

새로운 거리 가중치와 지역적 패턴을 고려한 적응적 선형보간법

준회원 김 태 양*, 정회원 전 영 균*, 정 제 창*

Adaptive Linear Interpolation Using the New Distance Weight and Local Patterns

Tae-yang Kim* *Associate Member*, Yeong-gyun Jeon*, Je-chang Jeong* *Regular Members*

요 약

영상 보간은 영상 처리 분야에서 전통적으로 많이 연구되어 왔고 널리 사용되고 있다. 그에 따라 다양한 보간 능력과 계산 복잡도를 갖는 보간법들이 많이 시도되고 있다. 이 논문에서는 기존의 선형 보간법을 위한 새로운 거리 가중치 개념과 보간되는 값의 상하, 좌우 지역적 패턴을 고려하여 반영하는 적응적 선형 보간법(New Adaptive Linear Interpolation : NAL Interpolation)을 제안한다. 새로운 거리 가중치는 기존의 거리에 선형적으로 비례하는 가중치의 개념에서 벗어나 가까운 화소에 더욱 더 영향을 많이 받는 특성을 이용하여 거리 가중치를 2차, 3차 다항식으로 개선한 것이다. 또한 NAL 보간법은 보간되는 화소의 상하, 좌우 패턴을 고려하는 선형 보간법으로 MF(magnification factor)의 변화에 따라 보다 선명한 이미지를 쉽게 얻기 위해서 보간하기 전 MF에 따라 패턴을 반영하는 정도를 결정하는 패턴 가중치를 이용한다. 실험 결과에서 제안된 보간법은 계산 복잡도 면에서 기존의 bicubic 보간법 보다 훨씬 간단할 뿐만 아니라 더 좋은 PSNR(peak signal-to-noise ratio)를 갖고 보다 선명한 화질의 영상으로 보간하였다.

Key Words : Distance Weight, Linear Interpolation, Pattern Weight

ABSTRACT

Image interpolation has been widely used and studied in the various fields of image processing. There are many approaches of varying complexity and robustness. In this paper, a new distance weight is proposed for the conventional linear interpolation. In comparison with the conventional linear weight, the new distance weight uses a quadratic or cubic polynomial equation to reflect that the interpolated value should be influenced more by the value of closer pixels in an input image. In this paper, the new adaptive linear (NAL) interpolation, which considers patterns near the interpolated value, is also proposed. This algorithm requires a pattern weight, which is used to determine the ratio of reflection on local patterns, to obtain an interpolated image that exhibits better quality at various magnification factors (MF). In the computer simulation, not only did the NAL interpolation exhibit much lower computational complexity than conventional bicubic interpolation, it also improved peak signal-to-noise ratios (PSNR).

* 이 논문 또는 저서는 2006년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (KRF-2006-005-J04101).

* 한양대학교 전자통신컴퓨터공학과 영상통신 및 신호처리 연구실 (ktsun@gmail.com)

논문번호 : KICS2006-08-354, 접수일자 : 2006년 8월 22일, 최종논문접수일자 : 2006년 11월 8일

I. 서론

모바일 장치와 디지털 카메라의 발달로 현재 영상 보간 기술은 디지털 영상 확대, 압축된 영상의 복원, 포토그래픽 프린팅(photographic printing) 등과 같은 많은 영상 처리 분야에서 중요한 역할을 하고 있다. 그 결과 지금까지 다양한 목적과 다양한 알고리즘을 갖는 보간법들이 개발되었는데, 낮은 계산 복잡도를 갖는 bilinear와 bicubic 보간법들이 널리 사용되고 있다. 그러나 이 방법들은 이미지를 뿌옇게 하는 뭉그러짐(blurring effect) 현상과 같은 문제점을 발생시키는데, 이 현상은 기존의 보간법들이 주파수 특성, 에지(edge) 특성, multi-resolution에서의 특성, 보간되는 값 주변의 패턴 등을 고려하지 않았기 때문에 발생한다.

많은 알고리즘들이 뭉그러짐 현상을 개선하기 위해 개발되어 왔다. Hong 등은 선처리 필터링, 후처리 필터링과 함께 에지의 방향을 고려하는 방법을 제안하였다^[1]. 또한 다양한 해상도 향상 보간 알고리즘을 사용하는 보간법들이 제안되었다^[2-3]. 이 방법들은 높은 해상도의 이미지를 얻기 위해 낮은 해상도를 갖는 이미지의 mult-resolution pyramid representations를 사용한다. Greenspan 등은 높은 주파수 성분을 예측하기 위해 Laplacian pyramid를 사용하는 보간법을 Carey 등은 웨이블릿(Wavelet) 구조를 이용하는 보간법을 제안하였다^[2-3]. 에지의 방향성을 고려하여 보간하는 알고리즘도 제안되었다^[4]. 이 방법은 원본 영상의 화소 값들을 이용하여 지역적 에지의 방향성을 결정한 후 그 방향성에 따라 크게 대각선 모드와 비대각선 모드로 구분한다. 다시 대각선 모드는 대각선 중립, 대각선-1(45°), 대각선-2(135°) 모드들로 나뉘지며 비대각선 모드 또한 비대각선 중립, 가로, 세로 모드들로 세분화되고 각각의 모드가 결정되면 그 모드에 따라 각기 다른 방법으로 보간한다. 이 알고리즘은 에지의 방향성을 고려한 결과 에지 부분에서 매우 선명한 이미지로 보간한다. 그러나 이 방법은 에지의 방향성에 따라 모드를 세분화하고 그에 따라 보간하는 과정이 다소 복잡하다는 단점이 있다. 최근에는 보간되는 주변 화소(pixel)들의 기울기의 역수를 기존의 bilinear와 bicubic에 적용하는 2차원 적응적 bilinear와 bicubic(Adaptive bilinear, Adaptive bicubic)이 제안되었다^[5]. 이 방법들은 좋은 성능을 보이지만 한 화소를 보간하는데 필요한 계산량이 너무 많다는 단점이 있다. 특히 기울기를 반영하는 정도를 결정

