

논문 2010-47SP-5-17

디지털 자동초점을 위한 반복적 Unsharp Mask 필터

(Iterative Unsharp Mask Filter for Digital Auto-Focusing)

신 정 호*

(Jeongho Shin)

요 약

본 논문에서는 초점 열화를 제거하기 위해서 반복적 Unsharp mask (UM) 필터를 이용한 디지털 자동초점 기법을 제안한다. 제안한 디지털 자동초점 기술은 영상열화를 추정하기 위해서 점확산함수를 추정하지 않고 단순한 필터를 사용하기 때문에 계산량이 적은 장점을 갖는다. 본 기법은 반복적 필터 구조로 영상을 복원하기 때문에 사용자의 주관적 기준 및 영상의 객관적 지표를 사용하여 필터링의 반복 회수를 제한할 수 있다. 또한 반복적 UM 기반의 영상개선 방법이 기존의 반복적 영상복원 기술과 등가임을 보인다. 마지막으로 본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능평가를 위해서 기존의 영상복원 기반의 디지털 자동초점 기술과의 비교 실험을 수행하였고, 이를 통하여 제안한 디지털 자동초점 기법이 주관적으로나 객관적으로 우수함을 보였다.

Abstract

This paper presents a digital auto-focusing algorithm using iterative unsharp mask filter. The proposed digital auto-focusing algorithm has the advantage of low computational complexity because it uses a simple filter instead of calculating the point spread function for the estimation of image degradation. The proposed iterative algorithm can control the number of iterations for image restoration according to the objective and the subjective criterion. We show that the proposed algorithm is mathematically equivalent to the conventional image restoration. Finally, in order to evaluate the performance of the proposed algorithm, various experiments are performed so that the proposed algorithm can provide good results in the sense of subjective and objective views.

Keywords : digital auto-focusing, iterative unsharp mask filter, image restoration

I. 서 론

최근 디지털 카메라, 디지털 캠코더와 같은 영상기기의 대중화와 함께 휴대용 전화기, PDA, 휴대형 비디오 플레이어, 게임기 등의 거의 모든 이동형 전자기기는 디지털 카메라를 탑재한 디지털 컨버전스화의 추세로 개발되고 있다. 일반적으로 전통적인 자동초점 기술을 적용한 카메라는 고가의 렌즈를 사용하고 부피와 무게

도 동시에 커지는 단점을 가진다. 따라서 휴대형의 저가형 카메라에 완전 디지털 방식의 자동초점 기술을 적용을 적용할 필요성이 매우 높아지고 있다. 또한 보안, 감시, 무인화, 자동화 등의 필요성의 증대에 따라서 영상 감시시스템, 로봇시각 등의 기술 분야에서 디지털 자동초점 기술에 관한 관심이 고조되고 있다.

일반적으로 디지털 카메라 등의 영상기기로 촬영한 영상은 렌즈, 조리개, 센서 등의 영향으로 초점열화가 발생한다. 초점열화는 카메라의 초점이 물체에 정확히 맞지 않았을 때 발생하는 열화를 초점열화(out-of-focus blur)라고 한다. 그림 1은 초점열화가 생기는 원리를 보여준다. L은 렌즈, C는 초점열화의 확산원(circle of confusion), S1은 촬상면과 렌즈와의 거리, S2는 실제 초점 거리, f는 객체와 렌즈와의 거리를 말한다.

* 정회원, 한경대학교 웹정보공학과
(Dept. Web Information Engineering, Hankyong National University)

※ 본 연구는 한경대학교 2007년도 학술연구조성비의 지원에 의해 수행되었습니다.

접수일자: 2010년3월2일, 수정완료일: 2010년5월25일

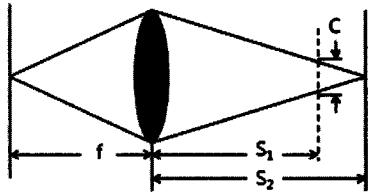


그림 1. 초점열화와 확산원
Fig. 1. Out-of-focus blur and circle of confusion.

이와 같이 발생한 초점열화를 개선하기 위해서 영상 개선 또는 영상복원 기술을 사용하여 초점열화가 감소된 영상을 얻을 수 있다.

일반적으로 카메라에서 자동초점 기술은 그림 1에서 언급한 초점열화를 방지하기 위해서 적외선 방식, 위상차 방식, 고주파 성분 계산 방식 등의 기술을 사용하여 렌즈부에 부착된 모터를 동작시켜서 렌즈의 초점거리를 조절하여 초점이 맞은 영상을 얻을 수 있도록 동작한다.

