

노이즈 분산 변화에 따른 적응형 가우시안 필터의 영상 노이즈 제거 성능 분석

김민준, 남해운*

한양대학교

tim0922@hanyang.ac.kr, *hnam@hanyang.ac.kr

Performance Analysis of Adaptive Gaussian Filtering for Image Denoising Under Varying Noise Variance

Minjun Kim, Haewoon Nam*

Hanyang Univ.

요약

본 논문은 영상 획득 및 전송 과정에서 발생하는 노이즈가 영상 품질 및 후속 영상 처리 성능에 미치는 영향을 고려하여, 노이즈 분산 변화에 따른 Gaussian 필터 기반 노이즈 제거 성능을 분석한다. Gaussian 필터는 구현이 간단하여 널리 사용되지만, 고정된 파라미터 사용 시 다양한 노이즈 환경에 유연하게 대응하기 어렵다. 이를 보완하기 위해 노이즈 분산 변화에 따라 Gaussian 필터의 표준편차를 조절하는 적응형 적용 방식을 구성하고, 고정 Gaussian 필터와의 성능을 비교하였다. 시뮬레이션 기반 실험을 통해 PSNR 및 SSIM 지표로 성능을 평가한 결과, 적응형 Gaussian 필터는 노이즈 분산이 증가하는 환경에서 SSIM 기준의 안정적인 성능을 보였다.

I. 서론

본 논문은 영상 획득 및 전송 과정에서 발생하는 노이즈가 영상 품질 저하뿐만 아니라 후속 영상 처리 성능에 미치는 영향을 고려하여, 노이즈 분산 변화에 따른 Gaussian 필터 기반 노이즈 제거 성능을 분석한다.

영상 내 노이즈는 촬영 환경, 센서 특성, 전송 과정의 외란 등 다양한 요인에 의해 발생하며, 영상의 시각적 품질을 저하시킬 뿐만 아니라 객체 인식, 특징 추출, 영상 분할과 같은 고수준 영상 처리 과정에서 오차를 유발할 수 있다. 이로 인해 영상 처리 시스템 전반의 신뢰성이 저하될 수 있으므로, 노이즈 제거는 영상 처리 분야에서 지속적으로 연구되어 온 핵심 주제이다.

공간 영역 기반 노이즈 제거 기법 중 Gaussian 필터는 구현이 간단하고 계산 복잡도가 낮아 다양한 응용 분야에서 널리 사용되고 있다. 그러나 Gaussian 필터는 필터의 표준편차 값에 따라 노이즈 제거 성능과 에지 보존 특성이 크게 달라지며, 고정된 파라미터를 사용할 경우 노이즈 특성이 변화하는 환경에서 항상 최적의 성능을 보장하기 어렵다는 한계를 가진다. 이러한 배경에서 본 논문은 노이즈 분산 변화에 따라 Gaussian 필터 파라미터를 조절하는 적응형 적용 방식의 성능을 분석하는 데 목적을 둔다. 서로 다른 분산 값을 갖는 Gaussian 노이즈 환경에서 고정 Gaussian 필터와 적응형 Gaussian 필터를 비교하고, PSNR 및 SSIM 지표를 통해 노이즈 제거 성능과 구조 보존 특성을 정량적으로 평가한다.

II. 본론

1. Gaussian 노이즈 및 필터 개념

Gaussian 노이즈는 평균이 0이고 분산이 σ_n^2 인 정규 분포를 따르는 노이즈로, 영상 센서 잡음을 모델링하는 데 널리 사용된다. Gaussian 필터

의 커널은 다음과 같이 정의된다 [3].

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_g^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma_g^2}\right)$$

여기서 σ_g 는 Gaussian 필터의 표준편차로, 값이 증가할수록 평활화 강도가 커져 노이즈는 감소하지만 에지 성분이 손실될 수 있다.

2. 적응형 Gaussian 필터 구성

고정 Gaussian 필터는 영상 전체에 동일한 σ_g 를 적용한다. 반면 적응형 Gaussian 필터는 노이즈 분산 변화에 따라 σ_g 를 조절하여 노이즈 제거와 구조 보존 간 균형을 유지하는 것을 목표로 한다. 본 연구에서는 노이즈 분산 0.005, 0.01, 0.02에 대해 각각 $\sigma_g = 0.8, 1.2, 1.6$ 을 적용하였다. 이는 새로운 최적화 기법을 제안하는 것이 아니라, 노이즈 수준 변화에 따른 성능 차이를 분석하기 위한 경험적 설정이다.

항목	설정 값
영상유형	Grayscale
Gaussian 노이즈 분산	0.005, 0.01, 0.02
고정 Gaussian σ_g	1.0
적응형 Gaussian σ_g	0.8, 1.2, 1.6
평가 지표	PSNR, SSIM