하는 선명도 상수(sharpness constant) α 를 필요로 하는데 이 선명도 상수 α 는 적응적 bicubic에서 민감한 변화를 일으킬 뿐만 아니라 최적의 선명도 상수 α 를 구하는 과정 또한 이미지의 모든 화소들 간의 기울기 역수의 평균을 계산하기 때문에 매우 복잡하다. 그밖에도 Yuan 등은 지역적 비대칭적 특성과 기울기를 기존의 WaDi(Warped Distance) 보간법에 적용시킨 알고리즘을 제안하였다^[6]. 기존의 WaDi 보간법은 이미지의 지역적 비대칭성을 이용한 새로운 거리 개념을 선형 보간법에 적용시킨 것이다. Yuan의 논문에서는 Hwang의 논문에서 제안된 기울기의 역수를 이용하는 알고리즘을 WaDi 보간법에 맞게 변형시켜 적용한다^[5-6]. 그 결과 좀 더 높은 정확도를 갖는, 특히 이미지의 에지 부분이 강조되는 영상으로 보간한다. 그러나 이 알고리즘 역시 warping 정도를 결정하기 위한 파라미터(k)와 기울기 역수의 반영 정도를 결정하는 선명도 상수 α 를 구하기 위해 필요한 계산량이 너무 많다.

본 논문에서는 선형 보간법의 성능을 개선해 주는 새로운 거리 가중치와 보간되는 화소 주변의 패턴을 고려하는 새로운 적응적 선형(New Adaptive Linear : NAL) 보간법을 제안한다. 보간되는 값이 단지 거리에 선형적으로 영향 받는다는 기존의 생각에서 벗어나 더 가까운 원본 화소 값에 더욱 더 영향을 받는다는 것에 착안하여 2차, 3차 다항식으로 새로운 거리 가중치 함수를 만들었다. 또한 제안된 NAL 보간법은 기존의 선형 보간법에 패턴을 고려하는 개념을 추가하여 적응적으로 개선했기 때문에 계산량이 적을 뿐만 아니라 주변의 패턴을 고려하여 좋은 객관적, 주관적으로 화질을 이끌어내고 선명한 영상으로 보간한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 새로운 거리 가중치 개념과 그것의 유도 과정 그리고 새로운 거리 가중치를 기존의 bilinear 보간법에 적용함으로써 발생하는 PSNR 상승 효과에 대해 기술한다. 3장에서는 NAL 보간법의 기본 원리와 알고리즘을 자세히 소개한 후, MF의 변화에 따라 NAL 보간법을 최적화하기 위해 사용되는 패턴 가중치에 대해 설명한다. 4장에서는 정지영상들과 동영상들에 소개된 NAL 보간법을 적용함으로써 제안된 알고리즘들의 우수한 성능을 입증한다. 또한 4장에서는 제안된 NAL 보간법의 계산 복잡도를 기존의 bilinear, bicubic과 비교한 후, 마지막 5장에서는 결론을 맺는다.

II. 선형 보간법을 위한 새로운 거리 가중치

bilinear 보간법과 같은 기존의 선형 보간법의 거리 가중치는 입력 영상의 화소들 중 가장 가까운 화소들과의 거리에 선형적으로 비례하는 함수로부터 구해진다. 그러나 이 선형 함수는 뭉그러짐(blurring effect) 현상을 일으킨다. 대부분의 보간되는 값들은 가까운 원본 화소 값에 더욱 더 영향 받는다. 그래서 이 원리를 반영시키기 위해 거리에 좀 더 영향 받는 새로운 거리 가중치 함수가 필요하다. 새로운 거리 가중치 함수들은 2차, 3차 다항식 두 종류가 있다. 이 함수들은 다음과 같이 정의된다.

2.1. 3차 다항식으로 구성된 새로운 거리 가중치
3차 거리 가중치 함수를 정의하면 다음과 같다.

$$s' = -2 \times s^2 \times (s - 1.5), \quad 0 \leq s \leq 1 \quad (1)$$

여기서 s 는 거리에 선형적으로 영향 받는 기존의 거리 가중치를, s' 는 새로운 거리 가중치를 의미한다. 식 (1)은 (0,0), (0.5,0.5) 그리고 (1,1)을 지나가는 3차 다항식으로 유도된다. 유도 과정은 다음과 같다. 우선 이 3차 다항식이 (0,0)에서 이중근을 갖고 (b,0)에서 하나의 근을 갖는다고 가정한다. 그러면 식은 다음과 같이 정의된다.

$$s' = a \times s^2 \times (s - b) \quad (2)$$

이제 식 (2)은 초기 조건인 (0.5,0.5), (1,1)을 지나가야 한다. 그러므로 a 는 -2가 되어야 하고 b 는 1.5가 되어야 한다.

2.2. 2차 다항식으로 구성된 새로운 거리 가중치

다음으로 2차 거리 가중치 함수를 정의하겠다. 2차 거리 가중치 함수는 2차 함수가 한번만 구부러지는 포물선 특성 때문에 구간을 두 부분으로 나누어 정의되어야 한다. 첫 구간인 $0 \leq s \leq 0.5$ 에 대해 2차 거리 가중치 함수를 정의하면 다음과 같다.

$$s' = 2 \times s^2, \quad 0 \leq s \leq 0.5 \quad (3)$$

이 2차 함수는 (0,0)과 (0.5,0.5) 두 점을 지나는 2차 다항식으로 유도되며 유도 과정은 다음과 같다. 우선 이 2차 함수가 (0,0)에서 이중근을 갖는다고 가정하면 이 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$s' = a \times s^2 \quad (4)$$

그리고 식 (4)는 (0.5,0.5)을 지나야 하기 때문에 a 는 2가 되어야 한다.

