

Consecutive-Frame Super-Resolution considering Moving Object Region

Sung Min Cho*, Woo Jin Jeong**, Kyung Hyun Jang***, Byung In Choi****, Young Shik Moon*****

Abstract

In this paper, we propose a consecutive-frame super-resolution method to tackle a moving object problem. The super-resolution is a method restoring a high resolution image from a low resolution image. The super-resolution is classified into two types, briefly, single-frame super-resolution and consecutive-frame super-resolution. Typically, the consecutive-frame super-resolution recovers a better than the single-frame super-resolution, because it use more information from consecutive frames. However, the consecutive-frame super-resolution failed to recover the moving object. Therefore, we proposed an improved method via moving object detection. Experimental results showed that the proposed method restored both the moving object and the background properly.

▶ Keyword : Super-resolution, Consecutive-frame, Multi-frame, Moving Object Detection

1. Introduction

초해상도 영상 복원(super-resolution)은 영상 해상도를 높이는 기술이다. 다시 말하여 저해상도 영상을 고해상도 영상으로 복원하는 기술이다. 초해상도 영상 복원 기술을 적용하면 장비의 물리적 한계로 인한 해상도 제약을 뛰어넘을 수 있다. 그래서 영상 기반 장비의 사용이 증가하고 있는 최근에는 초해상도 영상 복원의 필요 또한 증가하고 있다.

소프트웨어 기반 초해상도 영상 복원방법은 입력영상의 개수에 따라 단일영상 초해상도 복원, 연속영상 초해상도 복원방법으로 나뉜다. 단일영상 초해상도 복원방법은 하나의 입력영상으로부터 고해상도 영상을 복원하는 방법이다. 한 개의 입력영상을 사용하므로 구현이 간단한 장점이 있다. 그러나 고해상도 영상을 복원하기 위한 정보가 부족하기 때문에 고품질의 결과를 기대하기 어렵다.

단일영상 초해상도 복원방법의 한계를 극복하기 위해 여러장의 입력영상으로부터 고해상도 영상을 복원하는 연속영상 초해상도 복원방법을 사용할 수 있다. 이는 단일 영상에서는 확인할 수 없는 정보를 활용하여 고해상도 영상을 복원한다. 그러므

로 단일영상 초해상도 복원방법보다 나은 결과를 기대할 수 있다.

대표적인 연속영상 초해상도 복원방법으로 FRMSR(Fast and Robust Multi-Frame Super-Resolution)[1]이 있다. FRMSR은 다수의 연속영상에 작은 카메라 흔들림이 있다고 가정한다. 다시 말해서 동일한 화면을 촬영하되 카메라가 조금씩 흔들리는 상황을 가정한다. 작은 흔들림 때문에 하나의 고해상도 픽셀이 저해상도에서는 여러 영상에 서브픽셀 단위로 저장된다. 따라서 FRMSR은 다수의 연속영상을 정렬한 뒤 중간값으로 결과영상을 만든다. FRMSR은 가정이 성립하는 경우 초해상도 영상을 올바르게 복원한다. 그러나 가정이 성립할 때에도 움직이는 물체에 대해서는 영상 복원에 실패한다. Fig. 1은 FRMSR이 움직이는 물체를 복원하지 못하는 예이다. Fig. 1에서 중앙의 움직이는 자동차는 올바르게 복원되지 못하고 흐릿한 덩어리로 복원되었다. 이 문제는 FRMSR이 움직이는 물체와 배경을 동일하게 처리하기 때문에 발생한다. FRMSR은 배경을 기준으로 연속영상을 정렬한다. 따라서 움직이는 물체

• First Author: Sung Min Cho, Corresponding Author: Young Shik Moon
*Sung Min Cho (smcho@visionlab.or.kr), Dept. of Computer Science and Engineering, Hanyang University
**Woo Jin Jeong (wjoeng@visionlab.or.kr), Dept. of Computer Science and Engineering, Hanyang University
***Kyung Hyun Jang (kyunghyun.jang@hanwha.com), Image PGM Team, Hanwha Systems
**** Byung In Choi (byungin.choi@hanwha.com), Image PGM Team, Hanwha Systems
*****Young Shik Moon (ysmoon@hanyang.ac.kr), Dept. of Computer Science and Engineering, Hanyang University
• Received: 2017. 02. 02, Revised: 2017. 02. 10, Accepted: 2017. 03. 19.
• This work was supported by a grant-in-aid of HANWHA SYSTEMS

는 정렬이 안 되며 이는 영상 복원의 실패로 이어진다.

