

論文

J. of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences 44(5), 407-415(2016)

DOI:http://dx.doi.org/10.5139/JKSAS.2016.44.5.407

ISSN 1225-1348(print), 2287-6871(online)

항공 영상 융합의 성능 향상을 위한 적응 가이드드 필터

김선영, 강창호, 박찬국*

An Adaptive Guided Filter for Performance Improvement of Aviation Image Fusion

Sun Young Kim, Chang Ho Kang and Chan Gook Park*

Department of Mechanical and Aerospace Engineering / Automation and Systems Research Institute, Seoul National University

ABSTRACT

In this paper, an aviation image fusion method is proposed for creating an informative fused image through gray scale images within noise. The proposed method is based on an adaptive guided filter which adjusts regulation parameter of the filter based on peak signal noise ratio (PSNR) in order to behave as an edge-preserving filtering property. Simulation results demonstrate that the proposed method preserves the edge information of the input image and reduces the noise effect while maintaining designed PSNR.

초 록

본 논문에서는 최적의 항공 영상 융합을 위하여 적응 가이드드 필터 기반 알고리즘을 제안하였다. 제안한 적응 가이드드 필터는 가이드드 필터 설계 요소 중에서 정규화 파라미터 값을 입력된 영상 특성에 따라서 조절하고 PSNR (peak signal to noise ratio)을 미리 정해진 값으로 유지한다. 제안한 방법은 입력 영상의 특성에 관계없이 미리 정한 PSNR을 유지하는 범위 내에서 잡음을 제거하므로 최적의 영상 융합 성능의 결과를 가져올 수 있다. 필터 성능은 시뮬레이션을 통해 검증하였고, 기존에 많이 사용되고 있는 영상 융합 품질 파라미터를 이용하여 분석하였다.

Key Words : Adaptive Guided Filter(적응 가이드드 필터), PSNR(피크 신호 대 잡음비), Regulation Parameter(정규화 파라미터), Automation Target Recognition(자동 목표물 인식)

1. 서 론

최근에 무인항공기에 대한 관심이 높아지면서

관련 기술에 대한 연구가 활발하게 이루어지고 있고 활용분야도 다양해지고 있다. 초반에는 군 용을 위해 감시정찰 및 목표물 공격을 목적으로

† Received : July 17, 2015 Revised : April 12, 2016 Accepted : April 14, 2016

* Corresponding author, E-mail : chanpark@snu.ac.kr

연구가 진행되다가 최근에는 민수용으로 택배 서비스 및 각종 영상물 촬영 등에도 활용되고 있다 [1,2]. 무인항공기는 조종사가 직접 탑승해서 볼 수 없기 때문에 영상장비를 통해 획득한 영상정보는 중요한 역할을 하게 된다. 이러한 영상정보는 관리자가 직접 확인을 하며 임무를 수행하는데 사용되기도 하지만 관리자의 감독 없이 자동으로 목표물을 탐지하고 인식하는 ATR (Automation Target Recognition) 시스템에 이용할 수도 있다. 따라서 무인항공기를 이용한 임무수행의 성능을 높이기 위해서는 무엇보다 양질의 영상 정보를 획득하는 것이 우선이라고 할 수 있다. 영상 정보의 중요성이 높아지면서 다양한 영상 장비들이 개발되고 있으며, 또한 각 영상 장비들이 지닌 단점을 보완하기 위해 다양한 영상 장비로부터 획득한 영상 정보를 융합하는 기법에 대한 연구도 활발하게 연구되고 있다[3,4].

영상 융합은 앞에서 언급한 바와 같이 전체 영상 처리 시스템의 성능에 영향을 주므로 영상 처리분야에서 가장 중요한 기술이며 특징점 추출과 표적 인식 등의 다양한 영상처리기반 기술에 적용되고 있다. 영상 융합은 서로 다른 영상들을 하나의 영상으로 합치는 기술로 융합된 영상은 융합되기 전보다 고품질의 영상정보를 갖게 되며 이 영상을 이용하면 영상처리 성능을 향상시킬 수 있다. 예를 들어 초분광 영상융합을 통해서 영상의 특징점 추출 성능을 향상시킬 수 있다[3]. 효과적인 영상 융합이 되기 위해서는 융합 알고리즘이 몇 가지 요구조건을 가져야 하는데, 첫 번째는 영상 원본의 중요한 영상 정보를 왜곡시키지 않는 것이고 두 번째는 영상 잡음과 환경변화에 강인해야 한다는 것이다. 위의 조건을 만족시키는 영상 융합 기법들[5]이 많이 있지만 본 논문에서는 최적의 영상 융합을 위하여 기존의 기법들 중에서 성능이 우수한 가이드드 필터를 기반으로 하여 적응 알고리즘을 구현하였다. 제안한 적응 가이드드 필터는 가이드드 필터 설계요소인 정규화 파라미터 값을 입력 영상 특성에 따라서 조절하고 PSNR을 기준으로 하여 입력 영상의 본 특성을 유지하면서 동시에 잡음을 제거하는 성능을 갖도록 설계하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 가이드드 필터에 대해서 간략하게 소개한 후에 제안한 적응 가이드드 필터 알고리즘에 대한 설명을 한다. 3장에서는 정규화 파라미터 변화가 필터 성능에 미치는 영향을 알아보기 위해 관계식을 유도하고 필터 성능을 높이기 위한 최적화 기법에 대해서 살펴본다. 4장에서는 제안한 알고리

즘의 성능 분석을 위해 진행한 시뮬레이션 결과를 보여주고 마지막으로 5장에서는 결론을 맺는다.

