

퍼지 추론을 이용한 비선형 영상 보간

Nonlinear Interpolation of Images using fuzzy inference

姜 金 芙*, 李 鍾 守**, 梁 雨 錫**

(Keum-Boo Kang*, Jong-Soo Lee**, and Woo S. Yang**)

요 약

이 논문은 디지털 영상에 대한 에지를 보존하는 새로운 영상 보간 방법을 제안한다. 일반적인 보간 기법은 선형 연산자를 이용한 저역필터를 사용함으로써 원 영상의 고주파 성분에 대한 정보를 손실하는 바 high contrast 에지 부분에서 희뿌연게 되는 현상과 툽니현상이 일어나 영상 선명도가 떨어지는 경향이 있었다. 본 논문에서는 이러한 단점을 개선한 새로운 보간 기법을 제시한다. 본 논문에서 제시한 보간 알고리즘은 퍼지 연산자를 이용하여 입력 영상 데이터의 성질에 따라 고주파 성분과 저주파 성분을 달리 조절함으로써 원래 영상에 가까운 해상도를 얻을 수 있다.

Abstract

In this paper, we present a new interpolation scheme for image enhancement using fuzzy inference. In general, interpolation techniques are based on linear operators which are essentially lowpass filters, hence, they tend to blur fine details in the original image. In our approach, the operator itself balances the strength of its sharpening and noise suppressing components according to the properties of the input image data.

I. 서 론

일반적으로 영상 보간은 디지털 영상(혹은 사진)의 복원이나 확대시 자주 사용되는 영상처리 기술이다. 영상보간은 multiresolution pyramidal coding[1,2]이나 IDTV 수신기 설계[8]에 있어서 영상의 resolution을 향상시키기 위해 사용되기도 한다. 영상을 복원/확대할 경우, 영상의 해상도를 유지할 수 있는 단위 면적당 최대의 샘플수는 Shannon의 샘플링 이론[4]에 의해

결정된다. 이론적으로 영상 복원에 있어서 샘플링 과정에서 소실된 고주파 성분의 정보는 재생이 불가능하다. 영상 sampling 과정에서 원래 영상에 포함된 고주파 성분은 resolution reduction 전에 저역필터에 의해 제거된다. 그러나 down sampling된 영상에는 high-contrast edge와 같은 잃어버린 고주파 성분들에 대한 실마리들이 포함되어 있다. 영상이란 임의의 신호가 아니라 특정한 물체를 묘사한 것이므로 이웃한 화소들을 비교 분석하여 보간시 잃어버린 부분을 유추하여 복원할 수 있다면 샘플링시 소실된 고주파의 상세 모습을 상당 부분 재현할 수 있다[11].

지난 10년 동안, 많은 영상보간 기법들이 개발되어 발표되었다. 컴퓨터의 계산 능력이 향상됨에 따라 최근에는 물체의 형상을 기반으로 하는 비선형 보간 기술[3,5,9]이 주목받고 있다. 이러한 비선형 보간 알

* 忠北大學校 電氣工學科

(Dept. of Electrical Eng., Choongbook Univ.)

** 弘益大學校 電氣工學科

(Dept. of Electrical Eng., Hongik Univ.)

接受日: 1999年7月26日, 修正完了日: 1999年11月3日

고리즘들은 대부분 물체의 edge를 이용하여 소실된 고주파 정보를 어느 정도 복원하고 있다.

Interpolation 및 extrapolation에 퍼지 논리를 적용하여 영상내에 산재한 block losses들을 복구하는 알고리즘들도[6] 다수 발표되었다. Block-based coding system[6]에서 정보 손실을 복구하기 위한 보간 알고리즘도 개발되고 있다. 문헌을 보면 대부분 선형 연산자를 사용하여 영상보간을 한다. 선형 연산자들은 특성상 저역필터로서 영상 취득 과정중 삽입된 고주파 성분의 잡음을 쉽게 제거할 수 있다는 장점이 있으나, 원영상의 세밀한 형상들을 뿌옇게 하거나 물체의 에지를 툭니모양으로 만드는 단점을 갖는다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 줄이는 동시에 미세한 에지 부분을 선명하게 향상시키는 보간 기법을 소개한다. 우선 이웃하는 픽셀간에 내재한 에지 관련 정보를 도출한 후, 비선형 연산자를 사용하여 보간한다. 이 영상은 surface continuity를 고려한 수정 과정을 거쳐 최적의 보간 결과가 도출된다. 시뮬레이션 결과를 보면 본 논문에서 소개되는 보간 알고리즘은 영상의 저주파 정보뿐만 아니라 소실된 고주파 정보도 일정량 복구하는 것을 볼 수 있다.