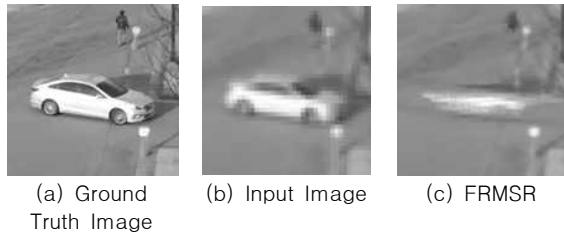


Fig. 1. Failed Case of FRMSR on Moving Object

본 논문에서는 움직이는 물체를 고려한 연속영상 초해상도 복원방법을 제안한다. 제안하는 방법은 FRMSR과 같이 작은 흔들림을 갖는 연속된 영상을 이용해 고해상도 영상을 복원한다. 그러나 제안하는 방법은 움직이는 물체에 대해 배경과는 다른 방법을 적용하여 FRMSR이 갖는 문제를 제거하였다. 그래서 제안하는 방법은 단일영상 초해상도 복원방법보다 우수하며 움직이는 물체에 대해서도 올바른 복원을 수행한다.

1.1 Related Works

초해상도 복원방법은 다양하게 연구된 분야이다. 크게 영상 복원을 위해 사용하는 입력영상의 개수에 따라 단일영상 복원 방법과 연속영상 복원방법으로 나뉜다. 단일영상 초해상도 복원방법 중에 이중선형(bi-linear) 보간법, bi-cubic 보간법, lanczos 보간법 등 영상보간을 이용한 방법은 구현이 간단하고 연산속도가 빠르기 때문에 많이 쓰이고 있다. 그러나 선명한 영상을 얻기 어렵다.

따라서 보간법의 한계를 극복하기 위해 많은 단일영상 초해상도 복원방법이 연구되고 있다. 그 중 하나는 에지 기반의 복원방법이다. L. Zhang[2], A. Giachetti[3] 등은 에지의 방향성을 분석하고 수직하는 방향의 보간결과를 합성하는 방법을 제시하였다. D. Zhou[4]는 기존의 방법이 에지와 텍스처를 잘못 분류한다고 지적하였다. D. Zhou는 에지와 텍스처를 올바르게 분류하고 이에 맞춰 복원방법을 다르게 적용하여 복원영상의 품질을 향상시키는 방법을 제시하였다.

영상을 주파수 영역으로 변환하여 처리하는 방법도 연구되었다. G. Anbarjafari[5]는 주파수 영역에서 고주파 영역을 복원하는 방법으로 고해상도 영상을 복원하였다. J.M. Lee[6] 또한 고주파 성분을 복원하는 방법으로 고해상도 영상을 복원하였다. J.M. Lee는 영상의 확대 축소 과정에서 발생하는 고주파 성분을 이용하여 더욱 정확하게 고주파 성분을 추정하였다.

기계학습 기반의 방법 또한 연구되어 있다. W.T. Freeman[7]은 저해상도 영상패치와 그에 대응하는 고해상도 영상패치 쌍을 학습하여 초해상도 복원에 활용하는 방법을 제안하였다. H. Shin[8]은 국부 블록 학습기반의 자동차 번호판 초해상도 복원을 제시하였다. C. Dong[9]은 딥러닝 기법의 하나인 CNN(convolutional neural network)을 이용한 초해상도 복원방법을 제안하였다. C. Dong의 방법은 딥러닝 기법을 사용

하지 않은 기존의 방법에 비해 복원영상의 품질이 우수하였다.

연속영상 초해상도 복원방법 또한 많은 연구가 이루어졌다. H. Shen[10]은 물체분할과 고해상도 영상 복원을 반복적으로 수행하여 초해상도 복원품질을 높였다. 이 과정에서 H. Shen은 물체의 움직임을 기준으로 영상을 분할하고 이에 맞추어 영상을 복원했다. D. Mitzel[11]은 optical flow를 이용하여 영상을 재배치한 뒤 L_1 정규화항을 이용해 선명한 영상을 복원하였다. X. Li[12]는 기존 방법이 물체의 외곽선에만 집중하는 점이 문제라고 지적하며 외곽선과 평평한 부분을 모두 고려하는 방법을 제시했다. 이를 위해 지역적 가변 양방향 전체 변화와 기울기의 일관성을 고려할 것을 제안하였다. M.M. Islam[13]은 연속된 프레임 간에는 움직임이 적다는 가정을 바탕으로 3차원 이웃 픽셀간의 관계를 이용하여 고해상도 영상을 복원하였다. T. Song[14]은 자동차 번호판 초해상도 복원을 위해 구조적 패턴 특징 기반의 자동차 번호판 검출 방법과 Kalman 필터 기반의 초해상도 복원 기법을 사용하였다. C. Liu[15]는 MAP 추정(maximum a posterior estimation) 기법으로 영상의 노이즈와 움직임을 동시에 추정하는 방법을 제안했다. C. Liu의 방법은 노이즈를 동시에 추정하기 때문에 노이즈의 세기에 관계없이 강건한 결과를 보였다. Z. Ma[16]는 기존의 초해상도 복원방법이 카메라움직임으로 발생하는 모션블러에 대한 고려가 부족하다고 지적하며 모션블러 제거와 초해상도 복원을 동시에 수행하는 방법을 제안하였다. 또한 Z. Ma는 모션블러가 발생하지 않은 지역을 검출하고 초해상도 복원에 활용함으로써 복원된 영상의 품질을 향상시켰다. W. Shi[17]는 딥러닝 기법을 활용한 초해상도 복원방법을 제안하였다. W. Shi는 sub-pixel convolution layer를 이용하여 초해상도 복원의 품질을 향상시켰다. W. Shi의 방법은 기존의 기계학습 기반의 초해상도 복원방법보다 속도가 매우 빠르면서 복원된 영상의 품질도 우수하였다.

