

논문 2010-47SP-4-12

적응적 가중치를 이용한 노이즈에 강인한 초점값 연산자

(Noise Insensitive Focusing Index using Adaptive Weights)

최종성*, 강희*, 강문기**

(Jongseong Choi, Hee Kang, and Moon Gi Kang)

요약

초점 검출 시스템은 영상 획득 과정에서 영상의 화질을 결정하는 중요한 요소이다. 초점 검출은 크게 영상의 고주파 성분을 평가하여 수치화하는 초점값 연산 부분과 이 초점값을 이용하여 렌즈를 이동시켜 초점을 일치시키는 부분으로 이루어진다. 초점값을 연산하는데 있어 저조도 잡음이 침가된 환경에서는 잡음에 의해 그 성능이 크게 저하되게 된다. 본 논문에서는 공간 적응적인 가중치를 이용하여 저조도 잡음이 침가된 환경에서 효율적으로 초점값을 연산할 수 있도록 하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 영상의 각 픽셀에서 영상의 국부 특성과 잡음의 특성을 적응적 가중치를 연산하고, 이를 이용해 저조도 잡음에 강인한 초점값 연산자를 제안한다. 제안된 적응적 가중치는 기존의 필터 기반 초점값 연산자에도 적용이 가능한 특성을 갖는다. 잡음이 없는 상태와 가우시안 잡음이 있는 환경 하에서 제안된 연산자의 성능을 검증하였다.

Abstract

The focusing system is an important factor to determine the imaging quality of a digital imaging system. The focusing system consist of measuring the focusing index with high frequency energy of an image and controlling the movement of the focusing lens based on the computed focusing index. The computation of the focusing index is a key aspect in implementing the focusing system and the noise of the image cause the error in the sharpness evaluation of the image. To reduce this error, the noise under the low illumination condition is considered. A noise insensitive focusing index using adaptive weights is proposed in this paper. This measure determines the sharpness of an image using the spatially adaptive weights based on the local statistics of the image and noise. Experimental results under the condition without and with the noise verify the performance of the proposed method.

Keywords : Autofocus, Focusing index, Gaussian noise

I. 서론

자동 초점 검출은 광학계의 초점을 촬영하고자 하는 영상에 일치시켜 정보를 최대화하기 위한 것으로 획득 영상의 화질을 좌우하는 중요한 요소의 하나이다. 자동

* 학생회원, ** 정희원-교신저자, 연세대학교 전기전자 공학과 TMS 정보기술사업단

(School of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University)

※ 본 연구는 지식경제부, 문화체육관광부 및 정보통신 연구진흥원의 IT산업원천기술개발사업 [K1001820, 영상 및 비디오 콘텐츠를 위한 계산사진학 기술 개발]과 서울시 산학연협력사업으로 구축된 서울 미래형콘텐츠컨버전스 클러스터 지원 사업의 일환으로 수행되었음.

접수일자: 2010년4월13일, 수정완료일: 2010년6월15일

초점 검출은 크게 촬영 장비가 능동적으로 거리 판단에 개입하는 능동적 방식(active AF 방식)과 광학계에 입사된 영상의 특성을 분석하여 초점 일치 여부를 결정하는 수동적 방식(passive AF 방식)으로 나뉘게 된다. 능동적 방식은 촬영장비에서 피사체로 레이저나 초음파 등을 조사하여 반사되어 오는 시간을 측정하여 거리를 측정하는 방법으로 빠른 초점 검출이 가능하다. 하지만, 별도의 하드웨어를 필요로 하는 단점을 갖고 있다. 이에 반해 수동적 방식은 영상의 특성을 분석하여 초점을 제어하므로 별도의 측정 장비가 없이 쉽게 구현이 가능한 장점이 있다. 최근 디지털 영상 센서와 신호처리 기술의 발전으로 영상의 실시간 처리가 가능하게 되면서 디지털 카메라와 캠코더를 비롯한 많은 영상 기기에서

수동적 방식을 사용하여 초점의 일치 여부를 판단하고 있다.

