

방향성 정보와 적응적 언샐 마스크를 이용한 영상의 화질 개선

이 임 건*

Image Contrast Enhancement using Adaptive Unsharp Mask and Directional Information

Imgeun Lee *

요 약

본 논문에서는 영상의 명암대비(contrast)를 개선시키는 언샐 마스크 방법을 제안한다. 언샐 마스크는 이미지가 가지고 있는 에지와 디테일 정보를 개선시키는데 일반적인 샤프닝 마스크 보다 효과적이기에 이에 관한 많은 연구가 있었다. 제안하는 방법은 방향성 정보를 이용한 블록 단위의 언샐 마스크 방법으로 영상을 블록 단위로 분할하고 DCT(Discrete Cosine Transform)를 이용하여 각 블록에서 패턴의 방향성 정보를 얻어낸다. DCT 결과로부터 해당 블록들의 방향성 타입을 결정하고 이에 따라 언샐 마스크를 적응적으로 적용한다. 블록의 분류는 평탄영역, 텍스처, 에지 그리고 나머지 형태로 구분되어 진다. 평탄 영역에 속하는 블록은 잡음에 의한 영향을 줄이기 위해 언샐 마스크를 적용 하지 않으며 텍스처와 에지 영역에 대해서는 고주파 성분을 강조하기 위해 블록 타입에 맞는 적응적 언샐 마스크를 적용 한다. 실험을 통하여 영상에서 평탄 영역은 잡음에 의한 훼손을 줄이며 에지들이 포함된 텍스처 영역은 적응적으로 강조하여 시각적으로 우수한 명암대비 개선 결과를 얻을 수 있었다.

▶ Keyword : 언샐 마스크, 명암대비 개선, 영상개선, 방향성정보

Abstract

In this paper, the novel approach for image contrast enhancement is introduced. The method is based on the unsharp mask and directional information of images. Since the unsharp mask techniques give better visual quality than the conventional sharpening mask, there are much works on image enhancement using unsharp masks. The proposed algorithm decomposes the image to several blocks and extracts directional information using DCT. From the geometric properties of the block, each block is labeled as appropriate type and processed by adaptive unsharp mask. The masking process is skipped at the flat area to reduce the noise artifact, but at the texture and edge area, the adaptive unsharp mask is applied to enhance the image contrast based on the edge direction. Experiments show that the proposed algorithm produces the contrast enhanced images with superior visual quality, suppressing the noise effects and enhancing edge at the same time.

▶ Keyword : unsharp mask, contrast enhancement, image enhancement, directional information

• 제1저자 : 이임건
• 투고일 : 2010. 08. 07, 심사일 : 2010. 11. 23, 게재확정일 : 2010. 12. 14.
* 동의대학교 영상정보공학과(Dept. of Visual Information Eng., Dongeui University)

I. 서론

일반적으로 영상의 명암대비를 개선시키는 방법은 두 가지 부류로 나뉜다[1]. 첫 번째는 영상의 통계적 정보를 이용하여 각 화소의 값을 개별적으로 수정하는 것이다. 이러한 부류에는 히스토그램 균등화(histogram equalization)와 같은 방법이 속하며 출력화소의 회소값들이 균등한 분포를 갖도록 입력 화소값을 사상(mapping)시키게 된다. 또 다른 부류는 영상에서 고주파와 저주파 성분을 분리해 내고 이들 각 성분에 따라 가중치를 달리하여 재결합함으로써 명암대비를 개선시키는 방법이다. 언샐 마스크(unsharp mask)를 이용한 필터링 기법이 이 범주에 속하며 저주파 영역에 비해 고주파 영역을 보다 강조함으로써 영상의 시각적 화질을 개선시킬 수 있다.

선형 언샐 마스크(linear unsharp mask)는 원영상에 고주파를 강조한 영상을 더하여 에지와 디테일 정보를 강조한다. 이 방법은 개념이 단순하고 간단히 구현 할 수 있다는 장점이 있어 명암대비를 개선하는 방법으로 종종 사용되어져 왔으나 몇 가지 단점이 존재 한다. 우선 고주파 영역의 강조를 위해 선형 고주파 통과 필터를 사용하기 때문에 영상의 잡음에 매우 민감하게 반응한다. 또한 상대적으로 높은 명암대비를 가지는 영역을 낮은 명암대비를 가지는 영역에 비해 많이 개선시키기 때문에 시스템 통과 후 원치 않는 오버슈트(overshoot)가 발생 할 수 있다.

언샐 마스크의 잡음에 대한 민감도를 억제하기 위한 방법으로 선형 고주파 통과 필터 대신 단순한 2차 필터를 이용하거나[2] 비선형 필터를 이용하는 방법이 제안되기도 하였다[3]. 이들 구조의 주된 장점은 처리 과정에서 마스크가 영상의 에지에 걸쳐 있지 않은 경우 고주파 통과 필터의 작용을 억제하여 선명도를 제어한다는 것이다. 따라서 시스템은 입력 영상의 평탄 영역에 존재하는 잡음에 덜 민감하게 된다. 그러나 이들 방법 또한 입력의 변화량을 증폭시키므로 평탄영역에서 잡음에 의한 개선 손실이 여전히 존재하게 되고 또한 영상 텍스처의 복잡도에 무관하게 동일한 처리를 수행하게 되어 비효율적이다. 즉, 동일 정도의 개선 요소를 적용하는 경우 중간 주파수 영역의 개선에 중점을 두면 고주파 영역에서 오버슈트 현상이 발생하기 쉬우며 반대로 고주파 영역을 적절히 개선시키면 중간 대역의 개선 효과가 미비하게 된다.

