

국지적 신호 특성에 적응하는 개선된 cubic convolution scaler

정회원 한 종 기*

An adaptive cubic convolution scaler to the local information property

Jong-Ki Han* *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 디지털 영상의 해상도를 임의의 배율로 확장하거나 축소하기 위한 적응적 cubic 컨볼루션 보간법을 제안한다. 제안된 scaler의 매개변수(파라미터)는 영상의 서브블록(예를들면, $L \times L$ 직사각형 블록)마다 데이터 특성에 적응적으로 최적화된다. 제안하는 분해능(resolution, 해상도) 변환 과정은 3 단계로 나누어 구현되며, 이는 순방향(forward) 변환, 역방향(backward) 변환, 그리고 scaler 커널(kernel)의 최적화 과정으로 이루어진다. 순방향 변환은 특정 해상도를 갖는 원(original) 영상 데이터를 다른 해상도(높은 해상도 또는 낮은 해상도)를 갖는 데이터로 변환시킨다. 이 해상도 변화된 데이터에 역방향 변환을 수행하여 또 다른 신호를 생성한다. 이때, 역방향 변환된 결과 영상의 해상도는 최초의 원(original) 해상도와 일치한다. 이 순방향과 역방향 변환은 cubic 컨볼루션 보간법을 이용하여 수행하며, 이때 convolution scaler의 커널은 데이터의 국지적 특성에 적응적으로 최적화된다. 최적화 단계에서는 원(original) 영상 신호와 역방향 보간으로 발생한 신호 사이의 차이를 최소화하도록 커널을 최적화한다. 이와 같은 3단계 과정이 반복적으로 수행되면서 영상 정보의 국지적 특성에 최적화된 커널을 구한다. 본 논문에서는 여러 가지 실험을 통하여, 기존의 보간 알고리즘들과 비교할 때, 제안된 보간 방법이 효율적으로 신호의 손실을 최소화하면서 해상도를 변화시킬 수 있음을 보인다.

ABSTRACT

The purpose of this paper is to derive an adaptive version of cubic convolution interpolation for the enlargement or reduction of digital images by arbitrary scaling factors. The adaptation is performed in each subblock (typically $L \times L$ rectangular) of an image. It consists of three phases: two scaling procedures (i.e., forward and backward interpolation) and an optimization of interpolation kernel. In forward interpolation phase, from the sampled data with original resolution, we generate the scaled data with different (higher or lower) resolution. And, the backward interpolation produces the new discrete data by applying another interpolation on the scaled one. The phases are based on cubic convolution interpolation whose kernel is modified to adapt local properties of the data. During the optimization phase, we modify the parameter value to decrease the disparity between the original data and those made by another interpolating on the different resolution output of the forward interpolating phase. The overall process is repeated iteratively.

1. 서론

영상 신호 보간법은 특정 해상도로 표현된 영상을

다양한 해상도의 신호로 변화시키는 영상시스템, 영상 신호의 일부분을 확대하는 시스템 등 폭 넓은 응용 분야에서 필수적으로 사용되는 기술이다. 또한,

* 세종대학교 정보통신공학과 멀티미디어 신호처리 연구실(hjk@sejong.ac.kr),
논문번호 : 020046-0128, 접수일자 : 2002년 1월 29일

이 보간 기법은 부호화 시스템^[1], 영상 신호의 기하학적 변환 시스템^[2], 영상 등록 시스템^[3,4] 등에서 영상신호를 재샘플링(resampling)하기 위해 사용된다.

신호 보간의 일반적인 방법은 주어진 이산신호를 이용해 연속함수를 얻은 후, 이 함수를 새로운 샘플링 위치에서 샘플링하는 것이다^[5]. 샘플링 이론에 의하면, 디지털 신호로부터 아날로그 함수로의 복귀는 주어진 샘플값을 sinc 함수와 컨볼루션시킴으로써 완벽하게 이루어질 수 있다. 그러나, sinc 함수가 시간축으로 무한대의 넓이에 걸쳐 존재하기 때문에 실제 구현이 어렵다. 따라서, 이 문제를 극복하기 위해, 지금까지 bilinear^[2], bicubic^[6], cubic spline^[7], B-spline^[5, 8] 등의 기법들이 제안되었다.

이 기법들 가운데 복잡도가 낮은 방법들은 0차 (sample and hold 기법) 또는 1차 보간 기법 (bilinear interpolation)^[2]이다. 이 두 기법들은 계산량이 적다는 장점이 있으나, 처리 결과 영상의 화질 측면에서 성능이 우수하지 못한 단점이 있다. 이들 기법보다 더욱 정교한 기법으로는 Hou와 Andrew^[7]가 제안한 cubic B-spline 보간 기법이 있다. 이 보간법은 신호 복원 성능 측면에서는 우수하지만 복잡도가 높아 이를 대체할 수 있는 몇 가지 방법들이 제안되었다^[6, 9]. 참고 문헌 [8]과 [10]에 의하면, Chen은 편미분 방정식에 근거한 일반화된 spline 필터를 제안하였다. 또, Dodgson^[11]은 quadratic 보간 함수의 집합을 제안하였다. 또 다른 참고문헌 [12]에서는, B-spline의 계산량을 줄여 개선된 B-spline 보간 기법이 제안되었다. Keys^[6]는 B-spline과 달리 간단한 basis kernel을 사용한 cubic convolution scaler를 제안하였는데, 이는 B-spline 기법에서 필요한 전처리 필터링 과정이 불필요한 방법이다.

