

論文95-32B-6-8

# 비초점화 영상에서 정칙화법을 이용한 깊이 및 거리 계측

## (On the Measurement of the Depth and Distance from the Defocused Images using the Regularization Method)

車國贊\*, 崔宗秀\*\*

(KugChan Cha, and Jong Soo Choi)

## 요약

컴퓨터 시각에서 깊이나 거리를 얻을 수 있는 또 다른 방법은 카메라의 초점(focus)과 비초점(defocus)을 이용하는 것이다. 초점과 비초점을 이용하여 거리를 계측하는 방법은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫번째 방법은 비초점화된 영상에서 초점이 정확히 맞추어진 영역의 거리만을 계산하는 방법(초점면으로부터 거리계측법)이고, 두번째 방법은 카메라 파라미터가 다른 두 장의 영상을 이용해서 영상내의 모든 물체에 대한 거리를 계산하는 방법(영상대비에 의한 거리계측법)이다. 본 논문에서는 한 곳에 초점이 맞추어진 초점화 영상을 대상으로 각 방법에 대해 각기 새로운 방법을 제안하고자 한다.

기존에 연구되었던 「초점면으로부터 거리 계측법」에서의 문제점은 초점면을 가려내는데 필요한 문턱치를 규정짓는 부분인데, 본 논문에서는 3X3 창틀내에서 에러 에너지만을 비교함으로써 이를 해결하였다. 그리고, 「영상 대비에 의한 거리 계측법」에서 기존 연구들의 문제점은 구경 변화에 따른 영향을 많이 받는다. 따라서, 본 논문에서는 이와같은 문제점을 없애기위해서 구경을 변화시키는것 대신에 초점면이 다른 두 영상을 대비시켜 그 변화분을 정칙화법으로 검출하고, 결상계로부터 새로이 유도한 거리 계산식을 이용하여 거리를 계산한다. 실험 결과, 구경이 다른 영상이 아닌 초점면이 다른 두 영상으로부터도 거리를 계측할 수 있었고, 구경을 이용하는 방법에 비해서 거리 계측이 더욱 용이해짐을 알 수 있었다.

## Abstract

One of the ways to measure the distance in the computer vision is to use the focus and defocus. There are two methods in this way. The first method is calculating the distance from the focused images in a point (MMDFP: the method measuring the distance to the focal plane). The second method is to measure the distance from the difference of the camera parameters, in other words, the apertures or the focal planes, of two images with having the different parameters (MMDCI: the method to measure the distance by comparing two images).

The problem of the existing methods in MMDFP is to decide the thresholding value on detecting the most optimally focused object in the defocused image. In this case, it could be solved by comparing only the error energy in 3x3 window between two images. In MMDCI, the difficulty is the influence of the deflection effect. Therefore, to minimize its influence, we utilize two differently focused images instead of different aperture images in this paper. At the first, the amount of defocusing between two images is measured through the introduction of regularization and then the distance from the camera to the objects is calculated by the new equation measuring the distance.

In the results of simulation, we see the fact to be able to measure the distance from two differently defocused images, and for our approach to be robust than the method using the different aperture in the noisy image.

\* 正會員, 建陽大學校 컴퓨터工學科  
(Dept. of Computer Eng., KonYang Univ.)

\*\* 正會員, 中央大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., ChungAng Univ.)

接受日字: 1994年9月12日, 수정완료일: 1995年6月5日

## I. 서 론

컴퓨터 시각(computer vision)에서 거리 정보는 매우 중요하다. 이를 얻는 데는 능동 센서에 의한 능동 시각적 방법(active vision)과 카메라와 같은 수동 센서에 의한 수동 시각적 방법(passive vision)이 있다.<sup>11)</sup> 능동 시각적 방법에는 초음파 및 레이저와 같은 반사파를 이용하는 방법과 슬릿 광 slit beam을 이용하는 광투영법(range finding) 등이 있다. 그리고 수동 시각적 방법에는 두 대의 카메라를 사용하는 양안 입체시(stereo vision)와 고정된 카메라에서 물체의 움직임을 이용하는 운동 입체시(motion vision)<sup>12)</sup>나 광 유동(optical flow)<sup>13)</sup>을 이용하는 방법 등이 있다. 여기서, 광투영법은 특수한 환경이 아닌 일반 환경에 이용되기 어렵고, 광유동은 그 계산 과정이 매우 복잡하고 잡음이 민감하다. 특히 양안 입체시나 운동 입체시와 같이 카메라와 물체들의 기하 관계를 이용하여 깊이 및 거리를 측정할 경우 대응 탐색의 문제(correspondence problem)가 야기된다.<sup>14) - 16)</sup>

한편, 수동 센서인 카메라를 능동적으로 사용하여 3차원 정보를 얻을 수 있는 방법으로 초점 대 비초점(Focus and Defocus)의 관계를 이용하여 깊이 및 거리 정보를 측정하는 방법이 있다.<sup>17) - 110)</sup> 이것의 장점은 한 대의 카메라에서 얻은 영상을 사용하므로 양안 입체시나 운동 입체시에서와 같은 대응 탐색의 문제가 발생하지 않는 것이다.

이에 대한 연구로는 Jarvis<sup>17)</sup>가 그의 논문에 구체적인 연구 결과 없이 간략히 논술한 것이 효시이고, 그 이후에 여러 가지 방법이 제안되고 있는데 크게 두 가지로 나뉜다. 첫째는 초점의 위치를 전방에서 후방으로 계속하여 옮김으로써, 혹은 자동 초점화(auto-focusing)된 영상을 이용함으로써 거리를 얻는 「초점면으로부터 거리 측정법」이고, 둘째는 카메라의 파라미터를 변화시킨 몇 장의 영상에서 거리를 측정하는 「영상 대비에 의한 거리 측정법」이다.

「초점면으로부터 거리 측정법」분야에서, Krotokov<sup>18)</sup>는 자동 초점화(auto-focusing) 시에 발생하는 모터의 변위와 영상을 대비시켜 카메라에서 물체까지의 거리를 구했던 반면, 이 용수 등<sup>19)</sup>은 카메라 거리계를 일정하게 옮겨 얻은 비초점화 영상을 대상으로 거리를 측정하였다. Krotokov법의 단점은 특정 대상 물체에 대해서만 거리를 측정할 수 있는 것이고, 이 용수 등의 방법에서 단점은 초점이 가장 잘 맞는 부분을 찾아낼 때 사용되는 에지 선명도의 문턱치를 설정하는 부분이다.

「초점면으로부터 거리 측정법」은 다음과 같은 근

본적인 몇 가지의 성질을 갖고 있다. 첫째, 이 방법은 한 장의 영상에서 한 거리만을 얻게 되는 방법으로 매우 단순하다는 특징을 가지게 되는 반면, 영상 전체에 대한 거리 지도 작성시 많은 계산량을 필요로 한다. 둘째, 거리의 분해능(resolution)은 피사계 심도(depth of field)에 의존한다.<sup>114)</sup> 따라서, 이러한 단점을 개선한 것이 「영상 대비에 의한 거리 측정법」이다.

「영상대비에 의한 거리 측정법」은 단 두 장의 영상만으로 영상내의 모든 대상 물체에 대한 거리를 얻고자 하는 방법이며, 기존 연구(즉 「구경이 다른 영상에서의 거리 측정법」)에서 사용되었던 영상은 주로 카메라의 구경을 다르게 한 영상을 사용하였다. 특히, Pentland<sup>110)</sup>는 이들 방법으로 거리를 구할 수 있는 두 가지 방법을 제안했다. 한 가지는 에지의 기울기를 이용하여 거리를 구하는 것이고, 또 다른 것은 카메라의 구경을 다르게 조작하여 얻은 두 영상을 대비시켜 거리를 구했다. 그는 또 그 같은 기능을 인간이 사용하고 있음을 실험으로 보였다. 그 후, Grossman<sup>111)</sup>은 실험 패턴을 통해서 에지 두께와 거리의 관계를 미리 설정해 두고, 차후에 입력된 영상에서의 거리는 에지 두께와의 관계를 이용해서 측정했다. 그리고 Subbarao<sup>112)</sup>는 Pentland법을 일반 카메라에서도 적용될 수 있도록 더욱 일반화된 방법을 제안했다. 그러나 이들 방법이 지니고 있는 문제점은 아주 작은 구경(즉 Pin hole camera)에서 얻은 영상을 사용하는 것이다. J. Ens와 P. Lawrence<sup>122)</sup>는 임의의 구경에서 얻은 영상으로부터 비초점화 정도를 얻어 거리를 측정할 수 있는 방법을 제안 했다.