적응적 언샐 마스크(Adaptive Unsharp Mask)는 이러한 문제점을 제어 요소를 이용하여 개선의 정도를 조절함으로써 해결하였다[4]. 적응적 언샐 마스크는 영상에서 가로와 세로 방향의 리플라시안 필터링 결과로 에지 영상을 얻고 이를

바탕으로 활동도(dynamics)를 계산하여 개선의 정도를 제어한다. 그러나 이 방법에서의 언샐 마스크는 영상에서의 텍스처의 구조와 상관없이 적용되어 에지에서의 끌림 현상(trailing artifact)나 울림 현상(ringing artifact)와 같은 웨손 패턴이 발생한다는 단점이 있다.

본 논문에서는 앞서 나타나는 문제점들을 보완하기 위해 영상의 개선 과정에 있어 영상을 특정 크기의 블록으로 분할한 다음 각 블록에 표현된 텍스처에 따라 이를 구분한 뒤 가장 적합한 명암대비 개선 방법을 적용하는 비선형적인 구조를 제안한다. 이에 사용 되는 필터는 개선된 언샐 마스크로서 적응적 언샐 필터에 텍스처의 정보를 이용할 수 있는 구조를 포함한 형태이다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 기존의 언샐 마스크의 개요와 장단점을 서술하고 3장에서는 DCT를 이용하여 각 블록에서 방향성 정보를 추출하는 방법과 이를 이용한 적응적 언샐 마스크를 제안하였다. 4장에서 제안하는 알고리즘의 성능을 실험을 통하여 분석하고 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

II. 적응적 언샐 마스크

일반적인 선형 언샐 마스크 알고리즘에서 입력 영상 $x(n,m)$ 에 대해 명암대비가 개선된 영상 $y(n,m)$ 는 아래의 식으로 구할 수 있다. 인덱스 n 과 m 은 각각 영상 화소의 행과 열을 나타낸다.

$$y(n,m) = x(n,m) + \Lambda^T(n,m)Z(n,m) \dots\dots\dots (1)$$

$$Z(n,m) = [z_x(n,m), z_y(n,m)]^T$$

$$\Lambda(n,m) = [\lambda_x(n,m), \lambda_y(n,m)]^T$$

여기서 $z_x(n,m)$ 과 $z_y(n,m)$ 은 영상에서 가로와 세로방향에 대한 고주파 통과 리플라시안 필터의 출력 영상이며 $\lambda_x(n,m)$ 과 $\lambda_y(n,m)$ 는 각 방향에 대한 명암대비 개선의 정도를 제어하는 양수의 스케일링 요소이다. 참고문헌 [4]에서는 이 제어 파라미터를 영상 화소의 활동도를 이용하여 적응적으로 제어하는 구조를 제안하였다. 이 방법은 우선 각 화소에 대해 3x3의 리플라시안 연산자 $g(\cdot)$ 를 취하여 활동도를 정의하였으며 다음의 식 (2)과 같이 지역 활동도를 계산하였다.

$$g_y(n,m) = g_x(n,m) + g_{(\Lambda^T Z)}(n,m) \dots\dots\dots (2)$$

입력 영상의 명암대비를 원하는 수준으로 개선하기 위한

목표 활동도 $g_d(n, m)$ 은 입력 영상의 통계적 특성을 이용하여 각 화소의 활동도 레벨을 평탄 영역, 중간 영역, 고주파 대역의 세 분류로 나누고 각 대역에 대한 분산 이득 α 를 조정하여 계산된다.

$$g_d(n, m) = \alpha(n, m)g_x(n, m) \dots\dots\dots (3)$$

출력 영상을 화질의 선명함이라는 관점에서 보았을 때 고주파 대역 보다는 중간 대역의 명암대비를 강조하는 것이 명암대비의 개선 효과가 크다. 또한 고주파 대역의 명암대비를 강조할 경우 끝림이나 울림 현상과 같은 원치 않는 훼손이 발생할 가능성이 높다. 적응적 언샐 마스크 알고리즘은 평탄영역의 화소 활성도는 그대로 두고 높은 명암대비를 가지는 영역은 약간의 개선만을, 중간정도의 명암대비를 가지는 영역은 가장 많은 개선을 적용함으로써 효과적으로 영상의 명암대비를 강조하여 줄 수 있다.

실제 활동성 척도와 목표 활동성 사이의 차이를 이용하여 다음의 비용함수를 얻는다. 여기서 $E[\cdot]$ 는 통계적 기대치를 의미한다.

$$E[e^2(n, m)] = E[(g_d(n, m) - g_y(n, m))^2] \dots\dots\dots (4)$$

필터의 적응 구조는 식 (2)에서 측정된 실제 활동도와 목표 활동도 사이의 오차인 식 (4)를 줄이기 위해 Gauss-Newton 적응 알고리즘을 이용하여 λ 를 재귀적으로 조절한다. 스케일링 벡터 $\lambda(n, m)$ 은 가로축의 방향으로 스캔되면서 재귀적으로 갱신된다.

