
하위 레벨 보간을 이용한 손실 정보 추정과 영상 해상도 향상 기법

Loss Information Estimation and Image Resolution Enhancement Technique using Low Level Interpolation

김원희, 김종남
부경대학교 컴퓨터공학과

Won-Hee Kim(whkim@pknu.ac.kr), Jong-Nam Kim(jongnam@pknu.ac.kr)

요약

영상 해상도 향상 알고리즘은 영상 확대 및 영상 복원을 위한 기반 기술로 사용되며, 해상도 향상 과정에 서 문제점은 흐려짐 현상이나 블록 현상으로 인한 화질 열화의 발생이다. 본 논문에서는 하위 레벨 보간을 이용한 손실 정보 추정과 영상 해상도 향상 기법을 제안한다. 제안하는 방법에서는 획득한 저해상도 영상의 다운샘플링-보간 과정을 이용해서 손실 정보를 계산하고, 손실 정보의 보간을 통해서 손실 정보를 추정하며, 가중치 계수와 결합한 추정 손실 정보를 고해상도로 보간된 영상에 적용한다. 동일한 영상을 이용한 실험 결과, 제안한 방법이 기존의 방법들보다 PSNR에서 평균 2.3dB 이상 향상된 것을 검증하였고, 윤곽선 및 문자의 인식 정도에 대한 주관적인 화질 비교 결과도 개선되었음을 확인하였다. 제안한 방법은 영상 개선을 필요로 하는 다양한 비디오 응용 분야에서 유용하게 사용될 수 있다.

■ 중심어 : | 영상보간법 | 손실정보추정 | 해상도향상 | 하위레벨보간 |

Abstract

Image resolution enhancement algorithm is a basic technique for image enlargement and restoration. The main problem is the image quality degradation such as blurring or blocking effects. In this paper, we propose loss information estimation and image resolution enhancement method using low level interpolation method. In the proposed method, loss information is computed by downsampling -interpolation process of obtained low resolution image. We estimate loss information of high resolution image using interpolation of the computed loss information. Lastly, we add up interpolated high resolution image and the estimated loss information which is applied a weight factor. Our experiments obtained the average PSNR 1.4dB which is improved results better than conventional algorithm. Also subjective image quality is more clearness and distinctness. The proposed method may be helpful for various video applications which required improvement of image.

■ keyword : | Image Interpolation | Loss Information Estimation | Resolution Enhancement | Low Level Interpolation |

* “본 연구는 교육과학기술부와 한국산업기술재단의 지역혁신인력양성사업, 한국학술재단의 신진교수지원사업으로 수행된 연구결과임.”

접수번호 : #090703-003

접수일자 : 2009년 07월 03일

심사완료일 : 2009년 08월 25일

교신저자 : 김종남, e-mail : jongnam@pknu.ac.kr

I. 서론

영상 해상도 향상은 저해상도의 영상을 고해상도의 영상으로 재생성 시키는 기술을 의미한다[1]. 해상도란 화면 또는 인쇄 등에서 영상의 정밀도를 나타내는 지표로써 영상 해상도 향상 기술은 다양한 영상처리 분야의 기반 기술로 사용되어 왔으며 컴퓨터 비전 시스템의 전반에 걸쳐 연구되어 왔다[2]. 특히 위성, 항공, 의료, 군사, 보안 분야에서 영상 분석이나 객체 확인을 위한 목적으로 많이 사용되며, 최근에는 일반 사용자들의 사용도 증가하고 있다. 이와 같이 다양한 응용 분야에서 영상 해상도 향상 기술이 연구되어 왔으며, 더 좋은 성능을 위한 연구가 계속되고 있다.

영상 해상도 향상에 있어서 원본 고해상도 영상이 있고, 이로부터 생성된 저해상도 영상이 있다고 가정했을 때, 저해상도 영상을 고해상도 영상으로 완전 복원하는 것은 매우 어려운 일이다[3]. 이것은 고해상도 영상이 저해상도 영상으로 변환될 때의 손실 정보를 정확하게 계산해내기 힘들기 때문이다. 그리고 이런 손실 정보들은 보간된 영상에서 흐려짐 현상, 인공물 발생, 블록 현상 등 부작용으로 나타난다[4]. 이런 현상의 발생이 대표적인 문제점으로 지적된다.

