

초점 연산자의 최적화를 통한 세포영상의 삼차원 형상 복원 알고리즘

이 익 현*, 최 태 선**

Shape From Focus Algorithm with Optimization of Focus Measure for Cell Image

Ik-Hyun Lee*, Tae-Sun Choi**

요 약

Shape from focus (SFF) 방법은 이미지의 초점화된 영상을 이용하여 삼차원의 형상을 복원하는 방법이다. 그동안 많은 SFF 방법들이 연구되어 왔지만 노이즈에 대한 문제점과 영상특성으로 인한 최적화되지 못한 문제점이 남아있었다. 그러므로 노이즈를 제거하기 위한 필터링과 최적화 알고리즘을 제안한다. 성능 평가를 위하여 통계적인 판별기준인 평균제곱근오차 (RMSE)와 상관관계 (correlation) 수치를 이용한다.

ABSTRACT

Shape form focus (SFF) is a technique that reconstructs 3D shape of an object using image focus. Although many SFF methods have been proposed, there are still notable inaccuracy effects due to noise and non-optimization of image characteristics. In this paper, we propose a noise filter technique for noise reduction and genetic algorithm (GA) for focus measure optimization. The proposed method is analyzed with a statistical criteria such as Root Mean Square Error (RMSE) and correlation.

Keywords : Shape From Focus, 3D Reconstruction, Optimization, Cell Segmentation, RMSE

1. 서 론

포커스를 이용한 삼차원 형상 복원 기법 (SFF)은 측정되는 물체의 표면에 대응하는 영상의 모든 픽셀들의 깊이 정보 (depth information)를 측정하는 것이다. 깊이 정보는 CCD 카메라 렌즈로부터 측정되

는 물체의 각각 다른 초점 거리의 측정을 통해 알 수 있다. 즉, 영상 장치들의 파라미터 값을 변화시켜 획득한 영상 시퀀스로부터 공간 정보를 추출하는 기법이다. 그림 1은 삼차원 물체의 이미지 형식을 나타내고 있다. 카메라의 파라미터 값들은 알려져 있으며 물체의 깊이 정보인 u 값을 찾는 것을 목적

* 광주과학기술원 정보기전공학부 신호및영상처리 연구실(ihlee@gist.ac.kr)

** 교신저자 광주과학기술원 기전공학과 교수(tschoi@gist.ac.kr)

접수일자 : 2010년 7월 1일, 수정일자 : 2010년 7월 8일, 심사완료일자 : 2010년 7월 16일

으로 한다.

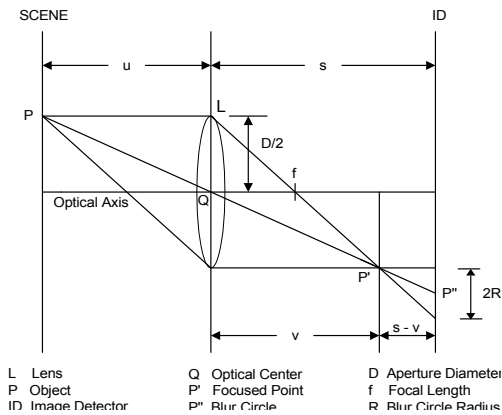


그림 1 삼차원 물체의 이미지 형식

식 (1)은 일반적으로 잘 알려진 가우시안 렌즈 공식으로써 측정되는 물체와 연관된 거리를 측정하기 위하여 사용된다.

$$\frac{1}{f} = \frac{1}{u} + \frac{1}{v} \quad (1)$$

위식에서 f 는 렌즈로부터의 거리, 물체와의 거리 u , 영상까지의 거리 v 를 나타낸다. 렌즈 공식을 사용하여 영상 내 모든 픽셀들에 대응하는 u 값을 계산하여 깊이 정보 (depth information)를 얻는다. 각각의 이미지에서 초점의 정도($s-v$)를 변화시켜 초점화된 값을 식 (1)을 이용하면 삼차원 형상 복원은 쉽게 구해진다.