두 번째 구간인 $0.5 \leq s \leq 1$ 에 대해 2차 거리 가중치 함수를 정의하면 다음과 같다.

$$s' = -2 \times (s - 1)^2 + 1, \quad 0.5 \leq s \leq 1 \quad (5)$$

이 함수는 (0.5,0.5)과 (1,1) 두 점을 지나는 2차 다항식으로 유도되며 유도 과정은 다음과 같다. 우선 이 2차 함수가 (0,0)에서 이중근을 갖는다고 가정하면 이 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$s' = a \times s^2 \quad (6)$$

위 식 (6)은 (-0.5,-0.5)을 지나야 하기 때문에 a 는 -2가 되어야 한다. 이제 얻어진 식 (6)을 두 번째 구간에 적합하게 s 축으로 1만큼 s' 축으로 1만큼 평행 이동시키면 두 번째 2차 다항식을 최종적으로 얻을 수 있다.

이 2차 거리 가중치 함수 식 (3)과 식 (5)를 종합하여 2차 다항식으로 구성된 새로운 거리 가중치 함수를 나타내면 다음과 같다.

$$s' = \begin{cases} 2 \times s^2 & , 0 \leq s \leq 0.5 \\ -2 \times (s - 1)^2 + 1 & , 0.5 \leq s \leq 1 \end{cases} \quad (7)$$

제안된 2차, 3차 다항식으로 구성된 새로운 거리 가중치(s')를 기존의 선형 거리 가중치(s)와 비교하여 그래프로 나타내면 그림 1과 다음과 같다.

이제 새로운 거리 가중치 함수를 사용하는 새로운 가중치를 적용한 bilinear 보간법은 다음과 같다.

$$F = (1 - s') \times f_i + s' \times f_{i+1} \quad (8)$$

여기서 F 는 보간되는 값을, f_i 와 f_{i+1} 는 입력 영상의 원본 화소 값을 나타낸다.

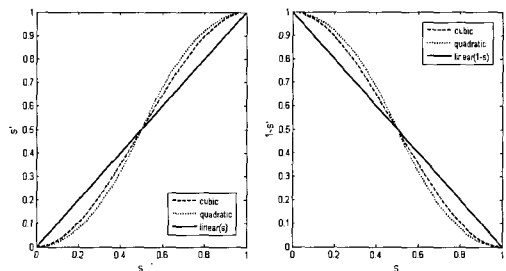


그림 1. 새로운 거리 가중치

표 1. 새로운 거리 가중치(s')를 bilinear 보간법에 적용한 실험 결과

MF (λ)	bilinear보간법 대비 PSNR 평균 상승치[dB]	
	2차 함수	3차 함수
1.1	0.119	0.121
1.2	0.149	0.144
1.3	0.121	0.126
1.4	0.133	0.139
1.5	0.153	0.156
1.6	0.099	0.108
1.7	0.150	0.156
1.8	0.168	0.171
1.9	0.172	0.177
2.0	0.000	0.000
2.1	0.152	0.168
2.2	0.164	0.178
2.3	0.177	0.191
2.4	0.182	0.196
2.5	0.178	0.194

제안된 새로운 거리 가중치(s') 함수를 이용한 bilinear 보간법의 실험 결과는 표 1과 같다. 5가지 정지 영상(Lena, Airplane, Boats, Finger, Goldhill)으로 실험을 하였고 실험 결과는 각각의 MF에 따른 5가지 정지 영상들의 PSNR을 기존의 bilinear 보간법과 비교하여 평균 상승치로 표현하였다. 실험 결과를 보기 전에, MF 상수 λ 를 정의하겠다. MF 상수 λ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\lambda = \frac{\text{보간될 이미지의 가로 크기}}{\text{입력 이미지의 가로 크기}} = \frac{\text{보간될 이미지의 세로 크기}}{\text{입력 이미지의 세로 크기}}$$

표 1에서 MF 상수 λ 에 따라 약간의 차이는 있지만 대략 0.1~0.196dB 정도 상승하는 것을 볼 수 있다. 또한 $\lambda = 2.0$ 일 때는 거리 가중치(s')가 0.5로 기존의 선형 가중치(s)와 같기 때문에 bilinear 보간법과 같은 PSNR 결과를 얻을 수 있고, 2차 함수 보다 3차 함수가 약간 더 성능이 뛰어난 것을 알 수 있다. 그러므로 3장에서 언급할 새로운 적응적 선형 보간법에서는 3차 함수를 이용한다.

III. 지역적 패턴을 고려한 새로운 적응적 선형 보간법

3.1 새로운 적응적 선형(New Adaptive Linear : NAL) 보간법

일반적으로 기존의 bilinear와 bicubic 보간법들에 의해 보간된 영상들은 영상의 지역적 특성을 고려

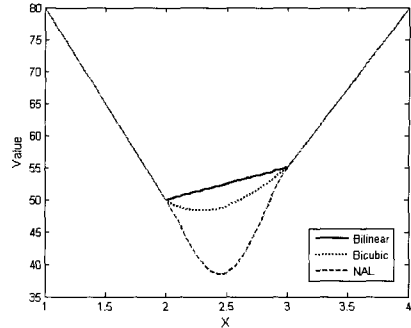


그림 2. Bilinear 보간법이 주변 특성을 잘 반영하지 못한 예

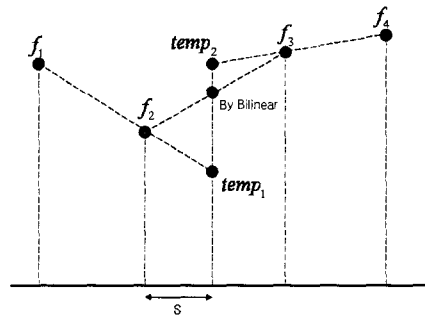


그림 3. 지역적 패턴을 고려하는 NAL 보간법 원리

하지 않아 뿌연게 흐려지는 특징이 있다. 보통 영상들의 화소 값은 지역적 특성, 특히 주변의 패턴에 영향을 많이 받게 된다. 그러므로 영상의 지역적 패턴 특성을 고려하면 좀 더 선명한 영상을 얻을 수 있다. 그림 2는 입력 영상의 화소 값들(f_1, f_2, f_3, f_4)이 (80,50,55,80)일 때, bilinear 보간법에 의해 보간될 화소의 위치 x 가 2와 3사이 구간에 있을 때 보간되는 화소 값들이 주변의 패턴 특성을 잘 반영하지 못하는 것을 보여준다.