해상도가 (확대 또는 축소된 형태로) 변화된 영상 신호의 화질을 향상시키기 위해, Park와 Schowengerdt^[9]는 cubic convolution 보간 기법의 커널(kernel)에 존재하는 매개변수(parameter)를 영상 신호의 주파수 성분에 적합하게 조정하여 사용하였다. Ramponi^[13]는 wrap된 공간 개념을 사용하여 공간 정보에 의존하는 보간방식을 제안하였다. 참고문헌 [9]는, 변환하려는 영상 신호의 전역(global) 주파수 성분을 이용하여 커널의 매개변수를 조정하였는데, 이는 실제 영상 신호가 stationary하지 못하다는 사실을 근거로 판단할 때, cubic convolution의 kernel이 효율적으로 최적화되지 못했음을 알 수 있다. 이 문제를 해결하기 위해, 본 논문에서는, 주어진 영상

신호의 국지적(local) 특성을 고려하는 개선된 형태의 cubic convolution 보간기법을 제안한다. 먼저, 해상도를 변화시킬 영상 데이터를 정사각형 모양의 서브블록으로 분리한 후, 각 블록에 대해 cubic convolution scaler 기법을 이용하여 연속된 크기 변환을 실시한다. 이 연속된 해상도 변화과정에서 발생하는 정보 손실량을 측정 한 후, 이 왜곡량을 감소시키기 위해 scaler의 kernel을 보정한다. 이 같은 과정을 각 서브블록에 반복적으로 실시함으로써 국지적인 정보 특성에 적응적인 scaler kernel을 얻을 수 있다. 제안하는 방법은 기존의 기법들에 비해 더 자연스럽고 우수한 화질을 제공한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2절에서는 일반적인 보간 기법들에 관한 기본 사항을 서술한다. 3절에서는 cubic convolution 보간기법의 최적화 알고리즘이 제안된다. 제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위한 실험과 그 결과들을 4절에서 설명한다. 마지막으로 5절에서 결론을 맺는다.

II. 이산 신호의 해상도 변환 기법

일정한 간격으로 샘플링된 데이터 $f(x_k)$ 를 연속함수로 보간(interpolation)하는 방법을 일반화하여 표현하면 다음 식과 같다.

$$\hat{f}(x) = \sum_k c_k \beta(x - x_k), \tag{1}$$

이 식에서 $\hat{f}(x)$ 는 $f(x_k)$ 를 이용해 보간한 연속함수이고, $\beta(x)$ 는 보간 basis 커널(kernel)이다. 그리고, x 와 x_k 는 각각 샘플링 위치의 연속값(continuous)과 이산값(discrete)을 나타낸다.

식 (1)로 표현될 수 있는 보간 방식들에는 cubic spline과 선형(bilinear) 보간(interpolation) 등이 있다. 이 식에서 x_k 는 주어진 이산신호 $f(x_k)$ 의 샘플링 위치이고, c_k 는 $f(x_k)$ 에 관계되는 값이다. 보간 커널 $\beta(x)$ 은 길쌈작용(convolution)과 유사한 과정으로 이산신호 $f(x_k)$ 를 연속신호 $\hat{f}(x)$ 로 변화시킨다.

샤논의 표본화 이론에 의하면, 신호 $f(x)$ 의 대역폭이 구간 $(-\pi, +\pi)$ 이내로 제한된다면, $f(x)$ 의 샘플값인 $f(x_k)$ 으로부터 원(original) 연속 신호 $f(x)$ 를 완벽하게 복원할 수 있다. 이 과정을 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\hat{f}(x) = \sum_k f(x_k) \sin c(x-x_k) \quad (2)$$

$$\sin c(x) = \frac{\sin \pi x}{\pi x} \quad (3)$$

즉, 식 (1)의 c_k 와 $\beta(x)$ 를 각각 $f(x_k)$ 와 $\sin c(x)$ 로 대입한 수식이다. $\sin c(x)$ 가 x 의 무한 영역에서 정의되므로, 식 (2)의 실제적인 정확한 계산은 불가능하다. 이 문제의 대안으로 여러가지 보간 기법이 제안되었다.

$f(x_k)$ 를 이용 가능한 주어진 이산 신호라 하고 $\hat{f}(x)$ 는 $f(x_k)$ 로부터 보간된 연속 함수로 정의한다. 새롭게 샘플링하려는 위치 x 가 x_k 와 x_{k+1} 사이에 위치해 있고, 주어진 이산신호의 표본화 간격을 1이라고 하면, 샘플링 좌표들 x, x_k 와 x_{k+1} 간의 거리를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$s = x - x_k \quad (4)$$

$$1 - s = x_{k+1} - x \quad (5)$$

여기서, 정의에 의하여 $0 \leq s \leq 1, x_k \leq x \leq x_{k+1}$ 임을 알 수 있다. 실제로 접근하기 쉬운 방법은, 새롭게 샘플링하기 위한 위치 x 근처의 주어진 이산 신호들을 이용하여 새로운 샘플값을 추정하는 것이다. 이때, 주어진 이산 샘플값 $f(x_k)$ 이 구하려는 새 샘플 위치 x 의 값 $\hat{f}(x)$ 에 미치는 영향은 기존 샘플위치 x_k 와 x 의 거리에 반비례한다.