일반적으로 초점이 일치한다는 것은 영상 센서에 맷 헌 상이 선명하게 되는 것이고, 이는 영상의 고주파 성분이 최대가 되는 점을 의미하기 때문에 초점의 검출은 영상의 고주파 성분을 연산하는 것으로 이루어지며, 이를 대비 검출 방식(contrast detection)이라고 한다. 따라서 대비 검출 방식은 영상의 고주파 성분을 반영할 수 있는 연산자를 통해 초점의 일치 여부를 판단하고 이를 통해 광학계의 포커싱 렌즈를 움직이는 방법이 사용된다. 이 때 영상의 고주파 성분을 반영하는 연산자를 초점값 연산자(focusing index, focus measure)라 한다. 광량이 풍부한 경우에는 고주파 대역 통과 필터를 기반으로 한 초점값 연산자를 사용하여 초점의 일치 여부를 판단할 수 있으나, 감시 카메라와 같이 야간의 저조도 상황에서도 촬영이 이루어지는 경우 영상 취득 센서의 특성으로 발생하는 저조도 잡음이 고주파 성분으로 초점값 연산자에 반영되어 초점을 잘못 검출하는 문제가 발생하게 된다. 첨가된 잡음을 고려하는 경우, 첨가되는 잡음의 양이 많을수록 초점 검출을 위해 필요한 대역이 낮아지며 대역폭도 감소하게 되기 때문에 효율적으로 초점 검출을 하기 위해 영상에 첨가된 잡음의 특성을 분석해야 할 필요성이 있다.

본 논문에서 제안하는 알고리즘은 별도의 잡음 분석 과정 없이 촬영된 영상의 국부 특성을 이용하여 적응적으로 잡음에 의한 영향을 배제하고, 고주파 성분을 효율적으로 반영할 수 있는 가중치 함수를 도입하여 초점값을 연산하므로써 잡음이 첨가된 영상의 경우에도 효율적으로 초점을 검출할 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 기존에 널리 쓰이는 초점값 연산자들을 II장에서 소개하고, III장에서는 각 픽셀마다 가중치 함수를 연산하여 적응적으로 잡음에 의한 영향을 배제하고, 영상의 고주파 성분을 효율적으로 반영하여 초점값 연산을 할 수 있는 알고리즘을 제안한다. IV장에서는 실험적으로 획득한 영상에 대하여 제안한 알고리즘을 적용하여, 기존의 잡음을 고려하지 않은 알고리즘 결과와의 비교를 제공한다. 마지막으로 V장에서 논문의 결론을 제시한다.

II. 기존의 초점값 연산 방법

기존의 대비 검출 방식의 초점값 연산 방식들은 대부

분 인접한 픽셀간의 1차 혹은 2차 차분을 연산하는 filter를 사용하여 고주파 성분을 추출하는 방식과 Discrete Cosine Transform(DCT)나 Wavelet Transform과 같이 transform을 사용하는 방식으로 구분지을 수 있다.

1. Filter를 이용하는 방법

Filter 기반의 초점값 연산은 센서를 통해 획득된 영상의 고주파 성분을 검출할 수 있는 filter를 사용하여, 이를 기반으로 초점값을 연산한다. 각 화소의 그래디언트를 연산하는 Tenengrad 방식과, 1차 미분을 이용하는 Sum-modified difference(SMD), 2차 편미분을 이용하는 Sum-modified Laplacian(SML)의 방식 등이 있다.

Tenengrad는 Tenenbaum이 제안한 방법으로 각 픽셀의 그래디언트를 계산하여, 그 절대치를 합하는 것으로 초점값을 연산하는 방법이다^[1]. 각 픽셀에서의 그래디언트는 다음 수식과 같이 Sobel 연산자를 이용하여 연산을 한다.

$$i_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, i_y = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

이를 통해 최종적인 초점값 연산은 다음과 같이 주어지며, 초점이 일치되는 렌즈의 위치는 다음 초점값이 최대가 되는 지점으로 결정되어진다.

$$F = \sum_x \sum_y \{(i_x * f(x,y))^2 + (i_y * f(x,y))^2\} \quad (2)$$

Jarvis가 제안한 SMD는 인접한 픽셀간의 1차 차분의 절대값을 합산하는 방법으로 다음과 같은 초점값 연산자가 최대가 되도록 렌즈의 위치를 결정한다^[2].

