

論文96-33B-10-6

교차 시각 스테레오 카메라 모델 해석

(Analysis of Convergent Looking Stereo Camera Model)

李 迪 植 *

(Juck Sik Lee)

요 약

영상 처리, 영상 이해 및 3차원 정보 추출을 위하여 주로 평행 시각 스테레오 카메라를 입력 장치로 사용하였다. 본 논문에서는 광축이 서로 만나는 구조를 갖는 교차 시각 스테레오 카메라 모델의 이론적 해석과 성능 평가를 다룬다. 기준 좌표계 영상 좌표계의 상관 관계식에 기초하여, 디지털 영상의 최소 단위인 pixel에 기인한 양자화 오차, 깊이 분해도, 등심도 그리고 카메라 설치의 기하학적 영향, 동시선, epipolar 직선, 깊이 오차의 확률 밀도 함수, 스테레오 정합 영역들이 분석될 것이다.

Abstract

A parallel looking stereo camera was mainly used as an input sensor for digital image processing, image understanding and the extraction of 3 dimensional information. Theoretical analysis and performance evaluation are dealt in this paper for a convergent looking stereo camera model having a fixation point with the result of crossing optical axes. The quantization error, depth resolution and equidepth map due to digital pixels, and the misalignments effects of pan, tilt and roll angles are analyzed by using the relationship between the reference and image coordinate systems. Also horopter, epipolar lines, probability density functions of the depth error, and stereo fusion areas for the two camera models are discussed.

I. 서 론

하드웨어의 소형화, 고집적화, 고속화에 힘입어 음성 의 1차원적인 데이터뿐만 아니라 연속적인 영상의 2차원적인 데이터를 실시간으로 처리하는 것이 가능하게 되었고, 많은 양의 데이터를 신속, 정확하게 처리하는 정보화 시대로 접어들었다. 이러한 정보화 시대로 접어들면서 카메라는 2차원 영상을 얻는 입력장치의 수단으로써 다른 어떤 장치보다도 많은 정보를 제공한다.

인간은 모든 정보의 70%에 가까운 것을 눈에 의한 시각 작용으로 정보를 획득한다는 사실로 보아, 고도화, 지능화된 사회일수록 영상 입력, 처리 및 이해에 대한 지식의 필요성이 강조될 것이다.

현재까지는 실시간 처리가 요구되는 시각 응용 시스템에서는 주로 하나의 카메라에서 얻는 영상을 처리하여 필요한 2차원 정보를 획득하였지만, 하드웨어 발전에 기인한 처리 능력의 고속화에 힘입어 스테레오 카메라를 입력 장치로 사용한 3차원 정보 추출 노력이 증가되고 있다. 이론적으로 스테레오 카메라에서 얻어진 한 쌍의 영상과 카메라 변수들(카메라의 초점거리, 두 카메라 사이의 거리)이 주어진다면, 두 영상 속에 같이 존재하고, 특징이 뚜렷한 물체에서는 3차원적인 위치 계산이 가능하지만 전반적인 영상의 3차원 정보

* 正會員, 京畿大學校 電子工學科

(Dept. of Electronic Eng., Kyonggi University)

※ 본 논문은 경기대학교 교내 신진연구비의 지원에 의하여 연구되었음.

接受日字:1996年3月23日, 수정완료일:1996年10月2日

획득은 어려운 실정이다^[11].

실제적인 모든 영상 시스템에 스테레오 카메라를 사용하기 전에 카메라 모델의 선정이 우선되어야 한다. 스테레오 카메라 모델들은, 가장 널리 사용되고 있는 평행 시각 스테레오 카메라 모델(parallel looking stereo camera model)과 인간의 눈 구조와 유사한 교차 시각 스테레오 카메라 모델(convergent looking stereo camera model)로 대별될 수 있다. 평행 시각 스테레오 카메라 모델은 카메라의 두 광축(optical axis)이 평행이고^[2,3], 교차 시각 스테레오 카메라 모델은 두 광축이 고정점(fixation point)에서 만나는 구조를 갖는다^[4,5].

컴퓨터 시각의 궁극적인 목표가 인간의 시각 작용을 기계가 대신해 주는 것이므로 인간의 눈 구조와 유사한 교차 시각 스테레오 카메라 모델에 대한 이론적 해석은 기계에 시각 능력을 부여하기 위해서는 절실히 요구된다. 지금까지 대부분 스테레오 모델은 평행 시각을 다루며, 교차 시각을 실제 응용에 적용한 예는 거의 찾아볼 수 없다. 본 논문에서는 스테레오 카메라를 이용한 3차원 정보 추출을 위해서 평행 시각 스테레오 카메라 모델과 교차 시각 스테레오 카메라 모델의 양안 투시 식들을 유도하여, 이론적 해석과 컴퓨터 모의 실험을 통한 성능 평가가 이루어질 것이다. 비록 평행 시각 모델이 교차 시각 모델에서 교차각을 영으로 설정하면 얻을 수 있지만, 현재까지 응용 분야가 광범위하고 중요한 구조이므로 따로 해석하여 비교하였다.

다음 장에서는 스테레오 카메라 모델들과 각 모델에 관련된 양안 투시 식들을 알아보고, 기존의 해석 방법을 검토한다. III 장에서는 성능 평가의 여러 가지 변수들을 정의하고 이론적 해석과 컴퓨터 모의 실험을 통하여 두 모델을 비교, 분석한다. 결론과 연구 방향이 마지막 장에 기술된다.

II. 스테레오 카메라 모델

카메라를 이용하여 3 차원 정보를 얻고자 하는 영상 시스템의 명백한 첫 단계는 센서의 기하학적인 해석이다. 사용된 카메라 모델은 물체들의 좌우, 상하 반전을 피하기 위해서 초점 앞에 영상 평면이 위치해 있다. 렌즈의 초점이 투영의 중심이 되는데 이러한 것을 중심 투영(central projection)이라고 한다. 두 렌즈 중심을 연결하는 직선을 기준선(base line)이라고 하며, 이 기

준선 중앙에 기준 좌표계 (X, Y, Z) 의 원점이 위치한다. X 축은 오른쪽 방향, Y 축은 종이 면에 수직인 위쪽 방향, Z 축은 앞쪽을 향하는 왼손 좌표계를 선택한다. 두 종류의 영상 좌표계가 정의되는데, 하나는 (i, j) , 다른 하나는 (x, y) 이다. 디지털 영상 좌표계인 (i, j) 는 영상의 위쪽, 왼쪽 모서리에 원점이 위치하며, i 와 j 는 영상의 세로 행과 가로 열을 각각 표시한다. 다른 영상 좌표계인 (x, y) 는 영상 평면의 중심에 원점이 위치한다. 좌표계 (i, j) 는 실제 영상 처리에 사용되고 (x, y) 는 카메라 모델 해석에 유용하다. 디지털 영상이 행렬 모두 N pixel들로 구성된다면, 두 영상 좌표계의 상관 관계식은 다음과 같이 표현된다.

$$i = \left(\frac{N}{2} - 1\right) + x \cdot \Delta P, \quad j = \left(\frac{N}{2} - 1\right) - y \cdot \Delta P \quad (1)$$

여기서 ΔP 는 실제 길이 단위당 pixel의 수이다. 그리고

$$\Delta P = \frac{N}{2f \tan \phi} \quad (2)$$

여기서 2ϕ 는 카메라의 시각 범위(field of view)를 의미하고 f 는 렌즈 중심에서 영상 평면까지의 거리로써 카메라의 초점 거리이다. 만약 $N = 512$, 필름 또는 CCD 센서의 길이가 8mm ($= 2f \tan \phi$)라면 $\Delta P = 64$ pixels/mm이다.

