

정규논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제17권 제4호, 2012년 7월 (JBE Vol. 17, No. 4, July 2012)

<http://dx.doi.org/10.5909/JBE.2012.17.4.625>

## Extended Depth of Focus 알고리즘 파라메타 초기설정에 관한 연구

유 경 무<sup>a)</sup>, 주 효 남<sup>b)†</sup>, 김 준 식<sup>a)</sup>, 박 덕 찬<sup>b)</sup>, 최 인 호<sup>a)</sup>

### On the Study of Initializing Extended Depth of Focus Algorithm Parameters

Kyungmoo Yoo<sup>a)</sup>, Hyonam Joo<sup>b)†</sup>, Joonseek Kim<sup>a)</sup>, Duckchun Park<sup>b)</sup>, and Inho Choi<sup>a)</sup>

#### 요 약

카메라로부터 획득한 여러 장의 영상에서 3차원 정보를 얻어내기 위한 Extended Depth of Focus(EDF) 알고리즘은 최근 많은 연구가 이루어지고 있다. 피사물체의 깊이정보에 따른 제한된 초점으로 인해 초점이 일부만 맞는 여러 장의 이미지를 가지고 EDF알고리즘은 각 영상들의 focus 영역에서 하나의 focused 영상과 depth영상을 취득한다. 대부분의 영상처리 알고리즘이 그렇듯, EDF 알고리즘에 사용되는 파라메타들의 초기설정에 따라 결과에 큰 영향을 준다. 본 논문에서는 EDF알고리즘을 적용하기 전 입력영상의 기반으로 pyramid, wavelet transform, complex wavelet transform을 사용하였으며 EDF알고리즘에서 사용되는 파라메타들의 설정에 따른 각 알고리즘의 성능을 분석하였다. 본 논문에서 제시한 파라메타들은 입력영상의 크기에 따른 down sampling의 단계, 영상의 기반 알고리즘의 영상 복원에 사용되는 최하위 레벨의 이미지에 대한 취득 형태, 연산에 쓰이는 window size의 크기이다. 우리는 실험을 통해 제시한 입력영상에 따라 각 파라메타들이 미치는 영향에 대해 분석하였고, 기존에 사용되었던 일반적인 파라메타 선정방식보다 최적화된 파라메타 선정방식을 통해 얻어진 결과영상이 3dB ~ 19dB정도 개선된 것을 확인하였다.

#### Abstract

Extended Depth of Focus (EDF) algorithms for extracting three-dimensional (3D) information from a set of optical image slices are studied by many researches recently. Due to the limited depth of focus of the microscope, only a small portion of the image slices are in focus. Most of the EDF algorithms try to find the in-focus area to generate a single focused image and a 3D depth image. Inherent to most image processing algorithms, the EDF algorithms need parameters to be properly initialized to perform successfully. In this paper, we select three popular transform-based EDF algorithms which are each based on pyramid, wavelet transform, and complex wavelet transform, and study the performance of the algorithms according to the initialization of its parameters. The parameters we considered consist of the number of levels used in the transform, the selection of the lowest level image, the window size used in high frequency filter, the noise reduction method, etc. Through extended simulation, we find a good relationship between the initialization of the parameters and the properties of both the texture and 3D ground truth images. Typically, we find that a proper initialization of the parameters improve the algorithm performance 3dB ~ 19dB over a default initialization in recovering the 3D information

Keyword : Depth of field, 3D measurement, SFF(Shape from Focus), EDF(Extended Depth of Focus)

## I. 서론

반도체, 정밀기계 분야의 소형화와 고집적화에 따른 발전과 함께 수십  $\mu\text{m}$ 에 해당하는 단차형상을 나노미터 수준의 고정밀로 측정하고자 하는 요구가 증가 되고 있다. 기존의 2차원 데이터에 비해 깊이 정보를 알 수 있는 3차원 형상에 대한 정밀 측정이 요구되면서 여러 분야에서 3차원 형상의 측정이 필수적인 것으로 이미 산업현장에서 이용되고 있거나 점차 이용되고 있는 추세이다.

3차원 형상을 측정하는 방법으로 주사식 전자현미경(Scanning Probe Microscope)<sup>[1]</sup>, 위상 천이 간섭계(Phase Shifting Interferometry)<sup>[2]</sup>, 동초점 주사현미경(Confocal Scanning Microscope)<sup>[3]</sup>, 백색광 주사 간섭계(White-Light Scanning Interferometry)<sup>[4]</sup> 등이 있다. 본 논문에는 3차원 형상복원의 방법 중 저비용, 대면적의 검사영역과  $\mu\text{m}$ 단위의 정보를 측정할 수 있는 Extended Depth of Focus 방법에 대해 논하겠다.