$$F = \sum_x \sum_y \{|f(x,y) - f(x,y-1)| + |f(x,y) - f(x+1,y)|\} \quad (3)$$

일반적으로 영상의 고주파 성분을 추출하는데 사용되는 Laplacian 연산자는 수평 방향과 수직 방향이 서로 다른 부호를 갖는 경우 영상의 고주파 성분을 효율적으로 추출할 수 없는 단점이 있다. Nayar는 이러한 단점을 개선하여, 영상의 수평 및 수직 방향의 2차 차분의 절대값의 합을 초점값 연산자로 사용하는 방법을 제안하였다^[3].

$$F = \sum_x \sum_y \{ [|2f(x,y) - f(x-1,y) - f(x+1,y)| + |2f(x,y) - f(x,y-1) - f(x,y+1)|] \}^2 \quad (4)$$

Filter 기반의 초점값 연산이 갖는 문제점은 잡음으로 인한 영향을 효율적으로 제거하기 위해 추가의 알고리즘이 필요하다는 점이다. 일반적으로 잡음의 영향을 제거하기 위해 noise reduction을 선처리하거나, 각 대역 통과 filter를 설계하여 많은 수의 filter들을 filter bank로서 보유하고 있다가, 영상의 SNR을 측정하고 SNR에 따라 취사적으로 필터를 선택하여 사용하는 방법을 사용하게 된다. 이러한 단점을 보완하기 위해 하나의 filter를 이용하여 잡음의 영향을 제거하는 Robust Focus Measuring Operator가 제안되기도 하였다^[4]. 이는 잡음이 인접 픽셀간의 correlation이 전무하고, 영상은 correlation이 존재하는 점에 착안하여, 바로 인접 픽셀간의 차가 아닌 다음 수식과 같이 l 만큼의 거리를 두고 차를 구함으로써 초점값을 연산하는 방법이다.

$$F = \sum_x \sum_y \{ [|f(x,y) - f(x-l,y-l)| + |f(x,y) - f(x+l,y-l)|] \}^2 \quad (5)$$

l 의 값이 커지는 만큼 noise의 영향이 감소하지만, noise가 없는 경우에 focusing detection 능력도 감소하게 되며, SNR을 추정하여 l 을 선택해야 하는 단점이 있다.

2. Transform을 이용하는 방법

Wavelet transform이나, DCT의 경우 영상을 주파수 대역별로 재구성하기 때문에 이를 기반으로 하는 주파수 대역을 선택하여 초점값을 연산하는 방법이 제안되었다^[5~7]. Block DCT를 이용하는 방법의 경우 block내의 영상을 주파수 대역별로 재구성하는 특성을 이용하여 영상의 DC성분을 제외한 나머지 AC 성분을 이용하여 초점값을 연산하는 방법이 제안된 이래, 특정 AC의 성분을 선택하여 잡음의 영향을 줄이거나, AC와 DC 성분의 비율로 초점값 연산을 수행하는 방법 등이 제안되었다. Wavelet transform의 경우 영상을 가로와 세로 방향으로 저주파와 고주파로 재구성하게 되며, stage를 늘림으로써 필요로 하는 대역폭을 선택할 수 있는 특성이 있다. 이에 착안하여, wavelet domain 상

의 특정 stage 성분을 이용하여 초점값을 연산하는 방법이 제안되었다. 일반적으로 transform은 연산이 복잡하다는 단점과 함께 잡음에 의한 영향을 감소시키기 위해서는 먼저 SNR을 추정하고 잡음의 특성과 양에 따라 사용해야 할 AC 성분이나 stage를 결정해야 하는 단점이 있다.

III. 저조도 잡음에 강인한 초점값 연산자

1. 영상 획득 과정의 모델링

일반적으로 광학계의 초점 위치가 고정되는 경우라도, 영상에 발생하는 블러는 촬영 장비와 피사체와의 거리에 따라 달라지게 되므로, 촬영을 하는 장면 내에 서로 다른 거리를 갖는 물체가 존재하는 경우 영상의 블러는 공간 변화 (spatial varying) 특성을 갖게 된다. 하지만, 일반적으로 초점을 일치시키고자 하는 피사체가 여러 촬영 거리에 나뉘어져 분포하는 경우는 거의 없으며, 이렇게 초점을 일치시키고자 하는 피사체가 동일 평면 상에 있을 때는 초점 불일치에 의한 열화를 공간 불변 (spatial invariant) 특성을 갖는다고 가정할 수 있다. 이러한 가정을 통해 그림 1과 같은 대비 검출 방식 자동 초점 검출 장치의 영상 획득 과정을 선형 공간 불변 (linear spatial invariant, LSI) 시스템으로 모델링할 수 있다. 이를 통해 영상 취득 시에 초점의 불일치와 첨가되는 잡음으로 이루어지는 영상의 열화 과정으로 모델링하면 획득 영상 $y_k(i,j)$ 는 열화 과정이 이루어지지 않은 영상 $x(i,j)$ 에 대해 다음과 같이 주어진다.