1. 평행 시각 스테레오 카메라 모델

평행 시각 스테레오 카메라 모델의 기하학적 구조가 그림 1에 나타나 있다. 카메라 모델을 해석하기 위해서 기준 좌표계와 영상 좌표계의 상관 관계를 우선 구해야 한다. 초점 거리 f 와 두 렌즈 중심 사이의 거리 즉 기준선 거리 b 가 주어지면, 닳은 삼각형 성질을 이용하여, 기준 좌표계에 대한 어떤 물체의 3 차원 위치 (X, Y, Z) 와 대응하는 영상 좌표 (x, y) 사이의 상관 관계식을 구할 수 있다^[6]. 왼쪽과 오른쪽 영상에서 대응하는 영상 좌표를 각각 (x_l, y_l) 그리고 (x_r, y_r) 라고 하면, 왼쪽 카메라에 대해서는

$$\frac{f}{x_l} = \frac{Z}{X + b/2}, \quad \frac{f}{y_l} = \frac{Z}{Y} \quad (3)$$

오른쪽 카메라에 대해서는

$$\frac{f}{x_r} = \frac{Z}{X - b/2}, \quad \frac{f}{y_r} = \frac{Z}{Y} \quad (4)$$

일반적으로 두 영상 좌표가 주어지고 3 차원 위치를

구하는 것이 문제이므로 위 식들을 X, Y 그리고 Z 에 대해서 풀면,

$$X = \frac{b}{2} \frac{x_l + x_r}{x_l - x_r}, \quad Y = \frac{b}{2} \frac{y_l + y_r}{x_l - x_r}, \quad Z = \frac{bf}{x_l - x_r} \quad (5)$$

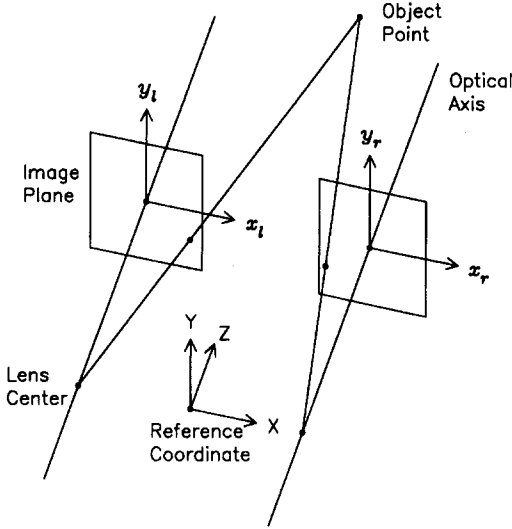


그림 1. 평행 시각 스테레오 카메라 모델
Fig. 1. A parallel looking stereo camera model.

X 와 Y 는 카메라의 초점 거리와 무관하며, y_l 은 y_r 과 같다. 더욱이 Z 는 x_l 과 x_r 의 절대적인 크기에는 관계없고, 오직 차이에만 의존한다. 이 차이 $x_l - x_r$ 을 수평 불균형(horizontal disparity)이라고 한다. 기준선 거리와 초점 거리가 주어지면, 깊이(depth) Z 는 오직 수평 불균형만의 함수이다. 수직 불균형(vertical disparity) $y_l - y_r$ 은 두 광축이 렌즈 중심을 포함하는 epipolar 평면에 놓여 있으므로 항상 영이다.

2. 교차 시각 스테레오 카메라 모델

그림 2는 교차 시각 스테레오 카메라 모델을 보여준다. 광축이 평행 모델과 같이 평행이 아니고 왼쪽 카메라의 광축은 오른쪽으로 교차각(convergent angle) θ_l 만큼, 오른쪽 카메라는 왼쪽으로 θ_r 만큼 기울어진 구조를 갖고 있어서 어떤 고정점(fixation point)에서 만난다. 물체가 기준 좌표계 (X, Y, Z) 에 대해서 주어질 때, 대응하는 영상 좌표계 (x_l, y_l) , (x_r, y_r) 을 다음과 같이 유도할 수 있다.

$$x_l = f \frac{(X+b/2)\cos\theta_l - Z\sin\theta_l}{(X+b/2)\sin\theta_l + Z\cos\theta_l}, \quad y_l = f \frac{Y}{(X+b/2)\sin\theta_l + Z\cos\theta_l} \quad (6)$$

$$x_r = f \frac{(X-b/2)\cos\theta_r + Z\sin\theta_r}{-(X-b/2)\sin\theta_r + Z\cos\theta_r}, \quad y_r = f \frac{Y}{-(X-b/2)\sin\theta_r + Z\cos\theta_r} \quad (7)$$

식 (6)과 (7)을 이용하여 영상 좌표계와 카메라 변수들로 X, Y, Z 를 구하면

$$X = \frac{b(x_l \cos\theta_l + f \sin\theta_l) \cdot (x_r \sin\theta_r + f \cos\theta_r)}{f(x_l - x_r) \cos(\theta_l + \theta_r) + x_l x_r \sin(\theta_l + \theta_r) + f^2 \sin(\theta_l + \theta_r)} - \frac{b}{2} \quad (8)$$

$$Y = \frac{b y_l (x_r \sin\theta_r + f \cos\theta_r)}{f(x_l - x_r) \cos(\theta_l + \theta_r) + x_l x_r \sin(\theta_l + \theta_r) + f^2 \sin(\theta_l + \theta_r)} \quad (9)$$

$$Z = \frac{b(-x_l \sin\theta_l + f \cos\theta_l) \cdot (x_r \sin\theta_r + f \cos\theta_r)}{f(x_l - x_r) \cos(\theta_l + \theta_r) + x_l x_r \sin(\theta_l + \theta_r) + f^2 \sin(\theta_l + \theta_r)} \quad (10)$$

분모는 수평 불균형뿐만 아니라 곱의 함수로 나타나 있다. 만약 $\theta_l = \theta_r = 0$ 이면, 식 (8), (9) 그리고 (10)은 평행 스테레오 모델의 식 (5)와 일치함을 쉽게 볼 수 있다. 비슷한 결과식을 다른 문헌^[5,7]에서도 볼 수 있다.

3. 기존 해석

스테레오 카메라에서 획득한 한 쌍의 스테레오 영상을 이용하여 거리를 산출하는 영상 시스템은 디지털 영상의 최소 단위인 pixel에 기인한 양자화 오차를 피할 수 없다. 영상 처리 장비의 영상 좌표계 (i, j) 는 pixel 단위로 주어지므로 식 (1)을 사용하여 pixel을 실제 거리 (x, y) 로 환산한 후, 식 (5)를 사용하여 계산된 3차원 위치를 (X_q, Y_q, Z_q) 라고 할 때 양자화된 거리 $d_q = \sqrt{X_q^2 + Y_q^2 + Z_q^2}$ 는 실제 거리 $d = \sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2}$ 와 차이가 생긴다. 이 차이 $d_q - d$ 를 양자화에 기인한 거리 오차라고 한다. 많은 스테레오 카메라 해석은 이러한 디지털 pixel의 양자화에 기인한 오차들을 다루었다. 평행 모델의 경우에는 양자화 오차가 Duda와 Hart^[6]에 의해서 기준선 거리로 정규화된 거리에 따라서 퍼센트 거리 오차가 비선형으로 증가함을 보였고, 교차의 경우는 Griswold와 Lee^[8]에 의해서 해석되었다.

깊이 분해도는 수평 불균형의 1 pixel 변화에 해당하는 깊이의 차이로 해석될 수 있으며 평행의 경우는 Griswold와 Lee가 해석을 하였으나^[8] 교차 모델에 대한 수학적 해석은 찾아볼 수 없다. 깊이 오차의 확률 밀도 함수는 깊이의 분포가 균등하다는 가정에서

Rodriguez와 Aggarwal^[3] 그리고 Geiger와 Yuille^[4]에 의해서 계산되었지만, 교차 시각의 경우는 대부분 깊이가 교차점 근처에 놓이므로 다른 해석이 요구된다.

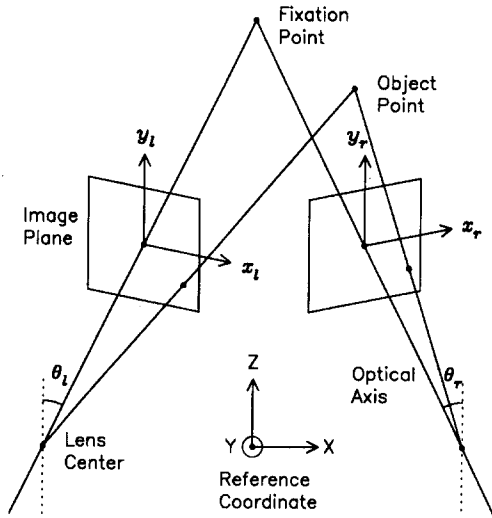


그림 2. 교차 시각 스테레오 카메라 모델
Fig. 2. A convergent looking stereo camera model.

한 쌍의 스테레오 영상이 주어질 때 3 차원 위치를 계산하기 위해서는 실세계에 존재하는 특징점을 좌우 영상에서 추출해야 한다. 이 과정을 정합이라고 하며 스테레오 시각에서 가장 어려운 분야중 하나이다. 왼쪽 영상에서 발견된 특징을 오른쪽 영상에서 찾아야 하는데(또는 그 반대 경우)평행 시각 모델의 경우는 같은 y 영상 좌표 $y_r = y_l$ 을 갖기 때문에 비교적 쉽다. 이것은 epipolar 평면에 의해서 결정되며, epipolar 평면은 3차원 공간상에 놓여 있는 물체의 한 점과 두 렌즈 중심을 포함하는 평면을 말한다. 이 평면이 영상 평면과 만나서 직선을 이루는데 이 직선을 epipolar 직선이라고 하며^[7], 평행 모델의 경우는 수평선이 되나 교차의 경우는 기울기와 절편을 가진다.