만약 보간될 화소의 위치 x 가 2에 더 가깝다면, 왼쪽의 패턴의 영향으로 보간되는 값은 f_2 보다 작아야 한다. 이런 원리는 x 가 3에 가까울 때는 오른쪽 패턴에 더 많이 영향 받는다는 것에도 쉽게 적용될 수 있다. 그러나 기존의 bilinear 보간법은 이런 원리를 반영할 수 없다. 그러므로 지역적 패턴을 고려하는 새로운 적응적 선형(New Adaptive Linear : NAL) 보간법이 필요하다.

그림 3에서 보듯, 기존의 bilinear 보간법은 주변의 패턴을 고려하지 못하고 보간되는 화소에서 가장 가까운 좌우의 화소 값들(f_2 와 f_3)만을 단지 고려한다. f_1 와 f_2 에 의해 형성된 패턴을 고려하면, 보간되는 화소 값이 왼쪽 패턴을 반영한 적응적인

값인 $temp_1$ 에 영향 받아야 한다는 사실을 쉽게 알 수 있다. 이와 같은 원리는 오른쪽에도 똑같이 적용되어 $temp_2$ 에도 영향을 받아야 한다는 것을 알 수 있다. 물론 가까운 곳의 패턴에 더 영향을 많이 받기 때문에 기존의 bilinear 보간법과 같이 NAL 보간법에도 거리에 따른 가중치가 적용되어야 한다.

NAL 보간법을 정의하기 전에 $temp_1$ 와 $temp_2$ 을 결정하는 과정을 살펴보는 것이 필요하다. 우선 f_1 와 f_2 에 의해 형성된 왼쪽의 패턴의 기울기가 $(f_2 - f_1)/1$ 이라는 사실을 알 수 있다. 그러므로 $temp_1$ 은 다음과 같이 결정된다.

$$temp_1 = (f_2 - f_1) \times s + f_1 \quad (9)$$

이와 유사한 과정으로 f_3 와 f_4 에 의해 형성된 오른쪽 패턴의 기울기는 $(f_4 - f_3)/1$ 가 되고 $temp_2$ 는 다음과 같다.

$$temp_2 = (f_4 - f_3) \times (1 - s) + f_3 \quad (10)$$

위의 식 (9), (10)을 통해서 얻어진 $temp_1$ 와 $temp_2$ 는 기존의 bilinear 보간법에서 이용하는 f_2 와 f_3 을 대체하게 된다. 그러므로 NAL 보간법은 다음과 같이 정의된다.

$$F = (1 - s) \times temp_1 + s \times temp_2 \quad (11)$$

만약 2장에서 언급한 새로운 거리 가중치가 적용된다면, NAL 보간법은 다음과 같다.

$$F = (1 - s') \times temp_1 + s' \times temp_2 \quad (12)$$

실험 결과에 따르면, NAL 보간법들은 MF 상수 λ 가 작을 때는 좋은 성능을 보이지만 λ 가 커짐에 따라 약간의 성능 저하를 보인다. 이것은 기울기 $(f_2 - f_1)$ 와 $(f_4 - f_3)$ 의 절대값이 너무 클 때 $temp_1$ 와 $temp_2$ 가 0보다 너무 작아지거나 255보다 너무 커지기 때문이다. 또한 λ 가 커지면 너무 거리가 먼 화소 값의 패턴을 이용하여 보간하기 때문에 정확하지 못한 패턴을 반영할 가능성이 높다. 그러므로 NAL 보간법에서 반영하는 패턴의 효과를 적당히 조정할 필요가 있다. 이 문제는 패턴을 반영하지 않는 기존의 bilinear 보간법에 의해 보간된 값과 NAL 보간법에 의해 보간된 값의 가중치 평균을 이용하여 해결하였다. 가중치 평균시 사용되는 가중치를

패턴 가중치(pattern weight : β)라고 한다. 그러므로 최종적인 결정되는 NAL 보간법은 다음과 같다.

$$F = \{(1 - s) \times temp_1 + s \times temp_2\} \times \beta + \{(1 - s) \times f_2 + s \times f_3\} \times (1 - \beta) \quad (13)$$

$$F = \{(1 - s') \times temp_1 + s' \times temp_2\} \times \beta + \{(1 - s') \times f_2 + s' \times f_3\} \times (1 - \beta) \quad (14)$$

이때, β 는 0과 1 사이에 있어야 한다.

여기서 새로운 거리 가중치(s')를 사용하지 않는 NAL 보간법, (13)을 NAL-1로, 2차 함수 보다 성능이 약간 우수한 3차 거리 가중치(s') 함수를 사용하는 NAL 보간법, (14)를 NAL-2로 세분하여 정의한다.

3.2 최적의(Optimum) 패턴 가중치 결정

컴퓨터 시뮬레이션을 통해 패턴 가중치 β 가 어느 정도 MF 상수 λ 와 관련이 있다는 사실을 알 수 있었다. 그러므로 λ 와 β 의 상관관계를 알게 되면 각각의 MF 상수 λ 에 대해 최적의 β 를 알 수 있고 좀 더 선명하게 보간된 영상을 쉽게 얻을 수 있다. λ 와 β 의 관계식을 얻기 위해 MATLAB의 Data Fitting 도구(tool)를 사용하였다. 또한, NAL-1 보간법을 위한 가중치 상수를 β_1 으로, NAL-2 보간법을 위한 가중치 상수를 β_2 로 재정의한다.

그림 4는 각각의 이미지와 MF(λ)에 대해 PSNR 값이 최대일 때 패턴 가중치의 분포를 보여준다. 또한 그림 4에서 보듯이, Data Fitting 결과 λ 와 β 의 관계식에는 1차, 2차, 3차 다항식 등이 있다. 컴퓨터 시뮬레이션 결과 NAL 보간법들이 패턴 가중치의 작은 변화에는 민감하지 않아 세 가지의 다항식들을 이용한 결과의 차이는 작았지만, 3차 다항식이 data fitting 과정에서 잔여 차분치(residual error)가 가장 적고 각각의 λ 에 대해서 비교적 안정적으로 작용하였다. 그래서 본 논문에서는 3차 다항식으로 정의된 패턴 가중치(β) 함수를 사용한다.