따라서, 본 논문에서는 「초점면에서 거리 측정법」에서의 문턱치 설정의 어려움에 대한 대책으로 카메라 거리계의 전이벡터를 이용하는 새로운 방법이 먼저 제안되고, 그 다음으로 「영상 대비에 의한 거리 측정법」의 한 방법으로 구경을 변화시키지 않고서 거리를 측정하는 방법(즉, 「초점이 다른 영상에서의 거리 측정법」)이 제안된다. 특히, 후자의 경우, 대상 영상이 기존 연구에서 사용되었던 영상과 다른 비초점화 영상(「초점면으로부터 거리 측정법」에서 사용된 영상)이기 때문에 나타나는 몇가지 고유한 성질이 있다. 첫째, 초점이 맞추어진 부분 역시 매 영상마다 다르기 때문에 초점이 맞는 부분과 맞지 않는 부분이 한 영상내에 공존한다. 둘째, 「구경이 다른 영상에서의 거리 측정법」에서 사용되었던 거리 계산식을 사용할 수 없다. 따라서 「초점이 다른 영상에서의 거리 측정법」에 알맞는 거리 계산식을 새로이 유도한다.<sup>113)</sup>

본 논문의 구성은 초점과 비초점에서 거리 측정에

근간이 되는 COC(Circle Of Confusion)형성 및 분포를 2장에서 보이고, 다음 장에서 초점이 다른 영상에서 거리를 계측하는 두 가지 방법을 다룬다. 첫번째 방법은 초점이 다른 여러 장의 영상을 사용하는 것으로 3장에서 다루고, 두 번째 방법은 초점이 다른 두 장의 영상만을 사용하여 거리를 계측하는 방법으로 4장에서 다룬다. 그리고 5장에서는 두 방법에 대한 실험을 인공영상과 실영상을 대상으로 해보인다.

II. COC의 형성 및 분포

실세계의 영상이 2차원의 영상면에 투영될 때 영상 내의 어떤 부분은 초점이 맞아 선명하고 초점이 맞지 않은 부분은 흐려진다. 이 때 나타나는 흐림화 현상은 실효 렌즈의 구경과 카메라와 물체 사이의 거리에 의해 결정된다. 그림 1에 도시된 것과 같이 거리 U에 있는 물체는 초점이 맞아 선명하고, U와 렌즈사이의 점 P에 있는 물체는 영상면 EB 보다 뒷쪽에 초점이 맞으므로 영상면에는 흐리게 나타난다. 또한, U보다 멀리 있는 물체는 영상면의 앞쪽에 초점이 맞추어지므로 흐려진다. 만약, P 점에 점광원을 놓으면 P에서 출발한 빛은 초점면에 닿기 전에 영상면에 의해 차단 된다. 이 때 구경의 형태가 원형이면, 결상된 형태는 원형으로 나타나며, 이것을 COC라 한다.

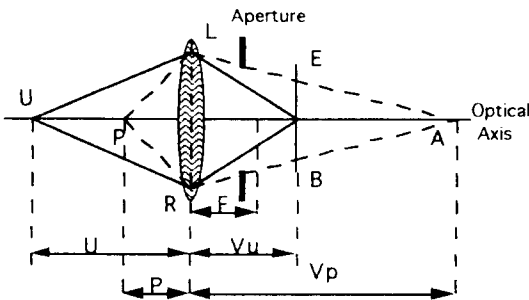


그림 1. 두 점 U, P의 결상계  
Fig. 1. An imaging system of two points U, P.

또한 COC의 반경이 커지면 커질수록 영상의 흐림 정도는 심화된다. 따라서 COC의 지름과 점 P에 대한 관계를 P의 함수로 나타내면

$$C(p) = \begin{cases} \frac{FU}{n(U-F)} - \frac{F^2U}{np(U-F)} - \frac{F}{n} & \text{for } (U < p < \infty) \\ \frac{F}{n} - \frac{FU}{n(U-F)} + \frac{F^2U}{np(U-F)} & \text{for } (F < p < U) \end{cases} \quad (1)$$

와 같이 된다.<sup>141</sup> 여기서 n은 카메라의 f수를 나타낸다. 그리고 거리에 따른 C(p) 함수의 분포를 그림 2에

도시했다.<sup>141</sup> 여기서 COC 지름의 분포는 초점 면(U)을 중심으로 앞과 뒤가 다르다. 따라서 그림 2를 이용하면 COC 지름만으로 거리를 계측하는 것이 가능하다. 즉 COC의 지름 C(p)를 먼저 검출한 후, 그림 2의 관계를 이용하여 역으로 물체까지의 거리 p를 추정한다.

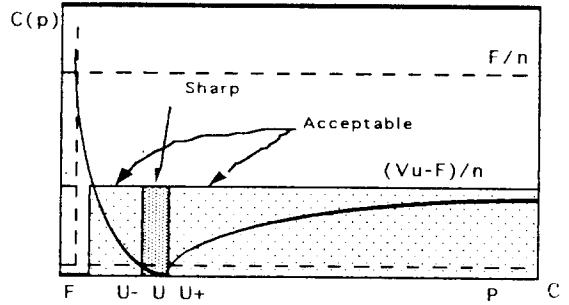


그림 2. 거리에 따른 COC 지름의 분포  
Fig 2. A distribution of diameter of COC with respect to the distance.

이 때, 어떠한 방법으로 COC의 지름을 검출하였고 해도 같은 크기의 지름이 초점면의 앞뒤쪽에 똑같이 존재하기 때문에 그것이 어느 쪽에 속하는지 판단하기 어렵다. 따라서, 한 장의 영상으로만 거리를 계측하는 것이 어렵기 때문에 두 장이상의 영상을 필요로 한다.

III. 카메라 거리계의 전이벡터를 이용한 거리 계측법

본 장에서는 「초점면으로부터 거리 계측법」의 한 방법으로 카메라 거리계의 전이 벡터를 이용하는 방법을 제시하고자 한다.

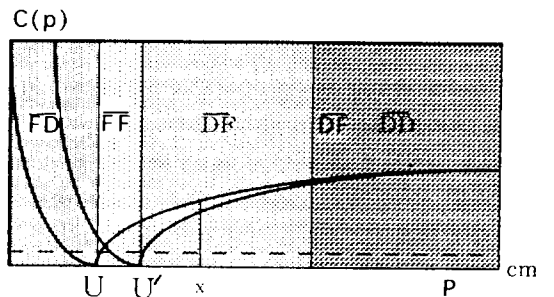


그림 3. 전이 벡터  
Fig. 3. Transposition vector.

다시말해서 카메라의 거리계를 후방에서 전방으로 일정한 간격으로 이동시키면서 얻은 영상들 사이에서 나타나는 전이벡터를 이용하여 거리를 계측한다. 이 때 두 영상사이에는 그림 3과 같은 관계가 성립한다. 여기서 U와 U'는 카메라 거리계 조작시 각각의 초점면을 나타내며, 이 때 생기는 전이벡터는 다음과 같다.

첫째, 초점이 맞았다가 흐려지는 경우(Focus-Defocus:  $\overline{FD}$ ),

둘째, 흐려져 있다가 초점이 맞는 경우(Defocus-Focus:  $\overline{DF}$ ),

셋째, 계속 초점이 맞아 있는 경우(Focus-Focus:  $\overline{FF}$ ),

네째, 계속 흐려 있는 경우(Defocus-Defocus:  $\overline{DD}$ ),

여기서 프레임 간의 전이 벡터  $\overline{FD}$ ,  $\overline{DF}$ ,  $\overline{FF}$ ,  $\overline{DD}$ 의 결정은 식 (2), (3)과 같이 3x3 마스크 내의 에러 에너지를 비교하여 가장 낮은 에러를 갖는 것으로 한다. 영상이 식 (6)과 같이 가우시언 흐림화(Gaussian Blur)될 때 에러 에너지식은

$$e_1 = \sum_{x,y} (I'(s,y)) - \sum_{a,\beta} \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{a^2+\beta^2}{2\sigma^2}} I'(x-a,y-\beta)^2 \quad (2)$$

$$e_2 = \sum_{x,y} (I'^{+1}(x,y) - \sum_{a,\beta} \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{a^2+\beta^2}{2\sigma^2}} I'(x-a,y-\beta))^2 \quad (3)$$

로 주어지며, 여기서 I'는 시간 t에서 얻은 영상을 나타내고 a와 beta의 범위는 가우스 함수 전체를 충분히 포함할 수 있는 범위인  $2\sqrt{2}\sigma$  정도로 잡는다. 또한 e1은 영상이 흐려져 있다가 선명해지는 경우를 나타내고 e2는 초점이 맞아 있다가 흐려지는 경우를 나타낸다. e1과 e2의 에너지 비교에 의해서 전이 벡터를

$$\begin{aligned} &\overline{FD} \text{ for } e_1 > e_2 \\ &\overline{DF} \text{ for } e_2 > e_1 \\ &\overline{FF} \text{ for } e_1 = e_2 \end{aligned} \quad (4)$$

와 같이 결정할 수 있다. 여기서  $\overline{DD}$ 와  $\overline{FF}$ 의 구별은 식 (5)의 관계를 통해서 결정한다. 즉,  $\overline{FF}$ 의 구별은  $\overline{DF}$ 와  $\overline{FD}$ 사이에 존재한다는 사실을 이용한다.