우선, 형상복원의 목적은 피사물체의 표면에 대응하는 영상의 모든 화소들의 깊이를 측정 하는 것이다. EDF는 카메라렌즈와 물체 사이의 간격을 순차적으로 변화시켜가면서 p장의 영상 슬라이스를 얻는다<sup>[5]</sup>. 영상 슬라이스 내에서 가장 선명한 화소의 위치가 깊이를 계산하는데 사용이 되며, 가장 선명한 화소는 초점 연산자를 적용하여 찾는다<sup>[6][7]</sup>. 대표적인 초점 연산자로서 gradient 크기를 이용한 Tenenbaum(TEN) 연산자<sup>[8]</sup>, 픽셀 주위 값들의 분산을 이용한 Gray Level Variance(GLV) 연산자<sup>[8]</sup>, optical transfer function을 이용한 Optical 포커스 연산자<sup>[9]</sup> 등이 있다.

본 논문에서는 EDF를 이용한 기존에 제시된 알고리즘들 서로 다른 깊이 정보를 갖는 입력영상에 따라 기존의 파라메타 선정방식보다 최적화된 파라메타들의 선정에 따라 개선된 결과를 확인하였고, 각 파라메타를 분석하고 특징에

대해 설명 하였다.

## II. 기존 EDF 알고리즘

낮은 심도를 갖는 렌즈로부터 획득된 영상은 초점이 선명한 부분과 흐릿한 부분이 공존하며, 이는 피사물체의 깊이 정보를 제공한다. 동일 피사물체를 초점 수준을 바꿔가며 획득한 영상 시퀀스로부터 물체의 깊이와 삼차원 형상을 복원하는 기법을 Extended Depth of Focus 라 한다. EDF에서는 영상의 각 화소의 선명도를 측정하는 초점 연산자가 최종 삼차원 형상 복원에 결정적인 역할을 한다<sup>[6][10]</sup>. 그림 1은 각 슬라이스별 영상에서 초점값을 산출하기 위해 초점 연산자를 통해 얻은 값이 가장 큰 슬라이스영상에 화소를 선택하는 과정을 나타내고 있다.

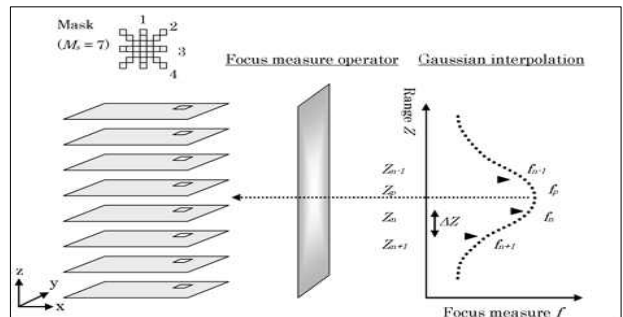


그림 1. EDF 알고리즘을 이용한 3차원 복원  
Fig. 1. EDF algorithm for 3D reconstruction

이러한 EDF 알고리즘을 이용하여 여러 장의 슬라이스 영상에 대한 하나의 초점영상과 깊이 정보영상을 얻기 위해 사용된 여러가지 알고리즘의 파라메타를 분석하고 설명 하였다. 이때, 사용된 초점 연산자 알고리즘은 다음과 같다.

- Algorithm 1) Wavelet transform을 이용하여 구하고자 하는 초점값을 기준으로  $N \times N$  윈도우내의 최대값을 취득 후 이 값이 가장 큰 슬라이스를 선택하는 알고리즘<sup>[11]</sup>
- Algorithm 2) Wavelet transform을 이용하여 초점값을 기준으로  $N \times N$  윈도우내의 variance 값이 가장 큰 슬

a) 호서대학교 전자공학과 (Dept. Electronic Engineering, Hoseo University)  
 b) 호서대학교 디지털디스플레이공학과 (Dept. Digital Display Engineering, Hoseo University)  
 † 교신저자 : 주효남 (Hyonam Joo)  
 E-mail : hnjoo@hoseo.edu  
 Tel: +82-41-540-5969 Fax: +82-41-548-0650  
 · 접수일(2012년3월19일), 수정일(2012년6월19일), 게재확정일(2012년7월23일)

라이스를 선택하는 알고리즘<sup>[12]</sup>

- Algorithm 3) 위의 2번 알고리즘을 통해 얻어진 초점 값을 기준으로 하는 깊이 정보에서 3x3 윈도우 내에 인접한 값의 투표를 진행하여 이웃하는 깊이 정보의 값이 과반수 이상이면 중심 값을 이웃하는 값으로 교체하는 알고리즘<sup>[12]</sup>
- Algorithm 4) 위의 3번 알고리즘을 통해 얻어진 초점 값을 기준으로 하는 깊이 정보에서 3x3 윈도우 내에 인접한 값의 투표를 진행하여 이웃하는 깊이 정보의 값이 과반수 이상 이면 중심 값을 이웃하는 값으로 교체하는 알고리즘<sup>[12]</sup>
- Algorithm 5) Complex wavelet transform을 이용한 알고리즘이며, 위의 1번 방식을 동일하게 수행한 알고리즘<sup>[13]</sup>
- Algorithm 6) Pyramid 알고리즘을 기반으로 영상에 각 방향성에 따른 주파수 영역대의 총합의 최대값이 가장 큰 슬라이스를 선정하는 알고리즘<sup>[14]</sup>