카메라의 기하학적 배치가 잘못되었을 경우 3축에 대한 회전각들이 측정 좌표에 미치는 영향은 거의 해석되지 않았고 주로 카메라 교정에 많은 비중을 두었다. 그리고 동시선은 인간의 시각 작용 해석에 관련된 의학 분야에서는 언급이 많지만 공학적인 접근에서는 역시 미비한 실정이다.

여기서 중요하게 고려되는 사항들은 카메라 배치의

기하학적 구조에 의한 영향, 등심도, 동시선, 깊이의 확률 밀도 함수 및 깊이 분해도(depth resolution)이고, 두 모델에 대해서 비교, 검토가 이루어질 것이다.

III. 스테레오 카메라 모델 해석

앞장에서 구한 기준 좌표계와 영상 좌표계의 상관관계식에 기초하여, 여러 가지 해석을 통하여 각 카메라 모델에 대한 거리 오차, 3가지 회전각에 대한 좌표 오차, 깊이 분해도, 동시선, 등심도, epipolar 직선, 깊이 오차의 확률 밀도 함수 그리고 스테레오 정합 영역 등을 비교, 평가한다.

1. 양자화에 기인한 거리 측정 오차

평행 모델에 대한 양자화 오차는 Duda와 Hart^[6]의 결과와, 교차 모델의 경우는 Griswold와 Lee^[8]의 결과와 비슷하나 뒤에 언급될 다른 오차와 비교하기 위해서 그림 3에 평행 및 교차 시각 스테레오 모델의 거리 오차를 나타내었다. $N = 512, b = 1000 \text{ mm}, f = 11 \text{ mm}$ 그리고 $\Delta P = 64 \text{ pixels/mm}$ 로 가정하고, 물체의 X와 Y 위치를 $(X, Y) = (0, 0)$ 로 고정시키고, 깊이 Z만을 변화시킴으로써 오차를 계산하였다. 교차 모델의 교차각은 $(\theta_l, \theta_r) = (20^\circ, 20^\circ)$ 를 사용하였다. 어떤 영상점이 pixel의 가운데에 위치하는 것으로 가정하기 때문에 거리 오차는 양과 음의 값 둘 다 가지며, 두 모델에서 거리에 따른 피크값의 궤적은 비선형으로 증가함을 알 수 있다. 그림에서 보여진 양의 피크 오차에서 평행 모델은 거리 78.3 m에서 오차 9.7 m를, 교차 모델은 거리 84.1 m에서 오차 9.845 m를 발생시키는데, 두 모델의 거리 오차를 백분율로 비교하면 각각 12.4%, 11.7%로 나타난다. 교차 모델의 거리 오차가 평행 모델보다 적음을 볼 수 있고, 여러 가지 위치와 교차각에 대해서도 교차 모델이 우수함을 확인할 수 있었다.

2. 카메라의 기하학적 오차

한 쌍의 스테레오 카메라가 평행과 교차 모델로 사용될 때 원하는 기하학적인 구조를 정확히 갖추어야 한다. 잘못된 카메라의 설치는 측정 좌표 오차를 유발시키는데 기하학적인 배열에 고려해야 할 각들은 수평각(pan angle), 수직각(tilt angle), 회전각(roll angle)이다. 카메라의 수평각(α)은 Y축에 대한 회전각(rotation angle), 수직각(β)은 X축에 대한 회전각,

회전각(γ)은 Z축에 대한 회전각으로, 양의 각도는 모두 반시계 방향으로 결정된다. 카메라를 사용할 때 이러한 각들을 교정한 후 영상 입력을 받아야 한다.

위 3가지 각들이 3차원 위치 측정에 미치는 영향을 고려하기 위해서는 α, β, γ 를 포함하는 기준 좌표계와 영상 좌표계의 상관 관계식을 알아야 한다. Duda와 Hart의 방법에 근거하여^[6], 3가지 각에 대한 회전 행렬, 렌즈 중심에 대한 기준 좌표계의 이동 행렬, 영상 좌표에 대한 렌즈 중심의 이동 행렬, 카메라의 투시 변환을 나타내는 행렬을 모두 구하고, 3가지 회전이 렌즈 중심에 대해서 일어난다고 가정하면 다음 관계식을 얻을 수 있다.

$$x_r = \frac{f \cdot (X + b/2)(\cos \alpha \cos \gamma - \sin \alpha \sin \beta \sin \gamma) - Y \cos \beta \sin \gamma + Z(\sin \alpha \cos \gamma + \cos \alpha \sin \beta \sin \gamma)}{-(X + b/2) \sin \alpha \cos \beta + Y \sin \beta + Z \cos \alpha \cos \beta} \quad (11)$$

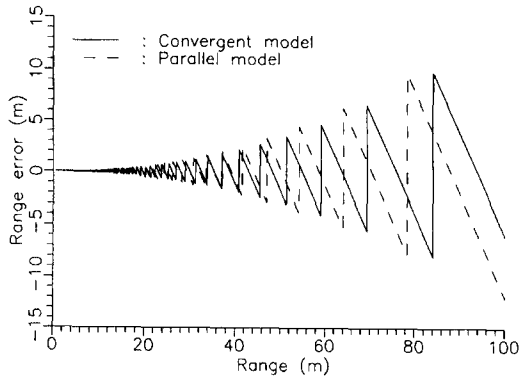


그림 3. 양자화에 기인한 평행 및 교차 모델의 거리 오차

Fig. 3. Range error due to quantization for parallel and convergent models.

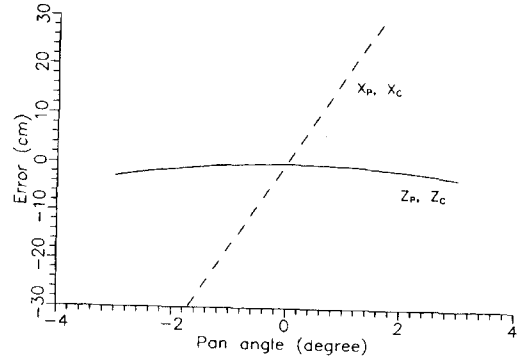
$$y_l = \frac{f \cdot (X + b/2)(\cos \alpha \sin \gamma + \sin \alpha \sin \beta \cos \gamma) + Y \cos \beta \cos \gamma + Z(\sin \alpha \sin \gamma - \cos \alpha \sin \beta \cos \gamma)}{-(X + b/2) \sin \alpha \cos \beta + Y \sin \beta + Z \cos \alpha \cos \beta} \quad (12)$$

$$x_r = x_l |_{b=-b} \quad (13)$$

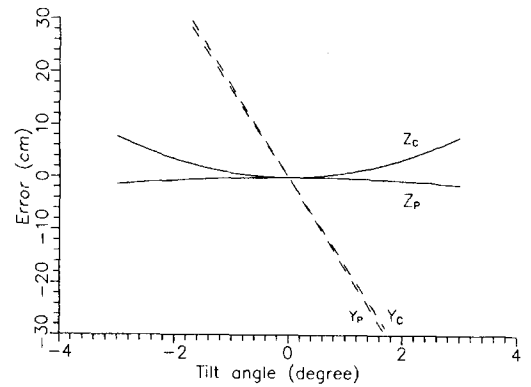
$$y_r = y_l |_{b=-b} \quad (14)$$

임의로 주어진 3차원 위치에서 3가지 회전각에 대한 측정 오차 산출은 다음과 같다. 우선 위 식들을 사용하여 영상 좌표계를 얻고, 이러한 영상 좌표로 평행 모델의 경우는 식 (5), 교차 모델의 경우는 식 (8) - (10)을 이용하면 회전각들에 기인하여 발생된 오차를 포함

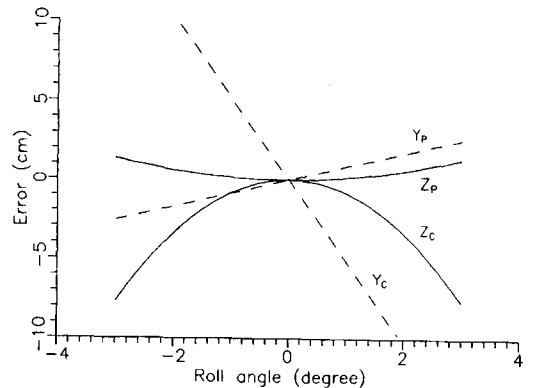
하는 3 차원 위치가 계산된다. 이 계산 결과의 좌표가 주어진 위치와 비교하여 각 방향에 대한 오차를 산출할 수 있다. 교차 모델의 경우에 식 (11) - (14)들을 사용하여 영상 좌표를 얻을 때, 수평각(α)에 교차각(θ_l, θ_r)을 포함하여 고려하였다.