또한, 거리계 조작으로 얻은 비초점화 영상에서 3차원 공간상의 어떤 한 점에 대한 전이 벡터의 변이를 추정해 보면

$$\overline{DD} > \overline{DF} > \overline{FF} > \overline{FD} > \overline{DD} \quad (5)$$

의 관계가 성립하고, >는 전이벡터가 변이되는 방향을 나타낸다. 따라서 이들의 관계를 이용하면 물체가 지의 실거리를 추정할 수 있는데 이것을 그림 3의 x 점을 예로 설명 한다. 우선 공간상의 모든 점에 대해 초기 전이 벡터를  $\overline{DD}$ 라 가정하고, 초점거리를 그림 3의 U에서 U'로 옮기게 되면 x 점의 전이벡터는  $\overline{DD}$ 에서  $\overline{DF}$ 로 바뀌게 된다. 이 때 x 점의 전이벡터는 x 점이 초점영역에 이르기까지 계속해서  $\overline{DF}$ 를 유지하다가 초점영역에 포함되면  $\overline{FF}$ 로 바뀐다. 그리고 전이벡터는 초점면이 x 점을 벗어나기 이전까지  $\overline{FF}$ 를 유지하다가 벗어나는 순간,  $\overline{FD}$ 로 변이된다. 여기서 전이벡터의 변이는  $\overline{DD} > \overline{DF} > \overline{FF} > \overline{FD}$  순으로 변이되므로 물체는  $\overline{DF} > \overline{FF}$  로 변이될 때의 초점거리와  $\overline{FF} > \overline{FD}$  로 변이될 때의 초점거리 사이에 위치한다.

#### IV. 초점이 다른 영상에서의 거리 계측법

진 장에서는 여러 장의 영상에서 거리를 계측하는 방법을 제안했지만 본 장에서는 단 두 장의 영상만으로 거리를 계측할 수 있는 방법을 제안하고자 한다. 본 장은, 두 장의 비초점화 영상에서 비초점화차를 검출하기 위해 정칙화법을 이용하는 사항을 우선적으로 다루고, 그 다음 그 결과에서 얻은 비초점화차로부터 거리를 계산할 수 있는 거리식을 새로이 유도한다.

##### 1. 정칙화법을 통한 비초점화차 검출

점광원에 의해 결상된 COC의 내부가 가우스 형태의 명암 분포를 가진다면 COC의 반지름은 곧 가우스의 표준편차와 같다. 따라서, 화소 (x,y)의 표준편차 sigma를 검출하는 것이 곧 그 화소의 비초점화 정도를 구하는 것으로 된다. 또한, 영상의 비초점화는

$$I_d(x,y) = G(s,y,\sigma(s,y)) * I_f(s,y) \quad (6)$$

과 같이 원영상  $I_f(x,y)$ 와 가우스 PSF(Point Spread Function)  $G(x,y,\sigma(x,y))$ 의 컨벌루션으로 나타낼 수 있다. 또한  $\sigma(x,y)$ 는 2차원 가우스 함수의 표준편차이다. 여기서 영상 전체의 에러 에너지를 변분적 (variational) 표현을 빌어 나타내면

$$e = \int \int (I_d(s,y) - G(x,y,\sigma(x,y))) * I_f(x,y)^2 dx dy \quad (7)$$

가 된다. [16] [17]

Pentland [10]은 비초점화 현상은 에지 부분, 즉 불연속이 심한 부분에서 두드러지게 나타나고 평활한 부분에는 그렇지 않음에 착안하여 불연속 부분에서만 비

초점화 양을 검출했다. 그는 비초점화 양을 검출하는 파라미터로 1차 미분된 가우스 연산자를 사용했다. 다 시말해서 표준편차 값에 따라 원점에서 가우스 연산자의 기울기가 변하기 때문에 그것으로부터 비초점화 양을 측정 할 수 있다. 본 논문에서도 Pentland와 같이 기울기 공간에서 해를 얻는다. 기울기 공간에서 식 (7)을 다시 해석하면

$$e = \iint [(\nabla f(x, y) - G(x, y, \alpha(x, y))) * |\nabla f(x, y)|] dx dy \quad (8)$$

이 된다. 본 논문에서는 초점거리를 이동하여 얻은 영상을 대상으로 하기 때문에 식 (8)만으로는 부적합하다. 왜냐하면 비초점화된 두 영상간에 어떤 부분은 초점이 맞았다가 흐려지고 또 다른 부분은 흐려져 있다가 선명해지는 영역이 있기 때문이다. 식 (8)은 전자만을 고려했기 때문에 후자에 대한 고려를 이 식에 추가하면

$$e = \iint [\gamma(x, y)(|\nabla f(x, y) - G(x, y, \alpha(x, y))| * |\nabla f(x, y)| + (1 - \gamma(x, y))(|\nabla f(x, y) - G(x, y, \alpha(x, y))| * |\nabla f(x, y)|)^2] dx dy \quad (9)$$

이 된다. 여기서  $\gamma(x, y)$ 는 FD(Focus-Defocus)인 경우 0이고 DF(Defocus-Focus)인 경우 1이 된다. 식 (9)를 이산화시키면

$$e = \sum_{i,j} [\gamma_{i,j} (|\nabla f_{i,j}^t| - \sum_{u,v} \frac{1}{2\pi\sigma_{i,j}^2} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma_{i,j}^2}} |\nabla f_{i-u,j-d}^t|) + (1 - \gamma_{i,j}) (|\nabla f_{i,j}^t| - \sum_{u,v} \frac{1}{2\pi\sigma_{i,j}^2} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma_{i,j}^2}} |\nabla f_{i-u,j-d}^t|)^2] \quad (10)$$

이 된다. 식 (10)의 수렴성을 보장하기 위하여 본 논문에서는 Tikhonov의 안정자인 평활화 구속 조건(smoothness constraint)을 사용한다.<sup>118)</sup> 이것을 식 (10)에 부가하면

$$e = \sum_{i,j} [\gamma_{i,j} (|\nabla f_{i,j}^t| - \sum_{u,v} \frac{1}{2\pi\sigma_{i,j}^2} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma_{i,j}^2}} |\nabla f_{i-u,j-d}^t|) + (1 - \gamma_{i,j}) (|\nabla f_{i,j}^t| - \sum_{u,v} \frac{1}{2\pi\sigma_{i,j}^2} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma_{i,j}^2}} |\nabla f_{i-u,j-d}^t|)^2] + \lambda \sum_{i,j} (\frac{\partial^2 \sigma_{i,j}}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \sigma_{i,j}}{\partial y^2}) \quad (11)$$

이 된다. 여기서  $\lambda$ 는 Tikhonov의 안정자 파라미터이다. 식 (11)의 안정자를 라플라스 연산자로 5점 근사하면

$$e = \sum_{i,j} [\gamma_{i,j} (|\nabla f_{i,j}^t| - \sum_{u,v} \frac{1}{2\pi\sigma_{i,j}^2} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma_{i,j}^2}} |\nabla f_{i-u,j-d}^t|) + (1 - \gamma_{i,j}) (|\nabla f_{i,j}^t| - \sum_{u,v} \frac{1}{2\pi\sigma_{i,j}^2} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma_{i,j}^2}} |\nabla f_{i-u,j-d}^t|)^2] + \frac{\lambda}{\epsilon^2} (\sigma_{i-1,j} + \sigma_{i+1,j} + \sigma_{i,j-1} + \sigma_{i,j+1} - 4\sigma_{i,j}) \quad (12)$$

이 된다. 여기서  $\epsilon$ 는 이웃 화소와의 거리를 나타낸다.