기존에 연구되었던 포커스 형상 기법은 카메라로부터 얻어진 이미지 시퀀스 내에서 이미지가 가장 선명한 부분을 측정하는 방법을 이용하였거나 좀 더 정확한 측정을 위하여 근사 기법을 이용하였다. Focus measure (FM)는 이미지의 선명함을 측정하는데 이용되는데 각각의 이미지 프레임의 작은 윈도우 영역 내에서 계산된다. FM에는 여러 가지가 있으나 대표적으로는 Sum of Modified Laplacian (SML)[1], Gray Level Variance (GLV)[2] 등이 있다. 이미지에 에지에 대한 정보가 많을수록 고주파 성분이 많음을 의미하는데 이를 이용하여 고주파 성분의 크기를 초점 연산자로 이용하는 방법이 SML이다. GLV는 직관적으로 높은 gray level은 선명한

이미지와 낮은 gray level은 흐린 이미지와 관련된다는 특징을 이용한다. 즉, 선명한 이미지의 픽셀 값의 분산은 흐린 이미지의 픽셀 값의 분산보다 크다는 특징을 이용한다. 근사 기법 중에서 대표적인 방법은 Subbaro와 Choi[3]가 제안한 Focused Image Surface (FIS) 기반 형상 복원 방법이다. FIS에서 초점 측정은 영상 시퀀스 삼차원 볼륨에서 가장 맞는 모형을 찾는 방법이다. 물체의 FIS (Focused Image Surface)는 카메라 렌즈로 초점이 잡힌 지점들의 조합으로 이루어진 표면이라 정의된다. Paraxial 기하에 근거한 광학에 따르면, 물체의 외형과 그 FIS는 일대일 대응이 있다고 한다. 그러므로 물체의 외형 복원은 FIS의 외형을 결정하는 문제라 할 수 있다. 그림 2는 FIS의 이미지 형상을 보여준다.

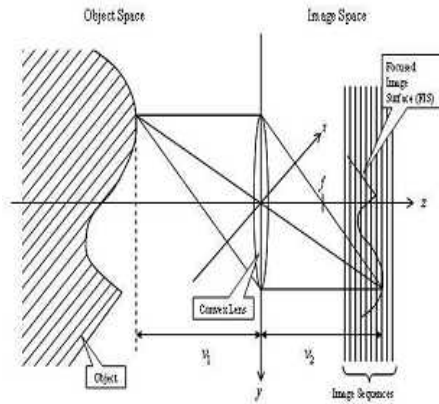


그림 2. 초점화된 이미지 표면(FIS)

기존에 존재하는 SFF 방법은 측정되는 물체의 표면에 텍스처가 많은 물체들에 대하여 좋은 결과를 나타내었다. 이와 달리 투과성이 좋고 영상의 강도(intensity)로 분리가 어려운 세포 측정 시에는 기존에 방법들을 적용하기에는 문제점들이 있다. 세포 영상의 강도는 측정하고자 하는 세포체나 제거되어야 할 세포 배경 사이에서 크게 변화가 없다. 그로 인하여 노이즈에 대한 영향이 기존 측정되었던 물체의 비하여 민감하다. 노이즈를 제거하기 위한 노이즈 제거 필터가 많이 존재한다. 하지만 SFF 방법에서는 에지 정보가 삼차원 형상을 복원하는데 중요한 정보를 가지고 있으므로 에지 정보가 손실되지

않으면서 노이즈를 제거할 수 있는 위너 필터[4][5]를 이용하였다. 그리고 본 연구에서는 삼차원 형상 복원에 세포를 이용하였는데 세포는 다른 측정 물체와 관심영역은 세포체뿐이다. 이로 인하여 세포체와 배경을 분리하여야 한다. 그리하여 모폴로지 기법을 이용한 세포분리를 하였으며 초점 연산자의 최적화를 위하여 유전자 알고리즘[6][7]을 이용하였다.

