

번호판 화질 개선을 위한 국부 블록 학습 기반의 초해상도 복원 알고리즘

신 현 학 *, 정 대 성 *, 구 분 화 **, 고 한 석 **

Local Block Learning based Super resolution for license plate

Hyunhak Shin *, Daesung Chung *, Bon-Hwa Ku **, Hanseok Ko **

요 약

본 논문에서는 번호판 인식 시스템에서 번호판 영상의 화질 개선을 위하여 국부 블록(Local block : LB) 학습 기반의 초해상도 알고리즘을 제안한다. 본 논문에서 국부 블록은 영상 내에서 정보를 담고 있는 최소 단위로 정의하였으며, 학습의 기본 단위가 된다. 제안된 방법은 먼저 다양한 환경에 적합한 훈련 국부 블록 set을 생성하였다. 훈련 국부 블록 set은 고해상도 국부 블록과 저해상도 국부 블록의 순서쌍으로 구성되며 다양한 크기의 번호판과 열화 영상에 대응하기 위하여 다양한 크기와 열화를 갖는 저해상도 국부 블록 훈련 set을 구성하였다. 그 다음으로는 저해상도 입력 영상에서 복원해야할 정보를 훈련 국부 블록 set에서 추출/융합하는 과정을 제안하였다. 모의 실험 결과, 열화된 저해상도 번호판 영상에 대해 제안한 방법이 효과적인 복원 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있었다.

▶ Keyword : 학습 기반 초해상도 복원, 번호판 화질 개선, 국부 블록

Abstract

In this paper, we propose a learning based super resolution algorithm using local block for image enhancement of vehicle license plate. Local block is defined as the minimum measure of block size containing the associative information in the image. Proposed method essentially generates appropriate local block sets suitable for various imaging conditions. In particular, local block training set is first constructed as ordered pair between high resolution local block and low resolution local block. We then generate low resolution local block training set of various size and blur conditions for matching to all possible blur condition of vehicle license plates. Finally, we

• 제1저자 : 신현학 • 교신저자 : 고한석

• 투고일 : 2010. 12. 31, 심사일 : 2011. 01. 20, 게재확정일 : 2011. 03. 15.

* 고려대학교 영상정보처리학과(Dept. of Visual Information Processing, Korea University)

** 고려대학교 전기전자전파공학과(Dept. of Electrical Engineering, Korea University)

perform association and merging of information to reconstruct into enhanced form of image from training local block sets. Representative experiments demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm.

▶ Keyword : Learning based super resolution, License plate enhancement, Local block

I. 서 론

감시 시스템에서 CCTV와 같은 영상 획득 장치의 물리적인 한계로 인해 영상 품질의 저하 문제는 빈번히 발생된다. 초해상도 복원 알고리즘은 이러한 물리적인 한계를 극복하기 위해 단일 또는 다수의 저해상도 영상으로부터 선명한 고해상도 영상을 복원하는 알고리즘이다.

초해상도 복원 알고리즘은 다수의 저해상도 영상으로부터 고해상도 영상을 복원하는 다중 프레임 기반 방법(Multi-frame based approach)과 훈련 데이터를 기반으로 고해상도 영상을 복원하는 학습 기반 방법(Learning based approach)으로 분류된다. 다중프레임 기반 방법은 입력된 저해상도 영상들의 움직임을 추정하여 정렬 시킨 후, 정렬된 저해상도 영상들을 융합하여 선명한 고해상도 영상을 얻는다[1]. 저해상도 영상간의 움직임 추정 오차가 작은 경우 안정적인 성능을 보이지만, 물체의 복잡한 움직임이나 사람의 얼굴 같은 연식(Non-rigid)의 물체에 대해서는 영상간의 움직임을 추정하기 어렵게 되어 성능 저하가 발생하게 된다. 또한, 충분한 저해상도 영상이 주어지지 않는다면 복원 결과 영상의 품질이 저하되는 현상을 보인다.