여러 보간 알고리즘 중 간단한 1차 보간 기법인 bilinear 보간 기법은 다음처럼 표시할 수 있다.

$$\hat{f}(x) = (1-s)f(x_k) + sf(x_{k+1}) \quad (6)$$

위의 방법보다 복잡하지만 우수한 신호 복원 성능을 갖고 있는 방법은 bicubic 보간 기법이다[7]. 이 방법은 kernel waveform의 양쪽 끝단의 기울기가 불연속적이어서 복원 영상의 밝기 값에 ripple 현상을 일으키는 단점이 있다. 이 문제점은 cubic convolution 보간 기법을 이용하여 해결할 수 있다[6, 14, 15]. Cubic convolution의 커널(kernel)은 아래와 같이 일반적인 식으로 표현된다.

$$\beta(x) = \begin{cases} (a+2)|x|^3 - (a+3)|x|^2 + 1, & 0 \leq x \leq 1, \\ a|x|^3 - 5ax^2 + 8ax - 4a, & 1 \leq x \leq 2. \end{cases} \quad (7)$$

식 (7)에서 kernel $\beta(x)$ 가 구간 (-2, 2)내에서 정의되므로, 식 (4)와 (7)을 식 (1)에 대입하여, (1) 식을 cubic convolution 기법에 대한 표현으로 다시 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{f}(x) = & f(x_{k-1})[as^3 - 2as^2 + as] \\ & + f(x_k)[(a+2)s^3 - (3+a)s^2 + 1] \\ & + f(x_{k+1})[-(a+2)s^3 + (2a+3)s^2 - as] \\ & + f(x_{k+2})[-as^3 + as^2]. \end{aligned} \quad (8)$$

식 (8)에서, $x_k \leq x \leq x_{k+1}, s = x - x_{k+1}, 0 \leq s \leq 1$ 이고, 보간 연속 함수는 원래 샘플링 위치에서 주어진 이산 신호 값들과 일치하여 $\hat{f}(x_k) = f(x_k)$ 관계가 있다. 식 (8)은 영상 신호의 확대 및 축소에 공통적으로 사용할 수 있으며, 그 변환 비율이 일반적인 경우 (정수, 유리수)에도 적용 가능하다. Rifman^[14]과 Bernstein^[15]은 (8)식에 존재하는 tuning parameter를 $\alpha = -1$ 로 설정했는데, 이는 $x = 1$ 에서 $\beta(x)$ 의 기울기를 $\sin c(x)$ 함수의 기울기인 -1과 일치시키기 위함이었다. 이에 반해, Keys^[6]는 $\alpha = -1/2$ 로 선정하였다. Keys가 선정한 값 $\alpha = -1/2$ 을 이용하여 (8)식을 정리하면 아래 식과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{f}(x) = & f(x_{k-1})(-s^3 + 2s^2 - s)/2 \\ & + f(x_k)(3s^3 - 5s^2 + 2)/2 \\ & + f(x_{k+1})(-3s^3 + 4s^2 + s)/2 \\ & + f(x_{k+2})(s^3 - s^2)/2. \end{aligned} \quad (9)$$

식(8)의 α 는 복원 영상의 화질을 향상시키는 조절 변수로 사용될 수 있다^[9, 16]. Park과 Schowengerdt^[9]는 변환하려는 영상 신호의 전역(global) 주파수 특성을 계산한 후, 이 값에 적응적으로 α 값을 조정하여 사용하였다. 하지만, 이 방법에서 이용된 주파수 성분은 영상의 국지적인(local) 특성을 나타내지 못한다. 본 논문에서는 이러한 영상 신호의 국지적 특성을 이용한 매개 변수 α 값의 조정을 통해 정보의 손실을 최소화하는 적응 보간 기법을 제안한다.

III. cubic 컨볼루션 보간법의 최적화

특정 해상도로 표현된 영상 정보를 다른 임의의 해상도를 갖는 영상 신호로 축소 또는 확대시키는

시스템을 구성하려고 한다. 이 시스템에서 변환된 결과 영상의 화질을 자연스럽게 선명하게 유지하는 기술은 매우 중요하다. 이를 위해서, 본 논문은 변환시키려는 영상 정보의 국지적인 특성에 맞게 최적화된 kernel을 이용하는 보간기법을 제안한다. 이는 임의의 새로운 해상도로 표현되는 영상을 고품질로 유지시키기 위해 필수적인 단계이다. 제안하는 알고리즘은 해상도 변화과정에서 발생하는 영상 왜곡을 최소화하는 α^* 를 얻은 후, 이를 이용한 (8)식의 방법으로 영상 변환을 실시한다. 이 방법을 좀더 구체적으로 설명하면 다음과 같다. 먼저 주어진 해상도의 영상 정보를 원하는 새로운 해상도의 영상 정보로 변형시킨다. 이 변환된 결과 영상 정보를 원래 해상도로 다시 변화시킨다. 이때, 앞 단계를 순방향 보간이라 정의하고, 다음 단계를 역방향 보간이라 정의한다. 순방향 보간과 역방향 보간을 거쳐 얻어진 영상은 원래 영상 데이터와 같은 해상도를 갖게 된다. 순방향과 역방향 보간을 거쳐 발생한 영상 신호와 원래 영상신호간의 왜곡을 계산함으로써, 보간에 의한 영상 왜곡을 객관적으로 최소화할 수 있게 된다. 실제 영상 정보는 stationary 하지 않기 때문에, 각 국부적인 특성이 최적화 과정에 반영되기 위하여, 매개 변수 α 는 영상의 각 서브 블록 별로 최적화되어 사용된다.

