

초점화소 탐색시간의 최소화를 위한 검색영역 결정기법

최대성*, 송필재**, 김현태***, 한헌수***

Shape Adaptive Searching Technique for Finding Focused Pixels

Daesung CHOI*, Piljae SONG**, Hyuntae KIM***, Hemssoo HAHN***

ABSTRACT

The method of accumulating a sequence of focused images is usually used for reconstruction of 3D object's shape. To acquire a focused image, the conventional methods must calculate the focus measures of all pixels resulting in a long measurement time. This paper proposes a new method of reducing the computation time spent for deciding the focused pixels in the input image, which predicts the area in the image to calculate the focus measure based on a priori information on the object to be measured. The proposed algorithm estimates the area to consider in the next measurement based on the focused area in the present measurement. As the focus measure, Laplacian measure was used in this paper and the experiments have shown that the proposed algorithm may significantly reduce the calculation time. Although, as implied, this algorithm can be applied to only simple objects at this stage, advanced representation schemes will eliminate the restrictions on application domain.

Key Words : 3D Measurement(3차원 측정), 3D Shape Reconstruction(3차원형태복원), Focus Measure(초점평가합수)

1. 서론

3차원 부품의 다양한 특징을 취득하기 위해 비전 시스템이 사용되고 있다. 초기에는 주로 2차원영상을 이용한 외관 검사가 주를 이루었지만 최근에는 micron대의 크기측정, 3차원 CAD정보 복원 등과 같은 정밀한 측정작업에도 많이 활용되고 있다. 3차원 정보는 최근 개발된 3차원 표현도구들을 이용하면 물체의 전체 모양이나 부분적인 특징을 입체적으로

표현할 수 있기 때문에 물체의 특성을 이해하기가 용이하고 기계적인 조작, 즉 물체를 잡는다거나 결합할 때, 물체의 위치와 방향을 정밀하게 제어할 수 있게 해준다.

3차원 정보를 복원하는 방법에는 빛에 의한 그림자를 이용하는 음영방법, 2개의 카메라를 사용하는 스테레오 비전방법, 1대의 카메라를 일정거리 간격

접수 2001년 6월 18일

* (주)삼성전기 네트워크사업부, 송실대학교 대학원 박사수료

** 경북대학 인터넷정보과, 송실대학교 대학원 박사수료

*** 송실대학교 정보통신전자공학부

으로 이동하면서 얻어진 초점영상을 누적시켜 영상에서 초점이 맞는 부분의 거리를 렌즈 방정식에 적용하여 구하는 방법 등이 있다.

빛의 특성을 이용한 음영방법은 구성이 쉬우나, 빛의 조사방향에 따라 나타나는 그림자의 특성을 고려해야하며 그림자가 접질 때에는 3차원 정보를 복원하기가 매우 어렵다.^[1] 스테레오 비전방법은 기하학적인 면에서 인간의 눈과 유사하기 때문에 기하학적으로 정밀한 정보를 얻을 수 있다는 장점이 있으나 두 대 이상의 카메라를 사용해야하기 때문에 화소간의 정합문제를 안고 있으며 보정(calibration)이 매우 힘든 단점이 있다.^[1,2] 반면, 현대의 카메라를 이용하는 방법은 측정원리가 단순하다는 장점과 스테레오 비전으로는 취득하기 힘든 소형 물체나 구멍 등을 측정하기가 용이하다는 장점을 갖는다. 1대의 카메라를 사용하는 방법에는 초음파나 레이저와 같은 보조 장치를 영상내의 측정면에 대한 깊이정보를 취득하는 방법과 카메라나 물체의 이동을 통해서 렌즈 방정식을 만족하는 거리의 집합을 찾아 깊이 정보를 얻는 방법으로 나눌 수 있다.^[3,4] 전자는 야간에도 초점을 찾을 수 있는 장점이 있는 반면 특별한 보조장치가 필요하다는 단점이 있다. 이에 비해 후자는 카메라를 통해 들어온 영상을 분석하여 특별한 검출기가 필요 없이 시스템을 구현할 수 있으며 다소 적은 양의 데이터를 가지고 물체의 깊이 정보를 알 수 있는 장점을 가진 것으로 최근에 이와 관련된 많은 연구가 이루어지고 있다.

본 논문에서 다루려는 초점을 이용한 3차원정보 복원방법은 크게 focus방법과 defocus방법으로 구분된다. Focus방법은 연속적으로 입력된 영상의 각 화소에 고주파 성분을 계산하는 focus measure를 적용하여 가장 큰 값을 갖는 화소를 초점이 맞는 위치에 있는 것으로 간주하여 렌즈방정식을 이용, 거리를 계산하는 방식이다.^[5,6] 정밀한 정보를 얻기 위해서는 입력되는 영상의 수가 많아야 하고 따라서 영상의 복원에 많은 시간이 소요된다. Defocus 방법은 카메라를 통해 들어오는 영상이 연속적이 아닌 일정한 간격으로 촬영한 영상에 focus measure를 사용하여 값을 얻는다. Focus measure를 계산하는 화소의 수는 focus 방법에 비해 현저히 적은데, 이는 보간법을 이용하여 일정한 영역 내의 measure 값을 추정해서 가장 높은 값이 나오는 부분을 초점으로 간주하는 방법을 적용하기 때문이다.^[7,8] 이들 방법들

