Journal of Korea Multimedia Society Vol. 16, No. 1, January 2013(pp. 11-18)
http://dx.doi.org/10.9717/kmms.2013.16.1.011

고차 통계 초점 척도를 이용한 3D 모델 복원 알고리즘

이주현[†], 윤현주[††], 한규필[†††]

요 약

본 논문에서는 정확한 깊이를 추출하기 위해 고차 통계기반 초점 척도를 이용한 SFF(shape from focus) 알고리즘을 제시한다. 기존의 SFF기반 3차원 깊이 복원 기법들은 초점 척도로 SML(sum of modified Laplacian)을 사용하기 때문에, 성능이 영상의 특성에 크게 의존하여 초점이 정밀하거나 질감이 풍부한 영상에서만 효율적이다. 그러므로, 본 논문에서는 비교적 질감과 초점이 빈약한 영상에서도 초점 값을 추출할 수 있도록 고차 통계(HOS:higher order statistics)를 이용한 알고리즘을 제안한다. 이 초점 척도에 의해 초점 영역 맵이 생성되고 국부적으로 최적의 초점 값을 갖는 화소를 추출하기 위해 영역개선, 세선화, 모서리 검출과정이 순서적으로 적용된다. 최종적으로 추출된 점에 대해서 Delaunay 삼각화를 사용하여 3차원 모델 정보를 생성한다.

3D Model Reconstruction Algorithm Using a Focus Measure Based on Higher Order Statistics

Joo-Hyun Lee[†], Hyeon-Ju Yoon[††], Kyu-Phil Han[†††]

ABSTRACT

This paper presents a SFF(shape from focus) algorithm using a new focus measure based on higher order statistics for the exact depth estimation. Since conventional SFF-based 3D depth reconstruction algorithms used SML(sum of modified Laplacian) as the focus measure, their performance is strongly depended on the image characteristics. These are efficient only for the rich texture and well focused images. Therefore, this paper adopts a new focus measure using HOS(higher order statistics), in order to extract the focus value for relatively poor texture and focused images. The initial best focus area map is generated by the measure. Thereafter, the area refinement, thinning, and corner detection methods are successively applied for the extraction of the locally best focus points. Finally, a 3D model from the carefully selected points is reconstructed by Delaunay triangulation.

Key words: 3D Reconstruction(3차원 복원), Shape From Focus(초점기반 형상복원), Higher Order Statistics(고차 통계), Focus Measure(초점 척도)

1. 서 론

최근 디지털 영상의 발전으로 과거와는 다르게 사진과 같은 2D 영상 외에 3D 영상을 많이 선호하고 있고 휴대용 3D 촬영 장치의 수요가 크게 늘고 있다[1]. 3D 영상은 2D영상과는 다르게 공간적인 부분까지 표현할 수 있고 사용자에게 더욱 생생한 정보를 전달할 수 있기 때문에 정보 전달에 매우 효율적이

※ 교신저자(Corresponding Author) : 한규필, 주소 : 경상북도 구미시 대학로 61 금오공과대학교 컴퓨터공학과(730-701), 전화 : 054) 478-7525, FAX : 054) 478-7539, E-mail : kphan@kumoh.ac.kr
접수일 : 2012년 3월 6일, 수정일 : 2012년 8월 30일
완료일 : 2012년 10월 30일

[†] 준회원, 금오공과대학교 컴퓨터공학과
(E-mail : rasian1@naver.com)
[††] 정회원, 금오공과대학교 컴퓨터공학과
(E-mail : juyoon@kumoh.ac.kr)
[†††] 종신회원, 금오공과대학교 컴퓨터공학과

다. 일반적으로 실세계 환경을 3D 깊이 정보로 복원하는 기법은 크게 레이저, 적외선, X-선 및 초음파 등의 광원을 사용하는 능동형과 사진을 이용하는 수동형 기법으로 구분된다[2]. 능동 기법은 실시간으로 깊이를 복원할 수 있지만, 고가의 장비가 필요하고 질감 사상(texture mapping)이 어렵다는 단점이 있다. 수동 기법은 비교적 저렴한 장비로 획득한 영상에서 스테레오 정합이나 초점을 계산해야하기 때문에 많은 계산량이 요구된다[2-4]. 그 결과, 1990년대 후반부터 2개의 카메라로부터 획득된 영상에서 스테레오 정합을 이용하여 3D정보를 획득하는 것 보다, 편리성과 시스템의 단순성 때문에 1개의 카메라로 촬영된 단일 영상에서 초점 척도를 활용하여 깊이 정보를 생성하는 SFF(shape from focus)방법에 대한 연구가 의료분야에서부터 활발해지고 있다[4-6].

