

## 모폴로지 기법을 이용한 이미지 샤프닝 알고리즘

\*노규명, \*\*위승우, 정제창

\*한양대학교 융합전자공학부 \*\*한양대학교 전자컴퓨터통신공학과

\*gyumyung95@naver.com \*\*slike0910@hanyang.ac.kr jjeong@hanyang.ac.kr

## Image Sharpening Algorithm Using Morphological Operations

\*Gyumyung Noh, \*\*Seungwoo Wee, Jechang Jeong

\*Department of Electronic Engineering, Hanyang University

\*\*Department of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University

### 요약

영상처리 분야에서 이미지 샤프닝 기법은 주관적 화질 향상에 큰 역할을 하고 있다. 본 논문에서는 모폴로지 기법을 이용한 향상된 이미지 샤프닝 알고리즘을 제안한다. 기존의 Sobel이나 Laplacian 연산자는 에지 검출에 있어서 잡음에 취약하다는 단점이 있다. 이를 해결하기 위해 잡음에 상대적으로 민감하지 않은 모폴로지 기법을 이용했다. 우선, 침식 연산을 수행한 이미지와 원본 이미지와의 차를 통해 에지를 얻는다. 이 에지는 원본 이미지의 히스토그램의 표준 편차 값을 기반으로 원본 이미지와 가중합을 통해 에지를 중점적으로 선명하게 만든다. 실험을 통해 제안하는 알고리즘은 기존의 Sobel이나 Laplacian 연산자보다 우수한 성능을 보임을 알 수 있었다.

### 1. 서론

영상처리 분야에서 이미지를 선명하게 하여 인식률을 높이는 알고리즘은 매우 중요한 분야이다. 최근 인공지능 분야가 떠오르면서 컴퓨터가 스스로 학습하여 물체를 인식하고 분류하는 등, 해당 분야들을 위해 이미지의 인식과 선명도의 향상에 대한 알고리즘과 연구가 더욱 중요해지고 관심 받는 분야가 되었다.

이미지의 인식률을 향상시키기 위해 다양한 방법들이 존재한다. 이미지를 선명하게 만들기 위해 대표적으로 샤프닝 기법을 사용한다. 샤프닝에 쓰이는 마스크의 모든 계수들의 합은 1로 만들어서 밝기의 변화가 없도록 한다. 또한 마스크의 중심 값을 크게 하여 출력 이미지에서 이웃 화소끼리의 차이를 크게 만들어 경계선을 날카롭게 만들고 초점이 흐려진 세부 디테일을 복원한다. 하지만 샤프닝 기법의 단점은 이미지의 잡음도 같이 증가되는 경향이 있다는 것이다.

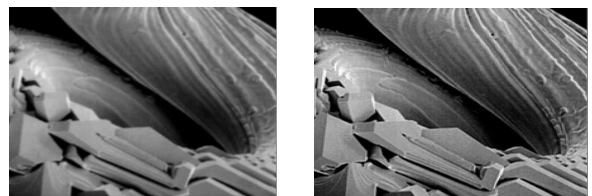
본 논문에서는 이를 보완하기 위해 잡음에 덜 민감하며, 이미지의 경계를 뚜렷하게 하여 이미지를 선명하게 만드는 알고리즘을 제안한다. 흐릿한 이미지의 중요한 성질은 에지가 뚜렷하지 않다는 것이다. 따라서 본 논문에서는 흐릿한 에지에 초점을 맞추어, 에지의 화소 값을 조정하여 이미지를 선명하게 만드는 법을 제시한다. 에지검출을 위해 1차 미분을 이용한 에지 검출 방법 중 가장 많이 사용되는 Sobel 연산자와 2차 미분을 이용한 Laplacian 연산자가 있지만, 모폴로지 기법이 잡음에 대한 민감도가 상대적으로 낮기 때문에 이를 택하였다.

### 2. 기존 알고리즘

0	-1	0	-1	-1	-1	1	-2	1
-1	5	-1	-1	9	-1	-2	5	-2
0	-1	0	-1	-1	-1	1	-2	1

그림 1. 3x3 샤프닝 Laplacian 마스크의 예시들.