한편 광학 렌즈부의 기계적인 장치 없이 디지털 영상만을 사용하여 초점열화를 제거하는 기술을 디지털 자동초점(digital auto-focusing)이라고 한다. 디지털 자동초점 기술은 취득한 영상 정보만을 사용하여 초점열화가 제거된 영상을 생성하는 기술이기 때문에 블라인드 영상복원(blind image deconvolution)이라고 할 수 있다 [1].

영상복원 기술을 이용한 디지털 자동초점 기술로서 영상의 열화를 등방성으로 가정하고 점확산함수를 추정하여 복원하는 기술이 제안되었다^[2]. 한편 UM(unsharp mask) 필터^[3]와 같은 단순한 영상개선 필터를 사용하여 영상열화를 제거하는 방법의 halo 효과와 같은 문제점을 개선하기 위하여 가변크기필터를 사용하는 UM 필터링^[4] 방법과 최적 UM 필터^[5]를 사용하여 적극적으로 영상을 개선하는 방법이 제안되었다.

본 논문에서는 초점열화 제거 기술의 실용적 적용을 위해서 초점열화 추정 등의 계산을 수행하지 않아서 상대적으로 계산량이 적은 UM 필터를 사용하는 영상개선 방법을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 디지털 자동초점을 위한 반복적 UM 필터 기법의 특징은 다음과 같다. 첫째, 영상열화를 추정하기 위해서 점확산함수(PSF, point spread function)를 추정하지 않고 단순한 필터를 사용하기 때문에 계산량이 적은 장점을 갖는다. 기존의 영상복원 기반의 기술을 사용하는 디지털 자동초점 기술은 영상의 열화과정을 모델링하고 적합한 복원 필터를 적용하기 때문에 점확산함수의 추정이 필요

하다.

둘째, 반복적인 구조로 UM 필터링을 수행하여 초점열화 영역을 복원하기 때문에 사용자의 주관적 기준 및 영상의 객관적 지표를 사용하여 필터링의 반복 회수를 제한할 수 있다.

셋째, 본 논문에서 제안하는 반복적 UM 기반의 영상개선 방법이 기존의 반복적 영상복원 기술과 등가임을 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 기존의 UM 기반 필터와 영상복원 기술에 대해 설명하고 이를 개선하여 반복적인 UM 필터를 제안한다. III장에서는 제안한 반복적 UM 필터를 기존의 UM 필터 및 반복적 영상복원 기술과 비교한다. IV장에서 실험 결과를 제시하고, 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. 반복적 UM 기반 디지털 자동초점

1. 기존의 UM 필터 및 영상복원 기술

UM 필터는 열화된 영상과 고주파 통과 필터링된 영상을 더하여 고주파 성분을 강조하는 선형 필터이며 행렬-벡터 형식으로 표시하면 다음과 같다.

$$f = y + A(y - Hy). \tag{1}$$

여기서 f 와 y 는 각각 필터링된 결과 영상과 열화된 입력 영상의 벡터이고, H 는 저주파 필터의 역할을 수행하는 행렬이다. 또한 A 는 고주파 성분 $(y - Hy)$ 의 가중치를 정하기 위한 상수이다.

식 (1)과 같이 UM 필터를 사용하여 처리한 영상은 영상의 고주파 성분을 추출하여 다시 영상에 A 의 비중만큼 더하여 고주파 성분을 강조하는 간단한 필터이다. 기존의 UM 필터는 선형 공간불변 필터로 단순히 A 와 H 의 선택으로 열화된 입력 영상 y 에 대한 분석 없이 필터링을 수행하는 방법으로 계산량에 비해 성능이 우수하기 때문에 많은 분야에서 단순한 영상개선 필터링 기술로 사용되고 있다.

일반적으로 기존의 UM 필터링 기술에서는 저주파 통과 필터 H 와 고주파 성분의 강조를 위한 상수 A 를 결정하는 것이 가장 중요한 과정이다. 예를 들면 넓은 범위의 저주파를 통과시키는 H 를 사용하고 A 를 큰 상수로 적용한 UM 필터링 결과는 과도하게 고주파가 증폭되는 현상이 발생한다. 이와 같이 UM 필터는 간단한 구조를 갖는 장점을 가지고 있지만, 결과 영상의 예지

주변에는 overshoot 현상이 발생하게 되는 단점이 있다. 또한 해상도 관점에서 기존의 UM 필터 기술은 초점 열화와 같은 영상열화를 제거하여 해상도를 개선하는 방법이라기 보다는 단순히 영상의 에지를 강조하는 필터링 기술이다.

