

단일이미지에서 초해상도 영상 생성을 위한 패치 정보 기반의 선형 보간 연구

한현호¹, 이종용², 정계동², 이상훈^{2*}

¹광운대학교 플라즈마 바이오 디스플레이학과, ²광운대학교 인제니움학부대학

Patch Information based Linear Interpolation for Generating Super-Resolution Images in a Single Image

Hyun-Ho Han¹, Jong-Yong Lee², Kye-Dong Jung², Sang-Hun Lee^{2*}

¹Dept of Plasma Bio Display, KwangWoon University

²Ingenium college of liberal arts, Kwangwoon university

요 약 본 논문은 단일 이미지에서 초해상도 영상 생성을 위해 저해상도 이미지에서 생성한 패치정보를 기반으로 선형 보간하는 방법을 제안하였다. 기존의 초해상도 생성 방법인 전역 공간의 회귀 모델을 사용하면 특정 영역에 대해 참조할 정보가 부족하여 일반적으로 품질이 떨어지는 결과가 나타난다. 이러한 결과를 보완하기 위해 제안하는 방법은 초해상도 이미지 생성 과정에서 영상을 패치 단위로 지역을 분할하여 의미있는 정보를 수집하고, 수집된 정보를 기반으로 초해상도 이미지 생성을 위해 확장시킨 이미지 매트릭스 영역의 구성정보를 분석하여 선형 보간 과정을 거치고 패치정보를 대응시켜 탐색한 최적의 패치 정보를 기준으로 선형 보간하는 방법을 제안하였다. 실험을 위해 원본 이미지를 복원된 영상과 PSNR, SSIM으로 비교 평가하였다.

주제어 : 초해상도, 선형 보간, 패치 정보, 지역 분할, PSNR

Abstract In this paper, we propose a linear interpolation method based on patch information generated from a low - resolution image for generating a super resolution image in a single image. Using the regression model of the global space, which is a conventional super resolution generation method, results in poor quality in general because of lack of information to be referred to a specific region. In order to compensate for these results, we propose a method to extract meaningful information by dividing the region into patches in the process of super resolution image generation, analyze the constituents of the image matrix region extended for super resolution image generation, We propose a method of linear interpolation based on optimal patch information that is searched by correlating patch information based on the information gathered before the interpolation process. For the experiment, the original image was compared with the reconstructed image with PSNR and SSIM.

Key Words : Super Resolution, Linear Interpolation, Patch Information, Region Segmentation, PSNR

1. 서론

단일 저해상도 이미지로부터 시각적으로 개선된 고해상도 이미지를 생성하는 것을 목표로 하는 SISR (SINGLE IMAGE SUPER-RESOLUTION)은 이미지 처

리 분야에서 계속적으로 연구하는 과제이다. SISR은 고해상도 이미지에서 추정되는 픽셀의 수가 일반적으로 주어진 저해상도 이미지에서의 픽셀 수보다 훨씬 크기 때문에 정보의 차이로 인한 품질 저하의 문제가 있다. 저해상도 이미지에 존재하는 제한된 정보로 인해 경계, 길감

*Corresponding Author : Sang-Hun Lee (leesh58@kw.ac.kr)

Received April 4, 2018
Accepted June 20, 2018

Revised April 30, 2018
Published June 28, 2018

과 같은 미세한 이미지 디테일을 재구성하는 것은 매우 어려운 작업이다[1-5]. 기존의 SISR 접근법 중 하나는 간단하고 효율적인 선형 보간 기반 방법이 있다[6]. 그러나 이러한 방법은 과도하게 매끄러운 이미지를 생성하는 경향이 있어 실제 적용에는 어려움이 있다. 보다 효과적인 SISR 방법을 개발하기 위해 학습형태로 영상 내 존재하는 변화량의 크기 중심이나 공간적 우선순위 등을 이용하여 이미지 사진을 생성하고 활용하는 방법을 제안하였다[7,8]. 또한 복원 형태의 기준으로 활용하고자 표본 이미지를 선정 후 정보를 학습하고 사용하여 SISR의 부작용을 완화함으로써 생성된 고해상도 이미지에서 경계와 질감 같은 세부 사항을 다수 포함할 수 있게 하였다[9,10]. 그러나 이러한 방법들은 일반적으로 시간이 오래 걸리며, 복원에 사용할 데이터의 기준과 규모에 따라 품질과 소요시간에 영향을 주기 때문에 최적점을 찾기 위해 다수 실험을 진행해야한다. 본 논문에서는 단순 선형 보간 방법에서 세부사항이 부족해 품질이 떨어지는 점을 보완하기 위해 이미지 영역을 패치단위로 분할하여 의미 있는 정보를 수집하고, 고해상도 이미지 생성을 위한 확장 과정에서 픽셀 매트릭스의 구성을 분석하여 에일리어싱 현상을 줄이기 위해 선형 보간 과정을 거친다. 이후 동일한 영역으로 판단되는 부분과 추출한 패치를 매칭시켜 최적의 정보를 찾은 뒤 확장 영역을 각 패치정보에 근거해 선형으로 보간 하여 단순 매끄러운 형태의 선형 보간 방법이 아니면서 영상의 세부 정보를 포함하여 영상의 품질이 개선된 초해상도 이미지를 얻는 방법을 제안하였다.