다중 프레임 기반 초해상도 알고리즘의 문제점을 극복하기 위한 방안으로 학습 기반의 초해상도 복원 알고리즘이 제안되었다[2]. Baker 와 Kanade는[3] 기존의 초해상도 복원 알고리즘에 쓰이는 정규화 방법의 한계를 극복하기 위해서 "Hallucination algorithm"을 제안하였다. 이 방법은 훈련 데이터로부터 만들어지는 다양한 크기의 특징 벡터를 이용하여 고해상도 정보를 획득한다. "Hallucination algorithm"은 제한된 개체 내에서는 빠른 속도와 성능을 보장하는 반면, 입력 영상을 훈련 데이터와 동일하게 정렬해야만 하는 문제점과 영상 전체를 훈련 데이터와 비교하여 전체에 대한 정보를 가져오기 때문에 부분적으로 영상이 왜곡되는 문제점이 존재한다. Daniel[4]은 훈련 데이터 없이 입력 영상만을 가지고 해상도를 향상시키는 초해상도 알고리즘을 제안하였다. 이 방법은 입력 영상과 축소 영상을 통해 입력영상에서 필요한 고해상도 정보들을 추출하는 방법이다. 그러나 이 방법은 열화된 입력 영상의 경우 충분한 고해상도 패치(Patch) 정보를

얻지 못하게 되므로, 열화 입력 영상에 대해 성능 저하가 심각히 발생한다. 이러한 이유로 이 방법은 비디오 감시 시스템에 실제적으로 적용하기 힘든 한계점을 가지고 있다. S. Rajam[5]은 학습 기반의 초해상도 복원 알고리즘을 번호판에 적용하기 위해 마코브 네트워크를 NBP (Non-parametric Belief Propagation)로 해결하는 초해상도 복원 알고리즘을 제안하였다. 이 방법은 번호판을 숫자 별로 나누어 훈련된 데이터로부터 퍼텐셜 함수(Potential function)를 획득하여 선명한 고해상도 영상을 얻는 알고리즘이다. 이 알고리즘은 NBP를 이용하여 번호판에 대한 초해상도 복원 알고리즘을 구현하였지만[6-8], 훈련된 데이터로부터 퍼텐셜 함수를 얻기 위해서는 저해상도 숫자부분을 따로 분리하여 훈련 데이터와 같이 정렬해야만 한다. 또한, 숫자에 대한 인식 과정이 필요한 문제점이 존재한다.

본 논문에서는 실제 감시 시스템에 적용 가능한 국부 블록 학습 기반의 번호판 초해상도 복원 알고리즘을 제안한다. 국부 블록(Local block)은 영상 내에서 정보를 담고 있는 최소 단위로, 학습 과정에서 기본 단위로 사용된다. 제안된 방법은 먼저 다양한 환경에 적합한 훈련 국부 블록 set을 생성한다. 훈련 국부 블록 set은 고해상도 국부 블록과 저해상도 국부 블록의 순서쌍으로 구성되며 다양한 크기의 번호판과 열화 영상에 대응하기 위하여 다양한 크기와 열화를 갖는 저해상도 국부 블록 훈련 set을 구성하였다. 그 다음으로는 저해상도 입력 영상의 국부 블록과 훈련 국부 블록 set 과의 유사도를 판별하여 필요한 고해상도 국부 블록 정보를 추출하는 과정과 추출된 정보를 기반으로 강인한 고해상도 정보를 생성하는 융합 과정이 필요하다. 제안된 방법은 다양한 모의 실험을 통해 효용성을 알아본다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 카메라에 의해 관측되는 저해상도 영상과 복원할 고해상도 영상간의 모델을 설명한다. 3장에서는 제안하는 저해상도 및 고해상도 훈련 국부 블록 set과 이를 이용한 번호판에 대한 초해상도 복원 알고리즘에 대해서 설명한다. 4장에서는 제안하는 알고리즘을 이용한 실험결과 및 분석을 기술하였다. 마지막으로 5장에서는 결론을 제시한다.

II. 저해상도 열화영상 모델

카메라에 의해 촬영된 물체는 렌즈의 특성에 의해 흐릿해 지게 되며, 카메라 센서를 거치면서 영상에 부가적인 잡음이 포함되게 된다. 본 논문에서는 실제 고해상도 영상과 카메라를 통해서 얻어지는 저해상도 영상의 관계를 식 (1) 과 같이 모델링하였다[1].

$$y = DCx + n \dots\dots\dots (1)$$

위 식에서 x는 이상적인 고해상도 영상이고, y는 카메라를 통해서 얻어지는 열화된 저해상도 영상이다. C는 카메라 렌즈에 의한 흐림(Blur) 연산자, D는 해상도를 낮추는 다운 샘플링(down sampling) 연산자이고 n은 부가적인 잡음을 나타낸다. 본 논문에서는 극도로 흐림인 경우에 대해서도 대응하기 위하여 균일한 흐림(Averaging blur) 효과를 주었다.

