

적응적 가중치 보간법과 이산 웨이블릿 변환을 이용한 효율적인 초해상도 기법

임종명*, 유지상^o

Effective Image Super-Resolution Algorithm Using Adaptive Weighted Interpolation and Discrete Wavelet Transform

Jong Myeong Lim*, Jisang Yoo^o

요약

본 논문에서는 이산 웨이블릿 변환(Discrete Wavelet Transform: DWT)과 적응적 가중치 보간법을 이용한 효율적인 초해상도 기법을 제안한다. 기존의 단일 영상에 적용되는 초해상도 기법들의 경우, 영상에서의 고주파 대역을 찾기 위하여 확률 기반의 방법들을 많이 사용하였다. 따라서 연산의 복잡도가 증가하고 처리시간 증가라는 문제점을 발생시킨다. 제안된 기법에서는 고주파 대역을 찾기 위한 방법으로 DWT와 적응적 가중치 보간법을 이용한다. 먼저 주어진 영상에 대하여 DWT를 수행하고, 생성된 고주파 부대역(sub-band)들을 적응적 가중치 보간법을 이용하여 입력 받은 영상과 동일한 크기의 고주파 부대역을 생성한다. 이 부대역들과 입력 받은 영상을 조합하여 이산 웨이블릿 역변환(Inverse DWT : IDWT)을 수행함으로써 고해상도의 영상을 획득하게 된다. 실험을 위하여 원본 영상(512x512)을 다운 샘플링하여 실험 영상(256x256)을 획득한다. 실험을 통하여 제안된 기법이 기존의 보간법에 비해 향상된 효율을 보이며, 확률 기반의 기법들과 비슷한 성능을 갖지만 처리시간에서 많은 이득을 보이는 것을 확인할 수 있었다.

Key Words : super-resolution, wavelet transform, adaptive weighted interpolation

ABSTRACT

In this paper, we propose a super-resolution algorithm using an adaptive weighted interpolation(AWI) and discrete wavelet transform(DWT). In general, super-resolution algorithms for single-image, probability based operations have been used for searching high-frequency components. Consequently, the complexity of the algorithm is increased and it causes the increase of processing time. In the proposed algorithm, we first find high-frequency sub-bands by using DWT. Then we apply an AWI to the obtained high-frequency sub-bands to make them have the same size as the input image. Now, the interpolated high-frequency sub-bands and input image are properly combined and perform the inverse DWT. For the experiments, we use the down-sampled version of the original image(512x512) as a test image(256x256). Through experiment, we confirm the improved efficiency of the proposed algorithm comparing with interpolation algorithms and also save the processing time comparing with the probability based algorithms even with the similar performance.

I. 서론

최근 통신 및 디스플레이 등의 기술 발전으로 많

* 본 연구는 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행되었습니다.(2011-0006791)

• 주저자 : 광운대학교 전자공학과 디지털미디어 연구실, limjm@kw.ac.kr, 학생회원

o 교신저자 : 광운대학교 전자공학과 디지털미디어 연구실, jsyoo@kw.ac.kr, 종신회원

논문번호 : KICS2012-07-312, 접수일자 : 2012년 7월 9일, 최종논문접수일자 : 2013년 3월 8일

은 응용 분야에서 고해상도의 영상을 필요로 하고 있다. 고해상도란 영상내의 화소 밀도가 높은 것을 의미한다. 이는 더 세부적이고 정교한 처리를 가능하게 한다. 예를 들어 CCTV 촬영영상, 인공위성 관촬영상, 의료영상 등 정교한 분석을 요하는 영상 처리 분야에서 그 필요성이 강조되고 있고 디지털 영상과 동영상들의 획득이 쉬워짐에 따라 그 응용분야가 점점 더 넓어지고 있다. 하지만 고해상도의 영상을 획득하기 위해서는 높은 비용과 정밀 광학기술이 요구되어, 이 한계를 극복하기 위한 기술의 필요성이 대두 되었다^{1,2}.

초고해상도 기법은 기 획득된 단일 혹은 다수의 저해상도의 영상으로부터 고해상도의 영상을 생성하는 기술이다. 디지털 영상 매체에 의해 획득된 영상은 고해상도의 자연 영상이 저주파 대역필터를 통과한 후, 다운 샘플링된 영상으로 모델링 될 수 있다. 이 과정을 거치면서 획득된 영상은 에일리어싱(aliasing) 현상에 의해 많은 고주파 성분의 정보가 손실된다. 따라서 손실된 고주파 성분을 효과적으로 복원하고 영상의 해상도를 높이는 것이 초고해상도 기법의 목표이다^{1,4}.