본 논문에서는 위에서 언급한 문제를 해결하기 위한 영상 해상도 향상 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 손실 정보 계산, 손실 정보 추정, 손실 정보 적용의 세 과정으로 이루어진다. 획득한 저해상도 영상의 다운샘플링-보간 과정을 이용해서 손실 정보를 계산하고, 계산된 손실 정보의 보간을 통해서 손실 정보를 추정하며, 가중치 계수를 적용한 추정 손실 정보를 고해상도로 보간된 영상에 적용한다. 실험을 통해서 제안한 방법이 주관적 및 객관적 화질에서 기존의 방법보다 향상되었음을 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 영상 해상도 향상과 관련된 기존 연구에 대해서 기술하였고, 3장에서는 제안하는 영상 해상도 향상 알고리즘을 설명하였다. 4장에서는 실험 결과 및 분석을 서술하였고, 마지막 5장에서 결론을 맺는다.

II. 관련연구

저해상도 영상은 원본 고해상도 영상의 일부 화소 정보만 가지는 영상으로 정의할 수 있으며, 복원된 고해상도 영상은 저해상도 영상의 일부 화소 정보와 이 화소 정보들을 토대로 추정된 화소 정보들로 구성된다[5]. 즉, 해상도 향상은 손실된 정보의 정확한 추정으로 설명할 수 있다. 저해상도 영상을 가로와 세로로 2배씩 확대하게 되면 저해상도 영상의 1개 화소에 대응되는 화소가 4개로 증가한다. 따라서 원본 1개의 화소값 외에 3개의 화소값은 존재하지 않기 때문에 이 정보들을 추정하여야 한다. 하지만 1개 화소에서 3개 화소의 값을 추정하는 것은 어렵고, 결과 영상의 정확성도 낮아진다. 이런 문제점들을 해결하기 위해서 보간법이 사용된다[6].

영상 해상도 향상을 위한 다양한 분야의 많은 연구가 진행되었다. 영상 보간을 위한 가장 기초적인 방법으로 최근접 이웃 화소 보간법이 있다[7]. 이 방법의 기본 개념은 출력 화소의 값으로 생성된 위치에 가장 가까운 원시 화소를 출력 화소로 할당하는 것이다. 즉, 이웃하는 최근접 화소의 값을 그대로 빈 출력 화소에 보간하는 방법이다. 이 방법은 처리 속도가 빠르지만 보간된 영상에 계단 현상이나 블록 현상이 심하게 나타나는 단점이 있다. 이것은 보간된 화소값을 입력 영상에서 찾아야하는 문제점 때문에 발생한다.

일반적으로 많이 사용되는 방법으로 양선형 보간법이 있다[8]. 이 방법은 영상 처리에서 보편적으로 사용되는 방법으로 보간된 영상의 화소는 네 개의 가장 가까운 화소들의 가중치를 곱한 값들의 합으로 정의되며 가중치는 선형적인 방법으로 결정된다. 각각의 가중치는 각각의 존재하는 픽셀로부터의 거리에 반비례한다. 최근접 이웃 화소 보간법보다는 개선된 화질을 나타내지만 상대적으로 높은 계산복잡도를 가진다.

양선형 보간법과 함께 많이 사용되는 방법으로 3차 상승 보간법이 있다[9]. 4x4 격자의 값들을 윈도우로 이용하여 이웃 화소를 참조하여 보간하는 방법이다. 가중치를 양방향으로 줄 수 있어 오차를 줄일 수 있지만, 양선형 보간법보다 더 높은 계산복잡도를 요구한다.

3차 상승 보간법과 함께 고차 보간법으로는 B-스플

라인 보간법이 있다[10]. 출력 영상의 화소를 이웃한 16개의 화소의 삼차 상승 연산을 통해서 계산한다. 우수한 화질의 결과 영상을 얻을 수 있지만, 역시 계산복잡도가 높아서 실제적인 사용에 제약이 존재한다.

앞서 언급한 양선형 보간법이나 고등차수 보간법의 경우에 다수의 인접한 화소들을 참조하여 출력 화소를 생성하기 때문에, 최근접 이웃 화소 보간법보다 좋은 화질의 결과를 생산한다. 하지만 다수의 화소를 참조함에 따라서 각각의 화소가 가지는 주파수 특성이 사라짐에 따라 출력 영상의 윤곽선 영역이 손실되고 흐려짐 현상이 발생하는 문제점이 있다. 이와 같이 고정된 매개변수를 사용하는 선형 보간법의 문제점을 해결하기 위해서 적응적인 매개변수를 적용하는 적응적 보간법이 제안되었다[11].

적응적 보간법의 대표적인 방법으로는 적응 매개변수 왜곡거리방법, 이동선형보간법, 최소평균자승에러방법, 적응적 3차회선보간법 등이 있다. 비교적 화질 개선 정도는 높지만 계산복잡도가 증가하는 단점이 있다[12].

