

# 방향성 정보를 이용한 블록 기반 언샵 마스크

강현부 · 이임건

부산 동의대학교

## Block by UnSharp Mask

Hyun Bu Kang, Imgeun Lee

Busan DongEui University

E-mail : bu1984@nate.com

### 요 약

본 논문에서는 영상의 콘트라스트를 개선시키는 언샵 마스크 방법을 제안한다. 언샵 마스크는 이미지가 가지고 있는 에지와 디테일 정보를 개선시키는데 일반적인 샤프닝 마스크 보다 효과적이기에 이에 관한 많은 연구가 있었다. 제안하는 방법은 방향성 정보를 이용한 블록 기반 언샵 마스크 방법으로 영상을 블록 단위로 분할하여 각 블록에 대한 DCT를 수행한다. DCT 결과를 토대로 블록들의 방향성 타입을 결정하여 각 블록의 타입에 따라 적합한 언샵 마스크를 취할 수 있는 유연함을 제공한다. 블록의 분류는 평탄영역, 텍스처, 에지 그리고 나머지 형태로 구분되어 진다. 평탄 영역에 속하는 배경 및 평이한 표면에서는 결과물을 시각적으로 훼손시키지 않기 위해 언샵 마스크를 적용 하지 않는다. 텍스처와 에지 영역에 대해서는 고주파 성분을 보존하기 위해 블록 타입에 맞는 적합한 언샵 마스크를 적용 한다. 이에 사용되는 언샵 마스크는 선명화의 기여도를 제어하는 적응적 필터를 사용하여 디테일이 많은 부분은 콘트라스트를 개선시키고 평탄 영역에 대해서는 선명화를 약하게 하여 최대의 영상 개선 효율을 유도 한다.

### 키워드

방향성 정보, 영상분할, DCT, 언샵마스크, 영상개선

## 1. 서 론

일반적으로 에지와 디테일 정보를 개선하기 위한 방법으로 선형 언샵 마스크를 종종 사용하여 왔다. 선형 언샵 마스크는 원영상에 고주파 통과영상을 더하여 에지와 디테일 정보를 강조하여 영상을 개선한다. 선형 언샵 마스크는 간단히 구현 할 수 있다는 장점이 있지만 이에 따르는 부수적인 단점이 존재 한다. 첫째, 선형 고주파 통과 필터를 사용하기 때문에 영상의 잡음에 매우 민감하게 반응한다. 둘째, 상대적으로 높은 콘트라스트를 가지는 영역을 낮은 콘트라스트를 가지는 영역에 비해 많이 개선시키기 때문에 시스템 통과 후 원치 않는 오버슈트(overshoot)이 발생할 수 있다. 이러한 언샵 마스크의 잡음에 대한 민감도를 억제하기 위한 방법으로 비선형 또는 다항식 연산자를 사용하여 왔다. 이들 구조의 주된 장점은 처리 과정에서 마스크가 영상의 에지에 걸쳐 있지 않은 경우 고주파 통과 필터의 작용을 억제하여 선명화가 제어 된다는 것이다. 그러므로 시스템은 입력영상의 잡음에 대해 덜 민감하게 된다. 그러나 이들 방법 또한 입력의 변화량을 증폭시키므로 평탄영역에서 여전히 약간의 잡음과 같은 개선 손실이 발생하고 높은

계조도를 가지는 영역에 비해 중간 계조도를 가지는 영역을 개선하지 않게 된다. 출력 영상을 주관적인 관점에서 보았을 때 높은 계조도의 콘트라스트 보다 중간 계조도의 콘트라스트를 풍부하게 개선 시켜 주는 것이 영상 개선 성능이 우수해 보일수 있기 때문에 이 부분 또한 해결해야 할 중요 과제이다. 영상을 구성하는 형태는 다양하다. 한 예로 고주파 또는 저주파 영역을 들 수 있다. 이러한 다양한 형태를 가지는 영상에 동일한 방식의 샤프닝을 취해주는 것도 영상 개선에 있어 비효율적이라 할 수 있다.

본 논문에서는 앞서 나타나는 문제점들을 보완하기 위해 영상의 개선 과정에 있어 영상을 특정 크기의 블록으로 분류하여 각 블록의 형태에 적합한 필터를 사용 한다. 이에 사용 되는 필터는 변형 언샵 마스크로서 기본적인 언샵 마스크에 적응적 필터를 포함한 변형 구조라 할 수 있다.