하지만 기존의 적응적 언샐 마스크 알고리즘[4]은 단일 방향만을 고려한 $\lambda(n, m)$ 의 적응 방식으로 영상의 방향성이 고려되어 있지 않다. 이는 적응적 갱신 방향과 다른 방향의 에지를 가지는 영역에서의 개선 효과가 적고 끝림이나 울림 현상이 발생 하여 출력 영상에서의 훼손이 발생할 수 있다는 것을 의미한다.

그림 1은 단일 방향 갱신 구조에서 발생하는 훼손 현상의 예로 에지방향에 맞는 적응 구조를 가질 경우에는 깨끗한 출력영상을 얻을 수 있지만 그렇지 못할 경우는 출력영상이 훼손되는 것을 볼 수 있다. 그림 1(a)는 가로방향의 에지가 주된 영상 부분에 대해 기존의 적응적 언샐 마스크를 적용한 결과이며 갱신 구조가 세로방향인 경우 가로방향 갱신구조에 비해 화질이 열화됨을 알 수 있다. 반대로 그림 1(b)는 세로방향 에지가 주를 이루고 있으며 세로방향 갱신이 아닌 가로방향 갱신에서 끝림 현상이 나타나고 있다.

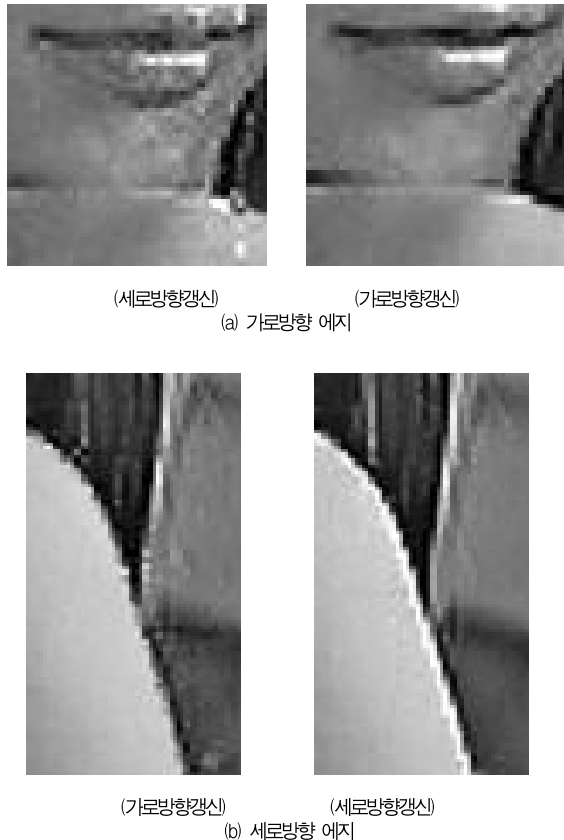


그림 1. 단방향 적응 언샐 마스크의 문제점
Fig. 1. Artifacts of uni-directional Adaptive Unsharp Mask

위의 그림에서 보는 것과 같이 적응 방향외의 에지에서의 끝림이나 울림 현상은 출력 영상에서의 심각한 훼손을 초래한다. 이는 단일 방향 갱신 구조가 가지는 단점으로 적응필터의 계산이 입력 벡터에 대해 재귀적인 방법으로 계산되기 때문이다. 만약 에지부분에서 스케일 벡터 λ 의 갱신이 끝난 다음 평탄한 영역을 필터링하는 경우 이전의 큰 갱신값이 적응 필터의 재귀적 계산에 입력되어 평탄 영역 일지라도 영향을 받게 된다. 반대로 평탄한 영역인 경우 활성도를 조정하지 않은 스케일 벡터 λ 는 활성도가 높은 다음 화소에서 명암대비를 강조할 만큼의 갱신값을 만들어 내지 못할 수도 있다.

이를 효과적으로 보완하기 위해서는 각 에지의 방향에 따른 적응 구조가 필요하다. 본 논문은 영상의 각 영역에 대한 방향성을 판단하고 이에 따라 $\lambda(n, m)$ 적응 방향을 판단하는 구조를 제안 한다. 다음 장에서는 영상의 방향성을 판단하기 위한 방법과 그에 따라 개선된 알고리즘을 설명 하였다.

III. 방향성 정보를 이용한 영상 개선

영상의 방향성을 고려한 효과적인 개선을 위해서는 영상에서 주된 에지 정보를 분석하여 에지의 방향성을 분류해야 한다. 일정 영역에서의 에지의 지역적 방향성은 주파수 성분의 비를 이용하여 결정할 수 있다. 본 논문에서는 DCT를 수행하고 각 계수의 비를 이용하여 에지의 지역적 방향성을 결정한다. 각 지역의 방향성이 결정되면 방향성을 고려한 적응적 구조로 명암대비의 계인을 재귀적으로 갱신한다.