의료분야에서 사용되는 단일 카메라를 이용한 단층 촬영 장비들은 상당히 고가로 일반인들이 사용하기 힘들며 그 목적 또한 다르다. 그러므로 저가의 휴대용 장비에서 3차원 정보를 추출할 수 있는 방법이 필요하다. 일반적으로 SFF기법은 밝기 변화가 크거나 질감이 풍부한 영상에서는 매우 효율적이나[5] 실제로 영상을 촬영할 경우 완벽한 초점을 맞추기가 어려워 정확도가 낮고, 연속된 영상의 모든 화소에 대해 초점 값을 계산하기 때문에 계산량이 많아져 속도가 느린 단점을 가지고 있다. 이러한 이유로, 상대적으로 질감이 풍부하지 않은 영상에서도 초점 값을 정확하게 예측하는 방법과 전체 화소가 아닌 초점이 비교적 정확한 점들로부터 3차원 정보를 구성할 수 있는 기법이 필요한 실정이다[6,7].

본 논문에서는 질감과 초점이 빈약한 영상에서도 초점 값을 추출할 수 있도록 고차 통계를 기반으로 한 새로운 초점 척도를 제시한다. 그리고 국부적으로 최적의 초점 값을 갖는 대표화소를 추출하기 위해서 제안한 초점 척도에 의해 추출된 초기 초점 영역에 대해서 영역개선, 세선화, 모서리검출과정이 순서적으로 적용하며 최종적으로 추출된 점에 대해서 Delaunay 삼각화를 사용하여 3차원 모델 정보를 생성하는 알고리즘을 제안한다.

2. 관련연구

2.1 SFF

초점기반 3차원 형상 복원 기법은 2차원 영상에서 3차원 모양을 복원하기 위한 수동적 광학형 방법이다[2,3]. 광학 시스템에서는 물체의 거리와 그 물체의 영상이 맺히는 거리 관계를 나타내는 렌즈 공식이 성립한다. 그림 1에서 만일 P가 카메라로부터 u의 거리에 위치한 광원이면 P의 초점이 맞는 영상 P'는 렌즈에서부터 v만큼의 위치에서 구하여진다. 초점이 맞는 영상의 광도는 물체의 광도에 비례하고, 물체의 거리는 초점이 맞는 영상의 위치와 다음과 같은 관계를 갖는다[4].

$$\frac{1}{f}=\frac{1}{u}+\frac{1}{v} \tag{1}$$

여기서 f는 초점거리, u는 렌즈 평면에서 물체까지의 거리, v는 초점이 맞는 영상가지의 거리이다. 즉 렌즈 공식으로부터 초점이 맞는 영상의 광도와 위치가 주어지면 물체의 광도와 위치는 유일하게 결정된다. 만일 위의 렌즈 공식대로 초점이 맞는 영상의 위치와 광도를 정확하게 알 수 있다면 물체의 3차원적인 정보를 정확하게 알 수 있을 것이다.

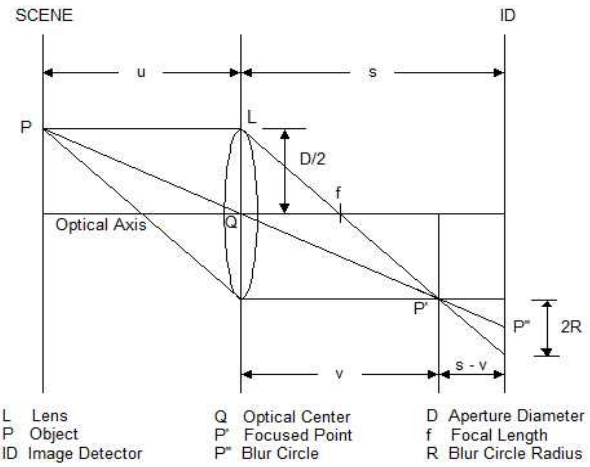


그림 1. 볼록 렌즈를 통한 영상 형성

2.2 초점 척도

초점 척도(focus measure)의 목적은 영상에서 초점이 맞는 정도를 계산해 내는 것이다. 초점 척도의 값이 증가 할수록 영상의 선명도가 증가하고 가장 초점이 잘 맞는 영상 일수록 최대값을 포함하고 있다. 이러한 초점이 잘 맞은 정도를 계산하기 위해 다양한 초점연산자들이 제안되었으며 그 중 SML(sum of modified Laplacian)이 가장 대표적이다[4].