단일 영상의 초고해상도 기법은 여러 영상을 참조하지 않는 특성상 데이터 손실 부분을 복원하는 정도에 한계가 있다는 단점이 있지만, 그 처리 속도가 비교적 빠르다는 장점도 있다. 단일 영상의 해상도를 높일때 가장 많이 사용되는 보간법(interpolation)은 영상의 해상도를 높이기 위해 기존 화소들 사이에 적절한 값을 삽입하는 기술이다. 전통적인 영상 보간법은 저해상도 영상에서 화소의 가중치 합(weighted-sum)에 기반을 두고 있으며, 그 중 대표적인 방법으로 최단인접 보간법(nearest-neighbor interpolation), 이중 선형 보간법(bi-linear interpolation), 고등차수 보간법(bi-cubic interpolation) 등이 있다⁵. 이러한 방법들은 선형 필터의 개념으로 해석될 수 있다. 즉 저해상도 영상은 필터의 입력 신호가 되고 이 영상에 곱해지는 가중치들은 필터의 계수가 되며, 전체적인 영상의 확대 과정은 저해상도의 입력 영상을 업 샘플링한 후 필터를 적용하는 것으로 이해할 수 있다. 따라서 필터 계수가 되는 가중치들의 주파수 특성을 확인함으로써 해당 보간법의 성능을 분석할 수 있다. 이러한 관점에서 볼 때 가중치 기반 방법들은 대부분 저주파 대역필터의 특성을 가지고 있으므로 에일리어싱에 의해 손실된 고주파 성분을 효과

적으로 복원할 수 없다는 문제가 있다.

이러한 문제를 해결하기 위하여 최근에는 영상 보간을 웨이블릿 영역에서 수행하는 여러 방법들이 제안되었다⁶⁻⁹. 웨이블릿 영역에서의 영상 보간은 저주파 대역을 나타내는 부대역(sub-band)들의 계수들로부터 고주파 대역을 나타내는 부대역의 계수의 크기와 부호를 추정하는 과정으로 볼 수 있다¹⁰⁻¹². 웨이블릿 영역의 각 부대역들의 같은 위치에 해당하는 계수들은 통계적으로 밀접한 연관성을 가지고 있으며, 이 계수들의 크기는 은닉 마코프 트리(Hidden Markov Tree: HMT) 모델로 효과적으로 모델링 될 수 있다¹³. 이러한 웨이블릿 영역에서 HMT 모델은 잡음 제거 분야에서 좋은 성능을 보여준다. 그러나 잡음 제거와는 달리 영상 보간에서는 저해상도 입력 영상으로부터 고주파 대역의 부대역에 대한 어떤 정보도 직접 획득할 수 없으며, 이러한 정보는 보통 훈련(training)을 위한 데이터로부터 획득된다. 그러나 이렇게 획득된 통계적 정보를 계산하기 위해서는 연산의 복잡도가 증가하는 단점이 있다.

본 논문에서는 이산 웨이블릿 변환(discrete Wavelet Transform: DWT)을 이용하여 효율적인 초고해상도 기법을 제안한다. 고해상도 영상에서 필요한 고주파 성분을 찾기 위하여 제안하는 기법에서는 먼저 주어진 저해상도 영상에 대하여 DWT를 수행하여 저해상도 영상에서의 고주파 부대역을 획득한다. 이렇게 획득된 고주파 부대역에 대하여 적응적 가중치 보간법을 이용하여 주어진 영상과 동일한 해상도를 갖도록 한 뒤, 이 고주파 부대역들과 저해상도의 입력 영상을 이산 웨이블릿 역변환(Inverse Discrete Wavelet Transform: IDWT)을 통해 적절하게 합성함으로써 해상도가 높은 영상을 획득하게 된다^{10,14}.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 기법에 사용된 적응적 가중치 보간법과 이산 웨이블릿 변환에 대하여 설명한 후, 이를 통하여 고해상도의 영상을 획득하는 과정을 설명한다. 3장에서는 제안한 기법을 Lena, Barbara, Baboon, Boats 영상에 적용하여 기존의 기법들과의 성능을 PSNR과 처리시간 측면에서 비교하였으며, 4장에서 결론을 맺는다.

II. 제안하는 초해상도 기법

그림 1은 본 논문에서 제안하는 초고해상도 기법의 흐름도이다. 웨이블릿 영역에서 수행하는 여러 초고해

상도 기법들의 핵심은 웨이블릿 영역에서의 고주파 성분 분을 가지는 부대역을 구하는 것이다. 제안하는 기법에서는 이산 웨이블릿 변환(discrete Wavelet Transform: DWT)에서 획득되는 고주파 부대역을 적응적 가중치 보간법을 이용하여 확장함으로써 입력되는 영상과 동일한 해상도의 고주파 부대역으로 생성한다. 이렇게 획득된 고주파 부대역과 입력된 영상을 이산 웨이블릿 역변환 (Inverse Discrete Wavelet Transform: IDWT)를 이용하여 합성하여 입력된 영상에 비하여 해상도가 향상된 영상을 얻을 수 있다.

