한국컴퓨터정보학회 하계학술대회 논문집 제23권 제2호 (2015. 7)

개선된 Back Projection 기법과 에지맵 보간을 이용한 단일 영상 기반 초해상도 알고리즘

최유정°, 김 윤*
*°강원대학교 컴퓨터정보통신공학과
e-mail : cyj2924@kangwon.ac.kr°, {cyj2924, yooni}@kangwon.ac.kr*

Single Frame Based Super Resolution Algorithm Using Improved Back Projection Method and Edge Map Interpolation

Yu-Jung Choi°, Yoon Kim*
*°Dept. of Computer and Communication Engineering, Kangwon National University

● Abstract ●

본 논문에서는 개선된 고속의 Back Projection 기법과 에지맵 보간을 이용한 단일영상 기반의 초해상도(super resolution) 영상을 생성하는 알고리즘을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 영상의 색채 왜곡을 방지하기 위해 RGB 컬러 도메인에서 HSV 컬러 도메인으로 변경하여 밝기정보인 V만 이용한다. 먼저 잡음제거와 속도 향상을 위해 개선된 고속 back projection을 이용해 영상을 확대 재구성한다. 이와 함께 LoG(laplacian of gaussian) 필터링을 이용하여 에지 맵을 추출한다. 에지의 정보와 back projection의 결과를 이용하여 고해상도 영상을 재구성한다. 제안하는 알고리즘을 이용하여 복원한 영상은 부자연스러운 인공물을 효과적으로 제거하고, blur현상을 줄여 에지 정보를 보정하고 강조해준다. 또한 실험을 통해 제안하는 알고리즘이 기존의 보간법과 전통적인 back projection 결과보다 주관적인 화질이 우수하고 객관적으로 우수한 성능을 나타내는 것을 입증한다.

키워드: 초해상도(Super Resolution), 역투영(Back Projection), 영상확대(Image Magnification)

I. Introduction

최근 영상처리 기술이 여러 산업 분야에서 중추적인 역할을 담당하고 있다. 이렇게 디지털 영상을 디지털 카메라나 휴대기기에 내장되어 있는 카메라와 같은 영상획득 매체의 성능을 더 높이기 위해 저해상도의 영상을 고해상도로 재구성하는 영상처리 기법이 요구된다.

본 논문에서는 빠른 속도를 가지는 초해상도 기법을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 반복적인 연산을 개선하여 한 번의 역투영만 사용해서 영상을 얻는다. 또한 역투영 과정에서 픽셀을 적게 참조하고 빠른 속도를 가진 이중선형 보간법만을 사용한다. 역투영 과정에서 반복을 하지 않아 손실될 수 있는 에지의 정보는 LoG(Laplacian of gaussian)필터를 통해 보정 및 강조해준다. 결과적으로 얻을 고해상도 영상은 각각의 영상에 가중치를 주어 조합함으로써 최적의 결과를 얻는다.

II. Preliminaries

1. Related works

1.1 보간법

영상의 해상도를 확대하기 위해 기존 화소들 사이에 적절한 값을 삽입하는 기술을 보간법(interpolation)이라 한다. 보간법으로는 이웃 보간법(nearest neighbor), 이중 선형보간(linear), 3차회선보간법(cubic convolution) 등과 같은 다양한 방법이 존재한다[1-2]. 이러한 방법들은 낮은 차수 일수록 구조가 간단하며 연산량이 적지만 영상 내 경계부분이 모호해지는 번짐 현상(blurring)이나 계단현상(staircase noise)와 같은 화질의 열화가 필연적으로 나타난다.

1.2 초해상도 기법

고해상도의 영상을 얻기 위한 방법으로는 초해상도 기법(super resolution)이 있다. 초해상도 기법에는 여러 가지가 존재하는데 참조하는 대상에 따라 크게 단일영상 초해상도 기법과 다중 영상 초해상도 기법으로 나뉜다. 단일영상 초해상도 기법은 결과 완성도가 낮지만 상대적으로 연산량이 적고 메모리 사용량이 적다는 장점이 있다.

반면에 다중영상 초해상도 기법은 좋은 성능을 보이지만 여러 장을 참조하므로 복잡도가 높고 연산량과 메모리 사용이 많다.