이 사용하는 입력영상은 흐림(blur)과 초점영역으로 구분할 수 있다. 흐림영역의 특징은 낮은 차단주파수를 갖는 저대역필터를 통과한 영상에서 나타나는 현상과 비슷하다. 영상에서 흐림영역과 초점영역을 비교하여 보면, 초점이 맞는 부분은 흐림 영역 보다 고주파 성분이 훨씬 많다. 따라서 흐림 영상에서 고주파 성분을 추출하게 되면, 카메라의 일정한 이동에 따라 흐림 영역의 고주파성분의 양이 다르게 나타난다. 즉 영상에서 초점이 맞는 부분으로 갈수록 고주파 성분은 많아지게 된다. 따라서 이들 방법들이 사용하는 focus measure는 고주파성분의 검출에 중점을 두게되며 이에 적절한 연산자로는 Variance, Tenengrad, Laplacian, SMD 방법 등이 있다.^[9,10] 이런 연산자들은 물체의 특성에 상관없이 적용할 경우 일반적으로 우수성을 비교하기가 힘들다. 그러나 이들 중 평균적으로 좋은 성능을 가지는 것은 Laplacian 연산자이다.^[9]

본 논문에서는 초점을 이용하는 3차원 정보복원 방법들이 다양한 장점을 가지는 대신, 초점여부의 판정을 위해 입력되는 영상의 모든화소를 검색해야하므로 측정시간이 길어지는 단점을 해결하고자 한다. 이러한 단점을 보완하기 위해서 본 논문에서는 물체의 형태에 적응적인 초점영역 검색 알고리즘을 제안한다. 물체의 특성에 관한 정보를 이용하여 초점영역을 예측하고 그에 해당하는 영역에서만 초점여부를 판단함으로써 측정시간의 대부분을 차지하는 focus measure의 계산량을 현저히 개선할 수 있다. 또한 본 논문에서는 지금까지 초점영역의 검출에 사용되어온 focus measure들에 대한 성능의 평가를 통해 효과적인 3차원 복원시스템을 구성해 보았다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어있다. 2장에서는 렌즈의 법칙을 이용한 거리측정기법(depth from focus)을 설명하고, 3장에서는 측정물체에 적응적인 검색영역 결정기법을 설명한다. 4장에서는 지금까지 소개된 focus measure들을 평가하고 5장에서는 제안된 알고리즘 이용한 비전시스템을 구성하고 실험을 통해 효용성을 평가한다. 물체를 예측하는 알고리즘의 제약성으로 인해 현 단계에서는 단순한 물체에만 적용이 가능하지만 물체의 표현기법의 개선을 통해 복잡한 물체에 대한 적용이 가능해 질 것이다.

2. 렌즈법칙을 이용한 3차원정보 측정의 문제점

2.1 렌즈의 법칙

그림 1에서 물체(O)가 카메라로부터 u 의 거리에 위치해 있으면 초점이 맞는 영상 O' 는 렌즈로부터 v 만큼의 거리(A)에 위치하게 된다. 즉, 렌즈 방정식은 물체와 lens의 거리(u), lens와 영상간의 거리(v), 그리고 초점거리(f)와의 관계로 식 (1)과 같이 표현된다. 식 (1)에서 u 와 f 를 알면 v 는 자동으로 결정되기 때문에 초점이 맞는 영상의 위치를 측정하면 거리를 계산 할 수 있다.

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

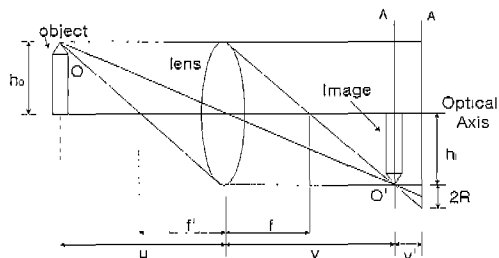


Fig. 1 Depth Measurement based on the Lens Principle.

물체가 렌즈에 접근하게 되면 (Screen만 A' 로 이동한 것과 동일한 효과) 그림 1에서 보는 바와 같이 영상의 크기는 $2R$ 만큼 커지게 되나 초점은 맞지 않게 된다. 즉 물체의 위치가 이동하면 screen의 위치도 식 (1)의 법칙에 의해 이동해야만 초점영상을 얻게된다. 대부분의 카메라는 screen의 위치가 고정되어 있기 때문에 렌즈의 이동을 통해 초점영상을 획득하는 방식을 사용한다.