EDF방식에서 깊이 정보를 복원하는 방식은 각각의 위치에서 초점값을 선정하는 과정에서 결정된 슬라이스의 번호를 취득하여 피사체의 깊이 정보를 복원한다. 본 논문에서 사용한 다해상도기반 EDF방식에서는 깊이 정보 복원 시 최상위 레벨의 깊이 정보를 사용한다. 이 때, wavelet 알고리즘의 최상위 레벨에서의 깊이 정보가 서로 다를 경우, 세 영역(LH,HL,HH)의 깊이 정보들의 값을 비교하여 두 개의 영역에서 같은 값을 갖는다면 나머지 영역에서의 값을 수정하고, 모두 다르면 세 영역의 평균값을 하나의 깊이 정보로 재선정한다.

### III. 각 파라메타 특성 분석

앞에서 서술한 EDF알고리즘들에는 결과에 영향을 미치는 파라메타들이 존재한다. 이러한 파라메타에는 최하위 down sampling 단계 선정, 최하위 레벨의 초점값 계산방법, 초점값을 얻기 위해 연산에 쓰이는 window size가 있다. 개선된 결과를 얻을 수 있는 파라메타 값들의 선택기준은 다

음과 같다.

#### 1. Down sampling

이 파라메타는 입력영상의 크기에 따른 down sampling 레벨의 수를 나타내는 값이다. wavelet transform, pyramid 에서 사용 되는 파라메타로써, 단계가 내려 갈 때 마다 각 알고리즘에 해당하는 Low pass filtering, High pass filtering을 거쳐 영상을 취급 한다<sup>[7]</sup>. 각 레벨별 영상마다 다른 정보를 갖게 되면 레벨이 많아지면 보다 많은 정보를 비교할 수 있다. 하지만 레벨이 커질수록 최하위 레벨에서의 정보는 결과 영상에 큰 영향을 미치지 못하기 때문에 영상의 크기에 따라 최적화된 레벨 선정을 통해 보다 많은 정보와 불필요한 down sampling 단계를 통한 처리속도를 늦추는 일이 없도록 한다. 그림 2는 down sampling에 관한 그림으로써 첫 번째 화소를 기준으로 이웃 픽셀을 건너뛰고 그 다음 화소를 이용하는 2의 배수 번째 화소들로 가로 세로 값을 채워 나감으로써 원래 영상보다 down sampling되는 단계에 따라 가로 세로의 크기는 2의 n승으로 줄어든다.

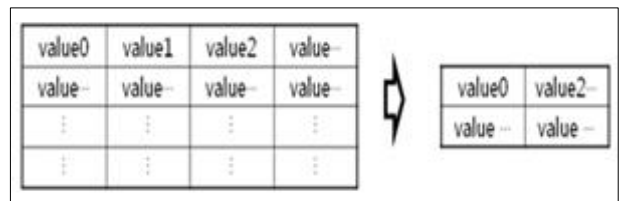


그림 2. 다운 샘플링  
 Fig. 2. Down sampling

#### 2. 최하위 레벨 영상의 초점값 계산방법

논문에서 제시한 알고리즘들은 레벨에 따라 down sampling 된 각 영상 정보를 통해 focus 영상을 복원한다. 이 때, pyramid 기반의 최하위 레벨영상과 wavelet 기반의 LL 영역의 초점 값 계산방법을 나타낸다.

EDF 알고리즘들에서 초점값 영상 계산 시 마지막 슬라이스의 최하위 레벨영상을 초점값으로 직접 사용하는 방법(Method 1)과 최하위 레벨의 초점값을 여러 가지 방법(아래의 Method 2 - Method 4)에 의해 계산하여 초점값 영상

으로 사용하는 방법들을 제시하였다.

