

유전 알고리즘 기반의 초점 속도 조합을 이용한 3차원 표면 재구성 기법

무하마드 타릭 마흐무드 · 최영규*

†한국기술교육대학교 컴퓨터공학부

3D Surface Reconstruction by Combining Focus Measures through Genetic Algorithm

Muhammad Tariq Mahmood and Young Kyu Choi*

†Korea University of Technology and Education, School of Computer Science and Engineering

Abstract

For the reconstruction of three-dimensional (3D) shape of microscopic objects through shape from focus (SFF) methods, usually a single focus measure operator is employed. However, it is difficult to compute accurate depth map using a single focus measure due to different textures, light conditions and arbitrary object surfaces. Moreover, real images with diverse types of illuminations and contrasts lead to the erroneous depth map estimation through a single focus measure. In order to get better focus measurements and depth map, we have combined focus measure operators by using genetic algorithm. The resultant focus measure is obtained by weighted sum of the output of various focus measure operators. Optimal weights are obtained using genetic algorithm. Finally, depth map is obtained from the refined focus volume. The performance of the developed method is then evaluated by using both the synthetic and real world image sequences. The experimental results show that the proposed method is more effective in computing accurate depth maps as compared to the existing SFF methods.

Key Words : Shape from Focus, Genetic algorithm, 3D shape recovery, Focus measure.

1. 서 론

영상 처리와 컴퓨터 비전 분야에서 깊이 맵 (depth map)을 복원하여 3차원 형상을 재구성하는 것은 매우 중요한 연구 주제 중 하나이다. 특히 머신 비전을 이용한 반도체 검사장비나 로봇틱스 분야 등에서는 크기가 매우 미소 객체(microscopic object)에 대한 3차원 정보를 정밀하게 추출해야 하는 요구가 흔히 발생하고 있다[1]. 이러한 3차원 재구성과 깊이 맵 복원을 위해 현재까지 다양한 능동적인(active) 방법과 수동적인(passive) 기술들이 제시되고 있는데, 초점을 이용한 기법 (Shape from Focus, SFF)은 대표적인 수동적 깊이 맵 측정 방법의 하나로 분류된다. SFF는 레이저나 초음파와 같은 능동적인 에너지를 사용하지 않고 카메라의

초점 거리 변화에 의해 촬영된 여러 장의 영상들만을 이용하여 물체의 깊이 정보를 측정하는 방식이다. 즉, 어떤 종류의 능동적인 프로젝션도 사용하지 않고 물체에서 반사되는 빛만을 이용하고 영상 초점 분석 (image focus analysis) 기법을 적용하여 물체의 깊이 맵을 복원하게 된다[2,3]. 레이저 등을 사용하는 능동적인 기법에 비해 수동적인 기법들은 보다 저렴하고 시스템을 구현하기가 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. 본 논문에서는 이와 같은 SFF 기법을 다루는데, 특히 유전 알고리즘을 이용하여 초점 속도를 최적으로 조합하고 이를 통해 보다 정확한 깊이 맵을 추출하는 방법을 제안한다.

*E-mail : ykchoi@koreatech.ac.kr

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 SFF의 초점 측도 측정 방법들에 대한 기존 연구들은 소개하고, 제안된 방법의 동기를 설명하고, 3장에서 제안된 유전 알고리즘 기반 3차원 재구성 방법을 설명한다. 4장에서 제안된 방법을 이용한 실험결과를 보이고 분석하며, 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.

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(depth-of-field) 문제라고 하는데, 표면에 굴곡이 있어 다양한 깊이를 갖는 물체를 촬영하면 초점이 잘 맞은 부분과 그렇지 않은 부분이 함께 나타날 수 밖에 없다. 초점이 잘 맞은 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.

현재까지 초점 측도를 위한 공간 영역(spatial domain) 기법들과[2,3] 변환 영역(transform domain) 알고리즘들이 소개되고 있으며[4,5], 깊이 맵의 정확도를 향상시키기 위한 근사 기법들도 소개되고 있다[6]. 그러나 이들은 대부분 하나의 초점 측정 연산자를 이용해 계산된 값에만 의존하고 있다. SFF 기법들은 기본적으로 물체 표면의 텍스처(texture)를 활용하는데, 이들이 초점이 잘 맞은 정도를 계산하기 위한 기준으로 사용되기 때문이다. 그러나 실제로 측정하고자 하는 대상들은 표면의 특성이 다양한데, 예를 들어 표면이 아주 거친 물체가 있는데 비해 아주 매끄러운 표면을 갖는 물체

들도 존재한다. 표면이 매끄럽고 완만하게 음영이 진 물체의 경우 SFF 방식에서 찾는 텍스처 정보를 쉽게 추출하기가 어렵다는 문제가 있다. 이와 같이 다양한 표면 특성을 갖는 물체들에 대해 안정적인 깊이 맵을 생성하기 위해서는 하나의 초점 측도 방식만으로는 충분한 결과를 보이기가 어렵다.

