이산 웨이블릿 변환을 이용한 영상의 초고해상도 기법

임 종 명^{a)*}, 유 지 상^{a)}

Super-resolution Algorithm using Discrete Wavelet Transform for Single-image

Jong Myeong Lim^{a)*} and Jisang Yoo^{a)}

요 약

본 논문에서는 이산 웨이블릿 변환(Discrete Wavelet Transform: DWT)을 이용한 새로운 초고해상도 기법을 제안한다. 기존의 단일 영상에 적용되는 초고해상도 기법들의 경우 영상에서의 고주파 대역을 찾기 위하여 확률 기반의 방법들을 사용하였다. 그로 인한 연산의 복잡도 증가는 처리시간 증가라는 문제점을 발생시켰다. 제안된 기법에서는 고주파 대역을 찾기 위한 방법으로 DWT를 이용한다. DWT 수행 시 수반되는 다운 샘플링 과정을 수행하지 않음으로써 입력 받은 영상과 동일한 크기의 고주파 부대역(sub-band)들을 생성하고, 이 부대역들과 입력 받은 영상을 조합하여 이산 웨이블릿 역변환(Inverse Discrete Wavelet Transform: Inverse DWT)을 수행함으로써 고해상도의 영상을 획득한다. 제안하는 기법에서 사용한 실험영상은 원본영상(512x512)을 다운 샘플링하여 획득한 실험영상(256x256)을 사용한다. 실험을 통하여 제안된 기법이 기존의 보간법에 비해 향상된 효율을 보이며, 확률 기반의 기법들에 비해 처리시간이 줄어드는 것을 확인하였다.

Abstract

In this paper, we propose a super-resolution algorithm using discrete wavelet transform. 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 causes the increase of processing time. In the proposed algorithm, we use discrete wavelet transform to find high-frequency sub-bands. We perform inverse discrete wavelet transform using input image and high-frequency sub-bands of the same resolution as the input image which are obtained by performing discrete wavelet transform without down-sampling and then we obtain image with high-resolution. In the proposed algorithm, we use the down-sampled version of the original image (512x512) as a test image (256x256) to compare the performance of algorithms. Through experimental results, we confirm the improved efficiency of the proposed algorithm comparing with conventional interpolation algorithms and also decreased processing time comparing the probability based operations.

keyword: super-resolution, wavelet transform

1. 서 론

최근 통신 및 디스플레이 등의 기술 발달로 많은 응용분야에서 고해상도의 영상을 필요로 하고 있다. 고해상도란 영상내의 화소 밀도가 높은 것을 의미한다. 이는 더 세부적

a) 광운대학교 전자공학과

Kwangwoon University

* 교신저자 : 임종명 (limjm@kw.ac.kr)

※ 이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임(2011-0006791)

· 접수일(2011년10월29일), 수정일(2012년1월17일), 게재확정일(2012년1월26일)

이고 정교한 처리를 가능하게 한다. 예를 들어 CCTV 촬영 영상, 인공위성 관촬영상, 의료영상 등 정교한 분석을 요하는 영상처리 분야에서 그 필요성이 강조되고 있다. 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 관찰되었던 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 부분에는 한계가 있다는 단점이 있지만, 그 처리 속도가 빠른 장점이 있다. 단일 영상의 초고해상도 기법과 밀접한 연관이 있는 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 있다^[5]. 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 손상된 고주파 성분을 효과적으로 복원할 수 없다.

이러한 문제를 해결하기 위하여 최근에는 영상 보간을

웨이블릿 영역에서 수행하는 여러 방법들이 제안되었다^[6-9]. 웨이블릿 영역에서의 영상 보간은 저주파 대역을 나타내는 부대역(sub-band)들의 계수들로부터 고주파 대역을 나타내는 부대역의 계수의 크기와 부호를 추정하는 과정으로 볼 수 있다^[10-12]. 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 있다^[13]. 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 정보는 입력 영상의 원래 정보와 비교할 때 신뢰성이 낮으며 연산의 복잡도가 증가하는 단점이 있다.