II. 적응 가이드드 필터

영상처리 알고리즘에서 획득한 영상으로부터 잡음을 제거하는 단계인 전처리 과정에서는 다양한 필터들이 사용된다. 잡음을 제거하는 목적으로 간단하게 평균필터, 가우시안 필터, 중간 필터 등이 사용되는데 이러한 방법들은 잡음을 제거하는 동시에 영상이 번지는 현상이 나타나 에지(edge) 정보를 많이 잃게 된다. 따라서 에지 정보를 최대한 보존하면서 잡음을 제거하기 위한 방법들이 연구되었으며, 대표적으로 bilateral 필터[6,7,8]와 가이드드 필터(Guided Filter)[8,9]가 있다. Bilateral 필터는 커널 설계시 일정한 형태의 커널을 동일하게 적용하는 것이 아니라 입력된 영상으로부터 색의 강도 정보를 추가로 이용하는 것으로 현재 픽셀과의 유사도에 따라 가중치를 부여하기 때문에 불연속성을 살려준다. 하지만 입력 영상에 잡음이 심하면 거리정보에 따른 커널(range kernel)에 신뢰성이 없어진다. 따라서 이런 경우 거리 정보를 외부 시스템에서 가져오면 신뢰성이 높아지게 되는데 이때 거리 정보를 제공하는 영상을 가이드 영상이라고 하고 이러한 구조를 지닌 필터를 가이드드 필터라고 한다. 가이드드 필터도 bilateral 필터와 마찬가지로 관심이 있는 픽셀과 설계자가 선정한 네이버(neighbor) 윈도우에 따라 가중치를 부여한다. 이때 가이드 영상은 설계자가 정하는 것으로 예를 들어 색 정보 RGB와 유사도 정보 HVI를 따로 이용하여 각각을 입력 영상과 가이드 영상으로 이용할 수 있다. 혹은 가이드 영상을 플래쉬가 동작한 영상으로 사용하여 어두운 조명에서 찍은 영상을 보정하는데 사용할 수도 있다[8,9]. 결론적으로 입력 영상이 가지고 있지 않은 추가 정보를 가진 영상을 가이드 영상으로 선택해서 입력 영상을 보정할 수 있다. 이 같은 원리를 이용하여 다수의 영상 장비로부터 획득한 데이터들을 융합하기 위해 입력 영상과 가이드 영상으로 구분한 후 가이드드 필터를 이용하여 획득 영상을 융합할 수 있다[3,4,5,8,9].

본 장에서는 영상 보정 및 융합에 많이 쓰이고 있는 가이드드 필터에 대해서 간략하게 설명하고 이 필터를 기반으로 본 논문에서 제안한 적응 가이드드 필터에 대해서 설명하였다.

2.1 가이드드 필터

일반적인 가이드드 필터는 가이드 영상을 이용하여 입력된 영상의 주요 정보를 왜곡시키지 않으면서 동시에 잡음을 제거하는 필터 구조를 갖는다. 가이드 영상은 선형회귀 (linear regression) 를 기본으로 출력 영상을 모델링 할 수 있다고 가정한다[8,9].

$$q_i = a_k I_i + b_k, \quad \forall i \in w_k \quad (1)$$

여기서 q_i 는 출력 영상이고, a_k 와 b_k 는 선형계수이고 이 값은 구역 w_k 안에서 상수다. I_i 는 가이드 영상을 의미한다. 식 (1)에서 정의한 선형 계수 (a_k, b_k)를 정하기 위해서 출력 영상 q_i 는 다음과 같이 모델링 한다.

$$q_i = p_i - n_i \quad (2)$$

여기서 p_i 는 입력 영상을 의미하고 n_i 는 영상 잡음을 의미한다. 선형계수들은 입력 영상과 출력 영상의 차이를 최소화하는 식을 통해서 구한다.

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in w_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2) \quad (3)$$

여기서 ϵ 는 정규화 파라미터로 a_k 가 무한정 커지는 것을 막는 파라미터다. 식 (3)을 최소화 하는 선형 계수를 구하면 다음과 같다.

$$a_k = \frac{\frac{1}{|w|} \sum_{i \in w_k} I_i p_i - \bar{\mu}_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon} \quad (4)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \bar{\mu}_k \quad (5)$$

여기서 μ_k 와 σ_k^2 는 영역 w_k 안에서 가이드 영상의 평균과 분산이다. $|w|$ 는 영역 w_k 안의 픽셀 수를 의미하며, $\bar{p}_k = \frac{1}{|w|} \sum_{i \in w_k} p_i$ 이다.

픽셀 i 는 영역 w_k 안에서 중복되므로 q_i 는 하나의 값을 갖지 않는다. 그래서 이를 해결하기 위해서 영역 w_k 안에서 q_i 값의 평균을 취하여 계산한다.

$$q_i = \frac{1}{|w|} \sum_{k \in w_i} (a_k I_i + b_k) \quad (6)$$

위의 식에서 영역 w_k 의 크기와 ϵ 가 영상의 에지 정보 유지와 잡음제거에 영향을 미치며 이

파라미터를 입력된 영상에 따라서 조절하면 효율적으로 원본 에지 정보를 유지하면서 동시에 잡음을 제거할 수 있다.