II. 본 론

2.1 노이즈 제거

이미지를 CCD 카메라를 통하여 얻을 때에는 여러 종류의 노이즈가 발생 할 수 있다. SFF에서 에지 정보는 최상의 초점화된 이미지를 찾기 위하여 중요한 정보로 이용된다. 노이즈 필터에는 대표적으로 평균값 필터, 중앙값 필터, 위너 필터 등이 있다. 예를 들어 중앙값 필터는 가우시안 노이즈를 제거하는데 덜 효과적이며 에지 정보를 보존하지 못하며 계산이 많은 단점이 있다. 이와 달리 위너 필터는 계산이 비교적 적으며 SFF 방법에서 중요한 에지 정보를 보존한다. 위너 필터는 공간 변화 필터로써 로컬 평균과 분산을 이용한다. 위너 필터의 식은 아래와 같다.

$$H(u,v) = \frac{S_i(u,v)}{S_i(u,v) + S_n(u,v)} \quad (2)$$

$S_i(u, v)$ 는 이미지에 대한 파워 스펙트럼이며 $S_n(u, v)$ 은 노이즈에 대한 파워 스펙트럼이다.

2.2 세포 특성

Hela 세포는 투명하며 배경 (background), 세포체 (cell body)로 나눌 수 있으며 세포체에는 세포질 (cytoplasm), 세포핵 (nucleus)등이 있다. 그림 3은 위상차 현미경으로 얻은 hela 세포의 영상이다.

세포질에는 다양한 세포기관이 있으며 세포질은 빛을 흡수한다. 세포체는 세포질보다 약간 어두우며 밝은 반점이 있다. 이 반점은 배경보다 밝다. 세포체 어두운 경계 부분은 halo라 불리며 이는 배경과 바

로 붙어있는 부분이다. 이 어두운 경계부분은 세포막에 의한 빛의 반사로 인한다. 세포체와 배경의 강도 (intensity)의 대조(contrast)는 거의 같다. 그림 4는 그림 3의 가로축방향의 강도를 나타낸다.

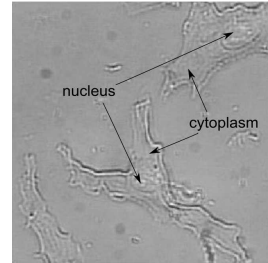


그림 3. HeLa 세포 영상

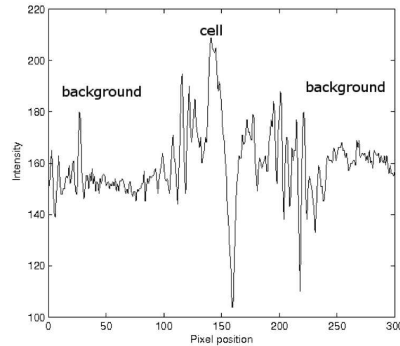


그림 4. 가로축 방향 hela 세포 영상 강도

세포체의 강도 변화는 배경의 강도 변화보다 작다. 강도의 변화가 작은 차이로 인하여 기존에 존재하는 기본적인 threshold 기법으로는 세포의 정확한 경계는 분리하기 어렵다.

2.3 세포 분할

세포는 세포체와 배경 이미지로 나누어진다. 세포의 형상을 복원하는데 필요한 부분은 세포체임으로 배경을 제거하여 정확한 삼차원 영상을 얻는다. 세포분할을 위하여 모폴로지 기법을 이용한다. 위너 필터를 거쳐 노이즈가 제거된 이미지 $I(x, y)$ 에 대하여 에지 검출을 위하여 소벨 연산을 한다. 소벨 연산자의 x, y축 3x3 커널은 아래와 같다.

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

소벨 연산자는 2D 공간 그래디언트 연산을 하며 높은 공간 주파수의 영역을 강조한다. 영상의 그래디언트와 크기는 다음과 같다.

$$\nabla I = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix}, \text{Maginitude}(\nabla I) = |G_x| + |G_y| \quad (4)$$

위에서 구해진 그래디언트와 크기를 통하여 에지를 추출한다. 소벨 연산자를 통한 세포의 에지 이미지는 세포체만의 외곽선을 나타내지 못하며 각각의 에지는 연결되지 않았으며 많은 라인과 공간이 존재한다. 이는 최종적으로 팽창 및 침식 연산자를 통하여 세포체만의 외곽선을 추출할 수 있으며 불필요한 공간을 없앨 수 있다.

