한국정보전자통신기술학회논문지(jkiiect)'19-6 Vol.12 No.3
논문 19-12-03-321 http://dx.doi.org/10.17661/jkiiect.2019.12.3.321

영상의 이진화평면 분해에 기반한 확장된 블록매칭 잡음제거

복거철

Enhanced Block Matching Scheme for Denoising Images Based on Bit-Plane Decomposition of Images

Gouchol Pok

요 약 블록매칭을 이용한 잡음제거 방법은 영상 내의 이웃하는 블록들이 서로 비슷한 특질을 가지고 있다는 실험적 관찰에 기반한 방법으로서 잡음제거에 있어서 우수한 성능을 보인다. 그러나 블록매칭 잡음제거 방법은 유사한 블록을 찾고 수집하는 작업이 영상 내의 이웃 블록들을 대상으로 이루어지며 참조블록의 특질은 유사한 블록을 찾는 목적 외에는 사용되지 않는다. 따라서 가우스분포 상의 이상치(outlier)가 존재할 때 잡음제거 성능은 그 값의 영향을 받을 수 밖에 없다. 본 논문에서는 잡음에 오염된 영상을 이진화평면으로 분해하여 각 블록의 참 화소값의 범위를 추정하고 이를 근거로 이상치 값을 추정된 참 화소값의 범위내의 값으로 대치하는 방법을 통해 확장된 블록매칭 기법을 제안한다. 전통적인 가우시안 필터는 잡음제거 대상이 되는 화소와 이웃하는 화소들의 값을 모두 계산에 적용하므로 영상의 세부적인 특질이 보존되지 않는 단점이 있는데 이를 극복하기 위해 이진화평면을 구성하여 해당 화소의 참값 범위를 추정한 후 그 범위 안에 속하는 화소값만을 이용하여 잡음제거를 하므로 세부적인 특질이 보존될 수 있는 장점이 있다. 가우시안 필터의 장점과 블록매칭의 장점을 융합하는 방법을 통해 성능 향상을 꾀할 수 있을 것으로 예상되며 실제로 잡음이 추가된 다양한 영상을 통해 실험을 한 결과 잡음제거의 성능을 향상시킬 수 있음을 검증하였다.

Abstract Image denoising methods based on block matching are founded on the experimental observations that neighboring patches or blocks in images retain similar features with each other, and have been proved to show superior performance in denoising different kinds of noise. The methods, however, take into account only neighboring blocks in searching for similar blocks, and ignore the characteristic features of the reference block itself. Consequently, denoising performance is negatively affected when outliers of the Gaussian distribution are included in the reference block which is to be denoised. In this paper, we propose an expanded block matching method in which noisy images are first decomposed into a number of bit-planes, then the range of true signals are estimated based on the distribution of pixels on the bit-planes, and finally outliers are replaced by the neighboring pixels belonging to the estimated range. In this way, the advantages of the conventional Gaussian filter can be added to the blocking matching method. We tested the proposed method through extensive experiments with well known test-bed images, and observed that performance gain can be achieved by the proposed method.

Key Words : Block Matching, Collaborative Filtering, Denoising, Gaussian Filter, Gaussian Noise, Non-Local Mean Filter

1. 서론

최근 영상의 잡음제거에 대한 기법은 발전을 거듭하여 성능이 거의 최적화된 단계에 근접하고 있다. 특히 협업필터링(collaborative filtering) 기법은 잡음제거의 성능이 우수하며 대표적으로 BM3D 필터

This wors was supported by the research grant of Pai Chai University in 2019.
*Corresponding Author : Division of Computer and IT Education, Pai Chai University (gcpok@pcu.ac.kr)
Received June 03, 2019 Revised June 13, 2019 Accepted June 25, 2019

링 기법이 있다[1, 2]. BM3D 기법은 참조블록(reference block)과 비슷한 블록들을 구해서 3차원 그룹으로 정렬하고 선형변환을 실행한 후에 임계치에 못 미치는 값을 제거한 다음 역변환을 실행하여 잡음을 제거하는 방법이다. 최근에는 원래의 기법에 딥러닝 기법을 적용하여 확장하거나[3] 개선된 Wiener 필터링을 적용한 기법과[4] 모폴로지를 이용한 방법[5]이 발표되는 등 잡음제거의 성능이 더욱 향상되었다.