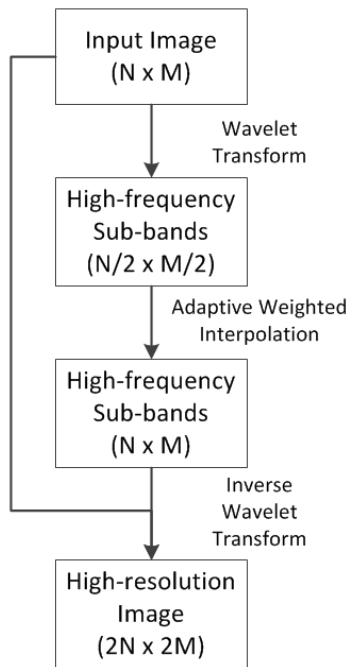


그림 1. 제안하는 기법의 흐름도
Fig. 1. Flow chart of the proposed algorithm

2.1. 적응적 가중치 보간법 (AWI)

일반적으로 영상 내에서 하나의 화소는 주변 화소들의 선형 조합으로 나타낼 수 있다. 또한 이 선형 조합의 비율(가중치)은 대상 화소 주변의 화소에서의 비율과 일치한다고 가정할 수 있다^[15].

그림 2는 제안하는 적응적 가중치 보간법을 1차원으로 나타낸 그림이다. X는 저해상도 영상에서의 화소들, Y는 보간할 목표 화소인 고해상도 영상에서의 화소를 나타낸다. 식 (1)과 식 (2)는 저해상도 영상에서 좌, 우 화소들의 가중치 합으로 중앙의 화소를 나타낸 것이고, 식 (3)과 식 (4)는 그 가중치들을 활용하여 고해상도의 영상을 복원하는 과정을 나타낸 식이다.

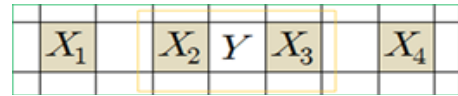


그림 2. AWI 설명을 위한 화소 배치
Fig. 2. Pixel arrangement for explaining AWI

$$X_2 = \alpha_1 X_1 + (1 - \alpha_1) X_3 \quad (1)$$

$$X_3 = \alpha_2 X_2 + (1 - \alpha_2) X_4 \quad (2)$$

$$\alpha = \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{2} \quad (3)$$

$$Y = \alpha X_1 + (1 - \alpha) X_2 \quad (4)$$

식 (1)과 식 (2)에서의 각 α 값은 0, 0.25, 0.5, 0.75, 1 중에서 하나를 택하게 되는데, 그 이유는 이 이상으로 정밀해져도 효율성이 크게 증가하지 않기 때문이다. 위의 다섯 개의 값 중 가장 오차가 적은 값을 사용하여 고해상도의 화소를 보간하게 되는데, 각각의 화소마다 적응적으로 그 가중치를 결정하게 된다. 저해상도의 화소로 가로 방향과 세로 방향에 적용하면 그림 3의 $y_1 \sim y_4$ 에 해당하는 값들이 보간된다^[16].

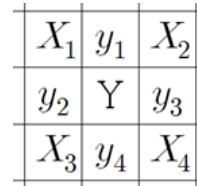


그림 3. 가로와 세로 방향으로 적용한 결과
Fig. 3. Result of horizontal and vertical operations

그림 3의 Y에 해당하는 고해상도의 화소를 보간할 때는 가로와 세로 그리고 두 대각선 방향에서의 화소들이 갖는 에너지(두 화소의 절대적 차이값)를 계산한 후, 최소의 에너지를 갖는 방향으로 적응적 가중치 보간법을 적용한다.

2.2. 2차원 DWT

영상처리 분야에서 활용되는 2차원 DWT은 1차원 DWT의 확장으로 볼 수 있으며, 1차원 DWT는 웨이블릿 필터를 사용하여 다음 수식의 변환을 수행한다.

$$y_{low}(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(2k-n)h(n) \quad (5)$$

$$y_{high}(k) = \sum_{n=0}^{M-1} x(2k-n)g(n) \quad (6)$$

여기서 $x(k)$ 는 영상의 화소를 나타내고, $h(k)$ 와 $g(k)$ 는 각각 저대역 통과 웨이블릿 필터와 고대역 통과 웨이블릿 필터를 나타내며, N과 M은 저대역

과 고대역 필터 계수의 개수를 각각 나타낸다.

표 1. Daubechies 웨이블릿 계수
Table 1. Daubechies wavelet coefficients

k	Low-freq. Division	High-freq. Division	Low-freq. Synthesis	High-freq. Synthesis
-4	0.02675	0	0	0.02675
-3	-0.01686	0.09127	0.09127	0.01686
-2	-0.07822	-0.05754	-0.05754	-0.07822
-1	0.26686	-0.59127	-0.59127	-0.26686
0	0.60295	1.11509	1.11509	0.60295
1	0.26686	-0.59127	-0.59127	-0.26686
2	-0.07822	-0.05754	-0.05754	-0.07822
3	-0.01686	0.09127	0.09127	0.01686
4	0.02675	0	0	0.02675