이외에도 초해상도 기술이 영상 해상도 향상에 이용된다[13]. 초해상도 기술은 다수개의 저해상도 영상의 정보를 이용해서 고해상도 영상으로 재생성하는 기술이다. 최근에는 하나의 저해상도 영상으로부터 고해상도 영상을 생성해내는 초해상도 기술이 연구되고 있으며, 동영상에 적용하기 위한 연구도 진행되고 있다.

본 논문에서는 기존의 문제점들을 해결하기 위한 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 입력 영상에 대한 적응성, 추정 손실 정보의 정확성, 보간 커널에 대한 독립성을 만족하도록 개발되었다. 다음 장에서 제안한 방법에 대해서 알아보도록 한다.

III. 제안하는 영상 해상도 향상 방법

지금까지 연구된 영상 해상도 향상 방법에서는 복원된 영상에서 발생하는 흐려짐 현상이나 블록 현상, 인공물 발생 등이 공통된 문제점으로 인식되어왔다. 이런 문제점들을 해결하기 위하여 본 논문에서는 하위 레벨 보간을 이용한 손실 정보 추정과 영상 해상도 향상 기

법을 제안한다. 제안하는 방법은 손실 정보 계산, 손실 정보 추정, 손실 정보 적용의 세 과정으로 구성된다.

제안하는 방법에서는 획득한 저해상도 영상에서 손실 정보를 추정하여 보간된 고해상도 영상에 적용하는 것을 주요 내용으로 한다. 손실 정보는 추정이 비교적 쉬운 저주파대역 손실 정보와 추정이 난해한 고주파대역의 손실 정보로 분류할 수 있다. 저주파대역의 손실 정보는 보간 커널을 통해서 비교적 유사하게 추정할 수 있지만, 영상의 밝기 변화가 심한 윤곽선 영역에서의 추정은 정확도가 낮다. 따라서 손실 정보를 추정하고 추정된 손실 정보에서 고주파 영역에 해당하는 정보들을 보간된 영상에 더해줌으로써 기존의 방법들보다 정확한 영상으로 복원할 수 있다.

제안 알고리즘의 기술에 앞서 고해상도 영상과 저해상도 영상의 정의가 요구된다. 본 연구에서는 고해상도 영상의 정보를 사전에 확보하고 있다고 가정하고, 고해상도 영상으로부터 훼손된 저해상도 영상을 생성한다고 제한한다. 식 (1)에서 고해상도 영상을 정의한다.

$$I_H : \text{high resolution image} \quad (1)$$

수식에서 I_H 는 고해상도 영상을 나타내며, 식 (1)에서 정의된 고해상도 영상으로부터 다운샘플링과 잡음 부가로 규정된 저해상도 영상을 생성한다. 이 과정을 아래의 식 (2)에서 정의한다.

$$I_L = D_X I_H + N_L \quad (2)$$

수식에서 I_L 은 획득한 저해상도 영상, D_X 는 X비율 만큼 가로와 세로로 다운샘플링 하는 연산, N_L 은 부가 잡음을 각각 나타낸다.

식 (2)로부터 획득한 저해상도 영상을 이용해서 제안한 알고리즘의 첫 번째 단계인 손실 정보를 계산한다. 손실 정보 계산 단계를 획득한 저해상도 영상의 다운샘플링-보간 과정을 통해서 수행된다. 이 과정을 아래의 식 (3)~(5)에 나타내었다.

$$I_{LL} = D_X I_L \quad (3)$$

수식에서 I_{LL} 은 저해상도 영상을 X비율만큼 다운샘플링한 영상을 나타낸다. 즉, 특정한 크기로 축소된 영상을 생성한다. 다음으로 다운샘플링된 영상을 축소 비율과 동일한 비율로 보간 시킨다.

$$R_L = K_X I_{LL} \quad (4)$$

수식에서 R_L 은 보간된 저해상도 영상, K_X 는 규정된 보간 커널을 이용해서 X비율만큼 보간하는 연산을 각각 나타낸다. 다음으로 획득한 저해상도 영상과 보간된 저해상도 영상을 이용해서 손실 정보를 계산한다.

$$E_L = I_L - R_L \quad (5)$$

수식에서 E_L 은 계산된 손실 정보를 나타내는데, 이 계산된 손실 정보는 획득한 저해상도 영상과 보간된 저해상도 영상의 차영상을 의미한다. 식 (3)~(5)에서와 같이 획득된 저해상도 영상으로부터 손실 정보를 계산할 수 있다. 이 과정의 특징은 획득된 영상으로부터 정확하게 계산할 수 있다는 것이며, 모든 입력 영상에 적용적이라는 것이다. 즉, 기존의 연구에서처럼 사전 훈련을 통한 누적된 경험적 손실 정보가 아닌, 입력 영상에 대해서만 종속적으로 계산되는 정보임을 의미한다.