그림 1은 매개변수 α 가 각 서브블록에서 최적화되는 과정을 보여준다. 여기서 $f(x_k)$ 는 원래 해상도 영상의 서브블록 데이터를 의미한다. 전체 알고리즘은 3단계로 구성되어 있는데, 첫 단계는 순방향 보간이며 원 신호 $f(x_k)$ 를 보간하여 새로운 해상도

를 갖는 신호 $\hat{f}(y_n)$ 로 변화시킨다. 이때 보간 비율은 δ 으로 정의한다. 만약 $\delta > 1$ 이라면, $\hat{f}(y_n)$ 의 해상도는 $f(x_k)$ 의 해상도 보다 높아지는 것으로, 신호의 확대 과정이 된다. 두 번째 단계인 역방향 보간에서는 $\hat{f}(y_n)$ 를 보간하여 $g(x_k)$ 를 만드는데, 여기에서 사용되는 보간 비율은 $1/\delta$ 이다. 결국, 순방향과 역방향 보간 과정을 통과한 결과 신호 $g(x_k)$ 는 원래 신호 $f(x_k)$ 와 같은 해상도를 갖는다. 만약 이상적인 (정보의 손실이 없는) 보간 방법이 사용되었다면, $f(x_k)$ 와 $g(x_k)$ 는 일치하여야 한다. 세 번째 단계는 매개 변수 최적화 단계인데, $f(x_k)$ 와 $g(x_k)$ 간의 차이가 최소화 되도록 매개 변수를 최적화한다. 최적화 과정은 반복적인 보상 방법을 이용하는데, 각 반복단계를 거치면서 α 값이 최적화된다. 이때, 각 단계의 순방향 보간과 역방향 보간에서 사용되는 α 값은 같다.

순방향 보간된 연속 함수 $f(x)$ 는 식(8)을 사용하여 계산되며, 이 연속 함수를 변환 비율 δ 를 이용하여 다음과 같이 재표본화(샘플링)한다.

$$\hat{f}(y_n) = \hat{f}(x)|_{x=y_n \cdot 1/\delta} \tag{10}$$

$x_k \leq y_n \leq x_{k+1}$, $s = y_n - x_k$ 이며, 이를 이용하여 식(10)은

$$\hat{f}(y_n) = \hat{f}(x)|_{s=y_n - x_k} \tag{11}$$

으로 표현할 수 있다. 역방향 보간에서 보간 연속 함수 $\hat{g}(y)$ 는

$$\begin{aligned} \hat{g}(y) = & \hat{f}(y_{n-1})[\alpha(t^3 - 2t^2 + t)] \\ & + \hat{f}(y_n)[\alpha(t^3 - t^2) + (2t^3 - 3t^2 + 1)] \\ & + \hat{f}(y_{n+1})[\alpha(-t^3 + 2t^2 - t) + (-2t^3 + 3t^2)] \\ & + \hat{f}(y_{n+2})[\alpha(-t^3 + t^2)] \end{aligned} \tag{12}$$

로 표현이 되는데, 여기서 $y_n \leq y \leq y_{n+1}$, $t = y - y_n$, $0 \leq t \leq 1$ 이다. 역방향 표본화 과정은 변환 비율 $1/\delta$ 를 이용하여 다음과 같이 수행한다.

$$g(x_k) = \hat{g}(y)|_{y=x_k \cdot \delta} \tag{13}$$

$$= \hat{g}(y)|_{t=x_k - y_n} \tag{14}$$

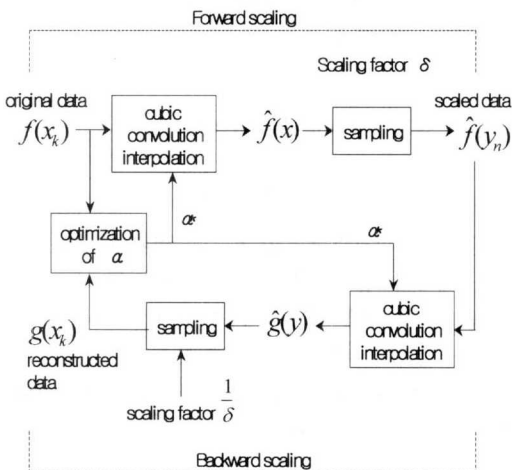


그림 1. 제안하는 최적화 시스템의 블록 다이어그램

이 식에서 $y_n \leq x_k \leq y_{n+1}$, $t = x_k - y_n$ 으로 정의된다.

순방향과 역방향 보간을 통해 손실된 왜곡의 양은 다음과 같이 표현된다.

$$E(\alpha) = \sum_k [f(x_k) - g(x_k)]^2 \tag{15}$$

결국, cubic convolution scaler의 kernel을 최적화하는 문제는 $E(\alpha)$ 를 최소화시키는 매개변수 α 를 구하는 문제로 볼 수 있다.

$$\min E(\alpha) = \min \sum_k [f(x_k) - g(x_k)]^2 \tag{16}$$

널리 알려진 steepest-descent 알고리즘^{17, 18}을 이용한 매개변수 α 의 최적화 과정은 식 (17)과 같다. 여기서, α^* 는 알고리즘의 각 반복 단계에서 얻어진 매개 변수 값이다.

$$\alpha^* = \alpha + \Delta\alpha \tag{17}$$

$$\Delta\alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha}(\alpha) \tag{18}$$

매개변수 α 는 알고리즘이 반복할수록, 비용 함수 $E(\alpha)$ 의 음 기울기인 $-\partial E/\partial \alpha(\alpha)$ 방향으로 변화된다. (15)식을 α 에 대해 편미분을 수행하면 (19)식이 된다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial \alpha}(\alpha) &= \sum_k \frac{\partial}{\partial \alpha} [f(x_k) - g(x_k)]^2 \\ &= \sum_k 2[f(x_k) - g(x_k)] \left[\frac{\partial}{\partial \alpha} f(x_k) - \frac{\partial}{\partial \alpha} g(x_k) \right] \end{aligned} \tag{19}$$

식 (19)에서 $f(x_k)$ 의 원래의 해상도 이미지는 고정된 화소값으로 α 값에 독립적이다. 따라서,

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} f(x_k) = 0 \tag{20}$$

이 된다.

