

# A New Focus Measure Method Based on Mathematical Morphology for 3D Shape Recovery

Muhammad Tariq Mahmood<sup>†</sup> · Young Kyu Choi<sup>\*\*</sup>

## ABSTRACT

Shape from focus (SFF) is a technique used to reconstruct 3D shape of objects from a sequence of images obtained at different focus settings of the lens. In this paper, a new shape from focus method for 3D reconstruction of microscopic objects is described, which is based on gradient operator in Mathematical Morphology. Conventionally, in SFF methods, a single focus measure is used for measuring the focus quality. Due to the complex shape and texture of microscopic objects, single measure based operators are not sufficient, so we propose morphological operators with multi-structuring elements for computing the focus values. Finally, an optimal focus measure is obtained by combining the response of all focus measures. The experimental results showed that the proposed algorithm has provided more accurate depth maps than the existing methods in terms of three-dimensional shape recovery.

**Keywords :** Shape from Focus, Mathematical Morphology, Focus Measure, Depth Map

## 3차원 형상 복원을 위한 수학적 모폴로지 기반의 초점 측도 기법

Muhammad Tariq Mahmood<sup>†</sup> · 최영규<sup>\*\*</sup>

## 요 약

Shape from focus (SFF) 기법은 카메라 렌즈를 다양한 초점 거리로 놓고 촬영한 영상을 이용해 물체의 3차원 정보를 추출하는 방법이다. 이 논문에서는 미소 객체(microscopic object)의 3차원 깊이 정보를 추출하기 위해 수학적 모폴로지의 기울기 연산자를 이용하는 새로운 SFF 방법을 제안한다. 전통적으로 SFF 기법에서는 초점의 품질을 측정하기 위해 하나의 초점 측도(focus measure)를 사용한다. 그러나 미소 객체의 복잡한 형태와 텍스처 특성에 따라 하나의 초점 측도만을 사용하는 것은 충분하지가 않은데, 본 논문에서는 향상된 초점 측도를 위해 다수의 형태소(multi-structuring elements)를 사용하는 모폴로지 연산자를 사용하는 방법을 제안한다. 최종적으로 모든 초점 측도 결과를 통합하여 최적의 깊이 맵을 계산하게 된다. 실험을 통해 제안된 알고리즘이 기존의 방법들에 비해 3차원 형상 복원 측면에서 더 정밀한 깊이 맵을 제공하는 것을 알 수 있었다.

**키워드 :** 초점으로부터의 형상 복원, 수학적 모폴로지, 초점 측도, 깊이 맵

## 1. 서 론

머신 비전 기술을 이용하는 검사장비 분야나 로봇틱스 등에서 크기가 매우 작은 객체(microscopic object)에 대한 3차원 깊이 맵(depth map)을 추출해야 하는 경우가 흔히 발생한다. 이러한 3차원 재구성 과 깊이 맵 복원을 위해 현재 까지 다양한 능동적인 방법과 수동적인 기술들이 제시되고 있는데, 초점을 이용한 기법(Shape from Focus, SFF)은 대표적인 수동적 깊이 맵 측정 방법의 하나로 분류된다. SFF

는 레이저나 초음파와 같은 능동적인 에너지를 사용하지 않고 카메라의 초점 거리 변화에 의해 촬영된 여러 장의 영상 들만을 이용하여 물체의 깊이 정보를 측정하는 방식이다. 즉, 어떤 종류의 능동적인 프로젝션도 사용하지 않고 물체 에서 반사되는 빛만을 이용하고 영상 초점 분석(image focus analysis) 기법을 적용하여 물체의 깊이 맵을 복원하게 된다[1, 2]. 레이저 등을 사용하는 능동적인 기법에 비해 이들 방법들은 보다 저렴하며 시스템 구현이 용이하다는 점 때문에 많은 관심을 끌고 있다. 이와 같은 초점을 이용한 3차원 재구성 방법들은 검사시스템, 의료 진단 시스템, 마이크로 전자부품, 3차원 카메라, 컬러 필터 제작이나 고분자 화합물(polymer)의 비교와 같이 다양한 산업 분야에서 활용되고 있다[3]. 본 논문에서는 이와 같은 SFF 기법을 다룬다. 제안된 방법은 수학적 모폴로지(mathematical morphology)[4]

<sup>†</sup> 비 회 원 : 한국기술교육대학교 컴퓨터공학부 교수

<sup>\*\*</sup> 종 신 회 원 : 한국기술교육대학교 컴퓨터공학부 교수

Manuscript Received : April 5, 2016

First Revision : August 5, 2016

Accepted : August 5, 2016

\* Corresponding Author : Young Kyu Choi(ykchoi@koreatech.ac.kr)