SML은 식(2)에서와 같이 2차 미분 ML(modified

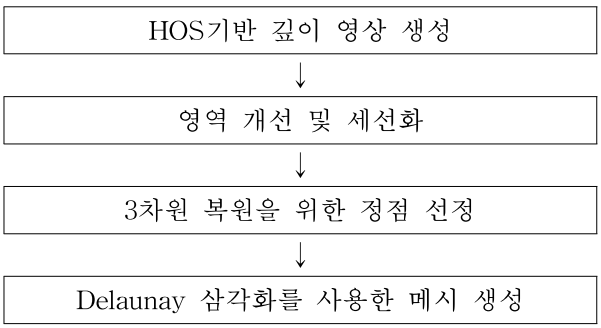


그림 2. 제안한 알고리즘의 블록도

Laplacian) 연산을 특정 윈도우 영역에서 누적한 것으로 식(3)과 같이 정의된다.

$$ML(x,y)=\left|\frac{\partial^2 I(x,y)}{\partial x^2}\right|+\left|\frac{\partial^2 I(x,y)}{\partial y^2}\right| \quad (2)$$

$$SML(x,y)=\sum_{(i,j)\in\eta(x,y)} ML(i,j) \quad (3)$$

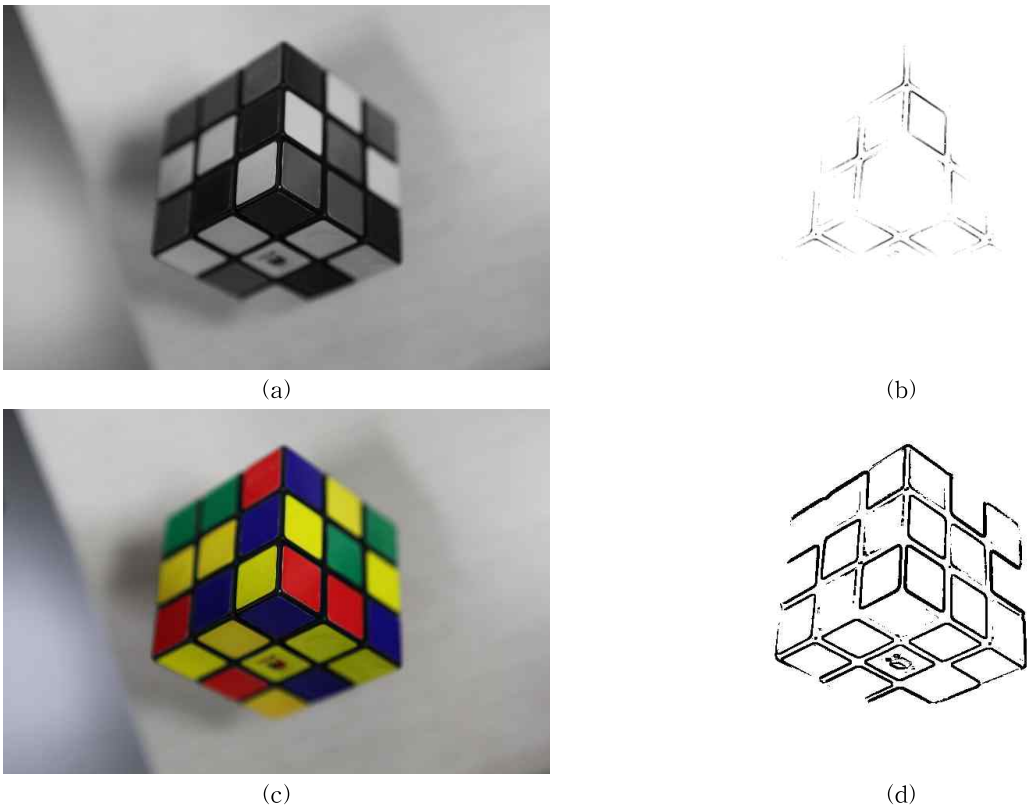
여기서 $\eta(x,y)$는 중심좌표가 (x,y)일 때의 윈도우 영역을 나타내며, (i,j)는 윈도우 영역의 탐색위치이다. 그러므로 SML은 미분연산에 기초한 척도이기 때문에 화소의 밝기 변화가 크거나 질감이 풍부한 영상일 경우 정확한 초점 값을 얻을 수 있지만, 질감이 부족한 영상일 때 정확도가 크게 떨어지는 문제점이 있다 [4,6].

3. 제안한 알고리즘

기존의 SFF방법은 영상의 특성에 따라 3차원 정보 복원 결과의 정확도가 달라지는 문제가 존재한다. 그러므로, 제안한 방식은 기존 기법이 가진 이러한 단점을 보완하여 정밀 영상이 아닌 일반 카메라에서 얻은 영상을 사용해 3차원 정보를 생성할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 그림 2는 제안한 알고리즘의 블록도이다.