이러한 문제를 개선하기 위해, 본 논문에서는 이산 웨이블릿 변환을 이용하여 효율적인 초고해상도 기법을 제안한다. 제안하는 기법에서는 주어진 영상에 대하여 다운 샘플링을 하지 않고 DWT를 수행하여 주어진 영상과 동일한 해상도의 고주파 부대역들을 획득하고, 이 고주파 부대역들과 주어진 영상을 Inverse DWT를 통해 합성함으로써 해상도가 높은 영상을 획득하게 된다^[14].

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 실험영상에 대하여 DWT를 이용하여 실험영상과 동일한 해상도의 고주파 부대역을 획득하는 과정을 소개하고, 3장에서는 획득한 고해상도 영상에서 나타나는 블록현상을 해결하기 위하여 적용한 블록현상 제거필터를 소개한다. 4장에서는 제안한 기법을 Lena, MIT, Pepper 영상에 적용하여 기존의 보간법들과 비교하였으며, 5장에서 결론을 맺는다.

II. 제안하는 초고해상도 기법

그림 1은 본 논문에서 제안하는 초고해상도 기법의 흐름도이다. 웨이블릿 영역에서 수행하는 여러 초고해상도 기법들의 핵심은 웨이블릿 영역에서의 고주파 대역을 의미하

는 부대역을 구하는 것이다. 제안하는 기법에서는 DWT (Discrete Wavelet Transform)에서 기본적으로 수행되는 다운 샘플링과정을 수행하지 않음으로써 획득한 고주파 대역의 부대역과 웨이블릿 0-화소 삽입 확장(Wavelet Zero Padding: WZP)의 결과를 DWT하여 얻은 부대역을 합성하여 고주파 부대역을 획득한다. Inverse DWT를 이용하여 입력된 영상과 획득한 고주파 부대역을 합성하여 입력된 영상에 비하여 해상도가 4배 향상된 영상을 얻는다. 마지막으로 생성된 고주파 부대역이 완벽하지 않기 때문에 나타나는 블록현상을 줄여주기 위해서 블록현상 제거필터를 적용한다^[15].

그림 1. 제안하는 기법의 흐름도

Fig 1. Block diagram of the proposed algorithm

1. 2차원 DWT

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

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

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

여기서 $x(k)$ 는 영상의 화소를 나타내고, $h(k)$ 와 $g(k)$ 는 각각 저대역 통과 웨이블릿 필터와 고대역 통과 웨이블릿 필터를 나타내며, N 과 M 은 저대역과 고대역 필터 계수의 개수를 각각 나타낸다.

사용되는 필터는 직교 특성, 선형 특성, 고주파와 저주파 부분을 정확하게 분할하는 특성을 갖는다. 그림 2는 필터 계수가 9개(9-tap)인 필터를 사용할 때의 식 (1)과 식 (2)의 연산을 그림으로 표현한 것이다. 본 논문에서 사용한 필터는 'Daubechies 9/7 웨이블릿 필터'로 기법 적용 시 다른 필터들에 비하여 블록 현상이 적게 나타난다. 그림 2에서처럼 N -탭 웨이블릿 필터를 사용하는 경우 한 화소의 DWT를 수행하기 위해서 N 번의 곱셈과 $N-1$ 번의 덧셈을 수행한다. DWT를 적용할 때, 상하좌우의 영상의 경계에서 존재하지 않는 화소들이 발생하는데, 이 화소들은 반드시 필요하기 때문에 상하좌우의 화소를 확장하여 사용해야 한다. 일반적으로 N -탭 필터를 사용할 때, $\lceil \frac{N}{2} \rceil \times 2(n+m)$ 개 화소를 확장하여 사용하여야 한다^[16].

그림 2. 1차원 DWT

Fig 2. One-dimensional DWT

이러한 1차원 DWT를 그림 3처럼 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)을 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. 또한 행과 열에 대하여 독립적으로 수행되므로 영상의 해상도(행과 열의 크기)에 대한 제한은 없다^[15].