II. 비선형 영상보간 개요

2.1 영상 모델

본 논문에서는 각 화소의 영상 값이 다음의 방정식과 같이 이루어진다고 가정한다.

$$f(i, j) = \int \int_{-\infty}^{\infty} h(x, y) \cdot g(iT - x + \Delta, jT - y + \Delta) dx dy \quad (1)$$

여기서, $f(i, j)$ 는 (i, j) 번째 화소값, $h(x, y)$ 는 (x, y) 좌표에 대한 실제 물체의 그레이 레벨 값을 나타낸다. $g(x, y)$ 는 영상취득 시스템에서 렌즈 등이 포출하는 영상취득 기구의 특성을 설명하는 대역통과 필터를 의미한다. 이상적인 영상취득 시스템의 경우 $g(x, y)$ 는 impulse 함수라 할 수 있으나 실제로는 초

점의 불일치 등으로 인하여 가우시안 함수로 모델링된다. T 는 해상도를 결정하는 샘플링 간격이며 Δ 은 샘플링시 offset을 결정한다. 이러한 모델은 렌즈를 통과하여 얻어지는 영상을 정확하게 묘사할 수 있다.

그림 1은 방정식 (1)을 적용한 1차원 영상을 나타내고 있다. 그림에서 보는 바와 같이 (a)와 (b)는 똑같은 모양의 에지를 나타내고 있으나 $g(x, y)$ 의 offset Δ 에 따라 미묘한 차이를 보여준다. 그림 1(a)의 경우 샘플링 위치에 따라 처음 에지 부분은 희뿌옇게 나타나지만 두 번째 에지 부분은 선명하게 묘사된다. 반대로 그림 1(b)는 첫 번째 에지는 선명하게 보이지만 두 번째 에지는 희뿌옇게 되는 현상이 일어난다. 그림 1과 같은 현상은 2차원 영상의 경우도 샘플링 위치에 따라 마찬가지로 적용된다.

그림 1과 같이 얻어지는 영상 데이터는 보간되어 질 픽셀 x 와 인접한 픽셀들의 비선형 평균값을 계산함으로써 에지를 향상시키면서 보간할 수 있다. 그림 2의 1-D영상을 이용하여 보간 알고리즘을 고찰해 보자. 그림 2의 (a), (b), (c)는 각각 $g(x, y)$ 가 임펄스 함수인 고해상도 영상, 가우시안 필터링 된 실제 영상 데이터, 그리고 우리가 구하고자 하는 보간된 영상 데이터를 나타낸 것이다. 각 그림은 offset 크기에 따라 약간씩 서로 다른 두 가지 결과를 예를 들고 있다. 그림 (b)를 보자. 첫 번째 영상에서 b와 c 사이에 보간되는 화소는 에지의 지붕에 속한다고 할 수 있으나 두 번째 영상의 경우엔 바닥에 속하는 화소이다. 따라서 보간 결과로 나타나는 영상은 (c)와 같이 나타나야 바람직하다고 할 것이다. (c)에서의 x 는 보간되는 화소를 나타낸다.

물체의 형상을 기반으로 하는 비선형 보간 기법들은 주변 화소값들을 분석하여 영상에 내재되어 있는 물체의 형상 정보를 도출, 이용한다. 그림 2 (b)에서 화소 a와 b 사이의 변화율과 화소 c와 d 사이의 변화율을 분석하면 (c)의 결과를 쉽게 얻을 수 있다. 그림 (b)의 첫 번째 영상에서 a와 b는 모두 에지의 지붕에 속하므로 작은 변화율을 갖는 반면에 에지상에 있어 화소값이 왜곡된 c와 에지 바닥에 있는 d는 비교적 큰 값의 변화율을 갖는다. 영상이 식 (1)과 같이

모델링된다면 에지의 경계는 c 주변이라 할 수가 있으므로 b 와 c 사이에 보간되는 화소는 에지의 지붕에 속해야 하지만 c 와 d 사이에 보간된 화소는 에지 바닥에 가까운 값을 가져야 할 것이다. 마찬가지로 두 번째의 영상은 에지의 경계가 b 주변에 있으므로 a 와 b 사이에 보간되는 화소는 에지의 지붕에 속하는 반면에 b 와 c 사이에 보간하다 화소가 에지 바닥에 속하게 된다.[10] 이는 다음과 같은 비선형 연산자를 사용하면 손쉽게 표현할 수 있다. b 와 c 사이의 점 x 에 보간하는 화소값을 $f(x)$ 라 하면,