에 기반한 기울기 연산자를 이용하여 초점 측도를 계산한다. 특히 다수의 형태소를 이용하여 다양한 특성의 에지를 반영하는 초점 측도들을 계산하고, 그 결과를 통합하여 최적의 깊이 맵을 복원하는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 SFF의 초점 측도 측정 방법들에 대한 기존 연구들을 소개하고, 제안된 방법의 동기를 기술한다. 3장에서 수학적 모폴로지에 기반한 제안된 방법을 소개하고 4장에서 실험결과를 보이며, 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 기존 연구

초점을 이용한 깊이 측정을 위해서는 먼저 측정하고자 하는 물체를 놓고, 그 위에 렌즈와 촬상 소자(image detector)로 이루어진 카메라를 장착한다. 측정 대상 물체는 처음에는 기준면(reference plane)에 놓이게 되며, 이후 광학 축(optical axis) 방향으로 일정 거리만큼 이동하면서 각 단계에서의 영상을 촬영하게 된다. SFF 기법은 이렇게 촬영된 영상들을 분석하여 물체의 깊이 정보를 계산하는 기법이다[5].

이상적인 핀홀(pin-hole) 카메라와 달리 실제 카메라는 렌즈를 사용하는데 이에 따라 한 장의 영상에서도 초점이 잘 맞은 부분과 그렇지 않은 부분들이 나타나게 된다. 이를 초점 심도 문제라고 하는데, 다양한 깊이를 갖는 물체 표면을 촬영하면 초점이 잘 맞은 부분과 그렇지 않은 부분이 함께 나타나는 것이다. 초점이 잘맞은 화소(well-focused pixel)는 물체의 표면 정보가 선명하게 나타나는데 반해서, 그렇지 않은 화소(defocused pixel)는 물체 표면의 한 점이 센서의 넓은 부분에 대응되고 따라서 흐릿하게 나타난다. 초점이 잘 맞은 부분은 훨씬 많은 고주파 성분을 포함하게 되는데, SFF 기법들은 이와 같이 영상 내에 초점이 잘 맞은 화소들을 선택하여 이들까지의 거리를 계산하게 된다. 이를 위해, 영상 시퀀스의 모든 화소들에 대해 초점이 얼마나 잘 맞았는지를 나타내는 기준이 필요하며 이를 초점 측도(focus measure)라고 한다[3, 5].

현재까지 다양한 초점 측도 기법들이 소개되고 있는데, 가장 일반적으로 사용되고 있는 방법들로는 Sum Modified Laplacian 기법, Tenengrad 초점 측도법, 그리고 Gray Level Variance 기법 등이 있다. 공간적인 주파수(spatial frequency)를 기반으로 하는 기법들은 더 많은 정보를 포함하는 화소 값을 찾기 위해 선명도 지수를 사용한다. 이들 중에서는 라플라시안 기법이 가장 먼저 제안되었다. 물체 표면에 많은 텍스처가 존재한다면 이러한 라플라시안 기법은 매우 성공적으로 동작할 수 있다. 그러나 이러한 상황은 실제로 그렇게 흔하지 않다. 이러한 텍스처 문제를 보완하기 위해 작은 윈도우 내에서 초점 측도를 계산하는 Sum Modified Laplacian (SML) 기법이 제안되었다[2]. 이와 달리 Tenengrad 초점 측도법[6, 7]은 기울기의 강도를 최대화하는 기법이며, Gray Level Variance 기법은 통계적 파라미터에 기반하고 있다[8]. 다른 방법들로 영상 차이(image difference)나 히스토그램, 상

관성 측정(correlation measurement) 등을 이용하기도 한다. 이러한 방법들의 공통적인 목표는 영상 시퀀스에서 가장 날카로운(sharpest) 점을 찾는 것이다. 그러나 이들의 공통적인 단점은 영상에 잡음이 있는 경우 매우 좋지 않은 결과를 나타낸다는 것이다. 잡음에 의한 영향을 줄이기 위해서는 전처리 과정에서 영상에 저역 통과 필터(low pass filter)를 처리하는 방법이 있으나 이것은 또한 입력 영상에의 세세한 정보의 손실을 의미하게 된다.