그러나 BM3D 기법은 잡음을 제거하려는 블록의 이웃화소들에 대한 정보를 활용하지 않는다. 따라서 모든 잡음에 대해 성능이 우수한 결과를 보이는 대신에 임펄스 잡음(impulse noise)에 대해서는 잡음이 제거되지 않는 현상이 나타나기도 한다. 이런 현상이 발생하는 이유는 유사한 블록들에 대해 잡음이 있는 화소 위치에 해당하는 화소들이 대부분 잡음일 경우에 선형변환으로 신호와 잡음을 구분할 수 없기 때문이다. 그리고 이상치를 제거할 수 있다면 가우시안 분포의 평균값 부근에서 밀도가 높아지고 표준편차의 값이 줄어드는 효과를 가져 올 수 있으므로 잡음제거의 성능을 높일 수 있을 것으로 기대할 수 있다. 이와 같은 논거를 근거로 하여 본 논문에서는 BM3D 기법에 의해 수집하는 유사한 블록들 외에 잡음제거 대상이 되는 블록의 이웃화소들을 중심으로 새로운 블록을 생성하여 더한 후에 선형변환을 하는 새로운 방법을 제안한다. 여기에서 잡음제거 대상이 되는 블록의 이웃화소들을 이용하기 위해서는 참 신호값의 범위를 추정할 수 있어야 하는데 이를 위해 잡음이 포함된 입력 영상을 K개의 화소값 구간으로 구분하여 해당 구간에 속하는 화소를 1로 대치하는 방법으로 K개의 이진화평면으로 분해한 후에 다수의 법칙을 적용하여 참 신호값을 추정하는 방법을 사용하였다. 참 신호값의 범위 밖의, 즉 이진화평면에서 0으로 표시되는 화소는 이상치로 간주하고, 이상치를 이웃화소들의 값으로 대치하는 방법을 사용함으로써 이상치를 제거하였다.

2. BM3D 잡음제거 방법

BM3D 기법은 그림 1에 나타내었듯이 2단계로 구성된다. 먼저, 1단계에서는 참조블록(reference block)과 유사한 매칭블록들을 구해서 3차원 그룹으로 정렬하여 협업필터링을 실행할 때 임계치를 적용한 후, 3차원 역변환을 실행하여 1차적인 잡음제거를 한 영상을 도출한다. 2단계에서는 마찬가지로 참조블록과 유사한 매칭블록들을 구해서 3차원 그룹에 Wiener filtering을 적용하여 잡음제거를 수행하고 1단계에서 생성한 1차적인 잡음제거 영상과 결합하여 최종적인 잡음제거 영상을 결과물로 도출해 낸다.

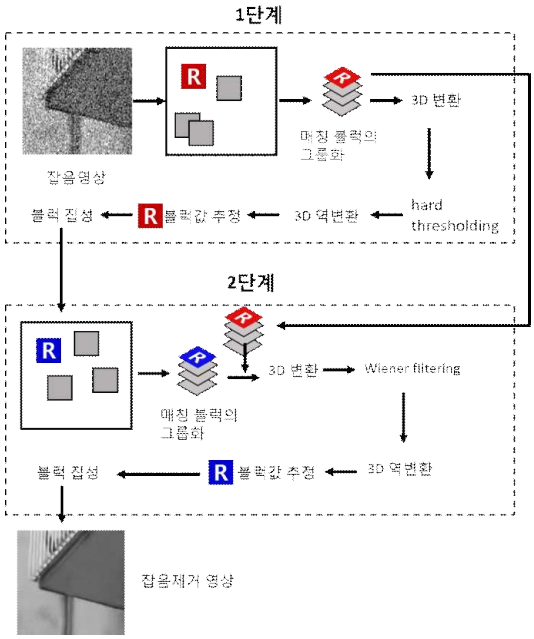

그림 1. BM3D 기법의 시스템 흐름도
Fig. 1. BM3D Filtering System Flow

3. 제안 방법

3.1 이진화평면 분해

영상의 이진화평면 분해는 다음과 같이 이루어진다. 먼저 화소값의 범위 [0, 255]를 K개의 구간으로 나누면 각 구간의 길이 $L = \lfloor 255/K \rfloor$를 구할 수 있고, K개의 구간은 각각 $[0, L]$, $[L+1, 2L]$, … , $[(K-1)L, 255]$의 범위를 가지게 된다. 이렇게 구간의

