전처리 후 LOG 필터링

(lena 영상, t=20)

(a) ( $\sigma = 1.3$ 인 경우)

(b)

(a) LOG 필터링

(b) 전처리 후 LOG 필터링

그림 10. 경계검출 결과 비교

## V. 결 론

본 논문에서는 경계검출 성능을 높이기 위한 전처리 과정으로서 B-spline 기저 함수를 이용한 경계 보존 및 평활화 과정을 수행함으로써 단순한 저역통과 필터의 적용으로 발생되는 경계 성분의 이동이나 비경계의 검출과 같은 효과를 억제할 수 있는 효율적인 알고리즘을 제안하였다. 디지털 영상에서의 화소값은 물체의 경계 뿐만 아니라 평坦한 면 내부에서도 비교적 심한 굴곡이 나타난다. 즉, 여기서 나타나는 문제가 검출 및 국소화 기능 사이에 존재하는 상충관계이다. 이러한 검출과 국소화 기능 사이의 상충관계를 해결하고 구분이 확실치 않은 경계 성분을 검출하기 위하여 크기변화 및 차영상을 이용한 영상 강조 및 보간을 수행하였고, 최종적으로 경계검출 연산자로는 LOG 연산자를 적용

하여 영점 교차점을 찾음으로써 경계를 검출하였다. B-spline 기법을 이용하여 B-spline 영역에서 유한 미분 연산자로 컨벌루션을 취함으로써 Laplacian 또는 미분 및 기울기와 같은 정량적인 계산이 용이하고, 평활화 창의 크기의 변화에 비교적 민감하지 않은 결과를 나타내었으며, 또한 공간상수( $\sigma$ )의 변화에 크게 영향을 받는 LOG 연산자 만을 사용한 경우에 비해 다양화 통계적 특성을 가지는 영상에 대해 파라미터값(공간상수, 임계치)에 덜 민감한 안정적인 결과를 얻을 수 있음을 보였다.

본 논문에서 제안한 spline 기법을 이용한 영상의 경계검출에 관련한 몇가지 문제점 및 향후 연구과제는 다음과 같다. 첫째는, 육안으로는 경계 성분으로 인식되는 부분에 대해서 각종 해상도 기법의 강화와 같은 보다 체계적인 방법으로 경계를 더욱 살릴 수 있는 연구가 필요하고, 둘째는, 작은 크기에서 얻어진 경계후보 영상을 확장하는 과정에서 생기는 정확도 즉, 좌측 확장 또는 우측 확장을 결정하는 문제이며, 마지막으로 경계 보존 평활화 과정에서의 문제점으로, 경계 부근에서 보다 적응적인 방법을 이용함으로써 인공적 효과(artificial effect)를 줄이는 것이다.

### 참고 문헌

- [1] Marr and Hildreth, "Theory of Edge Detection", Processing of The Royal Society of London, Series B, Vol.207, 1980.
- [2] Michael Unser, "B-spline Signal Processing(Part I) : Theory", IEEE Transactions On Signal Processing, Vol.41, No.2, 1993.
- [3] Michael Unser, "Fast B-spline Transforms For Continuous Image Representation and Interpolation", IEEE Transactions On PAMI, Vol.13, No.3, 1991.
- [4] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, "Computer and Robot Vision(Vol. I)", Addison Wesley Publishing Company, 1992.
- [5] A. Yuille and T. Poggio, "Scaling Theorems for Zero-crossings", IEEE Trans. Anal. Machine Intell., Vol.PAMI-8, 1986. 1.
- [6] A. Aldroubi, M. Unser, and M. Eden, "B-spline Signal processing (Part II) : Efficient Design and Applications", IEEE Trans. on Signal Processing, Vol.41, 1993.2.
- [7] Muhittin. G. and Ching-Chung Li, "Edge Detection and Surface Reconstruction Using Refined Regularization" IEEE Transactions On PAMI, Vol.41, 1993. 2.
- [8] 김진철, 김영호, 박규태, "대역 분석과 Scaling을 이용한 영상의 경계검출 성능개선", 제 6회 신호처리 학술대회 논문집, Vol.6, No.1, 1993. 9.
- [9] Hsieh S. Hou, and Harru C. Andrews, "Cubic Splines For Image Interpolation and Digital Filtering", IEEE Transactions On Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. Assp 26, No.6, 1978.
- [10] Michael Unser, "On The Asymptotic of B-spline Wavelets to Gabor Functions", IEEE Transactions On Information Theory, Vol.38, No.2, 1992.
- [11] Michael Unser, "The L2 Polynomial Spline Pyramid", IEEE Trans. Anal. Machine Intell., Vol.15, No.4, 1993. 4.
- [12] K. Toraichi, S. Yang, M. Kamada, and R. Mori, "Two dimensional Spline Interpolation for Image Reconstruction", Patt. Recognition, Vol.21, 1988.
- [13] A. Aldroubi, M. Unser, and M. Eden, "Polynomial Spline Signal Approximations : Filter Design and Asumptotic Equivalence with Shannon's Sampling Theorem", IEEE Trans. on Information thoery, Vol.38, 1992. 1.
- [14] S. G. Mallat, "A Theory of Multiresolution Signal Decomposition : The Wavelet Representation", IEEE Trans. Anal. Machine Intell., Vol.11, 1989.
- [15] M. Unser and M. Eden, "Multi-resolution Feature Extraction and Selection for Texture Segmentation", IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell., Vol. PAMI 11, 1989. 3.
- [16] R. E. Crochiere and L. R. Rabiner, "Interpolation and Decimation of Digital Signals", Proc. IEEE Vol.69, 1981. 3.
- [17] A. P. Witkin, "Scale-space Filtering", Proceedings of The 8th Int. Joint Conference on Artificial Intelligence, Vol.2, 1983. 8.
- [18] Milan Sonka, Vaclav Hlavac and Roger Boyle

"Image Processing, Analysis and Machine Vision", Chapman and Hall Computing, 1993.



**金英虎** (Young Ho Kim) 정회원

1967년 6월 2일생

1986년 3월 ~ 1990년 2월 : 연세대학교 전자공학과(공학사)

1990. 3월 ~ 1992년 2월 : 연세대학교 대학원 전자공학과(공학석사)

1992년 2월 ~ 현재 : 연세대학교 대학원 전자공학과 박사과정



**李完周** (Wan Joo Lee) 정회원

1965년 4월 17일생

1983년 3월 ~ 1985년 2월 : 연세대학교 전자공학과

1987년 9월 ~ 1989년 8월 : 연세대학교 대학원 전자공학과

1989년 9월 ~ 현재 : 연세대학교 대학원 전자과 박사과정



**金珍哲** (Kin Chu'l Kim) 정회원

1961년 6월 14일생

1981년 3월 ~ 1985년 2월 : 해군사관학교 전자공학과(공학사)

1992년 3월 ~ 1994년 2월 : 연세대학교 대학원 전자공학과(공학석사)

1994년 3월 ~ 현재 : 해군본부 근무중

**朴圭泰** (Kyu Tae Park) 정회원

1983년 6월 11일생

1983년 ~ 1987년 : 연세대학교 전기공학과(학사)

1987년 ~ 1989년 : 연세대학교 전기공학과(공학석사)

1982년 ~ 1984년 : LONDON UNIVERSITY  
(M.Sc(ENG))

1987년 ~ 1989년 : 영국 Southampton University (PH. D.)

1987년 ~ 1989년 : 연세대학교 (전임강사)

1970년 ~ 현재 : 연세대학교 교수

1986년 : 대한전자공학회장

1988년 ~ 현재 : 연세대학교 공과대학장