2.2 적응 가이드드 필터

가이드드 필터에서 영상 융합 결과에 영향을 미치는 설계 요소는 영역 w_k 의 크기와 정규화 파라미터 ϵ 가 있다. 이 중에서 영역의 크기는 식 (5), (6)에서 평균과 분산 값들을 계산할 때 영향을 주지만 영역의 크기 변화에 따라서 큰 차이를 주지 않는다. 따라서 본 논문에서는 영역의 크기를 최소한으로 설정하기 위해 반지름을 2로 고정하고, 정규화 파라미터 ϵ 를 변경하는 적응 필터 구조를 제안하였다. 정규화 파라미터는 PSNR을 기준으로 조절하게 되는데, 이때 PSNR은 원본 영상정보의 유지정도를 나타내는 성능지수로 다음의 식과 같다[8,9].

$$P = 10 \log_{10} \left(\frac{1}{MSE} \right) \quad (7)$$

여기서 P 는 PSNR 결과이고 MSE 는 입력 영상과 출력 영상과의 차이를 나타내며, $MSE = \frac{1}{|p|} \sum_i (p_i - q_i)^2$ 이다. $|p|$ 는 영상 전체의 픽셀 수를 의미하며, 입력과 출력 영상의 크기는 동일하다. 또한 입력 영상은 정규화 과정을 했으므로 가장 큰 픽셀 값은 1이다. 원본 영상의 정보를 유지할수록 PSNR은 큰 값을 가지며, 영상의 정보를 최소한으로 보존하기 위해서 PSNR은 40dB 보다 큰 값을 가져야 한다[8,9,10].

에지 보존 관점에서 원본 영상의 에지 정보를 최대한 많이 보존하기 위해서는 PSNR이 큰 값을 가지도록 정규화 파라미터 ϵ 를 조절하면 된다. 하지만 Table 1과 같이 ϵ 을 증가시키면 PSNR이 감소하는 특성이 있고, 입력 영상에 잡음이 혼합되어 있는 경우에 PSNR을 높게 설정하면 잡음 성분까지 유지하게 되므로 에지는 보존하면서 잡음을 제거하는 최적의 ϵ 값을 찾아야 한다. 원본 영상에서 잡음의 제거 효과를 나타내기 위해 IEF 성능 지수를 계산하였으며, 이 값은 실제로는 입력 영상의 참값을 알지 못하기 때문에 구할 수 없는 값이지만 필터 성능 분석을 위해 아래 식과 같이 계산하였다[11].

$$F = \frac{\frac{1}{|o|} \sum_i (p_i - o_i)^2}{\frac{1}{|o|} \sum_i (q_i - o_i)^2} \quad (8)$$

Table 1. ϵ vs. PSNR and IEF

ϵ	PSNR	IEF
0.012^2	58.5875	1.0291
0.052^2	33.7829	1.7145
0.12^2	27.0523	3.1086

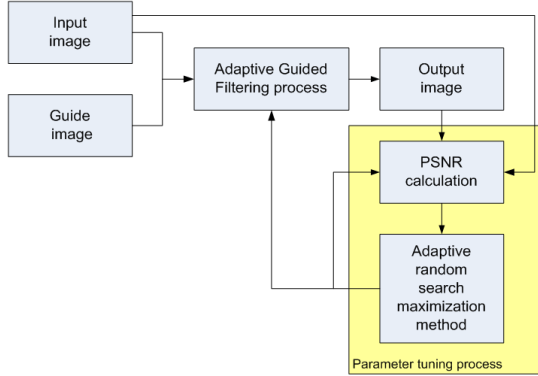


Fig. 1. Adaptive Guided Filter Structure

여기서 F 는 IEF 값을 나타내며 o_i 는 잡음이 없는 입력 영상 (참 값)이고 $|o|$ 는 영상의 전체 픽셀 수를 의미한다. 잡음 제거 효과가 없을 때 IEF 값은 1이 되고, 1보다 클수록 잡음 제거 효과가 큰 것을 의미한다. Table 1과 같이 ϵ 을 증가시키면 IEF가 감소하는 특성이 있으며, Table 1의 결과는 임의의 영상에 대한 결과를 나타낸 것으로 ϵ 값과 PSNR의 관계를 정량적으로 분석하기 위해 다음 장에서 파라미터 분석을 진행하였다.

또한 식 (4)에서 알 수 있듯이 기존의 가이드 필터 구조에서 ϵ 을 가이드 영상의 분산 σ_k^2 보다 아주 크게 설정하면 $a_k \approx 0$, $b_k \approx \bar{p}_k$ 가 되어 가이드 필터의 출력 영상은 $q_i = \bar{p}_k$ 이 된다 [8,9]. 이는 결과적으로 에지는 보존이 되지 않고 스무딩 효과만 나타나게 되는 것을 의미한다. 반대로 ϵ 을 가이드 영상의 분산 σ_k^2 보다 아주 작게 설정하면 a_k 가 커지게 되어 식 (6)으로부터 에지 성분을 나타내는 $\nabla q_i = \bar{a}_k \nabla I_i$ 가 커지게 되므로 에지를 잘 보존하는 특성을 나타내게 된다 [8,9]. 가이드 필터의 이러한 특성으로 인해 가이드 영상의 분산 σ_k^2 에 따라 변하는 ϵ 을 찾을 필요가 있다. 따라서 본 논문에서 제안하는 적응 가이드 필터는 Fig. 1과 같이 입력 영상의 특성에 따라 미리 정한 PSNR을 유지하는 범위 내에서 잡

음을 제거하기 위해 최적의 ϵ 을 찾는 구조를 가진다. ϵ 을 찾을 때는 최적화 기법 중 adaptive random search maximization method를 사용하였다.