1. DCT 계수를 이용한 방향성 분석

영상에서 각 지역별 주된 방향성을 판별하기 위해 영상을 작은 단위의 블록으로 분할한다. 블록의 크기가 크지 않다면 블록내의 주 방향성은 일정하다고 가정한다. 본 논문에서는 가로 세로 8x8 화소 크기의 블록을 이용한다. 블록 내 방향성의 분석은 공간영역이나 주파수 영역에서 이루어질 수 있으나 본 논문에서는 DCT 계수를 이용한 주파수 영역에서의 분석을 이용한다. 각각의 DCT 계수 D_{ij} 는 64개의 기저함수의 선형결합으로 이루어져 있으며 블록의 방향성은 이들 DCT 계수의 상대적인 크기를 이용하여 얻을 수 있다[5].

DCT 계수들의 위치적 특성을 분석함으로써 계수들을 몇 개의 그룹으로 나눌 수 있다. 변환계수의 DC 성분으로부터 4x4 크기의 계수, 즉 D_{ij} , $i = 0, \dots, 3$, $j = 0, \dots, 3$ 를 저주파 성분계수 $G_{lowFreq}$ 로 정의한다. 첫 번째 행인 D_{0j} , $j = 0, \dots, 7$ 는 세로방향 에지의 세기를 표현하고 있으며, 첫 번째 열인 D_{i0} , $i = 0, \dots, 7$ 는 가로방향 에지를 표현하고 있다. 이들을 각각 $G_{verEdge}$, $G_{horEdge}$ 라 한다. 그리고 수직 수평 성분의 에지만을 포함하는 그룹을 $G_{simpleEdge}$ 라 한다. 마지막으로 남아있는 나머지 계수들은 고주파 성분을 표현하는 $G_{highFreq}$ 그룹으로 나누며 모든 64개의 계수들을 포함하는 그룹을 G_{total} 로 정의한다. 또한 계수들의 각 그룹에서 계수의 자승합을 이용하여 에너지를 계산하고 이를 각각 $E_{lowFreq}$, $E_{simpleEdge}$, $E_{horEdge}$, $E_{verEdge}$, $E_{highFreq}$ 그리고 E_{total} 은 해당되는 그룹의 전체 에너지로 정의한다. 각 블록은 이들 에너지가 전체 에너지에서 차지하는 상대적인 비를 이용하여 식 (5)와 같이 정규화 시킨다.

$$A_{DC}(i,j) = \frac{DC(i,j)}{E_{total}(i,j)}$$

$$A_{simpleEdge}(i,j) = \frac{E_{simpleEdge}(i,j)}{E_{total}(i,j)}$$

$$A_{lowFreq}(i,j) = \frac{E_{lowFreq}(i,j)}{E_{total}(i,j)}$$

$$A_{highFreq}(i,j) = \frac{E_{highFreq}(i,j)}{E_{total}(i,j)}$$

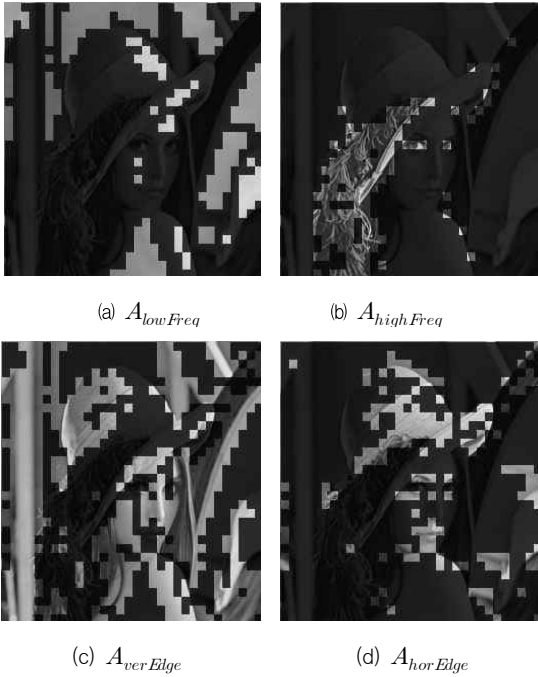
$$A_{verEdge}(i,j) = \frac{E_{verEdge}(i,j)}{E_{total}(i,j)}$$

$$A_{horEdge}(i,j) = \frac{E_{horEdge}(i,j)}{E} \dots\dots\dots (5)$$

여기서 h 와 w 는 각각 가로와 세로 방향으로의 블록의 개수이며 i 와 j 는 블록의 인덱스를 의미한다. 식 (4)에 의해 각 영역의 에너지는 0과 1 사이의 값으로 제한된다.