사용되는 필터는 직교 특성, 선형 특성, 고주파와 저주파 부분을 정확하게 분할하는 특성을 갖는다. 그림 4는 필터 계수가 9개(9-tap)인 필터를 사용할 때의 식 (5)과 식 (6)의 연산을 그림으로 표현한 것이다. 본 논문에서 사용한 필터는 Daubechies 9/7 필터로 다른 필터들에 비하여 블록 현상이 적게 나타는 장점이 있다. 본 논문에서 사용한 웨이블릿 기저인 Daubechies 9/7의 계수를 표 1에 나타내었다. 그림 4에서처럼 N-탭 웨이블릿 필터를 사용하는 경우 한 화소의 DWT를 수행하기 위해서 N번의 곱셈과 N-1번의 덧셈을 수행한다. DWT를 적용할 때, 상하, 좌우 영상의 경계에서 존재하지 않는 화소들이 발생하는데, 이 화소들은 반드시 필요하기 때문에 상하좌우의 화소를 확장하여 사용해야 한다^[17]. 여기서 n, m은 각각 영상의 가로와 세로 크기를 뜻한다.

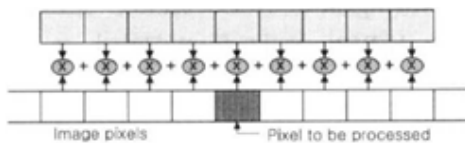


그림 4. 일차원 DWT
Fig. 4. One-dimensional DWT

이러한 1차원 DWT를 그림 5처럼 2차원 영상에 대해 열 방향과 행 방향으로 각각 수행함으로써 2차원 DWT를 구현할 수 있다. 한 영상에 대해 2차원 DWT를 수행하면 모두 4개의 결과 영상을 얻는데 각각의 열과 행에 대해 고대역-고대역(HH), 고대역-저대역(HL), 저대역-고대역(LH), 저대역-저대역(LL) 필터를 통과한 영상이다. 이 4개의 결과 영상을 모두 사용할 경우 원 영상의 4배에 해당하는

영상데이터를 처리해야 하므로, 일반적으로 각 DWT를 수행할 때 두 화소 중 하나만을 처리하여 DWT 결과 영상의 데이터 양을 원래 영상과 동일하게 한다.

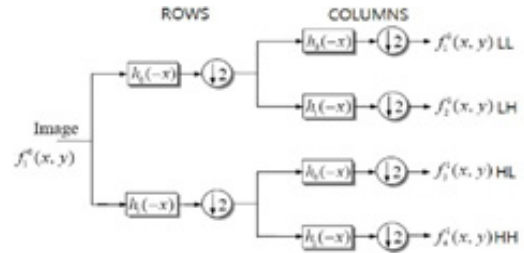


그림 5. 이차원 DWT
Fig. 5. Two-dimensional DWT

2.3. 제안하는 초해상도 알고리즘

제안하는 기법에서는 입력되는 영상보다 4배의 높은 해상도를 갖는 영상을 획득하는 것을 목표로 입력 영상과 동일한 해상도의 고주파 부대역을 획득해야 한다. 따라서 DWT를 수행한 후 얻는 고주파 부대역에 대하여 적응적 가중치 보간법을 적용하여 입력 영상과 같은 해상도의 고주파 부대역을 얻는다.

그림 6은 본 논문에서 사용한 고해상도의 원본 영상과 이 영상에 대한 2차원 DWT 계수이다. Daubechies 9/7 웨이블릿 기저를 이용한 2차원 DWT에서는 고주파 부대역(HH, HL, LH)의 계수가 크지 않기 때문에, 그림 6의 (b), (c), (d)에 표시한 고주파 계수의 크기를 임의로 크게 나타내었다. 본 논문에서 제안하는 기법에서는 저해상도 영상으로부터 그림 6의 (b)에 보인 고해상도 영상의 고주파 부대역과 유사한 고주파 영상을 DWT와 적응적 가중치 보간법을 통해 획득하는 것이 연구 목표이다.

그림 6의 (c)는 입력 영상인 저해상도 영상에 대하여 DWT를 수행한 후 획득한 고주파 대역을 2.1절에서 설명한 적응적 가중치 보간법을 사용하여 4배로 확장한 고주파 부대역(HH, HL, LH)의 계수와 입력영상(LL)을 합성하여 나타낸 그림이다. 그림 6의 (c)에 보인 DWT 계수를 그림 6의 (b)와 비교했을 때, 고주파 부대역의 계수의 크기(밝기)가 차이가 나는 것을 확인할 수 있다.