식 (12)의 라플라스 평활화 구속 조건은 불연속이 있는 에지 부근에서도 평활화 구속 조건을 부여하기 때문에 에지 부근에서 에러를 유발시킨다. 그래서, Koch<sup>119)</sup> 등은 광유동(Optical flow) 계산에서 Geman 형제<sup>120)</sup>가 사용했던 라인 프로세서의 개념을 사용하여 이를 극복하였다.

그러나 이같이 1계 라인프로세서만을 고려할 경우, 라인프로세서들끼리의 불연속이 생기는 구석점(corner point)에서의 에러로 좋지 못한 결과를 내게된다. 따라서, 본 논문에서는 그림 4에 보이는 바와 같이 차극한과 최 종수<sup>121)</sup>가 제시한 2계 라인프로세서를 사용한다. 따라서, 식 (12)의 마지막 항은

$$\frac{\lambda}{\epsilon^2} (I_{lf}(\sigma_{i,j+1} - \sigma_{i,j}) + I_{lb}(\sigma_{i,j-1} - \sigma_{i,j}) + I_{lf}(\sigma_{i-1,j} - \sigma_{i,j}) + I_{lb}(\sigma_{i+1,j} - \sigma_{i,j})) \quad (13)$$

이 된다. 여기서는 한 화소당 2개의 라인프로세서만을 고려했던 Geman<sup>120)</sup>과는 달리 4 개의 라인프로세서를 고려한다.  $I_{lf}$ 는 왼쪽 화소와의 관계,  $I_{lb}$ 는 오른쪽 화소와의 관계,  $I_{vf}$ 는 윗쪽 화소와의 관계,  $I_{vb}$ 는 아랫쪽 화소와의 관계를 각각 나타낸다 (그림 4). 그리고  $I_{lf}$ ,  $I_{lb}$ ,  $I_{vf}$ ,  $I_{vb}$ 는 화소 (i,j)의 함수이다. Koch와 같이 식 (13)에 라인 프로세서들끼리의 상호 억제 또한 흥분을 조장하는 요소

$$C(D) = \alpha(l_{lf}I_{lb} + l_{vf}I_{vb}) - \beta(l_{lf}(1 - l_{vf}) + l_{vb}(1 - l_{hb})) \quad (14)$$

를 부가한다.<sup>119)</sup> 여기서  $l_{lf}I_{lb}$ ,  $l_{vf}I_{vb}$ 는  $l_{lf}$ 와  $l_{vb}$ ,  $l_{vf}$ 와  $l_{lb}$ 가 연이어 일어날 경우 에너지를 높여주고  $l_{lf}$ ,  $l_{vf}$ 나  $l_{lb}$ ,  $l_{vb}$ 가 동시에 일어나는 경우 에너지를 낮추어 준다. 식 (12), (13), (14)에서

$$e = \sum_{i,j} [\gamma_{i,j} (|\nabla f_{i,j}^t| - \sum_{u,v} \frac{1}{2\pi\sigma_{i,j}^2} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma_{i,j}^2}} |\nabla f_{i-u,j-d}^t|) + (1 - \gamma_{i,j}) (|\nabla f_{i,j}^t| - \sum_{u,v} \frac{1}{2\pi\sigma_{i,j}^2} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma_{i,j}^2}} |\nabla f_{i-u,j-d}^t|)^2] + \frac{\lambda}{\epsilon^2} (I_{lf}(\sigma_{i,j-1} - \sigma_{i,j}) + I_{lb}(\sigma_{i,j-1} - \sigma_{i,j}) + I_{vf}(\sigma_{i-1,j} - \sigma_{i,j}) + I_{vb}(\sigma_{i-1,j} - \sigma_{i,j})) + C(D) \quad (15)$$

를 얻을 수 있다. 이 식을 최소로 하는  $\sigma_{i,j}$ 를 구하면 그것이 바로 프레임 간의 비초점화 차( $d\sigma_{i,j}$ )이다.

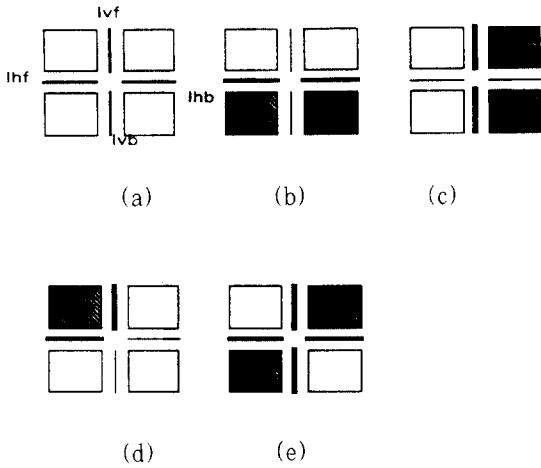


그림 4. 2 계 라인 프로세서 (a) 2계 라인 프로세서, (b) 수평 에지, (c) 수직 에지, (d) 코너점, (e) 마주보는 코너점에서 동작 형태  
 Fig. 4. 2'nd order line processor. (a) 2'nd order line processor, (b) horizontal edge, (c) vertical edge, (d) corner point, (e) corner points faced with each other.

2. 비초점화차로부터 거리 측정

본 논문에서 이용하고자 하는 카메라 파라미터는 초점거리이다. 물체공간에서 초점거리를 이동시키는 것은 카메라의 거리계를 조작함으로써 간단히 구현될 수 있다. 거리계를 연속적으로 움직여 일정한 간격으로 영상을 얻는 과정은 그림 5와 같다. 그림 5는 초점면이 물체공간에서 이동되는 과정을 영상 공간에서 표현한 것이다. 다시말해서 카메라의 거리계를 움직여 물체 공간에서의 초점면을 이동시키는 과정이나, 물체를 고정시켜 둔 채 영상면을 움직이는 것은 같다.

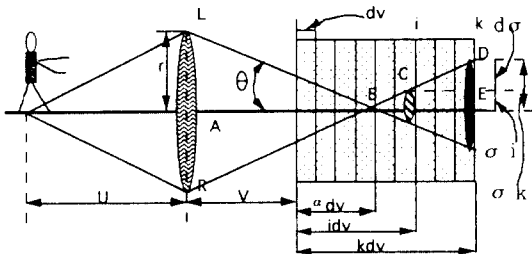


그림 5. 거리계의 움직임에 의한 연속 결상  
 Fig. 5. Sequential imaging with respect to movement of camera's range.

거리계로 가장 가까운 곳에 초점을 맞추었을 때 영상 공간에서 초점면이 생기는 첫 번째위치를 V, 렌즈 실효 구경의 반경을 r, 영상공간에서의 초점면의 움직임을 dv, 선분 LB와 AB가 이루는 각을  $\theta$ , i번째와 k번째의 COC 반경을 각각  $\sigma_i, \sigma_k$  그리고 이때의 COC 반경의 변위를  $d\sigma$ 라고 하면, 삼각형 LBA와 CDE는 닮은 꼴이므로  $\angle DCE$ 는  $\theta$ 이다. 따라서 삼각형 LBA와 CDE는 닮은 꼴이므로 이것을 이용하여 거리계산식을 유도하면

$$U = \frac{F}{1 - 2n \frac{d\sigma}{dv}} \quad (16)$$

이 된다(부록 1). 식 (16)의 우변에서 n, F, dv가 기지이므로  $d\sigma$ 만 검출하면 거리를 알 수 있다. 여기서  $d\sigma$ 는 식 (15)을 최소화함으로써 얻을 수 있다.

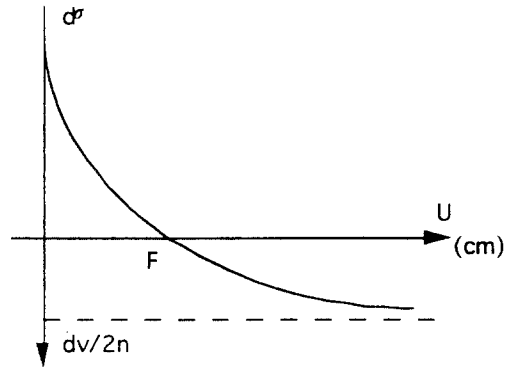


그림 6. 거리에 따른 COC 지름의 차.  
 Fig. 6. Difference of diameter of COC relative to the distance.