또한, 초해상도 기법은 복원되는 알고리즘의 특징으로도 분류된다. 학습 기반 방법은 고해상도의 영상에서 저해상도의 영상을 생성하고 특징을 추출한 후 이를 데이터베이스로 구성하여 사용한다[3-4]. 이 방법은 데이터베이스가 커질수록 성능은 좋아지지만 사전에 수행하는 연산이 증가하고 데이터베이스를 구성하는데 어려움이 있다. 복원 기반방법은 저해상도 영상과 재구성한 고해상도 영상의 확대 혹은 축소연산을 통한 오차를 이용하여 역투영하는 방법(back projection)[5-6]과 에지의 기울기를 변형하는 gradient profile prior[7] 등이 있다. 그러나 최적의 오차에 수렴하기 위해 반복적인 연산 등을 하게 되므로 연산량이 증가하는 단점이 있다.

1.3 Back projection 기법

Back projection 기법은 저해상도 영상을 고해상도영상으로 재구성할 때 생기는 오차를 역투영하는 방식이다. 저해상도 영상을 생성하려면 고해상도 영상에 low pass filter와 같은 blurring 효과를 적용하고, 이 영상을 down sampling 하면 된다. 이는 고해상도 영상의 고주파 잡음을 제거하기 위해 수행되며 이러한 과정을 식으로 나타내면 (1)과 같다.

$$I^l = (I^l \otimes g)\downarrow_s \quad (1)$$

여기서 I^l는 저해상도 영상, I^h는 고해상도 영상을 뜻하며, $\otimes$ 는 blurring effect filter g에 대한 convolution 연산자이다. $\downarrow_s$는 스케일링 팩터 s 만큼 down sampling 연산을 나타낸다. 저해상도 영상의 오차를 계산하려면 식 (2)를 이용하고, 오차를 반영함으로써 최종적으로 고해상도 영상을 재구성하고 갱신할 수 있다.

$$Error(I_t^l) = I_t^l - (I_t^h \otimes g)\downarrow_s \quad (2)$$

$$I_{t+1}^h = I_t^h + Error(I_t^h)\uparrow_s \quad (3)$$

I_t^h는 t 횟수만큼 투영과정을 반복한 고해상도 재구성 영상을 의미한다. 위의 식에서 I^h 는 최종적으로 나오는 고해상도 결과 영상이지만 실제로는 존재하지 않는다. 따라서 고해상도 영상을 구하기위해서는 I^l을 근거로 업 샘플링 한 임시 영상 I^h가 필요하다. 아래의 식은 I^h을 정의한 것이다.

$$I^h = (I^l)\uparrow_s \otimes p \quad (4)$$

이 식에서 $\uparrow$ 는 업 샘플링을 연산을 뜻하고, p는 back projection 커널이다. 최종적인 식을 나타내면 아래와 같다.

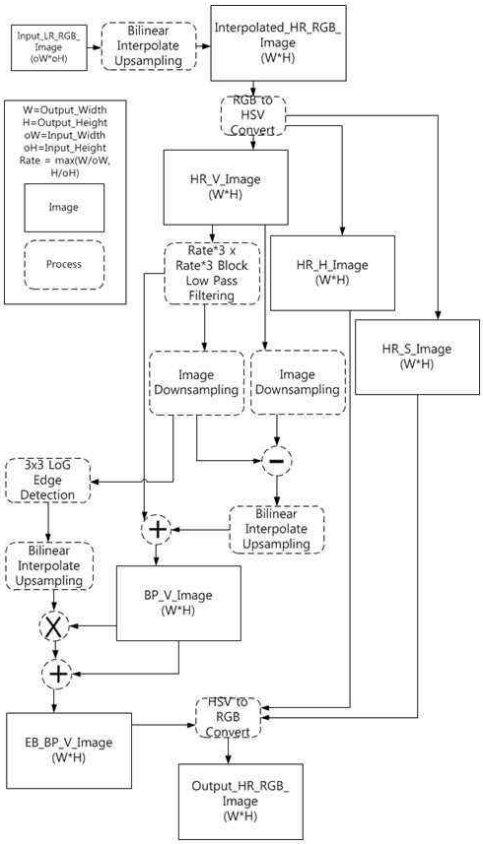
$$I_{t+1}^h = (I_t^l + (I_t^l - (I_t^h \otimes g)\downarrow_s))\uparrow_s \otimes p \quad (5)$$

식 (5)를 보면 원본 저해상도 영상에 이중선형 보간법을 이용하여 고해상도 영상을 임시로 구성한다. 이 영상을 블러링 마스크를 이용해 필터링하고 거리가중치를 적용하여 다운 스케일링 한다. 이렇게 구한 저해상도 영상과 원본 저해상도 영상의 오차를 구해 그 오차를 다시 원본 저해상도 영상에 더해주어 이를 또 이중선형보간법을 이용해 확대하는 과정을 거친다. 이렇게 반복하는 과정을 거침으로써 고해상도 영상을 재구성할 수 있다.