2. 관련연구

수십년에 걸쳐 이미지 초해상도 작업을 처리하기 위해 많은 수의 알고리즘이 개발되었다. 초해상도 생성 과정에서 존재하지 않는 세부사항을 보완하기 위한 방법은 두 가지 범주로 분류가 되는데, 첫 번째로는 표본이미지를 선정한 뒤 표본이미지의 특징 요소들을 학습하여 데이터베이스를 구성하고 패치를 생성하여 세부사항을 보완하는 외부 사전식 방법이 있다[11]. 이 방법은 다양한 자연이미지에서 세부사항 정보들을 이용하여 초해상도를 생성하여 초해상도의 결과를 개선할 수 있지만, 표본이미지의 개수와 어떤 표본이미지를 선택하는가에 따

라 결과가 달라질 수 있고, 학습과정에서 많은 소요시간을 갖는 특징이 있다. 두 번째로 일반적으로 이미지 내에 유사한 패턴이 존재한다는 것을 가정으로 입력한 이미지를 분석하여 주요 요소들을 특징으로 삼아 패치를 생성한 뒤 초해상도 생성 과정에 필요한 세부사항을 유사한 패턴을 갖는 패치를 참조하여 보간하는 내부 사전식(자가 유사성) 방법이다[12]. 이 방법은 초해상도 생성을 위해 사전학습 과정이 없고 외부 사전식에 비해 빠른 처리 속도를 갖는 장점이 있다. 내부 사전식 방법은 최근 단일 이미지 기반의 SISR 방법에서 빠른 접근과 결과를 획득하기 위해 계속적으로 연구가 진행되고 있다.

초해상도를 생성하기 위한 대부분의 초기 방법은 이미지 사진을 이용하거나 훈련된 수학적 모델을 사용하여 고해상도 이미지의 고유 구조를 나타낸다. 예를 들어, 희박성 관련 알고리즘 [13]은 SISR 문제에 널리 사용되었다. 이러한 접근 방식은 자연 이미지가 주어진 사진에 있는 몇 개의 최소한의 특징 단위로 표현될 수 있다고 가정하는 방법이다. 그래서 한 쌍의 저해상도와 고해상도 사진을 학습함으로써 저해상도와 고해상도 이미지의 잠정적 매핑을 위한 정보를 얻을 수 있다. 단순한 근사치 계산을 가속화하기 위한 특이 값 분해(K-SVD: Singular Value Decomposition) [14]를 사용하여 사진을 학습하고 최적화 기반 방법을 기존 방법보다 빠른 직교 매칭(OMP: Orthogonal Matching Pursuit) 알고리즘으로 대체하여 처리속도가 향상되는 연구가 진행되었다. 또한 주요 지점 주변 회귀(ANR: Anchored Neighborhood Regression) [15] 방법은 특징 회귀 분석을 사용하여 원래의 희소 정보 분해 최적화를 개선하였다. 이 방법은 표본 이웃 학습 및 최소한의 특징 단위의 사진 계산으로 인해 속도가 크게 향상되는 특징이 있다. 이를 발전시켜 사진에 회귀 변수를 학습하기보다는 ANR로부터 특징과 고정된 회귀 분석기를 기반으로 하는 A + 방법이 제안되었다[16]. 원근감 기하학을 감지하여 자기 유사성을 기반으로 자연 이미지 학습내용을 보완하는 방법도 제안되었다.