$$f(x) = \mu f(b) + (1 - \mu) f(c) \quad (2)$$

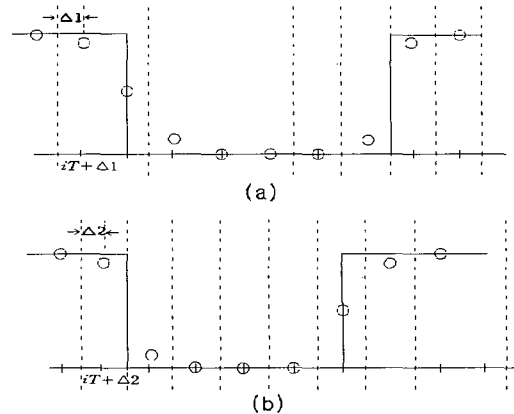
로 나타낼 수 있다. 만약 에지가 b 보다 c 에 가깝게 존재한다면 ($f(a) - f(b) < f(c) - f(d)$) $\mu > 0.5$ 가 되어 $f(x) \approx f(b)$ 가 된다. edge의 경계가 정확히 b 와 c 중앙에 위치하는 경우에는 $f(a) - f(b) = f(c) - f(d)$ 가 되어 $f(x) = (f(b) + f(c))/2$, 즉, 보간되는 화소는 $f(b)$ 와 $f(c)$ 의 중앙에 위치하게 되어 일반적인 선형연산자를 적용한 경우와 동일한 결과가 나타난다. 결과적으로 μ 는 b 와 c 사이에 존재하는 edge의 위치를 정규화하여 표현한다고 할 수 있다[11].

2.2 영상보간 방법

일반적인 영상보간 방법들은 원 영상의 화소 사이사이에 새로운 화소를 추가한다. 그러나 본 논문에서는 개개의 화소가 식 (1)에 따라 주변 일정 영역을 대표한다는 가정 하에 대표하는 영역을 분할 하는 방법을 이용하여 보간한다.

본 논문에서 제시하는 영상보간 방법은 2단계 과정을 거쳐 진행된다. 부화소를 영상보간으로 구한다. 부화소 값들이 구해지면 이 값들을 대표하는 것(혹은 평균값)이 화소 \oplus 임을 고려하여 화소 값들을 수정한다.

그림을 이용하여 보간 과정을 상세히 알아보기로 하자. 그림 3과4는 각각 흔히 볼 수 있는 두 가지 형태의 에지를 포함한 영상을 묘사한 것이다. 그림 3과4는 에지 기울기의 예리한 정도에 따른 일반적인 형태



실선 : 실제 물체 $h(i)$
o : 샘플링 영상의 gray level value

그림 1. 영상 샘플링
Fig. 1. Image sampling.

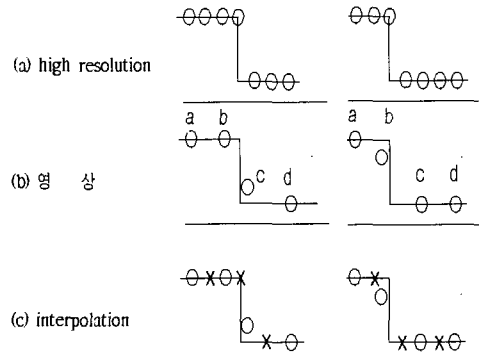


그림 2. interpolation 개요
Fig. 2. Basic idea of interpolation.

의 에지를 보여주고 있다. 편의를 위하여 화소값은 [0, 1]로 정규화한다. 원 영상에서 $\blacksquare, \square, \square$ 은 각각 1, 1/2, 0의 화소값을 가진 화소들을 나타내며, 보간된 영상에서 $\circ, \ominus, \otimes, \otimes, \bullet$ 는 각각 0, 1/4, 1/2, 3/4, 1의 화소값을 가진 부화소를 의미한다. 1단계에서는 우선 부화소들에 대한 수평과 수직 방향의 성분을 그림 3에서 소개한 방법을 사용하여 구하고 이들의 평균값을 부화소 값으로 정한다. $f(i, j)$ 의 화소를 보간하다 가정하자. 각각의 경계면을 고려하여 부화소의 위치에