역방향 보간에 대한 편미분식을 식 (12)와 (14)를 이용하여 다음과 같이 작성할 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \alpha} g(x_k) &= \left\{ \frac{\partial}{\partial \alpha} \hat{f}(y_{n-1})\alpha(t^3 - 2t^2 + t) \right. \\ &\quad \left. + \hat{f}(y_{n-1})(t^3 - 2t^2 + t) + \frac{\partial}{\partial \alpha} \hat{f}(y_n)[\alpha(t^3 - t^2) \right. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\quad \left. + (2t^3 - 3t^2 + 1) \right\} + \hat{f}(y_n)(t^3 - t^2) \\ &\quad + \frac{\partial}{\partial \alpha} \hat{f}(y_{n+1})[\alpha(-t^3 + 2t^2 - t) \\ &\quad + (-2t^3 + 3t^2)] + \hat{f}(y_{n+1})(-t^3 + 2t^2 - t) \\ &\quad + \frac{\partial}{\partial \alpha} \hat{f}(y_{n+2})\alpha(-t^3 + t^2) \\ &\quad \left. + \hat{f}(y_{n+2})(-t^3 + t^2) \right\} \Big|_{t=x_k-y_n, y_n \leq x_k \leq y_{n+1}} \end{aligned} \tag{21}$$

여기에서,

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \alpha} \hat{f}(y_n) &= [f(x_{l-1})(s^3 - 2s^2 + s) \\ &\quad + f(x_l)(s^3 - s^2) \\ &\quad + f(x_{l+1})(-s^3 + 2s^2 - s) \\ &\quad + f(x_{l+2})(-s^3 + s^2)] \Big|_{s=y_n-x_l, x_l \leq y_n \leq x_{l+1}} \end{aligned} \tag{22}$$

이다. 이 과정에서 얻어진 α^* 는 다음 반복 단계의 순방향과 역방향 보간에서 공통적으로 사용된다. 이런 반복적인 최적화는 영상 데이터의 서브블록 내에서 실시된다. 이와 같은 반복적 보상 방법에 근거한 최적화 알고리즘을 표 1에 요약하였다. 여기서, T 는 주어진 영상에 존재하는 서브블록의 개수이며, α_n 는 i 번째 서브블록의 매개변수이다. 각 서브블록에서 α_n 는 아래 (23)식이 최소화되도록 최적화된다.

$$E_i(\alpha_i) = \sum_{x_k \in B_i} [f_i(x_k) - g_i(x_k)]^2 \tag{23}$$

여기서 $f_i(x_k)$ 와 $g_i(x_k)$ 는 i 번째 서브블록 B_i 의 원래 데이터와 두 번의 보간과정(순방향과 역방향 보간)을 실행한 데이터들이다. 여기서, α_n 는 다음같이 최적화된다.

$$\alpha_i^{(iter)} = \alpha_i^{(iter)} - \eta \frac{\partial E_i}{\partial \alpha_i}(\alpha_i^{(iter)}) \tag{24}$$

여기서 η 는 음의 값 아니다. 이 알고리즘은 각 반복단계를 거치면서, $\sum_i E_i$ 값 변화가 충분히 작아질 때까지 반복된다. 따라서, 알고리즘의 반복적인 단계들이 연속적으로 적용되면서, 결과물로서 감소하는 $\sum_i E_i$ 들과 이에 대응되는 α_i 값들의 순열을 발생시킨다. 제안하는 알고리즘의 각 반복단계에서 $\sum_i E_i$ 값의 α_i 에 대한 기울기가 감소하는 방향으로만 α_i 를 탐색하기 때문에, 얻어지는 값은 국지적 최적값(local optimum)이라 할 수 있다.

표 1. cubic 컨볼루션 보간의 최적화

- ```

=====
Step 1. Initialize α_i , iter=1, and $E_i^{(0)}=\infty$, $1 \leq i \leq T$
Step 2. Construct the scaled data $\hat{f}_i(y_n)$
 by Eq. (10), $1 \leq i \leq T$
Step 3. Construct the data $g_i(x_k)$ by Eq. (13),
 $1 \leq i \leq T$
Step 4. Calculate $\Delta\alpha_i$ by Eq. (24), $1 \leq i \leq T$
Step 5. $\alpha_i^* = \alpha_i + \Delta\alpha_i$, $1 \leq i \leq T$
Step 6. If $(\sum_i E_i^{(iter-1)} - \sum_i E_i^{(iter)}) / \sum_i E_i^{(iter-1)} > \epsilon$,
 replace α_i with α_i^* , $1 \leq i \leq T$, iter=iter+1,
 and go to Step 2.
Step 7. Stop
=====

```

#### IV. 실험 결과

제안된 알고리즘의 성능 평가를 위해 실제 이미지들을 사용한 컴퓨터 시뮬레이션을 실행하였다. 영상 정보는 2차원 정보를 포함하고 있으므로, 앞 절에서 서술된 보간 기법을 영상 데이터의 수평 방향과 수직 방향으로 각각 차례대로 적용하여 수행한다. 보간 기법의 최적화에 앞서, 우선 주어진 영상 신호를  $L \times L$  블록으로 나눈 후, 각 블록마다 제안하는 알고리즘을 수행하여 최적의 매개 변수  $\alpha_i^*$  ( $i$

번째 블록에서 사용되는 매개변수)를 얻는다. 이때,  $i$ 번째 블록의 수평방향 화소열 또는 수직방향 화소열을 표 1에서 표시한  $f_i(x_k)$ 로 정의하여, 해상도 변화를 수행한다. 실험에서 사용된 영상들은 Lena, F16, Baboom, PC background 영상 등인데, 그림 2에서 보여주듯이 PC background 영상은 고주파수 성분을 많이 포함하는 데이터이다.