한편 영상복원 기술을 사용하여 영상열화를 제거하는 방법은 영상열화 모델을

$$y = Hf + \eta, \quad (2)$$

와 같이 정의하고, 식 (2)를 만족하는 원영상 f 를 추정하기 위한 영상복원 필터를 설계하는 과정으로 구성된다. 식 (2)에서 f , y , η 는 각각 원 영상, 열화 영상, 잡음 영상의 벡터이고, H 는 열화 연산을 수행하는 행렬이다.

영상복원을 사용하는 초점열화 제거 기술은 식 (2)의 열화모델에 의해서 열화된 영상 y 로부터 원영상의 추정치 f 를 구하는 과정이다.

일반적으로 영상복원 기술에 기반한 디지털 자동초점 기법을 구현하기 위해서는 열화된 영상에서 카메라 렌즈에 의해 발생된 열화를 정확하게 추정하고, 추정된 점확산함수를 사용하여 복원 필터링을 수행하는 단계로 구현된다.

위와 같이 초점 열화가 발생한 영상에서 점확산함수를 추정하기 위해서 [2]에서는 영상의 에지를 추출하고 추출된 에지의 프로파일에 대한 평균 값을 계산하고 이를 이용하여 계단응답을 추출한다. 추출된 계단응답에 대한 연립 방정식을 계산하기 위해서 특이값 분해를 이용하여 2차원 형태의 점확산함수를 추정한다. 마지막으로 추정된 점확산함수를 영상복원 필터에 적용하여 영상 복원을 수행한다. 이와 같이 점확산함수 추정을 사용하는 영상복원 기법은 열화를 추정하는 과정이 복잡하며 상당한 계산량도 소모되는 단점을 가진다.

2. 디지털 자동 초점을 위한 반복적 UM 필터

본 절에서는 초점 열화를 제거하기 위하여 점확산함수를 추정하지 않고 기존의 UM 필터를 반복적으로 적용하여 디지털 자동초점을 구현하는 방법을 제시한다. 식 (1)의 UM 필터는 열화된 영상 y 에 고주파 성분 $(y - Hy)$ 을 가중치 A 를 적용하여 에지부분을 강조하는 단순한 필터이다. 이와 같은 UM 필터를 초점열화를 제거하기 위해 사용하려면 저주파 통과 필터 H 와 고주파 성분의 강조를 위한 상수 A 를 적절히 선택하여 영

상의 고주파 성분을 강조하는 형태로 영상을 개선한다. 예를 들면 영상에서 일정한 크기 이상의 윤곽선 부위만 강조하고 나머지 부분은 열화가 그대로 남아있는 형태로 결과 영상을 계산하게 된다. 따라서 초점 열화의 크기가 작은 영상에서는 효과적으로 영상을 개선할 수 있는 장점을 갖지만 열화의 크기가 큰 경우에는 영상을 복원하기에는 적합하지 않다.

또한 초점 열화가 발생한 영상을 완벽하게 복원할 수 없고, 고주파 성분을 강조하기 위한 최적의 필터링 효과를 얻기 위해서 반복적인 실험을 통하여 최적의 H 와 A 의 값을 결정해야 하는 단점이 있다. 이와 같은 단점을 개선하고 디지털 자동초점에 응용하기 위하여 기존의 UM 필터를 반복적으로 사용하여 초점 열화를 제거하는 기술을 제안한다.

본 논문에서 제안하는 반복적 UM 필터는 기존의 UM 필터를 반복적으로 적용하여 구현한다. 제안하는 반복적 UM 필터는 식 (1)을 변형하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$f_{k+1} = f_k + A(y - Hf_k), \quad f_0 = Ay. \quad (3)$$

여기서 f_k 은 k 번 반복된 UM 필터링 결과 영상이고, A 는 각 반복의 단계에서 강조할 고주파 성분의 가중치를 나타낸다.

식 (3)을 사용하여 형태나 크기를 알 수 없는 초점 열화를 제거하기 위하여 최적의 저주파 통과 필터 H 의 통과 주파수 대역과 각 반복의 단계에서 가중치 A 의 크기를 알고 있을 필요는 없다. 반복적 UM 필터는 필터링이 반복되면서 고주파 성분을 강조하는 부분 $(y - Hf_k)$ 이 누적되어 결과 영상에 적용되기 때문에 제한된 크기의 H 와 A 를 초기에 결정해주고 반복적으로 영상을 복원한다. 따라서 반복적 UM 필터를 사용하여 초점 열화를 제거하는 방법에서는 종료 시기를 사용자가 결정하거나 자동으로 영상을 분석하여 종료할 수 있도록 설계할 수 있다.