식 (16)의  $d\sigma$ 와 U의 관계는 그림 6과 같이 된다.  $d\sigma$ 가 0이면 U는 F가 되고,  $d\sigma$ 가  $\infty$ 로 커지면 U는 점점 작아진다. 그리고,  $d\sigma$ 가  $dv/2n$ 에 가까이가 가면 U는 점점 커진다. 즉 카메라에 가까이 있는 물체일수록 비초점화 차는 커지고 멀어질수록 그 정도가 작아진다. 이는 그림 3에서 U 곡선과 U' 곡선의 차이가 초점영역에서 멀어질수록 작아진다는 사실을 통해서도 알 수 있다.

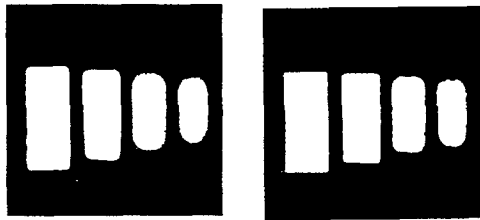
V. 실험 및 고찰

본 장에서는 「초점면으로부터 거리 측정법」의 일환으로 3장에서 제안된 전이벡터를 이용한 거리 측정법을 1절에서 다루고, 그 다음으로 4장에서 제안된 「영상 대비에 의한 거리 측정법」의 한 종류로 정칙화

법을 이용한 비초점화차 검출에 대한 실험과 실영상에서의 거리계측에 대한 실험을 2절에서 다룬다.

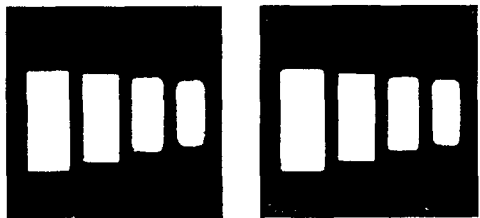
### 1. 전이벡터를 이용한 거리계측 실험

본 절은 그림 7에 제시된 11장의 프레임을 사용하여 전이 벡터에서 깊이 및 거리 추정을 실험하였다. 제시된 11장의 프레임은 100mm에서부터 200mm까지 10mm 간격으로 거리계를 이동하여 얻은 영상이다.



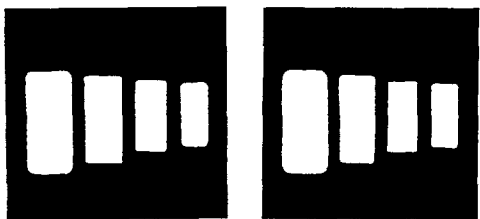
(a) 100mm

(b) 110mm



(c) 120mm

(d) 130mm



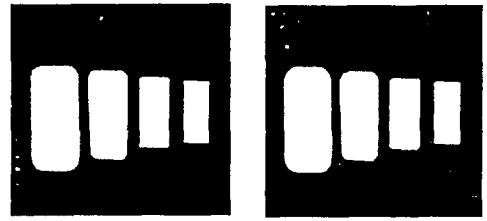
(e) 140mm

(f) 150mm



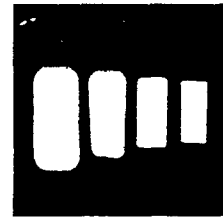
(g) 160mm

(h) 170mm



(i) 180mm

(j) 190mm



(k) 200mm

그림 7. 거리계를 100mm~200mm 까지 10mm 간격으로 얻은 11프레임

Fig. 7. 11 frames caught by moving the camera range back and forth at a range from 100mm to 200mm.

일반적으로 영상 획득시 가장 먼저 부딪치는 문제는 조명의 문제이다. 본 실험에서는 조명에 대한 영향을 최대한 줄이기 위해 자연광 하에서 영상을 촬영했으며 사용한 카메라의 모델은 SONY사의 XC-57 CCD 카메라이다. 이 때 사용한 프레임 그레이버는 IMAGING TECHNOLOGY사의 ITEX COLOR FRAME GRABBER이며, IBM-386에 장착하여 사용했다. 렌즈는 50mm 렌즈를 사용하고, 피사계 심도를 좁히기 위해  $f$ 수를 1.4에 고정시켰다. 영상 내의 물체들은 왼쪽에서부터 오른쪽으로 카메라로부터 113cm, 128cm, 159cm, 188cm에 놓여 있다. 영상 내의 물체들은 상호 간섭을 배제하기 위해 적절한 간격을 유지하도록 배치하였으며, 색깔에 대한 영향을 줄이기 위해 흰색 바탕을 사용했다.

또한, 전이벡터 DF와 FD의 결정은  $\sigma=5$ 로 하여  $3 \times 3$  창틀 내에서 DF를 구동하였을 때의 에러 에너지와 FD를 구동하였을 때의 에러 에너지를 비교하여 적은 에너지를 나타내는 쪽으로 결정했다. 이것을 실영상에 적용하여 프레임 간에 DF와 FD를 얻은 결과를 그림 8에 도시했다. 여기서 굵은 선은 DF이고 가는 선은 FD를 나타내고, 가장 뒷쪽에 있는 선은 100mm와 110mm에서 얻은 프레임 간의 전이 벡터를 추정된 결과를 나타낸다. 그리고 그 다음은 110mm와 120mm

프레임 간에서 얻은 결과를 나타내고 있으며, 나머지는 계속해서 10mm 간격으로 얻은 결과를 나타낸다. 이때 물체가 있는 위치의 추정은 특정 물체가 DF로 있다가 FD로 바뀌는 순간의 거리계 값을 읽어 그것을 그 물체까지의 거리로 한다. 그림 7에 도시된 11장의 프레임으로부터 거리를 계측한 결과를 그림 9에 도시하였다.

그림 8. 초점이 맞아 있다가 흐려지는 부분(얇은 선) 초점이 흐려 있다가 맞는 부분(굵은 선)  
 Fig. 8. The region from focused to defocused (thin line), the region from defocused to focused(thick line).

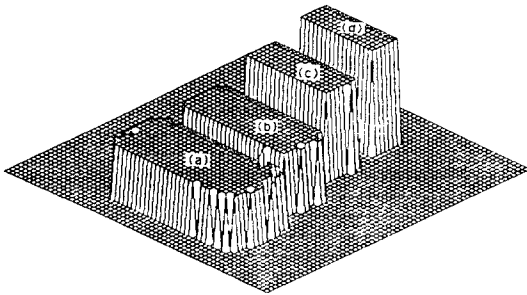


그림 9. 거리 지도 (a) 110mm~120mm, (b) 120mm~130mm, (c) 150mm~160mm, (d) 170mm~180mm  
 Fig. 9. Distance map. Object (a) is located between 110mm and 120mm, (b) between 120mm and 130mm, (c) between 150mm and 160mm, and (d) between 160mm and 170mm

여기서 그림 9 (a)는 110mm에서 120mm 사이에 있는 물체이고 (b)는 130mm에서 140mm 사이에 있는 물체이다. 그림 9 (c)는 150mm에서 160mm 사이에 있고, (d)는 170mm에서 180mm 사이에 있음을 알 수 있다. 실험 결과 그림 9 (a), (b), (c)는 물체가 놓인 위치와 거리계가 일치하나 (d)의 경우는 얻어

진 결과와 물체가 놓인 위치가 다르다. 이와 같은 결과는 카메라의 특성상 카메라로부터 멀어질수록 피사계 심도의 폭이 넓어지기 때문이다. 이는 피사계 심도를 줄일 수 있는 특수한 카메라를 사용하지 않는 이상 필연적으로 나타나는 현상이다.

한편, 초점과 비초점에서 거리를 얻을 수 있는 실효 거리는 카메라 파라미터, 영상 촬영 시의 조명 조건, 결상계의 수차(aberrations), 영상의 분해능 등에 좌우된다. 그리고 대상 물체가 거울과 같이 전반사가 되는 물체이면 이 방법으로 거리를 계측할 수 없다. 초점과 비초점에서 거리 계측의 가장 큰 문제는 피사계 심도에 대한 오류이다. 대개 비초점을 이용하여 거리를 구하는 방법들은 피사계 심도가 거리에 따라 일정하다고 가정하거나 이를 무시한다. 그러나 실제로 피사계 심도의 폭은 카메라에서 멀어질수록 커진다. 그래서 초점과 비초점에서 거리 계측은 멀리 있는 물체에 비해 가까이 있는 물체일수록 거리 계측의 오류는 적다. 두 번째는 제시된 알고리즘의 진행 과정에서 나타나는 오류이다.