그림 3. 2차원 DWT
Fig 3. Two-dimensional DWT

2. 2차원 DWT를 이용한 고주파 부대역 생성

제안하는 기법에서는 입력되는 영상보다 4배의 해상도를 갖는 영상을 획득하는 것이 목표이므로 각각의 DWT를 수행할 때 두 화소 중 하나만을 처리하는 다운 샘플링 과정을 수행하지 않고 대신 모든 화소를 처리하게 되며, 각각의 부대역들은 입력된 영상과 동일한 해상도를 갖는다. 본 논문에서 사용한 웨이블릿 기저인 Daubechies 9/7의 계수를

표 1에 나타내었다.

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

k	저주파 분할	고주파 분할	저주파 합성	고주파 합성
-4	0.026748757411	0	0	0.026748757411
-3	-0.016864118443	0.091271763114	-0.091271763114	0.016864118443
-2	-0.078223266529	-0.057543526229	-0.057543526229	-0.078223266529
-1	0.266864118443	-0.591271763114	0.591271763114	-0.266864118443
0	0.602949018236	1.11508705	1.11508705	0.602949018236
1	0.266864118443	-0.591271763114	0.591271763114	-0.266864118443
2	-0.078223266529	-0.057543526229	-0.057543526229	-0.078223266529
3	-0.016864118443	0.091271763114	-0.091271763114	0.016864118443
4	0.026748757411	0	0	0.026748757411

그림 4는 본 논문에서 사용한 실험 영상인 Lena, MIT, Pepper 영상의 고해상도 영상과 이 영상들을 2차원 DWT 한 결과이다. Daubechies 9/7 웨이블릿 기저를 이용한 2차원 DWT에서는 고주파 부대역(HH, HL, LH)은 그림 4처럼 계수의 크기가 크지 않게 나타난다. 제안하는 기법에서는 저해상도 영상으로 고해상도 영상의 2차원 DWT의 결과 영상인 그림 4의 (d), (e), (f)와 가까운 영상을 다운 샘플링

그림 4. 원본영상과 원본영상의 2차원 DWT 영상
Fig 4. Original images and two-dimensional DWT image of the original images

(a) Lena

(b) MIT

(c) Pepper

그림 5. 저해상도 영상과 저해상도 영상으로부터 획득한 고주파 부대역을 합성한 2차원 DWT영상

Fig 5. Two-dimensional DWT image synthesized from low-resolution image and high-frequency sub-bands obtained from low-resolution image

과정을 생략한 2차원 DWT를 통해 획득한다.

그림 5는 저해상도 영상에 대하여 다운샘플링을 하지 않는 2차원 DWT를 수행하여 얻은 고주파 부대역(HH, HL, LH)과 실험영상(LL)을 합성하여 나타낸 그림이다. 그림 5의 (a), (b), (c) 영상을 그림 4의 (d), (e), (f)와 비교했을 때, 고주파 부대역의 계수의 크기가 차이가 나는 것을 확인할 수 있다.

그림 6은 동일영상의 고해상도 영상과 저해상도 영상의 한 화소가 나타내는 영상의 일부분이 저해상도 영상으로 갈수록 큰 비율을 차지하는 것을 나타내는 그림이다. 2차원 DWT가 수행되면서 각 부대역들의 화소에는 영상의 9개(9 탭 필터의 경우)의 화소들이 웨이블릿 저주파 대역필터와 웨이블릿 고주파 대역필터를 거쳐 화소들이 가지고 있는 저주파, 고주파 성분으로 분할되어 각 부대역 별로 저장된다. 따라서 저해상도 영상의 DWT 결과는 화소들이 영상의

높은 비율을 차지함에 따라서 비율적으로 영상의 더 많은 부분의 정보들을 포함하게 된다. 그 결과, 저해상도 영상에서 다운 샘플링과정을 생략한 2차원 DWT를 통해 획득한 고주파 부대역의 계수들은 그 크기가 고해상도 영상에서 획득한 2차원 DWT영상에 비하여 커지게 된다. 따라서 제안하는 기법에서 그림 5에 나타낸 고주파 부대역을 사용할 때, 그 계수의 값을 작게하는 과정을 거친다. 저해상도 영상의 한 화소가 차지하는 영상의 비율은 고해상도 영상의 한 화소가 차지하는 비율보다 4배 높다는 점을 참고하여 이 과정에서 고주파 부대역의 데이터를 4로 나누어 준다.