(a)



(b)



(c)

그림 4. 동일한 방향으로 회전각들의 변화에 대한 좌표 오차

Fig. 4. Coordinate errors due to rotation angles in the same direction.

물체를 $X = Y = 0, Z = 10 \text{ m}$ 에 위치시키고, 3개의 회전각 각각에 대해서 좌우 카메라를 동일한 방향으로 -3° 에서 $+3^\circ$ 까지 변화시킴으로써 좌표 오차를 계산한 결과가 그림 4에 나타나 있다. 그림 상에 표시된 좌표의 아래 점자 C는 교차, P는 평행 모델을 의미하고, 해당 좌표의 그림이 없으면 오차가 없음을 의미한다. 교차 모델의 경우 교차각 $\theta_l = \theta_r = 20^\circ$ 를 사용하였다.

그림 4(a)의 수평각 변화에 대해서는 X 방향으로의 오차가 기울기 17.4 cm/deg 를 가지면서 가장 크게 변화하고, Z 방향으로는 변위각이 커질 때 서서히 오차가 증가함을 알 수 있고, 영상 좌표 y_l, y_r 는 불변이므로 Y 축으로는 오차가 없다. 동일한 방향으로 수평각이 변화하면 x_l 과 x_r 은 같이 증가 또는 감소하므로, $x_l - x_r$ 는 수평각 변화에 따라서 조금 차이가 나지만 $x_l + x_r$ 는 큰 차이가 존재하여 식 (5)를 참고하면 X에는 큰 오차, Z에는 작은 오차를 야기시킴을 알 수 있다. 교차와 평행 모델에 대한 차이가 없고, 교차각의 크기에 대한 차이도 거의 눈에 띄지 않았다.

수직각에 대한 영향은 그림 4(b)에 나타나 있으며 Y 방향으로의 -17.4 cm/deg 의 기울기를 갖는 커다란 오차가 유발되었고, 평행 모델이 교차 모델보다 Z 방향 오차가 작다. 교차각이 커질수록 두 모델에서의 깊이 차이가 더욱 두드러지고 Y 방향으로의 교차 모델이 좋은 쪽으로 약간의 차이를 보여준다. 식 (9)와 (12)로부터 평행 모델의 Y 방향 오차가 $-Z \tan \beta$ 임을 알 수 있다.

그림 4(c)에서 회전각에 대한 Y축 방향의 오차는 교차 모델에서 기울기 -5.14 cm/deg , 평행의 기울기 0.87 cm/deg 로 서로 반대 방향으로 선형적으로 변화하지만, 수직각에 대한 오차보다는 훨씬 적은 값들이다. 식 (9)와 (12)로부터 평행 모델의 Y 방향 오차는 $(b/2) \sin \gamma$ 가 된다. Z 방향에 대해서 수평각의 오차와 비교하면 평행 모델에서 오차의 크기는 거의 같고 증감은 반대가 되고, 교차의 경우는 회전각에 대한 오차가 훨씬 더 크게 나타남을 볼 수 있다. 교차각을 20° 에서 10° 로 변화시켰을 때 Y, Z 방향으로의 오차가 약 반으로 감소함을 볼 수 있었다. Y축 방향 오차의 기울기는 식 (9)에서 y_l 을 y_r 의 항으로 대치하면 그림에 표시된 것과 반대로 나타난다. 이것은 식 (12)와 (14)에서 평행의 경우 $\alpha = \beta = 0$ 를 대입하면 $y_l =$

$(fb \sin \gamma)/2Z, y_r = -y_l$ 이기 때문이다. 동일한 방향으로의 3 가지 각 변화에 대한 좌표 오차는 평행 모델이 교차보다 더 적어서 교차 모델이 회전각 변화에 더 민감하게 반응함을 알 수 있다. 그리고 X 좌표에 가장 큰 오차를 발생시키는 것은 수평각 변화이고, Y 좌표 오차에 가장 큰 영향을 미치는 것은 수직각 변화이고, 수직각과 회전각은 Z 좌표에 비슷한 크기의 오차를 유발시킨다.

다음은 3가지 회전각들이 좌우 카메라에서 서로 반대 방향으로 변화가 일어났을 때 (즉 왼쪽 카메라가 + 방향으로 변화할 때 오른쪽 카메라는 - 방향으로 변화 또는 그 반대) 좌표 오차를 산출하였다. 수평각의 변화에 대한 결과가 그림 5에 보여주며 X 방향으로의 오차는 평행 모델인 경우에 $x_l = -x_r$ 을 만족하므로 식(5)에서 영이 된다. Z 방향으로의 왼쪽 카메라가 - 방향으로 오른쪽 카메라가 + 방향으로 변화할 때(그림에서 음의 수평각 부분) $x_l - x_r$ 는 수평각 변위가 없을 때보다 더 음의 값을 가지므로 뒤에서 유도되는 식 (19)의 분자는 증가하고 분모는 감소하여 큰 양의 오차를 야기시킨다. 그 반면에 카메라의 이동 방향을 반대로 하면(그림에서 양의 수평각 부분) $x_l - x_r$ 는 양이 되어 식 (19)의 분자는 감소, 분모는 증가하여 작은 음의 오차를 유발시킨다. 그러므로 고정점이 원하는 깊이보다 더 가까이 놓이게 되면 깊이 Z의 오차가 급격히 증가하므로 스테레오 카메라 설치할 때 매우 유념해야 할 것이다. 역시 두 모델에 대한 차이는 없다.

서로 반대 방향으로 카메라를 이동시켰을 경우의 수직각과 회전각에 대해서는, 식 (11)과 (13)의 x_l 과 x_r 계산식에서 각의 변화가 없을 때의 식에 각각 수직각과 회전각의 \cos 항이 곱해져서 표현되므로, 변화되는 각의 방향과는 무관하여 동일한 방향 변화와 같은 결과를 예상할 수 있다. 수직각에서 Y축 방향 오차의 기울기는 식 (9)에서 y_l 을 y_r 의 항으로 대치하면 그림에 표시된 것과 반대로 나타나는데, 이것은 $\alpha = \gamma = 0$ 인 경우 식 (12)와 (14)에서 $y_l = -f \tan \beta, y_r = -f \tan(-\beta) = -y_l$ 이기 때문이며 영상 좌표의 이동 방향을 생각해 보면 쉽게 알 수 있다.

모든 회전각을 $+3^\circ$ 의 변위로 고정시키고 $X = Y = 0$ 에서 Z를 변화시킴으로써 오차를 산출한 것이 그림 6에 보여준다. Y축 방향으로의 오차가 가장 크고, Z축 방향으로의 오차가 가장 적다. X 축으로는 평행

과 교차가 거의 차이가 없지만, Y, Z 에서는 평행 모델이 오차가 훨씬 적다. 3축 방향의 오차를 종합적으로 거리로 환산하여 양자화 오차와 비교하면 가까운 거리(평행은 약 60m, 교차는 약 70m 이내)에서는 회전각 변화에 의한 거리 오차가 크고, 먼 거리에서는 양자화 오차가 더 크게 나타났다.

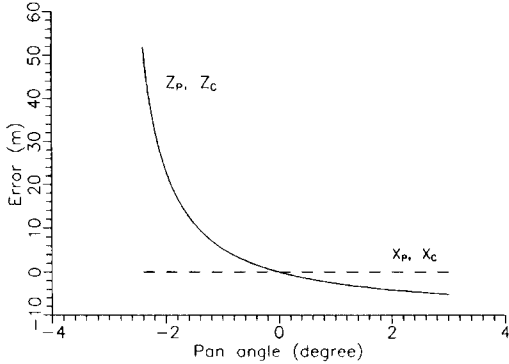


그림 5. 서로 반대 방향으로 수평각의 변화에 대한 좌표 오차

Fig. 5. Coordinate errors due to pan angle in the opposite direction.

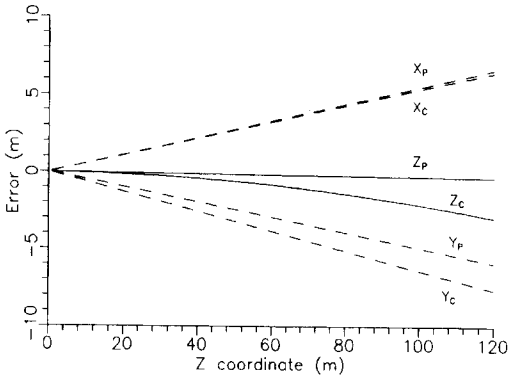


그림 6. 3가지 회전각 모두 $+3^\circ$ 씩 변화했을 때의 좌표 오차

Fig. 6. Coordinate errors with three rotation angles of $+3^\circ$.