III. 제안하는 초해상도 알고리즘

1. 훈련 국부 블록 set 구성

본 논문에서는 영상 내에서 정보를 표현하는 최소 단위로 국부 블록을 정의하며, 학습 과정에서 기본 단위가 된다. 그림 1에서처럼 영상 내에서는 다양한 국부 블록이 발생 할 수 있다. 본 논문에서는 국부 블록의 크기를 5x5로 정하였다.

본 논문에서는 식 (1)과 같이 저해상도 영상은 고해상도 영상에서 발생한다는 가정 아래 국부 블록 훈련 set을 구성한다. 즉, 훈련 국부 블록 set은 고해상도 국부 블록과 저해상도 국부 블록의 순서쌍으로 구성된다. 이러한 훈련 국부 블록 set은 다양한 크기의 저해상도 입력 영상에 대응하기 위해서는 훈련 영상의 크기 및 열화를 다양하게 하여 훈련 국부 블록 set을 구성해야 한다. 본 논문에서는 실제 CCTV를 통해서 들어오는 번호판의 최소, 최대 크기를 고려하여 14단계의 고해상도 번호판 영상 셋을 표 1과 같이 생성하였다. 각 단계의 고해상도 영상들은 1단계 고해상도 영상으로부터 식 (2) 와 같이 크기를 줄여가며 생성한다. 식 (2)에서 w(n), h(n) 는 n단계 번호판 영상의 넓이(width)와 높이(height)를 의미하고, k는 번호판 영상의 크기를 줄이는 비율(down sample ratio)을 의미한다.

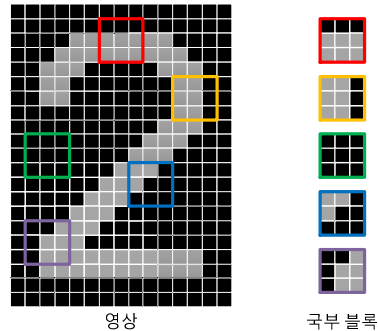


그림 1. 영상 내에서 국부 블록의 개념
Fig. 1. The concept of local block in image

$$[w(n+1) \ h(n+1)] = [w(n) \ h(n)] \cdot k \quad (2)$$

저해상도 훈련 영상은 각 단계의 고해상도 영상을 절반 크기로 축소한 후 흐림 정도를 다양하게 반영하여 생성한다. 그림 2는 제안하는 방법을 이용하여 생성된 훈련 데이터 set을 나타낸다. 각각의 고해상도 번호판 영상에 PSF(Point Spread Function)에 쓰이는 커널(Kernel) 크기를 1x1, 3x3, 5x5, 7x7, 9x9로 설정하였으며, 이를 바탕으로 고해상도 번호판 영상에 균일한 흐림 효과를 주어 저해상도 훈련 영상을 생성하였다. 생성된 저해상도 및 고해상도 번호판 영상에서, 저해상도 국부 블록은 5x5 마스크를 영상의 왼쪽 위에서 서부터 오른쪽아래까지 1픽셀(pixel)씩 이동해가며 획득하였고, 이에 상응하는 고해상도 국부 블록들은 2픽셀씩 이동하며 획득하였다. 한 개의 고해상도 국부 블록은 흐림 정도가 다른 5개의 저해상도 국부 블록과 대응한다.

표 1. 영상의 크기에 따른 훈련 영상 분류
Table 1. Categorized training image by the size of image

| 단계 | 저해상도 영상 크기 | 고해상도 영상 크기 |
|----|------------|------------|
| 1 | 135x69 | 271x138 |
| 2 | 122x62 | 244x124 |
| 3 | 110x56 | 220x112 |
| 4 | 99x50 | 198x100 |
| 5 | 89x45 | 178x90 |
| 6 | 80x40 | 160x81 |
| 7 | 72x36 | 144x73 |
| 8 | 65x33 | 130x66 |
| 9 | 58x29 | 117x59 |
| 10 | 52x26 | 105x53 |
| 11 | 47x24 | 95x48 |
| 12 | 42x21 | 85x43 |
| 13 | 38x19 | 77x39 |
| 14 | 34x17 | 69x35 |