3. 웨이블릿 0-화소 삽입 확장

웨이블릿 0-화소 삽입 확장(Wavelet Zero Padding : WZP)이란 2차원 DWT된 영상에 대하여 2차원 Inverse DWT를 수행할 때, 고주파 부대역들의 데이터를 모두 0으로 삽입하여 수행하는 방법으로, 웨이블릿 저주파 대역필터만을 사용하여 영상의 해상도를 높이는 방법이다.

저해상도 영상에서 다운 샘플링을 수행하지 않고 2차원 DWT를 수행하여 획득한 고주파 부대역만을 활용하여 2차원 Inverse DWT를 수행한다면, 고주파 부대역이 완벽하지 않은 이유로 주관적인 화질이 낮아진다. 이 부분을 개선하기 위하여 저해상도 영상에서 WZP를 이용하여 해상도를 높인 뒤 이 결과에 2차원 DWT를 수행하여 획득한 고주파 부대역을 사용하였다. 이렇게 얻은 고주파 부대역은 추가

(a) 고해상도 영상의 화소

(b) 저해상도 영상의 화소

그림 6. 서로 다른 해상도를 가지고 있는 영상의 화소

Fig 6. Pixels with different resolution

그림 7. 제안하는 기법을 통해 획득한 2차원 DWT 영상
Fig 7. Two-dimensional DWT image obtained by the proposed algorithm

적인 고주파성분은 가지고 있지 않지만, 2차원 Inverse DWT 수행시에 주관적 화질을 저하시키지 않는다.

제안하는 기법에서는 저해상도 영상에서 다운 샘플링을 수행하지 않고 2차원 DWT를 수행하여 획득한 고주파 부대역의 크기를 낮추어준 후, WZP와 2차원 DWT를 이용하여 획득한 고주파 부대역의 평균값으로 고주파 부대역을 생성하여 Inverse DWT를 하기 위한 DWT영상의 고주파 부대역으로 사용하였다. 그림 7은 제안하는 기법을 이용하여 획득한 2차원 DWT 영상으로 각 부대역(LL, LH, HL, HH)들의 해상도는 입력된 저해상도 영상의 해상도와 동일하다. 이 그림에서 그림 5의 결과보다 그림 4의 (d), (e), (f)에 표시된 원본의 고해상도 영상의 DWT 결과와 가까워진 모습을 확인할 수 있다.

III. 블록 현상 제거 필터

2차원 DWT의 결과로 2차원 Inverse DWT를 수행할 때, 각 부대역(LL, LH, HL, HH)의 하나의 계수는 업샘플링(up-sampling)과정과 필터링(웨이블릿 저주파 합성필터, 웨이블릿 고주파 합성필터) 과정을 거쳐 2x2의 네개의 값으로 복원된다.

본 논문에서 제안하는 기법을 사용하여 저해상도 영상으로부터 획득한 고주파 부대역은 고해상도 영상의 2차원

DWT의 결과와 비교했을 때, 데이터의 정확성과 화소간의 연관성부분에서 완벽하지 못하다. 이로 인하여 2차원 Inverse DWT를 수행하는 과정에서 2x2 단위의 블록현상이 나타난다. 이를 감소시켜주고자 블록 현상 제거 필터(de-blocking filter)를 적용한다. 블록 현상 제거 필터를 적용하기 위해 2x2 단위의 블록의 경계중 복원된 영상(512x512)의 경계 부분을 구분하여 복원된 영상의 선명도를 떨어뜨리지 않도록 한다. 이때 영상의 경계와 블록의 경계를 구분할 때 식 (3)의 조건을 두어 블록 현상 제거 필터 적용여부를 결정한다.

$$|p_0 - q_0| < \alpha \quad (3)$$

여기서 α 는 블록이 영상의 경계 부분인지 확인하는 임의의 값으로서, 반복적인 실험을 통하여 평균적으로 우수한 효율을 보이는 값으로 결정하고, 이 식을 만족할 경우 블록 현상 제거필터를 수행한다. 식 (3)에서 p_0 와 q_0 는 2x2 블록 경계의 화소 위치를 나타낸다. 즉, 블록의 경계를 기준으로 좌, 우의 화소 혹은 위, 아래의 화소 위치가 된다.