따라 offset을 조정한다. $f(i, j)$ 좌상에 위치한 부화소의 수평 성분은 4개의 화소 $f(i-2, j)$, $f(i-1, j)$, $f(i, j)$, $f(i+1, j)$ 를 이용하며, 우상에 위치한 부화소의 수평 성분은 $f(i-1, j)$, $f(i, j)$, $f(i+1, j)$, $f(i+2, j)$ 를 이용하여 앞 절에서 설명한 방법을 적용해 도출한다. 그러나 좌상에 위치한 부화소와 우상에 위치한 부화소의 수직 성분은 같은 크기의 offset을 갖게 되므로 모두 $f(i, j-2)$, $f(i, j-1)$, $f(i, j)$, $f(i, j+1)$ 을 이용하여 구한다. 그림 3, 4(a)는 에지 모양에 따른 부화소의 수평과 수직 방향에 대한 화소값을 나타내고 있다. 작은 원들은 부화소의 수평, 수직 방향의 성분을 나타내며 화살표는 이들 성분을 구하기 위해 사용한 화소들을 표시한다. 그림 3의 경우 좌상에 위치한 부화소의 수평 성분은 1의 값이나 수직 성분은 0 값을 갖는다. 반면, 우상 부화소는 수직, 수평 모두가 0 값을 갖는다. 부화소에 대한 수평, 수직 성분을 평균하면 좌상은 1/2, 우상은 0의 화소값이 도출된다. 그림 3(b)는 1단계 과정을 통하여 얻어진 보간 결과를 보여준다. (a)에 비하여 에지의 폭이 반으로 줄어든 것을 볼 수 있다. 이는 원 영상 에지의 불확실성이 1/2로 줄어든다는 것을 의미한다. 그림 4(b)의 경우에는 약간의 회뿌영게 되는 현상을 볼 수 있으나 최악의 경우라 할지라도 원 영상의 불확실성 경우인 한 개 화소 폭 이상 뿌영게 되는 경우는 발생하지 않는다. 1단계 과정이 완료되면 부화소들을 보정 한다. 원 화소들은 4개의 부화소들을 대표한다. 그림 3의 경우 원 화소값은 1/2로서 각각 1, 1/2, 1/2, 0의 화소값을 갖는 4개의 부화소들을 잘 대표하고 있다. 그러나 그림 4의 경우는 원 화소가 부화소들을 적절히 대표하지 않는다. 그림 4의 경우 화소값이 1인 $f(i, j)$ 의 부화소들은 1, 3/4, (평균 3/4 이상)의 화소값을 갖는 반면에 화소값이 0인 $f(i+1, j)$ 의 부화소들은 1/2, 0 (평균 1/4 이하)의 화소값을 갖는다. 2단계 과정에서는 부화소 값들을 조정하여 원 영상이 이들을 대표할 수 있도록 한다. $f(i, j)$ 의 부화소값들은 상향조정하며 $f(i+1, j)$ 의 부화소값들은 하향 조정한다. 그림 4(c)는 부화소 값들을 보정 한 결과를 보여준다. 그림을 보면 부화소 단위로 에지가 보전되며 영

상이 보간하다 것을 볼 수 있다.

그림 3의 경우에는 원 화소가 부화소들을 대표하고 있는 바, 2차 보정이 필요하지 않다.

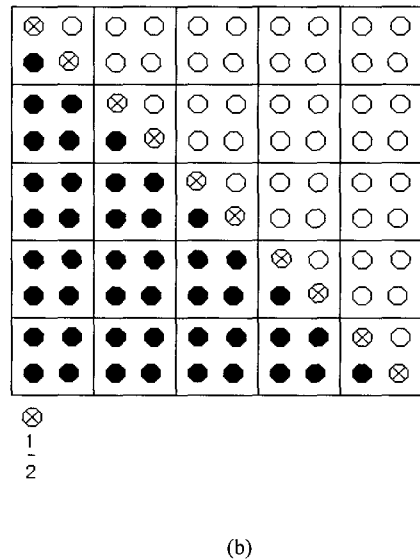
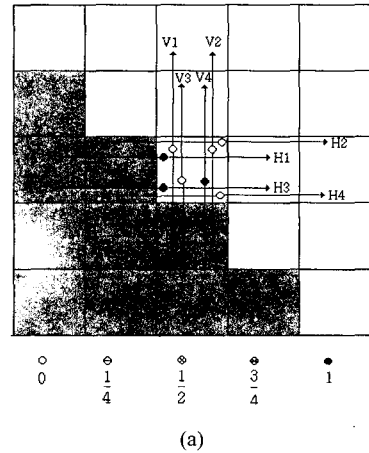


그림 3. 영상 interpolation (경우 1)
Fig. 3. Interpolation Scheme (case 1).