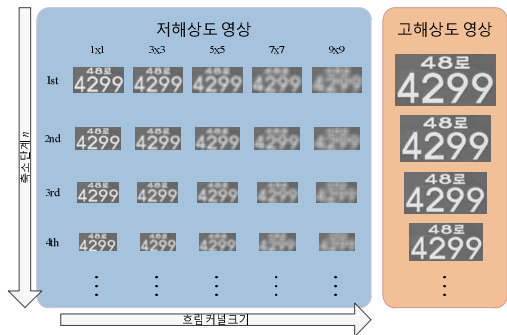


그림 2. 제안하는 저해상도/고해상도 훈련영상
Fig. 2. Proposed low resolution and high resolution training image

2. 국부 블록 기반의 초해상도 복원 알고리즘

앞에서 구성한 훈련 국부 블록 set을 이용하여 저해상도 번호판 입력 영상을 선명하게 복원하게 된다. 제안하는 알고리즘은 색상 성분을 유지하기위해 저해상도 영상을 Y, Cb, Cr 채널로 분리하여 Y채널에 대해 초해상도 복원 알고리즘을 수행하고, 색상 성분인 Cb, Cr 채널에서는 단순히 영상의 크기만을 2배로 확대하였다.

모든 단계의 훈련 국부 블록에서 필요 정보를 추출하는 것은 연산량 측면에서 바람직하지 않게 된다. 본 논문에서는 입력 영상의 크기와 가장 유사한 훈련 영상을 선택 한 후 그것을 기준으로 위아래 각각 2단계 내에서 필요한 고해상도 국부 블록을 찾게 된다.

2.1 K개의 훈련 국부 블록 선택 및 융합

입력 영상의 국부 블록과 유사한 훈련 국부 블록들을 선택하기 위해서 본 논문에서는 식 (3)과 같은 SSD (Sum of Squared Difference)를 이용하였다. 입력 영상의 국부 블록과 훈련 국부 블록들 사이의 SSD를 계산한 후, SSD가 작은 K개의 훈련 국부 블록을 선택하였다. 선택된 국부 블록들에는 저해상도 훈련 국부 블록과 고해상도 훈련 국부 블록의 쌍으로 구성된다.

$$SSD(\mathbf{o}, \mathbf{l}_i) = \sum (\mathbf{o} - \mathbf{l}_i)^2 \dots\dots\dots (3)$$

식 (3)에서 \mathbf{o} 는 열화된 입력 영상의 국부 블록이고, \mathbf{l}_i 는 i번째 저해상도 훈련 국부 블록을 의미한다. 본 논문에서는 그림 3과 같이, 잘못된 고해상도 국부 블록들의 융합을 방지하기

위해 이상점(Outlier)에 강한 중앙값(Median) 융합을 이용하여 K개의 훈련 국부 블록들을 융합한다.

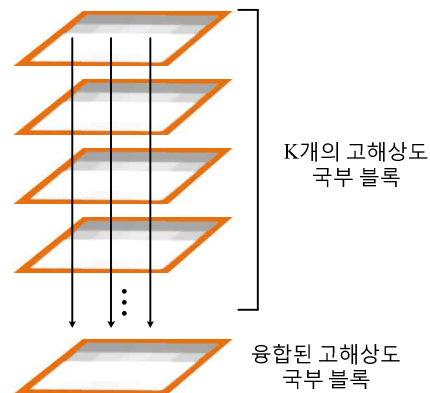


그림 3. 선택된 K개의 고해상도 훈련 국부 블록 융합
Fig. 3. Merging K-high resolution training local block

2.2 고해상도 번호판 영상 복원

마지막으로 추정된 고해상도 국부 블록들을 이용하여 고해상도 번호판 영상을 추정하는 단계이다. 저해상도 영상에서 국부 블록 마스크를 1 픽셀씩 이동하여 고해상도 국부 블록을 추정하게 되면, 그림 4와 같이 추정하는 고해상도 영상에서 중복되는 부분이 발생한다. 중복 부분에 대해서는 중앙값 연산을 이용하여 최종 복원된 Y채널의 고해상도 영상을 획득한다. 색상 성분인 Cb, Cr채널은 단순히 영상의 크기만을 2배로 늘려주어 초해상도 복원된 Y채널과 합성하여 최종 초해상도 복원영상을 획득한다.