최근 몇 년 동안은 딥러닝이나 CNN(Convolutional Neural Network) 등의 효율적인 데이터 기반 학습 알고리즘을 통해 저단계 영상 처리 작업에 대한 최첨단 결과를 보여주었기 때문에 초해상도 이미지 생성에 적용하려는 시도가 계속되고 있다.

3. 제안하는 방법

제안하는 방법에서는 단일 이미지에서 초해상도 생성을 위해 입력 영상에 downsampling을 진행하여 저해상도 이미지를 생성하였다. 생성된 저해상도 이미지를 YCbCr 채널로 변환한 뒤, grayscale과 유사한 Y채널 영상을 5x5 크기의 패치단위로 탐색하여 지역적 특징이 존재하는 영역을 feature로 수집함으로써 이미지 내 의미가 있는 정보를 수집할 수 있도록 하였다. 그 후 downsampling한 Y채널 영상을 다시 고해상도 이미지 크기로 이미지 매트릭스를 확장한 뒤 저해상도 이미지의 구성 정보를 분석하여 선형 보간 과정을 거치고, 수집된 feature를 이용하여 매트릭스의 데이터를 feature 정보를 기준으로 보간 하였다.

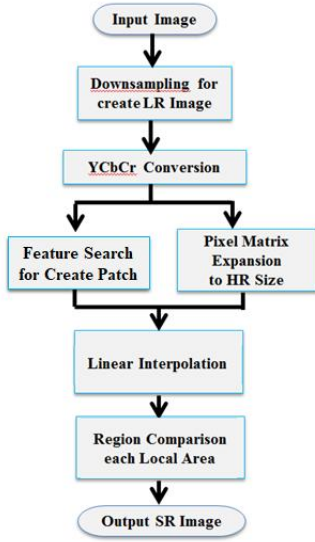


Fig. 1. Flow chart of proposed method

3.1 Feature 탐색

저해상도 이미지(LR)에서 초해상도 이미지(SR)를 생성하기 위해 먼저 복원을 위한 기초 정보인 Feature를 생성한다. 초해상도 이미지를 생성할 저해상도 이미지에 영상의 지역적 유사도에 따라 분할하는 Mean Shift Segmentation 방법을 적용하여 특징이 구별될 각 지역을 분류하였다. 구별되어 분할된 각 지역 단위에서 요소를 추출하기 위해 GMM(Gaussian Mixture Model)을 이용하여 영상 내 주요 지역 별 요소데이터를 추출할 수 있도록 각 지역의 형태를 강조하였다.

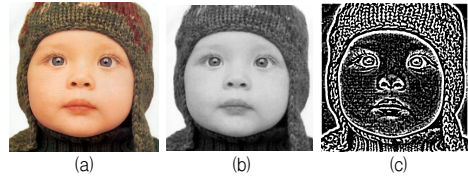


Fig. 2. Extract feature points using Local segment
 (a) Original image
 (b) Segmented image by means shift segmentation in LR Image
 (c) Extracted feature points

추출된 각 국소 지역은 영상 내에서 특징적 차이가 존재하는 지역으로 판단하고 각 지역의 요소를 추출하기 위해 다음 수식 (1)을 이용하여 각 지역에 해당하는 세부 사항을 요소로서 추출하였다.

$$P_z = \min_{R_1, R_2, \dots, R_A} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^A c_{ji} \| R_i h_j - R_i l_j \| \quad (1)$$

추출한 요소들은 영상의 복잡도 및 패턴에 따라 개수 및 중요도가 상이한 부분이 존재한다. 이에 따라 영상 별 요소의 개수 차이가 발생할 수 있고 불필요하게 많은 요소들은 추후 보간을 위한 유사 요소 선택 과정에서 오히려 정확도를 떨어뜨리는 결과가 나타나는 원인이 된다. 따라서 요소들의 유효 가중치분을 계산하고 요소 간 유사도를 검사하여 불필요하게 요소로서 존재할 수 있는 항목들을 제외시킨 256개의 요소만을 추출하도록 하였다.

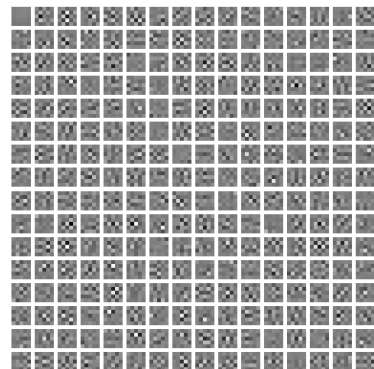


Fig. 3. Created patches for restore detail information

3.2 픽셀 매트릭스 선형 보간 및 지역적 비교

초해상도 생성을 위해서는 원본 이미지에서 저해상도 이미지로 downsampling한 이미지를 다시 원본 해상도에

맞게 확장하여 처리하여야 한다.