블록의 방향성 분류 과정은 결정 트리로 설명 된다. 먼저 결정해야 할 블록은 A_{DC} 를 이용하여 평탄한 블록과 텍스처가 복잡한 블록으로 구분한다. DC 영역의 에너지가 블록의 전체 에너지의 대부분을 차지하면 이 블록은 계조도의 변화가 부드러운 영역일 가능성이 높다. DCT 블록의 비는 정규화를 거쳤으므로 최대 1의 값을 가질 수 있고 본 논문에서는 $A_{lowFreq}$ 의 비가 전체 에너지의 99% 이상의 값을 가질 경우 해당 영역을 평탄 영역으로 정의한다. 복잡한 영역의 블록은 $A_{highFreq}/A_{simpleEdge}$ 의 비가 일정 임계치를 넘으면 텍스처가 존재하는 영역으로 판정하였다. 본 실험에서 임계치는 0.01로 두었다. 텍스처가 아닌 그룹은 단순히 수평 혹은 수직 방향의 에지를 가지게 되며 이는 $A_{verEdge}$ 와 $A_{horEdge}$ 의 크기를 비교하여 간단히 판별 할 수 있다. 따라서 모든 블록의 방향성은 평탄영역, 텍스처 영역, 수직 및 수평 에지 블록의 네 가지 중 하나로 구분할 수 있다.

그림 2는 표준 LENA 영상에 대해 DCT계수를 이용하여 블록의 방향성을 판정한 결과이다. 그림에서 밝게 표현된 블록이 해당 방향으로 판정된 블록이다. 평탄영역은 주로 배경에 해당하는 영역에 집중되어 있으며 텍스처가 많은 영역은 모자의 장식에 몰려 있음을 알 수 있다.



(a) $A_{lowFreq}$ (b) $A_{highFreq}$

(c) $A_{verEdge}$ (d) $A_{horEdge}$

그림 2. 블록단위 방향성 검출 결과
Fig. 2. Directional information of blocks

2. 방향성 정보에 의한 언샷 마스크

DCT 계수의 비를 이용하여 결정된 블록의 방향성을 기반으로 그에 따른 적응 필터를 적용 할 수 있다. $A_{lowFreq}$ 영역의 경우 활성도를 증가시키도록 Λ 를 조정하면 배경에 존재하는 잡음이 증폭되어 시각적인 화질을 저하 시키므로 이 영역에 대해서는 명암대비를 개선하지 않는다. 즉 평탄 영역에서의 스케일링 벡터 $\Lambda(n, m) = (0, 0)^T$ 가 된다.

$A_{horEdge}$ 로 분류된 블록에는 가로방향의 에지를 가지는 패턴이 주성분이므로 가로방향의 에지에 적합한 적응 필터를 사용 하여 $\Lambda(n, m)$ 를 계산한다. 3.1절에서 설명한 적응적 구조로부터 필터의 계산 구조에 입력되는 스케일링 벡터 Λ 가 가로방향의 재귀적 방법에 의해 계산되어야 함을 말한다.

화소를 가로방향으로 순차적으로 처리하는 동안 식 (2)의 $g_y(n, m)$ 의 계산을 위해서는 현재 화소보다 이후 위치에서의 출력화소에 대한 정보가 필요하지만 이 위치에서의 스케일링 벡터는 아직 계산되어 있지 않다. 구현 가능한 적응적 방법을 얻기 위해 스케일링 벡터가 적응적 처리 과정동안 서서히 변화하는 것을 가정한다. 화소들 간의 상관성이 높은 대부분의 자연 영상에서는 화소값의 급격한 변화가 없으므로 이 가정은 유효하다. 그러므로 출력의 활동도는 아래의 식 (6)과 같

이 근사적으로 측정될 수 있다. 여기서 $G(n, m)$ 은 적응 필터의 입력 벡터이며 각 성분은 고주파 통과 영상의 가로 세로 방향에 대한 활동도이다.

$$g_y(n, m) = g_x(n, m) + \Lambda^T(n, m) G(n, m) \dots\dots\dots (6)$$

$$G(n, m) = [g_{z_x}(n, m), g_{z_y}(n, m)]^T \dots\dots\dots (7)$$

이 벡터를 갱신하는 Gauss-Newton알고리즘[6]은 식 (8)과 같이 정의 할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Lambda(n, m+1) & \dots\dots\dots (8) \\ &= \Lambda(n, m) - \mu R^{-1}(n, m) \cdot \frac{\partial}{\partial \Lambda(n, m)} (e^2(n, m)) \\ &= \Lambda(n, m) + 2\mu e(n, m) R^{-1}(n, m) G(n, m) \end{aligned}$$

여기서 R 은 입력 벡터 $G(n, m)$ 에 대한 자기상관(auto correlation) 행렬이며 μ 는 적응 필터의 수렴 속도를 조절하는 변수이다. 본 논문에서는 실험적으로 $\mu = 0.1$ 로 결정하였다.

$A_{verEdge}$ 로 분류된 영역의 경우 세로 방향의 에지성분을 많이 포함 하고 있는 영역이므로 세로방향의 적응구조로 $\Lambda(n, m)$ 을 갱신한다. 이는 앞의 가로 방향과 반대로 기존의 적응적 방법의 적응 필터 계산 구조에 입력되는 입력벡터가 세로방향의 재귀적 방법에 의해 계산되어야 함을 말한다.