다음으로 두 번째 단계인 손실 정보의 추정 단계를 기술하였다. 이 과정에서는 계산된 손실 정보를 보간된 고해상도 영상에 적용하기 위한 손실 정보로 재생성하는 과정이다. 이 과정은 아래의 식 (6)에서 정의한다.

$$E_H = K_X E_L \quad (6)$$

수식에서 E_H 는 추정된 손실 정보를 나타내는데, 이 추정된 손실 정보는 계산된 손실 정보를 X비율 만큼 보간하여 생성한다. 즉, 계산된 손실 정보에 보간 커널을 적용시킨 것을 의미한다. 이때의 보간 커널은 식 (4)의 커널과 동일하다. 여기서 추정된 손실 정보의 정확성의 근거는 계산된 손실 정보의 정확성에 기초한다. 즉, 동일한 영상에 대해서 저해상도에서의 손실 정보 특성

은 고해상도에서도 유사하게 나타나기 때문에, 저해상도와 고해상도에서 동일한 보간 커널을 사용함으로써 손실 정보 추정이 보다 정확할 수 있다. 동일한 영상의 경우 크기에 상관없이 고주파 대역의 분포가 거의 동일하며 따라서 주파수 겹침 현상에 의해서 발생하는 고주파 대역의 손실도 거의 동일하게 분포되기 때문이다.

다음으로 마지막 단계인 손실 정보 적용에 대해서 알아본다. 이 과정에서는 위에서 추정된 손실 정보를 보간된 고해상도 영상에 적용한다. 이 과정을 식 (7)~(9)에 나타내었다.

$$R_H = K_X I_L \quad (7)$$

수식에서 R_H 는 보간된 고해상도 영상을 나타내며, 보간 커널은 식 (4), (6)과 동일하다. 즉, 보간된 고해상도 영상은 획득한 저해상도 영상을 보간 커널에 적용한 결과이다. 이 결과 영상에 추정 손실 정보를 더해줌으로써 최종적인 복원 영상을 얻을 수 있다.

$$R_P = R_H + E_H \quad (8)$$

수식에서 R_P 는 보간된 고해상도 영상과 추정 손실 정보의 결합을 나타낸다. 이와 같은 손실 정보 적용을 통해서 일반적인 보간법보다 화질의 열화를 줄일 수 있다. 추정하기 어려운 윤곽선 부분의 손실 정보를 더해줌으로써 보간된 영상의 윤곽선 정보가 명확하게 되고 전체적인 영상 해상도가 향상된다.

하지만 추정 손실 정보를 모두 적용하게 되면 저주파 대역의 정보들도 그대로 더해지게 되어서 전체적인 영상의 밝기가 상승된다. 이것은 영상 밝기 변화가 적은 부분의 경우 보간을 통해서 대부분 정확하게 추정되기 때문에, 손실 정보의 적용은 오히려 잡음으로 취급된다. 따라서 화질의 열화를 야기한다. 이런 단점을 해결하기 위해서 추정 손실 정보에 적정 가중치를 적용한다.

$$R_{PW} = R_H + \alpha E_H \quad (0 < \alpha < 1) \quad (9)$$

수식에서 R_{PW} 는 손실 정보에 가중치를 적용하여 더해진 최종적인 고해상도 영상, α 는 가중치를 각각 나타낸다. 가중치가 0인 경우는 손실 정보를 적용하지 않은 상태를 의미하며, 1인 경우는 식 (8)과 동일한 상태를 의미한다. 가중치 계수의 적용을 달리하여 실험한 결과 영상에 따라 다르게 나타나지만 평균적으로 0.3~0.65에서 높은 PSNR을 확인할 수 있었다. 이와 같은 가중치의 적용적 설정을 위해서 손실 정보의 부호를 이용한 가중치 결정 방법을 제안한다. 이 방법은 추정된 손실 정보 영상의 0보다 큰 화소들의 개수와 0보다 작은 화소들의 개수의 비를 이용해서 가중치를 결정한다.

$$\begin{cases} R_{PW} = R_H + \left(\frac{S_m E_{HM} + 1.5 S_l E_{HL}}{M \times N} \right) (S_m > S_l) \\ R_{PW} = R_H + \left(\frac{1.5 S_m E_{HM} + S_l E_{HL}}{M \times N} \right) (S_m < S_l) \end{cases} \quad (10)$$

수식에서 S_m 은 양수 화소 개수, S_l 은 음수 화소 개수, E_{HM} 은 양수 추정 손실 정보 영상, E_{HL} 은 음수 추정 손실 정보 영상, $M \times N$ 은 추정 손실 정보 영상의 크기를 각각 나타낸다. 식 (10)과 같은 방법으로 영상에 적용적인 가중치를 결정할 수 있다. 이와 같은 손실 정보에 대한 가중치 적용을 통해서 윤곽선 부분을 살리면서도 손실 정보의 잡음화를 최소화 할 수 있다.