II. Proposed Method

Fig. 2는 제안하는 방법의 흐름을 나타낸다. 제안하는 방법은 영상예측, 움직임영역 검출, 단일영상 복원, 영상 복원단계로 구성된다. 영상예측은 $t-1$ 번째 결과영상으로부터 t 번째 결과영상을 예측하는 단계이다. 영상예측 단계를 통해 촬영 간에 카메라의 흔들림을 보상한다. 움직임영역 검출단계에서는 움직이는 물체가 있는 지역을 판별한다. 초해상도 복원 과정에서 움직임영역에 단일영상 복원결과 비중을 높여서 연속영상 초해상도 영상 복원이 갖는 움직이는 물체에 대한 복원 문제점을 해결한다. 단일영상 복원단계는 t 번째 입력영상으로부터 고해상도 영상을 복원하는 단계이다. 이 단계는 단일영상 초해상도 복원방법을 이용한다. 마지막으로 영상 복원 단계에서는 이전 단계의 결과를 종합하여 연속영상 초해상도 복원을 수행한다.

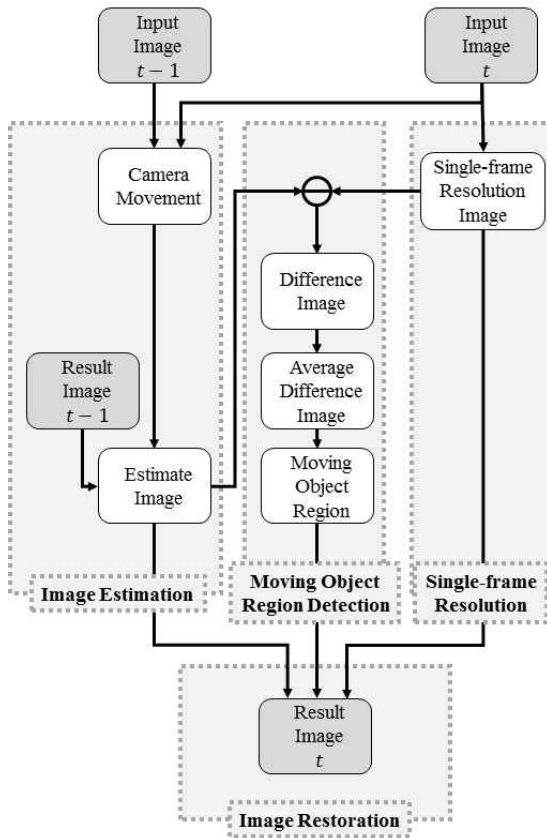


Fig. 2. Overview of the Proposed Method

2.1 Prediction

영상예측단계는 카메라 이동에 따른 영상의 이동을 예측하여 보상하는 단계이다. 연속한 두 개의 영상, $t-1$ 번째와 t 번째 입력으로부터 카메라 이동을 예측한다. 카메라 이동은 LK 광류 추정방법(lucas-kanade optical flow)[18]으로 수평, 수직방향의 이동량을 예측한다. 그리고 카메라 이동을 보상하기 위해 $t-1$ 번째 결과영상을 예측한 만큼 이동시킨다. 다시 말해서 영상예측과정은 이전 결과영상과 현재 입력영상의 위치를 동일하게 맞추는 작업이다. 그리고 결과영상은 대체로 정대영상에 비해 왜곡선이 흐린 경향이 있으므로 예측영상에 영상선명화를 수행한다. 예측영상은 이후 단계에서 움직임영역 검출과 결과영상을 만드는데 사용된다.