영상에 대하여 2차원 DWT를 수행하면 저주파 대역필터와 고주파 대역필터를 거친 후 각 부대역 별로 저주파, 고주파 성분이 저장된다. 이 때, 한 화소가 차지하는 부분이 영상 전체에 대한 비율이 높을수록 더 많은 정보를 포함하게 되어 고주파 부대

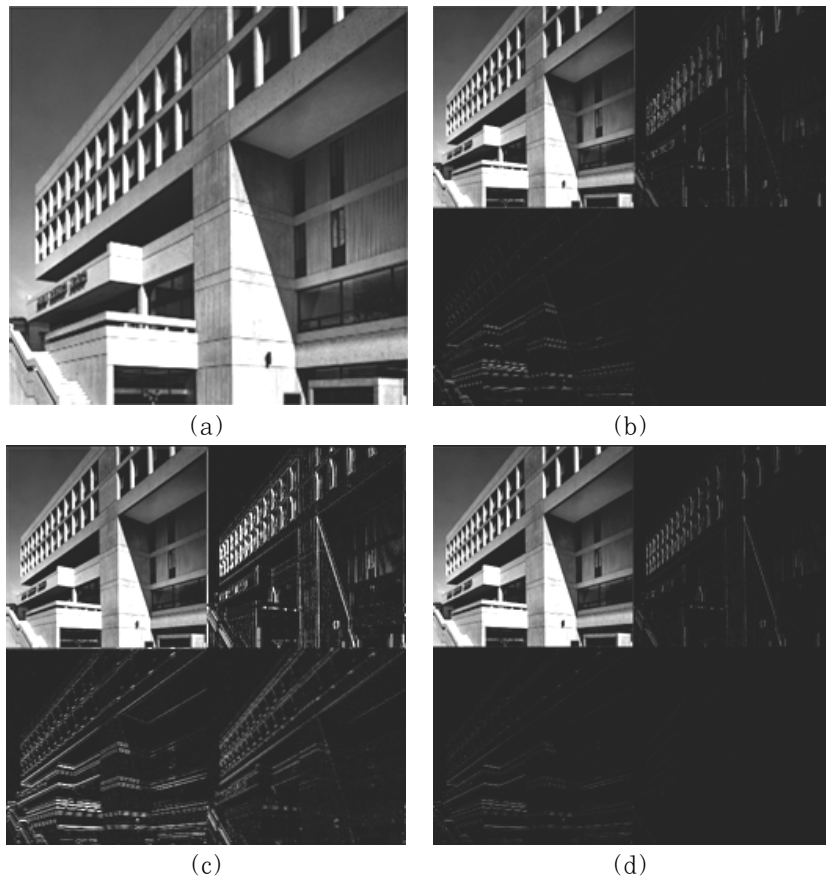


그림 6. 원본영상과 2차원 DWT 계수
 (a) 원본영상 (b) (a)의 DWT 계수 (c) 입력영상과 보간된 DWT 계수 (d) 입력영상과 보간 후 크기 조정된 DWT 계수
 Fig. 6. Original image and its DWT coefficients
 (a) Original image (b) DWT coefficients of (a) (c) input image and interpolated DWT coefficients (d) input image and scaled DWT coefficients

역의 계수의 크기가 커지게 된다. 이러한 이유로 원본 영상에 대하여 DWT를 수행한 결과와 입력 영상에 대하여 DWT를 수행한 결과에서 고주파 부대역의 계수의 크기가 달라지게 된다. 따라서 제안하는 기법에서는 그림 6의 (c)에 나타난 고주파 부대역의 계수 값을 작게 하는 과정을 거친다. 이 경우 저해상도 영상의 한 화소가 차지하는 비율이 고해상도 영상보다 4배 높다는 점을 참고하여 고주파 부대역의 계수를 4로 나누게 된다.

그림 6의 (d)는 입력 영상에 대하여 DWT를 수행한 후 생성되는 고주파 부대역을 적응적 가중치 보간법을 이용하여 확장 후, 계수의 크기를 조절하여 입력영상과 합성한 그림이다. 그 결과, 그림 6의 (b)에 나타난 계수의 값이 비슷해졌음을 확인할 수 있다.

III. 실험 결과 및 고찰

일반적으로 카메라로 영상을 직접 획득할 때의 효과를 반영하기 위하여 본 논문에서는 고해상도(512x512)의 영상에 blurring 효과를 가한 후, 다운 샘플링하여 저해상도(256x256)의 영상을 획득하게 된다. 또한 제안하는 기법의 성능을 기존의 다른 기법들과 비교하기 위하여 다양한 실험을 수행하였다. 기존 기법으로는 대표적인 보간법인 최단인접 보간법(nearest-neighbor interpolation), 이중 선형 보간법(bi-linear interpolation), 고등차수 보간법(bi-cubic interpolation)을 이용하였고 성능 비교를 위해 각 기법의 결과 영상과 원본 영상과의 PSNR(peak signal-to-noise ratio)을 구하였다. 또한 확률 기반 기법들과 PSNR 및 수행시간을 비교하여 제안된 기법의 효율성을 확인하였다.