3. 깊이 분해도

스테레오 카메라의 주된 응용이 물체의 3 차원 위치를 구하는 문제이지만, 그 중에서도 일반적으로 깊이 (Z)가 가장 중요한 비중을 차지한다. 여기서는 깊이 분해도를 정의하고 각각의 모델에서 구하고자 한다.

정의 : 깊이 Z_1 에 위치한 점의 수평 불균형을 D_1

이라고 하고, 수평 불균형 차이를 정확히 1 pixel ($D_1 - D_2 = 1$) 즉 $D_2 = D_1 - 1$ 을 야기시키는 깊이를 Z_2 라고 할 때, $\Delta Z = Z_2 - Z_1$ 을 Z_1 에서의 깊이 분해도(depth resolution)라고 한다^[8].

1) 평행 시각 모델

평행 모델에 대한 위 정의는 수평 불균형의 1 pixel 변화에 해당하는 두 점 사이에 나타나는 깊이로 해석 되어질 수 있으며, 불균형 차이가 없다면 앞서 언급한 양자화 오차 범위 내에서 두 점은 같은 깊이를 갖는다. 만약 수평 불균형이 정확히 1 pixel 차이이면, Z 방향으로 최소 깊이 분해도를 나타낸다. 평행 시각 모델의 깊이 분해도 ΔZ_P 는 식 (5)에서 수평 불균형이 $x_l - x_r = bf/Z$ 로 주어지므로 pixel 단위로 환산하면 다음과 같이 유도된다.

$$\begin{aligned} D_1 - D_2 &= (x_{l1} - x_{r1}) - (x_{l2} - x_{r2}) = \frac{Nb}{2Z_1 \tan \phi} - \frac{Nb}{2Z_2 \tan \phi} \\ &= \frac{Nb}{2 \tan \phi} \left(\frac{1}{Z_1} - \frac{1}{Z_1 + \Delta Z_P} \right) = 1 \end{aligned} \quad (15)$$

ΔZ_P 에 대해서 풀면,

$$\Delta Z_P = \frac{2Z_1^2 \tan \phi}{Nb - 2Z_1 \tan \phi} = \frac{Z_1^2}{fb \Delta P - Z_1} \quad (16)$$

기준선 거리가 증가하면 깊이 분해도는 좋아짐을 알 수 있으나, 불행히도 한 쌍의 스테레오 영상들에 있어서 공통되는 장면이 줄어들어 3 차원 정보를 추출할 수 있는 영역이 좁아 들고 또한 측정 가능한 최소 거리는 멀어진다. 물체가 가까이 놓일수록 그리고 카메라의 시각 범위가 작아질수록 깊이 분해도는 향상된다.

2) 교차 시각 모델

교차 모델에 대한 깊이 분해도는 평행 모델과 같은 일반적인 수학적 해석은 어렵지만, $X = 0$ 인 특별한 경우에는 $y_l = y_r$ 을 만족하므로 $x_l - x_r$ 의 함수로 깊이 Z 를 표현할 수 있다. 교차각이 $\theta_l = \theta_r = \theta$ 라고 가정하고, 식 (11)에 $\alpha = -\theta, \beta = 0, \gamma = 0$ 그리고 식 (13)에 $\alpha = \theta, \beta = 0, \gamma = 0$ 를 대입하여 정리하면,

$$x_l = -x_r = f \frac{b - 2Z \tan \theta}{2Z + b \tan \theta} \quad (17)$$

그러므로

$$x_l - x_r = 2x_l = 2f \frac{b - 2Z \tan \theta}{2Z + b \tan \theta} \quad (18)$$

Z 에 대해서 풀면,

$$Z = \frac{b}{2} \frac{2f - (x_l - x_r) \tan \theta}{(x_l - x_r) + 2f \tan \theta} \quad (19)$$

깊이 분해도의 정의를 이용하여 평행 모델과 비슷하게 유도하면, 교차 모델의 깊이 분해도 ΔZ_C 는 다음과 같다.

$$\Delta Z_C = \frac{(Z_l + b/2 \cdot \tan \theta)^2 \cos^2 \theta}{fb\Delta P - (Z_l + b/2 \cdot \tan \theta) \cos^2 \theta} \quad (20)$$

초점 거리, 기준선 거리가 멀수록 그리고 교차각이 커질수록 깊이 분해도는 향상된다.

두 모델에서 동일한 깊이 분해도를 발생시키는 깊이 Z_{eq} 는 식 (16)과 (20)으로부터

$$Z_{eq} = b \frac{f\Delta P - (\tan \theta)/4 + \sqrt{(f\Delta P \cos \theta)^2 + ((\tan \theta)/4)^2}}{1 + 2f\Delta P \tan \theta} \quad (21)$$

$$\approx b \cot \theta \quad (22)$$

교차 모델에서 고정점의 Z 좌표가 $(b \cot \theta)/2$ 이므로, Z_{eq} 는 고정점의 약 2배에서 일어난다. 그리고 Z_{eq} 는 교차각이 증가함에 따라서 감소하고 기준선 거리에 직접적으로 비례하고, $Z > Z_{eq}$ 이면 교차 모델이 평행 모델 보다 깊이 분해도가 우수하기 때문에 큰 교차각이 유리하다.

그림 7은 평행 및 교차 시각 모델의 깊이 분해도를 두 가지 기준선 거리 ($b = 0.5 \text{ m}$, $b = 1 \text{ m}$)에 대해서 보여주는데 사용된 카메라 변수들은 다음과 같다. $N = 512$, $f = 11 \text{ mm}$, $\Delta P = 64 \text{ pixels/mm}$ 그리고 교차각 $\theta_l = \theta_r = 20^\circ$. $X = 0$ 로 고정시키고 Z 를 변화시킴으로써 깊이 분해도를 산출하였다. 그림에서 보는 바와 같이 교차 모델이 평행 모델 보다 우수함을 알 수 있다.

4. 등심도(equidepth map)

공간상에 놓여 있는 물체의 어떤 점에서, 주어진 점 근처 어디에서나 동일한 양자화 깊이 Z_q 를 발생시키는 공간을 찾는 문제로써 사용된 카메라 모델의 깊이 측정의 정확도를 일목 요연하게 보여준다. 평행 카메라 모델의 경우는 pixel 단위로 계산된 수평 불균형 $x_l - x_r$ 만 같으면 깊이 Z_q 는 같고, x_l/x_r 가 같으면 X_q 는 같고, $y_l/(x_l - x_r)$ 가 같으면 Y_q 는 같다.

등심도를 그리기 위해서는 우선 물체의 Y 좌표를 임의의 값으로 고정하고, X 와 Z 좌표를 관심 있는 영역에서 변화시켜 양자화된 깊이를 계산하고, 깊이가

같은 영역을 동일한 명암으로 표시한다. 그림 8 (a)와 (b)는 각각 평행과 교차 모델에 대한 깊이의 분할된 영역을 보여주는데 명암이 검게 나타날수록 가까운 깊이를 의미한다. 교차 모델에서는 모든 영역에서 깊이 산출이 가능하지만 평행 모델에서는 물체가 스테레오 영상에 동시에 존재하지 않아서 깊이를 구할 수 없는 좌우 흰 부분이 나타나 있다. 이 현상은 근거리에서 물체가 놓일 때 발생하며, 가까운 거리에서는 큰 교차각을 갖는 교차 모델이 유리함을 알 수 있다. 그림 8 (c)와 (d)는 보다 가까운 거리에서 깊이를 세밀하게 관찰한 것으로 양자화에 기인한 오차를 명백하게 볼 수 있다. X 방향(그림에서 가로 방향)으로의 오차가 두 모델에서 공통적으로 나타나지만 교차 모델이 가장자리로 갈수록 더 심각하다. 그러므로 교차 모델의 경우는 $X = 0$ 인 중심 영역 근처에 관심 있는 물체를 위치시켜야 한다. 인간의 시각 작용에 의해서는 이러한 작용이 자동적으로 이루어진다.

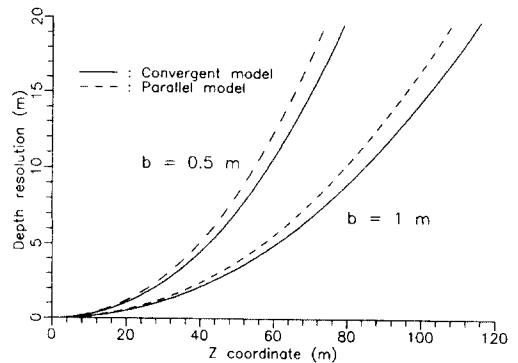


그림 7. 평행 및 교차 모델의 깊이 분해도
Fig. 7. Depth resolution for parallel and convergent models.