본 논문의 구조는 다음과 같다. 논문에서 사용되는 적응적 언샵 마스크 알고리즘과 기존의 적응적 알고리즘에서의 단점을 2장에서 설명하고 이에 따라 제안하는 영상의 방향성을 이용한 블록 기반의 언샵 마스크를 3장에서 설명하였다. 4장에서는 본 논문에 소개된 방식의 우수성을 검

증하는 실험 및 그에 따른 결과 영상을 보이고 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 적응적 언샵 마스크 알고리즘

일반적인 선형 언샵 마스크 알고리즘에서 입력 영상  $x(n,m)$ 의 개선된 영상  $y(n,m)$ 는 아래의 식으로 구할 수 있다.

$$y(n,m) = x(n,m) + \lambda z(n,m) \quad (1)$$

여기서  $z(n, m)$ 은 고주파 통과 필터의 출력으로 계산된 수정신호이며  $\lambda$ 는 출력의 콘트라스트 개선의 정도를 제어하는 양수의 스케일링 요소이다. 본 논문에서는 양수의 스케일링 요소인  $\lambda$ 를 적응 함수에 대한 입력 벡터의 재귀적 계산을 통해 화소 단위  $\lambda$ 값을 가지는 적응적 언샵 마스크 알고리즘[1]을 사용한다. 적응적 언샵 마스크 알고리즘을 선택한 것은 이를 사용함으로써 본 논문의 최종 목표인 평탄영역의 다이내믹스는 그대로 두고 높은 콘트라스트를 가지는 영역은 약간의 개선만을, 중간정도의 콘트라스트를 가지는 영역은 가장 많은 개선을 수행하여 효과적으로 영상의 콘트라스트를 강조하여 줄 수 있기 때문이다.

하지만 기존의 적응적 언샵 마스크 알고리즘 [1]은 단일 방향만을 고려한  $A(n,m)$ 의 적응 방식으로 영상의 방향성이 고려되어 있지 않다. 영상의 방향성이 고려되어 있지 않다는 것은 적응 방향 외의 다른 방향을 가지는 영역에서의 개선이 미흡하고 밀립 현상(트레이링 현상)이 발생하여 출력 영상에서의 훼손이 발생할 수 있다는 것을 말하고 실험 결과 역시 이와 같았다.

그림 1은 단방향 구조에서 발생하는 트레이링 현상의 예로 에지방향에 맞는 적응 구조를 가질 경우에는 깨끗한 출력영상을 얻을 수 있지만 그렇지 못할 경우는 출력영상이 심하게 훼손 된다.



세로방향    가로방향    가로방향    세로방향  
 그림 1. 단방향 AUM 적응구조의 문제점

위의 예제 영상에서 보는 것과 같이 적응 방향의 에지에서의 트레이링 현상은 출력 영상에서의 심각한 훼손을 초래한다. 이는 단방향 구조에서의 발생하는 필치 못할 단점으로 적응필터의 계산이 입력 벡터에 대해 재귀적인 방법으로 계산되기 때문이다. 만약 에지부분을 지나친 입력 벡터가 적응 필터의 계산에 입력될 경우

현재 화소가 평이한 영역 일지라도 원래의 값보다 커지게 되고 평이한 영역을 지나친 입력 벡터가 적응 필터의 계산에 입력되면 현재의 화소가 에지 영역 일지라도 에지가 강조되지 못하고 값이 작아지는 결과를 초래하게 된다.

이를 효과적으로 보완하기 위해서는 각 에지의 방향에 따른 적응 구조가 필요하게 되고 따라서 본 논문에서는 영상의 각 영역에 대한 방향성을 판단하여 방향성에 따라  $A(n,m)$  적응 방향을 판단하는 구조를 제안 한다. 다음 장에서는 영상의 방향성을 판단하기 위한 방법과 그에 따라 개선된 알고리즘을 설명 하였다.

## 3. 블록의 형태에 기반을 둔 영상 개선

영상의 방향성을 고려한 효과적인 개선을 위해서는 영상이 가지고 있는 정보를 적절한 개선 목적에 따라 분류 하는 것이 필요하다. 따라서 아래에 제시된 방법을 통해 영상을 몇 가지 목적에 맞는 타입으로 분류 할 수 있다. 분류된 블록은 각 타입에 따라 적합한 적응 방식을 통해 효율적으로 개선 할 수 있다.