본 논문에서는 수학적 모폴로지 기반의 새로운 초점으로부터의 형상 재구성 기법을 제안한다. 미소 객체들의 복잡한 형상과 텍스처에 대응하여 잡음에 의한 영향을 최소화하고 안정적인 초점 측도 값을 구하기 위해 모폴로지 필터를 이용한 기울기 연산자를 제안한다. 또한 다양한 구조의 형태소(structuring element)를 사용하여 초점 불륨을 구하고 이들을 통합하여 최종적으로 하나의 최적 초점 측도를 구하기 위해 합성 가중치 기법(synthetic weighted method)을 사용한다. 실험을 통해서 제안된 방법이 3차원 형상을 재구성하는 여러 가지 측면에서 기존의 방법들에 비해 훨씬 효율적인 것을 알 수 있었다.

## 3. 제안된 방법

측정하고자 하는 대상 객체를 광학 축 방향으로 일정거리만큼 이동하면서 설치된 CCD 카메라를 이용해 영상을 촬영하여 영상 시퀀스를 만든다. 영상 시퀀스  $F_z(x, y)$ 는  $Z$  프레임으로 구성되어 있으며,  $M \times N$ 의 해상도를 갖는다고 하자.

### 3.1 수학적 모폴로지(Mathematical morphology)

수학적 모폴로지는 영상을 분석하고 해석하기 위해 사용할 수 있는 수학적 이론이다. 이는 영상내에서 물체 영역의 주요 부분들을 검출하고 그 물체를 효과적으로 표현하기 위해 사용할 수 있는 좋은 도구인데, 특히 경계선이나 골격(skeleton), 볼록 껍질(convex hull) 등을 찾고 표현하는데 흔히 사용된다. 기본적인 수학적 모폴로지 연산은 팽창(dilation)과 침식(erosion)인데, 이 연산들을 조합하는 방법으로 다양한 모폴로지 연산을 만들 수 있다[4, 9].

경계선 검출(edge detection)에 사용할 수 있는 모폴로지의 기울기(gradient) 연산을 예로 들어 보자. 만약 경계선 검출을 위해 팽창 연산을 사용하고자 한다면, 이는 다음과 같이 표현되는데, 이를 팽창 잔여 에지 검출기(dilation residue edge detector)라고 한다.

$$G_d(x, y) = F(x, y) \oplus S(u, v) - F(x, y) \quad (1)$$

이때,  $F(x, y) \oplus S(u, v)$ 는 입력 영상  $F(x, y)$ 에 대한 팽창 연산을 나타내고,  $S(u, v)$ 는 모폴로지 필터링을 위한 형태소(structuring element)를 의미한다. 이 식에서 기울기  $G_d(x, y)$ 는  $F(x, y)$ 공간과  $F(x, y)$ 의 팽창 공간의 차이 집합을 나타낸다. 만약 침식 연산을 사용한다면 에지 검출을 위

한 기울기 연산자는 다음과 같이 정의된다.

$$G_u(x,y) = F(x,y) - F(x,y) \ominus S(u,v) \quad (2)$$

이때,  $F(x,y) \ominus S(u,v)$ 는 형태소  $S(u,v)$ 를 이용한 입력 영상  $F(x,y)$ 에 침식 연산을 의미한다. 만약 팽창과 침식 연산을 결합하면 다음과 같이 영상의 기울기를 계산하기 위한 새로운 모폴로지 연산자를 정의할 수 있다.

$$G(x,y) = F(x,y) \oplus S(u,v) - F(x,y) \ominus S(u,v) \quad (3)$$

이와 같은 모폴로지를 이용한 에지 검출 연산자는 비선형 차분 연산자(differentiating operator)라고 볼 수 있다. 또한 이것은 어떤 의미에서는 선형 차분 연산자의 확장이라고 볼 수 있다. 이러한 에지 검출 연산자는 다양한 형태소와 함께 영상에서 나타나는 여러 가지 에지를 검출하는데 사용할 수 있다.

### 3.2 수학적 모폴로지를 이용한 초점 볼륨

모폴로지 연산은 기본적으로 신호의 기하학적인 특성에 기반하고 있는데, 영상에 적합한 미리 정의된 형태소를 사용하여 신호 성분은 강화시키고 잡음 성분은 약화시키기 위해 사용할 수 있다. 신호에서 피크 잡음(positive impulse noise)은 형태학적인 침식 연산과 열기 연산을 이용하여 억제할 수 있으며, 반대로 디스크 잡음(negative impulse noise)은 팽창과 닫기 연산을 이용하여 억제할 수 있다. 이러한 특성을 바탕으로 제안된 SFF 방법에서는 잡음을 줄이면서 에지를 추출하기 위해 앞에서 정의한 기울기 연산자를 사용한다. 영상 시퀀스의 모든 화소에 대해서 다음과 같이 다양한 종류의 형태소를 사용하여 Equation (3)의 연산자를 적용해 에지 강도를 측정한다.

