

적응적 가중치를 사용한 비국소적 영상 잡음 제거 기법

이철, 이철우, 김창수

고려대학교

{kayne, wiserrain, changsukim}@korea.ac.kr

Nonlocal Image Denoising Algorithm Using Adaptive Weights

Chul Lee, Chulwoo Lee, Chang-Su Kim

Korea University

요약

본 논문은 최소 평균 제곱 오차(minimum mean-square error: MMSE)에 기반한 비국소적 (nonlocal) 평균 영상 잡음 제거 기법을 제안한다. 제안하는 기법에서는 기존의 비국소적 평균 기법에 추정 이론을 적용하여 잡음 제거에 사용되는 이웃 블록 또한 잡음을 포함하는 일반적인 경우로 확장하여 이웃 블록에 인가되는 가중치를 적응적으로 조절한다. 컴퓨터 모의실험을 통해 제안하는 알고리즘이 기존의 비국소적 기법에 비해 잡음 제거 성능이 향상됨을 확인한다.

1. 서론

최근 디지털 영상 취득 기술의 발전으로 인하여 개인 휴대 장치에서도 매우 큰 해상도의 영상을 취득 할 수 있게 되었다. 이러한 휴대 장치의 제한된 크기로 인하여 영상 취득 센서의 크기는 작을 수 밖에 없다. 따라서 충분한 화소값을 출력하기 위해서는 매우 작은 넓이의 센서에 입사된 에너지를 큰 이득으로 증폭해야 한다. 이 과정에서 잡음이 필연적으로 발생하게 된다. 따라서 영상의 잡음을 제거하기 위한 효율적인 기법의 개발은 필수적이다. 이러한 이유로 영상의 잡음 제거 기법에 대한 연구는 오래전부터 매우 활발하게 진행되어왔다.

기존 대부분의 기법은 영상 내에서 화소 또는 화소 블록이 서로 깊은 상관 관계를 갖는다는 가정 하에 이들의 평균을 취해서 잡음을 제거한다 [1]. 가장 기본적인 방법은 이웃한 화소값의 평균을 이용하는 것이나, 이는 영상 내의 구조 또는 특성을 고려하지 못하는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하고 잡음 제거 성능을 향상시키기 위해서, 최근 입력 영상의 블록을 영상 내의 블록들의 가중치 평균을 취하여 대체하는 비국소적 (nonlocal) 평균 기법이 제안되었다 [2]. 비국소적 평균 기법은 효과적으로 잡음을 제거할 수 있으나, 가중치를 유클리드 거리에 따른 지수함수로 표현하여 최적의 가중치를 보장하지 못하는 단점이 있다. 최적의 가중치를 구하기 위하여 Kervrann 등은 비국소적 잡음 제거 기법을 베이시안 추정(Bayesian estimation)을 이용하여 모델링하였다 [3]. 그러나 Kervrann 등의 기법은 이웃 블록의 잡음 효과를 엄밀히 고려하지 않았으며, 모델링 과정에서 경험적인 가정을 사용한 단점이 있다.

제안하는 기법은 Kervrann 등이 제안한 기법의 단점을 보완하기 위하여 이웃 블록의 잡음 효과를 고려한 베이시안 모델링을 이용한다.

이를 이용하여 잡음이 제거된 영상의 평균 제곱 오차 (MSE)를 최소화 하기 위해서 사용되는 가중치를 적응적으로 변화시킨다. 컴퓨터 모의 실험을 통하여 제안하는 알고리즘의 유효성을 확인한다.

2. 제안하는 알고리즘

가. 블록 생성 모델

잡음을 제거할 블록 \mathbf{x} 는 잡음이 없는 블록의 표본 공간 $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_M\}$ 에서 임의로 선택된 후, 가우시안 잡음이 더해진다. E_i 를 블록 \mathbf{v}_i 가 선택되는 사건이라 하고, \mathbf{v}_i 는 모든 i 에 대해서 동일한 확률을 갖는다고 가정하면, E_i 의 사전 확률 (prior probability)은 다음과 같다.

$$P(E_i) = \frac{1}{M}, \quad 1 \leq i \leq M \quad (1)$$

사건 E_i 가 발생했을 때, \mathbf{x} 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{x} = \mathbf{v}_i + \mathbf{n}_x \quad (2)$$

여기에서 $P(x) \sim N(\mathbf{0}, \sigma_n^2 \mathbf{I})$ 이다.