Method 2 는 최하위 레벨 영상의 초점값을 얻어 내기 위해 구하고자 하는 해당 화소에 슬라이스들의 최대값(  $I_{max}(x,y)$  ), 최소값(  $I_{min}(x,y)$  ), 평균값(  $I_p(x,y)$  )들을 이용하여 식(1)의  $Q(x,y)$ 를 계산한 후  $Q(x,y) > 0$  면  $I_{max}(x,y)$ 를 초점값으로 선정하고,  $Q(x,y) \leq 0$  이면  $I_{min}(x,y)$ 값을 초점값으로 선정하는 방법이다<sup>[13]</sup>.

$$Q(x,y) = |I_{max}(x,y) - \overline{I_p(x,y)}| - |I_{min}(x,y) - \overline{I_p(x,y)}| \quad (1)$$

여기서,

$$I_{max}(x,y) = \text{maximum}[I_1(x,y), I_2(x,y), \dots, I_n(x,y)],$$

$$I_{min}(x,y) = \text{minimum}[I_1(x,y), I_2(x,y), \dots, I_n(x,y)],$$

$$\overline{I_p(x,y)} = \text{average}[I_1(x,y), I_2(x,y), \dots, I_n(x,y)],$$

$I_n(x,y)$  는 최하위 레벨 영상 이다.

Method 3은 슬라이스 영상의 최하위 레벨영상들을 3x3 Mask를 이용한 Sobel operator를 적용하여 edge strength 값들을 구한 후 그 값이 가장 큰 슬라이스의 해당 화소를 초점값으로 선택하는 방법이다<sup>[15,16]</sup>.

$$P(x,y) = \text{maximum}[S_1(x,y), S_2(x,y), \dots, S_n(x,y)], \quad (2)$$

$$S_n(x,y) = |S_v(x,y)| + |S_h(x,y)|$$

여기서,  $S_n(x,y)$ 는 최하위 레벨 영상에 Sobel operator를 적용하여 얻어진 edge strength이고,  $S_v(x,y)$ 는 수직 방향으로,  $S_h(x,y)$ 는 수평방향으로 Sobel operator를 적용한 edge strength 값 이다.

Method 4는 각 슬라이스의 최하위 레벨 영상들에 NxN window size 내에서의 구하고자하는 해당 화소를 기준으로 variance 값이 가장 큰 슬라이스 해당화소를 초점값으로 선택하는 방법이다<sup>[12,18]</sup>.

### 3. 초점값을 얻기 위해 연산에 쓰이는 window size

각 슬라이스 영상을 비교하여 초점값을 선정할 때 필요

한 연산에 쓰이는 window size에 따라 결과영상에 미치는 영향을 분석하였다. Window size 가 커질수록 깊이 정보가 변하는 경계선 부분에서의 오류는 증가하는 반면, 같은 깊이 정보를 갖는 구간에서의 오류는 줄어들게 된다. 이처럼, 영상의 깊이 정보의 특징에 맞게 window size를 선정함으로써 개선된 결과영상을 얻어낼 수 있다.

## IV. 실험 결과 및 분석

본 논문에서 제시한 파라메타를 사용한 실험 결과와 기존의 방법에서의 실험결과를 비교하기 위하여 우리가 이미 알고 있는 깊이 정보를 갖는 슬라이스 영상들을 식 (3)을 사용하여 만든 후 실험 결과를 분석하였다.

$$I(x,y,z) = \frac{1}{2\pi(n_0 + n_1 |z|)^2} \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2(n_0 + n_1 |z|)^2}\right) \quad (3)$$

식 (3)은 point spread function(PSF)으로 영상의 defocus 정도를 결정하는데 사용된 식이며, 참고문헌 [19]에서 제시한 defocus방법을 사용하여 그림 3와 그림 4에 보여진 정보를 담고 있는 슬라이스 영상을 합성하여 실험에 사용하였다<sup>[19]</sup>. 그림 3 영상은 실험에 사용하기 위해 만든 슬라이스 영상이 가지는 texture 와 크기를 보이고 있으며, 그림 4에는 슬라이스 영상들이 가지는 깊이 정보를 나타내고 있다. 그림 4(a)의 checkerboard형태 깊이정보 영상은 20단계의 깊이 정보를 갖고, 그림 4(b)의 gaussian형태의 깊이정보 영상은 24단계를 가지며, 그림 4(c)의 sinusoidal형태의 깊이 정보 영상은 21단계의 깊이정보를 갖고 있다.

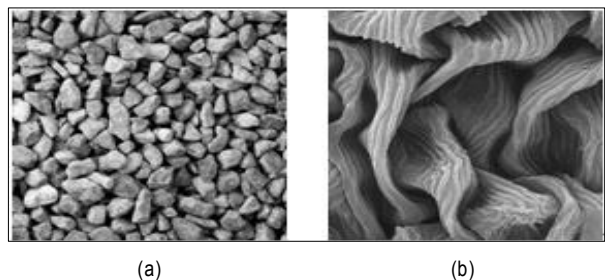


그림 3. 실험에 사용한 texture 영상 (image size 변경)  
 Fig. 3. Ground truth texture image used for experiment  
 (a) used for test 512x512 image (b) used for test 1024x1024 image