$$y_k(i,j) = h_k(i,j) * x(i,j) + n_k(i,j) \quad (6)$$

여기서 i, j 는 각각 영상의 수평 수직 방향의 픽셀 좌표, k 는 광학계의 초점 위치에 따른 구분자, $h_k(i,j)$

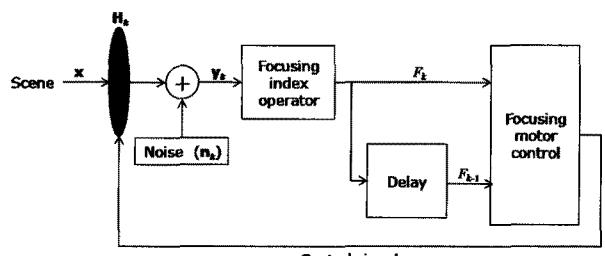


그림 1. 대비 검출 방식 자동 초점 검출 방식의 블록도
Fig. 1. The block diagram of contrast detection autofocus system.

는 초점의 불일치에 따른 영상의 블러를 나타내는 연산자이고, $n_k(i,j)$ 는 영상에 첨가된 잡음을 나타낸다. 벡터-행렬 표기법에 의해 수식 (6)을 다음과 같이 사전적으로 배열된 획득 영상 벡터 y_k 와 원 영상 벡터 x 에 대해 기술할 수 있다.

$$y_k = H_k x + n_k \quad (7)$$

H_k 는 초점 위치 k 에서의 영상의 블러를 나타내는 행렬이며, n_k 는 사전적으로 배열된 잡음 벡터이다.

2. 저조도 잡음에 강인한 초점값 연산자

초점값 연산자는 초점의 불일치에 의해 블러가 이루어진 영상의 초점이 일치하였는가를 나타내는 지표이므로, 초점값 연산자를 계산하는데 있어 초점 불일치에 의한 블러 H_k 와 정보 열화가 이루어지지 않은 영상 x 에 대한 정보는 필요하지 않으며, 획득된 영상 y_k 에서 잡음이 제거된 $H_k x = x_k$ 의 정보를 이용하여 고주파 성분을 효율적으로 추출하여 잡음에 의한 영향을 배제할 수 있어야 한다.

주어진 y_k 로부터 x_k 를 추정하기 위해 비정상 평균, 비정상 분산 (nonstationary mean, nonstationary variance, NMNV) 영상 모델에 기반하여, 선형 최소 평균 차승 오류 (linear minimum mean square error, LMMSE) 추정법을 적용하면, 잡음이 제거된 x_k 는 다음과 같이 추정된다.

$$x_k'_{\text{LMMSE}} = E(x_k) + C_{x_k y_k} C_{y_k}^{-1} (y_k - E(y_k)) \quad (8)$$

여기서 $C_{x_k y_k}$ 는 벡터 x_k 와 y_k 의 교차 공분산 행렬이며, C_{y_k} 는 벡터 y_k 의 공분산 행렬이다. $C_{x_k y_k}$ 와 C_{y_k} 는 주어진 x_k 에 대한 n_k 의 조건부 확률 평균이 0이라는 가정 하에서

$$C_{x_k y_k} = C_{x_k} \quad (9)$$

$$C_{y_k} = C_{x_k} + C_{n_k} \quad (10)$$

와 같이 간략화 할 수 있으며, 이로부터 C_{x_k} 가 대각 행렬이라는 가정 하에 $C_{x_k y_k}$ 와 C_{y_k} 도 대각 행렬이 되어, 식 (8)의 영상 전체의 앙상블 평균과 분산을 각각 국부 평균과 국부 분산으로 대체할 수 있다. 일반적으로 영상에 첨가되는 잡음은 자기 상관관계가 없으므로,