### 3.1 DCT 계수를 통한 블록 분류 방법

블록 기반 언샵 마스크를 적용하기 위해서는 영상을 작은 단위의 블록으로 구분하여 각 블록을 서로 다른 형태로 정의하는 것이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 블록 분류 방법으로 DCT 계수의 비를 이용하고 8x8 크기의 블록으로 분류하는 것을 기본으로 한다.

각각의 DCT 계수  $D_{ij}$ 는 64개의 기저함수의 선형결합으로 이루어져 있다. 블록의 형태는 이들 DCT 계수의 상대적인 크기를 이용하면 쉽게 구할 수 있으며 아래에 그 방식을 설명 한다.

DCT 계수들의 위치적 특성을 이용하면 계수들을 몇 개의 그룹으로 나눌 수 있다.  $D_{ij}$ ,  $i=0,...,3$ ,  $j=0,...,3$ 은  $G_{lowFreq}$  그룹으로 분류한다. 그리고 대각성분을 제외한 수직 수평 성분의 에지만을 포함하는 그룹을  $G_{simpleEdge}$  그룹이라 한다. 첫 번째 행인  $D_{0j}$ ,  $j=0,...,7$ 는 세로방향 에지의 특성을 결정지며, 첫 번째 열인  $D_{i0}$ ,  $i=0,...,7$ 는 가로방향 에지를 표현하고 있다. 이들을 각각  $G_{verEdge}$ ,  $G_{horEdge}$ 라 한다. 마지막으로 남아있는 나머지 계수들은 고주파 성분을 표현하는  $G_{highFreq}$  그룹으로 나누며 모든 64개의 계수들을 포함하는 그룹을  $G_{total}$ 로 표현한다. 또한  $E_{lowFreq}$ ,  $E_{simpleEdge}$ ,  $E_{horEdge}$ ,  $E_{verEdge}$ ,  $E_{highFreq}$  그리고  $E_{total}$ 은 해당되는 그룹의 전체 에너지로 정의 하고 이들의 비를 블록 분류의 척도로 사용 한다.

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

$$\begin{aligned}
 A_{simpleEdge}(i,j) &= \frac{E_{simpleEdge}(i,j)}{E_{total}(i,j)} \\
 A_{lowFreq}(i,j) &= \frac{E_{lowFreq}(i,j)}{E_{total}(i,j)} \\
 A_{highFreq}(i,j) &= \frac{E_{highFreq}(i,j)}{E_{total}(i,j)} \\
 A_{verEdge}(i,j) &= \frac{E_{verEdge}(i,j)}{E_{total}(i,j)} \\
 A_{horEdge}(i,j) &= \frac{E_{horEdge}(i,j)}{E_{total}(i,j)}, \quad (2)
 \end{aligned}$$

for  $0 \leq i \leq h$  and  $0 \leq j \leq w$

블록 분류 과정은 결정 트리로 설명 된다. 먼저 결정해야 할 블록은 ADC를 이용하여 평이한 블록과 복잡한 블록으로 구분한다. DC 영역의 에너지가 블록의 전체 에너지의 대부분을 차지하면 이 블록은 부드러운 영역일 가능성이 높다. DCT 블록의 비는 최고 1의 값을 가지므로 본 논문에서는 ADC의 비가 전체 에너지의 99% 이상의 값을 가질 경우 해당 영역을 부드러운 영역으로 정의한다. 해당 영역이 부드러운 영역일 경우에는 ADC의 크기가 A<sub>lowFreq</sub>의 크기보다 크면 배경영역으로 분류 되고 A<sub>lowFreq</sub>의 크기가 크다면 부드러운 영역으로 분류 한다. 복잡한 영역의 블록은 A<sub>highFreq</sub>와 A<sub>simpleEdge</sub>를 이용하여 텍스처 그룹과 텍스처가 아닌 그룹으로 더욱 세분화 된다. 텍스처가 아닌 그룹은 단순히 수평 혹은 수직 방향의 에지를 가질 확률이 높으며 이는 A<sub>verEdge</sub>와 A<sub>horEdge</sub>의 비교를 통해 판별 할 수 있다.