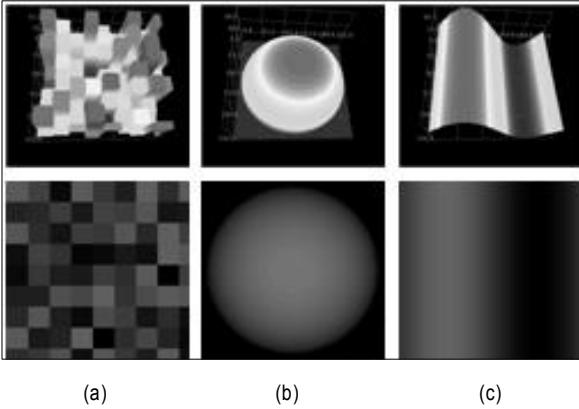


그림 4. 실험에 사용한 깊이 정보 영상  
 Fig. 4. Ground truth 3-D depth image used for experiment  
 (a) Checkerboard (b) Gaussian (c) Sinusoidal

표 1. 실험에 사용된 파라메타  
 Table 1. Parameters used for test

| Parameters          |                     |                                |
|---------------------|---------------------|--------------------------------|
| Down sampling level | 최하위 레벨 영상의 초점값 계산방법 | 초점값을 얻기 위해 연산에 쓰이는 window size |
| 3                   | Method 1            | 3x3                            |
| 4                   |                     |                                |
| 5                   | Method 2            | 5x5                            |
| 6                   | Method 3            | 7x7                            |
| 7                   | Method 4            | 9x9                            |
| 8                   |                     |                                |

표 1에서 선정한 각 파라메타의 범위의 기준은 Down sampling level 단계는 입력영상의 크기에 따라 결정되고 본 논문에서 실험영상으로 사용한 입력영상의 크기는 512x512, 1024x1024 영상에 맞춰 8단계로 범위를 선정하였으며 초점값을 얻기 위해 연산에 쓰이는 window size는 표 2에서 제시된 크기 이후에 데이터 값들의 변동 폭이 적은

$$PSNR = 10 * \log_{10} [(2^{bit} - 1)^2 / MSE]$$

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} \| R(x, y) - O(x, y) \|^2 \quad (4)$$

$$PSNR_G = PSNR_O - PSNR_R$$

R(x,y) : Reference Image pixel value  
 O(x,y) : Object Image pixel value

관계로 생략하였다. 이러한 파라메타들을 사용하여 얻은 결과들을 분석하였고 이 때, 식 (4)의 PSNR을 사용하였다.

첫 번째 실험으로 각 파라메타들이 초점영상 복원에 미치는 영향에 대해 알아보았다. 표 2 는 window size 가 결과에 미치는 영향을 분석한 결과로 레벨의 값이 3 이고, 사용된 알고리즘은 Algorithm 1 이며, 최하위 레벨의 초점값을 결정하기 위해 method 1을 사용하고 window size를 변화시키며 얻어진 결과이다.

표 2. Window size가 결과에 미치는 영향(단위 dB)  
 Table 2. Effects of window size on results(dB)

| 그림3(a)의 texture영상 |              |          |            |
|-------------------|--------------|----------|------------|
| Window size       | checkerboard | gaussian | sinusoidal |
| 3x3               | 15.9199      | 15.4994  | 16.0906    |
| 5x5               | 15.7752      | 15.4004  | 16.0104    |
| 7x7               | 15.6096      | 15.2809  | 15.8857    |
| 9x9               | 15.4538      | 15.1760  | 15.7358    |
| 그림3(b)의 texture영상 |              |          |            |
| 3x3               | 32.9881      | 37.3606  | 38.7326    |
| 5x5               | 32.5206      | 36.6545  | 38.4314    |
| 7x7               | 32.0144      | 35.7363  | 37.7396    |
| 9x9               | 31.5943      | 34.9270  | 36.9465    |

표 2에서 보듯이 window size 가 증가할수록 깊이정보가 변하는 경계선 구간에서 생기는 오류가 증가함에 따라 PSNR값은 점점 감소한다.

표 3은 down sampling 단계가 결과에 미치는 영향을 분석하기 위해 실험한 결과로 사용된 알고리즘은 Algorithm 1 이며, 최하위 레벨의 초점값을 결정하기 위해 method 1을 사용하고 window size는 5x5를 사용하였다.

표 3에서 보듯이 단계가 많이 내려간다고 무조건 좋은 것은 아니며, 입력 영상의 크기에 따라 최적화된 down sampling 단계를 선택하여 보다 나은 결과와 처리속도를 얻을 수 있다.

표 4는 최하위 레벨의 초점값을 결정하는 방법이 결과에 미치는 영향을 분석한 결과로 레벨의 값이 3이고, 사용된 알고리즘은 Algorithm 1 이며, window size는 5x5이다.