그림 7과 그림 8의 왼쪽은 저해상도의 실험 영상에 고등차수 보간법을 적용하여 고해상도 영상으로 복원한 그림이며, 오른쪽은 제안된 기법을 적용한 그림이다. 각각의 영상에서 결과의 차이를 나타내기



그림 7. 복원된 고해상도 영상
(좌) 고등차수 보간법, (우) 제안하는 기법
(a) Lena (b) Barbara
Fig. 7. Restored high-resolution image
(left) bi-cubic interpolation
(right) proposed algorithm
(a) Lena (b) Barbara

위하여 일정부분을 확대하여 나타내었다. 그림 7과 그림 8의 확대된 부분을 비교해 보면, 제안한 기법이 보다 번짐 현상이 줄어든 선명한 결과를 가진다는 것을 확인할 수 있다. 표 2는 그림 7과 그림 8에 나타난 영상에 대하여 주관적인 화질을 비교하기 위하여 원본 영상과 복원된 영상과의 SSIM을 측정 한 결과이다. SSIM 수치는 0~1의 실수로 나타나며 PSNR 수치에 비하여 사람의 눈 인식과의 일관성이 높다고 알려져 있다. 표 2의 SSIM을 구하기 위하여 다음의 식을 이용하였다. 식 (7)의 x와 y는 비교할 두 영상을, μ 는 가우시안 평균을, σ 는 분산을 의미하며, c_1 과 c_2 는 상수로 각각 6.5025와 58.5225의 값을 갖는다.

$$SSIM(x,y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (7)$$

표 2. 제안된 기법과 기존의 기법과의 성능 비교(SSIM)
Table 2. Performance comparison proposed algorithm and other algorithms(SSIM)

기법	Lena	Barbara	Baboon	Boat
Nearest Neighbor	0.8946	0.7840	0.6932	0.8684
Bi-linear	0.8992	0.7741	0.6668	0.8683
Bi-cubic	0.9126	0.7961	0.7157	0.8880
Proposed	0.9448	0.8434	0.7898	0.9272

표 3은 제안된 기법과 기존의 기법들과의 객관적인 성능 비교를 위하여 각각의 기법들을 사용하여 획득한 고해상도의 영상과 고해상도의 원본 영상의 PSNR을 측정 한 결과이다^{18,19}. 표 3의 PSNR을 구하기 위하여 다음의 식을 이용하였다.

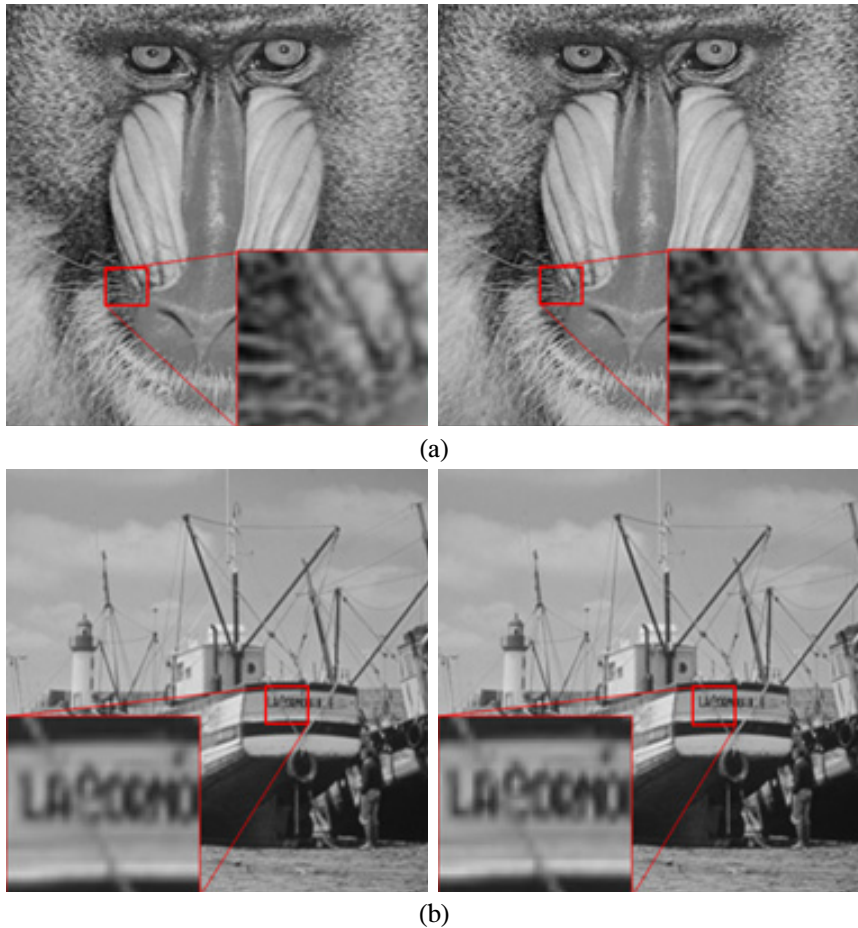


그림 8. 복원된 고해상도 영상
 (좌) 고등차수 보간법, (우) 제안하는 기법
 (a) Baboon (b) Boat
 Fig. 8. Restored high-resolution image
 (left) bi-cubic interpolation
 (right) proposed algorithm
 (a) Baboon (b) Boat

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - K(i,j)]^2 \quad (8)$$

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right) \quad (9)$$

식 (8)에서 m과 n은 각각 영상의 가로 길이와 세로 길이를 뜻하며 I와 K는 비교할 두 영상을 말한다. 즉, I(i, j)와 K(i, j)는 각각 비교할 두 영상의 같은 위치의 화소값을 뜻하고, MSE는 화소별 차이 값의 제곱을 뜻한다. 식 (9)의 MAX_I는 화소간의 차이가 가질 수 있는 최대값을 뜻하고, 실험에 사용한 영상들은 0~255의 값으로 화소가 표현되므로 이 실험에서의 MAX_I 값은 차이의 최대값인 255가 된다.