객관적인 성능 평가를 위해서 해상도 변화과정에서 발생하는 화질 왜곡을 측정하여 비교한다. 먼저, 각 실험 영상을 bilinear 보간을 이용하여, 일정 비율  $\delta (< 1)$ 로 해상도를 축소시킨다. 이 bilinear 기법으로 축소된 영상을 여러 가지 보간 방법들을 사용하여 원래 해상도로 복원시킨다. 원래 해상도로 복귀시킬 때, 해상도 변화 비율은  $1/\delta$ 로 한다. 이때, 원래 해상도로 복원된 영상이 원 영상과의 차이를 PSNR(Peak-to-Peak Signal to Noise Ratio) 단위로 측정하여, 각 보간 기법들의 확대 동작 성능을 비교한다. 이 실험에서 비교대상으로 고려된 보간 방법들은 bilinear<sup>[2]</sup>, quadrature polynomial<sup>[19]</sup>, B-spline<sup>[8]</sup>, and cubic convolution<sup>[6]</sup>, 그리고 제안된 보간 기법 등이다. 또한, 이 실험에서는 식 (8)에 나타나있는  $\alpha$  값의 변화에 따른 PSNR 값들을 정리하였다.  $\delta$ 값을 0.7로 선정하여 수행한 실험 결과들을 표 2에 정리하였다. 표에서 알 수 있듯이 제안하는 기법을 이용하면 다른 기존의 방법보다 자

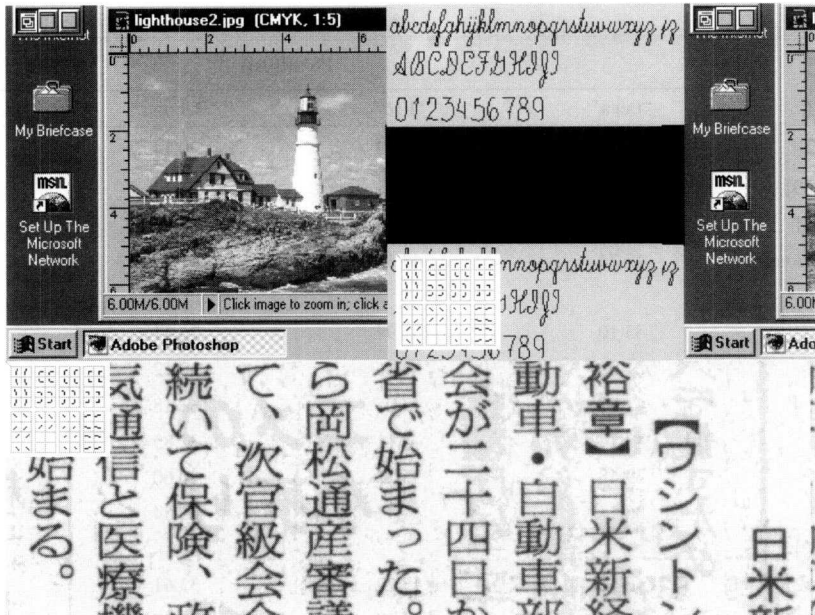


그림 2 실험에 사용된 영상들중 하나인 PC background 영상



연스럽고 원래 영상과 가장 가까운 확대 영상을 얻을 수 있다. 실험 결과로부터 제안하는 방법이 기존 보간 방법보다 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있었다. 또한, 서브블록의 크기  $L$ 의 값이 감소할수록

PSNR의 값이 증가함을 알 수 있었다. 이는 블록의 사이즈가 작을수록 제안하는 알고리즘이 영상 정보의 국지적인 정보를 더 효율적으로 이용함을 나타낸다.

표 2. 0.7배로 축소된 영상을 여러 가지 기법들을 이용하여 1/0.7배로 확대할 경우, 확대된 영상의 화질을 PSNR 단위로 비교한 결과

| 변환 기법                   | PSNR (dB) |       |          |                 |
|-------------------------|-----------|-------|----------|-----------------|
|                         | "Lena"    | "F16" | "Baboon" | "PC background" |
| Bilinear[2]             | 34.39     | 33.62 | 24.58    | 18.47           |
| Quadratic[19]           | 35.95     | 35.47 | 25.51    | 19.14           |
| B-spline[8]             | 36.35     | 35.99 | 25.63    | 19.09           |
| Cubic convolution[6]    | 35.83     | 35.35 | 25.34    | 18.97           |
| 식 (8) :                 |           |       |          |                 |
| $\alpha=-2.0$           | 35.11     | 34.34 | 25.62    | 18.95           |
| $\alpha=-1.5$           | 36.31     | 35.83 | 25.82    | 19.10           |
| $\alpha=-1.0$           | 36.56     | 36.22 | 25.70    | 19.11           |
| $\alpha=-0.5$           | 35.83     | 35.35 | 25.34    | 18.97           |
| $\alpha=0.0$            | 34.58     | 33.83 | 24.83    | 18.71           |
| $\alpha=0.5$            | 33.22     | 32.23 | 24.23    | 18.35           |
| 제안된 방식:                 |           |       |          |                 |
| $L=16, \text{ iter}=21$ | 36.97     | 36.58 | 26.32    | 19.41           |
| $L=64, \text{ iter}=11$ | 36.75     | 36.43 | 26.14    | 19.27           |
| $L=256, \text{ iter}=8$ | 36.61     | 36.37 | 25.92    | 19.21           |

표 3. 다양한 변환 기법들을 이용하여, 영상들을 0.7배 축소한 후, 다시 1/0.7배 확대시켰을 경우 정보 손실량을 PSNR 단위로 측정하였다.