2.2 연속영상(sequence images)을 이용한 3차원 정보의 측정

렌즈의 법칙을 이용하여 3차원 물체정보를 2차원 영상으로부터 얻는 방법은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 서로 다른 위치의 카메라에서 얻어진 몇 장의 영상을 결합하여 3차원 정보를 나타내는 방법과 카메라를 이동시키며 순차적인 획득한 영상을 누적하

여 차원 정보를 복원하는 방법이 있다. 전자는 후자에 비해 상당히 빠르지만 영상의 각 화소들에 대한 정합과정에서 정확성이 떨어지는 단점이 있다. 후자는 일정한 간격으로 얻은 영상으로부터 깊이 정보를 복원하기 때문에 전자의 방법에 비해 속도는 느리지만 깊이정보의 측정값이 상대적으로 정확하다. 최근에 후자의 방법이 시스템의 단순성으로 인해 널리 사용되고 있으나, 1) 순차적 영상을 얻기 위해 카메라를 일정한 거리만큼 이동시킴으로써 발생하는 영상크기의 편차를 어떠한 방식으로 해결하는가와 2) 초점화소를 찾기 위해 어떠한 focus measure를 사용하는가에 따라 시스템의 성능이 달라진다.

첫 번째 문제는 그림 2에서 설명된다. 그림 2(a)는 카메라가 P_1 의 위치에서부터 아래쪽으로 d 만큼씩 이동하며 얻은 영상을 누적시켜 복원하는 경우를 보여주고 있다. 복원된 영상은 카메라가 P_1 의 위치에 있을 경우 얻어진 I_2 와 I_3 의 크기가 P_2 나 P_3 에서 얻어도 동일한 크기인 것으로 가정한 이상적인 경우이다. 즉 이상적인 영상의 복원을 위해서는 그림 2(a)와 같이 카메라의 이동에 따른 영상크기의 변화가 없어야 한다. 그러나 실제로 이러한 일은 불가능하다. 카메라가 P_1 에 위치해 있을 때 I_2 의 위치는 카메라가 P_2 로 이동했을 때 P_1 의 위치로 다가가기 때문이다. 이러한 영상 크기의 변화는 영상의 배율(m)로 정의되며 다음의 식 (2)와 같이 표현된다.

$$m = \frac{h_i}{h_o} = \left| \frac{v}{u} \right| \quad (2)$$

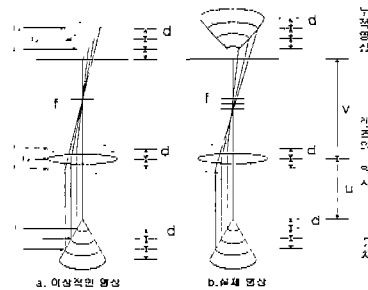


Fig. 2 Image Size Variation by moving a camera position.

카메라가 물체에 가까워지면 식 (2)에서 u 가 짧아지고 배율 m 이 커지게 되므로 d 만큼씩 이동하며 얻은 영상을 누적하면 그림 2(b)처럼 기대하던 영상보다 큰 영상을 얻게된다. 이러한 문제를 해결하기

위해 작은 d 에 대해서는 렌즈의 휨배율이 고정된 고배율 평면렌즈를 사용하기도하고 렌즈와 물체사이의 거리를 벌리하면 렌즈의 왜곡을 줄일 수는 있지만 이러한 방법은 정밀측정의 목적에는 적합하지 못하다.

따라서 정확한 3차원 물체의 복원을 위해서는 카메라의 이동에 따른 영상의 배율변화를 보정해 주어야만 연속되는 영상에서 얻은 좌표값을 누적시켜 3차원정보를 완성할 수 있다. 이를 위해 영상에서 카메라까지의 단위거리(d)이동에 따른 배율의 변화량을 미리측정하고 추후에 보정하는방법이 상용된다. 그림2(b)와 같은 측정구조에서 기준이 되는 카메라의 위치를 정하고 그림3(a)와 같이 기준이 되는 도형의 초점영상을 얻는다. 기준도형의 특징점은 대응 화소의 구분이 쉽도록 labeling하고 이들이 카메라를 d 만큼씩 이동시킬 때 어떠한 비율의 크기만큼 변화하는지를 표로 작성하면 d 의 변화에 따른 배율의 변화를 함수화할 수 있다. 배율의 변화함수는 각 특징점의 위치변화를 interpolation하여 얻는다.

그림 3에서는 9개의 특징점들이 d 에 따라 측정되는 위치가 달라짐을 보여준다. 그림 3(a)는 기준위치에서, 그리고 그림 3(b)와 (c)는 각각 $15d$ 와 $30d$ 만큼씩 물체를 향하여 이동하면서 얻은 영상이다. 이의 크기를 보정한 영상의 예가 그림 4에 주어졌다. 그림에서 보면 1step의 영상에서는 물체의 중앙부분이, 15 step과 30 step에서는 점차 외곽선 방향이 초점이 선명함을 알 수 있다.

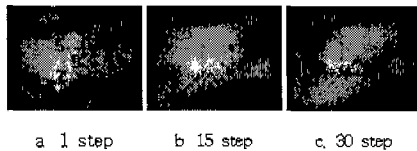


Fig. 3 Image Size Variation at steps.

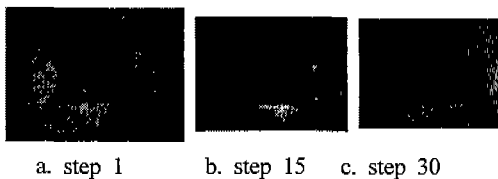


Fig. 4 Image Size Calibration using the image magnification data.