이를 이용하여, 수식 (8)을 화소 단위 연산으로 다시 표현하면

$$\begin{aligned} x_k'_{\text{LMMSE}}(i,j) &= \bar{x}_k(i,j) \\ &+ \frac{v_{x_k}(i,j)}{v_{x_k}(i,j) + \sigma_{n_k}^2(i,j)} \\ &\times \{y_k(i,j) - \bar{y}_k(i,j)\} \end{aligned} \quad (11)$$

가 된다. 식 (11)에서 $\bar{x}_k(i,j)$ 와 $\bar{y}_k(i,j)$ 는 각각 화소의 위치 (i,j) 에서의 x_k 와 y_k 의 국부 평균이며, v_{x_k} 와 v_{y_k} 는 국부 분산, $\sigma_{n_k}^2$ 는 잡음의 분산이다. 식 (11)에서 확인할 수 있는 것처럼, 손상 이전의 영상 추정치는 $y_k(i,j)$ 로부터 잡음이 제거된 $x_k(i,j)$ 의 저주파 성분에 해당하는 국부 평균 $\bar{x}_k(i,j)$ 과 고주파 성분에 해당하는 $y_k(i,j) - \bar{y}_k(i,j)$ 의 가중합으로 볼 수 있다. 여기서 잡음이 제거된 영상의 고주파 성분에 대한 가중치는 다음과 같다.

$$w_k(i,j) = \frac{v_{x_k}(i,j)}{v_{x_k}(i,j) + \sigma_{n_k}^2(i,j)} \quad (12)$$

이 가중치는 현재 처리 중인 픽셀에서의 획득된 영상의 신호 성분의 국부 분산과 잡음의 분산을 이용하여, 처리 중인 픽셀에서 신호 성분이 주효한 경우에는 $v_{x_k}(i,j) \gg \sigma_{n_k}^2(i,j)$ 이 되고, 이에 따라 가중치는 1에 근접하게 되어 영상의 고주파 성분을 효율적으로 추출하게 된다. 반대로 잡음 성분이 주효한 경우에는 $v_{x_k}(i,j) \ll \sigma_{n_k}^2(i,j)$ 이 되고, 이에 따라 $w_k(i,j)$ 는 0에 근접하게 되어, 해당 픽셀에서의 잡음에 의한 영향을 효율적으로 차단하는 특징을 갖게 된다. 즉, 처리 중인 픽셀에서 신호 성분의 분산이 잡음 성분의 분산보다 더 높은 비중을 갖을수록 획득된 영상의 고주파 성분에 높은 가중치를 주게 된다.

가중치 $w_k(i,j)$ 의 연산에 필요한 영상 신호 x_k 의 분산 v_{x_k} 는 식 (10)으로부터

$$v_{x_k}(i,j) = v_{y_k}(i,j) - \sigma_{n_k}^2(i,j) \quad (13)$$

와 같이 구할 수 있다. 잡음 n_k 의 분산을 구하기 위해, 식 (11)로부터 $x_k'_{\text{LMMSE}} \approx x_k = y_k - n_k$ 이므로

$$n_k(i,j) = \{1 + w_k(i,j)\} \{y_k(i,j) - \bar{y}_k(i,j)\} \quad (14)$$

로 주어진다. 하지만, 잡음 성분이 주효한 경우에는 $w_k(i, j)$ 는 무시될 수 있고, 반대로 신호 성분이 주효한 경우에는 신호의 고주파 성분이 크기 때문에 초점값 연산에 미치는 영향이 미미하므로,

$$n_k(i, j) \approx y_k(i, j) - \bar{y}_k(i, j) \quad (15)$$

로 근사화하여 잡음의 분산 $\sigma_{n_k}^2$ 를 연산할 수 있다. 이 근사화를 이용하게 되면, 정초점일 때와 같이 신호 성분의 국부 분산이 잡음 성분의 분산보다 클 경우에 추정된 잡음 성분에 영상의 고주파 정보가 일부 포함되어 정초점 시의 초점값이 작아지는 단점이 있지만, 추가적인 연산 없이 사용된 입력 영상의 국부 평균만을 이용해 간단한 방법으로 신호 성분과 잡음 성분을 추정할 수 있게 된다.