저해상도 이미지를 원본 해상도로 확장하여 처리하려는 경우 단순한 픽셀 개수 충원 및 간단한 보간을 통해 처리되는 경우가 많다.

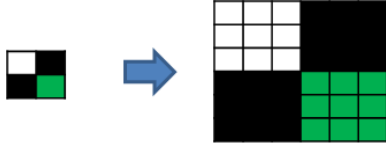


Fig. 4. Simple pixel matrix extension result

픽셀 개수 충원 방식의 단순 확장을 하는 경우 에일리어싱과 같이 계단현상이 발생하게 되는데 이와 같은 현상을 줄이기 위해 먼저 bicubic 보간법을 이용하여 영상을 1차적으로 보간 하였다.

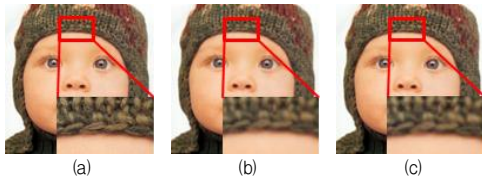


Fig. 5. Initial interpolation using bicubic method

- (a) Original image
- (b) LR Image
- (c) Bicubic interpolation result

$$p(x,y) = \sum_{u=0}^{ww} \sum_{v=0}^{wh} a_{uv} x^u y^v \quad (2)$$

bicubic 방법을 이용한 1차 보간 영상에서도 영상의 질감과 경계 같은 세부사항들의 손실이 발생하는데 이를 보완하기 위해 저해상도 영상에서의 지역적 정보를 분석하고, 지역적 분석 정보를 초해상도 생성을 위해 확장된 픽셀 매트릭스 영역에 적응적 적용과정을 거쳐 추가 보간 과정을 거치도록 한다.

먼저 저해상도 영역에서의 지역적 구성을 분석하여 연속된 픽셀과의 원근 정도 변수 t_i 와 연속된 픽셀변수 s_i^x, s_i^y , 연속계수 m_i 로 구성된 픽셀의 연속성 CT 와 색상 구성 CL , 경계 정보 EG 등을 구한다.

$$LI_i = CT(t_i, s_i^x, s_i^y, m_i) CL(c_i^x, c_i^y) EG(e_i^x, e_i^y) \quad (3)$$

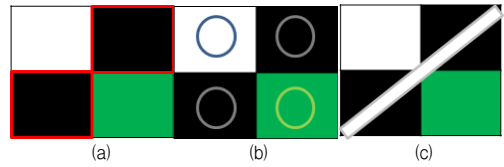


Fig. 6. Analyze area attribute in LR image

- (a) Pixel continuity
- (b) Pixel constitution
- (c) Area edge

구해진 정보를 이용하여 확장된 픽셀 매트릭스 영역에 적용하기 위해 다음 수식 (4)를 이용하였다.

$$I_{exp.S} = \sqrt{\det \left(\begin{bmatrix} LI_{1,1} - LI_{1,3} LI_{3,1} & LI_{1,2} - LI_{1,3} LI_{3,2} \\ LI_{2,1} - LI_{2,3} LI_{3,1} & LI_{2,2} - LI_{2,3} LI_{3,2} \end{bmatrix} \right)} \quad (4)$$

단순 픽셀 매트릭스 확장에 이어 bicubic 보간법을 이용한 결과에서 수식(4)를 이용하여 초해상도 생성을 위해 확장된 픽셀 매트릭스 데이터에 적용하면 흐려짐이나 에일리어싱과 같은 계단현상을 일부 보완한 형태로 결과를 얻을 수 있다.

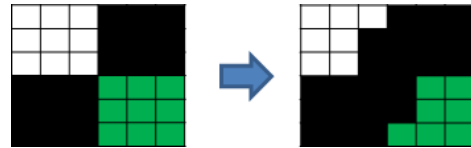


Fig. 7. Applying area attribute interpolation result

보완된 형태만을 적용하는 경우 일부 흐려짐 현상은 개선할 수 있지만 고해상도 영상이 갖고 있는 픽셀의 세부사항과 주변 영역과의 패턴 유사성을 복원할 수 없다. 따라서 3.1절에서 구한 Feature 데이터를 이용하여 보완된 확장 매트릭스 데이터를 개선함으로써 영상의 품질을 향상시키도록 하였다.