| 변환 기법                   | PSNR(dB) |       |          |                 |
|-------------------------|----------|-------|----------|-----------------|
|                         | "Lena"   | "F16" | "Baboon" | "PC background" |
| Bilinear[2]             | 32.24    | 38.63 | 30.14    | 24.64           |
| Quadratic[19]           | 40.06    | 39.71 | 32.12    | 25.80           |
| B-spline[8]             | 45.16    | 44.14 | 33.25    | 26.89           |
| Cubic convolution[6]    | 43.74    | 43.11 | 32.85    | 26.48           |
| 식 (8) :                 |          |       |          |                 |
| $\alpha=-2.0$           | 33.10    | 31.94 | 26.41    | 23.14           |
| $\alpha=-1.5$           | 37.33    | 36.16 | 30.12    | 25.23           |
| $\alpha=-1.0$           | 42.81    | 42.05 | 33.18    | 26.68           |
| $\alpha=-0.5$           | 43.74    | 43.11 | 32.85    | 26.48           |
| $\alpha=0.0$            | 39.48    | 38.22 | 30.60    | 25.06           |
| $\alpha=0.5$            | 36.25    | 34.77 | 28.54    | 23.43           |
| 제안된 방식:                 |          |       |          |                 |
| $L=16, \text{ iter}=21$ | 46.12    | 45.22 | 33.61    | 27.84           |
| $L=64, \text{ iter}=11$ | 45.32    | 44.87 | 33.29    | 27.11           |
| $L=256, \text{ iter}=8$ | 44.12    | 43.62 | 33.20    | 26.76           |

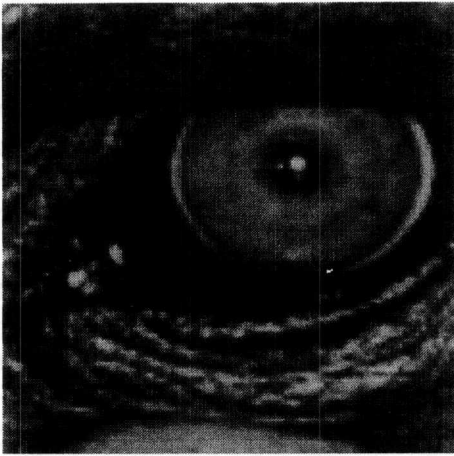


그림 3. Bilinear 보간 기법을 이용한 4.3배 확대 영상

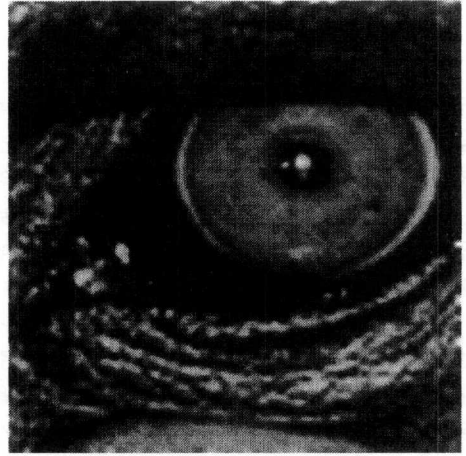


그림 5. Cubic B-spline 보간 기법을 이용한 4.3배 확대 영상

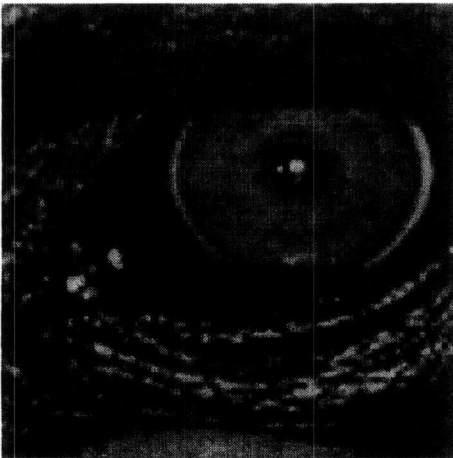


그림 4. Quadrature polynomial 보간 기법을 이용한 4.3배 확대 영상

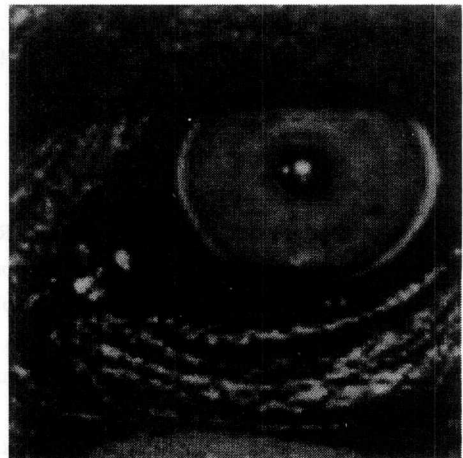


그림 6. 제안하는 보간 기법을 이용한 4.3배 확대 영상

객관적인 성능을 평가하기 위한 또 다른 실험으로, 연속적인 보간 기법들에 의한 정보 손실량을 측정하는 실험을 실시하였다. 이 실험에서는 비교하려는 특정 알고리즘을 사용하여, 영상 데이터를 일정 비율  $\delta$ 로 변화시킨 후, 변화된 영상을 다시 역 비율  $1/\delta$ 로 재 변화하여 원래 해상도로 복귀시킨다. 여기서 복귀된 영상과 원영상 사이의 PSNR을 비교하여 사용된 특정 알고리즘의 성능을 평가한다. PSNR값이 크다는 것은 손실 정보량이 작다는 것을 의미한다.

본 실험에서는  $\delta=0.7$ 로 선정하여, 영상을 축소시킨 후, 다시  $1/\delta=1/0.7$ 로 영상을 확대하였다. 실험 결과들을 표 3과 같이 정리하였다. 실험 결과에서

알 수 있듯이, 제안하는 방법이 다른 기존의 방법들보다 손실되는 정보량 관점에서 우수함을 알 수 있다.