식 (3)를 사용하여 블록 현상 제거 필터의 적용 여부를 판별한 후 필터를 적용하는 과정을 그림 8에 나타냈다. 그림 8(a)의 경우는 식 (3)를 만족하여 필터를 적용하는 경우이고 그림 8(b)는 영상의 경계로 판정하여 필터를 적용시키지 않은 경우이다.

그림 8. 블록 현상 제거 필터 과정
Fig 8. Process for de-blocking filtering

그림 9는 본 논문에서 사용한 블록 현상 제거 필터를 직접 영상에 적용한 결과이다. 본 논문에서 사용한 블록 현상 제거 필터는 블록 경계를 기준으로 한 화소씩만 적용하고, 필터의 강도를 약하게 설정하였기 때문에 좀 더 확실한 비교를 위하여 확대된 영상을 첨부하였다. 사용된 영상은 Lena 영상으로 Lena 영상의 머리부분의 작은 장신구를 블록 현상 제거 필터를 적용하기 전과 적용한 후의 영상을 비교하여 나타낸 것이다.

그림 9. 블록 현상 제거 필터의 결과
Fig 9. Result of de-blocking filtering

그림 9에 사각형으로 표시된 부분에서 보듯이 블록 현상 제거 필터를 적용한 후 영상의 블록 효과가 줄어들어 영상이 부드러워진 것을 확인할 수 있다.

IV. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서는 그림 4에 보인 고해상도(512x512)의 Lena 영상, MIT 영상, Pepper 영상을 다운 샘플링하여 저해상도(256x256)의 영상을 획득한 후, 제안하는 기법을 적용하여 고해상도 영상으로 복원한 후 기법의 성능을 비교한다. 제안한 기법의 성능은 대표적인 보간법인 최단입점 보간법(nearest-neighbor interpolation), 이중 선형 보간법(bi-linear interpolation), 고등차수 보간법(bi-cubic interpolation)과

그림 10. (a) 저해상도 영상 (b)복원된 영상
Fig 10. (a) Low-resolution image and (b)restored image

저해상도 영상의 정보를 웨이블릿 저주파 합성 필터를 사용하여 복원하는 웨이블릿 0-화소 삽입 확장(Wavelet Zero Padding : WZP) 기법과 비교하였다.

그림 10은 Lena, MIT, Pepper 영상의 저해상도 영상과 제안된 기법을 적용하여 저해상도 영상을 복원한 영상이며, 표 2는 저해상도 영상을 최단입점 보간법, 이중 선형 보간

법, 고등차수 보간법, WZP 그리고 제안된 기법을 이용하여 고해상도 영상으로 복원한 후, 고해상도 원본 영상과의 PSNR을 측정한 결과이다. 표 2에서 보듯 제안된 기법이 기존의 보간법들에 비하여 평균적으로 Lena 영상의 경우 1.65 dB, MIT 영상의 경우 2.06 dB, Pepper 영상의 경우는 0.98 dB 향상된 결과를 보여주고 있으며 따라서 제안한 기법이 기존의 보간법들에 비하여 좋은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있고, WZP의 결과보다도 0.4 ~ 1.5 dB 향상된 결과를 보임으로써 제안된 기법으로 획득한 고주파 성분이 영상의 품질을 향상시키는 것을 확인할 수 있다.

표 2의 PSNR을 구하기 위하여 다음의 식을 이용하였다.