3.1 깊이 영상 생성

기존 SFF기법들은 1채널의 휘도 영상에서 밝기값의 차이를 고려한 기존의 SML기반 초점척도 계산 방법을 사용하기 때문에, 그림 3의 큐브 영상과 같이 포커스 값이 차이가 나는 영상이지만 청색-흑색 테두리의 흑백 밝기 값이 비슷해 그림 3(b)의 청색 주변



(a) (b) (c) (d)

그림 3. 초점 척도 비교 (a) 흑백 큐브 영상 (b) SML 초점 척도 영상, (c) 칼라 큐브 영상 (d) HOS 초점 척도 영상

에 초점 계산이 많이 손실된 것을 볼 수 있다. 또한, 적색과 녹색의 흑백 영상을 보면 비슷한 밝기를 나타내고 있고 이 부분이 겹친다면, 초첨 척도 계산에 실패할 것이다. 단순 휘도 값 차이의 제곱은 2차 모멘트 개념이므로, 가우시안 잡음을 줄이지 못하는 특성이 있어 성능이 불안전하다[6,7]. 그러므로, 보다 안정적인 초점 계산을 위해 본 논문에서는 RGB 3채널 값을 각각 이용한 4차 모멘트를 사용하여 HOS(higher order statistics) 지도를 만드는 방법을 제시하고, HOS 지도를 사용한 초점 척도 계산 방법을 제시한다.

3채널의 RGB영상에서 구한 HOS 지도는 영상에 존재하는 흐릿한 배경이나 물체와 같이 가우시안 잡음으로 구성된 모델과 비 가우시안 정보를 가진 포커스 된 물체를 구분하기 위한 좋은 지표가 되며[7] 고차 모멘트의 이용은 가우시안 노이즈에 대한 뛰어난 압축효과와 물체 영역인 비가우시안 정보에 대한 보존 능력이 우수하므로 검출 및 분류의 해법으로 많이 사용된다[7-9].

R 채널의 한 화소(x,y)에 대한 4차 모멘트는 다음과 같이 정의된다.

$$m_R^{(4)}(x,y)=\frac{1}{N}\sum_{(i,j)\in\eta(x,y)}(I_R(i,j)-m_R(x,y))^4 \tag{4}$$

여기서, 첨자 R은 Red 채널의 화소 값을 의미하고 Green과 Blue 채널로 변경된다. $m_R(x,y)$는 중심좌표 (x,y)에서 윈도우 영역 내부의 R 채널 화소의 평균, N은 윈도우의 크기를 각각 나타낸다.

기존의 HOS 초점 척도는 휘도 채널에서 4차 모멘트만을 이용하지만, 본 논문에서는 식(5)와 같이, 각 채널의 4차 모멘트 $m_R^{(4)}(x,y), m_G^{(4)}(x,y), m_B^{(4)}(x,y)$ 값들 중 최대값을 사용한다.

$$MaxHOS(x,y)=\max(m_R^{(4)}(x,y), m_G^{(4)}(x,y), m_B^{(4)}(x,y)) \tag{5}$$

이렇게 구한 HOS는 각 칼라 채널의 최대값을 가지고 값의 범위는 영상에 따라 굉장히 다양하므로 0에서 255 값을 갖는 범위를 갖도록 식(6)과 같이 $CHOS$(color HOS)로 다운 스케일링 및 클리핑된다.

$$CHOS(x,y)=\min(255, MaxHOS(x,y)/DSF) \tag{6}$$

여기서 DSF는 다운 스케일링 인자(down scaling factor)로 사용되며, 최대값의 영향을 줄이기 위해 클리핑이 적용된다. 식(6)에 의해 생성된 $CHOS$ 지도를 가지고 제안한 알고리즘에서는 아래와 같이 인접 화소의 초점 관계를 수집하여 최종적인 초점 척도 FM을 정의한다.

$$FM(x,y)=\frac{\sum_{(i,j)\in\eta(x,y)}CHOS(i,j)}{N} \tag{7}$$

그러므로 제안한 알고리즘에서 화소 (x,y)의 초점 척도는 인접화소의 각 채널별 최대 4차 모멘트의 평균으로 구성된다. 인접 화소의 고차 초점을 활용하는 것은 그림 3의 (b)나 (d)에서 보는 것과 같이 특정 화소에서 HOS가 누락되는 부분이 많이 생기므로, 인접 화소의 정보를 고려하여 현재 화소의 값을 보완하기 위한 것이다.