본 논문에서는 이와 같이 단일 측도 방식의 한계를 극복하기 위해 다양한 초점 측도 기법을 사용하면서 이들의 정보를 효율적으로 조합하여 정확도를 향상시키는 방법에 초점을 맞추었다. 즉, 여러 초점 측도 방법의 장점이 합해 최적의 결과를 얻을 수 있도록 하는 프레임워크를 제공하고자 한다. 다양한 기법들을 효율적으로 조합하는 방법으로는 유전 알고리즘(genetic algorithm, GA)을 채택하였다. 유전 알고리즘은 자연계의 유전 현상을 모방하여 최적의 해를 찾기 위한 발견적인(heuristic) 탐색 방법으로 다양한 최적화 문제를 해결하기 위해 사용되고 있는데[7], 본 연구에서는 물체 표면의 다양한 텍스처에 잘 대응하여 최적의 해를 구할 수 있다는 측면에서 이 기법을 사용하게 되었다.

제안된 방법은 먼저 기존의 공간 기반 기법들을 이용하여 초점 및 깊이 값을 계산하고[2,6], 이들을 이용해 특징량을 만들고 가능한 초기 후보 해 행렬과 함께 유전 알고리즘에 입력한다. 연산 단계에서는 최적의 깊이 맵을 구하기 위한 적합성 함수를 사용하여 최적의 결과를 구하기 위한 진화 과정을 반복한다. 제안된 방법의 성능 평가를 위해 합성 데이터와 실제 데이터를 사용했는데, 실험 결과 제안된 방법이 기존의 초점 측도 기법에 비해 우월한 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있었다.

3. 제안된 방법

Fig. 1은 제안된 방법의 블록 다이어그램을 보여주고 있다. 전체 깊이 맵 생성 과정은 먼저 데이터를 준비하고, 이를 유전 알고리즘 모듈에 적용하여 다양한 초점 측도 방법들에 대한 최적의 강도 값(weight)을 구한다. 마지막으로 이들 최적 강도를 이용하여 최종 깊이 맵을 구하게 된다.

3.1. 초기 초점 측도 (Initial Focus Measures)

깊이 맵을 구하기 위해서 먼저 입력 영상 시퀀스 $g^{(k)}(i, j)$ 를 만드는데, 이것은 측정하고자 하는 물체를 놓고 광학 축을 따라 카메라를 조금씩 움직이면서 촬영한 영상의 집합이다. 물론 카메라를 고정시키고 물체를 광학 축에 따라 이동시키면서 촬영할 수도 있다.

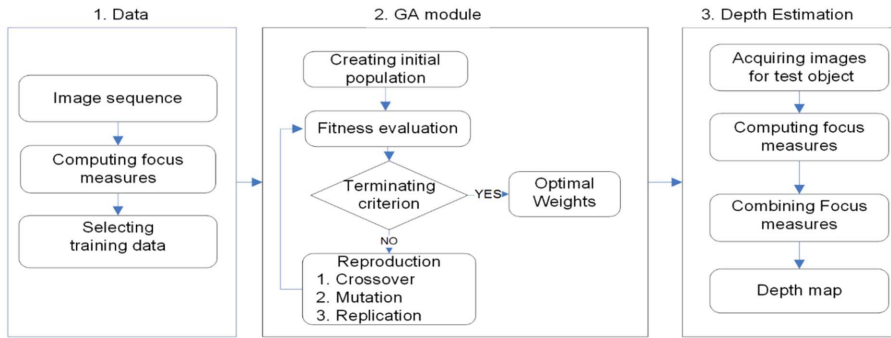


Fig. 1. Block diagram of the proposed method.

이때 $k = 1, 2, \dots, K$ 는 입력 영상 시퀀스에서 각 프레임의 번호를 나타내며, $i = 1, 2, \dots, I$ 와 $j = 1, 2, \dots, J$ 는 각각 영상의 행과 열을 나타낸다.