위에서 제시된 제반제약은 기존 방법과 같이 제안된 방법에서도 고스란히 남지만, 제안된 방법의 장점이라면 기존의 방법에서 초점이 가장 잘 맞는 부분을 가려 내는데 필요한 문턱치 규정의 어려움을 3X3 창틀내에서 전이벡터의 여러 에너지 비교만으로 간단히 해결한 부분이다.

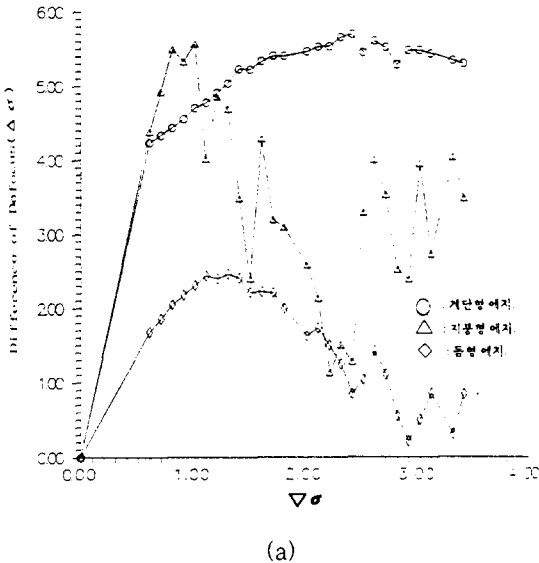
### 2. 정칙화법을 이용한 거리계측 실험

본 절에서는 두 가지의 실험을 했다. 하나는 각 종의 에지에 대해 이미 알고 있는 기지의 양과 산출 결과가 선형적임을 보이고, 그 결과에서 비초점화 양을 추정할 수 있음을 검증한다. 그리고 제안된 방법과 타 방법과의 비교에 의해 에지의 종류와 잡음에 대한 강건성을 검토하고, 3.2절에서 얻은 비초점화 차와 거리의 관계를 실제 영상을 통해 입증한다.

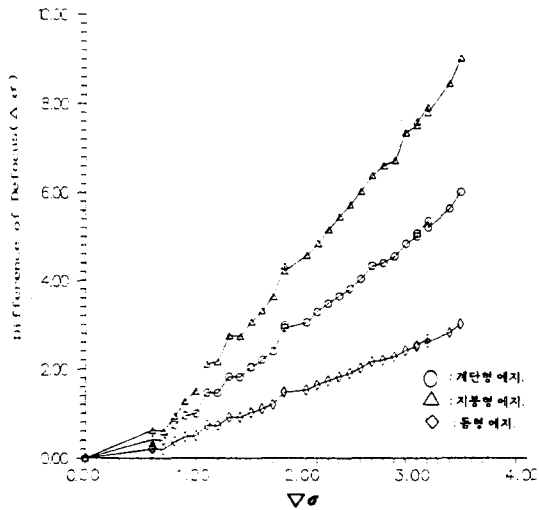
본 절에서 제시된 정칙화 법의 경우, 주어진 영상에서 먼저 전이 벡터를 결정한 후, Gauss-Seidel법으로 실행하였다. 정칙화 법에서 해의 수렴성을 보장해주는 중요한 파라미터는 초기치와 Tichonov의 안정자 계수이다. 본 논문에서는 초기치로 최대한 영에 가까운 값을 취했고 정칙화 계수로 0.1을 사용하여 실험했다. 실험은 각 종류의 에지들 즉 1계, 2계, 3계 에지를 대상으로 실험하였다. 이들 각각에 대해 제안하는 방법과 Pentland법을, 그리고 영상 복구(image restoration)에서 PSF 추정에 고전적으로 사용하고 있는 수단인 평균 파워 스펙트럼 변화비를 적용하였다. 실험은 임의의 표준 편차 값을 주고 비초점화를 시켜 그것을



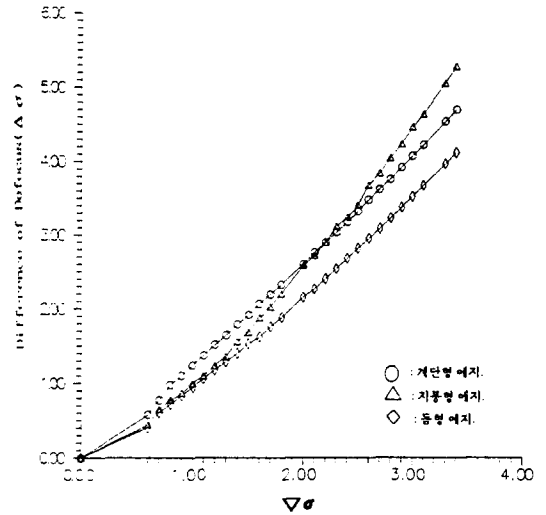
각 방법으로 추정하는 형식으로 모의 실험을 하고 이에 대한 결과를 그림 10에 나타냈다. 그림 10 (a)는 Pentland가 제안했던 두 번째 방법으로 모의 실험한 결과이다. 비초점화가 심하게 될수록 입력치와 결과치의 선형성이 떨어짐을 알 수 있다. 그림 10 (b)는 Subbarao가 사용한 평균 파워 스펙트럼의 변화비에 대한 실험 결과를 나타냈다. 입력치와 결과치의 선형 관계를 이루나 매끈하지 않음을 알 수 있다. 그림 10 (c)는 제안된 방법으로 모의 실험한 결과를 나타낸다. 평균비와 제안된 방법은 주어진 표준 편차와 얻어진 결과치가 선형 관계에 있음을 알 수 있으나 Pentland 법은 그렇지 않다. 여기서 제안된 방법이 타 방법보다 더욱 예지의 형태에 강건함을 알 수 있다.



(a)



(b)



(c)

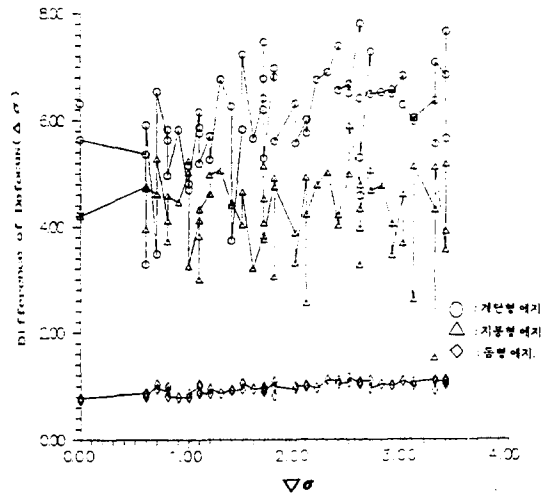
그림 10. 에너지 성질에 대한 강건성.

- (a) Pentland 방법
- (b) Subbarao 방법
- (c) 제안하는 방법

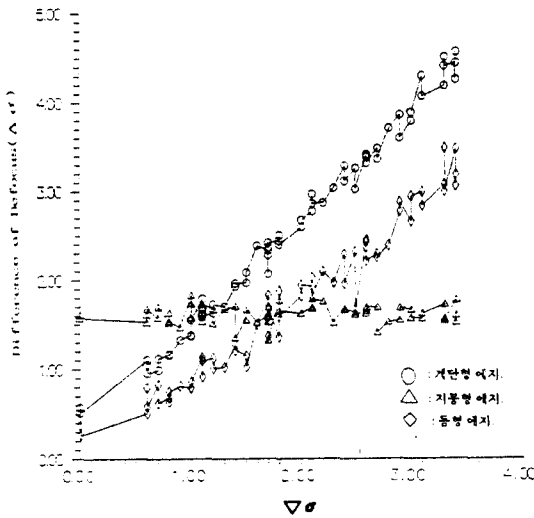
Fig. 10. Robustness of characteristics of edge.