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - K(i,j)]^2 \quad (4)$$

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right) \quad (5)$$

표 2. 제안한 기법의 성능 비교 (PSNR)

Table 2. Performance comparison of the proposed algorithm (PSNR)
(단위 : dB)

영상 기법	Lena	Mit	Pepper
최단입점 보간법	28.972219	25.704937	28.564875
이중선형 보간법	30.340236	27.510600	29.912478
고등차수 보간법	30.673779	28.247694	30.158109
WZP	30.491368	27.778464	30.191957
제안된 기법	31.653663	29.219807	30.528765

(a) 원본 영상

(b) 고등차수 보간법

(c) 제안된 기법

그림 11. 고해상도의 원본영상과 저해상도의 영상을 복원한 영상

Fig 11. Original image and restored image

그림 12. Pepper 영상을 확대한 영상
Fig 12. Enlarged Pepper image

식 (4)에서 m 과 n 은 각각 영상의 가로 길이와 세로 길이를 뜻하며 I 와 K 는 비교할 두 영상을 말한다. 즉, $I(i, j)$ 와 $K(i, j)$ 는 각각 비교할 두 영상의 같은 위치의 화소값을 뜻하고, MSE 는 화소별 차이 값의 제곱을 뜻한다. 식 (5)의 $MAXI$ 는 화소간의 차이가 가질 수 있는 최대값을 뜻하고, 실험에 사용한 영상들은 0~255의 값으로 화소가 표현되므로 이 실험에서의 $MAXI$ 값은 차이의 최대값인 255가 된다.

그림 11은 실험에 사용한 Lena, MIT, Pepper 영상의 원본 영상과 실험 영상을 고등차수 보간법과 제안된 기법을 적용하여 고해상도화한 영상이며, 그림 12은 Pepper 영상의 고해상도 원본 영상과 고등차수 보간법과 제안된 기법을 이용하여 복원한 결과 영상의 일부분을 2배 확대하여 나타낸 그림이다. 확대된 부분은 Pepper 영상의 우측 하단에 있는 호박의 꼭지부분으로 저주파 성분과 고주파 성분이 적절히 분배된 부분으로 판단하였다. 그림 11의 사각형으로 표시한 부분을 보면 고등차수 보간법을 이용하여 복원한 영상보다 제안된 기법을 이용하여 복원한 영상이 좀 더 선명한 경계부분을 얻는 것을 확인할 수 있다. 그리고 웨이블릿 변환을 이용하는 본 기법의 특성상 영상의 해상도를 향상시킬 때, 4배 단위(4배, 16배 등)로의 해상도 향상만이 가능하다.

V. 결 론

본 논문에서는 DWT를 이용하여 단일 영상에 적용할 수 있는 초고해상도 기법을 제안하였다. 제안된 기법에서는 먼저 DWT를 수행할 때 수반되는 다운 샘플링 과정을 수행하지 않고 입력된 영상에 대하여 DWT를 수행하여 획득한 고주파 부대역과 WZP방식 입력된 영상을 복원한 후 DWT를 수행하여 획득한 고주파 부대역의 가중치 평균을 구하여 입력된 영상과 동일한 해상도의 고주파 부대역을 생성하고 이를 이용하여 Inverse DWT를 수행한다. 또한 Inverse DWT를 수행하여 얻은 영상에 생기는 블록 현상에 대하여 블록 현상 제거 필터를 적용시켜 영상의 주관적인 화질을 향상시켰다. 그 결과 제안된 기법이 기존의 보간법들에 비하여 향상된 성능을 보인다는 것을 확인할 수 있었다.

주어진 실험환경(Visual Studio 2008, Windows 7 64bit, 8GB, i5-2500)에서의 제안한 기법의 처리시간은 약 50ms이다. 웨이블릿 필터를 이용한 다른 기법의 처리시간이 91ms~688ms(64x64의 해상도) 정도인 것을 감안하면 제안된 기법의 연산량이 상대적으로 적다는 것을 알 수 있다^[11].