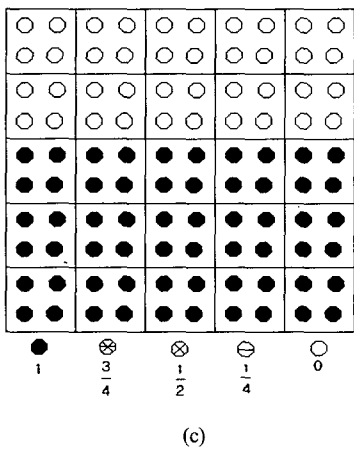
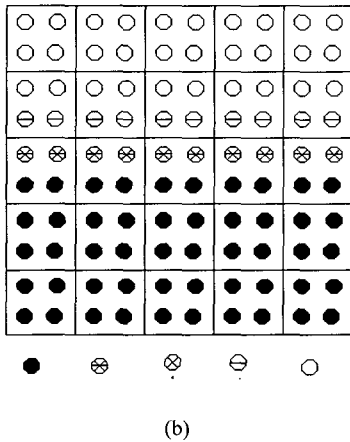
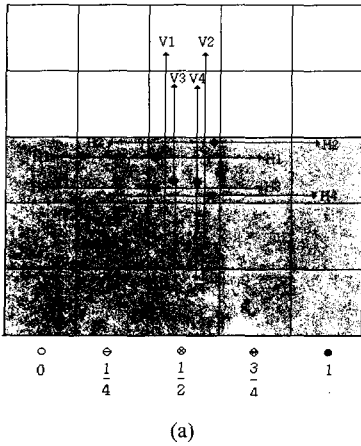


그림 4. 영상 interpolation (경우 2)
Fig. 4. Interpolation Scheme (case 2).

III. 퍼지 추론을 이용한 영상보간

본 논문에서는 앞장에서 제안한 영상보간 알고리즘을 퍼지 추론을 적용하여 구현한다. 화소 x 와 $x+\Delta$ 사이의 점 $x+\delta$ 에 대한 영상값 $f(x+\delta)$ 을 구한다고 가정하자. 단, $0 \leq \delta < \Delta$ 이다. II장에서 제안한 바와 같이 보간 영상 $f(x+\delta)$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$f(x+\delta) = w(f'(x)) \cdot f(x) + w(f'(x+\Delta)) \cdot f(x+\Delta) \quad (3)$$

여기서 가중치 $w(\cdot)$ 는 영상값의 변화율이 커질수록 감소하는 단순 감소 함수이다. $w(f'(x)) + w(f'(x+\Delta)) \cong 1$ 가 된다. 본 논문에서는 가중치 함수 $w(\cdot)$ 를 직접 구하는 대신 $f(x+\delta)$ 를 퍼지 논리를 이용하여 직접 구한다.

$f(x+\delta)$ 의 추정은 IF-THEN 형식의 규칙 집합으로 나타내어진다. 각 규칙은 다음과 같은 형식으로 표현된다.

규칙 k : 만약 r 이 X_k 이면, z 는 G_k 이다.

여기서 k 는 k 번째 규칙임을 의미한다. r 과 z 는 각각 보간하고자 하는 화소의 위치를 나타내는 입력 변수와 보간한 영상값의 소속도를 표현하는 출력 변수이다. X_k 는 보간하려는 원래 영상의 화소위치를 나타내는 퍼지 집합이다. G_k 는 영상값을 정의역으로 갖는 퍼지 단일값(fuzzy singleton)이다. μ_{X_k} 와 μ_{G_k} 를 각각 X_k 와 G_k 의 소속 함수라 하자. 식 (3)을 퍼지 논리 시스템으로 바꾸는 퍼지 규칙은 다음과 같다.

규칙 1 : 만약 r 이 x 이면, z 는 $f(x)$ 이다.

규칙 2 : 만약 r 이 $x+\Delta$ 이면,

z 는 $f(x+\Delta)$ 이다.

그림 6은 이를 그림으로 나타낸 것이다. " r 이 x 에 가깝다"는 의미는 $f(r)$ 이 $f(x)$ 에 근사한다는 의미로 정의할 수 있다. 화소 x 에서의 영상값의 변화율이 작다면 x 주변의 영상값은 $f(x)$ 와 비슷한 값을 갖는 반

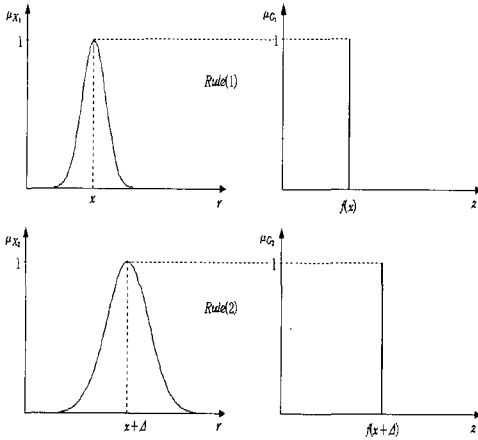


그림 6. 퍼지규칙
Fig. 6. Fuzzy Rule.