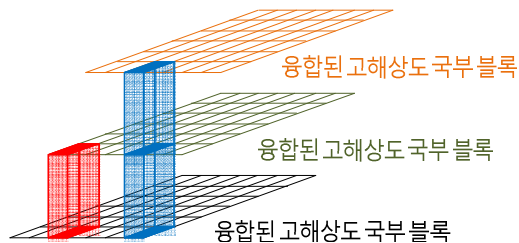


그림 4. 융합된 고해상도 훈련 국부 블록들을 이용한 고해상도 영상 복원
Fig. 4. High resolution image reconstruction by high resolution merged local blocks

IV. 실험결과 및 분석

본 논문에서는 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 번호판 영상과 번호판의 숫자 영역을 분리하여 각각 실험을

하였다. 복원성능은 식 (4)를 이용해 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)을 구하여 수치적으로 평가하였다. PSNR 값이 높을수록 복원이 잘된 영상이다.

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{p_{\max}^2}{MSE} \right) \dots\dots\dots (4)$$

$$MSE = \frac{1}{m \cdot n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [O(i, j) - R(i, j)]^2 \dots\dots (5)$$

식 (4)에서 p_{\max}^2 는 영상에서 가장 큰 픽셀값을 의미하고, 식 (5)에서 m 과 n 은 각각 영상의 높이와 넓이다. $O(i, j)$ 와 $R(i, j)$ 는 각각 원본영상과 복원영상의 픽셀값이다.

1. 번호판 영상

훈련 셋에 포함되지 않은 고해상도 번호판 영상 48개를 임의로 열화시켜 저해상도 번호판 영상을 생성하고, 정방형 보간법(Bi-cubic interpolation), 제안한 방법으로 복원하였다. 그림 5는 실험 번호판 영상 중 한 개의 결과를 보여준다. (a)는 임의로 열화시킨 43x22 크기의 저해상도 번호판 영상이다. (b)와 (c)는 각각 저해상도 번호판 영상을 정방형 보간법을 이용하여 2배 확대한 영상과 본 논문에서 제안한 방법으로 복원한 고해상도 영상이다. PSNR은 각각 22.11dB, 25.15dB이다. 수치적과 시각적 모두 제안한 방법의 성능이 우수한 것을 확인할 수 있다. 마지막으로, (d)는 원본 고해상도 번호판 영상이다.



그림 5. 인공적으로 열화시킨 구형 번호판 복원영상 (a) 열화된 저해상도 영상 (b) 정방형 보간법 (c) 제안한 방법 (d) 원본 영상

Fig. 5. Reconstructed images by using artificial license plate image (a) Low resolution image (b) Bi-cubic interpolation (c) Proposed method (d) Original image

그림 6은 실험에 사용된 48개 복원영상의 PSNR을 나타낸다. 가로축은 저해상도 번호판 영상의 색인이고, 세로축은 PSNR을 의미한다. 전체적으로 제안한 방법을 사용하였을 경우가 정방형 보간법을 이용한 경우보다 PSNR이 큰 것을 알 수 있다. 그리고 평균 PSNR은 정방형 보간법의 경우

22.11dB이고, 제안한 방법의 경우 24.85dB를 보였다.

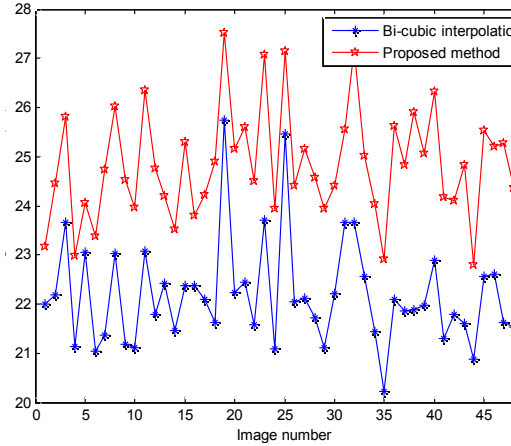


그림 6. PSNR을 이용한 실험영상의 성능비교
Fig. 6. Compare the performance of the test images by using PSNR

1.2 신형 번호판

훈련 셋에 포함되지 않은 고해상도 신형 번호판 영상 36개를 임의로 열화시켜 저해상도 신형 번호판 영상을 생성하고, 정방형 보간법, 제안한 방법으로 복원하였다. 그림 7은 신형 번호판 영상의 실험 결과 중 일부 결과를 보여준다. (a)는 임의로 열화시킨 28x132 크기의 저해상도 번호판 영상이다. (b)와 (c)는 각각 저해상도 번호판 영상을 정방형 보간법을 이용하여 2배 확대한 영상과 본 논문에서 제안한 방법으로 복원한 고해상도 영상이다. 본 논문에서 제안한 방법으로 복원한 고해상도 영상이다. PSNR은 각각 22.62dB, 27.95dB이다. 마지막으로, (d)는 원본 고해상도 번호판 영상이다.