범위를 설정한 후에 각 화소값에 대해서 구간에 속하는 경우에는 1로 설정하고, 구간에 속하지 않은 경우에는 0으로 설정을 하면 각 구간에 해당하는 이진화평면을 얻을 수 있으며, K개의 구간에 해당하는 K개의 이진화평면을 얻을 수 있다.

그림 2는 가우시안 잡음(σ=20)이 추가된 Barbara 영상에 대해 이진화평면으로 분해하는 예를 보여주고 있다. 그림을 보면 잡음이 있음에도 불구하고 이진화평면은 국부적인 특징을 잘 보존하고 있음을 알 수 있다.

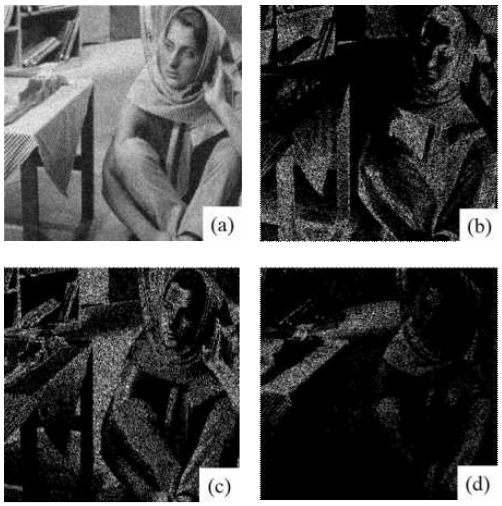

그림 2. 이진화평면 분해의 예 (L = 24). (a) 가우시안 잡음(σ=20)이 추가된 Barbara 영상, (b) 화소값 범위 [48, 72], (c) 화소값 범위 [144, 168], (d) 화소값 범위 [216, 240]의 이진화평면.

Fig. 2. Example of bit-plane decomposition (L = 24). (a) Barbara image with Gaussian noise (σ=20). Bit-planes made by the pixels range of (b) [48, 72], (c) [144, 168], (d) [216, 240].

3.2 제안하는 잡음제거 방법

일반적으로 블록의 크기는 가변적이지만 [1]에서 제안한 방법은 8x8 크기의 블록을 사용하며 본 논문에서도 블록의 크기를 8x8로 고정하였다. 그림 3은 이진화평면의 한 8x8 블록에서 검은 원으로 표시된 이상치 화소와 이들 값을 중심으로 정렬된 몇 개의 3x3 윈도우를 보여준다. 이상치화소를 중심으로 정렬된 윈도우 내의 1의 값을 가지는 화소의 참값 추정치 범위내의 화소값을 모아서 세 번째 축(예를 들어 z-axis) 상에 배열하여 이상치를 대치(replacement)할 수 있도록 준비한다.

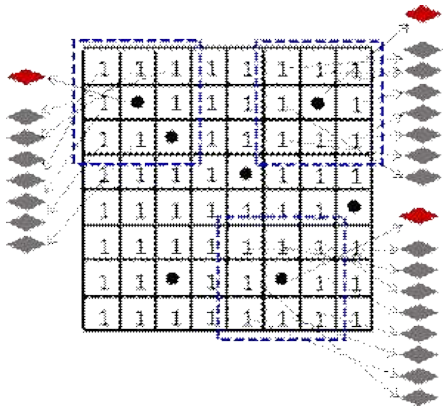

그림 3. 이상치(outlier)를 중심으로 3x3 윈도우 내에서 참값 추정치 범위내의 화소값 가져오기의 예. 1은 이진화평면의 참값 추정치 범위내의 화소값을 가지는 화소의 위치를 나타내고 검은 원은 이상치의 위치를 나타내며, 이들에 대응하는 화소값은 각각 검은 사각형과 붉은 사각형으로 표시하였다.