이 벡터를 갱신하는 Gauss-Newton알고리즘은 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Lambda(n+1, m) & \dots\dots\dots (9) \\ &= \Lambda(n, m) - \mu R^{-1}(n, m) \cdot \frac{\partial}{\partial \Lambda(n, m)} (e^2(n, m)) \\ &= \Lambda(n, m) + 2\mu e(n, m) R^{-1}(n, m) G(n, m) \end{aligned}$$

식 (8)와 식 (9)과 같이 각 방향에 따른 적응 구조를 가짐 으로서 에지 방향에 맞는 적응 필터의 입력 벡터를 적응 필터의 계산에 입력 할 수 있다. 이는 기존의 단방향 적응 구조에서 적응 방향과 다른 에지 방향을 가지는 영역을 지나는 경우 입력 벡터의 순간적인 오버슈트에 의한 출력 영상의 끌림 현상을 억제 할 수 있다는 것을 말한다.

$A_{highFreq}$ 영역은 텍스처가 많이 포함된 영역으로 가로 및 세로 방향의 모든 방향의 에지를 포함하고 있다. 따라서 가로방향과 세로 방향의 에지 성분이 모두 강조되어야 한다. 하지만 텍스처 영역의 에지는 각 방향의 예측이 힘들 정도로 작은 단위의 에지 성분들이 많이 섞여 있고 에지의 방향을 정확히 정의하기가 힘든 구조이기 때문에 작은 단위로 에지를 모두 분리 한다는 것은 사실상 불가능하다. 때문에 각 방향의 적응 구조를 모두 포함시켜 가로 방향의 적응 필터의 입력 벡터와 세로 방향의 적응

필터의 입력 벡터가 모든 방향에서 적응적으로 계산되어야 한다. 본 논문에서는 구현의 수월성과 분석의 용이성을 위해 가로 방향의 적응 구조를 가지는 식 (8)의 결과 $A(n,m)$ 와 세로방향의 적응 구조를 가지는 식 (9)의 결과 $A(n,m)$ 의 값을 평균하는 간단한 알고리즘을 사용 하였다. 그러므로 $A_{highFreq}$ 영역에서의 제어 파라미터는 다음으로 정의된다.

$$A(n,m) = \frac{A(n,m+1) + A(n+1,m)}{2} \dots\dots\dots (10)$$

IV. 실험 및 결과 고찰

제안하는 알고리즘의 성능을 보이기 위해 기존의 적응적 언샷 마스크의 결과와 비교한다. 객관적인 실험을 위해 인위적으로 만들어진 영상에 대해 각 알고리즘을 적용하였다. 인위적인 영상은 256x256 크기를 가지며 싱크 함수를 2차원으로 확장하여 만들었다. 그림 3에 인위적인 합성 실험 영상을 보였으며 이에 대한 각 알고리즘의 결과를 나타내었다.

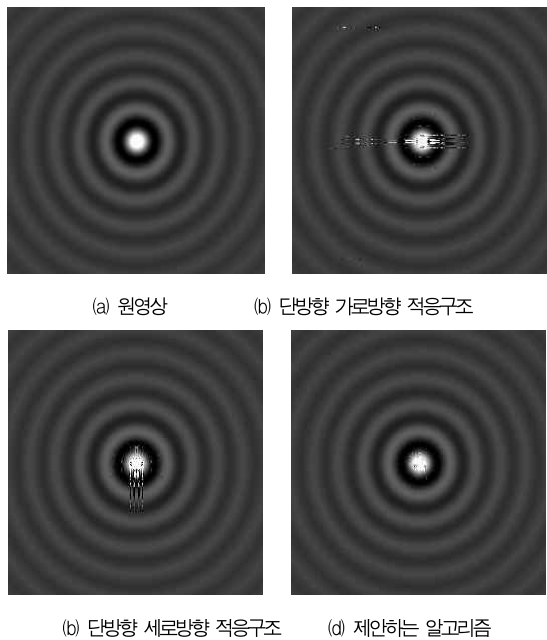


그림 3. 인위적인 영상에 대한 실험 결과
Fig. 3. Result of Synthetic Image

그림 3(b)는 기존 알고리즘[4]을 가로방향 적응구조로 적용한 결과이다. 명암대비가 강하게 나타는 중심 부근에 끌림

현상이 심하게 나타나며, 그림 3(c)는 동일한 알고리즘에 세로방향의 적응구조를 적용하여 세로 방향의 끌림 현상이 발생한 것을 확인할 수 있다. 그림 3(d)는 제안하는 적응적 구조를 이용한 결과이며 끌림 현상은 각 방향에서 나타나지 않는다. 싱크 함수의 선명화 효과를 보이기 위해 그림 3(a)의 원영상과 그림 3(d)의 제안하는 알고리즘을 적용한 결과 영상에서 128번째 행의 데이터를 그림 4에 그래프로 나타내었다. 그래프에서 알 수 있듯이 실선으로 표현된 원영상의 예지는 제안하는 알고리즘에 의해 점선으로 표시된 것처럼 강조되었다.