최근 처리속도의 개선을 위하여 GPU를 사용한 알고리즘 개발이 많이 개발되고 있다. 향후 GPU 등의 고속 프로세서를 사용한 알고리즘을 적용하여 처리속도를 개선한다면 실시간 처리에도 이용할 수 있을 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] S. Park, M. Park, and M. Kang, "Super-resolution image reconstruction : A technical overview", IEEE Signal Processing Magazine, vol.20, pp.2136, May 2003.
- [2] M. Irani and S. Peleg, "Improving resolution by image registration", Computer Vision Graphical Image Processing : Graphical Models and Image Processing, vol.53, pp.231-239, 1991.
- [3] R. R. Schultz and R. L. Stevenson, "Extraction of high-resolution frames from video sequences", IEEE Trans. on Image Processing, vol.5, pp.996-1011, June 1996
- [4] Freeman W. T., Jones M. T. R., and Pasztor E. C. "Example-based super-resolution", IEEE, Trans. on Computer Graphics and Applications, vol. 22, pp. 56-65, 2002.
- [5] 강형곤, 전준철, "양선형 보간법을 이용한 텍스처 매핑", 한국정보과학회 봄 학술발표논문집, vol. 26, no. 1, pp. 644-646, 1999년.
- [6] Litakathunisa, C. N. Ravi Kumar and V.K. Ananthashayana, "Super resolution reconstruction of compressed low resolution images using wavelet lifting schemes", Proc. ICCEE '09, 2nd International Conference on Electrical & Computer Engineering, pp. 629-633, Dec 28-30, 2009.
- [7] Murat Belge, Misha E. Kilmer, and Eric L. Miller, "Wavelet domain image restoration with adaptive edge-preserving regularization", IEEE Trans. on Image Processing, vol. 9, no. 4, pp. 597-608, April 2000.
- [8] M. Dirk Robinson, Cynthia A. Toth, Joseph Y. Lo, and Sina Farsiu, "Efficient Fourier-wavelet super-resolution", IEEE Trans. on Image Processing, vol. 19, no.10, pp. 2669-2681, Oct. 2010.
- [9] Li Pu, Weiqi Jin, and Yushu Liu, "A post wavelet iterative filtering MAP super-resolution algorithm", 4th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, vol.4, 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 Journal, vol.32, no.3, pp.390-394, Jun. 2010.
- [11] Gajjar P. P. and Joshi M, V., "New learning based super-resolution : Use of DWT and IGMRF prior", IEEE Trans. on Image Processing, vol. 19, no. 5, pp. 1201-1213, May 2010.
- [12] 백영현, 변오성, 문성룡, "웨이브렛 기저를 이용한 초해상도 기반 복원 알고리즘", 대한전자공학회논문지, 제44권, SP편, 제1호, pp. 17-25, 2007년 1월.
- [13] Kinebuchi K., Muresan D. D., and Parks T. W. "Image interpolation using wavelet based hidden Markov trees", ICASSP '01, vol. 3, pp. 1957-1960, May 2001.
- [14] 임종명, 유지상, "이산 웨이블릿 변환 기반 초고해상도 기법", 한국방송공학회 추계학술대회, 2011년 11월.
- [15] L. Peter, A. Joch, J. Lainema, G. Bjontegaard and M. Karczewicz, "Adaptive de-blocking filter", IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 13, pp. 614-619, July 2003.
- [16] 서영호, 김종현, 김대경, 유지상, 김동욱, "DWT를 이용한 영상압축을 위한 경계 화소의 효과적인 처리방법", 한국통신학회논문지, 제29권 제6A호, pp. 618-627, June 2002.

저 자 소 개

임 종 명

- 2012년 : 광운대학교 전자공학과 학사
- 2012년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 전자공학과 석사과정
- 주관심분야 : super-resolution, 다시점 영상 합성

유 지 상

- 1985년 : 서울대학교 전자공학과 학사
- 1987년 : 서울대학교 전자공학과 석사
- 1993년 : Purdue Univ. EE, Ph.D.
- 1997년 ~ 현재 : 광운대학교 전자공학과 교수
- 주관심분야 : 3D 입체 영상처리 / 압축, 웨이블릿 기반 영상처리, 비선형 디지털 신호처리