2.2 Moving Object Detection

움직임영역 검출단계에서는 예측영상과 입력영상의 차이를 이용하여 움직이는 물체를 검출한다. 예측영상은 카메라 이동 보상을 통해 t 번째 입력영상과 동일한 위치로 이동한 상태이다. 따라서 두 영상의 차영상에서 배경부분 픽셀의 절대값은 0이지만 움직이는 물체가 있을 경우 픽셀의 절대값이 높게 나타난다. 본 연구에서는 정교하게 움직이는 물체를 검출하기 위해 차영상을 누적하였다. 식 (1)은 평균차영상을 구하는 방법을 나타낸다.

$$e_t(x,y) = (1-\alpha) \times e_{t-1}(x,y) + \alpha \times d_t(x,y) \quad (1)$$

식 (1)은 평균차영상을 구하는 방법으로 지수이동평균을 사용하였다. 여기서 e 는 평균차영상, d 는 예측영상과 단일영상 초해상도 복원결과의 차영상, α 는 지수이동평균의 가중치를 결정하는 파라미터다. 본 연구에서는 실험을 통해 최적값으로 $\alpha = 0.8$ 을 사용하였다.

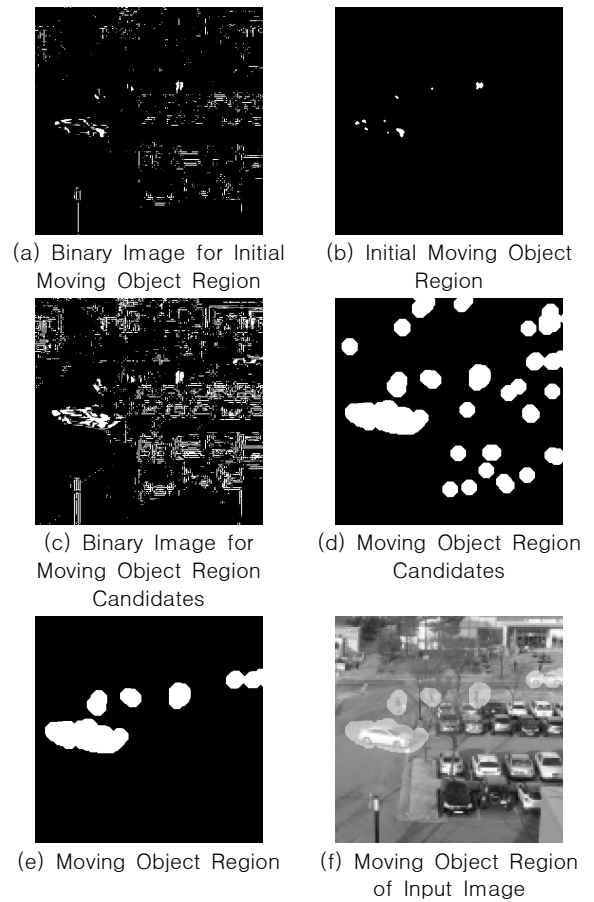


Fig. 3. Moving Object Localization Process

다음으로 움직임영역을 검출한다. Fig. 3은 평균차영상으로부터 움직임영역을 검출하는 과정을 보여준다. 우선 평균차영상으로부터 후보 움직임영역과 초기 움직임영역을 만든다. 그리고 후보 움직임영역 중에서 초기 움직임영역을 포함한 영역만 취하고 나머지는 버린다. 후보 움직임영역과 초기 움직임영역을 만드는 방법은 다음과 같다. 우선 후보 움직임영역은 평균차영상의 절대값에 대해 0.2를 기준으로 이진화한 뒤 열림연산으로 노이즈를 제거한다. 그리고 반지름 15인 원형 마스크로 모폴로지 팽창연산을 수행한다. 결과적으로 후보 움직임영역에는 움직임이 있는 모든 영역이 표시된다. 다음으로 움직임 초기 영역은 평균차영상의 절대값에 대해 0.4를 기준으로 이진화한 뒤 열림연산으로 노이즈를 제거한다. 그리고 반지름이 4인 원형마스크로 닫힘연산을 수행한다. 수행결과 초기 움직임영역에

는 확실하게 움직이는 물체의 위치가 표시된다. 두 영역을 비교하여 확실하게 움직이는 물체가 있는 후보영역만 움직임영역으로 선택된다.

2.3 Single-Frame Restoration

단일영상 복원과정은 t 번째 입력영상으로부터 고해상도 영상을 만드는 과정이다. 이 과정은 기존의 단일영상 초해상도 복원방법과 동일하다. 본 연구에서는 Lanczos 보간법을 이용하였다.