III. 파라미터 분석 및 최적화

본 논문에서 제안한 적응 가이드 필터는 입력 영상의 특성에 관계없이 미리 정한 PSNR을 유지하는 범위 내에서 잡음을 제거하고자 정규화 파라미터 최적의 ϵ 값을 찾는 데 목적이 있다. 이에 PSNR에 따른 정규화 파라미터 ϵ 값을 최적화하기 위해 PSNR과 ϵ 의 관계를 살펴보았다.

3.1 파라미터 분석

원래 가이드 필터에서 가이드 영상은 입력 영상과 다른 영상을 사용해야 하나 파라미터 분석을 위해 입력 영상과 동일한 영상을 사용하였다 [8,9]. 따라서 본 논문에서는 정규화 파라미터 ϵ 의 분석을 위해 입력 영상과 동일한 영상을 가이드 영상으로 사용하여 PSNR을 계산하고 최적화를 진행하였다.

PSNR과 정규화 파라미터 ϵ 의 관계를 살펴보면 다음과 같다. 식 (7)에서 정의한 PSNR에서 MSE는 아래식과 같이 나타낼 수 있다.

$$MSE = E[(p_i - q_i)^2] \quad (9)$$

가이드 영상 I_i 는 입력 영상 p_i 와 같다고 가정하면 식 (10)과 같이 나타낼 수 있다.

$$p_i = \mu_i + w_{p_i} \approx I_i = \mu_i + w_{I_i} \quad (10)$$

여기서 μ_i 는 영역 w_k 안에서 가이드 영상의 평균이고, w_{p_i} 와 w_{I_i} 는 각각 영역 w_k 안에서 가이드 영상과 입력 영상의 분산으로 아래와 같이 정의할 수 있다.

$$w_{p_i} = N(0, \sigma_p^2) \quad (11)$$

$$w_{I_i} = N(0, \sigma_I^2) = N(0, \sigma_k^2) \quad (12)$$

출력 영상은 식 (1)은 식 (13)과 같이 표현할 수 있고, 식 (5)는 식 (14)와 같이 나타낼 수 있다.

$$q_i = a_i I_i + b_i \quad (13)$$

$$b_i = (1 - a_i) \mu_i \quad (14)$$

식 (10)~(14)를 이용하여 식 (9)를 정리하면 최종적으로 식 (15)를 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned}
 MSE &= E[(p_i - q_i)^2] \\
 &= E[(\mu_i + w_{p_i} - a_i(\mu_i + w_{I_i}) - b_i)^2] \\
 &= E[((1 - a_i)\mu_i + w_{p_i} - a_i w_{I_i} - b_i)^2] \\
 &= E[((1 - a_i)\mu_i - b_i + w_{p_i} - a_i w_{I_i})^2] \\
 &= E[(w_{p_i} - a_i w_{I_i})^2] \\
 &= E[w_{p_i}^2 + a_i^2 w_{I_i}^2 - 2a_i w_{p_i} w_{I_i}] \\
 &= \sigma_p^2 + a_i^2 \sigma_I^2 \\
 MSE &= E[(p_i - q_i)^2] \approx \sigma_p^2 + a_i^2 \sigma_I^2 \quad (15)
 \end{aligned}$$

만약 입력 영상이 가이드 영상과 동일하다고 가정하면 $\sigma_p^2 = \gamma \sigma_I^2$ ($\gamma \geq 1$)와 같이 표현할 수 있고, 식 (15)는 식 (16)과 같이 나타낼 수 있다.

$$MSE \approx (a_i^2 + \gamma) \sigma_I^2 \quad (16)$$

여기서 $a_i^2 = (E[a_k])^2 = \left(\frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + \epsilon}\right)^2$ 이므로 최종적으로 식 (17)과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 MSE &= \left(\left(\frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + \epsilon}\right)^2 + \gamma\right) \sigma_I^2 \\
 &= \left(\left(\frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + \epsilon}\right)^2 + \gamma\right) \sigma_k^2 \quad (17)
 \end{aligned}$$

식 (17)로부터 정규화 파라미터 ϵ ($0 \leq \epsilon \leq 1$)의 값이 증가할수록 MSE는 증가하고 PSNR은 작아지는 것을 확인할 수 있다.

3.2 파라미터 최적화

본 절에서는 설정한 PSNR에 따른 최적의 ϵ 를 찾기 위해서 사용한 최적화 기법에 대해서 설명하겠다. 본 논문에서는 기본적으로 에지성분을 보존하여 영상처리 성능을 향상시키는데 목표가 있다. 그러므로 적응 가이드 필터를 설계하는데 있어서 잡음 제거 성능을 나타내는 IEF를 최적화하는 것보다는 설정한 PSNR에 따른 최적의 정규화 파라미터 값을 찾는데 목적을 두었다.