그림 2는 DCT계수를 이용한 LENA영상의 블록단위 분류결과로 밝은 부분이 검출된 영역이다.

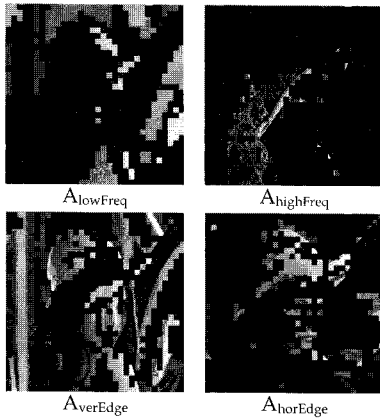


그림 2. 블록단위 방향성 검출 결과

### 3.2 방향성 정보에 의한 언샵 마스크

DCT 계수의 비를 이용한 블록 분류에 의해 영상의 영역에 따른 방향성을 판단 할 수 있고 그에 따른 적응 필터를 적용 할 수 있다. 대부분의 일반 영상은 ADC가 A<sub>lowFreq</sub>보다 큰 경우는 없으므로 본 논문에서는 ADC영역과 A<sub>lowFreq</sub>영역을 합쳐 A<sub>lowFreq</sub>로 정의 한다. A<sub>lowFreq</sub> 영역의 경우 다이내믹스의 증가는 잡음 증폭의 원인이 되어 주관적 화질을 저하 시키므로 개선을 수행 하지 않는다. A<sub>horEdge</sub>의 경우 가로 방향의 에지성분을 많이 포함하고 있는 영역 이므로 가로방향의 적응 필터를 사용 하여  $\Lambda(n,m)$ 의 계산이 가로방향으로 적용 되도록 한다. 이는 기존의 적응적 방법의 적응 필터 계산 구조에 입력되는 입력벡터가 가로방향의 재귀적 방법에 의해 계산되어야 함을 말한다. 기존의 적응적 방법에서의 활동성 레벨과 그에 따른 적응필터를 위한 비용 함수는 다음과 같이 정의 된다.

$$g_d(n,m) = \alpha(n,m)g_x(n,m) \quad (4)$$

$$\mathcal{J}(n,m) = E[e^2(n,m)] = E[(g_x(n,m) - g_y(n,m))^2] \quad (5)$$

$g_d(n,m)$ 의 계산을 위한 구현 가능한 적응적 방법을 얻기 위해,  $g_y(n,m)$ 을 계산하는데 필요한 출력화소를  $\Lambda(n,m)$ 을 적용할 수 있도록 스케일링 벡터가 적응적 처리 과정동안 서서히 변화하는 것을 가정한다. 따라서 출력의 다이내믹스는 아래의 식으로 근사적으로 추정될 수 있고 여기서  $G(n,m)$ 은 적응 필터의 입력 벡터이다. 이 벡터를 갱신하는 Gauss-Newton알고리즘은 식 (9)와 같이 정의 할 수 있다.

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

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

$$\Lambda(n,m+1) \quad (8)$$

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

A<sub>verEdge</sub>의 경우 세로 방향의 에지성분을 많이 포함 하고 있는 영역 이므로 세로방향의 적응필터를 사용 하여  $\Lambda(n,m)$ 의 계산이 세로방향으로 적용 되도록 한다. 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.

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

식 (15)와 식 (16)과 같이 각 방향에 따른 적용 구조를 가짐으로서 에지 방향에 맞는 적용 필터의 입력 벡터를 적용 필터의 계산에 입력할 수 있다. 이는 기존의 단방향 적용 구조에서 적용 방향과 다른 에지 영역을 거칠 경우 입력 벡터가 평이한 영역에서도 크게 입력되어 발생하던 출력 영상의 트레일링 현상을 억제할 수 있다는 것을 말한다.