$$F'_{(z,i)}(x,y) = F(x,y) \oplus S_i(u,v) - F(x,y) \ominus S_i(u,v) \quad (4)$$

이때,  $S_i = \{S_1, S_2, \dots, S_j\}$ 는 모폴로지 연산의 형태소들을 의미한다. 모폴로지를 이용한 영상 처리에서 형태소의 선택은 매우 중요하다. 형태소의 크기와 형태는 최종적으로 구해지는 기울기 맵의 에지 품질을 결정하는데, 다양한 에지의 검출을 위해 보통 여러 방향의 형태소를 사용한다. 제안된 방법에서는 다음과 같이 3x3 형태의 세 가지의 형태소를 사용하였다.

$$\begin{aligned} S_1 &= [1, 1, 1; 1, 1, 1; 1, 1, 1] \\ S_2 &= [1, 0, 1; 0, 1, 0; 1, 0, 1] \\ S_3 &= [0, 1, 0; 1, 0, 1; 0, 1, 0] \end{aligned} \quad (5)$$

모든 영상 시퀀스에 각각의 형태소들을 적용하여 기울기 연산을 수행하면 최종적으로 세 개의 영상 초점 볼륨(image focus volume)  $F'_{(z,i)}(x,y)$ 가 만들어진다. 이때  $i$ 는  $i$ 번째 초점 볼륨을 의미한다.

### 3.3 최적의 초점 볼륨 및 최종 깊이 맵

세 개의 초점 볼륨으로부터 최종 초점 볼륨을 계산하기 위해서 다음과 같이 가중치 합을 사용한다.

$$F''_z(x,y) = \sum_{i=1}^3 w_i F'_{(z,i)}(x,y) \quad (6)$$

단순화를 위해 가중치를  $w_i = 1/3$ 으로 동일하게 사용하였다. 실제 물체들은 다양한 텍스처 특성을 갖는데, 이러한 텍스처 변화에 강인하게 대응하여 성능을 높이고 강건하고 안정적인 동작을 위해 3차원 원도우를 사용한 평활화 기법을 사용한다. 결과적으로 구해지는 개선된 초점 볼륨은 다음과 같다.

$$F_z'''(x,y) = \sum_{x=i-N}^{i+N} \sum_{y=j-N}^{j+N} F''_z(x,y) \quad (7)$$

이때 파라미터  $N$ 은 강건한 초점 측도를 구하기 위한 원도우 크기를 나타낸다. 물체까지의 최종적인 깊이 정보는 표면상의 점에 대응되는 각 화소 위치에서의 최댓값이 결정하게 되는데, 최종 깊이 맵은 다음 식과 같이 광학축을 따라 구해진 초점 측도 값을 최대화 하는 방법으로 구해진다.

$$DM(x,y) = \arg \max_z (F_z(x,y)) \quad z = 1, 2, 3, \dots, Z \quad (8)$$

## 4. 실험 및 분석

본 논문에서는 실험을 위해 합성(synthetic) 데이터와 다양한 실제 데이터들을 이용하였다. 또한 에지 검출을 위해 다방향의 모폴로지 형태소를 사용하여 이들 미소 객체에서 나타날 수 있는 다양한 방향의 에지에 대응할 수 있도록 하였다.

### 4.1 실험 데이터와 평가 지표

첫 번째 데이터는 합성으로 만든 원뿔(simulated cone)로 97개의 렌즈 위치에 설정하여 컴퓨터 프로그램으로 생성하였다. Fig. 1은 이와 같은 원뿔 데이터의 일부를 보여주고 있는데, 이 데이터는 컴퓨터로 생성한 데이터이므로 이상적인 깊이 값을 알고 있고, 따라서 제안된 방법의 성능을 정량적으로 보여주기 위해 사용된다. 원뿔 데이터는 97 프레임으로 구성되며, 한 프레임 해상도는 360x360이다[1].