영상에 Feature 데이터를 이용한 보완 과정을 적용하기 위해 영상 크기 전체를 패치 크기로 나누어 분할시키고, 각 분할된 영역마다 모든 패치 값을 적용하여 각 영역의 총 변화량을 가중한 뒤 가중치 값의 평균을 구하여 각 분할된 영역마다의 세부정보를 보완할 수 있도록 하였다.

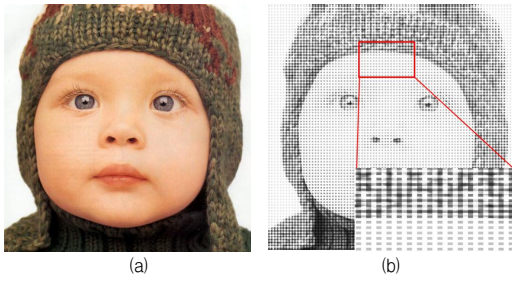


Fig. 8. Center point view for applying patch
 (a) Original image
 (b) Point view image

$$A_{seg}(a,b) = \frac{\sum_{z=1}^{C_{patch}} I_{expS}(a,b) * P_z}{C_{patch}} \quad (5)$$

각 영역의 세부정보를 보완한 뒤 원래의 컬러 영상으로 변환하기 위해 Cb, Cr 채널 매트릭스를 초해상도 결과 이미지의 크기만큼 확장하여 Y채널을 이용하여 생성된 초해상도 이미지의 각 채널에 재 할당함으로써 최종 초해상도 이미지를 생성한다.

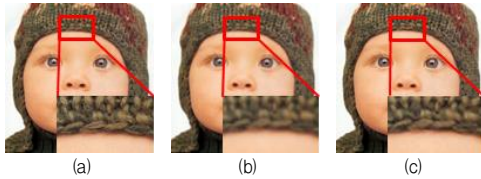


Fig. 9. SR result using proposed method
 (a) Original image
 (b) LR Image
 (c) Proposed SR result

최종 수행 결과 저해상도 이미지에서 원 영상 크기의 규모로 확대하는 과정을 거침에도 흐려짐이나 에일리어싱과 같은 현상이 줄어든 것을 확인할 수 있다.

4. 실험 및 결과 고찰

본 논문에서는 실험을 위해 baby, bird, butterfly, head, woman으로 구성된 Dataset인 Set5를 이용하여 원본 해상도의 1/3로 downsampling을 진행한 후, 기존의 초해상도 생성 알고리즘과 제안하는 방법을 사용하여 원본 크기로 복원하여 비교하였다.

실험 결과 그림 10과 같이 시각적 비교 부분에서는 기존의 단순 복원 방식인 Bicubic 방법에서는 참조가 가능한 세부사항의 정보가 부족하여 전반적으로 흐릿한 결과가 나타나는 문제가 있었으며, 이미지 내의 유사한 패턴을 인식하여 세부정보를 생성하는 자가 유사성 방식의 Glasner 방법[17]에서는 비교적 흐릿한 정도가 다소 줄어들었지만, 유사성 비교의 크기나 영상 내 복원해야 할 정보의 영역에 따라 복원 과정에서 과도한 영역 침범 및 부식 형태의 부정확한 결과가 나타날 수 있다. 또한 외부 사전 학습 방식인 ScSR 방법[18]에서는 비교적 개선되어 원 영상과 유사한 형태를 나타내지만 학습과정에서의 소요시간과 학습데이터의 구성 수준에 따라 결과가 상이한 문제점이 있다. 제안하는 방법에서는 비교적 복잡한 패턴이 존재하는 구간에서도 복원을 위해 추출된 패치만을 사용하는 것이 아니라 생성될 초해상도 영상의 부분을 저해상도 영상에 대응시켜 주변 영역의 데이터 패턴을 분석함으로써 생성된 초해상도 이미지의 경계와 질감 등의 시각적인 부분이 보다 개선되었음을 확인할 수 있다.