2.4 Image Restoration

영상 복원과정은 앞선 단계의 결과를 바탕으로 결과영상을 만드는 과정이다. 예측영상과 단일영상 복원결과의 지수이동평균으로 결과영상을 만든다. 이때 움직임영역의 가중치를 조절하여 움직이는 물체가 뭉개지는 현상을 제거하였다. 식 (2)는 영상 복원방법을 나타낸다.

$$g_t(x,y) = (1-\beta) \times p_t(x,y) + \beta \times s_t(x,y) \quad (2)$$

$$\text{where, } \beta = \begin{cases} 0.03 & m_t(x,y) = 0 \\ 0.3 & m_t(x,y) = 1 \end{cases}$$

식 (2)에서 g 는 결과영상, p 는 예측영상, s 는 단일영상 복원 결과, m 은 움직임영역, β 는 지수이동평균의 파라미터다. t 번째 결과영상은 예측영상과 단일영상 복원결과의 지수이동평균으로 생성된다. 여기서 움직이는 물체가 있는 영역은 단일영상 복원결과의 비중이 높아진다. 즉 제안하는 방법은 움직이는 물체가 없을 경우에는 연속영상 초해상도 복원결과의 비중을 높이고 움직이는 물체가 있을 경우에는 단일영상 초해상도 복원결과의 비중을 높인다. β 의 두 값 0.03과 0.3은 실험을 통해 결정되었다.

III. Experimental Result

실험은 주관적 화질 평가와 객관적 화질 평가로 이루어졌다. 초해상도 복원 실험을 위해 직접 촬영한 Video1, Video2, Video3, Video4를 사용하였고, 촬영 간에 수동으로 카메라에 진동을 일으켜 약간의 흔들림을 주었다.

초해상도 영상 복원방법은 단일영상 복원방법과 연속영상 복원방법을 사용하였다. 단일영상 복원방법은 Lanczos 보간법과 DCCI[4]를 사용하였고, 연속영상 복원방법은 FRMSR[1]과 제안하는 방법을 사용하였다. 입력영상은 각 영상의 각 축에 대하여 1/4과 1/8로 축소한 영상이다. 이후 각 입력영상을 단일영상 초해상도 복원방법과 연속영상 초해상도 복원방법을 이용하여 복원한 뒤, 정답영상과의 PSNR과 SSIM을 측정하였다.

3.1 Quality Evaluation

Fig. 4는 Video1의 크기를 1/4로 축소한 뒤 초해상도 복원한 결과 중 주차된 차량의 측면을 확대한 영상이다. Fig. 4의 Lanczos와 DCCI는 연속영상 초해상도 복원 결과보다 상대적으로 번짐 현상이 생겼다. 제안하는 방법은 FRMSR보다 더 선명해졌다.

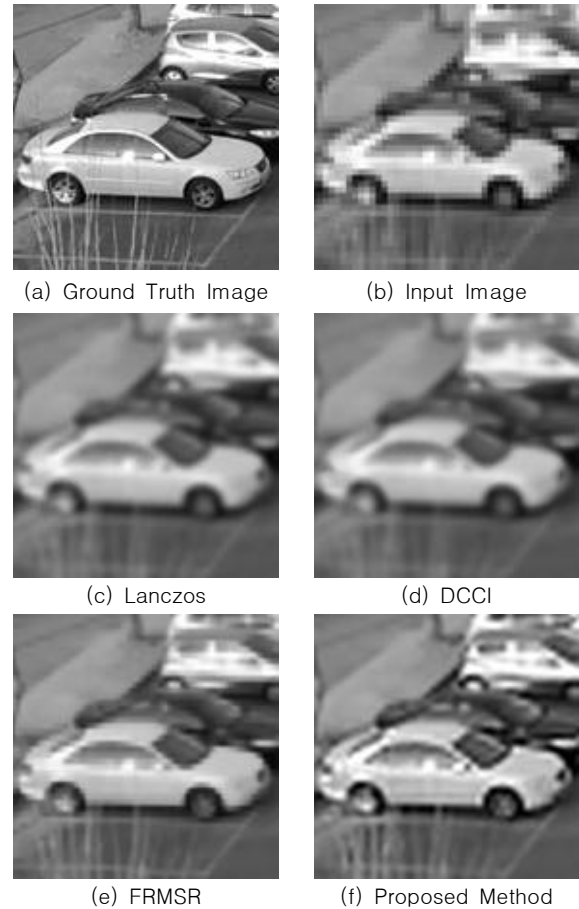


Fig. 4. Comparison between Proposed Method and Other Methods

Fig. 5는 Video1의 크기를 1/4로 축소한 뒤 초해상도 복원한 결과 중 주행 중인 차량 부분을 확대한 영상이다. FRMSR이 가진 움직이는 물체에 대한 초해상도 복원의 문제점을 나타내고 있다. FRMSR은 움직이는 물체의 이동에 따라 뭉개지는 문제점이 발생했다. 하지만 제안하는 방법은 움직이는 물체에 대해서도 강건한 초해상도 복원 결과를 갖는다.