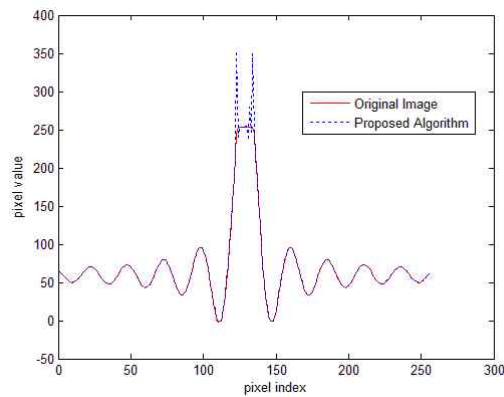


그림 4. 에지에서 화소값 변화 비교
Fig. 4. Comparison of Pixel Value at Edge

제안하는 방법을 실제 자연 영상에 적용하기 위해 512x512의 크기를 갖는 8비트 LENA 영상을 이용하였다. 그림 5(a)에 실험에 사용한 원본 영상을 보였다. 그림 5(b), 5(c)는 기존의 적응적 방법[4]을 구현하여 얻은 결과이다. 그림 5(b)는 가로방향의 적응구조를 적용하였으며 (c)는 세로방향의 적응구조를 이용하였다. 그림 5(d)는 제안된 방법의 결과이다. 개선된 세 영상 모두 원본 영상에 비해 명암대비가 개선된 화질을 보인다. 하지만 2장에서 서술 하였듯이 기존의 알고리즘은 단방향 적응 구조로 인한 끌림 현상이 발생 하여 제안된 방법에 비해 훼손된 영역이 나타남을 알 수 있다. 특히 단방향의 예지 성분이 강한 어깨선 부분 등 사각형으로 표시된 영역의 내부를 비교해 보면 기존의 알고리즘에 비해 제안된 방법의 개선 효과가 우수하다는 것을 알 수 있다. 그림 5(b)는 가로방향의 단일 적응구조를 이용한 것으로 어깨선과 모자의 끝부분에 끌림 현상이 발생한 것을 알 수 있다. 그림 5(c)는 세로방향의 적응 구조를 이용함으로써 어깨선 부분에서 세로방향으로 끌리는 훼손 패턴이 나타난다.



그림 5. "LENA" 영상에 대한 실험 결과
Fig. 5. Result of "LENA" Image

클림 현상의 자세한 비교를 위해 그림 5(a)에 표시한 두 개의 사각형 내부를 확대한 부분영상을 그림 6, 7에 나타내었다. 각 그림들에서 (a)는 원영상, (b)와 (c)는 각각 기존의 알고리즘에서 가로방향과 세로방향의 적응구조를 이용하여 얻은 영상이며 (d)는 방향성 정보를 이용하여 가변적인 적응구조를 갖는 제안하는 알고리즘의 결과이다.

그림 6은 모자의 끝부분을 확대한 것으로 그림 6(b)와 (c)에서는 모자의 에지 방향과 적응구조가 상이할 경우 각 방향에 종속적인 특징적인 훼손이 나타남을 알 수 있다. 그림 6(d)는 각 방향 성분에서 대해 무난한 결과를 보인다. 그림 7은 LENA 영상의 어깨 부분으로 피부의 평탄한 영역과 배경이 이루는 에지가 두드러지는 곳이다. 그림 7의 (b)와 (c)는 에지로부터 각 적응구조 방향에 따르는 클림이 심하게 나타나지만 제안하는 알고리즘의 결과인 그림 7(d)에서는 훼손이 많이 감소하였음을 알 수 있다.

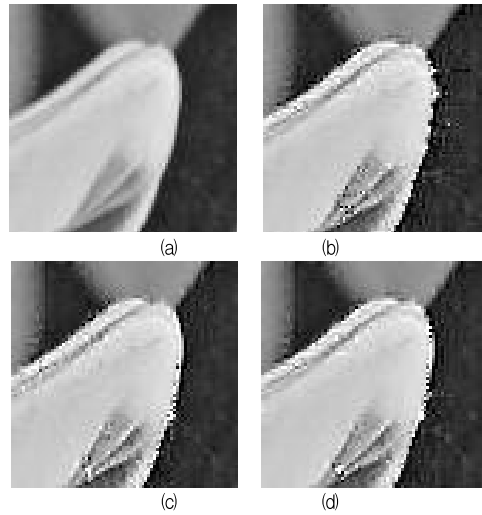


그림 6. 영역 1 확대영상
Fig. 6. Enlargement of region 1

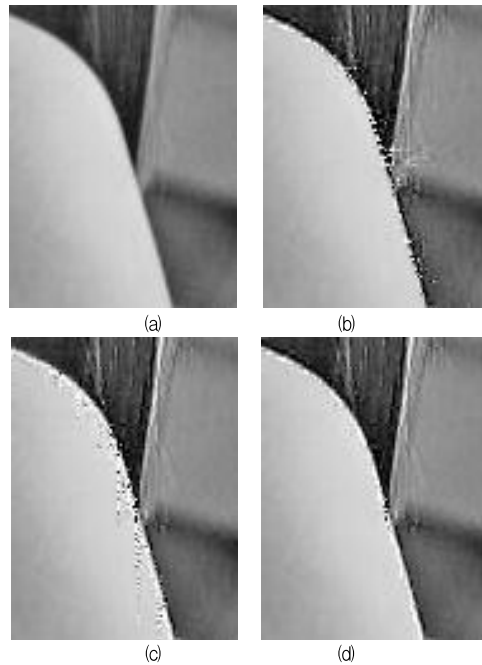


그림 7. 영역 2 확대영상
Fig. 7. Enlargement of region

일반적으로 언샷 마스크는 초점이 맞지 않거나 블러가 발생한 영상을 주관적으로 개선하는 것이 목적이다. 따라서 저주파 성분이 많은 영상에 대해서는 강하게 적용하고 패턴이 복잡하고 고주파 성분이 많이 포함된 영상에는 적용하지 않거

나 약하게 적용하는 것이 일반적이다. 제안하는 방법을 복잡한 실험 영상에 적용한 결과를 그림 8에 보였다. BABOON 영상에 대한 실험에서 제안하는 방법은 기존의 방법과 동등한 수준의 개선효과를 보인다.