초기 초점 측도를 계산하기 위해 본 연구에서는 세 가지 초점 측도 연산자를 사용하였는데, Nayar 와 Nakagawa가 제안한 Sum Modified Laplacian (SML) [6]와, Tenenbaum 이 제안한 방법[8] 및 Gray Level Variance (GLV)[9] 기법을 적용하였다.

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

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

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

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

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 기반하는데, 다음과 같이 정의된다.

$$F_{GLV} = \frac{1}{N^2} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N (g(x,y) - \mu)^2 \quad (3)$$

이때, μ 는 영상 시퀀스의 평균 밝기를 의미한다. 물체 표면의 어떤 지점에 대해 영상 시퀀스에서 가장 선명하고 날카로운 (sharpest) 화소 정보가 그 지점의 깊이 값 계산에 사용된다.

입력 영상에 이와 같은 세 가지 초점 측도 연산자를 각각 적용하면 세 가지의 초점 값을 구할 수 있다. 이들은 초기 초점 측도로 이후 유전 알고리즘에 의해 조

합되어 최종적으로 최적의 초점 값이 만들어진다.

3.2. 유전 알고리즘 모듈

유전 알고리즘은 Holland [7]에 의해 처음 소개된 이후 이를 활용한 다양한 연구 결과들이 보고되고 있다 [10,11]. GA는 종의 기원을 탐구하는 유전 이론에 기반을 두는데, 자연계에서 환경에 대해 약하고 건강하지 않은 종들은 자연적인 선택 과정에서 배제되어 멸종될 가능성이 많고, 반대로 그 환경에 적합한 종은 선택 가능성이 높아 번식을 통해 다음 세대로 이어지게 된다는 이론이다.

GA에서 후보 해 벡터(candidate solution vector) $x \in X$ 를 개체(individual) 또는 염색체(chromosome)라고 하는데, 이들은 작은 단위의 유전자(genes) 또는 대립 형질(allele)들이 모여서 이루지고, 이러한 개체들이 모여 개체군 (population 또는 solution space)을 형성하게 된다. 유전자들의 특성이 각 개체의 특징을 결정하게 되며, 해 공간 내에서 각 개체는 하나의 해 벡터로 대응된다. 유전 진화 과정 동안에 더 잘 적응하는 개체가 보다 양질의 자식을 가질 가능성을 갖게 되며, 이것은 주어진 문제에 대한 보다 적합한 해가 된다는 의미이다.

교차(crossover)와 돌연변이(mutation)는 최적의 세대를 만들기 위한 기본적인 연산으로, 교차는 대부분 유전적인 형질을 크게 변경시키게 되고, 돌연변이는 염색체의 작은 부분을 변화시킨다. 개체의 선택을 위해서 GA에서는 선택 연산자를 사용하는데 자연계에서 다윈의 진화론에 의한 개체의 생존 현상을 모방한 것이다. 유전 알고리즘에서는 현재 개체군에서 새로운 개체군 또는 세대를 위한 최고의 개체를 선택하게 되는데, 어떤 개체의 선택 가능성은 적합성에 의해 결정되며, 높은 적합성을 갖는 염색체가 다음 세대를 위해 선택될 가능성이 높게 된다. Table 1은 제안된 방법에서 사용

Table 1. GA Parameters.

Selection	Proportional Rank
Population Size	20
Length of chromosome	3
No. of Generations	200
Crossover Rate	0.7
Mutation Rate	0.03
Termination Criteria	Max. Generations or Fitness
Mean Square Error (MSE)	$\frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} d(i,j) - y(i,j) ^2$

된 유전 알고리즘의 파라미터를 보여주고 있다.

제안된 방법에서는 앞에서 구한 초기 초점 측도를 유전 알고리즘으로 조합하여 최적의 초점 값을 구하고자 한다. i 번째의 방법으로 추출된 초점 측도 값을 F_i 라 하면, GA에 의해 구해지는 최종적인 초점 값은 다음과 같이 m 가지 초기 초점 값들의 가중치 합 (weighted sum)으로 표현된다.