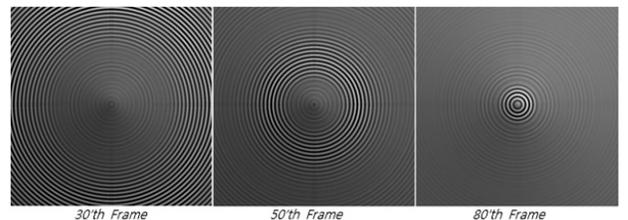


Fig. 1. Samples of Synthetic Cone Object

제안된 방법의 실제 데이터에도 잘 동작한다는 것을 보이기 위해 TFT-LCD의 컬러 필터와 비스듬한 평면(slanted planar) 데이터를 사용하였다. Fig. 2는 이들 데이터의 일부를 보여주고 있다. 이러한 실제 데이터를 취득하기 위해서는 현미경이 장착된 촬영 시스템이 필요하다. 현미경에는 CCD 카메라가 설치되어 미소 객체의 영상을 촬영하며, 메인 컴퓨터에는 프레임그래버가 장착되어 카메라로부터 오는 영상을 디지털로 저장할 수 있도록 구성된다. 컬러 필터와 기울어진 평면 데이터는 각각 300x300 해상도의 90 프레임으로 취득되었다[1].

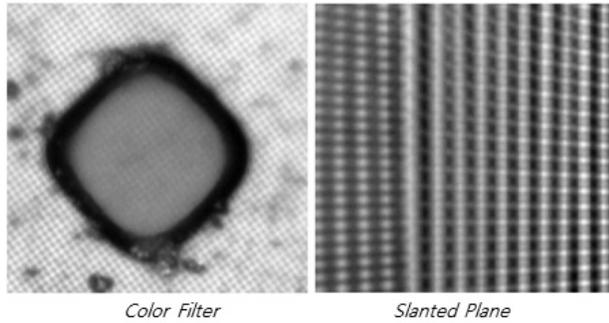


Fig. 2. Frames of Real Objects: TFT-LCD Filter and Planar Object

실험은 잡음을 가한 경우와 잡음이 없는 경우로 나누어 진행하였다. 합성 원뿔 데이터의 경우 이상적인 깊이 맵(Ground Truth, GT)을 가지고 있기 때문에 다양한 방법으로 생성되는 깊이 맵의 정량적인 품질을 판단할 수 있다. 제안된 방법의 정량적인 성능 평가를 위한 평가 지표로는 RMSE(Root Mean Square Error)와 상관성(Correlation)을 사용하였다. RMSE는 측정된 깊이 맵이 이상적인 값과 얼마나 다른지를 정량적으로 나타내는 것으로 다음과 같이 정의된다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{I \times J} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (d(i,j) - y(i,j))^2} \quad (9)$$

이때  $d(i,j)$ 와  $y(i,j)$ 는 각각 측정된 깊이 값과 이상적인 값을 나타낸다. RMSE는 일종의 영상 충실도(image fidelity) 지표로 볼 수 있는데, 두 영상의 유사성을 정량적으로 나타내기 위해 사용되며, RMSE가 작을수록 GT에 더 가까운, 즉 더 정확한 복원이 되었음을 나타내게 된다. 상관성은 두 데이터가 얼마나 비슷한가를 나타내기 위해 사용하였는데, 다음과 같이 정규화된 상관성을 사용하였다.

$$C_{rr}(d,y) = \frac{\sum_m \sum_n (y_{mn} - \bar{y})(d_{mn} - \bar{d})}{\sqrt{(\sum_m \sum_n (y_{mn} - \bar{y})^2)(\sum_m \sum_n (d_{mn} - \bar{d})^2)}} \quad (10)$$

이때,  $\bar{y}$ 와  $\bar{d}$ 는 각각 측정 데이터와 이상적인 데이터의 평균치를 나타낸다. 이러한 상관성은 강도와 방향의 측면에

서 본 두 데이터의 선형적인 관계를 나타내기 때문에 중요한 지표로 인식된다.

제안된 방법의 성능을 비교하기 위해 다양한 초점 측도 방법을 사용하였는데, 본 논문에서는 Nayar와 Nakagawa가 제안한 Sum Modified Laplacian (SML)[2] 연산자와, Tenenbaum이 제안한 방법[6] 및 Gray Level Variance (GLV) [8] 기법을 적용하였다.