- (a) Pentland method
- (b) Subbarao's method
- (c) Proposed method

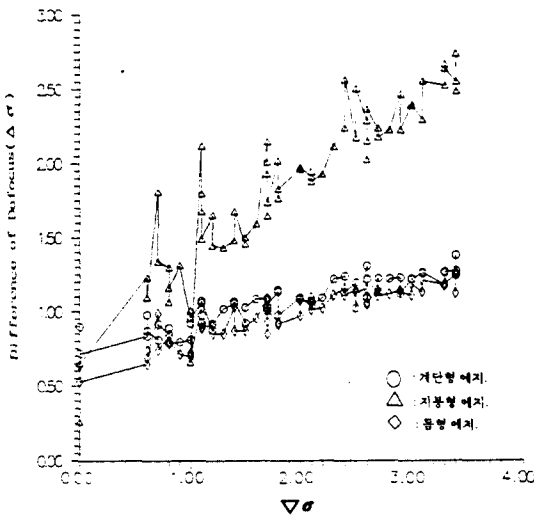
그리고 각 예지에 백색 잡음을 추가하여 잡음에 대한 강건성을 실험하고 그 결과를 그림 11에 도시했다. 여기서 실험 방법은 그림 10과 같이 임의의 입력치를 주고 그것에 대한 결과를 얻는 방법으로 모의 실험을 했다.



(a)



(b)



(c)

그림 11. 잡음(10%)이 첨가된 에지에 대한 응답  
 (a) Pentland 방법  
 (b) Subbarao 방법  
 (c) 제안하는 방법

Fig. 11. Response of edge being added to 10% noise.  
 (a) Pentland, method  
 (b) Subbarao's method  
 (c) Proposed method.

(a), (b), (c)는 각각 Pentland, Subbarao, 제안된 방법으로 모의 실험한 결과를 나타낸다. 역시 제안한 방법이 평균비와 비슷한 정도로 잡음에 강인함을 알 수 있다.

한편, 거리 측정은 그림 12에 도시된 흐름도에 따라서 행해진다. 맨 먼저 카메라 거리계를 조작하여 얻은 두 장의 비초점화 영상으로부터 기울기 영상과 전이벡터를 구하고, 그 다음 기울기 영상과 전이벡터를 이용하여 비초점화차를 구한다. 그리고 앞에서 구해진 비초점화차를 거리 계산식에 대입하여 거리를 계측한다. 그러나 이렇게 해서 측정된 거리가 카메라와 초점면 사이의 것인지 아니면 초점면 뒤쪽의 것인지 알 수 없다. 따라서 전이벡터를 이용해서 앞과 뒤를 구분짓는다. 다시말해 해당 화소의 전이벡터가 FD이면 그 거리값은 초점면 뒤쪽에서의 거리를 나타내고, DF이면 앞쪽에서의 거리를 나타낸다.

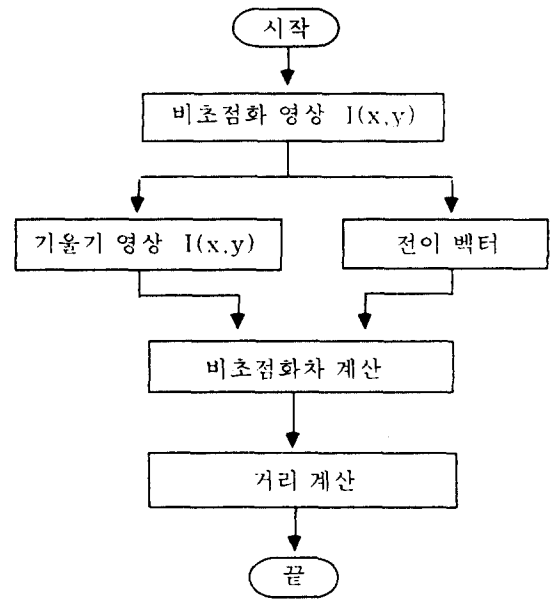


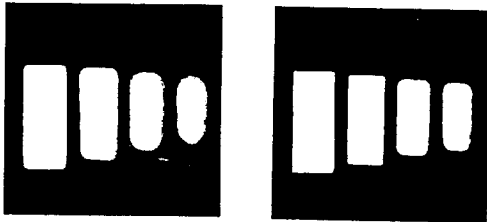
그림 12. 거리 계산 과정의 흐름도  
 Fig. 12. Flowchart computing the distance.

그림 13(b)는 거리계를 100mm와 120mm에 맞춘 그림 13(a)에 대해 그림 (13)의 절차를 수행한 결과이다. 물체의 에지 부분은 실제 계산한 결과를 나타내고 내부의 매끈한 영역은 에지의 값을 평균하여 나타냈다.

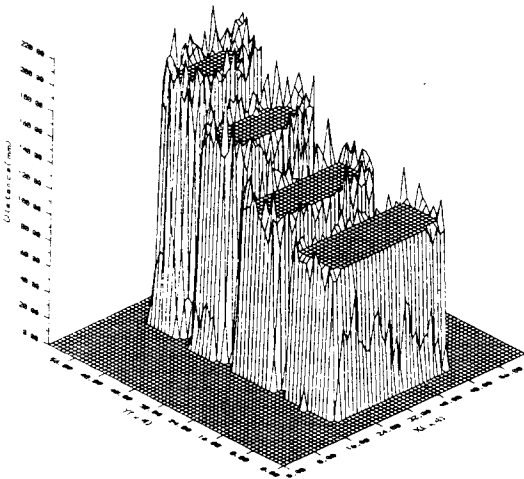
두 장의 영상만으로 거리를 계측하는 분야에서 실거리 계측은 아직도 어려운 문제로 남아 있다. 본 논문에서도 비초점화의 분포로부터 실거리를 계산할 수 있었지만, 물체가 몇 cm 혹은 몇 m에 있다는 정량적인 계측을 하는 것은 어려웠다. 그러나 얻어진 결과와 실거리 사이의 교정(calibration) 과정을 거쳐 실거리를 계측할 수 있었다.

그리고 초점과 비초점에서 거리 계측법이 타 방법

에 비해 장점을 가장 잘 나타내는 영상은 아무런 특징이 없는 벽과 같은 평면 영상을 대상으로 거리를 계측하려 할 때이다. 평면 영상은 아무런 특징 및 명암 변화가 없으므로 양안 입체시나 광유동으로는 거리를 계측할 수가 없다. 그러나 초점과 비초점을 이용하여 거리를 계측하는 방법은 카메라 파라미터 중의 하나만 변화시켜 나타나는 명암 변화에서 거리를 계측할 수 있다.



(a-1) 거리계 = 100mm (a-2) 거리계 = 120mm



(b)

그림 13. 두장의 영상에서 길 검출 (a) 원영상(100mm, 120mm). (b) 거리분포

Fig. 13. Detecting the distance between two images. (a) The real images(100mm, 120mm), (b) Distribution of the distance.

## VI. 결론

초점과 비초점을 이용해서 거리를 계측하는데, 본 논문에서는 크게 두 가지의 방법을 제안했다. 첫째는 「초점면으로부터 거리 계측법」의 하나로 프레임간의

전이벡터를 이용하는 방법이고, 또 다른 하나는 두 장의 영상에서 거리 계측법의 하나로 정칙화법을 이용하는 방법이다. 이들 제안된 방법들의 결론을 총괄하면 다음과 같다.

첫째, 카메라 거리계의 이동 벡터와 초점 대 비초점의 전이 벡터를 이용하여 거리를 구하는 알고리즘을 제안하였다. 이 방법은 한 영상에서 한 거리만을 얻을 수 있는 「초점면으로부터 거리 계측법」에 해당되며, 기존의 방법에서 초점 부분을 가려내는데 필요한 문턱치 결정의 어려움을 3X3 창틀내에서 초점대 비초점과, 비초점대 초점이 전이되는 벡터의 에러 에너지 비교만으로 간단히 해결하므로 하여 그 유용성을 입증하였다.

둘째, 구경을 변화시켜 만들어진 두 장의 영상에서 깊이 및 거리를 추출하기 위해 푸리에 영역에서 그 조작이 이루어졌던 기존의 연구는 거리도 작성시 불확화 현상이 생기게 된다. 이는 푸리에 영역에서 비초점화 정도를 구하기 위해서 영상을 적절한 크기로 분할해야 했기 때문이다. 따라서 본 연구에서는 이의 대책으로 공간 영역에서 수행되었다. 즉 카메라의 거리계를 조작하여 초점이 맞추어진 두 영상을 사용하여, 비초점화된 곳을 추정하는 새로운 방식이 제안되었다. 정칙화 법의 일반적인 구속 조건인 평활화 구속 조건을 사용하므로 하여 생기는 불연속 구간에서의 오류를 방지하기 위해 Geman의 1계 라인 프로세서를 확장시킨 2계 라인 프로세서를 고안했고, 이것을 적용시킴으로 해서 에지의 형태나 잡음에 강건하게 되었다. 3 종류의 에지를 대상으로 실험한 결과 에지의 형태나 잡음에 강건한 계측법임을 알 수 있었다. 그러나 정확한 거리를 직접 계측하는 데는 어려움이 존재했으며, 실거리와의 관계를 보정해야 하는 단계가 필요로 했다. 사실, 수동 시각으로 정밀한 거리를 계측하기란 쉬운 일이 아니다.