$$F_{GA} = \sum_{i=1}^m w_i F_i \quad (4)$$

이때, w_i 는 i 번째 초점 측도의 가중치인데, $\sum_{i=1}^m w_i = 1$ 로 정규화 된다. 최적의 가중치 값 $\{w_i\}_{i=1}^m$ 의 선택은 최종 초점 측도 값을 결정하는 매우 중요한 의미를 갖는데 유전 알고리즘이 이러한 가중치를 최적화 하는데 사용된다. 최적의 가중치를 구하기 위해 학습 데이터가 필요한데, 이는 이상적인 값(Ground Truth, GT)을 알 수 있는 시뮬레이션 영상을 사용한다. 학습 데이터 세트는 N 개의 쌍(pair)을 이용하여 $X = \{(x^{(i)}, y_n)\}_{n=1}^N$ 로 표현되는데, 하나의 데이터 쌍은 측정된 입력 특징량 (feature) 벡터와 대응되는 목표 값(target value, ground truth)으로 이루어지는데, 입력 특징량 벡터는 m 가지의 방법으로 취득된 초점 값으로 이루어진다.

초기 개체 군 (Initial Population): 먼저 가중치 w_i 를 이진수로 변환하여 염색체(초기 해)를 만든다. 다음으로 Z 개의 염색체를 무작위로 생성하여 초기 개체 군을 만든다.

적합성 함수 (Fitness Function): 각 염색체 s 의 적합성 측정을 위해 이진수로 표현된 염색체를 10진수로 변환하고 평균 제곱 에러(Mean Square Error, MSE)를 사용하여 다음과 같이 각 염색체 s 의 적합성을 계산한다.

$$Fit(s) = \frac{1}{N} (eval(S_n) - y_n)^2, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

이때, y_n 은 n 번째 학습 패턴에 대한 목표 깊이 값을 나

타낸다.

재생산 (Reproduction): 적자 생존의 법칙(survival of fittest rule)에 따라 개체군에서 최고의 후보가 반복적으로 선택된다. 개체군 내에서 각 개체가 선택될 확률은 다음과 같이 계산된다.

$$Pr(s^{(z)}) = \frac{Fit(s^{(z)})}{Total\ Fitness} \quad (6)$$

이때, Total Fitness는 다음과 같다.

$$Total\ Fitness = \sum_{z=1}^Z Fit(s^{(z)}) \quad (7)$$

교차, 돌연변이, 그리고 복제 연산자가 선택된 염색체에 적용이 되고 이를 통해 새로운 개체가 만들어진 다. 진화 과정에서 새로운 개체들은 약간 높은 평균 적합성 값을 가지게 되는데, 이런 방법으로 해 공간이 재 정비 되고 최적이거나 최적에 가까운(near optimal) 해로 수렴해 간다. 이와 같은 진화 과정은 세대의 수가 설정된 최대값에 이르거나 적합성 값이 설정한 값에 도달하면 멈추게 된다.

3.3. 깊이 연산 (Depth Estimation)

유전 알고리즘에 의해 최적의 가중치 값 $\{w_i\}_{i=1}^m$ 이 구해지면 임의의 물체에 대한 깊이 맵을 간단하게 구할 수 있다. 학습을 위해서는 깊이를 정확히 알고 있는 데이터를 사용해야 하는데, 보통 이를 위해 인공적으로 만들어진 데이터를 사용한다. 본 연구에서도 인공적으로 만들어진 원뿔 데이터를 사용하였으며, 학습 시간을 줄이고 일반화 성능을 높이기 위해 원뿔 데이터 전체를 사용하지 않고 무작위로 선택된 점들만을 학습 과정에 사용하였다. 또한 유전 알고리즘의 최적화 과정을 이용하므로 특징량 벡터를 구성하는 데 있어서 항목들, 즉 초기 초점 측도의 순서는 중요하지 않다.

광학 축을 따라 카메라를 조금씩 움직이면서 물체를 촬영한 영상입력 영상 시퀀스 $g^{(k)}(i, j)$ 가 주어졌다고 하자. 전체 영상의 개수를 K 라고 하고, 하나의 영상은 $I \times J = L$ 개의 화소로 이루어 졌다고 하자. 깊이 맵을 구하기 위해 먼저 m 개의 초점 측도 연산자를 통해 m 개의 초점 값 F_m 을 구하면 유전 알고리즘의 학습 과정을 통해 구한 최적 가중치를 적용하여 최종 초점 값 F_{GA} 을 만들게 된다. 이 과정을 전체 영상 시퀀스에 적용하면 최종 초점 볼륨 $F_{GA}^{(k)}(i, j)$ 이 만들어진다. 최종적으로 깊이 맵은 다음과 같이 만들어진다.

$$D(i, j) = \max_{1 \leq k \leq K} (F_{GA}^{(k)}(i, j)) \quad (8)$$

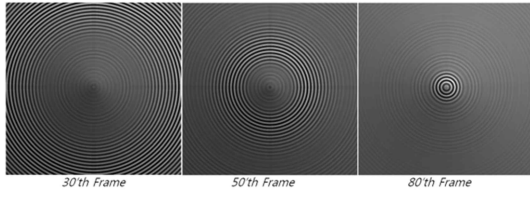


Fig. 2. Samples of synthetic cone object.