이 가중치를 이용하여 화소의 위치 (i, j) 에서의 잡음이 제거된 고주파 성분 $x_k^{HF}(i, j)$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$x_k^{HF}(i, j) = w_k(i, j) \{y_k(i, j) - \bar{y}_k(i, j)\} \quad (16)$$

이를 바탕으로 제안하고자 하는 잡음의 영향을 최소화하는 영상 전체에 대한 초점값 연산자는 최종적으로 다음과 같이 주어진다.

$$F_k = \sum_i \sum_j [w_k(i, j) \{y_k(i, j) - \bar{y}_k(i, j)\}]^2 \quad (17)$$

IV. 실험 결과

본 절에서는 제안된 초점값 연산자가 잡음의 영향을 효율적으로 배제할 수 있는지를 검증하기 위해 기존의 SML^[3], robust focus measuring operator (이하 RFM)^[4], DCT 기반 에너지 비율 방식 (이하 DER)의 AC2DC1, AC5DC1 방식^[7]을 표본 영상에 잡음이 없는 경우와 잡음이 첨가된 경우에 적용하여 결과를 비교하였다. SML 방식은 잡음의 영향을 고려하지 않고 영상의 고주파 성분을 검출해 내는 방식이며, RFM은 바로 인접 픽셀간의 차가 아닌 1만큼의 거리를 두고 차를 구함으로써 잡음의 영향을 줄이고 초점값을 연산하는 방법이다. DER 방식은 영상을 DCT를 통해 재배열하고 중주파 대역의 AC 성분과 DC 성분의 비율을 이용함으로써 잡음의 영향을 줄이는 방법이다.

실제 초점 검출 시의 렌즈의 이동은 현재 프레임의 초점값과 이전 프레임의 초점값의 차이에 의하여 결정되기 때문에 초점값의 최대값과 최소값의 차이가 클수록, 초점값의 추이의 기울기가 클수록 빠르고 정확한 초점 검출이 가능하다. 따라서, 제안하는 방법의 성능을 정량적으로 평가하기 위해 다음과 같이 초점값 연산 결과의 최대값과 최소값의 차를 최대값으로 정규화한 값과 최대값의 1/2의 크기를 갖는 초점값의 거리의 역수를 이용하여 점수를 계산하였다.

$$Score = \sqrt{\left(\frac{f_{\max} - f_{\min}}{f_{\max}}\right)^2 + \left(\frac{1}{width}\right)^2} \quad (19)$$

여기서 f_{\max} 는 초점지수의 최대값, f_{\min} 은 초점지수의 최소값이며, $width$ 는 초점값의 최대값이 1/2이 되는 위치의 거리이다.

초점값의 특성을 확인하기 위해 그림 2의 정초점 표본 영상으로 각각 설명함이 다른 14장의 영상을 생성하였다. 저조도 환경 하에서 영상에 발생하는 잡음은 열 잡음에 의한 증폭 잡음이고, 이는 가우시안 분포를 갖기 때문에, 잡음이 추가된 환경에 대해서는 정초점 영상을 기준으로 10dB의 가우시안 잡음을 추가한 영상을 생성하였다.

잡음이 없는 환경에서는 대부분의 연산자들이 좋은 결과를 보여주었다. 그림 3은 Bike 영상에 대한 초점값 연산자의 추이로써 모든 연산자들이 최대값과 최소값의

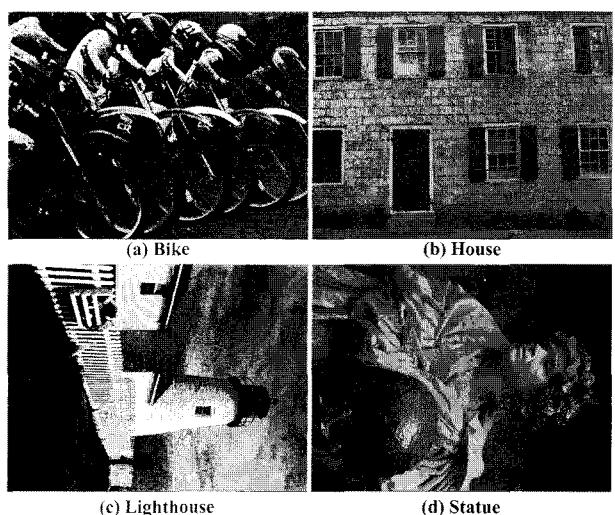


그림 2. 정초점의 표본 영상들 : (a) Bike, (b) House, (c) Lighthouse, (d) Statue 영상.

