

ADRC 기반 영상 확대 기법과 영상 융합을 이용한 적외선 영상 개선 기법

김용준, *송병철
인하대학교
*bcsong@inha.ac.kr

Infrared Image-enhancement Technique using ADRC based Super-resolution and Image Fusion

Yong Jun Kim and Byung Cheol Song
Inha University

요 약

일반 영상의 영상확대를 위한 다양한 알고리즘이 존재한다. 하지만 적외선 열화상 영상의 경우 일반영상과 다른 특성을 가지고 있기 때문에 적외선 영상을 위한 영상 확대 알고리즘이 필요하다. 따라서 적외선 영상이 일반영상에 비해 디테일이 없다는 특성을 고려하여 복잡한 알고리즘을 적용시키기 보다는 ADRC 와 같은 단순한 분류 기법을 활용하여 LR-HR 패치를 분류하고 학습된 데이터를 이용하여 영상확대 알고리즘에 적용하였다. 알고리즘의 성능 향상을 위해 학습과정에 전처리 과정을 추가하여 합성과정에서 추가적인 연산량의 증가 없이 확대 영상의 선명도를 향상시키고자 하였다. 또한 확대된 적외선 영상이 동일 해상도의 가시광영상에 비해 선명도가 떨어진다는 점을 고려하여 확대된 적외선 영상에 가시광영상의 고주파 정보를 합성시켜 이전보다 영상의 선명도를 더 향상시키고자 하였다. 이와 같은 방법으로 영상 확대 알고리즘만 수행하였을 때 통상적인 영상확대 기법인 bi-cubic interpolation 기법보다 JNB 수치가 평균 0.0727 만큼 높은 결과를 확인할 수 있었고 가시광영상과 융합하였을 때 이전보다 평균 0.0742 만큼 더 선명해진 영상을 얻었다.

1. 서론

Infrared(IR) 열화상 영상은 감시분야에서 주로 활용되는 영상으로 과거에는 주로 군사용 목적으로 사용되거나 산업용으로 많이 사용되었지만 최근에는 활용폭이 증가하여 자율주행 기술에서 야간물체 인식에 활용되고 있다. 물체에 대한 인식률을 높이는데 영상의 화질이 중요한 요소인데 저가의 적외선 센서를 사용할 경우 저화질, 저해상도의 영상을 획득할 수 밖에 없다. 그러나 적외선 센서는 해상도에 따라 가격 차이가 크기 때문에 생산 단가 측면에서 고해상도 적외선 센서를 채택하는데 어려움이 있다. 이를 해결하기 위한 방법 중 하나로 저해상도 적외선 센서로 획득한 영상을 upscaling 과정을 통하여 고해상도로 확대하는 방법을 고려할 수 있다.

본 논문에서는 적외선 영상이 일반영상에 비해 디테일은 거의 없고 에지 위주의 단순한 영상이라는 특징을 고려하여 adaptive dynamic range encoding(ADRC) [1]기법과 같은 단순한 분류 기법을 이용하여 패치를 추출하고 학습과정을 진행하였다. 또한 학습과정에서 HR 영상에 adaptive unsharp masking(AUM) [2]으로 전처리 과정을 추가하여 이전보다 고주파 정보를 더 강화시켜 영상 확대 알고리즘의 효과를 극대화 하고자 하였다. 하지만 이러한 기법으로 확대시키더라도 확대된 적외선 영상은 동일 해상도의 일반 가시광영상에 비해 에지가 블러되어 선명도가 상당히 떨어지는 경향이 있었다. 따라서 우리는 저해상도의 적외선 영상을 ADRC 기반의 영상확대 알고리즘으로 확대시키고 확대된 적외선 영상에 동일 해상도의 일반 가시광영상의 고주파 정보를 추출하여 합성시키는 기법을 제안한다.

본 논문은 다음과 같이 구성하였다. 2 절에서 제안하는 알고리즘에 대한 설명을 하고, 3 절에서는 알고리즘 성능을

실험을 통해서 확대된 적외선 영상의 선명도가 향상되는 것을 확인한다. 끝으로 4 절에서는 본 논문에 대한 결론을 맺는다.