[표1] 실험 조건

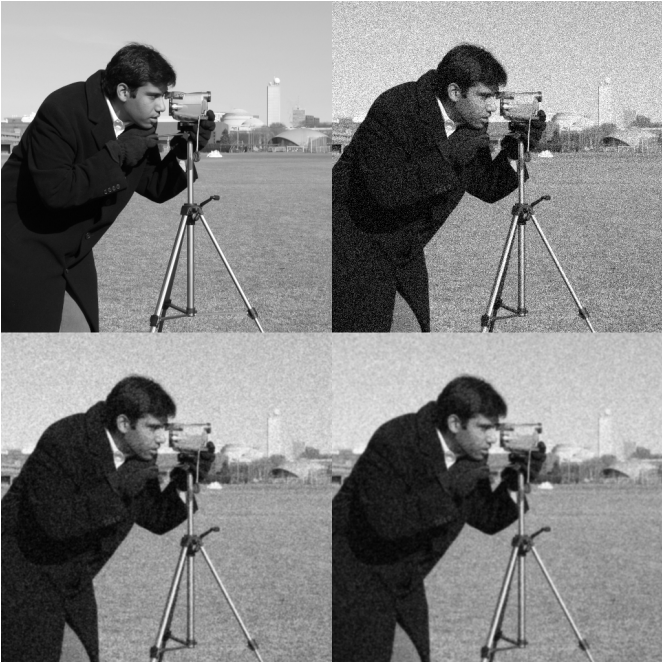
3. 실험 환경 및 결과

실험은 흑백 영상을 대상으로 수행하였다. 원본 영상에 서로 다른 분산 값을 갖는 Gaussian 노이즈를 추가한 후, 고정 Gaussian 필터($\sigma_g=1.0$)와 적응형 Gaussian 필터를 적용하였다. 성능 평가는 PSNR과 SSIM 지표

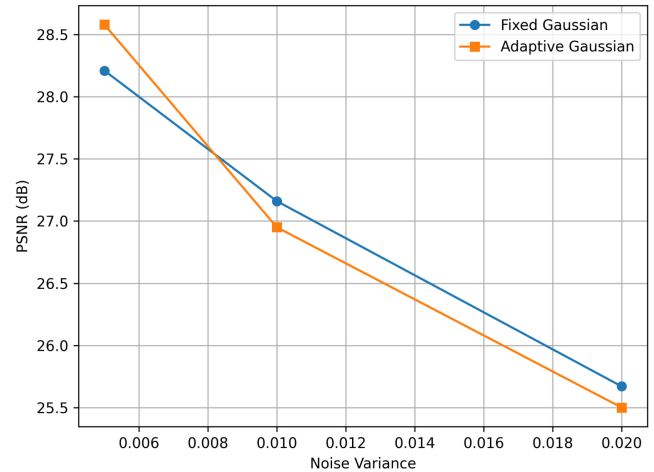
를 사용하였다 [1], [2]. 실험 결과, 분산 0.005 환경에서는 적응형 방식의 PSNR이 28.58 dB로 고정 방식(28.21 dB) 대비 소폭 증가하였으나 SSIM은 감소하였다. 반면 분산 0.010 및 0.020 환경에서는 적응형 방식이 SSIM 기준에서 개선 경향을 보였으며, PSNR은 일부 조건에서 소폭 감소하였다. 이는 노이즈 제거 강도 조절 과정에서 픽셀 오차(PSNR)와 구조 보존(SSIM) 간 트레이드오프가 발생할 수 있음을 시사한다.

노이즈 분산	방법	PNSR(dB)	SSIM
0.005	고정 Gaussian	28.21	0.7237
0.005	적응형 Gaussian	28.58	0.6935
0.01	고정 Gaussian	27.16	0.6357
0.01	적응형 Gaussian	26.95	0.6660
0.02	고정 Gaussian	25.67	0.5396
0.02	적응형 Gaussian	25.50	0.6343

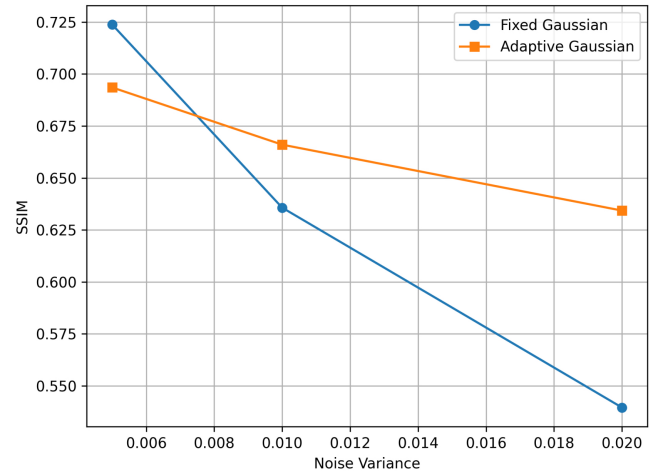
[표2] 노이즈 분산에 따른 PNSR 및 SSIM 비교



[그림1] 결과 영상 비교(분산 0.01): (a) 원본, (b) 노이즈, (c) 고정 Gaussian, (d) 적응형 Gaussian



[그림2] PNSR 변화



[그림3] SSIM 변화

III. 결론

본 논문은 노이즈 분산 변화에 따른 적응형 Gaussian 필터의 성능을 고정 Gaussian 필터와 비교하여 분석하였다. 실험 결과, 적응형 Gaussian 필터는 중·고노이즈 환경에서 SSIM 기준의 안정적인 성능을 보였으며, 구조 보존 관점에서 유의미한 개선 가능성을 확인하였다. 다만 일부 조건에서 PSNR이 소폭 감소하여, 적용 목적(픽셀 기반 오차 최소화, 구조 보존)에 따라 지표를 함께 고려한 파라미터 설정이 필요함을 확인하였다.

IV. 향후 연구 계획

향후에는 영상으로부터 노이즈 분산을 자동 추정하는 방법을 결합하여, 필터 파라미터를 수동 설정이 아닌 데이터 기반으로 결정하는 구조로 확장할 계획이다. 또한 다양한 종류의 실제 촬영 영상(조도 변화, 센서 특성 차이 등) 및 컬러 영상에 대해 실험을 수행하여, 적응형 적용 방식의 일반화 가능성과 적용 한계를 추가로 검증하고자 한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을받아 수행된 연구임 (No.2022R1A2C1011862)

참 고 문 헌

[1] A. K. Jain, Fundamentals of Digital Image Processing, Prentice-Hall, 1989.

[2] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, 2004.

[3] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, 4th ed., Pearson, 2018.