두 번째 문제는 영상에서 초점화소를 판별하는 일이다. 렌즈의 법칙을 적용하여 계산된 물체와의 거리를 화소에 부여하기 위해서는 초점화소를 정확히 찾는 일이 매우 중요하다. 이를 위해 일반적으로 사용해온 방법은, 카메라를 통해서 입력된 영상, $g(m,n)$ 을 식 (3)과 같이 초점영상, $f(m,n)$ 에 잡음, $N(m,n)$ 이 섞인 영상으로 모델링하거나 식(4)에서와 같이 주파수 영역에서 저역통과 필터, $h(m,n)$ 을 적용한 것과 같이 해석하는 것이다.

$$g(m, n) = f(m, n) + N(m, n) \quad (3)$$

$$g(m, n) = h(m, n) * f(m, n) = [H(i, j)F(i, j)]^{-1} \quad (4)$$

여기서 잡음, 즉 화소의 번짐은 초점영역에서 멀어지든, 가까워지든, 일정한 형태를 보이고 있으며 초점영역을 중심으로 영 평균과 일정한 표준편차를 가지는 random 변수로 해석할 수 있다. 표준편차는 물체의 밝기값에 대한 정규화를 수행하고 gray level에서의 표준편차를 구하는 방법을 사용한다. 이와 같은 $h(m,n)$ 의 특성을 구하여 식 (4)로부터 $f(m,n)$ 을 계산한다.

이와 같은 방법은 조명의 변화가 없는 상태에서는 모델링이 가능하나 일반적인 환경에서는 적용하기가 쉽지 않다. 최근에 사용하는 방법은 입력된 영상에서 고주파 성분을 찾는 방법이 주로 사용되고 있으며, Tenengrad, Square gradient, Brenner, Variance, Laplacian 함수들이 이에 속한다.

2.3 측정속도문제

앞 절에서 설명한바와 같이 연속영상을 이용하여 3차원 물체의 형태를 측정하기 위해서는 측정위치에 따른 영상배율의 보정문제와 초점화소를 찾기 위한 focus measure의 선택문제를 해결해 주어야 한다. 배율의 보정문제는 기준영상을 이용한 보정방식이 일반적으로 사용되고 있으며, 초점화소의 결정을 위한 focus measure들은 gradient나 variance에 기초를 둔 방법들이 거의 대동소이한 성능을 보이며 환경에 따라 각각의 장점을 고려하여 사용되고 있다. 이렇듯 대부분의 3차원 정보 측정 시스템들은 위와 같은 방법의 조합으로 구성되어 있으며 물체의 특징에 상관없이 영상전체의 화소들을 대상으로 초점화소를 검색하는 방법을 사용한다. 이러한 방식의 시스템구성은 측정속도의 문제를 갖는다. 측정값에 대한 일정한 수준의 정확도를 확보하기 위해 사용하는 연속영상 방법 자체가 다수의 영상을 얻기 위

해 기계적인 동작을 수반하기 때문에 많은 시간이 소요될 수밖에 없고, 영상의 모든 화소에 대한 검색 방식 역시 상당한 시간을 필요로 한다. 본 논문에서는 variance나 gradient에 기초를 둔 focus measure들이 모두 비슷한 측정시간을 갖는 점을 고려하여, 검색시간을 최소화하기 위한 방법으로 측정면의 형태에 적응적인 초점화소 검색기법을 해결방법으로 제시한다.

3. 측정물체의 형태에 적응적인 초점화소 영역의 결정

특정한 위치에서 카메라로 3차원 물체의 영상을 얻으면 렌즈의 법칙을 만족하는 위치에 있는 부분만이 초점화소가 된다. 즉 측정하는 물체의 형태를 미리 알 수 있으면 초점화소의 검색영역을 예측할 수 있다는 사실을 기초로 초점화소 검색시간을 최소화하는 기법을 제안한다.

검색영역의 예측이 가능한 경우는 두 가지로 생각할 수 있다. 첫 번째는 측정시스템이 물체에 대한 CAD 정보를 가지고 있으면서 물체의 인식을 위해 측정하는 경우이고, 두 번째는 물체에 대한 정보 없이 3차원 정보의 복원을 위해 측정하는 경우이다. 먼저 CAD 정보를 가지고 있는 경우는 측정과정에서 물체의 위치와 방향을 알 수 있으면 CAD 정보를 이용하여 검색영역의 예측이 가능하다. 이 경우는 측정값이 3차원 물체의 인식을 위한 판단자료로서, 제공되는 CAD 정보와의 일치여부를 비교하는데 사용되므로 초점화소의 영역이 정확히 주어지면 이 영역에서 초점화소를 찾지 못하면 측정물체는 원하는 물체가 아닌 것으로 판정한다. 두 번째 경우는 3차원 물체에 대한 측정과정에서 물체의 형태를 예측하고 이에 기준으로 초점영역을 판단하여 초점화소를 검색하는 방법이다. 이 방법은 초점화소 검색의 영역을 줄이는 대신 측정물체의 형태를 예측해야 하는 부담이 생긴다.

본 논문에서는 사전정보 없이 3차원 물체를 복원하는 과정에서 획득한 물체의 영상정보를 이용하여 초점화소의 영역을 예측하면서 이에 따른 부담을 최소화하기 위해 그림 5의 순서도에서 주어지는 방법을 사용한다. Focus measure는 식(9)에서 정의되는 Laplacian measure를 사용한다.