식 (3)의 반복적 UM 필터에 대한 수렴성을 보장하기 위해서는 수축 (contraction mapping) 이론에 의하여 $|1 - A\rho(H)| < 1$ 이 만족해야 한다^[6, 8]. 여기서 $\rho(H)$ 는 행렬 H 의 최대 고유치(eigenvalue)를 나타낸다. 따라서 식 (3)의 열화함수 H 의 전달함수가 모든 주파수에서 양수가 아닌 경우, 예를 들면 움직임 열화 또는 COC (circle of confusion) 열화가 사용되는 경우에는 수렴성을 보장할 수 없다^[7]. 이와 같은 문제를 해결하기 위해

서 재열화 연산자 (reblurring operator)를 사용해서 수렴성을 보장할 수 있다. 재열화 연산자를 사용하는 반복적 방법은 다음 식과 같이 표현할 수 있다.

$$f_{k+1} = f_k + AH^T(y - Hf_k), f_0 = AH^T y, \quad (4)$$

여기서 H^T 는 H 의 transpose를 나타낸다.

식 (4)에 대한 수렴성을 보장하기 위한 조건은 $|1 - A\rho(|H|^2)| < 1$ 가 될 수 있다^[6,8]. 따라서 $\rho(|H|^2)$ 이 0인 경우를 제외하고 위 식을 만족하기 때문에 어떠한 움직임 열화 또는 COC 열화과정도 사용되더라도 수렴성을 보장할 수 있기 때문에 초점열화를 제거하기 위한 일반적인 영상복원 기술에 적용이 가능하다.

III. 기존의 UM 필터 및 영상복원 기술과의 비교

본 절에서는 제안한 반복적 UM 필터와 전통적인 영상복원 기술을 비교한다.

식 (2)의 영상열화 모델에서 잡음 η 가 존재하지 않는다는 가정하에서 식 (2)를

$$f = f + \beta(y - Hf), \quad (5)$$

와 같이 변형할 수 있다. 여기서 β 는 가중치를 나타내는 매개변수이다. 식 (5)의 항등식에 연속근사법 (successive approximation)을 사용하면

$$f_{k+1} = f_k + \beta(y - Hf_k), f_0 = \beta y, \quad (6)$$

와 같이 반복적으로 f 의 추정치를 구할 수 있다. 여기서 f_k 은 k 번 반복 복원된 영상이고, β 는 각 반복의 단계에서의 가중치를 나타낸다. 식 (6)은 대표적인 반복적 영상복원 필터인 Van Cittert의 반복적 영상복원 방법^[7~8]이 된다.

한편 식 (2)로부터 추정치 f 를 얻기 위한 다른 방법으로 역필터가 존재한다. 이 방법 역시 영상열화 모델에서 잡음 η 가 존재하지 않는다는 가정하에서 원영상을 추정하기 위하여 다음 식

$$\|y - Hf\|^2, \quad (7)$$

을 최소화하는 f 의 추정치를 구할 수 있다.

식 (7)을 최소화하기 위한 추정치 f 는

$$(H^T H)f = H^T y, \quad (8)$$

의 식을 계산하여 얻을 수 있으며, 식 (7)과 (8)로부터 해를 구하는 방법 즉, 최소제곱의 해를 주파수 영역에서 구하는 과정이 대표적인 역필터의 구현 방법이다.

식 (5)와 (6)에서와 마찬가지로 식 (8)의 해를 구하기 위해서 연속근사법을 적용하면

$$f_{k+1} = f_k + \beta H^T(y - Hf_k), f_0 = \beta H^T y, \quad (9)$$

와 같이 반복적으로 해를 구할 수 있다.

식 (3)과 (4)의 반복적 UM 필터에서 A 를 β 와 같은 상수라고 가정한다면 식 (6)과 (9)에서 표현한 Van Cittert 방법 및 반복적 역필터의 해와 동일하게 된다. 결과적으로 본 논문에서 제안하는 반복적 UM 필터는 반복적 영상복원 기술의 효시인 Van Cittert의 방법과 동일함을 알 수 있다.

본 논문에서 제안한 반복적 UM 필터를 기존의 UM 필터와 Van Cittert의 방법을 비교하여 제안한 반복적 UM 필터의 장점을 제시하고자 한다.

우선 식 (1)의 기존의 UM 필터와 식 (3)의 제안한 반복적 UM 필터를 비교한다. 기존의 UM 필터는 열화된 입력 영상에 윤곽선 등의 고주파 성분을 단순히 더함으로써 윤곽선을 강조하는 영상개선 필터이다. 따라서 최적의 저주파 필터 H 를 선택한 경우라도 열화가 많이 발생한 경우에는 에지 이외의 영상에서는 열화가 남아 있을 수 있다. 따라서 실제적으로 영상을 복원하는 효과는 적다고 볼 수 있다.