면(x에 “가깝다”), 변화율이 크다면 x에서 멀어질수록 영상값은 $f(x)$ 와 급격히 달라진다(x와 “멀리 떨어져 있다.”). x 와 $x+\Delta$ 의 중앙에 있는 $r = x + \Delta/2$ 점을 예로 들어보자. 비록 x 및 $x+\Delta$ 와 r 사이의 공간적인 실제 거리는 똑같으나 $f(x)$ 의 기울기가 $f(x+\Delta)$ 의 기울기보다 작다면, $f(r)$ 은 $f(x+\Delta)$ 보다 $f(x)$ 에 근사할 것이므로 “ r 은 x에 가깝다”고 할 수 있을 것이다. 본 논문에서는 이를 이용하여 영상의 변화율에 의존하여 영상의 위치를 나타내는 가우시안 멤버십 함수를 설계하였다.

영상의 위치를 나타내는 x 는 퍼지 수(fuzzy number)로서 정수값 x 에서 최대 소속값 1(mean = x)을 갖으며, 식 (4)와 같이 편차 σ 인 가우시안을 소속 함수로 갖는다.

$$\mu_{X_i}(r) = \exp\left[-\left(\frac{r - \bar{r}_i}{\sigma_i}\right)^2\right], \quad i = 1, 2, \dots \quad (4)$$

$\bar{r}_1 = x$ 와 $\bar{r}_2 = x + \Delta$ 이며, 편차 σ_i 는 아래식과 같이 영상의 변화율과 관련된 함수로 정의한다.

$$\sigma_i = \frac{1}{\alpha \log|f'(r_i)| + \beta} \quad (5)$$

가 된다. 여기서 α, β 는 σ 와 $f'(x)$ 의 연관을 나타내는 고정 변수들이다. $|f'(x)|$ 가 커질수록 σ_i 는 작아지게 되어 보간시 주변에 $f(x)$ 의 영향이 작게 미치도록 한다. 반대로 $|f'(x)|$ 가 작은 값을 갖는 화소는 주변의 여러 화소에 영향을 주게 된다.

퍼지 추론은 IF-THEN 규칙에 따라서 입력 퍼지 집합에 대응하는 출력 퍼지 집합을 구하는 연산자이다. 보간하려는 영상의 위치 r 은 퍼지 단일함(fuzzy singleton)으로 입력된다. 추론은 다음과 같이 진행된다.

$$\text{규칙 1 : } a_1 \wedge \mu_{G_1}(z)$$

$$\text{규칙 2 : } a_2 \wedge \mu_{G_2}(z)$$

여기서 a_i 는 보간되려는 위치를 나타내는 퍼지 단일 값 r 이 퍼지 집합 X_i 와 일치하는 정도(적합도)를 나타낸다.

$$a_i = \mu_A(r) \wedge \mu_{X_i}(r) \quad (6)$$

보간되는 영상값을 구하는 디퍼지화는 출력 퍼지 집합이 다시 보간되어질 화소인 크리스프 점으로 대응된다.

$$f(r) = \frac{a_1 f(x) + a_2 f(x + \Delta)}{a_1 + a_2} \quad (7)$$

이는 무게 중심 평균에 의한 디퍼지화 방법이다. 그림 7은 추론 과정을 그림으로 보여준다. σ_i 는 가우시안 멤버십 함수의 모양을 조절한다. σ 가 클수록 주변 넓은 범위의 화소에 영향을 주게 된다. 본 논문에서 제안한 퍼지 추론 방법을 이용하면 edge를 세밀하게 보존할 수 있다.

IV. 실험

본 실험에서는 영상처리에 있어 가장 많이 사용하는 레나 영상을 이용하여 실험하였다. 실험 결과를

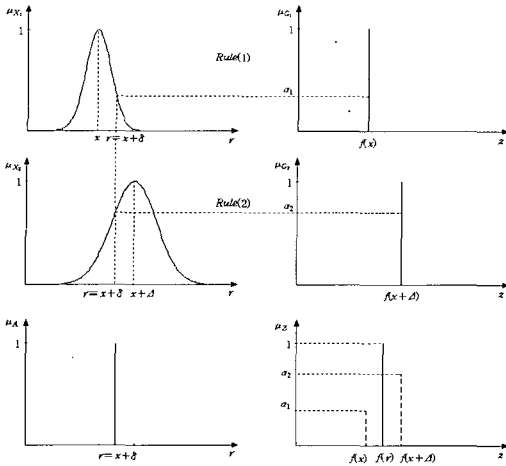


그림 7. 보간에 사용된 퍼지 추론의 예
Fig. 7. Fuzzy Reasoning.