나. MMSE 필터링

본 논문에서는 입력 블록 \mathbf{u}_i 에 대해서 잡음이 제거된 블록을 MMSE를 기준으로 구한다. 먼저 우도 (likelihood) $P(\mathbf{x}|E_i)$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$P(\mathbf{x}|E_i) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \sigma_n^d} \exp\left[-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{v}_i\|^2}{2\sigma_n^2}\right] \quad (3)$$
$$\simeq \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \sigma_n^d} \exp\left[-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{u}_i\|^2}{2\sigma_n^2}\right] \exp\left[-\frac{d}{2}\right]$$

이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2009-0083945).

여기에서 d 는 블록의 크기이며, 잡음 성분 \mathbf{u}_i 는 $\mathbf{x}-\mathbf{u}_i$ 에 독립적이라고 가정하여 근사하였다. 모든 i 에 대해서 $P(E_i)/P(\mathbf{x})$ 는 상수이므로, 베이즈 (Bayes) 공식에 의해서 사후 확률 (posterior probability)은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$P(E_i|\mathbf{x}) = \frac{P(\mathbf{x}|E_i)P(E_i)}{P(\mathbf{x})} = \frac{\exp\left[-\frac{\|\mathbf{x}-\mathbf{u}_i\|^2}{2\sigma_n^2}\right]}{\sum_{j=1}^M \exp\left[-\frac{\|\mathbf{x}-\mathbf{u}_j\|^2}{2\sigma_n^2}\right]} \quad (4)$$

블록 \mathbf{x} 의 잡음을 제거한 $\hat{\mathbf{x}}$ 는 비국소적 이웃 \mathbf{u}_i 를 아래와 같이 선형적으로 결합하여 구한다.

$$\hat{\mathbf{x}} = c_1\mathbf{u}_1 + c_2\mathbf{u}_2 + \dots + c_M\mathbf{u}_M = \mathbf{U}\mathbf{c} \quad (5)$$

여기에서 \mathbf{U} 는 i 번째 열이 \mathbf{u}_i 인 행렬이며, \mathbf{c} 는 i 번째 행이 가중치 계수 c_i 를 나타내는 벡터이다. 또한, 결과 영상의 평균 화소값을 유지하기 위해서 가중치 계수는 다음의 조건을 만족시켜야 한다.

$$\mathbf{1}^T\mathbf{c} = c_1 + c_2 + \dots + c_M = 1 \quad (6)$$

여기에서 $\mathbf{1}$ 은 모든 원소가 1인 벡터이다.

필터링된 결과 블록 $\hat{\mathbf{x}}$ 의 평균 제곱 오차 MSE는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\text{MSE} = \sum_{i=1}^M \|\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{v}_i\|^2 P(E_i|\mathbf{x}) \quad (7)$$

MSE는 가중치 벡터 \mathbf{c} 에 대한 함수로 나타낼 수 있으며, MSE(\mathbf{c})를 최소로 하는 가중치 벡터 \mathbf{c}^* 는 다음과 같이 구해진다.

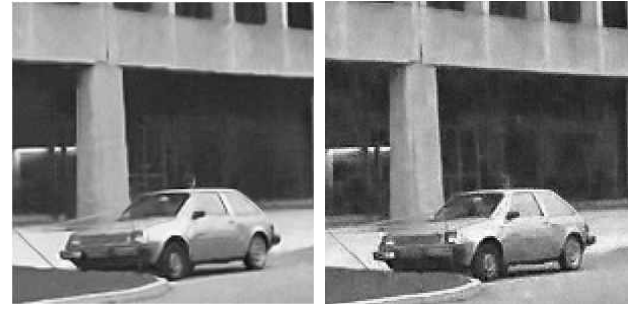
$$\mathbf{c}^* = \alpha \times \mathbf{p} + (1-\alpha) \times \frac{1}{M}\mathbf{1} \quad (8)$$