한편 제안한 반복적 UM 필터를 초점열화를 제거하기 위한 목적으로 사용하는 경우에 열화를 추정하지 않는 경우와 블라인드 영상복원과 같이 영상의 열화를 추정하여 복원하는 방법으로 구분할 수 있다.

첫째로 열화를 추정하지 않고 반복적으로 영상을 개선하는 경우에는 II장 2절에서 언급한 바와 같이 제한된 크기의 H 와 A 를 초기에 결정해주고 반복적으로 영상을 복원한다. 따라서 초기에 결정된 식 (3)의 H 를 구성하는 점확산함수가 원영상을 열화시킨 식 (2)의 열화 시스템 H 와 형태가 크게 다르지 않고, 점확산함수의 크기를 3화소 또는 5화소 이내의 작은 크기로 결정하고, 각 반복의 단계에서 $(y - Hf_k)$ 의 가중치를 결정하는 A 를 충분히 작은 값으로 사용한다면 원영상에 근접한 해를 점진적으로 추정할 수 있다.

이와 같이 반복적으로 필터링이 수행되는 동안 결과 영상을 사용자가 주관적으로 판단하여 종료 시기를 결정하거나 자동으로 영상을 분석하여 종료할 수 있도록

설계할 수 있다.

둘째로 반복적으로 영상을 개선하는 과정에서 취득한 영상의 열화를 추정하여 보다 원영상에 근사한 해를 구하는 방법이 존재한다. 이 방법은 열화 추정 (blur identification)의 문제로 상당한 계산량을 증대시키며 영상복원 기술로 분류할 수 있기 때문에 기존의 영상복원과의 비교에서 다루고자 한다.

한편 제안한 방법과 기존의 영상복원 방법을 비교하면 앞서 언급한 것과 같이 Van Cittert의 방법과 수식적으로 등가임을 확인할 수 있지만, 의미상으로는 다음과 같은 차이점을 가진다.

Van Cittert의 방법과 같은 영상복원 기술에 기반한 초점열화 제거 기술은 영상열화 모델에서 원영상을 추정하기 위해서 반복적으로 해를 추정하는 방법이다. 일반적으로 영상복원 기술은 두 가지로 나눌 수 있는데, 열화추정과 영상복원의 두 단계로 나누어 영상을 복원하는 방법과 반복적으로 영상열화를 추정하면서 영상복원을 동시에 수행하는 블라인드 영상복원으로 구분할 수 있다. Van Cittert의 반복적 영상복원 방법은 열화추정과 영상복원을 분리해서 수행하는 방법에 해당한다. 이와 같은 열화추정과 영상복원으로 나누어 수행하는 전통적인 영상복원 기술은 초기에 영상열화를 정확하게 추정하는 과정이 필수적이다. 또한 블라인드 영상복원의 경우에는 반복적으로 영상을 복원하는 과정에서 복원영상의 분석을 통하여 열화 추정을 계속적으로 갱신할 수 있어서 반복의 각 단계에서 보다 정확한 열화함수를 추정할 수 있는 장점을 가진다. 그러나 이 두 가지 방법 모두 열화를 추정하기 위해서 추가적인 계산이 필요하다.

한편 반복적 UM 필터는 윤곽선과 같은 고주파성분을 강조하는 기존의 UM 필터를 반복적으로 적용하는 단순한 개념으로 고안되었다. 따라서 반복적으로 계산되는 식 (3)의 결과가 각 반복의 단계에서 영상의 고주파 성분을 강조하는 형태로 영상이 개선되는 것으로 볼 수 있다. 그러나 제안한 반복적 UM 필터 기술은 각 반복의 단계에서 $(y - Hf_k)$ 항을 계산함으로써 원영상을 추정하기 위한 영상공간에서의 벡터 방향을 유지하면서 영상을 개선한다. 또한 기존의 UM 필터와는 다르게 초기에 최적의 H 와 A 의 값을 결정할 필요 없이 반복적으로 필터링을 수행한다. 이와 같이 제안한 반복적 UM 필터 기술은 초기 매개변수 및 열화함수 추정을 생략하기 때문에 계산상의 관점에서 기존의 UM 필터

와 영상복원 기술을 사용하는 경우보다 유리하다고 볼 수 있다. 그러나 정확한 매개변수와 열화함수를 추정하지 않기 때문에 다소 부정확한 결과를 초래할 수 있다.

IV. 실험 결과

제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 두 가지 실험을 수행하였다. 첫 번째 실험은 제안한 반복적 UM 알고리즘의 성능을 객관적으로 비교하기 위해서 표준 영상에 초점열화함수를 사용하여 열화시킨 후 기존의 UM 방법과 반복적 정칙화 영상복원 방법을 사용해서 복원한 결과를 비교하였다. 본 실험에서는 그림 2와 같은 표준영상을 사용하여 실험을 수행하였다.