3 차원 공간상의 한 점이 두 영상 평면에 투영되면, 좌표 (x_{l1}, y_{l1}) , (x_{r1}, y_{r1}) 에 기초하여 깊이를 계산할 수 있다. 식 (10)에서 보듯이 깊이는 y 좌표와 무관하므로 (x_{l1}, x_{r1}) 으로부터 계산된 것과 동일한 깊이를 발생시키는 (x_{l2}, x_{r2}) 의 궤적은 $\theta_l = \theta_r = \theta$ 가정 하에서 식 (10)을 이용하여 다음과 같이 유도할 수 있다.

$$x_{r2} = \frac{b \cdot x_{l2} - c}{a \cdot x_{l2} + b} \quad (23)$$

여기서 $a = (x_{l1} - x_{r1})\sin^2 \theta - f\sin 2\theta$, $b = x_{l1}x_{r1}\sin^2$

$\theta + f^2 \cos^2 \theta$, $c = f^2(x_{11} - x_{r1}) \cos^2 \theta + fx_{11}x_{r1} \sin^2 \theta$.
 교차 모델에서 $\theta = 0^\circ$ 로 가정하면 평행 모델이 되는데, 이 경우 식 (23)에서 $x_{l2} - x_{r2} = x_{l1} - x_{r1}$ 가 되어 수평 불균형만 같으면 동일한 깊이를 발생시킴을 다시 한번 확인할 수 있다.

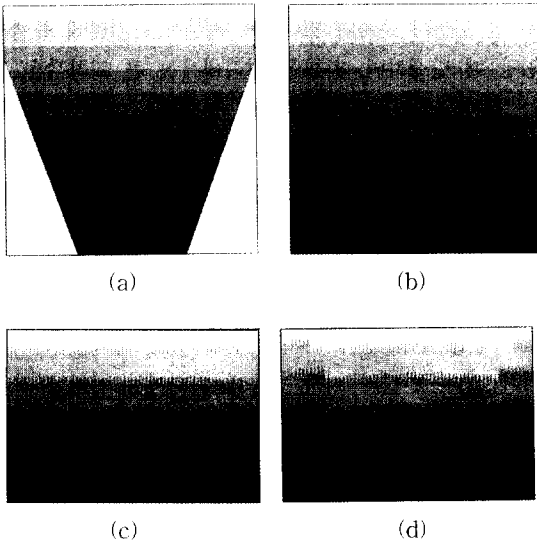


그림 8. 평행 및 교차 모델의 등심도
 Fig. 8. Equidepth map for parallel and convergent models.

8 mm × 8 mm 센서의 크기에서 그림 9는 고정점에 해당하는 (x_{l1}, x_{r1}) 에서 같은 깊이를 발생시키는 x_{l2} 와 x_{r2} 의 관계를 보여준다. 그림에서 점선은 평행 모델에 대한 경우이며 직선을 이루고 있다. 긴 실선은 교차각 10° , 짧은 실선은 20° 에 대한 것이며 곡선으로 표시된다.

5. 동시선(horopter)

인간의 시각에서 좌우 망막의 중심와(fovea)를 각각의 렌즈 중심을 통해서 직선을 그으면 공간상에서 만나서 고정점을 형성하고 어떤 각도를 이룬다. 그리고 좌우 중심와에서 동일한 방향과 거리에 떨어진 좌우 망막 상의 점들을 대응점(corresponding point)이라고 하며, 이 대응점들을 역시 렌즈 중심을 통해서 직선을 그으면 공간상에서 만나고 이루는 각도는 중심와에 의한 각과 같다. 이렇게 동일한 각도로 공간상에 만나는 점들의 집합을 동시선(horopter)이라고 하며, 망막이 거의 구의 형태로 나타나므로 이 각도를 각 불균형(angular disparity)이라고 한다. 모든 대응점 상의 물

체는 융합(fusion)되어 인지할 수 있으나, 인간의 양안 시각은 대응점 둘레의 작은 영역(Panum의 융합 영역) 내에 존재하는 모든 물체도 융합할 수 있으며 중심와에서 멀어질수록 이 영역은 넓어진다^[9].

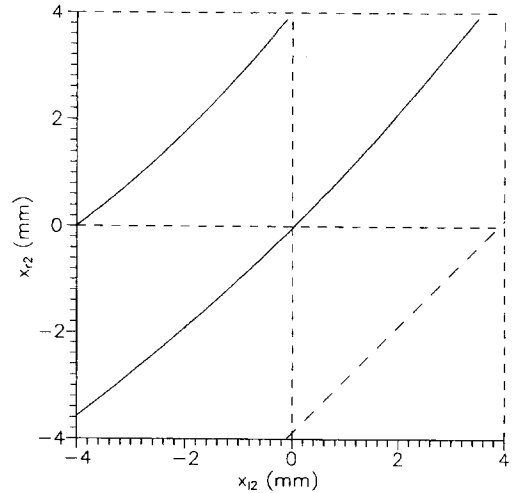


그림 9. 고정점과 동일한 깊이를 갖는 x_{r2} 와 x_{l2} 의 궤적
 Fig. 9. Loci of x_{r2} and x_{l2} having the equidepth with a given fixation point.

앞에서 언급한 수평 불균형은 영상이 평면에 맺히므로 각 불균형의 특수한 경우로 볼 수 있고, 망막에 맺히는 모든 상을 융합하는 것이 아니라 horopter를 중심으로 융합 영역 안에 있는 물체만을 융합하므로, 교차 모델에 적용시켜 동시선 주변에 존재하는 물체만을 융합의 대상으로 고려한다면 좌표 측정도를 더 정확하게 할 수 있을 것이다. 망막의 중심와에는 수광 세포의 밀도가 주변 영역보다 훨씬 높아서 중심와에 맺히는 고정점 근처의 물체는 가장 높은 분해능을 얻지만, 여기서 고려된 교차 모델의 pixel 밀도는 영역에 관계없이 일정하므로 평행 모델보다 더 높은 분해능이 요구되면 고정점 거리의 약 2배 이상에 물체를 위치시켜야 한다 [식 (22) 참조]. 이것이 인간의 시각 모델과 차이점이지만 중심 부분에서 멀어질수록 pixel 크기가 커지는 극좌 지수형 센서^[10]를 사용하면 고정점 근처에서 높은 분해능을 얻을 수 있다. 더욱이 평행 모델은 광축이 서로 평행이므로 동시선을 정의할 수 없지만, 고정점을 지닌 교차 시각 모델에는 적용 가능하여 큰 특징 중의 하나가 된다.

동시선은 우선 좌우 카메라의 렌즈 중심 좌표 (X, Z)

를 각각 $(-b/2, 0)$, $(b/2, 0)$, 교차 모델의 고정점의 좌표를 $(0, Z_0)$ 라고 하면 XZ 평면에서 다음과 같은 원의 형태로 유도된다.

$$X^2 + (Z - Z_0)^2 = R^2 \quad (24)$$

여기서 $Z_0 = \frac{Z_f}{2} - \frac{b^2}{8Z_f}$, $R^2 = \frac{b^2}{4} + \frac{1}{4}(\frac{b^2}{4Z_f} - Z_f)^2$

교차 시각의 경우, 고정점의 x 축 영상 좌표를 각각 x_{lf} , x_{rf} 라고 할 때 입의 3차원 점에 의한 영상 좌표 x_l , x_r 가 다음을 만족하면 이 점들의 궤적이 동시선이 된다.

$$x_l - x_{lf} = x_r - x_{rf}$$

위 조건은 평행 시각에서 동일한 깊이를 나타내는 식이지만 동시선이 정의되지 않으므로 평행 모델에는 의미를 부여할 수 없다.

6. Epipolar 직선

스테레오 영상에서 상호 대응점은 epipolar 직선을 따라서 놓이게 되므로 이 직선은 대응점을 찾기 위해서 또는 찾아진 대응점들의 진위 여부를 판단하는데 사용될 수 있다. 왼쪽 영상에서 한 특징점 (x_l, y_l) 이 주어졌을 때, 오른쪽 영상에서 대응하는 점 (x_r, y_r) 을 찾는 문제를 생각해 보자. 평행 모델의 경우는 epipolar 직선이 $y_r = y_l$ 을 만족해야 함으로 x 축과 수평이고, x_r 의 최대 검색 범위는 식 (5)로부터 $-x_l < x_r < x_l$ 가 됨을 알 수 있다. 교차 시각 모델의 epipolar 직선은 일반적으로 절편과 기울기를 갖는 직선이 된다.