제안한 방법에서는 앞서 언급한 입력 영상에 대한 적응성과 손실 정보에 대한 정확성 외에, 보간 커널에 대한 독립성을 가지고 있다. 즉, 특정 보간 커널에 제약을 받지 않고, 어떤 보간 커널도 적용시킬 수 있다는 것이다. 알고리즘의 전 과정에서 사전에 규정된 보간 커널을 사용하는 것이 아니라, 응용 환경의 요구에 따라서 적절한 보간 커널을 사용할 수 있다.

IV. 실험 결과 및 분석

제안한 방법의 해상도 개선 결과를 평가하기 위한 실험 환경은 다음과 같다. 2.4GHz의 CPU와 2GB의 RAM

으로 구성된 PC를 사용하였고, 프로그램의 구현은 MATLAB 7.5를 이용하였다. 실험 영상으로는 512×512 크기의 gray scale의 PGM 포맷의 정지영상 16개가 사용되었다. 아래의 [그림 1]에 실험 영상을 나타내었다.

실험에서는 주관적 화질과 객관적 화질을 각각 비교하였다. 주관적 화질 비교는 복원된 영상의 윤곽선 및 문자의 인식 정도를 성능 평가의 척도로 사용하였고, 객관적 화질 비교를 위해서는 일반적으로 사용되는 PSNR(peak signal to noise ratio)와 최근에 새롭게 사용되는 PESNR(peak edge signal to noise ratio)를 함께 사용하였다[14]. PSNR은 두 영상 데이터의 화질을 비교하기 위해서 일반적으로 사용되는 척도이고, PESNR은 윤곽선 영역에 대한 화질 비교 척도로 사용된다. 아래의 수식 (11)~(12)에서 정의하고 있다.



그림 1. 실험에 사용된 영상 데이터

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \left(\frac{255^2 \times (M \times N)}{\sum_{i,j} (F(i,j) - F'(i,j))^2} \right) \quad (11)$$

$$PESNR = 10 \times \log_{10} \left(\frac{255^2 \times \sum_{i,j} E_{i,j}}{\sum_{i,j} (F(i,j) - F'(i,j))^2 E_{i,j}} \right) \quad (12)$$

수식에서 255는 밝기 범위, M 과 N 은 영상의 가로와

세로의 크기, F 는 원본 영상, F' 은 보간된 영상, E 는 윤곽선 영상을 각각 나타낸다. PESNR에서 윤곽선 영상은 원본 영상에 sobel 마스크를 적용하여 계산하였다.

제안한 방법의 성능 평가는 4가지 실험을 통해서 이루어졌다. 실험 1에서는 제안한 방법과 기존 방법들과의 PSNR을 비교하였고, 실험 2에서는 PESNR을 비교하였다. 실험 3에서는 기존 방법들과의 실행시간을 비교하였고, 실험 4에서는 주관적 화질을 비교하여 나타내었다. 제안한 방법은 적응적 가중치를 사용한 방법을 이용하였고, 비교 방법으로는 ICBI[15], INEDI[16], RDI[17]의 3가지 알고리즘을 이용하였다. 제안한 방법의 보간 커널은 MATLAB 함수의 bilinear와 bicubic 커널을 이용하였고, 다운샘플러는 bilinear 함수를 이용하였고, 획득 저해상도 영상은 실험 영상의 1/2 크기로 생성하였다. Average는 16개 영상의 결과를 평균이다.

아래의 [표 1]에서 실험 1의 결과를 나타내었는데, 실험 영상 전체에 대해서 bicubic 보간 커널을 이용한 제안한 방법이 기존 방법들보다 높은 PSNR을 나타냈다. 평균값에서 2.3dB의 향상이 있었고, lena 영상에서 3.4dB로 최대 개선치를 나타내었다.