그림 3의 (a)는 원영상이고, (b)는 9x9 Gaussina 열화 ($\sigma=1.5$)의 초점열화 영상, (c)는 기존의 UM으로 개선한 영상($A=1.0$), (d)는 UM으로 개선한 영상($A=5.0$), (e)는 반복적 정칙화 영상복원 방법 [6]을 적용한 영상($\lambda=0.01$), (f)는 식 (3)의 제안한 반복적 UM을 사용한 영상($A=1.0$)을 나타낸다.

본 실험에서 제안한 방법과의 비교를 위하여 사용한 반복적 정칙화 영상복원 [6]은

$$f_0 = \beta H^T y,$$

$$f_{k+1} = f_k + \beta [H^T y - (H^T H + \lambda C^T C) f_k], \quad (10)$$



그림 2. 실험에 사용한 표준 영상
Fig. 2. Test images for experiments.

와 같은 반복적 수식을 사용하여 구현하였다. 여기서 λ 는 정칙화 매개변수로써 영상의 평활화의 정도에 대한 가중치를 나타내며, C 는 고주파필터로 다음과 같은 연산자가 사용되었다.

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (11)$$

본 실험에서는 동일한 조건에서의 비교를 위하여 반복적 UM 필터와 반복적 정칙화 영상복원 방법에서 동일하게 100번의 필터링을 수행하였다. 그림 3(d)는 기존의 UM 방법을 사용하여 개선한 영상으로 고주파 가중치를 크게 적용해서 과도하게 에지가 강조되는 overshoot 효과가 발생하였다. 그림 3(e)는 식 (10)에서 나타낸 반복적 정칙화 영상복원의 결과이다. 그림 3(f)와 비교하면 다소 고주파 성분의 복원이 충분치 못한 결과를 나타내는데, 이는 평활화 함수에 의해 발생한 현상이다.

표 1에는 그림 1에서 제시한 표준 영상에 대한 PSNR을 비교하여 제시하였다.

표 1에서 제시한 PSNR을 살펴보면, 본 논문에서 제안한 반복적 UM 알고리즘이 가장 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있다. 한편 각 알고리즘을 수행하는데 필요한 계산량의 관점에서 비교하면 반복적 UM 필터 기술은 기존의 UM 필터에 비교하여 반복의 수를 곱한 만

표 1. 열화영상, 기존의 UM 영상($A=1.0-5.0$), 반복적 정칙화 영상복원 결과, 반복적 UM 영상의 PSNR 비교

Table 1. PSNRs by comparing with degraded image, UM image, regularized restored image, iterative UM image.

| | Bridge | Cameraman | Lena | Pepper |
|-------------------------------|--------|-----------|-------|--------|
| 열화영상 | 23.98 | 23.42 | 25.23 | 28.92 |
| UM($A=1.0$) | 25.17 | 24.71 | 26.94 | 30.4 |
| UM($A=2.0$) | 25.8 | 25.4 | 27.68 | 30.94 |
| UM($A=3.0$) | 25.59 | 25.13 | 26.89 | 30.17 |
| UM($A=4.0$) | 24.64 | 24.06 | 25.16 | 28.59 |
| UM($A=5.0$) | 23.32 | 22.63 | 23.28 | 26.84 |
| 반복적UM [식(3), (6)] | 27.31 | 27.08 | 29.67 | 32.46 |
| 재열화기반 반복적UM [식(4), (9)] | 25.09 | 24.63 | 26.95 | 30.41 |
| 반복적정칙화[6] [식 (10)] | 25.0 | 24.54 | 26.84 | 30.33 |

컴의 계산량이 증가하게 된다. 또한 반복적 UM 필터와 기존의 반복적 영상복원 알고리즘에서 열화추정을 제외하고 반복적으로 영상을 갱신하는 식 (3)과 (6)의 계산량은 수식적으로 두 방법은 동일하기 때문에 똑같은 계산량이 필요하다. 그러나 영상복원 기술은 영상의 열화를 추정하는 단계가 전제되어 있기 때문에 열화를 추정하지 않는 제안한 반복적 UM 필터 방식에 비하여 열화추정에 소요되는 계산이 추가적으로 필요하다. 열화를 추정하는 방식^[8-9]은 다양하게 연구되고 있는 영상복원 기술에서 중요한 연구분야이고, 본 논문의 주제를 벗어나기 때문에 설명하지 않는다.

두 번째 실험에서는 실제 카메라로 촬영하여 초점열화가 발생한 영상의 초점을 복원하기 위한 실험결과를 그림 4에 제시하였다.