Fig. 3. Collecting the pixels belonging to the confident range of the outlier pixel which is at the center of 3x3 window. Black circles represent outliers and 1's represent the pixels with in the estimated confident range, while red and black rectangles represent corresponding pixels values.

이와 같이 참조블록 내의 이상치를 중심으로 참값 추정치 범위내의 화소값을 대치하는 방법을 도식으로 나타내면 그림 4와 같이 표현 할 수 있다. 그림 4의 A영역에 나타낸 서로 유사한 P_1, P_2, P_3, P_4 블록과 대응되는 이진화평면 상의 블록은 각각 B_1, B_2, B_3, B_4로서 B영역에 나타내었다. C영역은 이들 블록들을 3차원그룹으로 정렬한 것을 보여 주며 z-축 방향으로 바라볼 때를 기준하여 이상치가 하나 이상 존재하는 위치를 찾는데 이 경우에는 3개의 예를 D영역에 나타내었다. 붉은 사각형은 이상치를 나타내며 검은 사각형은 참값으로 추정되는 범위 내에 속하는 값을 나타낸다. 본 논문에서 제안 하는 방법은 붉은 사각형으로 표시된 각 이상치를 그림 3의 방법과 같이 E영역에 표시된 이상치 주위의 화소값으로 대치하는 것이다. 이와 같이 D영역의 검은 사각형들

과 E영역의 검은 사각형들을 모아서 z-축 방향으로 선형변환을 하여 잡음을 제거한다. 여기서 선형변환의 입력 차원은 이상치의 개수와 이웃화소들의 특징에 따라 변하는 것을 알 수 있다.

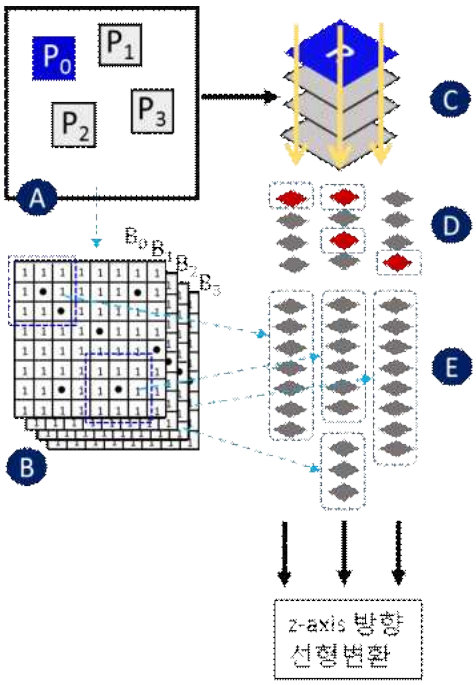

그림 4. 이상치를 참값 추정치 범위내의 화소값으로 대치하는 방법.
Fig. 4. Replacing the outlier pixels with the pixels belonging to the estimated range of true pixel values.

4. 실험 결과

앞서 제안한 방법의 성능을 공개된 소프트웨어[6]와 영상들을 사용한 실험을 통해서 검증하였다. 영상의 잡음은 다음과 같은 확률밀도함수(pdf)로 표현되는 가우시안 잡음 모델을 사용하여 생성하였다.

$$p(y) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} \qquad (1)$$

위 식에서 y는 화소값을, σ는 표준편차를 의미한다. 실험에 사용한 영상은 그림 5와 같이 Tampere University의 BM3D 실험 결과 사이트[7]에서 제공한 영상을 사용하였다.

그림 5. 실험 영상. 왼쪽 위로부터 시계방향으로 Barbara, Boat, Cameraman, Couple, Hill, House 영상
Fig. 5. Images used for the experiments. Images are Barbara, Boat, Cameraman, Couple, Hill, House in the clockwise direction from the upper left.