III. The Proposed Scheme

본 논문에서 제안하는 알고리즘의 블록도는 Fig. 1과 같다. 개선된 back projection 초해상도 기법 재구성 과정과 edge boosting을 위한 에지맵 보간 과정으로 나뉜다. 위의 과정을 수행한 영상들을 통해 결과영상을 도출한다.

back projection 과정으로 먼저 영상을 확대하고 컬러 도메인을 HSV로 변환한다. HSV에서 V값을 사용하여 과정을 진행한다. edge boosting 과정은 V값에 blurring 필터가 적용된 영상을 이용하여 과정을 진행한다.



Block diagram of propsed algorithm

2. 개선된 Back Projection

기존의 Back Projection 기법에서 연산의 마스크 사이즈와 스케일링 팩터를 기반으로 개선된 알고리즘을 제안한다. 전통적인 back projection 기법은 결과에 수렴하도록 반복과정을 거쳐 성능을 높이지만 이는 시스템에 부하로 작용하고, 실시간 처리 시 문제가 있다. 식 (3)과 (4)에서 원본 저해상도 영상이 가지고 있는 잡음도 같이 업 샘플링이 될 수 있어 이를 반영한 잡음을 제거한 식은 아래와 같다.

$$I_{up}^h = I_t^l\uparrow_s \otimes p \quad (6)$$

$$I_{t+1}^h = (((I_{up}^h \otimes g)\downarrow_s) - I_{up}^h\downarrow_s)\uparrow_s \otimes p) + (I_{up}^h \otimes g) \quad (7)$$

식 (7)의 $I_{up}^{h} \otimes g$는 잡음을 제거한 고해상도 영상을 나타낸다. 이 알고리즘은 한 번의 역투영 과정으로 잡음이 효율적으로 제거된 결과 영상을 도출할 수 있다.

3. Edge boost를 위한 에지맵 보간

저해상도 영상에서 고해상도 영상으로 재구성 시에 고주파 영역에서 잡음이 생성되어 부자연스럽게 보인다. 제안하는 알고리즘은 위 과정을 효과적으로 보정하여 자연스러운 영상을 생성할 수 있다.

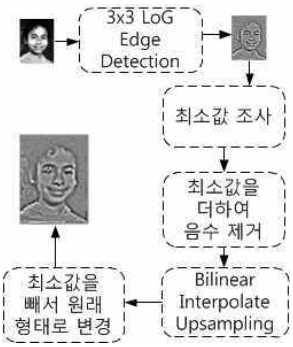
3.1 Laplacian of Gaussian 필터링을 통한 에지 검출

본 논문에서는 에지맵을 재구성하기 위해 잡음에 강한 2차 미분 에지 검출기인 LoG필터를 이용하였다. 필터의 사이즈는 3x3이고, 마스크 계수는 아래 그림과 같다.

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

LoG filter mask

3.2 정규화를 통한 Edge Map 재구성



Reconstruction process of edge map

생성된 에지맵을 고해상도로 재구성하기 위해 에지맵의 음수를 제거해야 한다. 따라서 에지맵의 최소값이 0이 되도록 양의 방향으로 수평 이동하고 보간 과정을 거친 후 앞에서 이동한 만큼 다시 음의 방향으로 수평 이동한다. 보간 과정에서는 이중선형 보간법을 이용한다. Fig. 3에서 위와 같은 과정을 나타낸다.