그림 4(a)는 초점열화가 발생하도록 디지털 카메라의 AF 기능을 사용하지 않고 수동으로 초점을 맞지 않게 촬영한 영상, (b)는 기존의 UM 방법을 사용하여 개선한 영상, (c)는 등방성 점확산함수의 추정 기법^[2]을 사용하여 복원한 영상, (d)는 제안한 반복적 UM 결과 영상을 제시하였다. 그림 4(c)는 제안한 알고리즘으로 복원한 영상 (d)의 화질에 비해서 링잉현상이 발생한 것을 알 수 있는데, 이는 점확산함수를 추정의 오차로 인하여 발생한 것이다. 이와 같이 영상복원 기술을 사용하는 경우에는 점확산함수를 추정할 때 발생한 오차는 복원된 영상에 많은 영향을 미치게 된다. 따라서 본 논문에서 제안한 식 (3)과 (4)와 같이 점확산함수의 추정을 수행하지 않고 적절한 저주파 필터 H 를 선택하여 반복적으로 초점열화를 개선하는 것이 효과적일 수 있다. 그림 4(c)는 점확산함수를 추정한 후 영상복원 알고리즘으로 초점열화를 복원한 결과를 나타내고, (d)는 식 (3)의 제안한 방법을 사용한 결과로서 H 는 9×9 Gaussina 열화($\sigma=1.5$)를 사용하여 반복적으로 복원을 수행했다. 그림 4 (e)-(h)에서는 결과 영상의 비교를 위하여 그림 4(a)-(d)의 영상을 각각 두 배 확대하여 표시하였다. 영상의 해상도를 주관적으로 비교하기 위해서 그림 4(g)와 (h)의 영상 중 세로로 점차 가늘게 이어진 선에 대한 해상도를 비교한다. 그림 4(h)의 제안한 반복적 UM 필터를 적용한 결과가 그림 4(g)의 결과에 비교하면 영상의 아래까지 점차로 가늘게 이어진 선의 식별이 가능한 범위가 더 많다는 것으로 해상도 관점에서 우수한 성능을 나타낸다는 것을 알 수 있다.



그림 3. 초점열화함수를 이용하여 열화된 영상의 복원 결과 비교, (a) 원영상, (b) 열화영상, (c) 기존의 UM(A=1.0), (d) 기존의 UM(A=5.0), (e) 반복적 정칙화 영상복원, (f) 반복적 UM.

Fig. 3. Experimental results for the degraded image by the out-of-focus function. (a) Original image, (b) degraded image, (c) and (d) the conventional UM filtered images(A=1.0, 5.0), (e) the restored image by iterative regularization, (f) iterative UM image.