Laplacian 연산자의 에너지를 기반으로 하는 Sum Modified Laplacian (SML)은 다음과 같이 정의된다.

$$F_{SML} = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N \left( \left| \frac{\partial^2 g(x,y)}{\partial x^2} \right| + \left| \frac{\partial^2 g(x,y)}{\partial y^2} \right| \right) \quad (11)$$

Tenenbaum은 수평, 수직의 소벨 (Sobel) 연산자를 사용하는 방법을 제안했는데, 다음과 같이 기울기 벡터의 크기를 기반으로 한다.

$$F_{TBM} = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N (G_x(x,y)^2 + G_y(x,y)^2) \quad (12)$$

이때,  $G_x$ 와  $G_y$ 는 각각 소벨의 수평과 수직 컨볼루션 결과 영상이다. 통계적인 기법들 중에서는 Gray Level Variance 연산자 주목을 받고 있는데, 이는 밝기 값의 변화에 기반하여 다음과 같이 정의된다.

$$F_{GLV} = \frac{1}{N^2} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N (g(x,y) - \mu)^2 \quad (13)$$

이때,  $\mu$ 는 영상 시퀀스의 평균 밝기를 의미한다. 물체 표면의 어떤 지점에 대해 영상 시퀀스에서 가장 선명하고 날카로운 화소 정보가 그 지점의 깊이 값 계산에 사용된다.

#### 4.2 무잡음 환경에서의 실험

Fig. 3은 잡음을 추가하지 않은 환경에서 다양한 방법들에 의한 3차원 깊이 맵 복원 결과를 보여주고 있는데, 왼쪽에서 오른쪽으로 합성 원뿔, 컬러 필터 및 기울어진 평면 데이터를 나타내고, 위에서 아래로 각각 기존 방법들인  $F_{GLV}$ ,  $F_{SML}$ ,  $F_{TBM}$ 에 의한 결과와 마지막으로 제안된 방법인  $F_{MM}$ 에 의한 복원 결과를 보여주고 있다. 또한 Table 1은 이상적인 깊이 맵 값을 알 수 있는 합성 원뿔에 대해 RMSE와 Correlation을 측정정한 정량적인 결과를 보여주고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 잡음이 많지 않은 환경에서는 제안된 방법이 크게 우월하다고 보기는 어려운데, 특히 인공으로 만든 원뿔 데이터의 경우 모든 방법에서 비슷하게 좋은 결과를 나타내는 것을 알 수 있다. LCD 컬러 필터와 기울어진 평면의 경우는 실제로 촬영한 데이터이므로 취득시 잡음이 포함되어 있을 가능성이 있다. 실험 결과 제안된 방법이 비교적 안정적인 결과를 보이고 있는 것을 알 수 있는데,  $F_{GLV}$ 의 경우 컬러 필터에서는 좋은 결과를 보이지만 기울어진

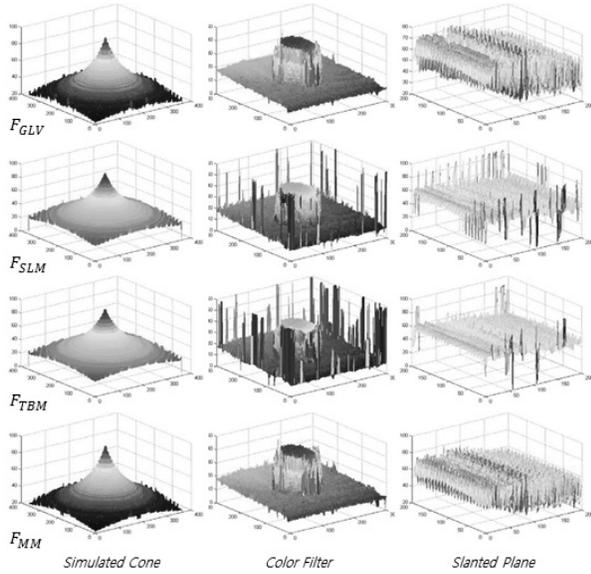


Fig. 3. First Column: 3D Representation of Simulated Cone (Top to Bottom)  $F_{GLV}$ ,  $F_{SML}$ ,  $F_{TBM}$  and  $F_{MM}$ . Second Column: Planar Object. Third Column: LCD Color Filter

평면에서는 네 가지 방법 중에서 가장 좋지 않은 결과를 보이고 있는데, 제안된  $F_{MM}$ 은 모든 데이터에서 무난한 결과를 보이는 것을 알 수 있다. 원뿔에 대한 정량적인 평가표에서 제안된 방법이 상관성에서 가장 좋은 결과를 보였으나 RMSE에서는  $F_{TBM}$ 이 가장 우수한 결과를 나타내고 있는데, 이는 잡음이 전혀 없는 합성 데이터의 경우에는 기존의 방법들만으로도 좋은 결과를 만들어 낼 수 있음을 의미한다.