3차 패턴 가중치(β) 함수들을 다시 정의해보면 다음과 같다. 또한 식 (15)와 식 (16)들을 이용하여 β_1 와 β_2 를 각각 구하여 보면 표 2와 같다.

$$\beta_1 = 0.069 \times \lambda^3 - 0.32 \times \lambda^2 + 0.11 \times \lambda + 1.2 \quad (15)$$

$$\beta_2 = 0.13 \times \lambda^3 - 0.72 \times \lambda^2 + \lambda + 0.6 \quad (16)$$

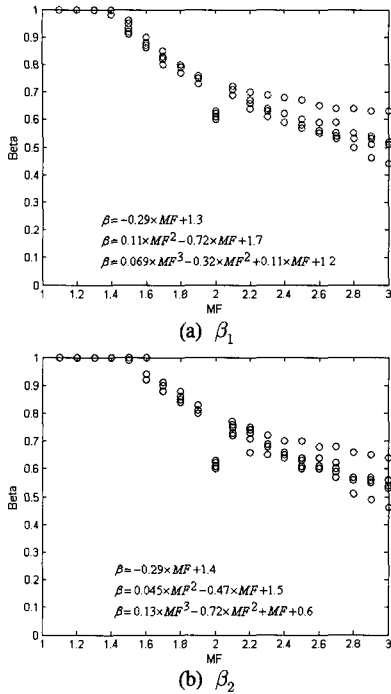


그림 4. 패턴 가중치의 분포 및 패턴 가중치 합수를 결정하기 위한 Data Fitting과정

표 2. MF(λ)에 따른 3차 패턴 가중치 β_1 과 β_2

MF(λ)	β_1	β_2
1.1	1.000	1.000
1.2	0.990	0.988
1.3	0.954	0.969
1.4	0.916	0.946
1.5	0.878	0.919
1.6	0.839	0.889
1.7	0.801	0.858
1.8	0.764	0.825
1.9	0.727	0.792
2.0	0.692	0.760
2.1	0.659	0.729
2.2	0.628	0.699
2.3	0.600	0.673
2.4	0.575	0.650
2.5	0.553	0.631

표 3은 β 를 0.01간격으로 변화시키면서 얻은 최대 PSNR과 β_1, β_2 를 이용하여 얻어진 PSNR을 비교하여 보여주는 실험 결과이며, 이것은 5가지 정지 영상들에 대한 최대 PSNR과 β_1, β_2 를 이용하여 얻어진 PSNR의 차분치를 각각의 λ 에 따른 평균값으로 표현하였다. 표 3에서 볼 수 있듯이, 최대 PSNR 값과 패턴 가중치 함수를 사용하여 얻은 PSNR 값들의 차이가 매우 작다는 것을 알 수 있다. 그러므로 패턴 가중치 함수가 매우 유용하다는 사실을 확인할 수 있다.

표 3. 최대 PSNR과 패턴 가중치(β) 함수를 이용하여 얻은 PSNR의 차분치

MF(λ)	β_1 을 사용했을 때의 최대 PSNR과의 차분치	β_2 을 사용했을 때의 최대 PSNR과의 차분치
1.1	0.000	0.000
1.2	0.011	0.017
1.3	0.033	0.033
1.4	0.024	0.039
1.5	0.013	0.030
1.6	0.004	0.015
1.7	0.002	0.008
1.8	0.002	0.003
1.9	0.004	0.002
2.0	0.026	0.097
2.1	0.010	0.004
2.2	0.014	0.005
2.3	0.016	0.005
2.4	0.020	0.007
2.5	0.022	0.007

IV. 실험 및 결과

실험 결과를 검토하기 전에 실험 과정을 설명하면, 그림 5에서 보여지 듯 512×512 크기의 원본 영상을 $\{-0.0087, 0, 0.2518, 0.5138, 0.2518, 0, -0.0087\}$ 를 계수로 갖는 7-tap 저역 통과 필터를 통과시킨 후, 각각의 MF(λ)에 따라 기존의 bilinear 보간법을 사용하여 서브샘플링한 후 다시 원래 크기로 보간한다. 이 저역 통과 필터는 MATLAB에서 서브샘플링 시 사용되는 표준 필터이다.

Lena, Airplane, Finger, Goldhill, 4가지 정지 영상과 Foreman, Mobile, 2가지 동영상에 1.1 ~ 2.5 범위에서 0.1 간격으로 MF상수 λ 를 변화시켜 실험하였다. 실험 결과는 우선 제안된 NAL-1의 성능을 제시하여 NAL 보간법의 성능을 확인하고, NAL-1과 NAL-2를 비교해 봄으로써 2장에서 제안된 새로운 거리 가중치를 NAL 보간법에 적용한 결과를 확인한다. 또한 제안된 NAL-1과 NAL-2 보간법들을 기존의 bicubic 보간법, Hwang 등의 논문에서 제안된 적응적 bicubic(A_Bicubic) 보간법과 비교한다⁵⁾. 끝으로 NAL-1, NAL-2 보간법의 계산 복잡도를 기존의 bilinear, bicubic, A_Bicubic과 비교한다.

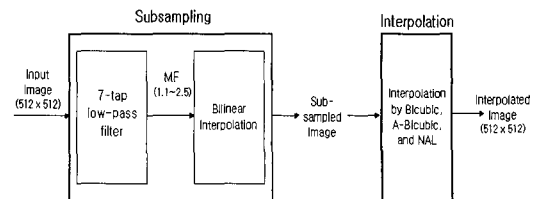


그림 5. 실험 과정

4.1 실험 결과

정지 영상 실험 결과(표 4~7)에서 볼 수 있듯이 NAL-1, NAL-2 보간법들 모두 작은 MF 상수 λ (1.1~1.8)에서는 기존의 bicubic과 A_Bicubic 보다 훨씬 좋은 PSNR 값을 갖는다는 사실을 확인할 수 있다. Lena 정지 영상에서는 bicubic 보다 대략 1.7(dB), A_Bicubic보다는 대략 0.8(dB)정도 상승하는 것을 볼 수 있고, Finger 정지 영상에서는 bicubic 보다 대략 2.6(dB), A_Bicubic보다는 대략 1.6(dB)정도 상승하는 것을 볼 수 있다. 그러나 Finger 정지 영상을 제외한 정지 영상에서는 MF상수 λ 가 커질수록 네 가지 보간법들의 성능 차이가 별로 나타나지 않는 것을 볼 수 있다. 이는 앞서 3장에서 언급했듯이 MF상수 λ 가 커지면 보간 시 이웃하는 원본 화소들에 의해 형성된 패턴을 참조하는 것이 아니라 멀리 떨어져 있는 화소들에 의한 패턴을 참조하여 부정확한 지역적 패턴을 이용하기 때문이다. 또한 NAL-1과 NAL-2 모두 기존의 보간