이미지를 선명하게 만들기 위해 대표적으로 샤프닝이 사용된다. 이미지와 샤프닝 마스크의 컨볼루션을 통해 선명해진 출력 이미지를 만들어낸다. 그림 1의 샤프닝 마스크의 특징을 관찰해보면, 마스크의 모든 계수의 합은 1이 되어서 이미지의 전체 밝기는 변하지 않는다. 또한 마스크의 중간 값을 크게 두어 이웃한 화소와의 차이를 크게 만들어, 고주파 성분을 강조하며 흐릿한 디테일을 복원한다 [1].



(a)

(b)

그림 2. 샤프닝을 적용한 결과 (a) 원본 이미지, (b) 결과 이미지.

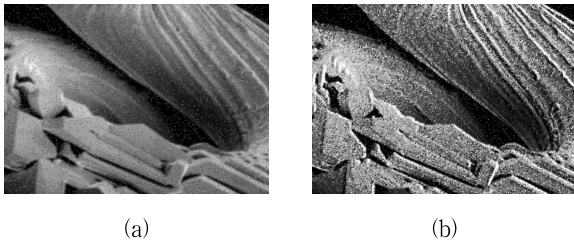


그림 3. 고주파 성분을 더한 이미지에 샤프닝을 적용한 결과 (a) 원본 이미지, (b) 결과 이미지.

그림 2에서 볼 수 있듯이 샤프닝을 통해 고주파 성분들이 강조되었으며 초점이 흐릿했던 이미지의 디테일들이 살아남을 볼 수 있다. 하지만 샤프닝은 연산 과정 중 잡음도 같이 증가되는 경향이 있다는 단점이 있다.

그림 3은 샤프닝 연산 후 고주파 잡음이 함께 증가되는 예시를 보여준다. 그림 3-(a)는 그림 2-(a)에 사용된 원본 이미지에 소금 후추 잡음을 더하여 고주파 성분을 더한 이미지이며, 이 이미지에 샤프닝을 적용한 결과는 그림 3-(b)와 같다. 결과 이미지를 통해 잡음이 더욱 강조됨을 확인할 수 있었으며, 그 이유는 샤프닝은 고주파 성분을 강조하는 연산인데, 잡음도 이러한 고주파 연산에 해당되어 강조가 되기 때문이다.

### 3. 제안하는 알고리즘

본 논문에서는 기존의 알고리즘과는 다르게 모폴로지 기법을 이용해 잡음에 민감하지 않은 샤프닝 기법을 제안한다. 제안하는 알고리즘의 순서도는 그림 4와 같다.

본 논문에서 기술하는 알고리즘을 수행하기 위해서, 첫 번째로 이미지의 에지를 검출해야 한다. 에지를 검출하기 위해, 먼저 이미지에 침식 연산을 수행하여 침식된 이미지인 그림 5-(b)를 얻는다 [2]. 이미지를 침식시키면 마스크가 걸친 곳 중 최솟값이 결과 값이 되므로, 밝은 영역이 축소된다. 이 과정에서 이미지 내의 잡음이 줄어들어 결과 이미지에 잡음의 영향을 줄일 수 있다 [3]. 이제 기존의 이미지에서 침식된 이미지를 빼주면 검정 바탕의 흰색 에지가 남겨진 그림 5-(c)와 같은 이미지를 얻을 수 있다. 이미지 침식에 사용된 kernel은 5x5의 rectangular 모양이다.

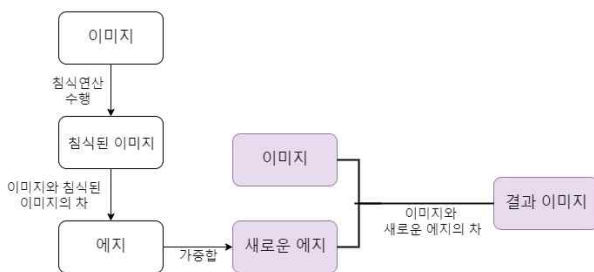


그림 4. 제안하는 알고리즘의 순서도.

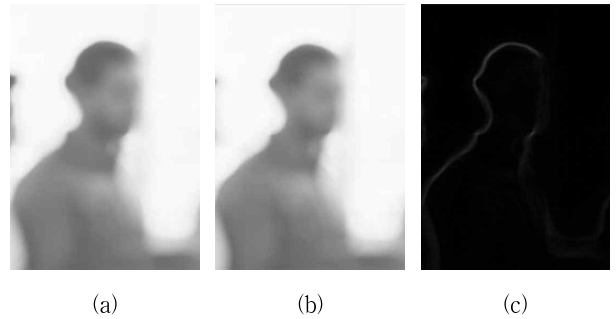


그림 5. (a) 원본 이미지, (b) 침식 연산을 수행한 이미지, (c) 에지.