그림 7. 인공적으로 열화시킨 신형 번호판 복원영상 (a) 열화된 저해상도 영상 (b) 정방형 보간법 (c) 제안한 방법 (d) 원본 영상

Fig. 7. Reconstructed images by using new artificial license plate image (a) Low resolution image (b) Bi-cubic interpolation (c) Proposed method (d) Original image

그림 8은 실험에 사용된 36개 복원영상의 PSNR을 나타낸다. 가로축은 저해상도 구형 번호판 영상의 색인이고, 세로축은 PSNR을 의미한다. 신형 번호판의 경우도 구형 번호판과 동일하게 제안한 방법을 사용하였을 경우가 정방형 보간법

을 이용한 경우보다 PSNR이 큰 것을 알 수 있다. 그리고 평균 PSNR은 정방형 보간법의 경우 22.59dB이고, 제안한 방법의 경우 26.01dB를 보였다.

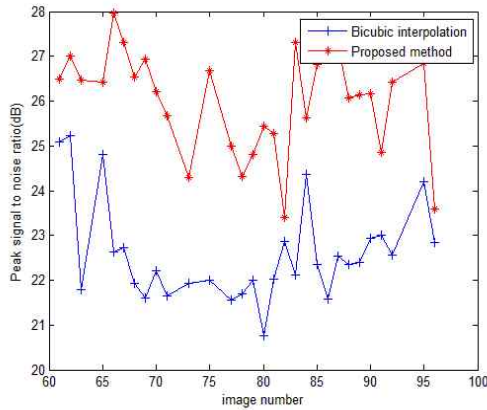


그림 8. PSNR을 이용한 실험영상의 성능비교
Fig. 8. Compare the performance of the test images by using PSNR

2. 번호판 숫자 영역

기존의 번호판 초해상도 복원 알고리즘과 비교하기 위하여 저해상도 번호판 내에서 숫자 영역을 분리하여 실험하였다. 실험 결과는 그림 9와 같다. 그림 9에서 (a)는 임의로 열화시킨 10x14 크기의 저해상도 번호판 숫자 영상이다. (b)는 정방형 보간법을 이용한 영상, (c)는 원본 고해상도 번호판 영상이며, (d)는 기존 알고리즘으로 복원한 영상[5], (e)는 본 논문에서 제안한 방법으로 복원한 영상이다.



그림 9. 인공적으로 열화시킨 번호판을 각 숫자로 분리 후 복원한 영상
(a) 열화된 저해상도 숫자 영상 (b) 정방형 보간법 (c) 원본 영상
(d) 기존 방법 (e) 제안한 방법
Fig. 9. Reconstructed images by using artificial segmented license plate number image (a) Low resolution number image (b) Bi-cubic interpolation (c) Original image (d) Previous method (e) Proposed method

제안한 방법은 정방형 보간법과 비교하여 예지가 더욱 선명해짐을 보이고, 기존의 NBP를 이용한 초해상도 복원 알고리즘과 비교하여도 예지는 선명하고 노이즈는 적음을 확인할 수 있다.

그림 10에서는 수치적으로 비교하기 위하여 실험에 사용된 48개의 복원영상에 대해서 각 방법에 대해 평균 PSNR을

구하였다. 제안한 방법의 평균 PSNR은 24dB로 정방형 보간법을 이용한 방법(21.1dB)이나 기존의 NBP 알고리즘을 이용한 방법(21.5dB)의 경우보다 높은 값을 가짐을 알 수 있다. 이는 제안한 방법이 저해상도 번호판 영상 복원에 효과적임을 입증한다.