1단계에서 3단계에서 이루어지는 초기측정은 물체

의 형태를 예측하기 위한 가정 높은 위치에서부터 아래로 이동하며 실시된다. 초기측정 영상에서 에지의 검출을 통해 윤곽선을 구하고 정점을 추출하여 물체의 높이를 결정할 기준으로 사용한다. 초기측정 영상에서의 초점화소는 윤곽선 내에 존재하는 모든 화소들의 focus measure들을 측정하여 일정한 기준치 이상의 값을 갖는 화소들로 결정한다. 기준값은 주어진 조명환경에 따라 결정한다.

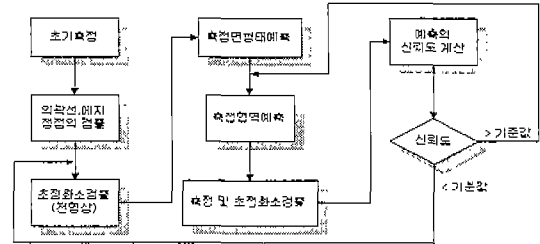


Fig. 5 Flow-chart of the proposed algorithm.

윤곽선과 초점화소가 결정되면 4단계에서는 이를 이용하여 측정면의 형태를 예측한다. 바닥면에서 카메라의 현 위치까지의 높이는 제어시스템의 변수들로부터 얻을 수 있으므로 형태의 예측에 사용할 수 있는 정보는 초점화소의 위치와 높이, 그리고 윤곽선과 에지이다. 예를 들어 그림 6(a)~(c)와 같은 정형화된 물체들이 주어졌을 경우 카메라를 통해 얻어진 초기영상은 그림 6(d)~(f)와 같다. 물체의 윤곽선과 초점화소들의 높이값을 이용하면 그림 6(g)~(i)와 같은 형태의 예측이 가능하다. 윤곽선은 물체가 놓인 바닥면과 일치하는 것으로 가정하여 측정과정을 통해 윤곽선의 높이의 가정치를 수정할 수 있다.

5단계에서는 초기화면에서 얻어진 예측된 물체의 형태와 물체의 높이(h)를 기반으로 카메라의 측정위치 이동(d)에 따른 차기 측정에서의 초점화소의 분포영역을 예측한다. 초기 입력영상에서 초점화소를 중심으로 윤곽선 상에 놓인 점까지의 거리를 l이라고 하면 카메라가 물체에 d만큼씩 접근함에 따라 초점화소의 영역은 윤곽선 방향으로 다음의 식 (5)에 의해 표현되는 길이, Δ l만큼 이동한다.

$$\Delta l = \frac{l}{h-d} d \quad (5)$$

초기화면에서 얻은 초점화소가 물체의 정점인 경

우라고 가정하면 식 (5)를 이용하여 그림 5(d)~(f)의 예측된 물체영상에 대해 그림 6(i)~(l)과 같은 단계

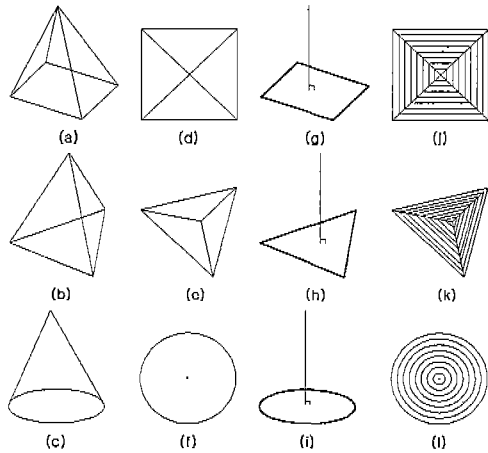


Fig. 6 Estimation of focused region from the input image.

별 초점화소 영역의 예측이 가능해진다. 검색을 위한 영역은 예측된 초점영역을 중심으로, 사용하는 focus measure의 RMS 오차율에 해당하는 화소만큼을 확장한 범위로 정한다. 다음 단계에서는 예측된 검색영역에 대해 실제 측정이 이루어지며 식 (6)에서 정의한 예측의 신뢰도(C)를 측정하여 다음 측정에서의 검색 영역을 결정한다. 실제 측정에서 예측영역에 대한 신뢰도가 기준치보다 높으면 물체의 형태 예측과 측정영역에 대한 보정은 이루어지지 않지만 낮은 경우는 전체 영역에 대해 focus measure를 계산하고 앞의 과정을 반복하여 예측된 초점영역을 보정한다.

$$C = \frac{\text{예측영역 내의 초점화소 수}}{\text{검색영역 내의 초점화소 수}} \quad (6)$$

4. Focus Measure의 특성 분석

앞에서 설명된 바와 같이 focus measure는 일반적으로 고주파성분을 찾기에 적합한 방법들을 이용하고 있다. Variance와 같이 주변화소들과의 차이를 계산하는 함수들을 주로 사용하며 Tenengrad, Laplacian, SMD 방법 등이 약간씩 변형된 형태로 제안되어 사용되고 있다. 각 알고리즘은 물체의 특성에 상관없이 적용할 경우 일반적인 우수성을 비교

하기가 힘들다. 그러나 본 논문에서는 주로 사용되는 focus measure들을 정의하고 이들을 동일한 환경에서 사용한 결과를 RMS(root mean square) 오차율을 기준으로 비교하기로 한다.