그림 10은 교차각 $\theta_l = \theta_r = 20^\circ$ 를 사용하여 두 특징점에 대한 epipolar 직선을 보여준다. 특히 수직축은 원점이 좌측 상단에 위치한 영상 좌표계 (i, j) 를 사용하였다. 물론 epipolar 직선의 기울기가 일반적으로 영이 아니므로 직선 상의 pixel 좌표는 정수가 되지 않는다. 그러므로 대응점을 찾는 정합 문제에서는 평행 모델보다 부정확하게 될 수 있다.

7. 깊이 오차의 확률 밀도 함수

Rodriguez와 Aggarwal은 깊이 Z 가 균등 분포 함수를 가질 때 깊이 오차 ΔZ 의 확률 밀도 함수를 수평 불균형을 이용하여 평행 모델의 경우에만 계산하였으나^[3], 교차 모델은 수평 불균형만의 함수가 아니고 x_l 과 x_r 의 곱이 포함되어 있으며 또한 깊이가 거의 교차점 가까이 많이 존재하므로 교차 모델에 적용하기 어

렵다. 그러므로 영상 좌표 (x_l, x_r) 에 대한 깊이 오차 ΔZ 를 조건 확률 밀도 함수로 유도하고자 한다. x_l 과 x_r 에 기인한 깊이 오차 ΔZ 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

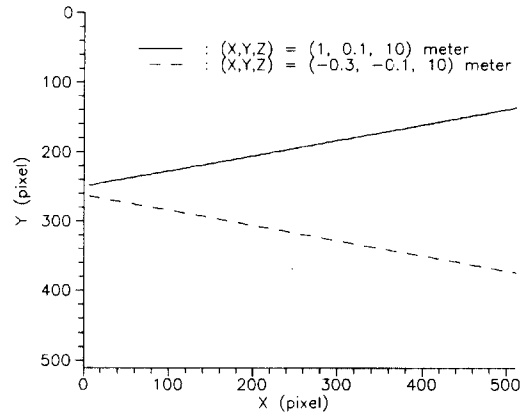


그림 10. 교차 모델의 epipolar 직선

Fig. 10. Epipolar lines for convergent model.

$$\Delta Z = \frac{\partial Z}{\partial x_l} \delta x_l + \frac{\partial Z}{\partial x_r} \delta x_r = p \cdot \delta x_l + q \cdot \delta x_r \quad (25)$$

여기서 $p = \partial Z / \partial x_l$, $q = \partial Z / \partial x_r$ 이고, δx_l , δx_r 는 범위 $-\epsilon/2$ 에서 $\epsilon/2$ 까지 균등 분포 함수(uniform distribution function)를 갖고, δx_l , δx_r 는 상호 독립적(independent)이라고 가정한다. ϵ 은 1 pixel에 해당하는 실제 단위의 길이이며, 앞에서 언급한 ΔP 의 역수이다. 이때 주어진 영상 좌표에서 깊이 오차의 확률 밀도 함수와 분산은 다음 식으로 표현된다.

$$f(\Delta Z/x_l, x_r) = \frac{1}{|pq|} \int_{-\infty}^{\infty} f_{\delta x_l}(\frac{\Delta Z - y}{p}) f_{\delta x_r}(\frac{y}{q}) dy, \text{ 여기서 } y = q \delta x_r, \\ = \frac{1}{\epsilon |pq|} \int_{\Delta Z + \epsilon p/2}^{\Delta Z - \epsilon p/2} f_{\delta x_r}(\frac{y}{q}) dy \quad (26)$$

$$\sigma^2 = \int_{-\infty}^{\infty} (\Delta Z - m_{\Delta Z})^2 f(\Delta Z/x_l, x_r) d\Delta Z \quad (27)$$

평행과 교차 모델에서 ΔZ 의 평균값 $m_{\Delta Z} = 0$.

1) 평행 시각 스테레오 카메라 모델

깊이 Z 가 식 (5)에 의해서 주어지므로 p 와 q 는 다음과 같다.

$$q = -p = \frac{bf}{(x_l - x_r)^2} \quad (28)$$

ΔZ 의 구간에 따라서 확률 밀도 함수는 다음과 같이 계산된다.

$$i) \Delta Z < -\varepsilon q, \quad f(\Delta Z/x_i, x_r) = 0$$

$$ii) -\varepsilon q \leq \Delta Z < 0, \quad f(\Delta Z/x_i, x_r) = \frac{1}{\varepsilon^2 |pq|} (\Delta Z - \varepsilon(p-q)/2)$$

$$iii) 0 \leq \Delta Z < \varepsilon q, \quad f(\Delta Z/x_i, x_r) = \frac{1}{\varepsilon^2 |pq|} (-\Delta Z - \varepsilon(p-q)/2) \quad (29)$$

$$iv) \Delta Z \geq \varepsilon q, \quad f(\Delta Z/x_i, x_r) = 0$$

평행 모델의 분산 σ_p^2 은

$$\sigma_p^2 = \int_{-\varepsilon q}^{\varepsilon q} \Delta Z^2 f(\Delta Z/x_i, x_r) d\Delta Z = \frac{\varepsilon^2 q^2}{6} \quad (30)$$

2) 교차 시각 스테레오 카메라 모델

깊이 Z 가 식 (10)에 의해서 주어지는데 식 (10)의 분자를 B , 분모를 A 라고 하고 즉 $Z = B/A$, 식 (28)에 해당하는 p, q 를 구하면

$$p = \frac{-b \sin \theta (x, \sin \theta + f \cos \theta_r) \cdot A - (f \cos(\theta_l + \theta_r) + x_r \sin(\theta_l + \theta_r)) \cdot B}{A^2}$$

$$q = \frac{b \sin \theta (-x_l \sin \theta_l + f \cos \theta_l) \cdot A - (-f \cos(\theta_l + \theta_r) + x_l \sin(\theta_l + \theta_r)) \cdot B}{A^2} \quad (31)$$

Z_1, Z_2, Z_3, Z_4 를 아래와 같이 정의하면,

$$Z_4 = \frac{\varepsilon}{2} (|p| + |q|), \quad Z_3 = \frac{\varepsilon}{2} \{ \max(|p|, |q|) - \min(|p|, |q|) \},$$

$$Z_2 = -Z_3, \quad Z_1 = -Z_4 \quad (32)$$

일반적으로 p, q 의 모든 부호와 대소를 고려하면, ΔZ 의 확률 밀도 함수는 구간 별로 다음과 같이 주어진다.

$$i) \Delta Z < Z_1, \quad f(\Delta Z/x_i, x_r) = 0$$

$$ii) Z_1 \leq \Delta Z < Z_2, \quad f(\Delta Z/x_i, x_r) = \frac{1}{\varepsilon^2 |pq|} (\Delta Z - Z_1)$$

$$iii) Z_2 \leq \Delta Z < Z_3, \quad f(\Delta Z/x_i, x_r) = \frac{1}{\varepsilon |pq|} \min(|p|, |q|) \quad (33)$$

$$iv) Z_3 \leq \Delta Z < Z_4, \quad f(\Delta Z/x_i, x_r) = \frac{1}{\varepsilon^2 |pq|} (-\Delta Z + Z_4)$$

$$v) \Delta Z \geq Z_4, \quad f(\Delta Z/x_i, x_r) = 0$$

만약 $Z_2 = Z_3 = 0.0$ 즉 $|p| = |q|$ 이면 $iii)$ 과정은 필요 없어진다.

교차 모델의 분산 σ_c^2 은 다음과 같다.

$$\sigma_c^2 = 2 \int_0^{Z_3} \Delta Z^2 \frac{\min(|p|, |q|)}{\varepsilon |pq|} d\Delta Z + 2 \int_{Z_3}^{Z_4} \Delta Z^2 \frac{(-\Delta Z + Z_4)}{\varepsilon^2 |pq|} d\Delta Z$$

$$= \frac{\varepsilon^2 (|p|^2 + |q|^2)}{12} \quad (34)$$

그림 11은 두 모델의 깊이 오차에 대한 일반적인 확률 밀도 함수를 나타낸다. 확실히 구별되는 특징은 교차 모델의 가운데에 위치해 있는 평평한 부분이다. 교차각(convergent angle)이 작은 범위에서는 Z_2 에서 Z_3 까지 평평한 부분이 작아지고 ΔZ 의 존재 범위가 커져서 $\sigma_p < \sigma_c$ 를 만족하고, 큰 범위에서는 Z_2 에서 Z_3 까지 평평한 부분이 커지고 ΔZ 의 존재 범위가 작아져서 $\sigma_p > \sigma_c$ 가 된다. 그러므로 교차각이 커질수록 교차 모델의 깊이 오차가 평행 모델보다 적어진다고 말할 수 있다.