2.4 최적화

GLV를 기반으로 하는 초점 연산자를 이용함에 있어서 유전자 알고리즘을 이용하여 분산을 최적화한다. 우선 초기 모집단을 생성하기 위한 초기화를 한다. 이때 최적해의 후보자를 임의로 선택하게 되며 각 스트링에서의 적합도 함수 값을 계산한다. 평가함수에 의해 적합도 값은 식(5)에 의해 계산된다.

$$f(n) = \sum_{i=1}^5 w_i v_i \quad (5)$$

여기에서 $v_1 \sim v_5$ 은 5 x 5 windows 공분산 매트릭스 A의 대각 성분 나타내며 $w_1 \sim w_5$ 는 비중을 의미하며 각각의 값은 0에서 1의 사이 값을 갖는다.

III. 실험결과

실험에 사용된 이미지는 프로그램에 의해 생성된 cone과 hela cell 이미지이다. 성능 평가를 위하여 두 개의 통계학적 개념인 평균제곱근오차 (RMSE)와 상관 (correlation)을 사용하였다. 식(6)은 RMSE를 식(7)은 correlation을 나타낸다.

$$\sqrt{\frac{1}{XY} \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} [f(x,y) - g(x,y)]^2} \quad (6)$$

$$\frac{\sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} [f(x,y) - \bar{f}] [g(x,y) - \bar{g}]}{\sqrt{\sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} [f(x,y) - \bar{f}]^2 \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} [g(x,y) - \bar{g}]^2}} \quad (7)$$

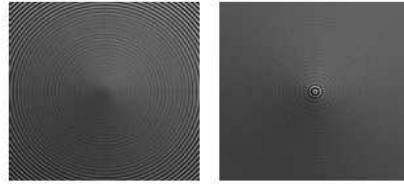


그림 5. 원뿔 이미지

그림 5는 프로그램에 의해 생성된 cone 이미지이다. 이미지의 크기는 360*360 이며 97개의 이미지 프레임이 존재한다.

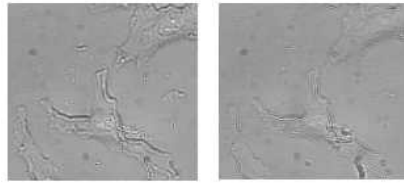


그림 6. 세포 이미지

그림 6은 실험에 사용된 hela 세포의 영상이며 이미지의 볼륨은 300*300*100 이다.

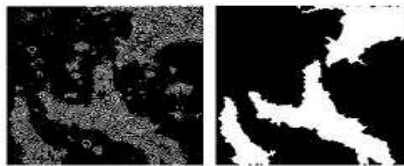


그림7. (a) 세포 에지 이미지 (b) 세포체 분리 이미지

그림 7은 세포 분할방법을 이용하여 세포체만을 분리한 그림이다. 그림 (a)에서는 소벨 연산자를 통

한 세포체의 분할을 하였는데 그림에는 세포체만이 아닌 배경에 노이즈가 존재한다. 그림 (b)는 모폴로지 기법을 이용하여 세포체만을 분리해낸 이미지다.

표 1. Correlation 수치 비교

Method	Correlation
GLV	0.9358
Proposed algorithm	0.9480

표1은 기존 SFF 방법인 GLV와 제안한 방법의 correlation을 비교한 표로 수치가 높을수록 참조 영상에 가까워진다. 표에서 보듯이 제안한 방법이 기존에 방법에 비해 correlation 수치가 높다. 이는 제안한 방법이 기존에 방법에 비해 실제 형상에 가까움을 나타낸다.

표 2. RMSE 수치 비교

Method	RMSE
GLV	7.3291
Proposed algorithm	6.9779

표 2는 기존의 방법을 유전자 알고리즘을 통하여 최적화한 RMSE 비교 수치다. RMSE 수치는 낮을수록 더 정확하데 제안한 알고리즘이 기존의 방법보다 수치가 낮음을 알 수 있다. 이는 제안한 방법이 기존 방법에 비하여 더 정확하게 형상을 복원 하였다고 말할 수 있다.