$A_{highFreq}$ 는 텍스처 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 섞여 있고 에지의 방향을 정확히 정의하기가 힘든 구조이기 때문에 작은 단위로 에지를 모두 분리 한다는 것은 사실상 불가능하다. 때문에 각 방향의 적용 구조를 모두 포함시켜 가로 방향의 적용 필터의 입력 벡터와 세로 방향의 적용 필터의 입력 벡터가 모든 방향에서 적용적으로 계산되는 것이 필요하고 본 논문에서는 구현의 수월성과 분석의 용이성을 위해 가로방향의 적용 구조를 가지는 식 (15)의 결과  $\Lambda(n, m)$ 와 세로방향의 적용 구조를 가지는 식 (16)의 결과  $\Lambda(n, m)$ 의 값을 평균하는 간단한 알고리즘을 사용 하였다.

$$\Lambda(n, m) = \frac{\Lambda(n, m+1) + \Lambda(n+1, m)}{2} \quad (10)$$

#### 4. 실험 결과

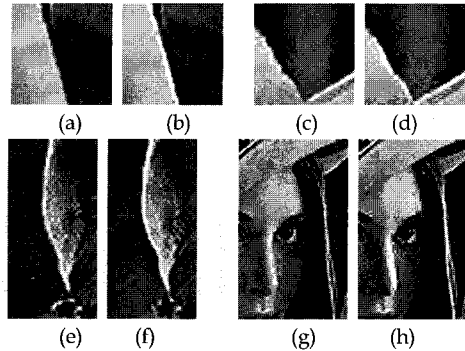
이 장에서는 기존의 적응적 언샵 마스크와 제안된 블록기반의 적응적 언샵 마스크를 비교 실험한 결과를 보인다.

실험을 위해 사용된 영상은 LENA 영상이며 첫 번째 비교는 전체 이미지의 주관적 화질을 비교하기로 한다. 그림 3(a)는 원본 영상이며 그림 3(b)는 기존의 적응적 방법의 가로방향 적용 구조 결과이다. 그림 3(c)는 제안된 방법의 결과이다. 개선된 두 영상 모두 원본 영상에 비해 우수한 화질 개선효과를 보인다. 하지만 2장에서 서술 하였듯이 기존의 알고리즘은 단방향 적용 구조로 인한 트레일링 현상이 발생 하여 제안된 방법에 비해 출력 결과가 좋지 않았다. 그리고 영상의 세로 에지 또는 고주파 성분이 강한 어깨선 부분과 머리칼 부분 배경의 세로무늬 부분 등을 보면 기존의 알고리즘에 비해 제안된 방법의 개선 효과가 우수하다는 것을 알 수 있다.



(a) 원영상 (b) AUM (c) BAUM  
그림 3. 결과 영상

트레일링 현상과 에지 강조 부분에서의 보다 자세한 비교를 위해 문제가 되는 특정 부분의 확대 영상으로 비교 하였다. 그림 4의 (a), (c), (e), (g)는 기존 적응적 방법의 결과이며 그림 4의 (b), (d), (f), (h)는 제안된 방법의 결과이다. 본 논문에서 비교하는 기존의 적용 방식은 가로 방향 적용 구조로 세로방향 에지가 강한 부분에서 트레일링 현상이 두드러지게 나타난다.



(a) (b) (c) (d) (e) (f) (g) (h)  
그림 4. 확대된 결과영상의 비교

기존의 적응적 방법에 비해 제안된 방법의 결과가 영상의 방향에 맞는 적용 방법으로 인해 트레일링 현상이 시각적으로 비교가 가능할 정도로 억제가 되었고 에지 또한 기존의 방법에 비하여 제안된 방법의 결과는 세로방향의 에지 성분이 매끄럽게 강조되는 것을 확인할 수 있다.

#### 5. 결론

본 논문은 영상 개선을 위한 적응적 개선 알고리즘의 다른 방법을 제시하였다. 제안하는 알고리즘은 방향성 정보를 이용한 블록 기반의 언샵 마스크로 다른 언샵 마스크 알고리즘의 결과와 비교하여 보면 동일한 평탄 영역에서의 잡음이 덜함을 알 수 있다. 더욱이 디테일한 영역에서의 선명화는 아주 우수하며 영상의 방향성에 맞는 선명화로 인해 다른 적응적 방법의 단방향성 적용 방식에서 나타나는 적용 방향 외의 방향 개선이 미약한 단점을 극복했다고 할 수 있다.

### 참고문헌

- [1] Andrea Polesel, Giovanni Ramponi, V. John Mathews "Image Enhancement via Adaptive Unsharp masking", IEEE TS Vol. 9, No.3, 2000
- [2] Ming-Sui Lee "A Content-Adaptive Up-Sampling Technique for Image Resolution Enhancement", CA 90089, USA