4. 스케일링 팩터를 고려한 가변 mask filtering

제안하는 알고리즘 에서는 영상의 변환 비율에 따라 적응적인 마스크 사이즈를 설정하여 필터링에 적용하게 되면, 영상의 주파수 성분을 고려하여 필터링 할 수 있어서 보다 나은 성능을 가질 수 있다. 영상의 변환 비율을 구하려면 아래의 식과 같다.

$$Rate = \max(W/OW, H/OH) \quad (8)$$

위 식에서 W와 H는 고해상도 영상의 가로와 세로 크기이며, OW와 OH는 원본 저해상도 영상의 가로와 세로크기를 의미한다. 이렇게 변환비율을 구한 후 blurring filter g의 마스크 크기를 아래와 같이 나타낼 수 있다. $Size_{Mask}$는 g의 가로, 세로 크기의 마스크 사이즈를 의미한다.

$$Size_{Mask} = (Rate \times 2) - 1 \quad (9)$$

5. 영상 재구성

결과 영상은 개선된 back projection으로 생성된 영상에 에지맵을 혼합함으로써 재구성된다. 평탄한 영역은 자연스럽게 복원하고, 경계 영역은 효과적으로 복원되고 강조된 고해상도 영상으로 생성된다.

$$V = result + (result \times edge/\gamma) \quad (10)$$

위의 식에서 V는 최종적인 픽셀 단위 밝기 값이고, result는 식 (7)의 I_{t+1}^{h} 영상의 픽셀 값이다. edge는 에지맵 영상의 픽셀 값이고 γ은 문턱값으로 에지맵이 적용되는 비율을 결정한다.

IV. Conclusions

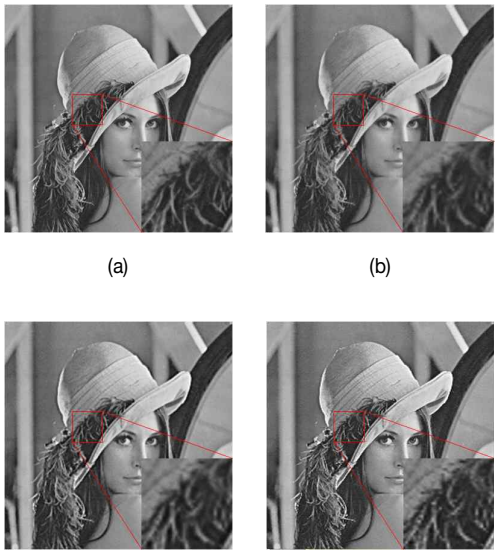
본 논문에서는 제안된 알고리즘의 성능평가로 객관적 성능과 주관적 화질에 대해 평가하였다. 256x256의 해상도를 가지는 그레이 영상을 사용하였고 실험에 사용된 스케일링 팩터 s는 2이며, γ는 512로 설정하였다. 객관적인 성능평가는 원본과의 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio) 단위로 측정하였다.

PSNR comparison both images and methods

	Bicubic	Conventional BP	Proposed method
Barbara	32.88	31.55	36.50
Bridge	28.86	27.84	31.16
Church	32.25	31.16	35.22
Couple	26.11	25.39	27.13
Girl	30.80	30.03	32.74
Lena	29.81	28.97	31.54
Pepper	29.56	28.64	30.55
Smpte	14.13	14.04	14.80

Run-times comparison of methods

	Bicubic	Conventional Bp	Proposed method
Image size (256x256)	133 ms	8946 ms	250 ms



(a) (b)

(c) (d)

Subjective quality comparison on enlarged "Lena" (a) Original (b) Bicubic (c) Back projection (d) Proposed

Table 1에서 제안하는 알고리즘이 기존의 Back projection보다 높은 PSNR을 도출하였다. Fig.5 에서도 에지부근에서 선명한 화질의 영상을 얻을 수 있는 것을 확인하였다. Table 2에서도 실행시간이 전통적인 Back projection 보다 매우 축소 된 것을 확인 하였다.

References

[1] J.P. Allebach and P.W. Wong, "Edge-directed interpolation", In ICIP, 1996.

[2] R. G. Keys, "Cubic convolution interpolation for digital image processing," IEEE Trans. Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol.29, pp.1153-1160, 1981.

[3] W.T. Freeman, T.R. Jones, and E.C. Pasztor, "Example-based super resolution," IEEE Computer Graphics and Applications, Vol.22, pp.56-65, 2002.

[4] Y. Jianchao, W. John, H. Thomas, and M. Yi. "Image super-resolution as sparse representation of raw image patches," In CVPR, 2008.

[5] M. Irani and S. Peleg, "Motion analysis for image enhancement: Resolution, occlusion and transparency," JVCIR, 1993.

[6] S. Baker and T. Kanade, "Limits on super-resolution and how to break them," IEEE Trans. on PAMI, Vol.24, pp.1167-1183, 2002.

[7] J. Sun, J. Sun, Z. Xu, and H.Y. Shum, "Image super-resolution using gradient profile prior," In CVPR, 2008.