표 3. 제안된 기법과 기존의 기법과의 성능 비교(PSNR : dB)

Table 3. Performance comparison proposed algorithm and other algorithms(PSNR :dB)

기법	Lena	Barbara	Baboon	Boat
Nearest Neighbor	29.2	24.0	22.1	27.3
Bi-linear	30.0	24.1	22.2	27.9
Bi-cubic	30.6	24.4	22.5	28.4
HMT-MAP	34.7	25.5	24.0	31.7
IMRF-MAP	35.2	25.7	24.0	31.8
Proposed	34.4	25.5	23.7	31.3

표 3에서 제안된 기법은 기존의 보간법들에 비하여 평균적으로 3.2dB 높은 결과를 보여주고, 확률 기반의 다른 기법들에 비하여 0.3dB 낮은 결과를 보여준다. 그러나 이 기법들은 고주파 부대역의 계수를 찾기 위해서 확률 기반의 은닉 마르코프 트리

를 사용하여 수행시간이 매우 길어지게 된다. 기법들의 수행시간을 비교한 표 4를 보면 제안된 기법의 처리시간이 다른 기법들에 비하여 매우 빠르다는 것을 알 수 있다. 확률 기반의 다른 기법들에 비하여 PSNR 측면에서는 다소 낮거나 비슷한 결과를 보이는 반면, 처리속도 측면에서는 아주 많은 개선이 있다는 것을 확인할 수 있다. 따라서 본 논문에서 제안하는 기법은 간단한 구조를 가지면서 처리 속도면에서 매우 좋은 성능을 가지면서도 복원된 고해상도 영상의 화질도 복잡한 구조를 가지는 다른 기법에 비해 크게 뒤지지 않는다는 것을 알 수 있다. 따라서 실시간 처리가 요구되는 응용 분야에서 크게 활용될 가치가 있다고 판단된다.

표 4. 제안된 기법과 기존의 기법과의 성능 비교(수행 시간 :초)

Table 4. Performance comparison proposed algorithm and other algorithms (Processing Time :sec)

기법	Lena	Barbara	Baboon	Boat
HMT-MAP	580.1	585.3	592.4	599.7
IMRF-MAP	252.1	245.7	253.8	255.2
Proposed	0.068	0.066	0.073	0.068

IV. 결 론

본 논문에서는 DWT와 적응적 가중치 보간법을 이용하여 단일 영상에 적용할 수 있는 초고해상도 기법을 제안하였다. 제안된 기법에서는 먼저 입력 영상에 대하여 DWT를 수행하여 획득한 고주파 부대역에 대하여 적응적 가중치 보간법을 적용하여 입력 영상과 동일한 해상도의 고주파 부대역을 생성한다. 그 후에, IDWT를 수행하여 입력된 영상과 생성한 고주파 부대역을 합성한다. 그 결과 제안된 기법이 기존의 보간법들에 비하여 향상된 성능을 보인다는 것을 확인할 수 있었다. 또한 다른 기법들에 비하여 빠른 처리속도를 갖는다는 것을 확인할 수 있었다.

복잡한 구조를 가지는 확률 기반의 초고해상도 기법들과 정지영상이 아닌 동영상 혹은 다수의 영상을 사용하는 기법들의 경우, 복원 성능(PSNR)면에서는 뛰어나지만 연산량이 많아 처리시간이 오래 걸린다는 단점이 있다. 이 단점은 시간과 무관한 복원작업(CCTV 관독 등의 정밀함만을 요하는 영상처리 작업)의 경우는 문제가 되지 않지만, 실시간 처리를 필요로 하거나 TV와 같은 하드웨어에 임베디드 형

식으로 구현할 경우에 이 단점은 큰 약점이 될 수 있다. 본 논문의 기법은 이러한 단점을 보완하기 위해 제안되었다. 실시간 처리의 가능 유무를 결정하는 처리시간은 약 30ms(30 fps)이다. 프로그램의 속도개선에 사용되는 병렬 프로그래밍이나 GPU 프로그래밍을 적용하거나 하드웨어적으로 구현한다면 해상도가 높은 영상에 대해서도 제안된 기법의 실시간 처리가 가능할 것으로 판단된다.