표 4. LENA 정지 영상에 대한 PSNR 비교

MF(λ)	Bicubic	A_Bicubic	NAL-1	NAL-2
1.1	34.52	35.37	36.31	36.31
1.2	34.42	35.31	36.19	36.26
1.3	34.29	35.24	35.99	36.16
1.4	34.15	35.11	35.71	35.97
1.5	33.98	34.96	35.40	35.71
1.6	33.88	34.79	35.11	35.44
1.7	33.70	34.61	34.82	35.16
1.8	33.49	34.37	34.48	34.83
1.9	33.28	34.13	34.16	34.49
2.0	33.64	34.19	34.30	34.23
2.1	32.85	33.64	33.53	33.85
2.2	32.58	33.34	33.18	33.50
2.3	32.42	33.11	32.90	33.23
2.4	32.21	32.84	32.59	32.93
2.5	31.94	32.54	32.27	32.59

표 5. AIRPLANE 정지 영상에 대한 PSNR 비교

MF(λ)	Bicubic	A_Bicubic	NAL-1	NAL-2
1.1	31.91	32.68	33.06	33.25
1.2	31.72	32.53	32.77	33.06
1.3	31.50	32.31	32.49	32.81
1.4	31.26	31.94	32.15	32.49
1.5	30.98	31.57	31.83	32.14
1.6	30.80	31.34	31.54	31.82
1.7	30.56	31.13	31.25	31.54
1.8	30.35	30.92	30.96	31.23
1.9	30.11	30.72	30.68	30.91
2.0	30.29	30.66	30.68	30.62
2.1	29.67	30.26	30.13	30.30
2.2	29.50	30.07	29.89	30.05
2.3	29.31	29.83	29.62	29.80
2.4	29.07	29.60	29.35	29.52
2.5	28.87	29.38	29.09	29.27

표 6. FINGER 정지 영상에 대한 PSNR 비교

MF(λ)	Bicubic	A_Bicubic	NAL-1	NAL-2
1.1	29.43	30.34	32.26	32.21
1.2	29.31	30.30	32.16	32.23
1.3	29.17	30.19	31.83	32.09
1.4	29.01	30.04	31.44	31.82
1.5	28.82	29.84	31.03	31.49
1.6	28.66	29.65	30.65	31.13
1.7	28.39	29.36	30.23	30.70
1.8	28.15	29.07	29.81	30.28
1.9	27.89	28.76	29.38	29.85
2.0	28.47	29.10	29.56	29.42
2.1	27.32	28.07	28.49	28.97
2.2	27.02	27.71	28.05	28.52
2.3	26.73	27.37	27.62	28.10
2.4	26.42	27.00	27.20	27.66
2.5	26.12	26.64	26.77	27.24

표 7. GOLDHILL 정지 영상에 대한 PSNR 비교

MF(λ)	Bicubic	A_Bicubic	NAL-1	NAL-2
1.1	31.73	32.16	32.68	32.75
1.2	31.62	32.08	32.56	32.67
1.3	31.53	31.98	32.37	32.55
1.4	31.42	31.89	32.18	32.40
1.5	31.29	31.71	31.95	32.19
1.6	31.21	31.60	31.77	32.01
1.7	31.04	31.41	31.53	31.76
1.8	30.91	31.24	31.29	31.56
1.9	30.77	31.09	31.10	31.32
2.0	30.94	31.04	31.18	31.14
2.1	30.46	30.68	30.67	30.89
2.2	30.28	30.48	30.44	30.66
2.3	30.09	30.24	30.20	30.43
2.4	29.96	30.15	30.06	30.27
2.5	29.78	29.91	29.82	30.05

법들보다 좋은 성능을 보이지만 2장에서 제안된 새로운 거리 가중치(s')를 사용한 NAL-2가 그렇지 않은 NAL-1보다 대부분 약간 우수한 결과를 이끌어 내는 것으로 보아 새로운 거리 가중치(s')의 성능이 다시 한 번 입증되었다.

그림 6과 그림 7은 각각의 방법들로 보간된 정지 영상들의 일부를 확대 비교한 것이다. 그림 6에서는 Lena 정지영상에 대해 각각의 방법들로 보간된 이미지들을 나타내며 제안된 방법이 다른 알고리즘에 비해 모자의 주름 부분에서 더욱 선명한 것을 확인할 수 있다. 또한 그림 7은 Goldhill 정지영상을 각각의 방법들로 보간한 것들이다. 그림 7에서 볼 수 있듯이 제안된 방법이 다른 방법들에 비해서 지붕의 패턴을 조금 더 선명하게 보간한 것을 볼 수 있다. 이처럼 제안된 NAL 보간법들은 객관적 화질 평가의 기준이 되는 PSNR 값뿐만 아니라 사람의 시각으로 평가되는 주관적 화질에서도 우수하다.