표 1. 제안한 방법과 기존 방법들의 PSNR 비교(dB)

| Image | ICBI | INEDI | RDI | 제안(bil) | 제안(bic) | gain |
|------------|------|-------|------|---------|---------|------|
| baboon | 22.5 | 22.4 | 23.0 | 23.3 | 23.7 | 1.4 |
| barbara | 24.4 | 24.3 | 24.9 | 25.0 | 25.4 | 1.1 |
| beeflower | 31.7 | 31.5 | 32.9 | 33.2 | 33.8 | 2.3 |
| bike | 19.8 | 19.8 | 20.5 | 20.8 | 21.3 | 1.5 |
| boat | 28.4 | 28.3 | 29.9 | 30.5 | 31.2 | 2.9 |
| butterfish | 25.0 | 24.9 | 26.3 | 26.7 | 27.4 | 2.6 |
| butterfly | 28.7 | 28.6 | 30.1 | 30.5 | 31.2 | 2.5 |
| elaine | 31.3 | 31.2 | 32.5 | 32.6 | 33.1 | 2.0 |
| france | 19.5 | 19.2 | 20.0 | 20.3 | 20.8 | 1.6 |
| goldhill | 29.4 | 29.3 | 30.6 | 31.0 | 31.6 | 2.3 |
| lena | 31.0 | 30.9 | 32.7 | 33.2 | 34.2 | 3.4 |
| oldmill | 22.9 | 22.7 | 24.0 | 24.6 | 25.5 | 2.8 |
| peppers | 29.7 | 29.7 | 31.3 | 31.5 | 32.1 | 2.4 |
| portofino | 28.7 | 28.6 | 30.2 | 30.9 | 31.6 | 3.0 |
| stagecoach | 26.1 | 26.0 | 27.6 | 28.1 | 29.0 | 3.0 |
| washsat | 33.8 | 33.6 | 34.6 | 35.0 | 35.6 | 2.0 |
| average | 27.1 | 26.9 | 28.2 | 28.6 | 29.2 | 2.3 |

표 2. 제안한 방법과 기존 방법들의 PESNR 비교(dB)

| Image | ICBI | INEDI | RDI | 제안(bil) | 제안(bic) | gain |
|------------|------|-------|------|---------|---------|------|
| baboon | 19.1 | 19.1 | 19.9 | 20.0 | 20.1 | 1.0 |
| barbara | 22.3 | 22.0 | 23.4 | 23.4 | 23.2 | 1.4 |
| beeflower | 24.9 | 24.7 | 26.8 | 27.1 | 27.3 | 0.8 |
| bike | 14.4 | 14.3 | 15.6 | 15.7 | 15.9 | 1.6 |
| boat | 22.4 | 22.3 | 25.7 | 25.6 | 25.7 | 3.4 |
| butterfish | 19.7 | 19.4 | 23.0 | 23.1 | 23.4 | 4.0 |
| butterfly | 22.0 | 21.7 | 24.3 | 24.2 | 24.3 | 2.6 |
| elaine | 24.6 | 24.3 | 29.4 | 29.5 | 29.8 | 5.5 |
| france | 11.1 | 10.3 | 11.7 | 11.7 | 11.8 | 1.5 |
| goldhill | 24.2 | 24.2 | 26.3 | 26.2 | 26.3 | 2.1 |
| lena | 23.9 | 23.6 | 27.6 | 27.8 | 28.0 | 4.3 |
| oldmill | 18.6 | 18.5 | 21.3 | 21.3 | 21.4 | 2.8 |
| peppers | 20.2 | 20.2 | 22.1 | 22.3 | 22.3 | 2.2 |
| portofino | 23.2 | 23.0 | 27.0 | 26.7 | 26.6 | 3.8 |
| stagecoach | 20.6 | 20.5 | 23.8 | 23.6 | 23.7 | 3.2 |
| washsat | 28.5 | 28.1 | 29.6 | 30.2 | 30.6 | 2.5 |
| average | 21.2 | 21.0 | 23.6 | 23.7 | 23.8 | 2.7 |

모든 영상에 대해서 1dB 이상의 향상이 발생한 것을 알 수 있다. [표 2]에서는 실험 2의 결과를 나타내었다. 대부분의 실험 영상에서 제안한 방법이 가장 높은 PESNR을 나타내고 있다. 다만 RDI 알고리즘도 몇몇 영상에서 높은 값을 나타내고 있지만 평균값을 비교하면 제안한 방법들이 0.1~0.2dB의 PESNR 개선이 발생했다. 실험 1과 2를 통해서 제안한 방법이 기존의 비교 방법들보다 화질 개선에 효과적임을 객관적 지표를 이용해서 검증하였다.

[표 3]에서는 실험 3의 결과인 실행시간을 비교하여 나타내었다. 제안한 방법의 경우 0.1~0.3초 이내의 시간이 소비되는 반면, 평균적으로 ICBI 알고리즘의 경우 4.4초, INEDI 알고리즘의 경우 213초, RDI 알고리즘의 경우 1.5초가 소요되었다. 즉, 제안한 방법은 비교 방법들보다 현저하게 적은 계산복잡도를 가지는 것을 알 수 있었다. 따라서 제안한 방법은 실시간 처리에서도 유용하게 사용될 수 있음을 검증하였다.