표 3. Down sampling 단계가 결과에 미치는 영향(단위 dB)

Table 3. Effects of Down sampling step on results(dB)

| 그림3(a)의 texture영상 |              |          |            |
|-------------------|--------------|----------|------------|
| Level             | checkerboard | gaussian | sinusoidal |
| 3                 | 16.0906      | 15.4994  | 15.9199    |
| 4                 | 18.5331      | 17.7894  | 18.1207    |
| 5                 | 23.8292      | 22.4450  | 21.0246    |
| 6                 | 27.3368      | 24.9700  | 21.7270    |
| 7                 | 27.6579      | 25.1790  | 21.8037    |
| 그림3(b)의 texture영상 |              |          |            |
| 3                 | 32.9881      | 37.3606  | 38.7326    |
| 4                 | 32.0543      | 35.4445  | 36.8505    |
| 5                 | 30.4084      | 31.7913  | 32.3983    |
| 6                 | 30.7928      | 30.6480  | 31.6667    |
| 7                 | 31.9063      | 33.8011  | 36.4988    |
| 8                 | 32.0604      | 34.5678  | 37.8034    |

표 4. 최하위 레벨의 초점값을 결정하는 방법이 결과영상에 미치는 영향(단위 dB)

Table 4. Effects of method determining focus value of lowest level on the results image(dB)

| 그림3(a)의 texture영상 |              |          |            |
|-------------------|--------------|----------|------------|
| Method            | checkerboard | gaussian | sinusoidal |
| 1                 | 15.9199      | 15.4994  | 16.0906    |
| 2                 | 15.7752      | 15.4004  | 16.0104    |
| 3                 | 15.6096      | 15.2809  | 15.8857    |
| 4                 | 15.4538      | 15.1760  | 15.7358    |
| 그림3(b)의 texture영상 |              |          |            |
| 1                 | 23.5495      | 23.4943  | 23.4943    |
| 2                 | 24.3394      | 22.7846  | 22.7846    |
| 3                 | 24.9309      | 24.5630  | 24.5630    |
| 4                 | 25.2266      | 24.5354  | 24.5354    |

표 4에서 보듯이 최하위 레벨에서의 초점값을 얻기 위한 방법이 결과에 미치는 영향은 각각의 깊이정보와 texture, 영상의 크기에 따라 다른 결과를 나타내고 있다.

두 번째 실험으로 6 가지의 EDF 알고리즘들에 대해 기존 파라메타 값 선정방식을 적용해 얻은 결과와 본 논문에서 제시한 개선된 파라메타 값 선정 후 얻은 결과의 PSNR 차이를 표 5와 표 6에 나타내었다. PSNR 차이는 기존의 방법에 의한 결과의 PSNR에서 최적의 파라메타를 적용한 제

안한 방법의 결과 PSNR을 뺀 값이다.

표 5. 기존 파라메타 선정방식과 개선된 파라메타 선정방식을 비교해 얻은 초점 영상의 PSNR 차이(단위 dB)

Table 5. PSNR(dB) of focus image obtained by comparing 기존 existing parameters selection method and improved parameters selection method

| 그림3(a)의 texture영상 |              |          |            |
|-------------------|--------------|----------|------------|
| 초점연산자 알고리즘        | checkerboard | gaussian | sinusoidal |
| Algorithm 1       | 6.0321       | 10.0546  | 11.6534    |
| Algorithm 2       | 6.1739       | 10.1996  | 12.4550    |
| Algorithm 3       | 5.7543       | 9.4543   | 10.8036    |
| Algorithm 4       | 5.8277       | 9.7134   | 11.4765    |
| Algorithm 5       | 6.6164       | 8.8688   | 10.2695    |
| Algorithm 6       | 4.4329       | 6.3436   | 6.3105     |
| 그림3(b)의 texture영상 |              |          |            |
| Algorithm 1       | 8.6857       | 14.5844  | 14.1954    |
| Algorithm 2       | 8.6526       | 14.6194  | 14.2124    |
| Algorithm 3       | 8.4365       | 14.1369  | 13.8518    |
| Algorithm 4       | 8.5379       | 14.3483  | 13.9572    |
| Algorithm 5       | 10.6542      | 14.6522  | 19.0023    |
| Algorithm 6       | 3.0096       | 4.9794   | 3.3770     |

표 6. 기존 파라메타 선정방식과 개선된 파라메타 선정방식을 비교해 얻은 깊이정보의 PSNR 차이(단위 dB)

Table 6. Depth information image prefit(dB) obtained by comparing existing parameters selection method and improved parameters selection method

| 그림3(a)의 texture영상 |              |          |            |
|-------------------|--------------|----------|------------|
| 초점연산자 알고리즘        | checkerboard | gaussian | sinusoidal |
| Algorithm 1       | 2.4124       | 0.0906   | 0.0062     |
| Algorithm 2       | 1.1739       | 0        | 0          |
| Algorithm 3       | 0.9913       | 0.4009   | 0.2022     |
| Algorithm 4       | 0.3213       | 0.1371   | 0.1655     |
| Algorithm 5       | 0.5510       | 0        | 0          |
| Algorithm 6       | 0.4717       | 3.8913   | 3.8913     |
| 그림3(b)의 texture영상 |              |          |            |
| Algorithm 1       | 0            | 1.8161   | 1.8161     |
| Algorithm 2       | 0.2593       | 0        | 0          |
| Algorithm 3       | 0.2384       | 1.3042   | 1.3042     |
| Algorithm 4       | 0.5309       | 0        | 0          |
| Algorithm 5       | 0            | 2.6589   | 2.0638     |
| Algorithm 6       | 0.6204       | 2.1015   | 2.8125     |