4.1 주로 사용되는 Focus measure

a) Tenengrad 함수

Tenengrad 함수는 영상에 있어 수직과 수평방향의 gradient를 구하는 Sobel 연산자를 이용하여 gradient의 차이를 강조하기 위해 연산자를 적용한 결과의 자승으로 정의한다. $N \times N$ 입력영상, $I(x,y)$ 에 대해 정의된 Tenengrad measure $T(I)$ 는 식 (7)과 같다.

$$T(I) = \sum_x \sum_y [S(x,y)]^2,$$

$$S(x,y) = \sqrt{G_x^2(x,y) + G_y^2(x,y)} \quad (7)$$

여기에서 $G_x(x,y)$ 와 $G_y(x,y)$ 는 그림 7과 같은 kernel을 영상에 convolution한 결과이다.

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

(a) x축 연산자 (b) y축 연산자

Fig. 7 The kernels of Tenengrad Measure.

b) Squared Gradient 함수

Squared gradient 함수는 Sobel 연산자를 사용하는 대신 영상의 gradient 근사치를 계산하기 위해 대상화소의 인근 픽셀들에 대한 밝기값의 차이를 이용하며 식 (8)과 같이 정의된다.

$$SG(I) = \sum_x \sum_y \{ [I(x+1,y) - I(x,y)]^2 + [I(x,y+1) - I(x,y)]^2 \} \quad (8)$$

c) Brenner 함수

Brenner 함수는 gradient와 관련된 표준 함수 중에서 가장 간단한 함수이다. 인근의 두 픽셀의 gray level의 차이를 이용하여 영상의 에지를 찾으며 식 (9)와 같이 정의된다.

$$B(I) = \sum_x \sum_y [I(x+2,y) - I(x,y)]^2 \quad (9)$$

d) Variance 함수

Variance 함수는 focusing의 날카로운 정도 (focusing sharpness)를 나타내는 연산자로 주로 사용되고 있다. 초점이 잘 맞는 영역은 번진 영역에서보다 gray level의 변화율이 크므로 이 특성을 focus measure로 이용한다. Variance 함수는 다음의 식 (10)과 같이 정의된다.

$$V(I) = \sum_x \sum_y [I(x,y) - \mu]^2,$$

$$\mu = \frac{1}{N^2} \sum_x \sum_y I(x,y) \quad (10)$$

여기서 μ 는 입력영상에서 밝기 값의 평균이다.

e) Laplacian 함수

Laplacian 함수는 입력영상에 그림 8과 같은 형태의 Laplacian 연산자, $F(x,y)$ 를 convolution 시킨 값을 자승한 것으로 식 (11)과 같이 정의한다. Laplacian 연산자는 영상에서 고주파성분을 가장 많이 강조하는 특성을 가지고 있어서 밝기의 작은 변화에도 민감하게 반응하므로 물체의 특성과 상관없이 사용되는 경우에는 가장 좋은 결과를 얻을 수도 있다.

$$L(I) = \sum_x \sum_y [F(x,y) * I(x,y)]^2 \quad (11)$$

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

Fig. 8 The kernel of Laplacian Measure.

4.2 Focus Measure의 성능 비교

앞서 설명된 바와 같이 focus measure들은 다른 특성을 갖는다. 각 measure들의 성능을 평가하기 위해 원통과 삼각기둥에서의 초점영역을 반복적으로 측정하였으며 초점영역의 평균값과 RMS (root mean square) 오차율을 비교의 기준으로 삼았다. 초점영역의 평균값은 정확도를 나타내는 기준으로 RMS 오차율은 초점화소가 위치할 수 있는 가능 영역의 분포로 측정값에 대한 신뢰도를 나타낸다. 그림 9는 위에서 소개한 5가지 measure들을 원통 영상에 적용한 것으로 초점의 위치가 157번 행에 존재하는 경우에 대해 각각 10회씩 측정된 결과로 얻어진 초점화소의 분포를 보여준다. 각 measure들의 측정 평균값과 RMS 오차율을 표 1에 정리하였다.

Focus measure의 성능은 영상 정보와 잡음 특성에 의존적이기 때문에 물체의 형태와 조명환경에

Table 1 Performance evaluation.

Focus Measure	Tenen grad	Squared Gradient	Brenner	Variance	Laplacian
평균값	156.74	154.40	155.76	158.0	157
RMS 오차율	2.34	4.05	2.24	1.5	2.34

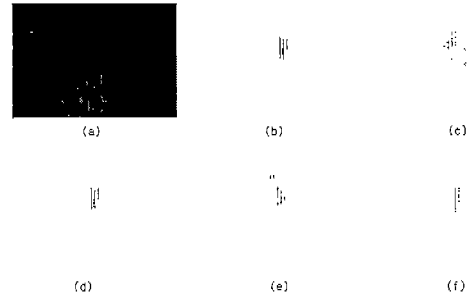


Fig. 9 Comparison of Focus Measures: (a) Input Image (focused column: 157), (b) Tenengrad, (c) Squared Gradient, (d) Brenner, (e) Variance, (f) Laplacian.