References

- [1] S. Park, M. Park, and M. G. Kang, "Super-resolution image reconstruction: a technical overview," *IEEE Signal Processing Mag.*, vol. 20, no. 3, pp. 21-36, May 2003.
- [2] M. Irani and S. Peleg, "Improving resolution by image registration," *CVGIP: Graphical Models Image Proc.*, vol. 53, no. 3, pp. 231-239, May 1991.
- [3] R. R. Schultz and R. L. Stevenson, "Extraction of high-resolution frames from video sequences," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 5, no. 6, pp. 996-1011, June 1996.
- [4] W. T. Freeman, T. R. Jonesm, and E. C. Pasztor, "Example-based super-resolution," *IEEE Comput. Graph. Appl. (IEEE CG&A)*, vol. 22, no. 2, pp. 56-65, Mar. 2002
- [5] H. K. Kang and J. C. Cheon, "Texture mapping with bilinear interpolation," *Korean Inst. Inform. Security (KIISC)*, vol. 26, no. 1, pp. 644-646, Apr. 1999.
- [6] Litakathunisa, C. N. R. Kumar, and V.K. Ananthashayana, "Super resolution reconstruction of compressed low resolution images using wavelet lifting schemes," in *Proc. 2nd Int. Conf. Comput. Elect. Eng. (ICCEE 2009)*, pp. 629-633, Dec. 2009.
- [7] M. Belge, M. E. Kilmer, and E. L. Miller, "Wavelet domain image restoration with adaptive edge-preserving regularization," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 9, no. 4, pp. 597-608, Apr. 2000.
- [8] M. D. Robinson, C. A. Toth, J. Y. Lo, and S. Farsiu, "Efficient Fourier-wavelet

super-resolution,” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 19, no. 10, pp. 2669-2681, Oct. 2010.

[9] L. Pu, W. Jin, and Y. Liu, “A post wavelet iterative filtering MAP super-resolution algorithm,” in *Proc. 4th Int. Conf. Fuzzy Syst. Knowledge Discovery (FSKD)*, pp. 226-230, Dec. 2007.

[10] G. Anbarjafari and H. Demirel, “Image super resolution based on interpolation of wavelet domain high frequency sub-bands and the spatial domain input image,” *ETRI J.*, vol. 32, no. 3, pp. 390-394, June 2010.

[11] P. P. Gajjar and M. V. Joshi, “New learning based super-resolution: use of DWT and IGMRF prior,” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 19, no. 5, pp. 1201-1213, May 2010.

[12] Y. H. Baek, S. B. Oh, and S. R. Moon, “Super resolution based on reconstruction algorithm using wavelet basis,” *Inst. Electron. Eng. Korea Trans. Smart Process. Comput. (IEEK SPC)*, vol. 44, no 1, pp. 17-25, Jan. 2007.

[13] K. Kinebuchi, D. D. Muresan, and T. W. Parks, “Image interpolation using wavelet based hidden Markov trees”, in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Process. (ICASSP)*, pp. 1957-1960, May 2001.

[14] J. M. Lim and J. S. Yoo, “Super-resolution for single-image using discrete wavelet transform,” *Korean Soc. Broadcast Eng. (KSBE)*, pp. 139-142, Hanyang Univ. Korea, Nov. 2011.

[15] X. Li and M. T. Orchard, “New edge-directed interpolation,” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 10, no. 10, pp. 1521-1527, Oct. 2001.

[16] J. M. Lim and J. S. Yoo, “Depth map resolution enhancement based on adaptive weighted interpolation,” *Korean Soc. Broadcast Eng. (KSBE)*, pp. 26-28, Jeju Univ., Korea, July 2012.

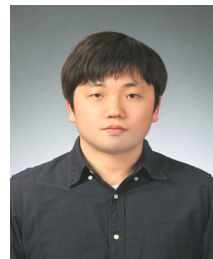
[17] Y. H. Seo, J. H. Kim, D. G. Kim, J. S. Yoo, and D. W. Kim, “An effective method to treat the boundary pixels for image compression with DWT,” *Korean Inst. Commun. Inform.*

Sci. (KICS), vol. 29, no. 6A, pp. 618-627, June 2002.

[18] S. Zhao, H. Han, and S. peng, “Wavelet-domain HMT-based image super resolution,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Process. (IEEE ICIP)*, pp. 933-936, Beijing, China, Sep. 2003.

[19] Y. Yang and Z. Wang, “A new image super-resolution method in the wavelet domain,” *IEEE Int. Conf. Image Graphics (IEEE ICIG)*, pp. 163-167, Hefei, China, Aug. 2011.

임 종 명 (Jong Myeong Lim)



2012년 2월 광운대학교 전자공학과 학사
 2012년 3월~현재 광운대학교 전자공학과 석사과정
 <관심분야> super-resolution, 3D 입체 영상처리, 다시점 영상 합성

유 지 상 (Jisang Yoo)



1985년 2월 서울대학교 전자공학과 학사
 1987년 2월 한국대학교 전자공학과 석사
 1993년 5월 Purdue Univ. EE, Ph.D.
 1997년 9월~현재 광운대학교

전자공학과 교수
 <관심분야> 3D 입체 영상처리/압축, 웨이블릿 기반 영상처리, 비선형 디지털 신호처리