Fig. 6은 Video2의 크기를 1/8로 축소한 뒤 초해상도 복원한 결과 중 주차된 차량들을 확대한 영상이다. Fig. 6도 단일영상 초해상도 복원 결과영상에 번짐 현상이 발생했다. 반면 연속영상 초해상도 복원 결과영상은 단일영상 초해상도 복원 결과영상에 비해 선명해졌다. FRMSR의 결과영상은 주차된 차들의 외곽선이나, 영상 우측 하단에 있는 건물 벽의 외곽선에 계단 현상이 발생한 것을 볼 수 있다. 하지만 제안하는 방법의 결과

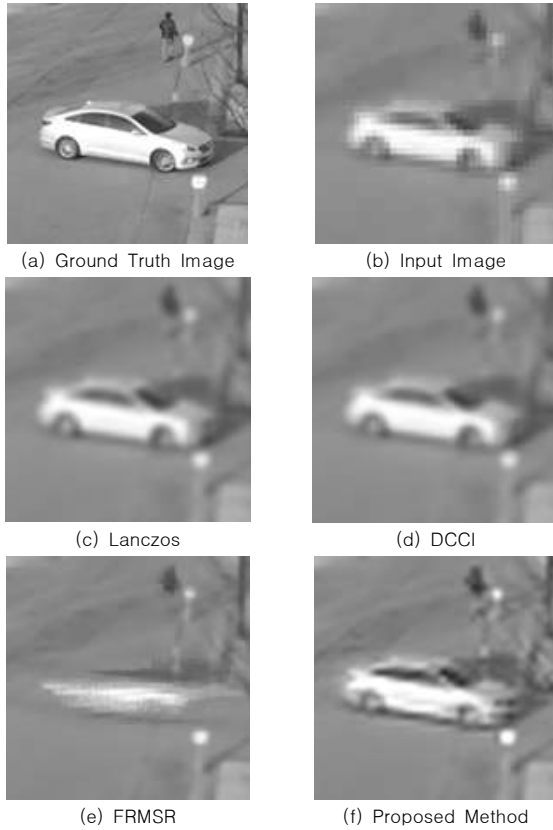


Fig. 5. Comparison between Proposed Method and Other Methods 2

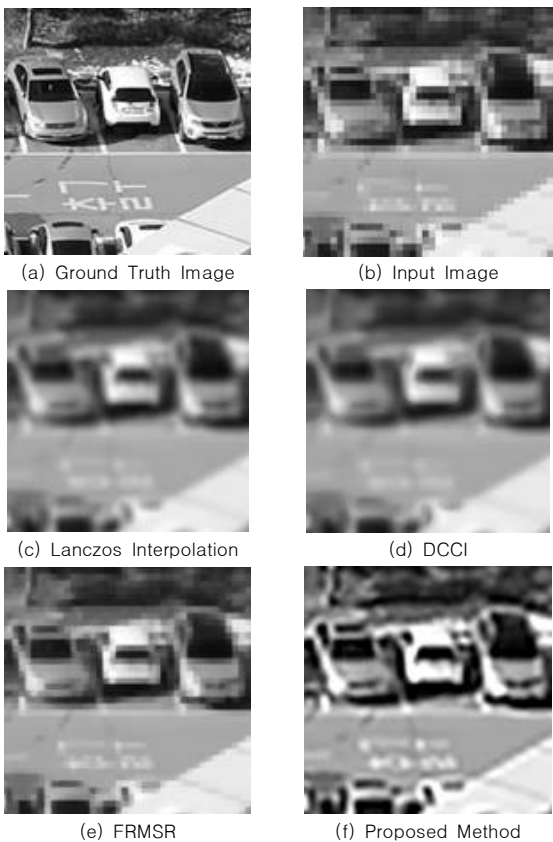


Fig. 6. Comparison between Proposed Method and Other Methods 3

영상에서는 FRMSR 결과영상에 비해 깔끔한 외곽선을 보여 주고 있다. Lanczos, DCCI 그리고 FRMSR 결과영상에서는 초해상도 복원이 올바르지 않아 도로 표지를 인지할 수 없다. 하지만 제안하는 방법은 ‘출구’라는 도로 표지가 선명해졌다.

3.2 Quantitative Evaluation

객관적 화질 평가는 PSNR(peak-to-peak signal-to-noise ratio)과 SSIM(structural similarity measure)을 이용해서 평가하였다. PSNR이란 신호가 가질 수 있는 최대 전력에 대한 잡음의 전력을 말하는 것으로, 원본영상 대비 비교 영상의 화질 손실 정보를 평가할 때 사용한다. 식 (3)은 PSNR, 식 (4)는 SSIM을 측정하는 방법을 나타낸다.

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \frac{MAX_I^2}{MSE} \quad (3)$$

식 (3)에서 MAX_I 는 이미지의 최대값이고, MSE 는 평균 제곱 오차이다.