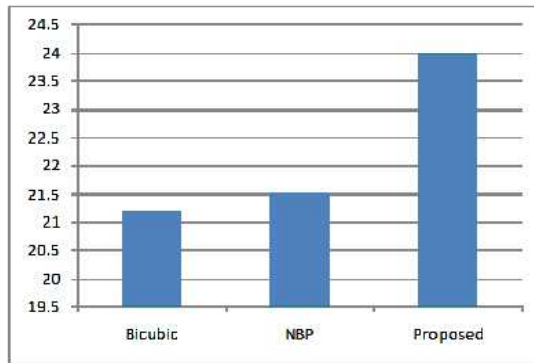


그림 10. 평균 PSNR을 이용한 번호판 숫자 영역 복원 실험 성능비교
Fig. 10. Compare the performance of reconstruction algorithm for low resolution license plate image by average PSNR

IV. 결론

본 논문에서는 번호판 인식 시스템에서 번호판 영상의 화질 개선을 위하여 국부 블록을 이용한 학습 기반의 초해상도 알고리즘을 제안하였다. 본 논문에서 국부 블록은 영상 내에서 정보를 담고 있는 최소 단위로써, 학습의 기본 단위이다. 제안된 방법은 고해상도 국부 블록과 저해상도 국부 블록의 순서쌍으로 구성된 훈련 국부 블록 set을 생성하여 저해상도 입력 영상의 국부 블록과 유사한 K개의 저해상도 국부 블록을 찾는다. 대응하는 K개의 고해상도 국부 블록을 융합 후 복원정보로서 사용하여 입력 영상을 복원한다. 다양한 모의 실험을 통해서 기존 방법보다 제안한 방법이 가독성 및 PSNR이 향상됨을 알 수 있었다.

참고문헌

[1] S. Farisu, M. D. Robinson, and M. Elad, "Fast and robust multi-frame super resolution," IEEE Transaction on Image Processing, 2004.

[2] S. Chaudhuri, M. V. Joshi, "Motion-free super-resolution," Springer, New York, USA.

[3] S. Baker, T. Kanade, "Limits on super-resolution and how to break them," in proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 372-379, 2000.

[4] D. Glasner, S. Bagon, and M. Irani, "Super-resolution from a single image," International Conference on Computer Vision (ICCV), October, 2009.

[5] S. Rajaram, M. D. Gupta, N. Petrovic, and T. S. Huang, "Learning-based nonparametric image super-resolution," EURASIPJ. Appl. Signal Process, pp.229-240, 2006.

[6] M. Isard, "PAMPAS: real-valued graphical models for computer vision," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), vol.1, pp.613-620, June, 2003.

[7] E. B. Sudderth, A. T. Iher, W. T. Freeman, and A. S. Willsky, "Nonparametric belief propagation," in proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '03), vol. 1, pp. 605-612, June, 2003.

[8] S. Rajaram, M. D. Gupta, N. Petrovic, and T. S. Huang, "Non-parametric image super resolution using multiple images," in Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'05), September, 2005.



정 대 성
 2008년 2월 : 원광대학교 제어계측
 전공(공학사)
 2008년 3월~현재 : 고려대학교 영
 상정보처리학과 석사과정
 관심분야 : 영상신호처리
 Email : dschung@spl.korea.ac.kr



구 본 화
 2000년 2월 : 광운대학교 제어계측
 공학과 (공학사).
 2002년 2월 : 고려대학교 전자공학과
 (공학석사)
 2008년 2월 : 고려대학교 영상정보
 처리학과 (공학박사)
 2009년 6월~현 재 : 고려대학교 연
 구 교수
 관심분야 : 표적 탐지/추적, 데이터
 융합
 Email : bhku@spl.korea.ac.kr



고 한 석
 1982년 5월 : Carnegie-Mellon
 University 전기공학 (공학사)
 1986년 5월 : University of Maryland
 시스템공학 (공학석사)
 1988년 5월 : Johns Hopkins
 University 전기
 공학 (공학석사)
 1992년 5월 : Catholic University
 of America 전기공
 학 (공학박사)
 1983년 9월~1995년 2월 : White
 Oak 연구소 Principal
 Engineer
 1992년 9월~1995 2월 : University
 of Maryland Part-time
 Assistant Professor
 1995년 현재 : 고려대학교 전기전자
 전파공학부 교수
 관심분야 : 영상 및 음성 신호처리,
 패턴 인식
 Email : hsko@korea.ac.kr

저 자 소 개



신 현 학
 2009년 2월 : 고려대학교 전기전자
 전파공학부 (공학사)
 2009년 3월~현재 : 고려대학교
 영상정보처리학과 석박사통
 합과정
 관심분야 : 영상신호처리
 Email : hhshin@spl.korea.ac.kr