비교하기 위하여 512×512 레나 영상을 이상적인 물체라 가정하고 인접한 4개의 화소들을 평균하여 만든 256×256 레나 영상을 카메라로부터 얻어지는 원 영상으로 간주하였다. 이렇게 얻어진 256×256 영상은 각각 일반적인 방법, bilinear 보간, cubic 보간, 그리고 본 논문에서 개발한 보간 알고리즘을 사용하여 512×512 레나로 보간한 후 원래의 512×512 레나 영상과 비교하였다.

본 실험에서는 영상들을 비교할 때 주관적 평가 방식을 배제하고, 객관성을 유지하기 위하여 PSNR 방식을 사용하였다.

σ 의 범위를 결정하기 위해 $|f'(x)|$ 의 히스토그램을 이용하여 $|f'(x)|$ 의 분포수가 어느 정도 값을 가지고 있는 1과 50사이를 집중적으로 고려하여 σ 의 값을 선택하는데 사용하였다. 화소값의 차이가 50이상 되는 것도 약간의 값을 보상해 주기 위하여 σ 의 범

위를 0.35~1.2로 하였다. $|f'(x)|$ 의 값이 16과, 23에서 σ 가 각각 0.5와 0.3이 될 때 최적의 결과가 도출되었다.

그림 8의 (a)는 원래의 512×512 영상을, (b)는 본 논문에서 실험에 사용한 256×256 레나 영상을 보여준다. 그림 (c)는 bilinear 선형연산자로 보간한 512×512 영상을 나타내고 있다. 그림 (d)는 cubic 연산자로 보간한 512×512 영상, 마지막으로 (e)는 본 논문에서 제안한 퍼지 추론을 사용한 연산자로 보간한 512×512 레나 영상을 보여준다. 그림 (a)와 (b)를 보면 레나 영상에는 다양한 형태의 에지가 포함되어 있음을 볼 수 있다. 눈과 모자의 경계 위쪽 등에는 앞절에서 기술한 그림 3과 4 모양의 에지들이 섞여서 나타나고, 모자의 경계 아래쪽 에지 부분에는 부분적으로 그림 4의 에지가 나타나는 것을 볼 수 있다. 그림(b)는 전체적으로 원래의 레나 영상과 비교할 때 해상도가 낮고 에지가 불분명하다. 다시 말하면 에지의 불확실성이 높다고 할 수 있다.

보간 결과를 보면, 본 논문에서 제안한 퍼지 연산자를 사용하여 512×512영상으로 보간한 레나 영상인 그림 8(e)의 경우 특히 눈과 모자의 경계 에지의 localization이 일어나 섬세하게 보간되어 해상도가 향상되어 있음을 볼 수 있다. 그러나, 본 논문에서 제안한 퍼지 추론을 사용한 연산자를 사용하는 방법으로도 그림 8(a)처럼 원래의 데이터를 완벽히 복구하기란 불가능한 일이다. 샘플링 시 고주파 성분이 소실된 256x256 영상으로부터 잃어버린 고주파 정보를 완벽히 복구할 수는 없다.

V. 결 론

본 논문에서는 퍼지 추론을 사용하여 영상의 해

표 1. PSNR의 비교 (dB) Table 1. PSNR.

실험에 사용한 연산자 종류	선형 연산자	bicubic 연산자	본 논문에서 제안한 연산자
PSNR(Peak-Signal-to-Noise Ratio)	39.536961	36.783822	41.660764
평균 에러	7.23	13.6	4.44