최적화 기법은 다양한 방법들이 있으며 목적 함수에 따라서 주어진 문제에 맞는 방법을 선택하면 된다. 목적함수의 선형, 비선형 모델링 또는 미분가능과 불가능에 따라서 최적화 기법이 분류가 된다. 본 논문에서의 목적함수는 식 (18)과 같

고 이 함수는 미분 불가능한 비선형 함수이다.

$$J(j) = |P(\hat{\epsilon}_{i,k}^j) - P_r| \quad (18)$$

여기서 $\hat{\epsilon}_{i,k}^j$ 는 계산을 반복하여 얻은 j 번째의 정규화 파라미터의 벡터를 나타내고, P_r 은 사용자가 미리 정한 PSNR을 의미하는 것으로 본 논문에서는 $P_r = 40dB$ 로 설정하였다.

따라서 목적함수의 최소값을 나타낼 수 있는 최적의 정규화 파라미터 ϵ 값을 찾기 위해서 adaptive random search maximization method를 사용하였다[12]. 이 방법은 계산량이 적고 알고리즘 적용이 용이하여 많이 사용되는 최적화 기법이다[12]. 본 논문에서 구현한 최적화 알고리즘은 다음과 같이 진행하였다.

먼저 임의의 시간 k 일 때, 정규화 파라미터 벡터 ϵ_k 를 위한 실현가능한 영역을 나타내면 아래 식과 같다.

$$D = \left\{ \epsilon_k \mid \epsilon_{i,k,\min} \leq \epsilon_{i,k} \leq \epsilon_{i,k,\max}, i = 1, 2, \dots, n_\epsilon \right\} \quad (19)$$

여기서 $\epsilon_{i,k}$ 는 ϵ_k 의 i 번째 원소이고, $\epsilon_{i,k,\min}$ 과 $\epsilon_{i,k,\max}$ 는 각각 최소값과 최대값을 나타낸다. 반복 수행을 위한 초기 조건은 아래와 같이 선택을 하고 이때 $j = 0$ 이다.

$$\hat{\epsilon}_{i,k}^0 = \frac{\epsilon_{i,k,\min} + \epsilon_{i,k,\max}}{2}, i = 1, 2, \dots, n_\epsilon \quad (20)$$

계산을 반복하여 얻은 벡터를 $\hat{\epsilon}_{i,k}^{j+1}$ 로 설정하고, 계산을 진행하면 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{\epsilon}_{i,k}^{j+1} = \hat{\epsilon}_{i,k}^j + e^j \quad e^j = N(0, P_\epsilon^j) \quad (21)$$

임의로 정한 N 에 대해 $j < N$ 동안 j 를 증가시키면서 미리 정한 PSNR에 가깝도록 아래 식을 만족하는 최적의 정규화 파라미터 $\hat{\epsilon}_k^{j+1}$ 을 찾으면 된다.

$$\begin{aligned}
 \text{if } &|P(\hat{\epsilon}_{i,k}^{j+1}) - P_r| < |P(\hat{\epsilon}_{i,k}^j) - P_r| \quad (22) \\
 &\hat{\epsilon}_k^{j+1} = \hat{\epsilon}_{i,k}^{j+1} \\
 \text{else} \\
 &\hat{\epsilon}_k^{j+1} = \hat{\epsilon}_{i,k}^j \\
 \text{end}
 \end{aligned}$$

식 (18)~(22)를 통해 알 수 있듯이 본 논문에서 사용한 최적화 기법은 목적함수가 최소가 되

도록 정규화 파라미터 값을 증가시키면서 새롭게 계산한 목적함수 값과 비교함으로써 최종적으로 정규화 파라미터 값이 수렴하도록 한다. 최종적으로 구한 정규화 파라미터를 적응 가이드드 필터에 적용하면 입력 영상의 특성에 관계없이 미리 정한 PSNR을 유지하는 범위 내에서 잡음을 제거할 수 있게 된다.

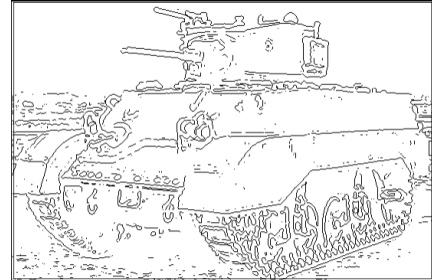
IV. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제안한 적응 가이드드 필터의 성능을 분석하기 위해 가이드 영상은 입력 영상과 동일한 영상을 사용하여 시뮬레이션을 진행하였다. 이는 원래의 가이드드 필터 구조에 위배되는 것이지만 가이드드 필터 파라미터의 변화에 따른 에지 정보 보존 정도를 잘 파악하기 위한 조치이다[8,9]. 이때 입력 영상은 무인항공기에서 영상 장비를 이용해 획득한 것으로 가정을 하고 영상 정보는 탱크로 설정하였다. 또한 가이드드 필터의 설계 요소는 크게 영역의 크기와 정규화 파라미터로 구분할 수 있는데, 본 논문에서 제안한 적응 가이드드 필터는 정규화 파라미터를 최적화하는 구조로 구현하였으므로 영역의 크기는 2로 고정을 하고 시뮬레이션을 진행하였다. 그리고 실제로는 입력 영상의 참값을 알지 못하기 때문에 구할 수 없는 값이지만 필터 성능 분석을 위해 IEF 성능 지수를 계산하였다.