제안하는 방법의 정량적 평가를 위해 실험에 사용한 dataset 전체를 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)과 SSIM(Structural Similarity Index) 방법으로 비교하였다. PSNR은 이미지의 품질을 측정하는데 사용되며, 원 영상과 생성된 초해상도 이미지를 비교함으로써 초해상도 이미지의 결과 수준을 확인할 수 있다. PSNR의 수식은 다음과 같다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{R^2}{MSE} \right) \quad (6)$$

여기서 R 은 입력 이미지의 최대 색상 변동 폭 값을 의미한다. PSNR을 구하기 위해 영상의 평균 편차 값 MSE 는 다음 수식으로 구하였다.

$$MSE = \frac{\sum_{x,y} (I_R(x,y) - I_O(x,y))^2}{width \times height} \quad (7)$$

여기서 I_R 은 생성된 초해상도 이미지, I_O 는 원본 영상이며, 각 영상의 동일한 지점을 비교 분석함으로써 평균 편차 값을 구하도록 하였다.

또한 추가적인 평가를 위해 SSIM 방법으로도 평가하였다. SSIM의 수식은 아래와 같다.

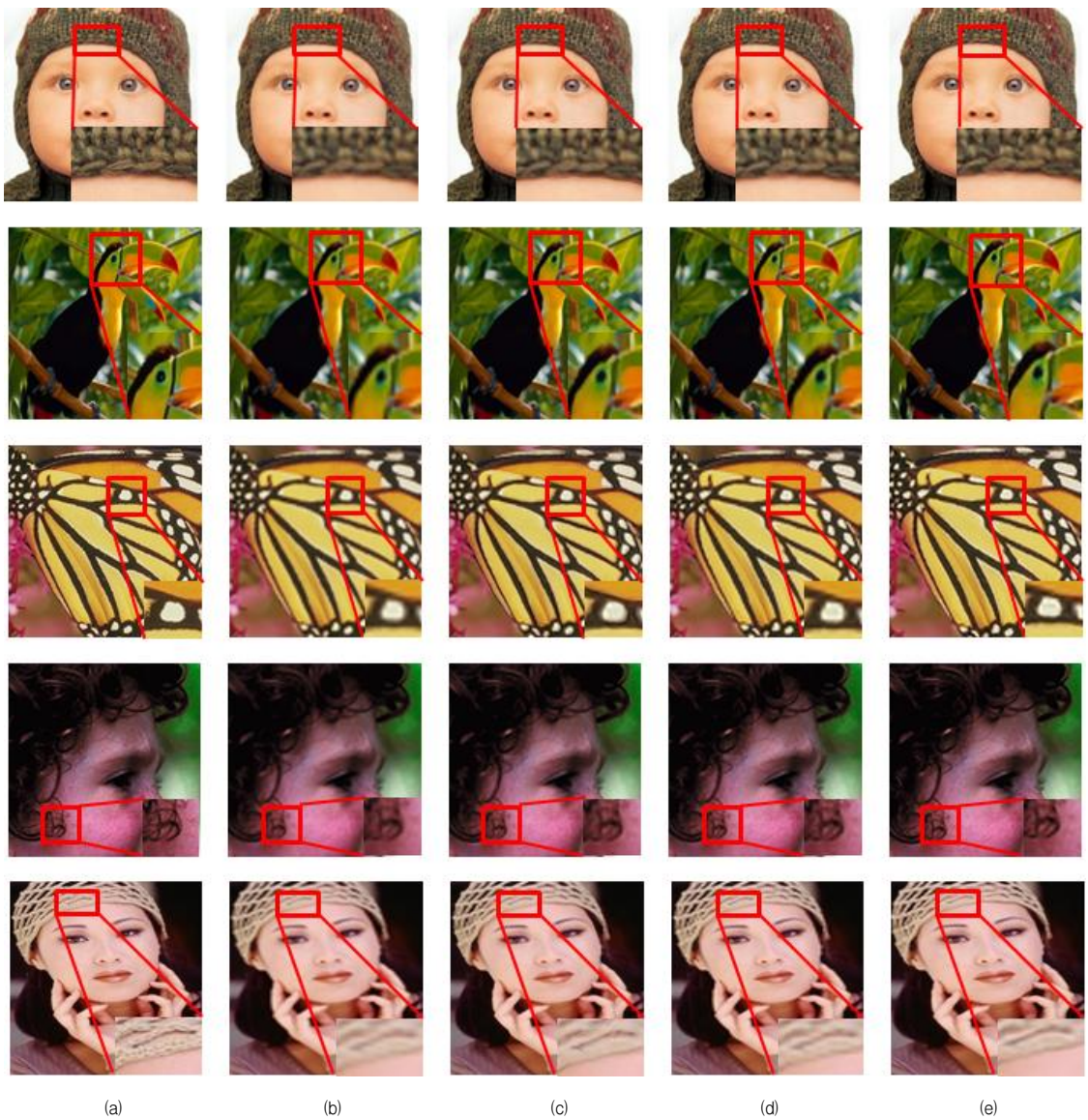


Fig. 10. Visual comparison. (a) Original image (b) Bicubic (c) Glasner[17] (d) ScSR[18] (e) Proposed