프레임별로 만들어진 각 초점 척도 맵에서 단일 깊이 정보 맵을 생성하기 위해 동일 화소 위치에서 프레임 별로 최고의 초점 척도를 찾아서 해당 위치의 초점 값으로 결정하게 된다. 이 프레임 번호는 렌즈의 미세한 변화에 의해 획득된 영상이므로 프레임의 번호가 곧 깊이 정보를 대신한다. 최고의 초점 척도를 갖는 프레임 번호를 계산하기 위해 본 논문에서는 WTA(winner takes all)알고리즘을 사용하여 최종적으로 해당 픽셀의 깊이 정보 $D(x,y)$를 식(8)과 같이 생성한다. WTA 알고리즘은 그림 4에서와 같이 프레임 방향으로 각 이미지의 동일한 화소 위치에서 가장 높은 FM 값을 가지는 프레임 번호가 깊이 정보로 선택된다.

$$D(x,y)=\arg\max_i(FM_i(x,y)) \tag{8}$$

여기에서 i는 영상의 프레임 번호이다.

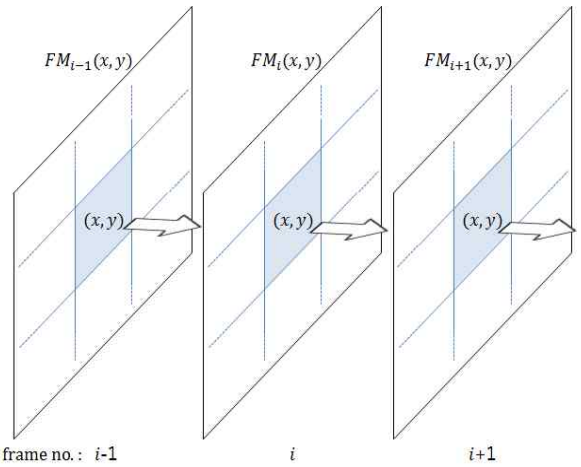


그림 4. 프레임별 초점 척도 값에 기반한 깊이 정보 결정

이 경우, 획득된 프레임 영상들은 렌즈의 미세한 위치 변화를 통해 획득되므로 영상의 크기가 변화되어 인접 프레임간의 화소 위치가 불일치하게 된다. 그러므로, 영상의 중심을 기준으로 크기 보정을 수행하였다.

3.2 영역 개선 및 세선화

앞 절에서 획득된 깊이 정보가 수록된 WTA영상은 초점이 획득된 모든 화소에서 값을 가지므로, 3차원 메시 생성을 위해서는 주요한 정점(vertex)들로 간소화 되어야 한다. 이 정보를 만들기 위해 먼저 WTA영상을 식(9)를 사용하여 이진 영상으로 변환한다.

$$BImg(x,y)=\begin{cases}255, \text{if } D(x,y)>0\\ 0, otherwise\end{cases} \tag{9}$$

이진 영상 변환 후 세선화 작업의 성능을 높이기 위해 8방향 모폴로지 닫힘 연산을 수행하며, 그림 5(a)와 같은 결과를 얻을 수 있다. 정점 선정을 위한 후보 특징점을 추출하기 위해 Zhang Suen의 세선화 알고리즘[10]을 사용하여 그림 5(b)의 결과를 얻고 이 특징점들 중에서 3차원 메시를 구성할 정점 추출한다.

3.3 정점 선정

그림 5(b)에서 경계의 교차점인 모서리점을 정점으로 선정하며, 모서리 검출은 Harris 검출기를 사용하였다[11]. Harris 모서리 검출 알고리즘은 다음과 같다.

a) 입력영상 I에 대하여 방향성 미분을 계산한다.

$$I_x=\frac{\partial I}{\partial x} \qquad I_y=\frac{\partial I}{\partial y} \tag{10}$$

b) 가우시안 윈도우로 상승적분(convolution)을 수행한다.

$$\overline{I_x^2}=I_x^2\otimes W,\ \ \overline{I_y^2}=I_y^2\otimes W,\ \ \overline{I_xI_y}=I_xI_y\otimes W \tag{11}$$

c) 자기 상관 행렬 M을 구한다.