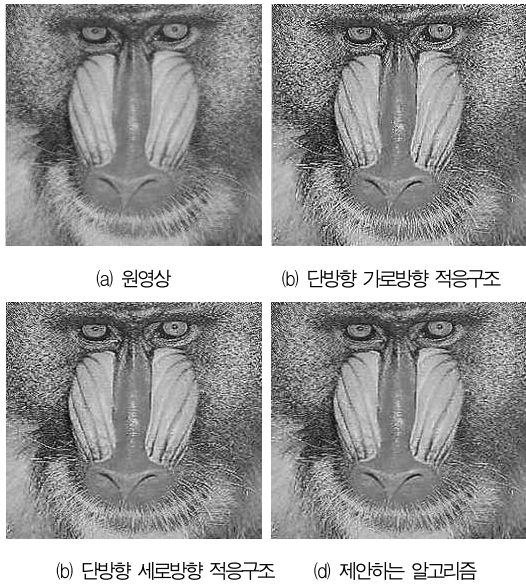


그림 8. "BABOON" 영상에 대한 실험 결과
Fig. 8. Result of "BABOON" Image

실험결과로부터 기존의 적응적 방법에 비해 제안하는 방법으로 얻은 결과 영상의 시각적 화질이 우수하였다. 제안하는 방법은 지역적인 영상 영역에서의 주된 방향성을 기반으로 적응구조를 제어함으로써 끌림이나 울림 현상을 억제하면서도 명암대비를 개선시키는 효과가 있다.

V. 결론

본 논문은 영상의 명암대비를 개선시키는 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 방법은 영상을 블록으로 분할하고 DCT를 이용하여 각 블록에서의 주된 방향성을 분석한 다음 이 방향에 적합한 적응 구조로 인산 마스크를 적용한다. 실험 결과로부터 제안하는 알고리즘은 방향성에 적합한 적응 구조로 인해 에지의 끌림이나 울림 현상을 억제하여 시각적으로 우수한 명암대비 개선 결과를 얻을 수 있다. 또한 각 화소의 활동도를 구하고 이 결과에 따라 개선의 정도를 제어하는 스케일링 벡터를 계산함으로써 평탄한 영역과 복잡한 패턴이 존재하는 부분을 독립적으로 처리할 수 있다. 따라서 평탄한 영역에서 발생할 수 있는 잡음을 줄이고 복잡한 영역에서 발생할 수 있는

오버슈트 현상을 방지할 수 있다.

제안하는 알고리즘에서 텍스처가 복잡한 영역에 대해서는 가로 에지와 세로 에지의 제어요소를 평균하여 스케일링 파라미터를 구하였지만 이 부분은 추가적인 연구가 필요하다. 또한 화질 개선의 결과 영상을 객관적으로 평가할 수 있는 척도가 마련되어야 할 것으로 생각된다.

참고문헌

- [1] M. A. Badamchizadeh, A. Aghagolzadeh, "Comparative Study Of Unsharp Masking Methods For Image Enhancement," IEEE Proceeding of 3rd International Conference on Image and Graphics(ICIG'04), pp. 27-30, 2004.
- [2] T. H. Yu, S. K. Mitra, J. F. Kaiser, "A novel nonlinear filter for image enhancement," Proc. SPIE/SPSE Conf. on Image Proc. Algorithms and Techniques II, pp.303-305, 1991.
- [3] P. Maragos, R. W. Schafer, "Morphological filters Part I Their set theoretic analysis and relations to linear shift invariant filters," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process., Vol. 35, No. 8, pp.1152-1169, 1987.
- [4] Andrea Polesel, Giovanni Ramponi, V. John Mathews "Image Enhancement via Adaptive Unsharp masking", IEEE Transaction on Image Processing, Vol. 9, No.3, pp.505-510, 2000.
- [5] Ming-Sui Lee "A Content-Adaptive Up-Sampling Technique for Image Resolution Enhancement", IHMSP 2007, Vol 1, Nov. 2007.
- [6] Jorge Nocedal, Stephen Wright, "Numerical Optimization," Springer, pp.259-263, 2000.

저자소개



이 임 건

1991년 : 연세대학교 공학사

1993년 : 연세대학교 공학석사

1998년 : 연세대학교 공학박사

2002년 - 현재 : 동의대학교 영상

정보공학과 교수

관심분야 : 영상복원, 영상신호처리

컴퓨터비전

Email : iglee@deu.ac.kr