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (4)$$

SSIM은 영상의 인식 품질을 예측하는 방법으로, 두 영상 간의 유사성을 영상의 구조적 성분을 고려하여 측정하는 데 사용된다. 식 (4)에서 μ_x 와 μ_y 는 x 와 y 의 평균값이고, σ_x^2 와 σ_y^2 는 x 와 y 의 분산, σ_{xy} 는 x 와 y 의 공분산이다. c_1 과 c_2 는 각각 $(0.01L)$, $(0.03L)$ 이고, L 은 픽셀값의 다이내믹 레인지이다.

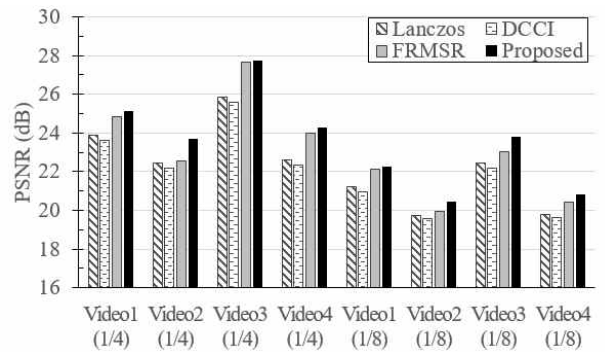


Fig. 7. Comparison in PSNR

Fig. 7은 각각 영상의 크기를 1/4배, 1/8배로 축소한 뒤 초해상도 복원한 각 영상의 전체 프레임에서 측정된 PSNR의 평균값을 나타낸 그래프이다. PSNR 평균값을 측정된 결과 제안하는 방법이 가장 큰 PSNR 평균값이 측정됐다. 다음으로 FRMSR, Lanczos 그리고 DCCI 순으로 측정된 PSNR 평균값이 작아졌다. 1/8로 축소한 뒤 초해상도 복원한 결과가 1/4로 축소한 뒤 초해상도 복원한 PSNR 평균값보다 전체적으로 작아졌지만, 여전히 제안하는 방법에 가장 큰 PSNR 평균값이 측정됐다.

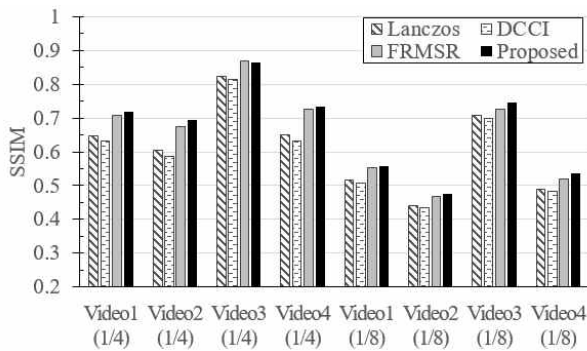


Fig. 8. Comparison in SSIM

Fig. 8은 각각 영상의 크기를 1/4배, 1/8배로 축소한 뒤, 초해상도 복원한 결과의 SSIM 평균값이다. SSIM 측정 결과도 PSNR 측정 결과와 같은 경향을 보이며, 제안하는 방법이 우수한 성능을 나타내었다.

IV. Conclusions

본 논문에서는 움직이는 물체를 고려한 연속영상 초해상도 복원에 대해 제안하였다. 제안하는 방법은 움직이는 물체에 대해 배경영역과는 다르게 복원하는 방식으로 FRMSR이 갖는 움직이는 물체의 복원에 대한 문제점을 제거한다. 이를 위해 평균차영상으로부터 움직임영역을 검출하였고 움직임영역에서는 단일영상 복원결과의 비중을 다르게 지정하였다. 성능 비교를 위하여 단일영상 초해상도 복원방법인 Lanczos와 DCCI, 연속영상 초해상도 복원방법인 FRMSR과 비교하였다. 제안하는 방법은 영상에 번짐 현상이 발생한 Lanczos와 DCCI보다 외곽선이 선명해졌고, FRMSR에서 발생한 계단 현상들이 사라졌다. 그리고 제안하는 방법은 FRMSR의 움직이는 물체의 초해상도 복원에 대한 문제점을 해결하였다. 정량적으로도 단일영상 초해상도 복원방법들과 FRMSR에 비해 제안하는 방법의 결과가 나은 결과를 보였다.