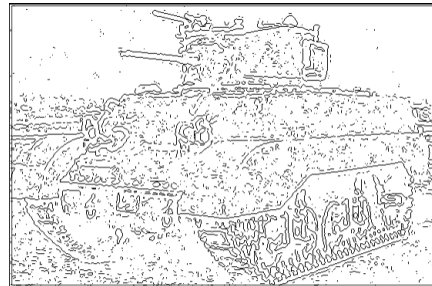
먼저 기존 가이드드 필터와 제안한 적응 가이드드 필터의 성능을 비교하기 위해 시뮬레이션을 진행하였다. 앞에서 설명한 바와 같이 기존 가이드드 필터는 입력 영상에 무관하게 설계 파라미터를 설정하게 되므로 파라미터를 잘못 설정할 경우 에지 보존 관점에서 최적의 출력 영상을 얻지 못하게 된다.

첫 번째 시뮬레이션을 위해 사용한 입력 영상은 Fig. 2(a)와 같이 참값으로 정한 영상에 분산이 0.010인 가우시안 잡음을 혼합한 Fig. 2(b)와 같은 영상을 사용하였다. 이때 입력 영상의 분산 σ_k^2 을 계산하면 0.0142 값을 가진다. 만약 이 값보다 정규화 파라미터 ϵ 값을 아주 크게 0.5000²로 설정한다면 가이드드 필터는 에지를 보존하지 못하고 Fig. 2(c)와 같이 LPF 효과만 보여주게 된다. 반대로 입력 영상의 분산 σ_k^2 보다 ϵ 을 아주 작게 0.0010²로 설정하면 Fig. 2(d)와 같이 입력 영상을 그대로 보존하여 에지는 보존하지만 잡음을 제거하지 못하게 된다. 이를 수치로 나타내면 Table 2와 같고 Fig. 2는 이러한 결과를 잘 보여

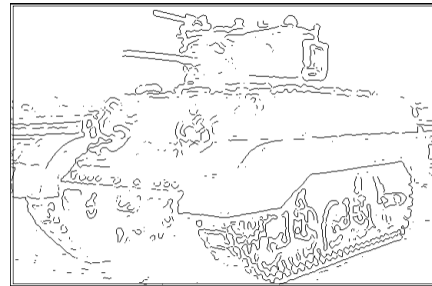
주는 그림으로 입력 영상에 따라 최적의 정규화 파라미터 ϵ 값을 설정해줘야 하는 이유를 잘 나타내주는 결과이다.



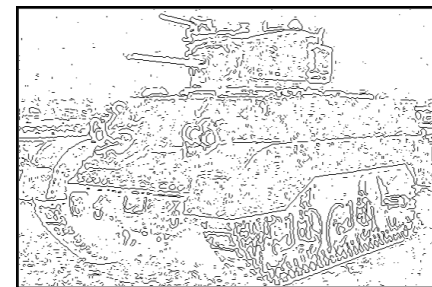
(a) true image



(b) input image with gaussian noise, $N(0,0.010)$



(c) output image with $\sigma_k^2 \ll \epsilon$



(d) output image with $\sigma_k^2 \gg \epsilon$

Fig. 2. Result of conventional guided filter

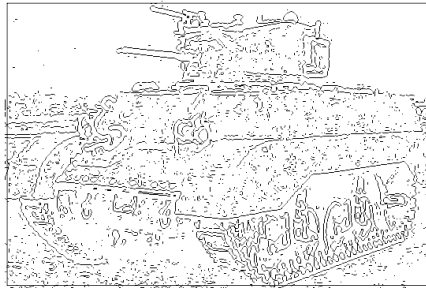


Fig. 3. Result of adaptive guided filter

Table 2. Simulation result ($\sigma_k^2=0.0142$, $r=2$)

구분	PSNR	IEF
가이드드 ($\epsilon=0.5000^2$)	20.0477	1.8651
가이드드 ($\epsilon=0.0010^2$)	99.0045	1.0002
적응 가이드드 ($\epsilon=0.0337^2$)	39.6882	1.2073

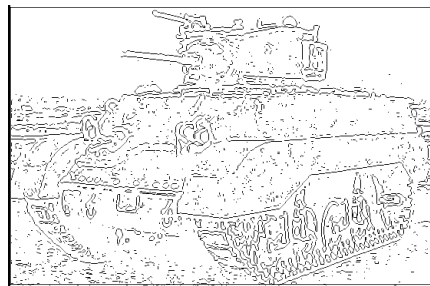
첫 번째 시뮬레이션과 같은 조건에 제안한 적응 가이드드 필터를 적용한 결과는 Fig. 3과 같다. 본 논문에서는 최적의 정규화 파라미터 ϵ 값을 설정해 주기 위해 PSNR은 임의로 40dB로 설정하였다. 이때, PSNR은 사용자가 설정하는 값으로 원본 영상의 정보를 최소한 유지하면서 품질을 보장해주는 값을 기준으로 설정하였다 [8,9,10].

PSNR이 40dB를 벗어나지 않는 범위 내에서 최적화 기법을 통해 정규화 파라미터 ϵ 값을 찾으면 0.0337^2 이 되고, 이때의 PSNR과 IEF는 Table 2와 같다. Table 2와 Fig. 3의 결과를 통해 알 수 있듯이 제안한 적응 가이드드 필터를 사용하면 에지도 보존하면서 IEF가 1.2073으로 기준치인 1보다 크므로 잡음을 개선하는 효과도 나타나는 것을 확인할 수 있다.