그림 12는 $X = Y = 0$ 에서 깊이 Z 의 함수로 $\sigma_p > \sigma_c$ 되기 시작하는 교차각을 표시한 것이다. 교차 모델을 사용하고자 할 때, 그림에서 관심 있는 깊이에 해당하는 교차각보다 큰 값을 사용해야 평행 모델보다 거리 오차를 감소시킬 수 있다.

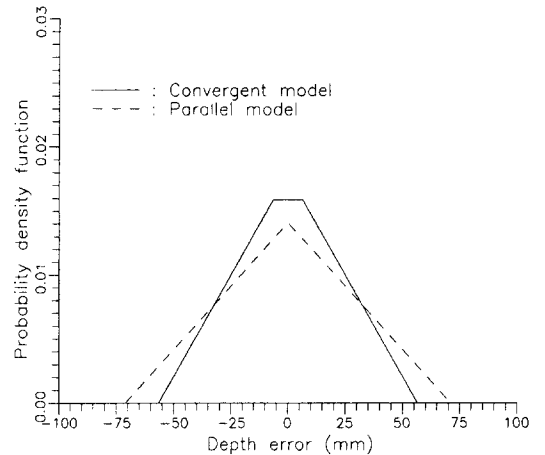


그림 11. 평행 및 교차 모델의 확률 밀도 함수
Fig. 11. Probability density functions for parallel and convergent models.

8. 스테레오 정합 영역

교차각 $\theta_l = \theta_r = \theta$ 그리고 두 카메라는 같은 시각 범위 (2ϕ)를 갖는다고 가정하면, 교차와 평행 모델의 최소 측정 가능한 깊이는 각각 $b \cot(\phi + \theta)/2, b \cot(\phi)/2$ 로 주어지므로 교차 모델이 θ 때문에 더 가까운 깊이에서 3차원 위치가 측정 가능하다. X 축 방향으로의 측정 가능한 범위는 다음 임계 깊이 Z_c 에서 두 모델은 같아지고,

$$Z_c = \frac{b \cos(\theta - \phi) \cdot \cos \phi}{\sin \theta} \quad (35)$$

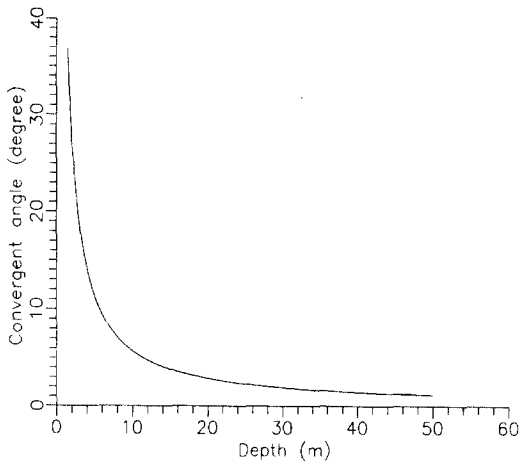


그림 12. 평행과 교차 모델의 분산이 같은 교차각
Fig. 12. Convergent angle with the same variance for parallel and convergent models.

$Z < Z_c$ 이면 교차 모델이 더 넓고, $Z > Z_c$ 이면 평행 모델이 더 넓다. 이것은 $Z < Z_c$ 인 경우에는 평행 모델보다 교차 모델이 3 차원 공간의 물체가 두 스테레오 영상에 공통적으로 많이 나타남을 의미한다. $Z = Z_c$ 에서 X 방향으로의 측정 가능한 범위는 $b \sin(2\phi - \theta) / \sin \theta$ 가 된다. 스테레오 정합이 가능한 시각 범위(field of view)는 평행 모델의 경우는 항상 2ϕ 이고, 교차 모델의 경우는 $Z < Z_c$ 영역에서 $2(\phi + \theta)$ 가 되어 더 넓다.

IV. 결 론

거리 오차는 거리가 멀어짐에 따라서 오차가 비선형으로 증가하고, 깊이 분해도 역시 증가하는 깊이에 따라 분해도가 저하됨을 두 가지 모델에서 보았다. 카메라의 초점 거리 또는 기준선 거리가 길어질수록 거리 오차는 감소하고, 깊이 분해도는 향상된다. 교차 모델이 평행 모델의 일반화이므로 거리 오차와 깊이 분해도에서 더 좋은 성능을 나타내는 것이 당연한 결과로 생각될 수 있으나 실제로 교차 시각 스테레오 카메라를 설치하는데 있어서 정확한 교차각 설정이 문제가 될 수 있다. 특히 수평각 변화에 기인하여 고정점이 원하는 깊이보다 더 가까이 놓일 때 깊이의 오차가 급

격히 증가하여 양자화 오차보다 더 큰 오차를 야기시키므로 주의를 요한다. 그리고 3가지 회전각을 동일 방향으로 모두 $+3^\circ$ 씩 변화하여 생긴 오차는 근거리에서 양자화 오차보다 더 크게 나타난다.

한 쌍의 스테레오 영상에서 추출된 특징을 정합할 때 epipolar 직선이 수평으로 놓이지 않고 대각선을 이루는 것은 속도, 간결성 그리고 정확성에 나쁜 영향을 미친다. 깊이 오차에 대한 확률 밀도 함수로부터는 적절한 교차각을 선택하면 교차 모델이 평행 모델보다 오차를 감소시킬 수 있음을 보았다. 결론적으로 교차 시각 모델의 교차각이 커질수록 양자화 오차는 감소되고, 깊이 분해도는 향상되고, 측정 가능한 최소 깊이는 가까워지고, 정합을 위해 많은 공통적인 특징이 제공되나, 회전각의 변화에 대해서는 큰 좌표 오차가 유발된다. 그러므로 교차 시각 모델을 이용할 때는 정교한 카메라 교정으로 3가지 회전각의 변위를 없애야 한다.

인간의 시각은 어떤 물체를 바라볼 때 머리를 돌려서 고정점을 관심있는 물체에 맞추는 교차 모델로 작용하므로 망막, 두 렌즈 중심, 고정점으로 정의되는 동시선을 여기서 다른 교차 모델에도 적용할 수 있지만, 인간의 시각 센서 단위는 직사각형이 아니고 극좌 지수형(polar exponential grid)을 띄고 있다^[10]. 여기서 살펴본 교차 시각 스테레오 모델을 기초로 하여 극좌 지수형 교차 시각인 인간의 시각 구조에 대한 해석이 앞으로 깊게 연구되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] S. Barnard and M. Fischler, "Computational Stereo," ACM Comput. Surveys, vol. 14, no. 4, pp. 553-572, Dec. 1982.
- [2] S. D. Blostein and T. S. Huang, "Error Analysis in Stereo Determination of 3-D Point Positions," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-9, no. 6, pp. 752-765, Nov. 1987.
- [3] J. J. Rodriguez and J. K. Aggarwal, "Stochastic Analysis of Stereo Quantization Error," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-12, no. 5, pp. 467-470, May 1990.
- [4] D. Geiger and A. Yuille, "Stereopsis and Eye-Movement," Proc. First National

- Conference on Computer Vision, London, England, pp. 306-314, June 1987.
- [5] E. Krotkov, K. Henriksen, and R. Kories, "Stereo Ranging with Verging Cameras," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-12, no. 12, pp. 1200-1205, Dec. 1990.
- [6] R. Duda and P. Hart, Pattern Classification and Scene Analysis, John Wiley & Sons, 1973.
- [7] B. K. P. Horn, Robot Vision, Cambridge, MA: MIT Press, 1986.
- [8] L. Shapiro and A. Rosenfeld, Computer Vision and Image Processing, Academic Press Inc., 1992.
- [9] M. M. Parks, "Binocular Vision," Clinical Duane's Ophthalmology, Vol. 1, pp. 1-14, 1988.
- [10] C. Weiman and G. Chaikin, "Logarithmic Spiral Grids for Image Processing and Display," Computer Graphics and Image Processing 11, pp. 197-226, 1979.

 저 자 소 개



李迪植(正會員)

1979년 2월 경북대학교 전자공학과(학사). 1986년 12월 Texas A&M Univ. Elec. Eng.(석사) 1991년 5월 Texas A&M Univ. Elec. Eng.(박사) 1979년 2월 ~ 1984년 5월 국방과학연구소 연구원. 1992년 3월 ~ 현재 경기대학교 전자공학과 조교수. 주관심분야는 영상인식, 인간 및 컴퓨터 시각 등임.