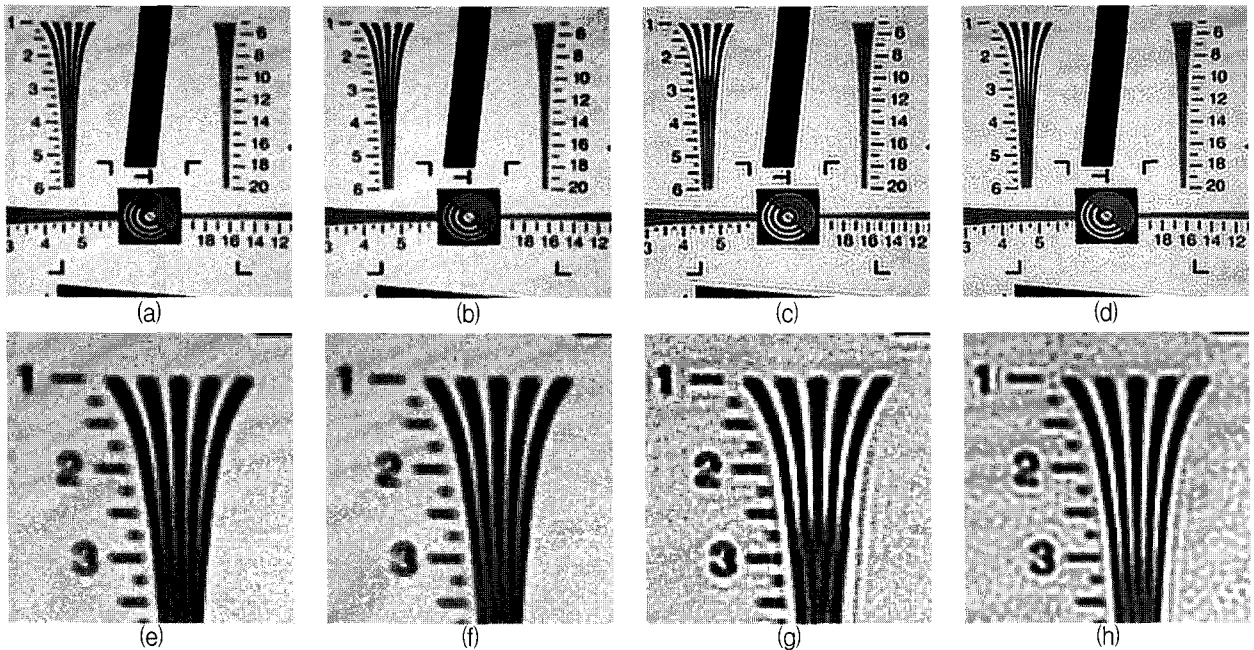


그림 4. 실제 촬영된 열화영상의 복원 성능 비교, (a) 입력 열화영상, (b) 기존의 UM(A=1.0), (c) 점확산함수 추정 기반 자동초점 영상 [2], (d) 반복적 UM 영상, (e), (f), (g), (h)는 각각 (a), (b), (c), (d)를 두 배 확대한 영상.

Fig. 4. Experimental results for real, out-of-focus image. (a) Original out-of-focus image, (b) the conventional UM filtered images(A=1.0), (c) the restored image by Kim, et. al. [2], (d) iterative UM image, and (e), (f), (g), and (h) represent the interpolated version(X2) of (a), (b), (c), and (d), respectively.

V. 결 론

본 논문에는 디지털 자동초점을 위한 반복적 UM 필터 기법을 제안하였다. 제안한 방법은 영상열화를 추정하기 위해서 점확산함수를 추정하지 않고 단순한 필터를 사용하기 때문에 계산량이 적은 장점을 가진다. 본 논문에서 제안하는 반복적 UM 기반의 영상개선 방법이 기존의 반복적 영상복원 기술과 등가임을 보였으며, 실험을 통하여 기존의 영상복원 기술 및 UM 필터와 비교하여 동일하거나 개선된 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다.

향후 연구에서는 반복적 UM 필터의 종료 조건 및 각 반복의 단계에서 적절한 가중치를 자동으로 계산하는 방법에 대한 연구가 필요하다. 또한 잡음이 인가된 경우 정칙화 영상복원 방법과 같이 평활화 함수를 고려한 방법^[6] 등의 개선이 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] D. Kundur and D. Hatzinakos, "Blind image deconvolution," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 13, no. 3, pp. 43-64, May 1996.
- [2] 김동균, 박영욱, 이진희, 백준기, "디지털 자동 초점을 위한 등방성 점확산함수 추정" *전자공학회 논문지*, 46권, SP편, 1호, pp. 7-13, 2009년 1월.
- [3] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall, 1989.
- [4] 이태희, 송우진, "가변크기필터를 통해 halo artifact를 줄이는 sharpening." *전자공학회 하계종합학술대회 논문집*, 31권, 1호, 2008년.
- [5] S. H. Kim and J. P. Allebach, "Optimal unsharp mask for image sharpening and noise removal," *J. Electronic Imaging*, vol. 14, no. 2, pp. 1-13, June 2005.
- [6] A. K. Katsaggelos, "Iterative image restoration algorithms," *Optical Engineering*, Vol. 28, pp. 735-748, Jul. 1989.
- [7] P. H. Van Cittert, "Zum Einfluss der Spaltbreite auf die Intensitätsverteilung in Spektrallinien II," *Z. Physik*, vol. 69, pp. 298-308, 1931.
- [8] J. Biemond, R. Lagendijk, and R. Mersereau, "Iterative methods for image deblurring," *Proceedings of the IEEE*, vol. 78, no. 5, May 1990.
- [9] R. L. Lagendijk, J. Biemond, and D. E. Boeke, "Identification and Restoration of Noisy Blurred Image Using the Expectation-Maximization Algorithm," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Proc.*, vol. 38 no. 7, pp. 1180-1191, July 1990.

— 저 자 소 개 —



신 정 호(정회원)

1994년 중앙대학교 전자공학과 학사 졸업

1998년 중앙대학교 전자공학과 석사 졸업

2001년 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 박사 졸업

1993년 12월~1995년 8월 (주)기아자동차 중앙기술연구소 연구원

1999년 12월~2001년 6월 테네시주립대학교 전기 및 컴퓨터 공학과 방문연구원

2001년 7월~2001년 10월 존스홉킨스대학교 방사선과 연구원

2002년 2월~2002년 5월 한국과학재단 연구원

2002년 6월~2003년 3월 한국과학기술기획평가원 선임연구원

2003년 4월~2006년 7월 중앙대학교 첨단영상대학원 연구교수

2006년 8월~현재 한경대학교 웹정보공학과 교수

<주관심분야 : 영상처리, 영상복원, 고해상도영상, 영상융합, 계산사진학>