$$M=\begin{bmatrix}\overline{I_x^2} & \overline{I_xI_y}\\ \overline{I_xI_y} & \overline{I_y^2}\end{bmatrix} \tag{12}$$

d) 자기상관 행렬 M의 행렬식과 trace를 이용해 모서리 판별식을 식 (14)로 정의하고 모서리 값

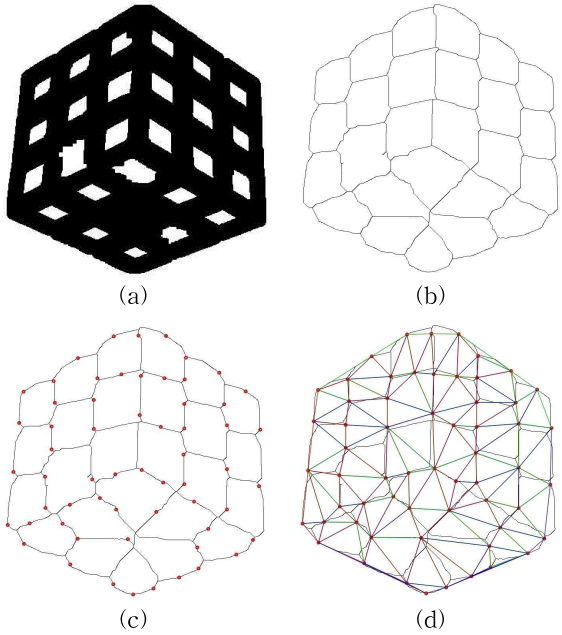


그림 5. 깊이 영상의 영역개선에서 삼각화까지의 과정 (a) 모폴로지 연산, (b) 세선화, (c) Harris 모서리 검출, (d) Delaunay 삼각화

(corner value)을 계산한다.

$$Det(M)=(\overline{I_x^2I_y^2})-(\overline{I_xI_y})^2 \tag{13}$$

$$Trace(M)=\overline{I_x^2}+\overline{I_y^2} \tag{14}$$

$$C=Det(M)-k\times(Trace(M))^2 \tag{15}$$

본 논문에서는 $k=0.04$ 및 5×5의 창 크기를 적용하였다.

Harris 모서리 검출기를 사용하게 되면 그림 5(c)와 같은 결과를 얻을 수 있고 여기에서 정의된 점 정보들은 3차원 형상을 구성하기 위한 정점으로 사용된다.

3.4 Delaunay 삼각화

메시의 생성은 Watson에 의해 제안된 모델 생성 기법을 사용하여 Delaunay 삼각화[12]를 적용하였다. Delaunay 삼각화로 각 인접 점들을 삼각 메시로 생성하여 OpenGL이나 VRML에서 렌더링할 수 있다.

4. 실험 결과

실험에서는 기존의 SML 방식과 제안한 알고리즘이 비교되었다. 영상 촬영 장비로는 캐논 EOS 60D,

Sigma F2.8 50mm 렌즈를 사용하였다. 실험한 컴퓨터는 Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU 3.00GHz 이며, 실험 영상 정보는 표 1과 같고 영상은 그림 6에 나타내었다. 큐브영상은 다양한 색과 경계가 뚜렷한 특징을 가지고, 농구공영상은 뚜렷한 경계를 가지지만 질감이 단순하다. 마지막 토마토영상은 경계 및 질감이 약한 특징을 가지고 있다.

실험에서 비교된 알고리즘은 SML의 대표적인 방법 중 최근 root-mean-square를 척도로 활용한 방법[13]이고, 매개변수는 표 2와 같으며 결과는 그림 7과 그림 8에서 볼 수 있다. 기존의 SFF기법은 초점 척도로 2차 모멘트를 사용하였기 때문에, 초점을 검출한 부분이 작으며 깊이 영상도 잡음이 많은 것을 알 수 있다. 제안한 방법은 표 3의 매개변수를 사용하여 실험을 수행하였고 결과는 그림 9과 그림 10에 나타내

표 1. 실험 영상 정보

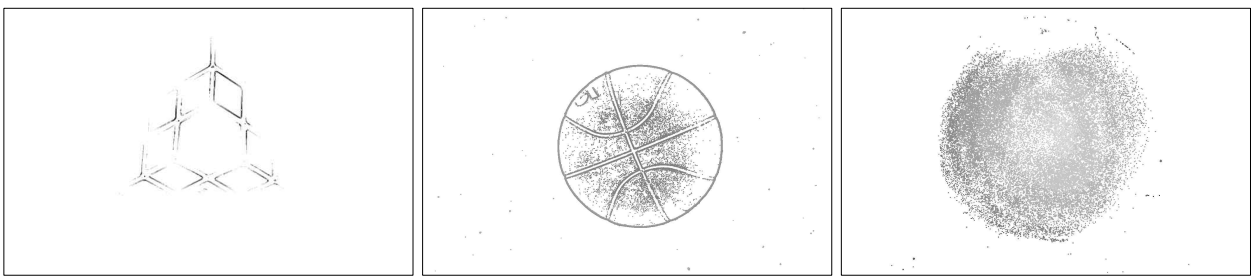
영상 / 정보	큐브	농구공	토마토
실험 영상 크기	5184 × 3456	5184 × 3456	5184 × 3456
실험 영상 프레임 수	12	20	13