Fig. 2. Sample images in focus : (a) Bike, (b) House, (c) Lighthouse, and (d) Statue

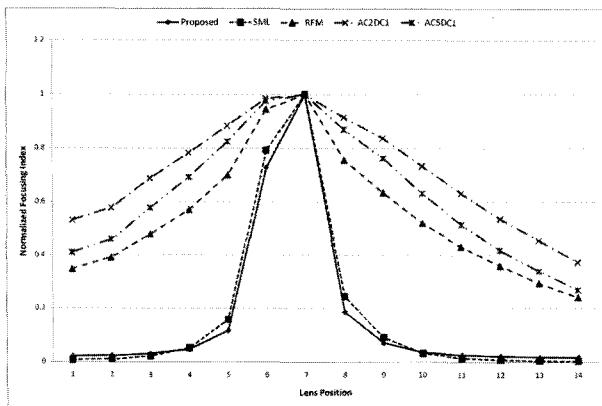


그림 3. 잡음이 없는 Bike 영상의 렌즈 위치에 대한 정규화된 초점값.

Fig. 3. The normalized focusing index for "Bike" image without noise

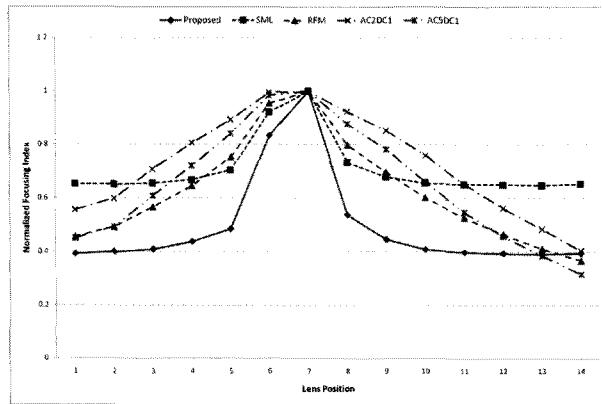


그림 4. 10dB 가우시안 잡음 환경에서의 Bike 영상의 렌즈 위치에 대한 정규화된 초점값.

Fig. 4. The normalized focusing index for "Bike" image with 10dB Gaussian noise

차이가 크며, 일관되게 정초점 영상에서 최대값을 갖는 특성을 보인다. 이 중 SML이 가장 우수한 특성을 보였으며 제안한 방법은 잡음이 없는 환경에서는 전 픽셀에 걸쳐 1에 근접한 가중치로 고주파 성분을 효율적으로 추출, SML과 동등한 성능을 보임을 표 1을 통해 확인 할 수 있다. 특히 기존에 잡음의 영향을 줄이기 위해 제안된 RFM과 DER의 경우 영상의 고주파 성분이 아닌 중주파 성분을 이용하기 때문에 잡음이 없는 경우에 있어서 오히려 SML보다 성능이 떨어지는 것을 확인할 수 있다. 잡음이 추가된 환경에서는 잡음의 영향을 고려하지 않는 SML이 급격하게 성능이 저하되고, 잡음의 영향을 고려하여 중주파 성분을 이용하는 RFM, DER의 경우 잡음이 존재하지 않는 경우와 큰 차이를 보이지 않음을 그림 4에서 확인할 수 있다. 제안하는 방법은 잡음이 추가된 환경에서도 초점값의 width가 굉장

표 1. 잡음이 없는 환경에서의 초점값 연산자의 성능 비교.

Table 1. Performance Comparison of focusing index operator without noise

	SML	RFM	AC2DC1	AC5DC2	Proposed
Bike	1.1035	0.7730	0.6324	0.7401	1.1048
House	1.1051	0.8512	0.6605	0.7724	1.1070
LightHouse	1.0987	0.7961	0.6289	0.7436	1.0643
Statue	1.1041	0.6857	0.5511	0.6502	1.0235
Average Score	1.1029	0.7765	0.6182	0.7266	1.0749
Ranking	1	3	5	4	2

표 2. 잡음이 있는 환경에서의 초점값 연산자의 성능 비교.