Table 1. Performance Comparison of Different Focus Measures for Simulated Cone (no noise is added in images)

Focus Measures	$F_{GLV}$	$F_{SML}$	$F_{TBM}$	$F_{MM}$
RMSE	8.6231	8.7450	8.6019	8.6269
Correlation	0.9376	0.9379	0.9405	0.9430

### 4.3 잡음을 가한 환경에서의 실험

실제 데이터에서 깊이 맵을 추출하고자 할 때에는 항상 잡음의 영향이 나타날 수밖에 없다. 기존의 초점 측도 연산자들은 보통 미분 연산을 사용하는데, 2차원 미분이나 1차원 미분을 사용하여 어떤 화소가 초점이 얼마나 잘 맞았는지 평가한다. 이와 같은 1차원 또는 2차원 미분을 사용하는 방법들의 가장 큰 단점이 잡음의 영향에 매우 민감하게 반응한다는 데 있다. 따라서 이들 방법은 입력 영상에 잡음이 있는 경우 깊이 맵의 품질이 매우 나빠지게 된다. 잡음이 있는 경우 이들은 매우 날카로운 에지와 같은 역할을 하며, 결과 영상에 잘못된 깊이를 유도하게 된다. 이와 같은 잡음은 일반적으로 측정 장치의 한계나 빛의 원하지 않는 반사 등에 의해 영상을 취득하는 동안에 다양하게 발생하게 되며,

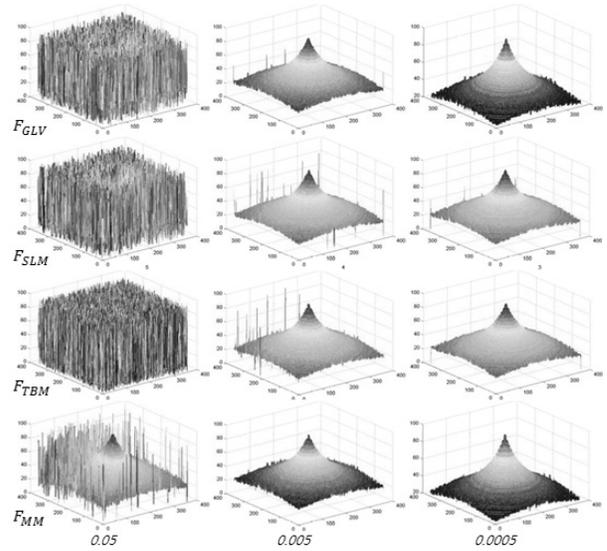


Fig. 4. Reconstructed Depth maps of simulated cone when Gaussian noise of variance values 0.05, 0.005 and 0.0005 is added using focus measure from top to bottom (first row) using  $F_{GLV}$  (second row)  $F_{SML}$  (third row)  $F_{TBM}$  and (fourth row)  $F_{MM}$

다양한 원인에 의해 다양한 유형으로 발생하게 된다. 본 문에서는 제안된 방법이 잡음의 영향에 강건하게 동작한다는 것을 보이기 위해 이들 중에서 가우시안 잡음에 대해 실험을 수행하였다. 이를 위해 평균이 0이고 분산이 각각 0.05, 0.005, 0.0005의 세 가지 가우시안 잡음을 사용하였다. 이 실험은 역시 GT를 알고 있는 합성 원뿔 데이터에 적용하였는데, Fig. 4는 입력에 다양한 분산의 잡음을 추가한 후 초점 측도 방법들을 적용하여 깊이 맵을 추출한 결과를 보여주고 있다. 잡음이 많이 추가되지 않은 경우는 모든 방법에서 유사한 복원 결과를 나타내지만 잡음이 많아질수록 제안된 방법이 훨씬 강건한 표면을 생성해 주는 것을 알 수 있다.

Table 2와 Table 3은 인공으로 만든 원뿔 데이터에 다양한 강도의 가우시안 잡음을 추가했을 때 재구성되는 표면의 품질을 정량적으로 보여주고 있다. Table 2는 RMS에러를 비교하여 보여주는데, 잡음의 양이 적을 때에는 다른 방법과 큰 차이를 보이지 않지만 잡음의 양이 점점 더 많아짐에 따라 제안된 방법에 의한 재구성된 표면이 훨씬 더 작은 RMSE를 나타내는 것을 알 수 있다.