표 5에서 보듯이 입력영상에 따라 개선된 파라메타를 선정해줌으로써 기존의 결과보다 최대 19dB의 이득을 얻을 수 있었다. 그리고 깊이정보 영상의 복원은 최상위 레벨만을 사용하여 이루어지기 때문에 파라메타들 중 down sampling 단계, 최하위 레벨의 초점값을 결정하기 위해 사용되는 method는 결과영상에 영향을 주지 못하고 결과에 영향을 주는 파라메타는 window size뿐이므로, 표 6에서 보듯이 초점 영상보다는 높은 이득을 얻진 못하였지만 최대 4dB 정도의 이득을 얻을 수 있었다. 이렇듯, 영상에 따라 파라메타를 변경해 줌으로써 최적의 파라메타가 존재한다는 것을 알 수 있었다.

## V. 결 론

본 논문에서는 제시한 입력영상의 texture 종류, 영상의 크기 그리고 세 종류의 깊이 정보를 가지는 슬라이스 영상들에 한해서 EDF방식을 이용한 6가지 다해상도 알고리즘들이 가지는 파라메타 값들을 분석하고, 각 파라메타 값들의 변경에 따라 결과 영상에 미치는 영향에 대해 알아보았다.

논문에서 제시한 깊이 정보에 따라 defocus된 슬라이스 영상들을 EDF방식에 의해 초점값을 복원하는 다해상도 알고리즘의 파라메타들에는 down sampling 단계, 최하위 레벨의 초점값을 결정하기 위해 사용되는 방법, 초점값을 선정하기 위한 연산과정에 쓰이는 window size가 있다. 각각의 파라메타들이 결과에 미치는 영향은 적합한 down sampling 단계를 선정함으로써 최적의 결과와 불필요한 처리속도를 줄일 수 있으며, 최하위 레벨의 초점값을 결정하기 위해 사용되는 방법의 종류와 입력영상의 특징에 따라 개선된 결과를 얻을 수 있었다. 그리고 연산과정에 쓰이는 window size에 따라 깊이 정보가 변하는 경계부분의 오류와 동일한 깊이 정보구간에서의 오류를 줄일 수 있었다.

이러한 실험결과를 통해 기존 알고리즘의 보편적인 파라메타 값 선정 방법이 아닌 입력영상에 따라 각 알고리즘의 파라메타 값을 변경함으로써 더 좋은 결과를 얻을 수 있는 최적의 파라메타 값들이 존재하는 것을 알 수 있었다.

본 논문에서는 입력영상의 texture 종류와 영상의 크기, 그리고 깊이정보에 제한을 두어 최적화된 파라메타 선정을 제시하였지만, 차후에는 영상의 특징에 따라 최적화 된 파라메타 값 선정을 자동으로 수행하는 방식에 대한 연구가 필요하다.

## 참 고 문 헌

- [1] R. Wiesendanger, Scanning probe microscopy and spectroscopy, Cambridge University Press, 1994
- [2] H. Schreiber and J. H. Bruning, Phase shifting interferometry, in Optical Shop Testing, Chap. 14, Wiley, New York, 2006
- [3] G.X. Zhang, Y.M. Fan, X. Gao, S.G. Liu, Z.R. Qiu, C.Z. Jiang, X.F. Li, J. B. Guo, A confocal probe based on time difference measurement, CIRP Annals, vol. 53, no. 1, pp. 417-420, 2004
- [4] J. C. Wyant, White light extended source shearing interferometer, Applied Optics, vol.13 No.1, pp. 200-202, 1974
- [5] P. Gil, S. Lafuente, S. Maldonado and F. J. Acevedo, Distance estimation from image defocus for video surveillance systems, IEEE Electronics Letters, vol. 40, no. 17, pp. 1047-1049, 2004
- [6] Seong-O Shim, Tae-Sun Choi, Fast shape from focus algorithm based on focus matching, Korean Institute of Information Technology, vol.6, no.4, pp. 100-107, 2008
- [7] A. G. Valdecasas, D. Marshall, J. M. Becerra, J. J. Terrero, On the extended depth of focus algorithms for bright field microscopy, vol. 32, no. 6, pp. 559-569, 2001
- [8] Franz Stephan Helml and Stefan Scherer, Adaptive Shape from Focus with an Error Estimation in Light Microscopy, 2nd Int'l Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA01), pp.188-193, June 2001.
- [9] Aamir Saeed Malik, Tae-Sun Choi, A Novel Algorithm for Estimation of Depth Map using Image Focus for 3D Shape Recovery in the Presence of Noise, Pattern Recognition, doi:10.1016/j.patcog. 2007. 12. 014, 2008
- [10] A. S Malik and T. S. Choi, Consideration of Illumination effects and optimization of window size for accurate calculation of depth map for 3D shape recovery, Pattern Recognition, vol. 40, no.1, pp. 154-170, 2007
- [11] H. Li, B. S. Manjunath, S. K. Mitra, Multisensor image fusion using the wavelet transform, Graphical Models and Image Process., vol. 57, no. 3, pp. 235-245, 1995
- [12] R. J. Pieper, A. Korpel, Image processing for extended depth of field, Appl. Opt., vol. 22, no. 10, pp.1449-1453. 1983
- [13] N. Kingsbury, Image processing with complex wavelets, Phil. Trans. R. Soc. Lond. A, vol. 357, no. 1760, pp. 2543-2560, 1999
- [14] P. J. Burt, R. J. Kolczynski, Enhanced image capture through fusion, 4th International Conference on Computer vision, Berlin Germany, pp.