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \cdot [c(x, y)]^\beta \cdot [s(x, y)]^\gamma \quad (8)$$

여기서 l 은 휘도, c 는 명암비, s 는 구조를 뜻하며, 영상의 유사도에 따라 최대 1부터 시작하여 오차가 클수록 0에 접근하는 값을 가지게 된다.

정량적 평가 결과 제안하는 방법이 기존에 제안된 초해상도 방법에 비해 PSNR 및 SSIM을 이용한 비교 평가에서도 우수함을 나타내는 것을 확인할 수 있다.

Table 1. Quantitative comparisons

Method	PSNR(db)	SSIM
Bicubic	30.39	0.8678
Glasner	31.10	0.8811
ScSR	31.34	0.8869
Proposed	31.96	0.8901

5. 결론

본 논문은 저해상도 이미지에서 생성한 패치정보를 기반으로 선형 보간 과정을 거쳐 단일 이미지에서 초해상도 영상을 생성하는 방법을 제안하였다. 기존의 초해상도 생성 방법에서는 품질 향상을 위한 세부사항을 추출하기 위해 자가 유사성을 이용한 추출 또는 표본 이미지에서의 학습을 이용하였지만 각 영역에 대해 주변 데이터와 같은 흐름을 갖는 결과를 나타내지 못하고 단순히 유사한 형태의 결과를 보였다. 그러나 제안하는 방법에서는 패치 기반의 자가 유사성 정보와 저해상도 시점에서의 주변 영역 패턴을 분석하여 선형 보간하는 과정으로 각 영역을 기존의 제안된 방법보다 선명하게 표현할 수 있었으며, 유사한 패턴의 나열로 인한 흐려짐 현상을 최소화함으로써 개선된 결과를 보였다. 향후 연구로는 생성한 초해상도를 영상 분석 과정에서 보다 세밀한 세부 사항을 기초로 응용하는 인식 과정이나 감시영상에서의 목표 대상 추출 등의 분야에 적용하는 연구가 필요하다.