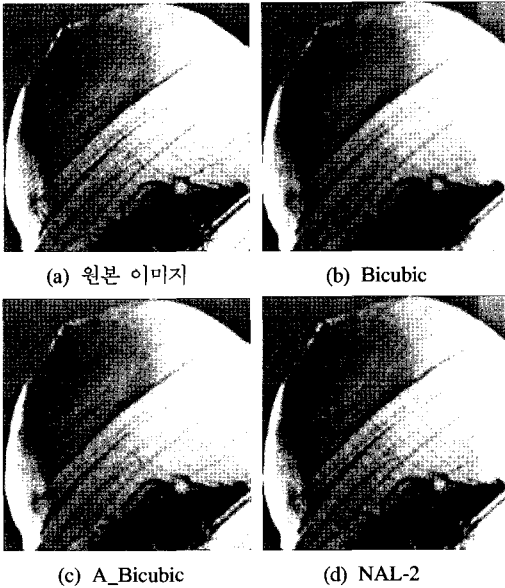


그림 6. 각각의 알고리즘으로 보간된 LENA 정지 영상들 비교($\lambda=1.5$)

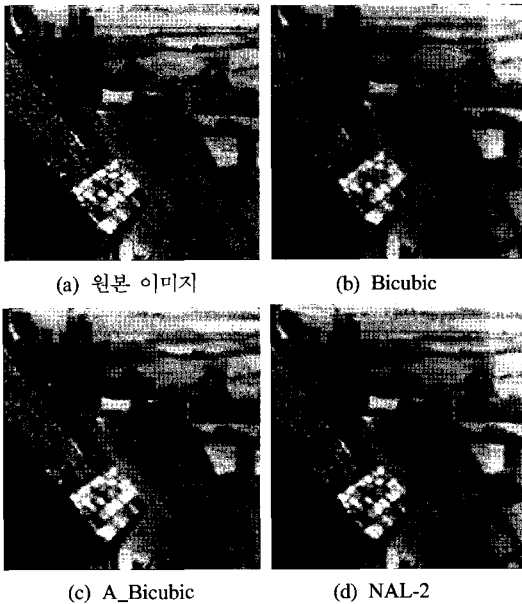


그림 7. 각각의 알고리즘으로 보간된 GOLDHILL 정지 영상들 비교($\lambda=1.5$)

정지 영상의 실험 결과에서와 같이 동영상 실험 결과(표 8-9)에서도 작은 MF 상수 $\lambda(1.1\sim 1.8)$ 에서는 평균적으로 bicubic 보다 각각 1~1.56(dB), A_Bicubic보다는 각각 대략 0.6~0.8 (dB)정도 상승하는 것을 볼 수 있다. 또한 MF 상수 λ 가 커질수록 네 보간법들에 의해 구해진 PSNR 값을 차이는 점점 작아지는 것을 확인할 수 있다. 또한 정지 영

표 8. FOREMAN 동영상에 대한 평균 PSNR 비교

MF(λ)	Bicubic	A_Bicubic	NAL-1	NAL-2
1.1	31.26	31.82	32.23	32.40
1.2	31.04	31.68	32.01	32.23
1.3	30.77	31.37	31.68	31.94
1.4	30.52	31.03	31.38	31.63
1.5	30.31	30.63	31.06	31.29
1.6	30.01	30.31	30.68	30.92
1.7	29.76	30.08	30.38	30.62
1.8	29.52	29.87	30.10	30.30
1.9	29.32	29.66	29.82	30.01
2.0	29.46	29.65	29.83	29.80
2.1	29.00	29.31	29.36	29.54
2.2	28.81	29.12	29.11	29.28
2.3	28.67	28.99	28.92	29.10
2.4	28.53	28.84	28.72	28.89
2.5	28.41	28.72	28.55	28.73

표 9. MOBILE 동영상에 대한 평균 PSNR 비교

MF(λ)	Bicubic	A_Bicubic	NAL-1	NAL-2
1.1	23.50	24.33	25.27	25.31
1.2	23.39	24.22	25.12	25.23
1.3	23.23	24.11	24.84	25.09
1.4	23.07	23.93	24.50	24.84
1.5	22.99	23.76	24.14	24.52
1.6	22.75	23.52	23.78	24.19
1.7	22.51	23.23	23.37	23.79
1.8	22.33	22.97	23.02	23.43
1.9	22.09	22.69	22.63	23.04
2.0	22.36	22.75	22.81	22.82
2.1	21.64	22.12	21.93	22.31
2.2	21.44	21.86	21.62	21.98
2.3	21.25	21.61	21.35	21.70
2.4	21.02	21.32	21.05	21.37
2.5	20.81	21.08	20.79	21.09

상 실험 결과에서 보았듯이 NAL-1과 NAL-2 모두 기존의 방법들보다 우수한 성능을 보였지만 보편적으로 3차 거리 가중치 함수를 사용한 NAL-2가 새로운 거리 가중치를 사용하지 않은 NAL-1 보다 조금 더 좋은 결과를 이끌어낸 것을 볼 수 있다.

4.2 각 보간법들의 계산 복잡도 비교

제안된 NAL-1과 NAL-2는 선형 보간법에서 파생되어서 선형 보간법의 최대 장점인 낮은 계산 복잡도, 즉 계산의 간편성을 그대로 갖게 된다. 물론 bilinear 보간법 보다는 복잡하지만 bicubic 보간법과 Hwang의 논문에서 제안된 A_Bicubic 보간법 보다는 훨씬 계산량이 적다는 것을 표 10을 통해 유추할 수 있다^[5]. A_Bicubic은 2차원 보간법이어서 제안된 1차원 알고리즘과 계산량을 비교하는 것은 쉽지 않지만 보편적으로 1차원 보간법이 2차원 보간법 보다 계산량이 적고, 또한 A_Bicubic은 2차원 bicubic에 몇 가지 식을 추가하여 변형시킨 것이므로 bicubic보다 더 복잡하다는 사실을 유추해볼 때

표 10. 제안된 NAL 보간법의 계산량 비교

Operator	×	÷	±
1차원 Bilinear	2	0	2
1차원 Bicubic	21	1	12
NAL-1	6	0	6
NAL-2	9	0	8

제안된 NAL-1과 NAL-2이 A_Bicubic보다 더 간단하다는 것을 알 수 있다.

한 화소 값을 각각의 1차원 보간법으로 보간했을 때 계산해야 되는 양은 다음과 같다.