[그림 2]와 [그림 3]에서는 실험 4의 결과인 주관적 화질을 비교하여 나타내었다. [그림 2]에서는 bilinear 방법과 제안한 방법을 비교하였다. lena 영상의 일부분을 나타내었는데, bilinear 영상의 경우 흐려짐 현상이 심한 반면 제안한 방법의 결과는 전체적으로 흐려짐 현상이 없으며, 머리칼의 질감 및 윤곽선이 선명한 것을 알 수 있다.

표 3. 제안한 방법과 기존 방법들의 실행시간 비교(초)

| Image | ICBI | INDEI | RDI | 제안(bil) | 제안(bic) |
|------------|------|--------|------|---------|---------|
| baboon | 4.74 | 317.95 | 1.78 | 0.23 | 0.39 |
| barbara | 3.70 | 229.01 | 1.53 | 0.15 | 0.26 |
| beeflower | 3.21 | 144.05 | 1.49 | 0.14 | 0.19 |
| bike | 6.69 | 208.26 | 1.53 | 0.14 | 0.19 |
| boat | 3.95 | 201.34 | 1.49 | 0.14 | 0.38 |
| butterfish | 6.09 | 290.21 | 1.48 | 0.15 | 0.19 |
| butterfly | 3.76 | 214.96 | 1.49 | 0.14 | 0.19 |
| elaine | 3.12 | 167.11 | 1.47 | 0.14 | 0.26 |
| france | 6.92 | 203.47 | 1.43 | 0.14 | 0.20 |
| goldhill | 3.42 | 241.34 | 1.51 | 0.14 | 0.19 |
| lena | 3.94 | 176.32 | 1.47 | 0.14 | 0.20 |
| oldmill | 5.62 | 339.95 | 1.50 | 0.14 | 0.20 |
| peppers | 3.95 | 164.56 | 1.48 | 0.14 | 0.19 |
| portofino | 3.91 | 193.87 | 1.49 | 0.14 | 0.19 |
| stagecoach | 5.04 | 224.11 | 1.52 | 0.14 | 0.19 |
| washsat | 2.15 | 96.36 | 1.54 | 0.14 | 0.19 |
| average | 4.39 | 213.30 | 1.51 | 0.15 | 0.23 |



그림 2. bilinear 커널의 주관적 화질 비교 (좌: bilinear 방법, 우: 제안한 방법)



그림 3. bicubic 커널의 주관적 화질 비교 (좌: bicubic 방법, 우: 제안한 방법)

그림 3에서는 bicubic 방법과 제안한 방법을 비교하였

다. boat 영상의 일부분을 나타내었는데, bicubic 방법의 결과 영상에서도 약간의 흐려짐 현상이 발생한 반면에 제안한 방법의 결과에서는 흐려짐 현상이 제거되었으며 문자열 및 윤곽선이 더욱 선명한 것을 알 수 있다.

이상의 실험을 통해서 제안한 방법이 기존의 방법들 보다 영상 해상도 향상에 더욱 적합한 것을 확인하였다. 실험 1과 2를 통해서 객관적인 화질 비교에서 우위를 검증하였고, 실험 3을 통해서 계산복잡도가 아주 낮음을 확인하였다. 실험 4를 통해서 주관적인 화질 개선의 정도도 더욱 높음을 알 수 있었다. 이런 해상도 향상이 가능한 것은 제안한 방법의 손실 정보 계산 및 추정, 그리고 가중치와 손실 정보의 적용 등이 화질 열화를 최소화하고 영상의 해상도를 높인 결과로 판단된다.

V. 결론

영상 해상도 향상 알고리즘은 영상 개선을 위한 기본적인 기술로써, 해상도가 향상된 영상에서 발생하는 흐려짐 현상이나 화질 열화 등이 주요한 문제점으로 인식된다. 이런 문제점들을 해결하기 위해서, 본 논문에서는 하위 레벨 보간을 이용한 손실 정보 추정과 영상 해상도 향상 기법을 제안하였다. 제안한 방법은 손실 정보 계산, 손실 정보 추정, 손실 정보 적용의 세단계로 구성되며, 손실 정보의 적용에 있어서 가중치를 사용함으로써 잡음의 영향을 줄일 수 있었다. 실험을 통해서 객관적 화질과 주관적 화질을 비교한 결과 기존의 방법보다 영상 해상도 개선에 효과적임을 알 수 있었다. 제안한 방법은 영상 복원과 영상 개선을 위한 응용환경에서 유용하게 사용될 수 있다.