상도를 향상시키고, 에지를 보존하는 새로운 보간 기술을 제시하였다. 제안된 알고리즘은 영상 데이터에서 저주파와 고주파 정보 둘 다를 복구 할 수 있다. 일반적으로 보간 기술은 선형연산자를 이용한 저역필터를 사용한다. 그러므로 영상취득 과정 중 삽입된 고주파 성분의 잡음을 쉽게 제거할 수 있다는 장점이 있으나 원 영상의 고조파 성분에 대한 정보를 잃어버리고 영상의 세밀한 형상들을 뿌옇게 만든다. 게다가 그것들의 보간 과정은 수평축에 따른 과정과 수직축에 따른 두 개의 독립적인 과정으로 나누어지기 때문에 그 결과로 off-axis 에지에서 톱니현상이 일어나는 단점을 갖고 있었다. 그러나 본 논문에서 제시한 퍼지 추론을 사용한 연산자는 입력 영상 데이터의 성질에 따라 고주파 성분과 저주파 성분을 달리 조절하여 에지 부분에서의 선명함 특히, 전통적인 방법을 사용하여 보간한 영상에서 일반적으로 발견되어지는 고대비 에지에서 희뿌옇게 되는 현상과 톱니현상을 과감하게 감소시킨다. 그리고, 영상 자체의 잡음 억제 의 강도를 조정하여 원래 영상에 가까운 해상도를 얻을 수 있다. 레나 영상을 이용한 시뮬레이션을 통하여 제시한 알고리즘의 효과를 확인하였다. 실험 결과를 보면 본 논문에서 제안된 보간 알고리즘은 영상의 저주파 정보 뿐만 아니라 소실된 고주파 정보도 일정량 복구하는 것을 볼 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] H. S. Hou and H. C. Andrews, "Cubic splines for image interpolation and digital filtering," *IEEE Trans. Acoustics, Speech and Signal Processing* 26, 1978. 508-517.
 [2] D. Anastassiou, "Generalized Three Dimensional Pyramid Coding for HDTV Using Nonlinear Interpolation," *Proc. Picture Coding Symp.*, Cambridge, MA, U.S.A., 1990.

[3] P. J. Burt and E. H. Adelson, "The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code," *IEEE Trans. on Communication*, Vol. COM-31, No. 4, 1983.
 [4] R. Gonzalez and R. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley Co. 1992.
 [5] W. E. Grimson, "An Implementation of Computational Theory of Visual Surface Interpolation," *CVGIP*, Vol. 22, No. 3, Mar 1983.
 [6] R. Krishnapuram and J. M. Keller, "Fuzzy Set Theoretic Approach to Computer Vision: an Overview," *Proc. Second IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, San Diego, CA, U.S.A., Mar, 1992.
 [7] X. Lee, Y. Zhang, and A. Leon-Garcia, "Information Loss Recovery for Block-Based Image Coding Techniques -A Fuzzy Approach," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 4, No. 3, 1995.
 [8] F. Russo and G. Ramponi, "A Fuzzy Operator for the Enhancement of Blurred and Noisy Images," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 4, No. 8, 1995.
 [9] K. M. Uz, M. Vetterli, and D. J. LeGall, "Interpolative Multiresolution Coding of Advanced Television with Compatible Subchannels," *IEEE Trans. on Circuit Sys. Video Technology*, Vol. 1, No. 1, Mar. 1991.
 [10] You, "A Robust Adaptive Estimation for Filtering Noise in Images," *IEEE Trans. on Image Processing*, No. 5, May 1995.
 [11] Sergio Carrato, Giovanni Ramponi, and Stefano Marsi, "A Simple Edge_Sensitive Image Interpolation Filter," *IEEE Int. Conf.*, 1996



(a) 원 영 상
(a) Ideal image



(d) bicubic 영 상
(d) Image (bicubic)



(b) 256 영 상
(b) 256 image



(e) 결과 영 상
(e) Result image



(c) bilinear 영 상
(c) Image (bilinear)

그림 8. 보간 결과
Fig. 8. Interpolation Result.

저 자 소 개



姜 金 芙 (會 員 申 請 中)
 1988년 충북대 전기공학과 학사,
 1993년 충북대 전기공학과 석사,
 1995년 충북대 전기공학과 박사수
 료, 1993년 ~ 현재 홍익대, 충청
 대 강사.
 주관심분야 : pattern 인식, 컴퓨터

비전, FA

李鍾守(會 員 申 請 中)

1998년 홍익대 전기공학과 학사.
 1999년 홍익대 전기공학과 석사.
 1999년 ~ 현재 (주) 미래 연구원.
 주관심분야 : pattern 인식, 컴퓨터
 비전, FA



梁 雨 錫 (正 會 員)
 1979년 서울대학교 전기공학과 졸
 업, 1990년 미국 North Carolina
 State Univ. 전기 및 컴퓨터공학과
 졸업 (공학박사), 1978년 - 1884년
 (주) 대우, 1990년 - 1991년 금성사
 생산기술연구소 책임연구원(부장), 현재 홍익대학교
 전기공학과 부교수
 주관심분야 : pattern 인식, 컴퓨터비전, FA