2. 제안 알고리즘

제안 알고리즘은 크게 영상 확대과정과 영상 융합과정으로 나뉜다. 먼저 영상 확대 과정에 대해 보면 ADRC 을 기반한 기법이며 학습 과정에서 LR 패치에서 9bit 패턴 추출하여 학습을 진행한 후 같은 방법으로 정합과정에서 패턴을 추출하여 매칭된 패턴의 필터 값을 호출하여 영상을 확대하는 방식으로 알고리즘에 적용하였다. 패턴을 추출하는 방법은 식 (1)과 그림 1 과 같이 나타낸다. 5x5 LR 패치에서 9bit 패턴을 그림 1 의 순서로 추출하며 식 (1)을 통해 이진값을 결정하여 최종적으로 9bit 코드를 추출하여 5x5 LR 패치와 HR 패치를 매칭시켜 필터값을 생성하여 해당 class 에 저장한다.

$$ADRC_{p,r} = \sum_{p=0}^{P-1} S(X_{r,p} - \mu_r) \cdot 2^p, \quad S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

식 (1)에서 $X_{r,p}$ 는 그림 1 의 선택된 9 개의 픽셀값을 의미하며 μ_r 는 9 개 픽셀의 평균값을 나타낸다.

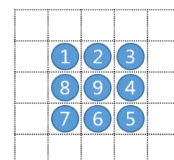


그림 1. 패턴 추출 방식

서론에서 언급한 적외선 영상의 특성을 고려했을 때 영상을 전체를 처리하는 것보다 에지 영역 중심으로 처리하는 것이 알고리즘 상 더 효율적인 방법이다. 하지만 이와 같은 방법으로 처리하여도 영상의 선명도 측면에서 효과가 두드러지게 나타나지 않는 것을 볼 수 있었다. 따라서 학습과정에서 미리 HR 영상에 일반적으로 edge enhancement 에 사용되는 방법인 AUM 을 전처리 과정으로 수행하여 선명도 향상 효과를 이루고자 하였다. 학습 과정에서 전처리가 이루어 지기 때문에 연산량 추가 없이 적외선 영상의 선명도를 향상시킬 수 있다는 점에서 장점을 가진다. 앞서 설명한 것처럼 학습데이터인 HR 영상에 전처리 과정을 수행하고 나면 LR-HR 패치들간의 상관관계를 이용하여 2D FIR filter 로 이루어진 DB 를 생성한다. 이후 만들어진 DB 를 입력 LR 패치에 대해 적용시켜 매칭된 FIR filter 을 통해 HR 로 복원시킨다.

다음 과정으로 영상 융합과정에서는 위와 같은 방법으로 확대된 적외선 영상과 가시광영상을 이용하여 gradient 기반의 영상 정합기법 [3]을 이용하여 확대된 적외선 영상과 가시광영상을 정합시킨다. 정합된 결과를 가지고 우리는 두 영상의 edgeness [3]를 측정하고 edgeness 값이 사전에 정해놓은 문턱치를 만족할 경우 가시광영상에서 고주파 정보를 추출하여 확대된 적외선 영상에 합성시킨다. 고주파 정보를 찾는 과정은 다음과 같다. 적외선 영상과 가시광영상이 완벽히 정합되었다고 가정하고, 적외선 영상과 가시광영상의 관계를 식(2)와 같이 정의한다.

$$x_{IR}(k,l) = aH_{\sigma}x_{VIS}(k,l) + b \quad (2)$$

여기서 x_{IR} 와 x_{VIS} 은 (k,l) 을 중심으로 하는 적외선 영상과 가시광영상의 패치이다. H_{σ} 은 σ 을 표준편차로 갖는 Gaussian blur kernel 이고, a 와 b 는 각각 어파인 모델의 scale 과 offset 이다. 이후 식(3)와 같이 스케어 에러를 최소화시키는 a, b 를 찾는다.

$$E(a,b) = \|x_{IR}(k,l) - (aH_{\sigma}x_{VIS}(k,l) + b)\|_2^2 + \lambda |a|^2 \quad (3)$$

마지막으로 식(3)를 통해 얻어진 a' , b' 을 식(4)에 적용시켜 고주파 정보를 추출한다.

$$h(k,l) = a'x_{VIS}(k,l) + b' - x_{IR}(k,l) \quad (4)$$

이렇게 얻어진 고주파 정보를 식(5)을 이용하여 영상 확대 알고리즘으로 확대된 적외선영상에 합성해 준다.

$$O(k,l) = x_{IR}(k,l) + G \cdot h(k,l) \quad (5)$$

여기서 O 는 출력영상을 나타내고, G 는 gain 값을 h 는 가시광영상으로부터 얻은 고주파 정보를 의미한다.