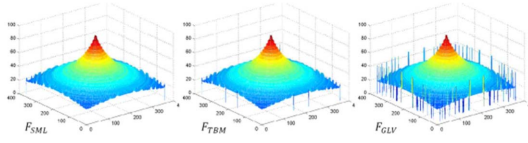


Fig. 3. Depth maps using F_{SML} , F_{TBM} and F_{GLV} .

4. 실험 결과

제안된 방법의 정량적인 성능 평가를 위해 시뮬레이션 소프트웨어를 이용해 인공적으로 생성한 원뿔 데이터 (360x360, 97 frames)를 사용하였다(Fig. 2). 영상의 각 화소에 대해 F_{SML} , F_{TBM} 및 F_{GLV} 를 적용하여 먼저 깊이 값을 구하고 (Fig. 3) 제안된 알고리즘을 위한 특징량 벡터를 만든다. 이 벡터는 입력 영상과 함께 유전 알고리즘의 입력으로 사용된다. 정량적 성능 평가를 위해 MSE, 상관성(Correlation) 그리고 최대 신호 대 잡음 비(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)의 세 가지 척도를 사용하였다. MSE는 측정된 깊이 맵이 이상적인 값(Ground truth, GT)과 얼마나 다른지를 정량적으로 나타내는 것으로 다음과 같이 정의된다.

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [d(i, j) - y(i, j)]^2 \quad (9)$$

이때 $d(i, j)$ 와 $y(i, j)$ 는 각각 측정된 깊이 값과 이상적인 값을 나타내며 MSE가 작을수록 더 정확한 값을 의미한다. 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 측면에서 본 두 데이터의 선형적인 관계를 나타내기 때문에 중요한 지표로 인식된다. 마지막으로 PSNR은 신호와 잡음의 최대 가능한 크기의 비율을 나타낸

Table 2. Performance comparisons of different SFF methods.

Focus Measures	MSE	Correlation	PSNR
F_{SML}	90.65	0.93	20.16
F_{GLV}	90.96	0.93	20.15
F_{TBM}	89.97	0.94	20.19
F_{GA}	5.78	0.99	19.89

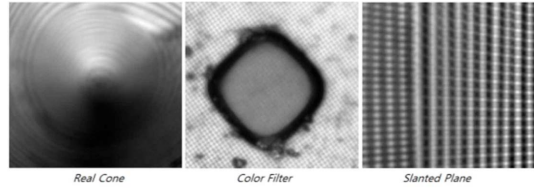


Fig. 4. Frames of Real Objects (Real Cone, TFT-LCD Filter and Planar Object).

다. 보통 신호들은 매우 큰 크기 범위(dynamic range)를 갖기 때문에 로그 함수 형태인 데시벨(dB)을 사용하는데, 다음과 같이 표현된다.

$$PSNR = -10 \log_{10} \left(\frac{MSE}{Q^2} \right) \quad (10)$$

이때, Q는 최대 화소 값을 나타낸다. Table 2는 제안된 방법의 성능을 기존 방법들과 정량적으로 비교하고 있는데, 제안된 GA기반 방법이 기존의 단일 측도 기반 연산자들에 비해 모든 측면에서 우월한 결과를 보이는 것을 알 수 있다.

제안된 방법의 실제 데이터에도 잘 동작한다는 것을 보이기 위해 실제 원뿔(real cone)과 TFT-LCD의 컬러 필터 및 비스듬한 평면(slanted planar) 데이터를 사용하였는데, 모든 데이터는 구축된 미소 객체 촬영 시스템에서 CCD 카메라를 이용하여 취득하였다. 원뿔은 360 × 360 해상도의 97 프레임으로 이루어지며, 컬러 필터와 기울어진 평면 데이터는 각각 300 × 300 해상도의 90 프레임으로 구성되어 있다. Fig. 4은 이들 프레임의 일부를 보여주고 있다. Fig. 5는 깊이 맵 추출 결과를 보여주고 있는데, 좌에서 우로 원뿔, 컬러 필터 및 비스듬한 평면을 보여주고 있으며, 또한 위에서 아래로 각각 F_{SML} , F_{TBM} , F_{GLV} 및 제안된 방법 F_{GA} 에 의해 취득된 깊이 맵을 순서대로 보여주고 있다. 그림에서 볼 수 있듯이 기존의 방법들은 다양한 표면 조건에 대한 대응 능력이 떨어지므로 비교적 조악한 표면을 생성한다. 이들은 실제 데이터에서는 흔히 발생하는 잡음에 영향을 많이 받아 깊이 맵 계산에서 값이 튀는 부분(spike)과 같은 에러를 많이 만들게 된다. 이에 비해,