- 173-182, May 1993
- [15] K. R. Castleman, Digital Image processing, Englewood Cliffs, NJ.: Prentice Hall, 1996
- [16] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, Digital Image Processing, MA.: Addison-Wesley, 1992
- [17] V. Tympel, New high-level image capture system for conventional microscopy, Proc. of SPIE, Newport Beach CA. USA., vol. 2707, pp. 529-536. 1996
- [18] V. Tympel, Three dimensional animation with a conventional light microscopy, Proc. of SPIE, San Jose CA. USA., vol. 2984. pp. 190-198, 1997
- [19] F. Aguet, D. Van De Ville and M. Unser, Model-Based 2.5-D deconvolution for extended depth of field in bright field microscopy, IEEE Trans. on Image Processing, vol. 17, no. 7, pp. 1144-1153, 2008.

저 자 소 개



유 경 무

- 2010년 : 호서대학교 전자공학과 졸업
- 2012년 : 호서대학교 영상처리 대학원(공학석사과정)
- 주관심분야 : Digital Image Processing, Machine Vision, 반도체/디스플레이 검사장비 등



주 호 남

- 1976년 : 서울대학교 전기공학(공학사)
- 1976년 ~ 1982년 : 국방과학연구소(선임연구원)
- 1985년 : Virginia Polytechnic Institute & State Univ. VA, USA 전기전자공학(공학석사)
- 1985년 ~ 1987년 : Machine Vision International(선임연구원)
- 1990년 ~ 1996년 : The Boeing Company(Principal Engineer)
- 1991년 : Univ. of Washington 전기전자공학(공학박사)
- 1996년 ~ 2000년 : 삼성전자 생산기술센터 자동화연구소(연구소장)
- 2000년 ~ 2002년 : (주)넥스트아이 연구개발 부문(사장)
- 2002년 ~ 현재 : 호서대학교 디스플레이공학부 교수
- 2003년 ~ 2007년 : 호서대학교 반도체 제조장비 국산화 연구센터(소장)
- 반도체 소자의 결함 검사를 위한 Vision Inspection Module 개발, FPD종합 구동 검사용 Vision Inspection Module 개발, LCD 핵심 부품용 검사장비 개발
- 주관심분야 : Digital Image Processing, Machine Vision, 반도체/디스플레이 검사장비 등



김 준 식

- 1987년 2월 : 서강대학교 전자공학과 졸업
- 1989년 2월 : 서강대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사)
- 1993년 8월 : 서강대학교 대학원 전자공학과 졸업(박사)
- 1993년 9월 ~ 1994년 2월 : 서강대학교 부설산업기술연구소 박사후연구원
- 1994년 3월 ~ 현재 : 호서대학교 전자공학과 교수
- 2007년 1월 ~ 2008년 2월 : Southern Oregon University 방문 교수
- 주관심분야 : Digital Image Processing, Machine Vision, 영상 압축, 반도체/디스플레이 검사장비 등



---

저 자 소 개

---

박 덕 천



- 2003년 : 호서대학교 물리학과(이학사)
- 2008년 : 호서대학교 디지털디스플레이공학과 대학원(공학석사)
- 2008년 : 호서대학교 디지털디스플레이공학과 대학원(공학박사과정)
- 주관심분야 : Digital Image Processing, Machine Vision

최 인 호



- 2012년 2월 : 호서대학교 전자공학과 졸업
- 2012년 : 호서대학교 전자공학과 대학원(공학석사과정)
- 주관심분야 : Digital Image Processing, Machine Vision