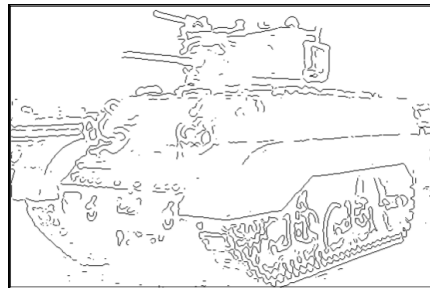
Table 2와 같이 잡음 정도가 같은 동일한 입력 영상에 대해서는 앞서 진행한 파라미터 분석 결과와 마찬가지로 정규화 파라미터 값이 증가할수록 PSNR이 감소하는 것을 확인하였다. 하지만 잡음이 변하게 될 경우 PSNR은 고정된 정규화 파라미터 값에 의해 변화가 생기고 그 값 또한 예측이 불가능하기 때문에 항상 원하는 수준의 출력 영상을 얻기가 힘들다. 따라서 입력 영상의 잡음 정도에 관계없이 출력 영상의 품질을 보장해 주기 위해서 최소한으로 요구되는 PSNR 값을 유지하기 위한 범위 내에서 정규화 파라미터를 변화시켜주는 알고리즘이 필요하다.

두 번째 시뮬레이션에서는 분산이 다른 입력 영상에 대해서 제안한 적응 가이드드 필터가 제대로 동작하는지 확인하였다. 두 번째 시뮬레이션을 위해 사용한 입력 영상은 Fig. 2(a)와 동일하게 참값으로 정한 영상에 분산이 0.005인 가우시안 잡음을 섞은 Fig. 4(a)와 같은 영상을 사용하였다. 이때 입력 영상의 분산 σ_k^2 을 계산하면 0.0108로 첫 번째 시뮬레이션의 경우보다 작은 값을 가진다.

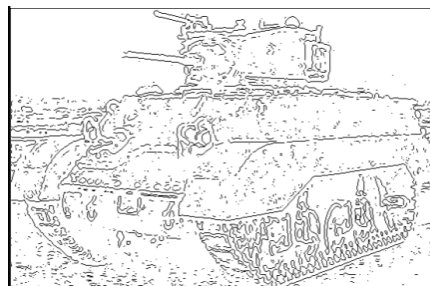
첫 번째 시뮬레이션과 마찬가지로 σ_k^2 값보다 정규화 파라미터 ϵ 값을 아주 크게 0.5000^2 로 설정한다면 가이드드 필터는 에지를 보존하지 못하고 Fig. 4(b)와 같이 LPF 효과만 보여주게 된다.



(a) input image with gaussian noise, $N(0,0.005)$



(b) output image with $\sigma_k^2 \ll \epsilon$



(c) output image with $\sigma_k^2 \gg \epsilon$

Fig. 4. Result of conventional guided filter

반대로 입력 영상의 분산 σ_k^2 보다 ϵ 을 아주 작게 0.0010²로 설정하면 Fig. 4(c)와 같이 입력 영상을 그대로 보존하여 예지는 보존하지만 잡음을 제거하지 못하게 된다.

제안한 적응 가이드드 필터를 적용한 결과는 Fig. 5와 같다. 첫 번째 시뮬레이션과 마찬가지로 PSNR이 40dB를 벗어나지 않는 범위 내에서 최적화 기법을 통해 정규화 파라미터 ϵ 값을 찾으면 0.0312²이 되고, 이때의 PSNR과 IEF는 Table 3과 같다. Table 3과 Fig. 5의 결과를 통해 알 수 있듯이 예지도 보존하면서 IEF가 1.3003으로 기준치인 1보다 크므로 잡음을 개선하는 효과도 나타나는 것을 확인할 수 있다.

첫 번째와 두 번째 시뮬레이션 결과를 통해 알 수 있듯이 기존의 가이드드 필터는 입력 영상의 잡음 및 정규화 파라미터 설정 값에 따라 출력 영상 성능이 달라지지만 제안한 적응 가이드드 필터

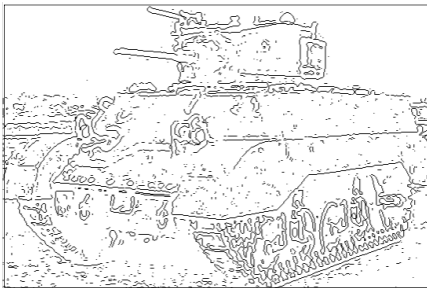


Fig. 5. Result of adaptive guided filter

Table 3. Simulation result ($\sigma_k^2=0.0108$, $r=2$)

구분	PSNR	IEF
가이드드 ($\epsilon=0.5000^2$)	21.4705	1.0318
가이드드 ($\epsilon=0.0010^2$)	96.6433	1.0003
적응 가이드드 ($\epsilon=0.0312^2$)	39.4315	1.3003

Table 4. Simulation result ($r=2$)

가우시안 잡음분산 σ^2	적응 가이드드 ϵ	PSNR	IEF
0.001	0.0267 ²	39.8731	1.5536
0.005	0.0312 ²	39.4315	1.3003
0.010	0.0337 ²	39.6882	1.2073
0.020	0.0379 ²	39.5963	1.1505
0.030	0.0397 ²	39.9176	1.1200

는 입력 영상의 잡음에 관계없이 미리 정한 PSNR 기준을 만족하는 범위 내에서 최대한 잡음을 제거해 주도록 정규화 파라미터 값을 최적화 시켜주기 때문에 원본 영상의 정보 손실을 최소화할 수 있다.