그 다음, 이미지의 히스토그램의 표준편차를 구해, 그 바탕으로 에지에 가중치를 실는다. 침식 연산은 밝은 영역의 침식이 일어나므로, 기존의 영상과의 차를 구했을 때 가장 효율적인 에지를 얻는 경우는, 물체와 그 배경의 화소 값의 차이가 클 때이다. 화소의 차이가 크다는 것을 넓게 해석하여, 이미지의 히스토그램 콘트라스트가 높다고 해석할 수 있다 [4].

즉, 히스토그램의 콘트라스트가 낮으면, 선명한 에지를 얻기 힘들다. 따라서 이를 극복하기 위해, 이미지의 히스토그램 표준편차를 구하여 높은 표준편차에는 상대적 낮은 가중치를 부여하고, 낮은 표준편차에는 높은 가중치를 부여해 새로운 에지를 구했다. 결과적으로, 모든 이미지는 콘트라스트와 무관하게 선명도 향상을 기대할 수 있다. 식은 다음과 같다.

$$edge' = edge * \frac{10000}{\sigma} \quad (2 \leq \frac{10000}{\sigma} \leq 5). \quad (1)$$

식 (1)에서 edge는 침식 연산 결과와 원본의 차이로부터 검출한 에지 성분을 의미하며,  $\sigma$ 는 이미지 히스토그램의 표준편차를 의미한다.  $(10000 / \sigma)$ 는 기존 에지에 곱해지는 가중치이다.

이 가중치의 값이 너무 커져 과한 에지를 얻거나, 가중치의 값이 너무 작아져 결과 값에 영향을 주지 않는 것을 방지하기 위해 새로운 에지의 값의 범위를 2에서 5 사이로 제한해주었다. 수식에서의 가중치 값과 제한 범위는 샤프닝을 위한 최적의 파라미터를 실험적으로 도출해낸 값들이다.

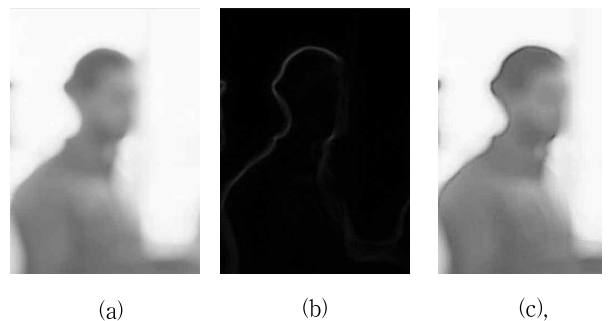


그림 6. (a) 원본 이미지, (b) 새로운 에지, (c) 결과 이미지.

마지막으로, 선명해진 결과 이미지를 얻기 위해, 원본 이미지인 그림 6-(a)에서 새롭게 구한 에지 그림 6-(b)의 차를 구한다. 결과 이미

지는 그림 6-(c)와 같이 예지가 더 선명해지고 물체와 배경 사이의 경계가 더 명백하게 보임을 확인했다.

#### 4. 실험 결과 및 분석

모든 시뮬레이션은 Window 10 64비트 운영체제 프로세서 Intel(R) Core(TM) i5-7200U CPU @ 2.50GHz, 2712Mhz, 2 코어, 4 논리 프로세서에서 진행되었으며, Visual Studio 2017 C++ OpenCV 라이브러리를 사용하였다.

먼저, 이미지의 다양한 특성에 따라 알고리즘의 성능을 비교하고 결과를 분석하고 모폴로지 연산이 Sobel 연산이나 Laplacian 연산에 비해 고주파 잡음의 영향을 덜 받음을 시뮬레이션을 통해 증명한다.

결과를 객관적인 평가를 위해 PSNR을 이용하였다. PSNR의 값이 클수록 원본과 가까우며 잡음에 덜 영향을 받았다는 것을 의미한다. 결론적으로, 모폴로지 연산이 가장 높은 PSNR을 가져 제일 뛰어난 성능을 가짐을 확인한다.

##### 4.1 각 이미지의 특성에 따른 결과 분석

본 논문에서 제안한 알고리즘은 표준편차로 가중치를 실어 고주파 성분이 적은 이미지에 대해 선명도를 개선하려했지만 한계가 있었으며, 그림 8과 같이 실제 콘트라스트가 낮은 이미지에 대해서 성능이 떨어졌다. 또한 그림 7과 같이 콘트라스트가 높은 이미지에서는 샤프닝 정도가 과해서 화질 측면에서는 손실이 있지만 컴퓨터 비전 분야의 전처리 과정으로 활용 될 수 있다.