표 2. SML의 매개변수 설정값 정보

영상 / 매개변수 정보	큐브	농구공	토마토
라플라시안 창 크기	3 × 3	3 × 3	3 × 3
SML 창 크기	1 × 1	1 × 1	1 × 1
깊이정보 값	24	12	13

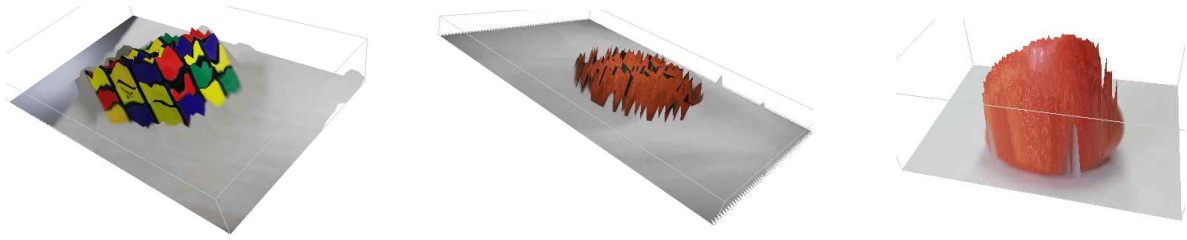
(a) (b) (c)

그림 6. 실험 영상 (a) 큐브 (b) 농구공 (c) 토마토



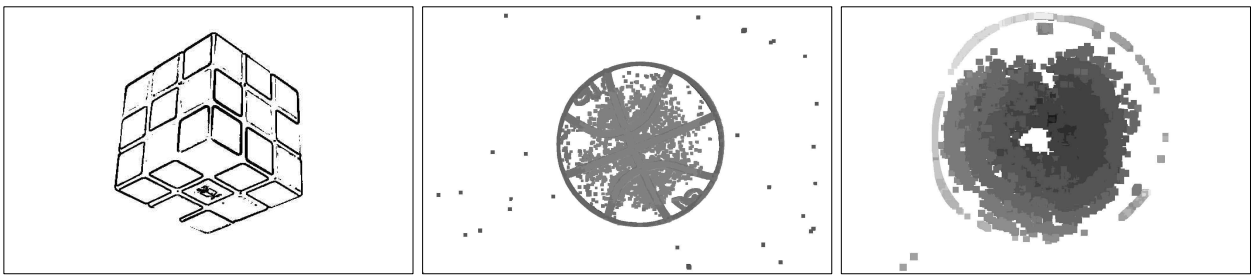
(a) (b) (c)

그림 7. SML을 사용한 초점 척도 (a) 큐브 (b) 농구공 (c) 토마토



(a) (b) (c)

그림 8. 기존 SFF로 복원된 영상 (a) 큐브 (b) 농구공 (c) 토마토



(a) (b) (c)

그림 9. HOS를 사용한 초점 척도 (a) 큐브 (b) 농구공 (c) 토마토

(a) (b) (c)

그림 10. 제안한 알고리즘으로 복원된 영상 (a) 큐브 (b) 농구공 (c) 토마토

표 3. 제안한 알고리즘의 매개변수 설정값 정보

영상 / 매개변수 정보	큐브	농구공	토마토
HOS 창 크기	5 × 5	5 × 5	5 × 5
Winner-Takes-All 창 크기	3 × 3	3 × 3	3 × 3
Harris 모서리 검출기 창 크기	5 × 5	5 × 5	5 × 5
Harris 모서리 검출기 k값	0.04	0.04	0.04
깊이정보 값	24	12	13

었다. 제안한 방식은 SML보다 많은 부분에서 초점을 검출하였으며, 복원된 영상도 전체적으로 부드럽게 생성 된 것을 확인할 수 있었다. 또한, 질감 및 색분포 특징이 다른 3가지 실험에서 비교적 좋은 결과를 획득하였다. 그러나, 표 4의 수행시간 비교에서 보는 것과 같이, 제안한 방식이 기존 기법보다 2.5배 정도 많은 시간이 소요됨을 알 수 있었다.