REFERENCES

- [1] S. Farsiu, M. D. Robinson, M. Elad, and P. Milanfar, "Fast and Robust Super-Resolution," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 13, No. 10, pp. 1327-1344, Oct. 2004
- [2] L. Zhang and X. Wu, "An Edge-Guided Image Interpolation Algorithm via Directional Filtering and Data Fusion," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 15, No. 8, pp. 2226-2238, Aug. 2006
- [3] A. Giachetti and N. Asuni, "Real-Time Artifact-Free Image Upscaling," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 20, No. 10, pp. 2760-2768, Oct. 2011
- [4] D. Zhou, X. Shen, and W. Dong, "Image zooming using directional cubic convolution interpolation," *IET Image Processing*, Vol. 6, No. 6, pp. 627-634, Feb. 2012
- [5] G. Anbarjafari and H. Demirel, "Image Super Resolution Based on Interpolation of Wavelet Domain High Frequency Subbands and the Spatial Domain Input Image," *ETRI journal*, Vol. 32, No. 3, pp. 390-394, June 2010
- [6] J. M. Lee and Y. S. Shik, "Super-resolution Image Reconstruction by High-frequency Components Estimation Based on Self-reference," Ph. D. Thesis, Hanyang University, Republic of Korea, 2015
- [7] W. T. Freeman, T. R. Jones, and E. C. Pasztor, "Example-Based Super-Resolution," *IEEE Computer Graphics and Applications*, Vol. 22, No. 2, pp. 56-65, Mar. 2002
- [8] H. Shin, D. Chung, B. Ku, and H. Ko, "Local Block Learning based Super resolution for license plate," *KCSI journal*, Vol. 16, No. 6, pp. 71-77, June 2011
- [9] C. Dong, C. C. Loy, K. He, and X. Tang, "Learning a Deep Convolutional Network for Image Super-Resolution," *European Conference on Computer Vision*, pp. 184-199, Sep. 2014
- [10] H. Shen, L. Zhang, B. Huang, and P. Li, "A MAP Approach for Joint Motion Estimation, Segmentation, and Super Resolution," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 16, No. 2, pp. 479-490, Feb. 2007
- [11] D. Mitzel, T. Pock, T. Schoenemann, and D. Cremers, "Video Super Resolution using Duality Based TV- L^1 Optical Flow," *Joint Pattern Recognition Symposium*, pp. 432-441, Sep. 2009
- [12] X. Li, Y. Hu, X. Gao, D. Tao, and B. Ning, "A multi-frame image super-resolution method," *Signal Processing*, Vol. 90, No. 2, pp. 405-414, Feb. 2010
- [13] M. M. Islam, N. K. Asari, M. N. Islam, and M. A. Karim, "Super-Resolution Enhancement Technique for Low Resolution Video," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol. 56, No. 2, pp.919-924, May 2010
- [14] T. Song, Y. Lee, M. Kim, B. Ku, and H. Ko, "Fusion Methods of License Plate Detection and Super Resolution for Improving License Plate Recognition," *KCSI journal*, Vol. 16, No. 4, pp. 53-60, April 2011
- [15] C. Liu and D. Sun, "A Bayesian Approach to Adaptive

- Video Super Resolution,” Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 209–216, 2011
- [16] Z. Ma, R. Liao, X. Tao, L. Xu, J. Jia, and E. Wu, “Handling motion blur in multi-frame super-resolution,” Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 5224–5232, June 2015
- [17] W. Shi, J. Caballero, F. Huszár, J. Totz, A. P. Aitken, R. Bishop, D. Rueckert, and Z. Wang, “Real-Time Single Image and Video Super-Resolution Using an Efficient Sub-Pixel Convolutional Neural Network,” Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1874–1883, June 2016
- [18] B. D. Lucas and T. Kanade, “An iterative image registration technique with and application to stereo vision,” International Joint Conference on Artificial Intelligence, Vol. 81, No. 1, pp. 674–694, Aug. 1981

Authors



Sung Min Cho received his B.S. degree in electronic engineering from Hoseo University in 2016, and currently he is pursuing his M.S. in computer vision from Hanyang

University. His current research interests in computer vision and machine learning.



Woo Jin Jeong received his B.S. degree in computer science and engineering from Hanyang University in 2012, and currently he is pursuing his Ph.D in computer vision

from Hanyang University. His current research interests in computer vision and machine learning.



Kyung Hyun Jang received the B.S., M.S. and Ph.D. degrees in Computer Science and Engineering from Hanyang University, Korea, in 2005, 2007 and 2014, respectively

In 2014, he joined the Hanwha Systems. Co., Republic of Korea, and is currently a senior researcher. He is interested in computer vision and pattern recognition.



Byung In Choi received the B.S, Master, and Ph. D. degree in electronic engineering from Hanyang University, Korea in 1989, 1991 and 2004, Since 2008, he has been a

chief engineer at Hanwha Systems Co. His research interests include image processing, multi-target detection and tracking, pattern recognition, and their applications.



Young Shik Moon received his B.S. and M.S. degrees in electronics engineering from Seoul National University and Korea Advanced Institute of Science and Technology,

Republic of Korea, in 1982 and 1985, respectively, and his Ph.D. in computer engineering from University of California at Irvine in 1990. He is a professor at Hanyang University, Republic of Korea. His research interests are computer vision and machine learning.