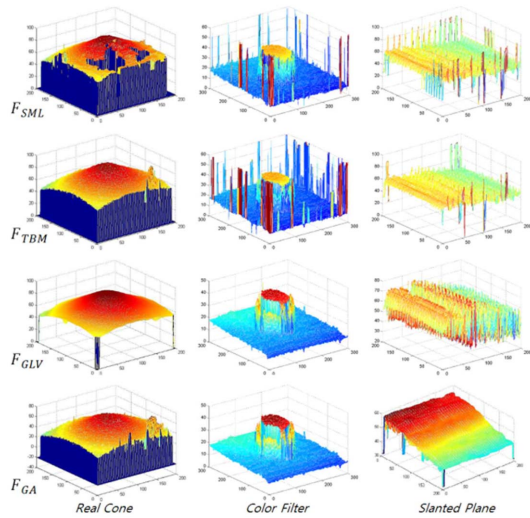


Fig. 5. First Column: 3D Representation of Real Cone (Top to Bottom) F_{SML} , F_{TBM} , F_{GLV} and F_G Second Column: LCD Color Filter. Third Column: 3D Representation of Planar Object.

제안된 방법은 잡음에 훨씬 강건하며 보다 정확한 표면을 복원해 준다는 것을 알 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 유전 알고리즘을 이용해 작은 물체의 깊이 값을 정확하게 계산하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 각각의 초점 측도 방법에서 구해지는 유용한 정보를 유전 알고리즘을 이용해 자동으로 선택하고 조합하도록 하는 것이 가장 큰 특징인데, 이때 사용하는 초점 측도 방법에 제한이 없다는 점에서 보다 일반화된 알고리즘이라고 볼 수 있다. 실험 결과 제안된 방법이 기존의 SFF 방법들에 비해 훨씬 우수한 결과를 나타내는 것을 알 수 있었다.

감사의 글

이 논문에서는 2014년 정부의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임(No. 2014023744).

참고문헌

1. M. T. Mahmood and Y. K. Choi, "3D Shape Recovery from Image Focus using Gaussian Process Regression," *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, vol. 11, no. 3, pp. 19-25, 2012.
2. M. Subbarao and J. K. Tyan, "Selecting the optimal focus measure for autofocusing and depth-from-focus," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 8, pp. 864-870, 1998.
3. S. Nayar and Y. Nakagawa, "Shape from Focus: An Effective Approach for Rough Surfaces," in *International Conference on Robotics and Automation*, vol. 1, pp. 218-225, May 1990.
4. M. T. Mahmood, W. J. Choi and T. S. Choi, "PCA-based method for 3d shape recovery of microscopic objects from image focus using discrete cosine transform," *Microscopy Research and Technique*, vol. 71, no. 12, pp. 897-907, 2008.
5. M. T. Mahmood, S. O. Shim and T. S. Choi, "Shape from focus using principal component analysis in discrete wavelet transform," *Optical Engineering*, vol. 48, 2009.
6. S. K. Nayar and Y. Nakagawa, "Shape from focus," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 16, pp. 824-831, 1994
7. J. H. Holland, "Adaptation in natural and artificial systems," *University of Michigan Press*, pp. 59-84, 1975.
8. T. Tenenbaum, "Accommodation in computer vision," *Doctoral Dissertation*, Stanford University, 1970.
9. E. Krotkov, "Focusing," *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, pp. 223 - 237, 1988.
10. C. K. Chow, H. T. Tsui and T. Lee, "Surface registration using a dynamic genetic algorithm," *Pattern Recognition*, vol. 37, no. 1, pp. 105-117, 2004.
11. M. Srinivas and L. M. Patnaik, "Genetic algorithms: A survey," *Computer*, pp. 17-26, 1994.

접수일: 2014년 5월 27일, 심사일: 2014년 6월 10일,
게재확정일: 2014년 6월 20일