알고리즘들의 성능을 주관적인 측면으로 평가하기 위해서, 영상 데이터를 확대한 후 육안으로 보고 판단하는 실험을 실시하였다. 이미 널리 알려져있는 Baboon 영상의 눈 부분을 4.3배 확대( $\delta=4.3$ )하여 눈가의 주름 정보 등 미세한 엣지 정보 변화를 살펴보았다. Bilinear 보간법과 quadrature polynomial 보간 기법으로 확대한 영상은 엣지 데이터 부분을 뭉그러뜨리는 현상을 보였다. 본 논문에서 제안된 방법은 기존의 B-spline방법과 비슷한 주관적 성능을 나타냄을 알 수 있다.



## V. 결 론

지금까지 널리 사용되어온 보간 기법들은 이상적인  $\sin c(x)$  함수를 이용하는 방법을 근사화한 방법들이었다. 이와 달리, 본 논문에서는 보간 기법의 basis kernel이 갖고 있는 매개변수  $\alpha$ 를 영상 정보의 국지적인 특성에 맞게 최적화하고, 이렇게 수행함으로써 보간 기법의 성능이 향상됨을 보였다. 여기서 제안된 최적화 방법은 영상의 각 서브 블록마다 반복적 보상 기법을 이용하여 구현되었다. 실험 결과에서 제안된 방법으로 최적화된 보간 기법은 기존의 방법들보다 객관적인 평가와 주관적인 평가에서 우수한 성능을 나타냄을 보였다. 또한, 서브 블록의 크기  $L$ 이 작을수록 데이터의 국지적 특성을 잘 반영하여 최적화 과정이 이루어짐을 알 수 있었다. 이로서, 제시된 알고리즘이 주어진 신호를 임의의 배율로 해상도를 변화시키는 시스템에 사용될 수 있는 신뢰할만한 방식임을 보였다.

## 참 고 문 헌

[1] K. Toraichi, S. Yang, M. Kamada, and R. Mori, "Two-dimensional spline interpolation for image reconstruction," *Pattern Recog.*, vol. 21, pp. 275 - 284, 1988.

[2] W. K. Pratt, *Digital image processing*, John Wiley & Sons, INC., 1991.

[3] P. Van Wie and M. Stein, "A landsat digital image rectification system," *IEEE Trans. Geosci. Electron.*, vol. 15, pp. 130 - 137, 1977.

[4] M. Unser, B. L. Trus, and M. Eden, "Iterative restoration of noisy elastically distorted quasi-periodic images," *Signal Processing*, vol. 17, pp. 191 - 200, July 1989.

[5] M. Unser, A. Aldroubi, and M. Eden, "Enlargement or reduction of digital images with minimum loss of information," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 4, pp. 247 - 258, March 1995.

[6] R. G. Keys, "Cubic convolution interpolation for digital image processing," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 29, pp.1153 - 1160, Dec. 1981.

[7] H. S. Hou and H. C. Andrews, "cubic splines

for image interpolation and digital filtering," *IEEETrans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 26, pp. 508 - 517, 1978.

[8] M. Unser, A. Aldroubi, and M. Eden, "Fast B-spline transforms for continuous image representation and interpolation," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 13, pp. 277 - 285, March 1991.

[9] S. K. Park and R. A. Schowengerdt, "Image reconstruction by parametric cubic convolution," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 23, pp. 258 - 272, Sept. 1983.

[10] T. C. Chen and R. J. P. deFigueiredo, "Two-dimensional interpolation by generalized spline filters based on partial differential equations," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 33, pp. 631 - 642, June 1985.

[11] N. A. Dodgson, "Quadratic interpolation for image resampling," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 6, pp. 1322 - 1326, Sept. 1997.

[12] S. R. Dooley, R. W. Stewart, and T. S. Durrani, "Fast on-line B-spline interpolation," *Electronics Letters*, vol. 35, pp. 1130 - 1131, July 1999.

[13] G. Ramponi, "Warped distance for space-variant linear image interpolation," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 8, pp. 629 - 639, May 1999.

[14] S. S. Rifman, "Digital Rectification of ERTS Multispectral Imagery," *Proc. Symposium Significant Results Obtained from ERTS-1 (NASA SP-327),* I, Sec. B, pp. 1131 - 1142, 1973.

[15] R. Bernstein, "Digital Image Processing of Earth observation sensor data," *IBM J. Res. Devel.*, vol. 20, pp. 40 - 57, 1976.

[16] K. W. Simon, "Digital image reconstruction and resampling of landsat imagery," *Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data*, Purdue University, pp. 3A-1 - 3A-11, June 1975.

[17] D. G. Luenberger, *Optimization by Vector Space Methods*, New York, Wiley, 1969.

[18] D. G. Luenberger, *Linear and nonlinear programming*, Addison-Wesley, 1984.

[19] Lance Greggain, "Method and apparatus for quadrature interpolation," United States Patent, Patent Num. : 5,502,662.

한 종 기(Jong-Ki Han)

정회원



1992년 2월 : KAIST 전기 및 전자  
공학과 학사

1994년 2월 : KAIST 전기 및 전자  
공학과 석사

1999년 2월 : KAIST 전기 및 전자  
공학과 박사

1999년 3월 ~ 2001년 8월 : 삼성 전자 디지털 미디어 연구소 책임 연구원

2001년 9월 ~ 현재 : 세종대학교 정보통신공학과 조교수

<주관심 분야> 음성/영상 처리 및 압축, 디지털 신호 처리, 디지털 통신 시스템