그림 7. 콘트라스트가 높은 이미지의 결과 비교 (a) 원본 이미지, (b) 결과 이미지.



그림 8. 콘트라스트가 낮은 이미지의 결과 비교 (a) 원본 이미지, (b) 결과 이미지.

그림 9와 그림 10에 대해서, 두 이미지의 표준편차는 거의 비슷하나, 선명도 향상이 다름을 볼 수 있다. 본 논문에서 기술하는 방법은 이미지의 고주파 성분이 많은 경우가 고주파 성분이 적은 이미지보다 선명함이 더 잘 개선되었다. 그 이유는, 후자의 경우가 전자보다 더 명확하고 많은 에지를 가지기 때문이다.

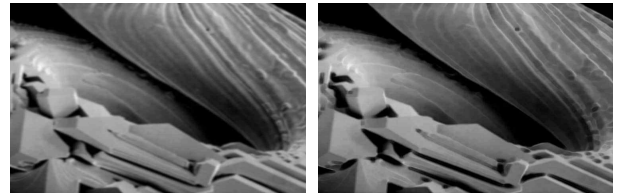


그림 9. 고주파 성질이 많은 이미지의 결과 비교 (a) 원본 이미지, (b) 결과 이미지.

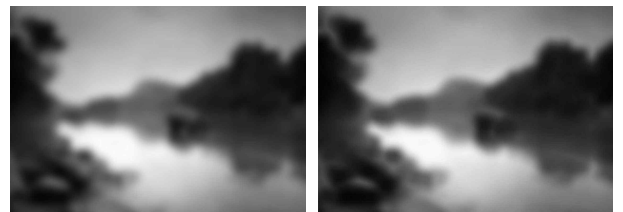


그림 10. 고주파 성질이 적은 이미지의 결과 비교 (a) 원본 이미지, (b) 결과 이미지.

그림 11은 고주파 성분들로 이뤄진 이미지에 대한 결과 비교를 나타낸다. 침식 연산의 특성상 이미지의 크기 변화가 조금씩 일어나므로, 선명하게 만들고자 하는 이미지 내의 작고 얇은 선들에 있어서의 성능은 크게 떨어지며 이미지가 뭉개지는 것을 알 수 있다.

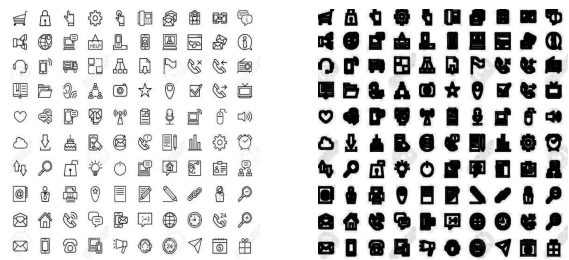


그림 11. 고주파 성분들로 이루어진 이미지의 결과 비교 (a) 원본 이미지, (b) 결과 이미지.

##### 4.2 고주파 잡음이 포함된 이미지에서의 성능 비교

그림 12는 원본 이미지에 잡음이 끼었을 시, Sobel 연산, Laplacian 연산을 이용한 결과 이미지와 제안하는 알고리즘을 비교한 이미지 결과이다. 침식 연산은 밝은 영역의 축소가 일어나므로, 밝은 성분의 잡음에 더 뛰어난 성능을 보인다. 따라서 더 극적인 결과도출을 위해 이

미지에 밝은 성분이 많은 소금과 후추 잡음을 넣은 이미지를 사용하였다. 각 kernel의 크기는 3x3으로 통일하였다.

잡음이 많이 낀 이미지의 샤프닝은 대부분 성능 저하가 일어난다. 제안하는 알고리즘으로 Sobel 연산, Laplacian 연산 과 모폴로지 연산을 이용하여 결과를 도출했을 때, 대부분 성능의 저하는 있었지만 모폴로지를 이용한 알고리즘에 대해 성능 저하가 제일 적게 일어났으며 가장 우수한 성능을 보임을 그림 12를 통해 확인할 수 있다.