3차원 패턴 가중치(β) 함수는 보간을 하기 전에 MF 상수 λ 에 따라 한번만 계산되기 때문에 모든 화소 값을 보간했을 때 계산된 양과 비교했을 때 무시될 정도로 작기 때문에 표 10의 계산량에 포함시키지 않았다. 그리고 제안된 논문의 패턴 가중치 함수는 Hwang의 논문에서 제시된 매 프레임마다 기울기 역수의 평균을 구해서 선명도 상수 α 의 최적 값을 얻는 과정보다 훨씬 간단하다.^[5]

V. 결 론

본 논문에서는 선형 보간법을 위한 새로운 거리 가중치(s')와 주변의 패턴을 고려한 새로운 적응적 선형 보간법 NAL-1과 NAL-2을 제안하였다. 새로운 거리 가중치는 보간되는 값이 단지 거리에 선형적으로 영향 받는 관점에서 벗어나 거리에 대한 2차, 3차 다항식에 영향 받는 것이 적절하다는 사실을 반영한 것이다. 정지 영상 실험에서 새로운 거리 가중치의 사용으로 기존의 bilinear 보간법은 대략 0.15(dB) 향상된 PSNR을 갖게 되었다.

제안된 NAL-1과 NAL-2은 보간되는 좌우, 상하 패턴을 고려하여 선형적으로 보간한다. 이 알고리즘들은 선형 보간법의 최대 장점인 낮은 계산 복잡도를 갖추면서도 불구하고 이미 제안된 좀 더 높은 계산 복잡도를 지닌 bicubic, A_Bicubic 보다 더 좋은 PSNR 값을 지니며 주관적 화질도 더욱 선명하다는 것을 확인하였다. 특히 MF상수 λ 가 작을수록 그 성능은 다른 알고리즘에 비해 월등해진다. 그러나 λ 가 커짐에 따라 보간되는 화소와 원본 영상의 입력 화소 값이 점점 멀어져서 오히려 부정확한 패턴을 반영할 가능성이 증가한다. 그 결과 대부분의 영상에서 다른 방법들보다 여전히 좋은 PSNR 값을 갖지만 그 차이는 점점 줄어들었다. 그렇지만 제안된 NAL-1과 NAL-2 보간법이 bicubic, A_Bicubic

들 보다 계산 복잡도 면에서 낮아 큰 MF(λ)에서도 여전히 속도 측면에서 장점을 갖게 된다. 또한 앞서 제안된 새로운 거리 가중치를 사용한 NAL-2가 그렇지 않은 NAL-1보다 약간이지만 좋은 결과를 이끌어내었다. 그렇지만 NAL-2은 보간 시 새로운 거리 가중치로 변환이 필요하므로 그에 따라 NAL-1 보다 약간의 계산량을 더 요구한다. 그러므로 계산 복잡도가 중요한 요소로 작용되는 분야에서는 NAL-1이 적합하며, 그렇지 않고 조금 더 선명한 영상을 얻고자하는 곳에서는 NAL-2가 적합할 것으로 예상된다.

끝으로 본 논문에서 제안된 새로운 거리 가중치로 인해 앞으로 선형 보간법뿐만 아니라 bicubic과 같은 비선형 보간법들을 위한 새로운 거리 가중치에 대한 연구도 더욱 활발해질 것으로 예상된다. 또한 제안된 NAL-1, NAL-2은 실시간에 가까운 보간이 요구되는 분야나, 다양한 화면 크기를 갖는 디스플레이 장치의 발달로 하나의 영상을 다양한 크기로 보간해야 하는 분야에 유용하게 사용될 것으로 보인다.

참 고 문 헌

- [1] K. P. Hong, J. K. Paik, H, J. Kim and C. H. Lee, "An edge-preserving image interpolation system for a digital camcoders," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 42, pp. 279-284, Aug. 1996.
- [2] H. Greenspan, C. H. Anderson and S. Akber, "Image enhancement by nonlinear extrapolation in frequency space," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 9, no. 6, pp. 1035-1048, June 2000.
- [3] W. K. Carey, D. B. Chung and S. S. Hemami, "Regularity-preserving image interpolation," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 8, no. 9, pp. 1293-1297; Sempember 1999.
- [4] Murensan, D. D., "Fast edge directed polynomial interpolation," *IEEE International Conference on Image Processing*, vol. 2, pp. 990-993, September 2005.
- [5] J. W. Hwang and H. S. Lee, "Adaptive image interpolation based on local gradient features," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 11, no. 3, pp. 359-362, March 2004.
- [6] Shuai Yuan, Abe. M, Taguchi. A and Kawamata. M, "High accuracy WaDi image interpolation with local gradient features," in *Proceedings of*

2005 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication, pp. 85-88, December 2006.

김 태 양 (Tae-yang Kim)

준회원



2006년 8월 한양대학교 전자전
기컴퓨터공학부 졸업
2006년 9월~현재 한양대학교 전
자통신컴퓨터공학과 석사
<관심분야> 화질개선, 영상압 축

전 영 균 (Yeong-gyun Jeon)

정회원



2001년 2월 한양대학교 전자전
기공학부 졸업
2003년 2월 한양대학교 대학원
전자통신전파공학과 졸업
2003년 3월~현재 한양대학교 대
학원 전자통신전파공학과 박
사과정

<관심분야> 동영상 압축, 멀티미디어 스트리밍, 이미지
프로세싱

정 제 창 (Je-chang Jeong)

정회원



1980년 2월 서울대학교 전자공
학과 졸업
1982년 2월 KAIST 전기전자공
학과 석사
1990년 미국 미시간대학 전기공
학과 공학박사
1980년~1986년 KBS 기술연구소

연구원(디지털 TV 및 뉴미디어 연구)
1990년~1991년 미국 미시간대학 전기공학과 연구교
수 (영상 및 신호처리 연구)
1991년~1995년 삼성전자 멀티미디어 연구소 (MPEG,
HDTV, 멀티미디어 연구)
1995년~현재 한양대학교 전자통신컴퓨터공학과 교수
(영상통신 및 신호처리 연구실)
1998년 11월 27일 과학기술자상 수상
1998년 12월 31일 정보통신부장관상 표창
<관심분야> 영상처리 및 영상압축