따라서 성능의 차이가 있으나 큰 차이는 발생하지 않는다. 그러나 특별한 조명이 없는 환경에서는 앞에서 정리한 바와 같이 Variance 연산자가 최소의 RMS 오차율을 가지나, 측정의 정확도는 Laplacian 연산자가 우수함을 보여주고 있다. 표 1은 measure가 사용하는 함수들의 계산량이 많으면 더 정확함을 보여주고 있다.

5. 실험

본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능은 그림 10과 같은 실험세트를 구성하여 평가하였다. 실험을 위한 비전 시스템은 영상 획득부와 처리부로 구성되며 획득부는 카메라와 이의 위치를 이동시키기 위한 구동 모터들이 포함된다. 카메라는 그림에서처럼 상하 이동이 가능하도록 측정용 table을 향하여 Z축에 부착되어 있으며 구동모터는 2.5 μ m/pulse의 이동 정밀도를 갖는다. 동일한 정밀도를 갖는 모터들이 측정용 table의 위치를 카메라의 측정축에 놓

이제 하기 위해 사용되고 있다. 실험에 사용한 물체들의 형태복원을 위해서는 100step 미만의 이동이 필요한데 이러한 이동단위 내에서는 오차가 발생하지 않는다.

영상시스템은 30frames/sec의 속도로 측정이 가능하며 영상의 처리시간과 구동축의 이동에 소요되는 시간으로 인해 2frames/sec의 속도로 측정한다. 1회 측정을 위해 구동부가 차지하는 시간의 비율은 전체 처리시간에서 60%를 점한다. 실험을 위한 조명은 별도로 고려하지 않고 일반적인 실내조명환경에서 영상을 획득하였다. 카메라의 화소수는 320×240이고, 단위 이동거리 d는 0.5mm, 이동범위는 50mm이다. 실험에 사용한 측정대상물체는 그림 6에 있는 3개의 물체를 높이가 28mm되도록 제작하여 사용하였다. 처리부는 Pentium PC를 사용하였으며 RS-232 라인을 통해 NTSC 영상을 전송하는 방식을 이용하였다.

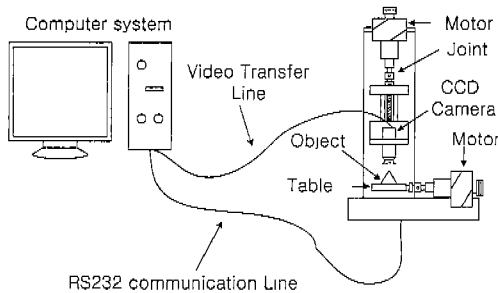


Fig. 10 Configuration of Vision System used for experiments.

실험은 그림 5의 순서도를 따라 진행하였다. 그림 11(a)~(c)는 그림 6의 첫 번째 물체를 대상으로 카메라를 각각 1, 30, 50 step씩 이동하며 측정한 입력영상을, 그림 11(d)~(f)에는 Laplacian measure를 적용하여 얻은 초점 영역을, 그리고 그림 11(g)~(i)에는 다음 단계에서 검색해야할 예측된 초점영역을 중심으로 Laplacian measure의 오차율을 고려한 검색영역을 보여준다.

첫 번째 step에서 얻은 입력영상은 물체의 윤곽선을 구하여 그림 12(a)와 같이 물체의 에지 영상을 구하고 그림 12(b)와 같이 signature 기법^[11]을 이용하여 윤곽선을 구한 후, 이를 기반으로 그림 12(c)와 같이 형태를 예측한다. Signature 기법은 에지를 검출한 후 물체의 윤곽선을 얻기 위해 사용되는 방법으로

물체영역의 중심에서 에지 화소까지의 거리를 360도 회전하며 2차원 축에 표현한다. Signature 상에

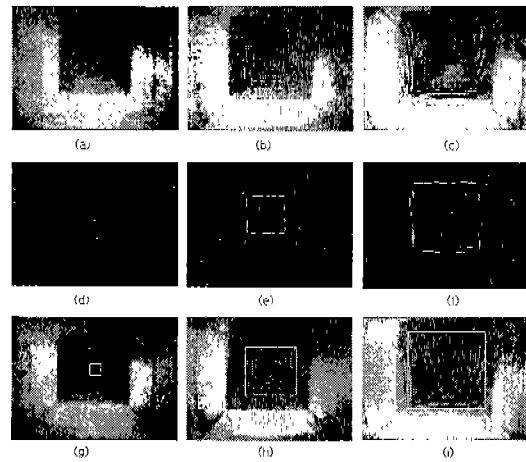


Fig. 11 Detected focused pixels and estimated next measurement region.



(a) 입력영상 (b) Signature (c) 복원된 윤곽선
Fig. 12 Estimation of object shape using the Signature technique.