Table 2. Performance Comparison of focusing index operator with 10dB Gaussian noise

	SML	RFM	AC2DC1	AC5DC2	Proposed
Bike	0.3587	0.6447	0.6017	0.6936	0.6802
House	0.4455	0.7236	0.6383	0.7344	0.8159
LightHouse	0.2641	0.6034	0.5901	0.6824	0.5983
Statue	0.1586	0.4264	0.4567	0.4703	0.4233
Average Score	0.3067	0.5995	0.5717	0.6452	0.6294
Ranking	5	3	4	1	2

히 양호한 특성을 보이고 있다.

실험 결과를 통해 제안하는 방법은 기존의 잡음의 영향을 고려하는 초점값 연산자에 비해 잡음의 유무에 상관없이 안정적인 결과를 보이고, RFM 방식에서 잡음의 정도에 따라 l 값을 선택하거나, DER 방식의 AC2DC1, AC5DC1의 선택 과정 없이 동일한 알고리즘의 적용으로 잡음의 영향 없이 초점값을 효율적으로 연산함을 확인할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 공간 적응적인 가중치를 이용하여 저조도 잡음이 첨가된 환경에서 효율적으로 초점값을 연산할 수 있도록 하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 영상의 각 픽셀에서 영상의 국부 특성과 잡음의 특

성을 이용하여 적응적 가중치를 연산하고, 이를 이용해 저조도 잡음에 강인한 초점값을 연산한다.

제안된 연산자의 성능을 검증하기 위해 4가지 표본 영상에 대해 잡음이 없는 상태와 가우시안 잡음이 있는 환경 하에서 기존 연산자와의 성능을 비교하였다. 제안된 초점값 연산자는 잡음의 유무와 상관없이 안정적인 결과를 보이며, 잡음에 대한 별도의 사전 정보 없이 적용할 수 있는 장점이 있다.

참 고 문 헌

- [1] J. M. Tenenbaum, "Accommodation in computer vision," Ph.D. thesis, Stanford Univ. 1970.
- [2] R. A. Jarvis, "Focus optimization criteria for computer image processing," *Microscope*, vol. 24, no. 2, pp. 163-180. 1976.
- [3] S. K. Nayar and Y. Nakagawa, "Shape from focus", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 16, no. 8, pp. 824-831, Aug. 1994.

- [4] I. Kharintonenko and X. Zhang, "Digital focus detector for mobile video communicator," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 46, no. 1, pp. 237-240, Feb. 2000.
- [5] G. Yang and B. J. Nelson, "Wavelet-based autofocus and unsupervised segmentation of microscopic images," *Intl. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2143-2148, Las Vegas, United States of America, Oct. 2003.
- [6] M. Krisan, J. Pers, M. Perse, and S. Kovacic, "A Bayes-spectral-entropy-based measure of camera focus using discrete cosine transform," *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, no. 13, pp. 1431-1439, Oct. 2006.
- [7] 이상용, "이산 코사인 변환 계수의 에너지 비를 사용한 디지털 카메라용 초점값 연산자," 전자 공학회 논문지, 제45권 SP편 6호, pp. 88-94, Nov. 2008.

저 자 소 개



최 종 성(학생회원)
2002년 연세대학교 전자공학과
학사 졸업.
2004년 연세대학교 전기전자
공학과 석사 졸업.
2004년 ~ 연세대학교 전기전자
공학과 박사과정.

<주관심분야 : 영상복원, 초해상도 영상복원, 다
이내믹 영역 확장>



강 희(학생회원)
2007년 연세대학교 전자전자공학
과 학사 졸업.
2007년 ~ 연세대학교 전기전자
공학과 석박사 통합과정.
<주관심분야 : 영상복원, 영상 및
비디오 필터링>



강 문 기(정회원)-교신저자
1986년 서울대학교 전자공학과
학사 졸업.
1988년 서울대학교 전자공학과
석사 졸업.
1994년 Northwestern University
박사 졸업.
1994년 ~ 1997년 Assistant Professor.
(University of Minnesota, Duluth)
1997년 ~ 1999년 연세대학교 전기전자공학과
조교수.
1999년 ~ 2004년 연세대학교 전기전자공학과
부교수.
2004년 ~ 연세대학교 전기전자공학과 정교수
<주관심분야 : 영상복원, 초해상도 영상복원, 비
선형 필터링, 비디오 분석 및 처리, 부화소 단위의
움직임 추정>