Table 2. Performance Comparison of Different Focus Measures for Simulated Cone with Varying Gaussian Noise Intensities in Terms of RMSE

Variance	$F_{GLV}$	$F_{SML}$	$F_{TBM}$	$F_{MM}$
0.5	8.9367	9.1512	8.7645	8.5923
0.05	8.6508	8.7423	8.6721	8.6133
0.005	8.7123	8.7745	8.6109	8.6454
0.0005	8.6756	8.7523	8.6078	8.6234
0.00005	8.6234	8.7451	8.602	8.6271

Table 3. Performance Comparison of Different Focus Measures for Simulated Cone with Varying Gaussian Noise Intensities in Terms of Correlation

Variance	$F_{GLV}$	$F_{SML}$	$F_{TBM}$	$F_{MM}$
0.5	0.8732	0.8756	0.9109	0.9432
0.05	0.9312	0.9308	0.9407	0.9431
0.005	0.9301	0.9321	0.9400	0.9431
0.0005	0.9354	0.9319	0.9410	0.9431
0.00005	0.9376	0.9380	0.9407	0.9431

Table 3은 Equation (10)의 상관성 지표 계산 결과를 비교하고 있는데, 분산이 0.5로 잡음이 높아지면 다른 방법들의 상관성이 떨어지는데 비해 제안된 방법은 여전히 원래의 데이터를 잘 표현하는 결과를 보이는 것을 알 수 있다. 이러한 실험 결과를 통해 제안된 방법이 기존의 방법들에 비해 잡음에 훨씬 강건한 성능을 보여주는 것을 알 수 있다.

### 5. 결 론

본 논문에서는 미소 객체의 3차원 깊이 정보를 추출하기 위해 수학적 모폴로지의 기울기 연산자를 이용하는 새로운 SFF 방법을 제안하였다. 일반적으로 미소 객체의 복잡한 형태와 텍스처 특성에 안정적으로 대응하기 위해서는 하나의 연산자를 사용하는 초점 측도 방법으로는 부족하다. 제안된 방법에서는 모폴로지 기반의 에지 연산자와 함께 다수의 형태소를 사용하여 초점 측도를 계산하는 방법을 제안하였으며, 최종적으로 이들을 통합하여 최적의 깊이 맵을 계산하는 방법을 제시하였다. 실험을 통해 제안된 방법이 기존의 방법들에 비해 3차원 형상 복원 측면에서 더 정밀한 깊이 맵을 제공하는 것을 알 수 있었다.

### References

[1] M. B. Ahmad and T. S. Choi, "A heuristic approach for finding best focused shape," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol.15, pp.566-574, 2005.  
 [2] S. K. Nayar and Y. Nakagawa, "Shape from focus," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.16, pp.824-831, 1994.  
 [3] M. T. Mahmood and T. S. Choi. "Nonlinear approach for enhancement of image focus volume in shape from focus," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.21, pp.2866-2873, 2012.

[4] P. Maragos, "Differential morphology and image processing," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.5, No.6, pp.922-937, 1996.  
 [5] S. Pertuz, D. Puig, and M. A. Garcia, "Analysis of focus measure operators in shape-from-focus," *Pattern Recognition*, Vol.46, No.5, pp.1415-1432, 2011.  
 [6]. T. Tenenbaum, "Accommodation in computer vision," Doctoral Dissertation, *Stanford University*, 1970.  
 [7] M. Subbarao and T. S. Choi, "Accurate recovery of three-dimensional shape from image focus," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.17, pp.266-274, 1995.  
 [8] E. Krotkov, "Focusing," *International Journal of Computer Vision*, Vol.1, pp.223-237, 1988.  
 [9] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital Image Processing," second ed. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 2002.



Muhammad Tariq Mahmood

e-mail : tariq@koreatech.ac.kr

He received the MCS degree in computer science from AJK University of Muzaffarabad, Pakistan in 2004 and, the MS degree in intelligent software systems from Blekinge Institute of Technology, Sweden in 2006, and the PhD degree in information and mechatronics from Gwangju Institute of Science and Technology, Korea in 2011. He is currently an Assistant Professor at School of Computer Science and Engineering, Korea University of Technology and Education, Korea. His research interests include image processing, 3D shape recovery from image focus, computer vision, pattern recognition, and machine learning.



최 영 규

e-mail : ykchoi@koreatech.ac.kr

1989년 경북대학교 전자공학과(학사)  
 1991년 KAIST 전기및전자공학과 (공학석사)  
 1995년 KAIST 전기및전자공학과 (공학박사)  
 1995년~1999년 LG산전연구소 선임연구원  
 1999년~현 재 한국기술교육대학교 컴퓨터공학부 교수  
 관심분야: 영상처리, 머신비전, 컴퓨터그래픽스 등