잡음제거의 성능은 다음과 같은 최대신호 대 잡음비(PSNR)를 사용하여 측정하였다.

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10}\left(\frac{MAX_I^2}{MSE}\right) \qquad (2)$$

여기에서 MAX는 최대 화소값인 255를 나타내고 MSE는 평균제곱오차를 나타낸다.

$$MSE = \frac{1}{mn}\sum_{i=0}^{m-1}\sum_{j=0}^{n-1}[J(i,j) - I(i,j)]^2 \qquad (3)$$

위 식에서 I는 잡음 영상을 의미하고 J는 제안된 방법을 사용하여 잡음을 제거한 출력 영상을 나타낸다.

표 1은 각 실험영상에 대해 (1)의 식을 이용하여 표준편차(σ) 값을 10에서 50까지 지정하여 잡음을 생성하여 잡음영상을 만든 후, BM3D 기법과 본 논문에서 제안한 잡음제거 방법을 실행한 결과를 비교하여 정리한 것이다.

표 1. 잡음제거의 PSNR(dB) 성능평가
Table 1. Denoising results in PSNR (dB)

	가우시안 잡음 표준편차(σ)	BM3D	제안된 방법
Barbara	10	35.15	**35.46**
	20	31.39	**31.96**
	30	29.09	**29.95**
	40	27.02	**28.08**
	50	26.12	**27.38**
Boat	10	34.19	**34.40**
	20	30.66	**31.05**
	30	28.62	**29.17**
	40	27.01	**27.82**
	50	26.02	**26.91**
Camera-man	10	34.48	**34.78**
	20	30.46	**30.71**
	30	28.40	**28.75**
	40	26.57	**27.32**
	50	25.64	**26.25**
Couple	10	34.33	**34.52**
	20	30.60	**30.99**
	30	28.42	**29.01**
	40	26.76	**27.62**
	50	25.55	**26.43**
Hill	10	33.90	**34.12**
	20	30.59	**30.89**
	30	28.73	**29.20**
	40	27.41	**28.07**
	50	26.42	**27.18**
House	10	36.84	**37.22**
	20	33.61	**34.04**
	30	31.46	**32.19**
	40	29.68	**30.78**
	50	28.55	**29.88**

표 1에서 보듯이 BM3D 기법의 결과 보다 본 논문에서 제안하는 방법을 이용하여 잡음을 제거한 결과가 전체적으로 우수함을 알 수 있다. PSNR을 기준으로 하였을 때 잡음 제거 성능은 최소 0.19dB(Couple영상의 σ=10인 경우)에서 최대 1.33dB(House영상의 σ=50인 경우)가 향상된 것을 관찰하였다. 앞서 언급하였듯이 이런 결과는 이상치 주변의 국부적인 특질을 매칭블록에 추가로 부가하는 방법에서 기인한 것으로서 가우시안 분포의 표준편차를 줄이는 효과를 통해 성능 향상을 가져왔다고 볼 수 있다.

정량적인 비교 외에 정성적인 성능을 판단하기 위해 그림 6에 Barbara 영상의 잡음제거 결과의 부분영상을 나타내었다. 잡음 제거 결과를 보면 무늬 같은 영상의 세밀한 부분이 잘 보존되었다는 것을 알 수 있다. 그리고 잡음제거 성능이 최고인 House영상의 σ=50인 경우와 최소인 Couple영상의 σ=10인 경우에 잡음제거 결과 영상을 그림 7에 나타내었다. House 영상의 경우 윤곽선(edge)를 제외하고는 대부분이 저주파 영역에 속하여 화소값의 변화가 완만한 것이 잡음제거 성능이 우수한 결과를 가져온 것으로 판단되며, Couple 영상은 세밀한 부분이 많은 것이 성능 저하의 원인으로 판단된다.

그림 6. Barbara영상의 잡음제거 예. (a) σ=30 잡음영상, (b) σ=50 잡음영상, (c) σ=30 잡음영상의 잡음제거 결과, (d) σ=50 잡음영상의 잡음제거 결과.