표현된 초점화소들의 거리가 일정한 간격 내에 위치하면 interpolation을 통해 link가 가능하다. 그림 6의 3가지 물체에 대한 3차원 측정결과를 3차원 graphics 도구를 이용하여 그림 13에 그려놓았다. 3차원 측정값의 정확도는 각 위치별로 측정값과 실제값을 비교하여 계산하였으며 평균 높이측정오차는 1.7mm, 표준편차는 1mm로 평균 10%대의 상대오차율을 보였다. 측정결과에 따른 속도의 증가율은 각각의 입력영상에서 물체가 차지하는 영역과 검색영역의 비율의 평균값으로 정하였으며 각 영상에서 측정영역이 차지하는 비율이 30%를 넘지 않으므로 측정속도는 전체 영역검색기법에 대해 70%정도의 속도증가율을 얻을 수 있었다. 영상 처리과정에서 얻어진 속도의 증가율이 전체 비전 시스템에서의 속도향상에 미치는 영향은, 영상신호의 처리에 소요되는 시간이 차지하는 비율이 20%미만이므로, 15%

정도이다.

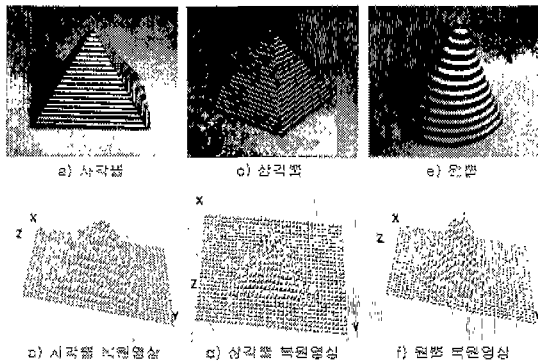


Fig. 13 Model and Reconstructed 3D objects.

6. 결론

본 논문은 2차원영상의 순차적인 획득을 통한 3차원물체의 재구성에 있어서 초점함수의 계산에 소요되는 시간을 줄이기 위해 측정면에 적응적인 탐색영역결정기법을 제안하였다. 초기 측정에서 물체의 형태를 예측하고, 이를 기반으로 초점화소를 중심으로 다음 측정에서 초점화소가 존재할 영역을 예측하는 기법은 기존의 방법에 비해 물체의 형태와 초점영역의 예측을 위한 전처리과정이 필요하다. 그러나 이에 소요되는 시간은 영상처리에 소요되는 전체시간에 비해 미미하므로 전체적인 탐색시간이 30% 수준으로 감소함을 보였고 3차원복원 소요되는 시간을 15%정도 줄일 수 있음을 보여주었다. 또한 지금까지 제안된 다양한 focus measure들을 평가함으로써 장단점을 비교해 볼 수 있었다. 본 논문에서 제안한 방법은 측정물체를 단순한 볼록(convex)형태인 것으로 한정하는 단점을 가지므로 이 문제의 해결을 위해 형태의 예측기법에 관한 연구가 필요하다.

참고문헌

1. Joungeil Yun and TaeSun Choi, "Advanced Shape From Focus(SFF) Method By using Curved Window," 제21권, 1호, pp. 777-780, 대한전자공학회, 1월, 1998.
2. ChangSoon Kang, JongDeuk Kim, SangWook Lee, and KiGon Nam, "Stereo Matching Using

Dynamic Programming with Region Partition," 제 34권 S-6호, pp. 573-582, 대한전자공학회 6월, 1997.

3. Minoru Maruyama and Satoshi Kurumi, "Bidirectional Optimization For Reconstructing 3D Shape From an Image Sequence With Missing Data," Pro. of the 1999 Int. Conf. on Image Processing, Vol. 3, pp. 120-124, 1999.
4. G. P. Karman, A. van Duijl, M. W. Beijersbergen, and J. P. Woerdman, "Measurement of the three-dimensional intensity distribution in the neighborhood of a paraxial focus," Applied Optics, Vol. 36, No. 31, pp. 8091-8095, November 1997.
5. J. M. Lavest, C. Delherm, B. Peuchot, and N. Daucher, "Implicit Reconstruction by Zooming," Computer Vision and Image Understanding, Academic Press, Vol 66, No. 3, pp. 301-315, June 1997.
6. TaeSun. Choi, Joungeil Yun, "Three-Dimensional Shape Recovery From Focused Image Surface," Optical Engineering, Vol. 39 No. 5, pp. 1321-1326, 1999.
7. Murali Subbarao, Tae Choi, "Accurate Recovery of Three-Dimensional Shape from Image Focus," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol 17, No. 3, pp. 266-274, March 1995.
8. Joungeil Yun and Tae S. Choi, "Accurate 3-D Shape Recovery using Curved Window Focus Measure," Pro. of the 1999 Int. Conf. on Image Processing, Vol. 3, pp. 910-914, 1999.
9. Subbarao and Jenn-Kwel 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, August 1998.
10. T. T. E. Yeo, S Hong, Jayasooriah and R Sinniah, "Autofocusing for Tissue Microscopy," Image Processing and Computer Vision, Vol 11, pp. 629-639, Number 10 December 1993.
11. 이부형, 한헌수, "Signature 기법을 이용한 면의 특징 표현 및 분할기법," 대한전자공학회논문지-A, 제34-s권 제12호, pp.90-97, 12월, 1997.