참고 문헌

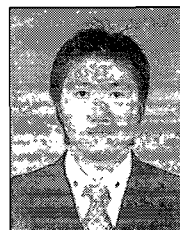
- [1] H. F. Ates and M. T. Orchard, "Image Interpolation Using Wavelet-based Contour Estimation," in Proc. of IEEE Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol.3,

- pp.109-112, 2003.
- [2] S. H. Hong, R. H. Park, S. J. Yang, and J. Y. Kim, "Image Interpolation Using Interpolative Classified Vector Quantization," *Image Vis. Comput.*, Vol.26, No.2, pp.228-239, 2008.
- [3] L. Zhang and X. Wu, "Image Interpolation via Directional Filtering and Data Fusion," *IEEE Trans. Image Process.*, Vol.15, No.8, pp.2226-2238, 2006.
- [4] D. D. Muresan and T. W. Parks, "Adaptively Quadratic (AQua) Image Interpolation," *IEEE Trans. Image Process.*, Vol.13, No.5, pp.690-698, 2004.
- [5] Y. Cha and S. Kim, "The Error-amended Sharp Edge (EASE) Scheme for Image Zooming," *IEEE Trans. on Image Process.*, Vol.16, No.6, pp.1496-1505, 2007.
- [6] Y. Altunbasak, A. J. Patti, and R. M. Mersereau, "Super-resolution Still and Video Reconstruction from MPEG-coded video," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, Vol.12, No.4, pp.217-226, 2002.
- [7] P. Thévenaz, T. Blu, and M. Unser, "Interpolation Revisited," *IEEE Trans. Med. Imag.*, Vol.19, No.7, pp.739-758, 2000.
- [8] Y. Bai and H. Zhuang, "On the Comparison of Bilinear, Cubic Spline, and Fuzzy Interpolation Techniques for Robotic Position Measurements," *IEEE Trans. Instrumentation and Measurement*, Vol.54, No.6, pp.2281-2288, 2005.
- [9] W. K. Carey, D. B. Chung, and S. S. Hemami, "Regularity-preserving Image Interpolation," *IEEE Trans. Image Process.*, Vol.8, No.9, pp.1293-1297, 1999.
- [10] T. M. Lehmann, C. Gunner, and K. Spitzer, "Addendum : B-Spline Interpolation in Medical Image Processing," *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.20, No.7, pp.660-665, 2001.
- [11] Xin Li, "New Edge-Directed Interpolation," *IEEE Trans. Image Process.*, Vol.10, No.10, pp.1521-1527, 2001.
- [12] 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, 2004.
- [13] S. C. Park, M. K. Park, and M. G. Kang, "Super-Resolution Image Reconstruction: A Technical Overview," *Signal Processing Magazine IEEE*, Vol.20, No.3, pp.21-36, 2003.
- [14] W. Yu, "Colour Demosaicking Method Using Adaptive Cubic Convolution Interpolation with Sequential Averaging," *IEE Proc.-Vis. Image Signal Process.*, Vol.153, No.5, 2006.
- [15] A. Giachetti and N. Asuni, "Fast Artifacts-free Image Interpolation," In *Proc. of the British Machine Vision Conf.*, pp.123-132, 2008.
- [16] N. Asuni, "INEDI -- Tecnica Adattativa Per l'interpolazione di Immagini." Master's thesis, Università degli Studi di Cagliari, 2007.
- [17] O. Salvado, C. Hillenbrand, and D. Wilson. "Partial Volume Reduction by Interpolation with Reverse Diffusion," *International Journal of Biomedical Imaging*, Vol.2006, pp.1-13, 2006.

저자 소개

김원희(Won-Hee Kim)

정회원

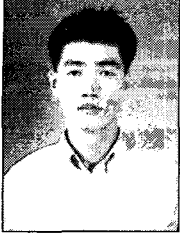


- 2007년 2월 : 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부(공학사)
- 2009년 2월 : 부경대학교 컴퓨터공학과(공학석사) 한국대학교
- 2009년 3월 ~ 현재 : 부경대학교 컴퓨터공학과 박사과정 재학중

<관심분야> : 영상처리, 영상복원, 콘텐츠보안 등

김 중 남(Jong-Nam Kim)

정회원



- 1995년 2월 : 금오공과대학교 전자공학과(공학사)
- 1997년 2월 : 광주과학기술원 정보통신공학과(공학석사)
- 2001년 2월 : 광주과학기술원 기전공학과(공학박사)

- 2001년 ~ 2004년 : KBS 기술연구소 선임연구원
- 2003년 ~ 현재 : (주)홈캐스트 사외이사
- 2004년 ~ 현재 : 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부 부교수

<관심분야> : 영상신호처리, 멀티미디어콘텐츠보안