객관적인 평가를 위해, 그림 12에 대한 PSNR 값과 전 실험에 쓰인 다른 이미지들에 같은 시뮬레이션을 돌려서 구한 PSNR 값들을 표 1에 정리하였다. 표 1에서 확인할 수 있듯이, 노이즈가 낀 기존의 이미지보다는 모두 성능의 저하는 있지만, 그 중 평균적으로 모폴로지 연산을 이용한 결과 이미지가 가장 높은 PSNR을 가짐으로서, 잡음에 가장 우수한 성능을 보였다.

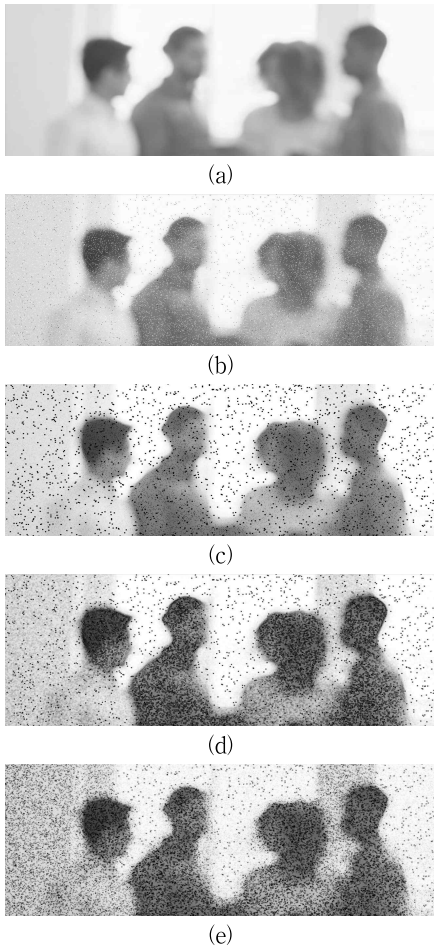


그림 12. 각 연산의 결과 이미지 비교 (a) 원본 이미지, (b) 소금 후추 잡음이 추가된 이미지, (c) 모폴로지 연산의 결과 이미지, (d) Sobel 연산의 결과 이미지, (e) Laplacian 연산의 결과 이미지.

표 1. 각 연산 결과에 대한 PSNR 비교

	PSNR				평균
	people image	woman image	man image	lake image	
소금 후추 잡음이 포함된 이미지	21.16	20.88	23.79	16.46	20.57
Laplacian 연산의 결과 이미지	12.46	10.59	14.94	13.20	12.80
Sobel 연산의 결과 이미지	13.39	12.55	15.80	12.77	14.70
모폴로지 연산의 결과 이미지	15.49	20.88	14.51	18.36	17.31

### 5. 결론

본 논문에서는 모폴로지 기법을 이용하여 흐릿한 이미지의 선명도를 개선하는 알고리즘을 제안하며, 이는 기존의 알고리즘보다 잡음에 더 우수한 성능을 보임을 확인할 수 있었다. 모폴로지 연산은 침식 과정 중 잡음이 줄어들어 결과 이미지에 잡음의 영향을 덜 주기 때문에, 기존의 Sobel 연산이나 Laplacian 연산을 이용하는 것보다 잡음에 우수한 성능을 가진다. 제안한 알고리즘은, 고주파 성분이 적은 이미지보다 고주파 성분이 많은 이미지에서 더 많은 에지를 도출하므로, 고주파 성분이 높은 이미지에 더욱 좋은 성능을 보였다.

하지만 형태가 얇고 작은 고주파 성분에 대해서는 성능이 떨어졌다. 또한 콘트라스트가 높은 이미지에는 성능이 다소 과하거나 콘트라스트가 명확하지 낮은 이미지에는 성능이 다소 약하기도 했다.

### 참고문헌

[1] I. Cheon, *Digital Image Processing Using OpenCV*, Infinity Books, pp. 204-213, 2019.

[2] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, *Digital Image Processing 4th Edition*, Pearson, pp. 652-657, 2018.

[3] P. Salembier, P. Brigger, J. R. Casas, and M. Pardas, "Morphological Operators for Image and Video Compression," in *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 5, no. 6, pp. 881-898, June 1996.

[4] R. M. Haralick, S. R. Sternberg, and X. Zhuang, "Image Analysis Using Mathematical Morphology," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-9, no. 4, pp. 532-550, July 1987.

[5] P. Maragos, "Differential Morphology and Image Processing," in *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 5, no. 6, pp. 922-937, June 1996.