표 4. 수행시간 비교(단위: 초)

영상 / 복원 기법	큐브	농구공	토마토
기존 SFF기법	7.89	13.50	8.60
제안한 방식	20.79	34.49	21.37

5. 결 론

본 논문에서는 고차통계에 기반한 초점 방식의 3차원 형상 복원 알고리즘을 제안하였다. 기존의 기법은 초점 척도로 2차 모멘트에 기반한 SML을 사용하기 때문에, 영상의 특성에 크게 의존하여 성능이 저하되는 단점이 있지만, 제안한 방식은 RGB 3채널에서 독립적인 4차 모멘트 최대값의 영역내 평균을 이용하는 새로운 HOS기반 초점 척도를 활용하여 비교적 질감과 초점이 빈약한 영상에서도 초점 값을 안정적으로 추출할 수 있었다. 또한, 간소화된 메시 정보를 획득할 수 있도록 깊이 정보 영상에 영역개선, 세선화, 모서리검출 및 Delaunay 삼각화를 사용하였다. 그 결과, 기존 기법보다 개선된 성능을 구현할 수 있었으며, 고가의 촬영장비가 필요하지 않고 일반적인 DSLR에 적용가능한 알고리즘이라고 할 수 있다. 향후, 성능 개선을 위해 프레임간의 화소별 초점 변화를 고려하고 수행속도를 개선하기 위한 연구가 더 필요하다고 판단된다.

참 고 문 헌

[1] 이광엽, 3차원 그래픽 프로세서 기술 동향, http://kidbs.itfind.or.kr/WZIN/jugidong/1172/

117203.htm, 2004.
[2] A.C. Kak, *Handbook of Industrial Robotics*, Ch. on Depth Perception for Robots, New York: John Wiley, 1985.
[3] U. R. Dhond and J. K. Aggarwal, "Structure from Stereo : A Review," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, Vol. 19, No. 6, pp. 1489-1510, 1989.
[4] S.K. Nayar and Y. Nakagawa, "Shape from Focus," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,* Vol. 16, No. 8, pp. 824-831, 1994.
[5] 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.
[6] G. Gelle, M. Colas, and G. Delaunay, "Higher Order Statistics for Detection and Classification of Faulty Fanbelts using Acoustical Analysis," *Proc. of IEEE Signal Processing Workshop on Higher-Order Statistics (SPW-HOS'97)*, pp. 43-46, 1997.
[7] J.M. Mendel, "Tutorial on Higher-Order Statistics (Spectra) in Signal Processing and System Theory : Theoretical Results and Some Applications," *Proc. of IEEE,* Vol. 79, Issue. 3, pp. 278-305, 1991.
[8] C. Kim, "Segmenting a Low Depth-of-Field Image using Morphological Filters and Region Merging," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 14, issue 10, pp. 1503-1511, 2005.
[9] 박정우, 김창익, "낮은 피사계 심도의 동영상에서 포커스 된 비디오 객체의 자동 검출," 정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용, 제33권, 제10호, pp. 823-924, 2006.
[10] Y.T. Zhang and C. Suen, "A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns," *Comm. ACM*, Vol. 27, No. 3, pp. 236-239, 1984.
[11] C. Harris and M.J. Stephens, "A Combined Corner and Edge Detector," *Proc. of Alvey Vision Conference,* pp. 147-152, 1988.
[12] D.F. Watson, "Computing the N-Dimensional Delaunay Tessellation with Application to Voronoi Poytopes," *Comput. J.*, Vol 24, No. 2, pp. 167-172, 1981.
[13] M.T. Mahmood, and Tae-Sun Choi, "A Feature Analysis Approach to Estimate 3D Shape from Image Focus," *15th IEEE Int'l Conference on Image Processing (ICIP 2008)*, pp. 3216-3219, 2008.

이 주 현

2010년 2월 금오공과대학교 컴퓨터공학부 학사
2012년 2월 금오공과대학교 컴퓨터공학과 석사
2012년 3월~현재 인앤시스 연구원

관심분야: 영상처리, 컴퓨터 비전, 3D 재구축

윤 현 주

1988년 2월 서울대학교 컴퓨터공학과(공학사)
1990년 2월 한국과학기술원 전산학과(공학석사)
1997년 2월 한국과학기술원 전산학과(공학박사)

2005년 3월~현재 금오공과대학교 컴퓨터공학과 교수
관심분야: 운영체제, 임베디드 시스템, 멀티미디어 시스템

한 규 필

1993년 2월 경북대학교 전자공학과(공학사)
1995년 2월 경북대학교 전자공학과(공학석사)
1999년 8월 경북대학교 전자공학과(공학박사)

2000년 3월~현재 금오공과대학교 컴퓨터공학과 교수
관심분야: 영상처리, 컴퓨터비전, 가상현실