REFERENCES

- [1] S. H. Han, Y. P. Hong & S. H. Lee. (2012). Saliency map creation method robust to the contour of objects. *Journal of Digital Convergence*, Vol. 10, No. 3, pp. 173-178.
- [2] G. O. Kim, G. S. Lee & S. H. Lee. (2014). An edge extraction method using k-means clustering in image. *Journal of Digital Convergence*, Vol. 12, No. 11, pp. 281-288.
- [3] M. K. Kwon & H. S. Yang. (2017). A scene search method based on principal character identification using convolutional neural network. *Journal of Convergence for Information Technology*, Vol. 7, No. 2, pp. 31-36.
- [4] J. C. Han, B. C. Koo & K. J. Cheoi. (2017). Obstacle detection and recognition system for autonomous driving vehicle. *Journal of Convergence for Information Technology*, Vol. 7, No. 6, pp. 229-235.
- [5] H. H. Han, G. S. Lee, Y. S. Park & S. H. Lee. (2017). Estimate saliency map based on multi feature assistance of learning algorithm. *Journal of the Korea Convergence Society*. Vol. 8, No. 6, pp. 29-36.
- [6] Rasti, P., Nasrollahi, K., Orlova, O., Tamberg, G., Ozcinar, C., Moeslund, T. B., & Anbarjafari, G. (2017). A new low-complexity patch-based image super-resolution. *IET Computer Vision* 11.7 : 567-576.
- [7] Zhang, K., Wang, B., Zuo, W., Zhang, H., & Zhang, L. (2016). Joint learning of multiple regressors for single image super-resolution. *IEEE Signal Processing Letters*, 23(1), 102-106.
- [8] Mokari, A., & Ahmadyfard, A. (2016). Fast single image SR via dictionary learning. *IET Image Processing*, 11(2), 135-144.
- [9] Yang, J., Wang, Z., Lin, Z., Cohen, S., & Huang, T. (2012). Coupled dictionary training for image super-resolution. *IEEE transactions on image processing*, 21(8), 3467-3478.
- [10] Freeman, W. T., Jones, T. R., & Pasztor, E. C. (2002). Example-based super-resolution. *IEEE Computer graphics and Applications*, 22(2), 56-65.
- [11] Zhao, L., Sun, Q., & Zhang, Z. (2017). Single Image Super-Resolution Based on Deep Learning Features and Dictionary Model. *IEEE Access*, 5, 17126-17135.
- [12] Huang, J. J., Liu, T., Dragotti, P. L., & Stathaki, T. (2017, July). SRHRF+: Self-Example Enhanced Single Image Super-Resolution Using Hierarchical Random Forests. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops* (pp. 71-79).
- [13] Dong, W., Zhang, L., Shi, G., & Wu, X. (2011). Image deblurring and super-resolution by adaptive sparse domain selection and adaptive regularization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 20(7), 1838-1857.
- [14] Zeyde, R., Elad, M., & Protter, M. (2010, June). On single image scale-up using sparse-representations. In *International conference on curves and surfaces* (pp. 711-730). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [15] Timofte, R., De, V., & Van Gool, L. (2013, December). Anchored neighborhood regression for fast example-based super-resolution. In *Computer Vision (ICCV), 2013 IEEE International Conference on* (pp. 1920-1927). IEEE.
- [16] Timofte, R., De Smet, V., & Van Gool, L. (2014, November). A+: Adjusted anchored neighborhood regression for fast super-resolution. In *Asian Conference on Computer Vision* (pp. 111-126). Springer, Cham.
- [17] Glasner, D., Bagon, S., & Irani, M. (2009, September). Super-resolution from a single image. In *Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on* (pp. 349-356). IEEE.
- [18] Yang, J., Wright, J., Huang, T. S., & Ma, Y. (2010). Image super-resolution via sparse representation. *IEEE transactions on image processing*, 19(11), 2861-2873.

한 현 호(Han, Hyun Ho)

[정회원]



- 2009년 2월 : 광운대학교 컴퓨터 공학과(공학사)
- 2011년 2월 : 광운대학교 정보콘텐츠 대학원 유비쿼터스컴퓨팅학과(공학석사)
- 2011년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 정보디스플레이학과(박사과정)

- 관심분야 : 무선 네트워크, 영상인식, 3D 영상처리, 기계 학습
- E-Mail : icewine@kw.ac.kr

이 중 용(Lee, Jong Yong)

[정회원]



- 1983년 2월 : 한양대학교 원자력공학과(공학사)
- 1988년 2월 : 광운대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
- 1993년 8월 : 광운대학교 대학원 전자공학과(공학박사)

- 2005년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 교수
- 2018년 1월 ~ 현재 : 광운대학교 정보과학교육원 원장
- 관심분야 : 자동제어, 센서네트워크, 영상인식
- E-Mail : jyonglee@kw.ac.kr

정 계 동(Jung, Kye Dong)

[정회원]



- 1985년 2월 : 광운대학교 전자계산학 (이학사)
- 1992년 2월 : 광운대학교 산업정보학 (이학석사)
- 2000년 2월 : 광운대학교 컴퓨터과학 (이학박사)

- 1993년 ~ 2004년 : 광운대학교 정보과학원 교수
- 2005년 ~ 현재 : 광운대학교 교양학부 교수
- 관심분야 : XML 분산시스템, 분산 컴퓨팅기술, 이동에이전트
- E-Mail : gdchung@kw.ac.kr

이 상 훈(Lee, Sang Hun)

[중신회원]



- 1983년 2월 : 광운대학교 응용전자 공학과(공학사)
- 1987년 2월 : 광운대학교 전자공학과(공학석사)
- 1992년 2월 : 광운대학교 전자공학과(공학박사)

- 1990년 ~ 현재 : 광운대학교 정교수
- 2012년 2월 ~ 2013년 2월 : 광운대학교 정보통신처장
- 2013년 2월 ~ 2015년 2월 : 광운대학교 학생복지처장
- 2015년 2월 ~ 2017년 12월 : 한국융합학회 편집위원장
- 2018년 1월 ~ 현재 : 한국융합학회 회장
- 관심분야 : 영상인식, 3D 영상처리, 기계 학습, 영상 처리와 생체 인식, IOT 영상처리
- E-Mail : leesh58@kw.ac.kr