셋째, 두 영상의 비초점화 차에서 깊이 및 거리를 얻어 내는 식을 렌즈 법칙에 바탕하여 새로이 유도했다. 이때, 비초점화를 나타내는 PSF(point spread function)로 Gauss형을 채택하였으며, Gauss 표준편차의 결정이 곧 비초점화 정도의 측정이 되도록 했다.

비초점화는 평활한 물체의 내부에 비해 영상 내의 불연속 부분에 두드러지게 나타나므로 물체의 윤곽 부분에서만 깊이 및 거리를 얻을 수 있다. 그래서 물체의 3차원적 형상을 복구하려면 물체 내부에 대한 보간이 필요하다. 그리고 기하 광학 법으로 거리를 계측할 때 난점은 결상계를 정확히 모델링하는 것이다. 본 논문에서 비초점화의 PSF로 가우스형 PSF를 사용했기 때문에 여러 가지 오류가 나타났다. 그 중에 가장 큰 문제는 물체들 상호간의 간섭 현상과 색수차 현상이었다.

본 논문에서 행한 거리 계측 실험은 색 수차를 일으키지 않도록 흰색 물체를 사용했고 대상 물체들끼리의 상호 간섭 현상을 배제하기 위해 물체간에 일정한 간격을 두어 실험하였다. 색깔이 다른 물체가 섞여 있는 경우는 앞으로 연구 해야 할 과제이며 간섭이 허용될 수 있도록 하는 것 역시 앞으로 연구되어야 할 중요한 과제이다.

또한, 카메라 파라미터를 변화하여 거리를 얻는 최대의 장애물은 피사계 심도이다. 그래서 피사계 심도를 고려하지 않게 하는 특별한 기하 광학계를 설계하여 이용하여야만 한다. 만약 그렇지 않으면 피사계 심도까지 고려하여 거리를 구할 수 있는 수학적 접근이 필요하게 될 것이다.

부록 1. COC 지름의 차에서 거리 계측

삼각형 LBA와 CDE는 닮은 꼴이므로 ∠DCE는 θ 이다. 따라서

$$\tan(\theta) = \frac{d\sigma}{(K-1)dv} = \frac{\gamma}{V+dv} \tag{a-1}$$

로 주어지며, 물체 공간에서 U와 그 대응점 V+αdv와의 관계는

$$V+adv = \frac{\gamma(K-i)dv}{d} \sigma \tag{a-2}$$

가 된다. 결국,

$$\alpha = \frac{\gamma}{d\sigma}(k-i) - \frac{V}{dv} \tag{a-3}$$

을 얻을 수 있다. 그리고 렌즈의 법칙에서

$$\frac{1}{U} + \frac{1}{V+adv} = \frac{1}{F} \tag{a-4}$$

이 되고, 여기서

$$U = \frac{F(V+dv)}{V+adv-F} \tag{a-5}$$

이 된다. 따라서 식 (a-3)을 식 (a-5)에 대입하면

$$U = \frac{F\gamma dv(k-i)}{\gamma dv(k-i) - d\sigma F} \tag{a-6}$$

을 얻을 수 있다. 윗식에서

$$U = \frac{F\gamma(k-i)}{\gamma(k-i) - F \frac{d\sigma}{dv}} \tag{a-7}$$

이 된다. 여기서, 카메라의 f 수 n은

$$n = \frac{F}{LR} = \frac{F}{2\gamma}, 2n = \frac{F}{\gamma} \tag{a-8}$$

인 관계를 이용하면

$$U = \frac{F(k-i)}{(k-i) - 2n \frac{d\sigma}{dv}} \tag{a-9}$$

를 얻을 수 있다. k=i+1로 하면, k-i=1이 되므로 식 (a-9)는

$$U = \frac{F}{1 - 2n \frac{d\sigma}{dv}} \tag{a-10}$$

이 된다.

참 고 문 헌

- [1] J. Aloimonos, I. Weiss and A.B. Yopadhyay, "Active vision," *Journal of Computer Vision*, vol. 1, no. 1, pp. 335-356, 1988.
- [2] J.K. Aggarwall, "Motion and time varying imaging - an overview," *Proceedings workshop on Motion: Representation and Analysis*, pp. 1-6, May 1986.
- [3] B.K.P. Horn and B. Schunck, "Determining optical flow," *Artificial Intelligence*, vol. 17, pp. 205-210, 1981.
- [4] S.T. Barnard and W.B. Thimpon, "Disparity analysis of image," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 2, no. 4, pp. 333-340, Apr. 1980.
- [5] U.R. Dhond and J.K. Aggarwal, "Structure from stereo," *IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics*, vol. 19, n0. 6, pp. 1489-1510, Nov. 1989.
- [6] W. Hoff and N. Ahuja, "Surfaces from stereo: Integrating feature matching, disparity estimation, and contour detection," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 2, pp. 121-136, Feb. 1989.
- [7] R.A. Jarvis, "A perspective on range finding techniques for computer vision," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 5, no. 2, pp. 122

- 139, March 1983.
- [8] E. Krotokov, "Focusing," *Journal of Computer Vision*, vol. 1, no. 3, pp. 223-237, 1987.
- [9] 이 용수, 액티브 포커싱을 이용한 3차원 물체의 깊이 계측에 관한 연구, 중앙대학교 대학원 전자공학과 석사학위 논문, 1991, 6.
- [10] A.P. Pentland, "A new sense for depth of field", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 9, no. 4, pp. 523-531, July 1987.
- [11] P. Grossman, "Depth from focus," *Pattern Recognition Letters*, vol. 5, pp. 63-69, Jan. 1987.
- [12] M. Subbarao, "Parallel depth recovery by changing camera parameters," *2nd International Conference on Computer Vision*, pp. 149-155, Dec. 1988
- [13] 차 국찬, 초점과 비초점에서 깊이 및 거리 계측에 관한 연구, 중앙대학교 대학원, 전자공학과, 박사 학위 논문, 1992.2.
- [14] M. Potmesil and I. Chakravarty, "Synthetic image generation with a lens and aperture camera model," *ACM Trans. Graph.*, vol. 1, pp. 25-108, Apr. 1982.
- [15] P.A. Stokseth, "Properties of a defocused optical system," *J. Opt. Soc. Am.*, vol. 59, pp. 1314-1321, Oct. 1969.
- [16] T. Poggio, T. Torre, and C. Koch, "Computational vision and regularization theory," *Nature*, vol.317, pp. 314-319, 1985.
- [17] P.M. Prenter, *Splines and Variational Methods*, A Wiley-Interscience Publish, 1975.
- [18] A.N. Tikhonov and V. Y. Arsenin, *Solution of Ill-posed Problems*, Wasington, D.C., Winston and Sons, 1977.
- [19] C. Koch, J. L. Carral, and M. J. Hutchinson, "Computing motion using resistive network," *Neural Information Processing System, American Inst. of Physics*, New York, pp. 422-431, 1986.
- [20] S. Geman and M. Geman, "Stochastic relaxation, Gibb's distributions, and the baysian restoration of images," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, no. 6, pp. 721-741, 1984.
- [21] K. Cha and J.S. Choi, "Shape from defocus and shading," *Proc. of SPIE Application of Digital Image Processing*, vol. 1349, pp. 255-266, 1990.
- [22] J. Ens and P. Lawrence, "An Investigation of methods for determining depth from focus," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, no. 2, pp. 97-107, Feb. 1993.

#### 저 자 소 개



#### 車國贊(正會員)

1959년 1월 19일생. 1987년 8월 중앙대 전자공학과(석사). 1992년 2월 중앙대 전자공학과(박사). 현재 건양대학교 컴퓨터공학과 조교수. 주관심분야는 Computer Vision 과 Com-

puter Graphics 임.

#### 崔宗秀(正會員) 제 28권 B편 제5호 참조.

현재 중앙대학교 전자공학과 교수