Fig. 6. Examples of denoising Barbara image. (a) noisy image with σ=30, (b) Noisy image with σ=50, (c) denoised image from noisy image with σ=30, (d) denoised image from noisy image with σ=50.

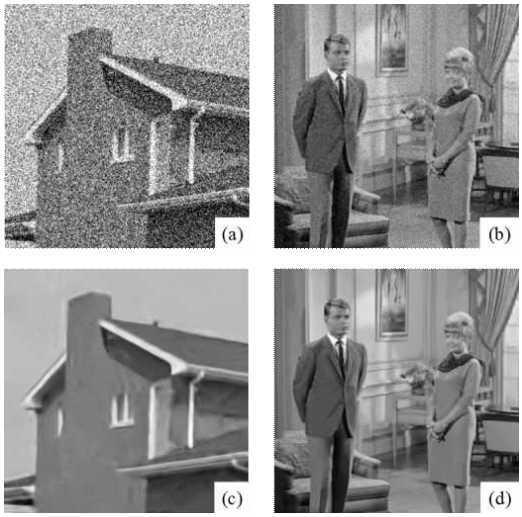

그림 7. 최대 성능과 최소 성능의 잡음제거 예. (a) House σ=50 잡음영상, (b) Couple σ=10 잡음영상, (c) House 영상의 잡음제거 결과, (d) Couple 영상의 잡음제거 결과.

Fig. 7. Examples of max and min denoising performance. (a) noisy House with σ=50, (b) noisy Couple with σ=10, (c) denoised House image, (d) denoised Couple image.

5. 결론

본 논문에서는 잡음 영상을 이진화평면으로 구성하고 이를 이용하여 이상치를 가지는 화소를 중심으로 참값의 범위를 추정한 후에 이상치를 참값의 범위에 속하는 화소값으로 대치하는 방법을 사용하여 매칭블록의 가우시안 분포의 밀도를 높이는 방법으로 잡음제거의 성능을 높이는 방법을 제시하였다. 제안한 방법은 국부적인 특질을 이용하는 가우시안 필터의 장점과 매칭블록을 이용하는 협업필터의 장점을 모두 적용하므로 잡음제거의 성능을 높일 수 있을 것으로 예상되며, 실제로 여러 영상에 다양한 분포의 잡음을 생성하여 실험을 한 결과 잡음제거의 효과가 우수하였음을 확인하였다.

REFERENCES

[1] K Dabov, A Foi, V Katkovnik, K. Egiazarian, "Image Denoising by Sparse 3-D Transform-domain Collaborative Filtering", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 16, no. 8, pp. 2080-2095, 2007.

[2] M. Lebrun, "An Analysis and Implementation of the BM3D Image Denoising Method", Image Processing On Line, vol. 2, pp. 175-213, 2012.

[3] D. Yang, and J. Sun, "BM3D-Net: A Convolutional Neural Network for Transform-Domain Collaborative Filtering", IEEE Sig. Proc. Letters, vol. 25, no. 1, pp. 55-59, 2018.

[4] M. Hasan and M. El-Sakka, "Improved BM3D Image Denoising Using SSIM-optimized Wiener Filter", EURASIP Journal on Image and Video Processing vol. 2018:25, 2018.

[5] Y. Hou1 and D. Shen, "Image Denoising with Morphology-an Size-adaptive Block-matching Transform Domain Filtering", EURASIP Journal on Image and Video Processing, vol 2018:59, 2018.

[6] BM3D implementation using C++. https://github.com/gfacciol/bm3d.

[7] Tampere University, http://www.cs.tut.fi/~foi/GCF-BM3D/.

저자약력

복 거 철(Gouchol Pok) **[회원]**

- 1981년 8월: 연세대학교 수학과 이학사
- 1999년 8월: Texas A&M Unversity, 컴퓨터공학과 공학박사
- 2001년 3월 ~ 2010년 2월: 연변과학기술대학교 교수
- 2016년 3월 ~ 현재: 배재대학교

〈관심분야〉 신경망, 패턴인식, 영상처리