

퍼지 추론을 사용한 2D 영상의 보간

*강 금 부 *최 재 호 **양 우 석
*충북대학교 전기공학과 **홍익대학교 전기공학과

2D Image Interpolation using Fuzzy Inference

*Keum-Boo Kang *Jae-Ho Choi **Woo S. Yang
*Dept. of Electrical Engineering, Chungbuk National University
**Dept. of Electrical Engineering, Hongik University

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.

1. 서론

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 알고리즘들은 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. 문헌을 보면 대부분 선형 연산자를 사용하여 영상보간을 한다. 선형 연산자들은 특성상 저역필터로서 영상 취득 과정에서 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 퍼지 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.

2. 퍼지 추론을 이용한 영상보간

본 논문에서는 참고논문[]에서 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_i 이 X_k 이면, z 는 G_k 이다.

여기서 k는 k번째 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_i} 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 반면(x 에 “가깝다”), 변화율이 크다면 x 에서 멀어질수록 영상값은 $f(x)$ 와 급격히 달라진다(x 와 “멀리 떨어져 있다.”). 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.

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

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.

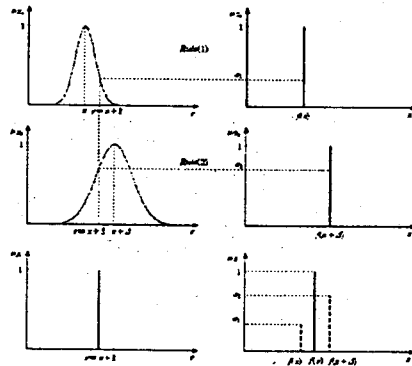


그림 7. 보간에 사용된 퍼지 추론의 예

3. 실험

본 실험에서는 영상들을 비교할 때 주관적 평가 방식을 배제하고, 객관성을 유지하기 위하여 PSNR방식을 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 범위를 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 512×512 영상으로 보간한 레나 영상인 그림 8(e)의 경우 특히 눈과 모자의 경계 에지의 localization이 일어나 섬세하게 보간되어 해상도가 향상되어졌음을 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 256×256 영상으로부터 잃어버린 고주파 정보를 완벽히 복구할 수는 없다.

4. 결론

일반적으로 보간 기술은 선형연산자를 이용한 저역필터를 사용한다. 그러므로 영상취득 과정 중 삽입된 고주파 성분의 잡음을 쉽게 제거할 수 있다는 장점이 있으나 원 영상의 고주파 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 억제의 강도를 조정하여 원래 영상에 가까운 해상도를 얻을 수 있다. 레나 영상을 이용한 시뮬레이션을 통하여 제시한 알고리

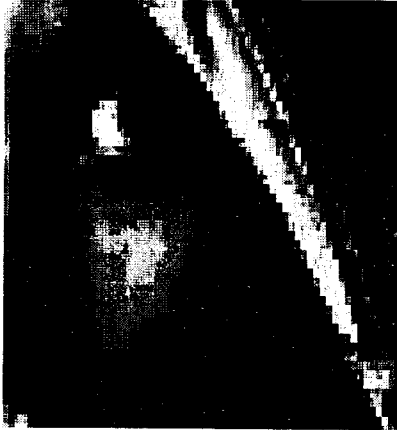
즘의 효과를 확인하였다. 실험 결과를 보면 본 논문에서 제안된 보간 알고리즘은 영상의 저주파 정보뿐만 아니라 소실된 고주파 정보도 일정량 복구하는 것을 볼 수 있었다.

5. 참고 문헌

- [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, pp. 532-540, 1983.
- [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.
- [9] K. M. Uz, M. Vetterli, and D. J. LeGall, "Interpolative Multiresolution Coding of Advanced Television with Compatible
- [] 강금부, 이종수, 최재호, 양우석, "2D 영상 보간 : 부화소 단위의 에지 검출", 한국센서학회, 제7권 제5호, pp. 334-341, 1998.



(a) 원 영상



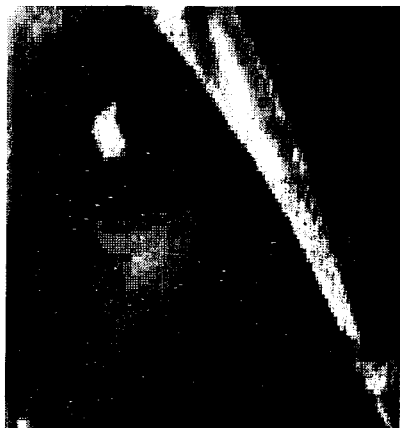
(b) 256 영상



(d) bicubic 영상



(c) bilinear 영상



(e) 결과 영상
그림 8. 보간 결과

표 1. PSNR의 비교 (dB)

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