여기서 \mathbf{p} 는 식 (4)의 확률들로 이루어진 열 벡터이며, $\mathbf{1}$ 은 모든 항이 1인 열벡터이다. 또한 상수 α 는 필터에 사용되는 블록들의 신호대 잡음비를 나타낸다. 그러므로 식 (8)은 신호대 잡음비가 낮을수록 가중치 벡터가 균일(uniform) 벡터 $\frac{1}{M}\mathbf{1}$ 에 가까워 져야 한다는 것을 의미한다.

3. 실험 결과

본 논문에서 제안하는 기법의 유효성을 검증하기 위해서 VisTex 데이터 베이스[4]의 그레이 레벨 영상 3개에 적용하여 잡음 제거 효과를 비교하였다. 모든 영상의 크기는 512×512 이며, $\sigma_n = 10, 20, 30$ 에 대해서 비교하였다. 기존의 알고리즘[2]과 제안하는 알고리즘을 이용하여 각각 잡음을 제거한 결과 영상의 PSNR을 비교하였다. 그 결과의 일부분을 그림 1에 확대하여 도시하였다. 이를 통하여 제안하는 알고리즘이 기존의 알고리즘에 비해 영상 내의 정보를 유지하면서 잡음을 더 효과적으로 제거함을 확인할 수 있다.

실험에서 사용한 모든 테스트 영상에 대한 PSNR 비교를 표 1에 도시하였으며, 제안하는 알고리즘이 기존의 알고리즘[2]에 비하여 더 효과적으로 잡음을 제거함을 확인할 수 있다. 특히, 잡음 레벨이 커질수록 제안하는 알고리즘이 더 높은 PSNR을 보이는데, 이는 (8)에 의해서 각 블록을 균일하게 평균을 취하기 때문이다.



(a) (b)

그림 1. $\sigma_n^2 = 20$ 일 때 잡음 제거 결과 비교.

(a) 기존의 비국소적 평균 알고리즘 [2] (28.45 dB),

(b) 제안하는 알고리즘 (28.60 dB).

입력 영상	σ_n	기존 알고리즘 [2]	제안하는 알고리즘
Buildings	10	31.89	30.52
	20	28.45	28.60
	30	25.87	25.73
Fabric	10	30.98	29.46
	20	27.18	27.77
	30	24.51	25.92
Flowers	10	28.88	27.09
	20	25.18	25.75
	30	22.84	23.71

표 1. 기존 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 PSNR 비교. 각 실험에서 높은 PSNR값을 진하게 표시함.

4. 결론

본 논문에서는 비국소적 MMSE 영상 잡음 제거 필터를 제안하였다. 제안하는 방법에서는 추정 이론에 기반하여, 잡음이 있는 이웃 블록을 이용하여 잡음이 제거된 블록의 MSE를 최소로 하는 최적의 가중치 벡터를 구하였다. 실험을 통하여 제안하는 방법이 기존의 비국소적 필터와 비교하여 높은 PSNR 성능을 보이는 효율적인 방법임을 확인하였다.

5. 참고문헌

- [1] V. Katkovnik, A. Foi, K. Egiazarian, and J. Astola, "From local kernel to nonlocal multiple-model image denoising," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 86, no. 1, pp. 1-32, Jan. 2010.
- [2] A. Buades, B. Coll, and J.-M. Morel, "A non-local algorithm for image denoising," in *Proc. CVPR*, pp. 60-65, Jun. 2005.
- [3] C. Kervrann, J. Boulanger, and P. Coupe, "Bayesian non-local means filter, image redundancy and adaptive dictionaries for noise removal," in *Proc. SSVM*, pp. 520-532, 2007.
- [4] <http://vismod.media.mit.edu/vismod/imagery/VisionTexture/vistex.html>.