제안한 알고리즘이 입력 영상에 다양한 크기의 잡음이 혼합되어 있는 경우에도 설정한 PSNR을 유지하면서 잡음을 개선하는 효과가 있음을 보여주기 위해 추가적으로 시뮬레이션을 진행하였다. 입력 영상의 잡음은 앞에서 진행한 두 번의 시뮬레이션과 마찬가지로 참값으로 정한 영상에 분산이 각각 0.001, 0.020, 0.030인 가우시안 잡음을 혼합하였다. 앞의 시뮬레이션 결과를 포함하여 각각의 결과를 표로 나타내면 Table 4와 같다. 표에서 알 수 있듯이 입력 영상 잡음의 크기가 변화하더라도 적응 가이드드 필터는 PSNR을 40dB를 최대한 유지하는 범위 내에서 잡음을 개선하기 위해 정규화 파라미터 ϵ 값을 변화시킨다. 이 방법을 사용하면 잡음 개선의 효과는 있지만 잡음분산이 커지면 잡음 개선의 정도는 점점 감소하게 되는 것을 확인할 수 있다. 추후에는 이를 해결하기 위해 잡음 제거 성능을 개선할 수 있는 파라미터를 목적함수에 추가하고, 가이드드 영상을 다수로 확장해서 잡음제거 성능을 개선하기 위한 연구가 진행될 예정이다.

V. 결 론

본 논문에서 제안한 적응 가이드드 필터는 정규화 파라미터 값을 입력 영상 특성에 따라 PSNR을 기준으로 조절하였고 입력 영상의 예지를 유지하면서 동시에 잡음을 제거하는 성능을 갖도록 설계하였다. 정규화 파라미터 값에 따른 PSNR의 변화를 분석하기 위해 관계식을 유도하여 정량적으로 분석해 보았으며, 정규화 파라미터 값이 증가할수록 PSNR은 감소하는 것을 확인하였다. 또한, 다양한 시뮬레이션을 통해 제안한 필터가 기존의 알고리즘보다 입력 영상의 잡음 정도에 관계없이 원본 영상의 정보 손실을 최소화 하는 것을 확인하였다. 적응 가이드드 필터를 이용한 영상 융합 방법은 추후에 무인항공기나 항공기에서 촬영한 항공 영상을 이용하는 알고리즘에 적용할 경우 영상 장비로 인한 잡음 및 환경변화에 강인하여 고품질의 영상정보를 갖게 될 것으로 전망한다.

후 기

본 연구는 방위사업청과 국방과학연구소의 지

원으로 한국과학기술원 초고속비행체특화센터에서 수행되었습니다.

Reference

- 1) Jang, D. H., Kang, W. G., and Kim, J. H., "Global UAS market trends and forecast," *KSAS Spring Conference 2013(in Korean)*, 2013.4, pp.1140~1145.
- 2) Katukam, R., "Industrial applications of drones: an insight," *International Journal of Engineering Sciences & Management (IJESM)*, Vol. 5, Issue 2, April-June, 2015, pp.5~10.
- 3) Li, S., Kang, X., and Hu, J., "Image Fusion with Guided Filtering," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 22, No. 7, JULY 2013, pp.2864~2875.
- 4) He, C., Qin, Y., Cao G., and Lang, F., "Medical Image Fusion Using Guided Filtering and Pixel Screening Based Weight Averaging Scheme," *Journal of Software Engineering*, Vol. 7, No. 2, 2013, pp.77~85.
- 5) Pham, C. C., Ha, S. V. U., and Jeon, J. W., "Adaptive Guided Image Filtering for Sharpness Enhancement and Noise Reduction," *PSIVT 2011, Part I, LNCS 7087*, 2011, pp.323~334.
- 6) Tomasi, C. and R. Manduchi, R., "Bilateral Filtering for Gray and Color Images," *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Computer Vision, Bombay, India (ICCV 1998)*, 1998.
- 7) Yang, Q., Tan, K.-H., and Ahuja, N., "Real-Time O(1) Bilateral Filtering," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2009 (CVPR 2009)*, Miami, FL, USA, June 20-25, 2009, pp.557~564.
- 8) He, K., Sun, J., and Tang, X., "Guided Image Filtering," *Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision: Part I, Heraklion, Grete, Greece, September 5-11, 2010*, pp.1~14.
- 9) He, K., Sun, J., and Tang, X., "Guided Image Filtering," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 35, No. 6, JUNE 2013, pp.1397~1409.
- 10) Porikli, F., "Constant Time O(1) Bilateral Filtering," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2008 (CVPR 2008)*, Anchorage, AK, USA, June 23-28, 2008, pp.1~8.
- 11) Malviya, S. and Amhia, H., "Image Enhancement Using Improved Mean Filter at Low and High Noise Density," *International Journal of Emerging Engineering Research and Technology*, Vol. 2, Issue 3, June 2014, pp.45-52.
- 12) Walter, E. and Pronzato, L., "Identification of Parametric Models from Experimental Data," *Springer*, 1997.