3. 실험 결과

실험영상은 적외선 영상과 가시광영상의 정합에 사용된 dataset [4]을 다운받아 사용하였으며, 정합이 잘 이루어진 5 개의 영상으로 실험하였다. 또한 학습과정에서 사용한 HR 영상은 1920x1080 크기의 일반영상 6 개를 가지고 학습하였다. 학습 후 481 개의 class 가 생성되었다. HR 이미지에 적용시킨 AUM 의 선명도의 정도를 결정하는 임계값은 7.49 이고 gain 값은 각각 1, 3, 2 로 설정하였다. 또한 영상확대 과정에서 에지 판별은 5x5 블록의 센터 중심으로 3x3 블록의 분산을 계산하여 판별하였고 문턱치는 5 으로 결정하였다. 영상융합에서 edgeness 의 문턱치는 0.1, σ 는

1.0 그리고 G 는 2 로 고정하였다. 비교 기법으로는

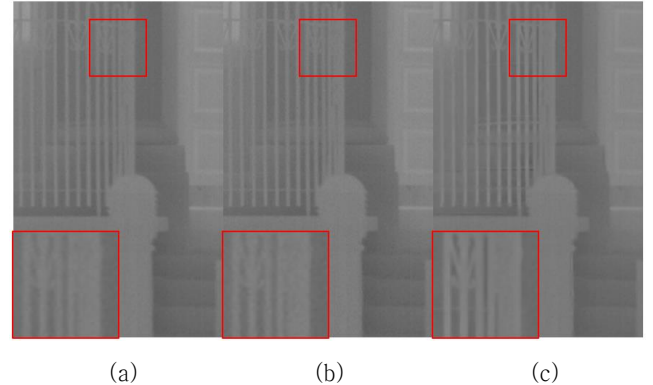


그림 2. 실험결과 (a) Bi-cubic (b) SR 만 수행한 결과 (c) SR+융합 결과

일반적으로 사용되는 선형 기법인 Bi-cubic 기법과 비교하였다. 결론적으로 그림 2 에서 볼 수 있듯이 bi-cubic 기법 대비 주관적 화질측면에서 제안 기법으로 수행한 방법이 영상이 더 선명하다는 것을 볼 수 있다. 또한 영상의 선명도를 측정하는 정량적 비교 방법인 JNB [5]에서도 단순히 SR 알고리즘만 적용시켰을 때 bi-cubic 기법 대비 평균 0.0737 정도 높게 측정되는 것을 확인하였으며, 가시광영상과 융합하였을 때 이전보다 평균 0.0742 만큼 높아진 확인하였다.

4. 결론

위 결과에서 볼 수 있듯이 제안한 ADRC 기반의 영상확대 알고리즘 및 영상 융합 알고리즘을 적용시켰을 때 비교기법 대비 성능이 주관적 화질 및 정량적 평가 측면에서 더 우수하다는 것을 확인 할 수 있다. 하지만 영상 융합 알고리즘의 경우 최적의 a, b 를 얻는 과정에서 많은 연산이 필요하다는 단점이 있어 이를 고속화시킬 수 있는 방안이 필요하다.

참고문헌

[1] T. Kondo, and K. Kawaguchi, "Adaptive dynamic range encoding method and apparatus," US-patent 5,444,487, Aug. 1995.
 [2] Polesel A, Ramponi G, Mathews VJ. Image enhancement via adaptive unsharp masking. IEEE Trans Image Process, 2000
 [3] J. H. Lee, Y. S. Kim, D. Lee, D. G. Kang and J. B. Ra., "Image and Video Upscaling from Local Self-Examples", ACM T. Graphics, Vol. 17, NO. 4, 2010
 [4] Nigel J. W. Morris et al., "Statistics of Infrared Images", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007
 [5] R. Ferzli and L. J. Karam, "A no-reference objective image sharpness metric based on the notion of just noticeable blur (JNB)," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 18, no. 4, pp. 717-728, April 2009.