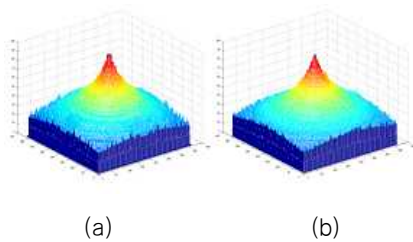


그림 8. 원뿔 삼차원 형상 복원: (a) GLV (b) 제안한 방법

그림 8은 프로그램으로 생성된 cone에 대하여 삼차원 복원한 것이다. 위너 필터에 의하여 cone 표면에 생성되었던 노이즈가 제거되었으며 최적화 방법

을 통하여 복원된 형상의 형태가 기존에 방법보다 상대적으로 뾰족하며 표면이 매끄러움을 알 수 있다.

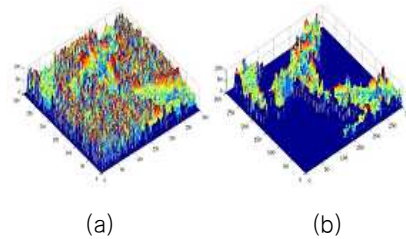


그림 9. 삼차원 세포 형상 복원: (a) GLV (b) 제안한 방법

그림 9는 hela 세포에 대한 삼차원 복원이다. 기존의 방법은 세포에 대하여 분할하지 않아 세포체와 배경이 모두 복원되었다. 그림 9. (a)에서 보듯이 세포체보다 세포 배경에 의한 노이즈가 더 많이 나타나고 있다. 제안한 방법을 통하여 세포 배경을 분리하여 원하는 세포체의 형상만을 복원하였다.

IV. 결론

본 연구에서는 투명한 특성의 세포 영상에 대하여 최적화된 분산 초점연산자를 소개하였다. 첫 번째로 위너 필터를 통하여 이미지 시퀀스 상에서 발생하는 노이즈를 제거하였다. 다음으로 모폴로지 기법을 이용하여 세포체만을 분리 하였다. 실험 결과에서 알 수 있듯이 제안한 방법이 보다 정확하게 삼차원 형상을 복원 하였다.

참고 문헌

[1] S. Nayar and Y. Nakagawa, "Shape from focus: an effective approach for rough surfaces," in *Robotics and Automation, 1990. Proceedings., 1990 IEEE International Conference on*, pp. 218 - 225, 1990

[2] J. Martinez-Baena, J. Fdez-Valdivia, and J. Garcia, "A multi-channel autofocusing

scheme for gray-level shape scale detection,” Pattern Recognition 30(10), 1769 - 1786, 1997

[3] M. Subbarao and T. Choi, “Accurate Recovery of Three-Dimensional Shape from Image Focus,” IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE p. 266-274, 1995

[4] K. KONDO, Y. ICHIOKA, and T. SUZUKI, “Image restoration by Wiener filtering in the presence of signal dependent noise,” Applied Optics 16(9), 2554 - -2558, 1977

[5] F. Jin, P. Fieguth, L. Winger, and E. Jernigan, “Adaptive Wiener filtering of noisy images and image sequences,” in Image Processing, 2003. ICIP 2003. Proceedings. 2003 International Conference on, vol. 3, 2003

[6] D. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, 1989

[7] L. Chmbers, The practical handbook of genetic algorithms: applications, 2001

저자약력

이 익 현(Ik-Hyun Lee)

정회원



2004년 : 고려대학교 제어
계측공학과 졸업
2008년 : 광주과학기술원
기전공학과 석사
2008년 ~ 현재 : 광주과학기술원
정보기전공학부 박사과정

<관심분야> 영상처리, 로봇비전, 의료영상

최 태 선(Tae-Sun Choi)

정회원



1976년 : 서울대학교
전기공학과 졸업
1979년 : 한국과학기술원
전기및전자공학과 석사
1993년 : 뉴욕주립대학교
전기공학과 박사

현재 : 광주과학기술원 기전공학과 교수 재임
2000년 IEEE Third Millennium Medal 수상
2003년 대한전자공학회 해동상 수상

<관심분야> 영상처리, 머신비전, 의료영상, 영상통신