

선형 및 비선형 SFM 기법의 노이즈에 대한 오차 분석

準會員 황 성 철*, 正會員 이 종 수**

Experimental Error Analyses of the Linear and Nonlinear SFM Solving Techniques for Random Noises

Sung-Chul Hwang*, Jong-Soo Lee* *Regular Members*

요 약

다중영상들로부터 카메라 모션과 물체의 3차원 구조를 추정하는 SFM 기법으로 두 가지가 있다. 하나는 선형 기법으로 카메라 모션에 의해 다르게 나타나는 에지들로부터 관계식을 유도하고 중간 파라미터를 추정한다. 다음, 이 중간 파라미터들로부터 모션이 구해지고, 3개의 영상 에지들과 모션으로부터 3차원 구조를 결정한다. 다른 하나는 비선형 기법으로 영상 에지들에 4단계 최소화 과정을 적용하여 카메라 모션과 물체의 3차원 구조를 결정한다. 본 논문은 이 두 기법에 대해 요약 기술하고 두 기법의 노이즈에 대한 오차분석 실험을 두 가지 모델에 대해 실시하고 실험결과를 고찰한다.

ABSTRACT

There are two kinds of SFM techniques which estimate the camera motion and the 3D structure of an object from its multiple views. The one called the linear SFM technique, derives the relationship between the corresponding edges of multiple views and determines the intermediate parameters, the camera motion and the 3D structure. The other technique called the nonlinear SFM technique, applies the 4-stage nonlinear minimization procedures to the corresponding edges of multiple views for the 3D structure and the camera motion. This paper describes the above two SFM techniques and studies their comparative error analysis on noisy correspondences.

1. 서 론

물체를 3차원 모델링하는 기술은 두 가지로 나눌

수 있다. 하나는 사용자의 주관에 의해 물체를 모델링 하는 방법이고, 다른 하나는 물체의 영상에 근거하여 모델링하는 방법이다. 전자의 경우는 AutoCAD 나 3D Studio, 등의 제작 도구를 사용, 실제 물체와 유사한 모델링이다. 이러한 모델링은 많은 시간을 요하며 실사적이라고 할수 없다. 이와 같은 단점을

*울산대학교 정보통신 대학원 정보통신공학과

**울산대학교 컴퓨터정보통신공학과

論文番號: 97480-1230

接受日字: 1997年 12月 30日

해결하기 위하여 다중 영상들로부터 물체를 모델링한다.

물체의 3차원 구조와 카메라 모션을 추정하는 SFM 기법은 컴퓨터 비전 분야에서 많은 응용을 갖고 있다. 즉, 물 형성인식, 물체 위치 지성, 카메라 캘리브레이션, hand-eye 캘리브레이션, 그리고 지도 작성법(cartography) 등이다.

Ullman[1]에 의해서 처음 인식된 SFM분제는 학계에 관심을 고조시켜 다양한 기법들이 등장하였다. 입력형태 (특징 점(feature point), 특징 선(feature line), 등), 요구되는 이미지 수, 카메라 모델(원근투영(perspective projection), 직교투영(orthographic projection)), 및 카메라 모션 정보의 유무(동속도 운동, 속도를 모르는 경우) 등에 의해 구분된다.

Longuet-Higgins[2][3][4][5] 등은 두 카메라의 상대적 위치를 알지 못할 때에도 두 영상으로부터 복구되는 3D 점들로 물체의 구조를 보였다. 다른 연구에서는 보다 더 정밀한 3D 구조를 얻기 위하여 다중 영상을 사용하였다. 이 기법들은 두 가지로 나뉜다. 모든 측정 데이터를 동시에 처리하는 일괄처리(batch) 기법과 중간 파라미터나 일부 해를 먼저 구하고 이들을 근거로 다른 해를 구하거나 구한 해를 수정 보완하는 점진적(incremental) 기법이다. 점진적 기법은 EKF(Extended Kalman Filter)에 기반을 둔다.[6][7]

대부분의 일괄처리(batch) 기법은 SFM 문제를 데이터 획득 환경에 따라 목적 함수(objective function)를 설정하고 이를 최소화한다. 이 기법은 EKF에서 일반적으로 사용하는 선형적이라는 고유의 가정을 피하여 더욱 정밀한 3D 구조를 얻는다.[8]

본 논문은 점진적 기법인 선형 기법과 일괄처리 기법으로 널리 사용하는 비선형 기법에 대해 먼저 기술하고 두 기법의 오차 분석에 대해 실험적 고찰을 하였다.

II. 선형 SFM 기법

다중 영상 예지들로부터 모션과 구조를 추정하는 선형 기법들이 Spetsakis와 Aloimonos[14], Liu와 Huang[3][11], 등에 의해 제안되었는데, 이 기법들은 일치되는 영상 예지들 사이에 존재하는 선형 관계식에 기초를 두고 있다.

카메라 좌표에서 점 x_p 를 통과하는 라인을 다음과 같이 나타내면,

$$x_0 = x_p + kl$$

카메라 회전 행렬 및 이동 벡터가 시간 t_1 에서 R 및 T 이고 t_2 에서 S 및 U일 때, t_1 과 t_2 에서의 라인은 다음과 같이 표시된다.

$$t_0: x_0 = x_p + kl \tag{1}$$

$$t_1: x_1 = Rx_0 + T = (Rx_p + T) + kRl \tag{2}$$

$$t_2: x_2 = Sx_0 + U = (Sx_p + U) + kSl \tag{3}$$

각 시간에서의 투영법선(projection normal)을 n_0, n_1 , 그리고 n_2 라고 할 때, 다음의 관계식을 유도할 수 있다.

$$n_1 \times R^{-1} n_1 = -(n_1 \cdot T)l \tag{4}$$

$$n_0 \times S^{-1} n_2 = -(n_2 \cdot U)l \tag{5}$$

2.1 중간 파라미터 E, F, 및 G의 결정

식 (4)와 (5)를 l 에 대하여 정리하여 다음 식을 얻을 수 있다.

$$(n_2 \cdot U) (n_0 \times R^{-1} n_1) = (n_1 \cdot T) (n_0 \times S^{-1} n_2) \tag{6}$$

여기서, $[n_0]_{\times}$ 는 벡터 n_0 에 대한 skew 대칭 행렬이며, B 는 다음과 같다.

$$B = (n_2 \cdot U)R^{-1} n_1 - (n_1 \cdot T)S^{-1} n_2$$

$R = [R_1, R_2, R_3]$, $S = [S_1, S_2, S_3]$ 이라 하면, B 를 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$B = \begin{bmatrix} n_1^T (R_1 U^T - TS_1^T) n_2 \\ n_1^T (R_2 U^T - TS_2^T) n_2 \\ n_1^T (R_3 U^T - TS_3^T) n_2 \end{bmatrix} \cong \begin{bmatrix} n_1^T E n_2 \\ n_1^T F n_2 \\ n_1^T G n_2 \end{bmatrix} \tag{8}$$

위 식(8)으로부터 중간 파라미터 E, F, G가 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} E &= R_1 U^T - TS_1^T, & F &= R_2 U^T - TS_2^T, \\ G &= R_3 U^T - TS_3^T. \end{aligned} \quad (9)$$

E, F, 그리고 G는 다음의 관계식을 만족시킴으로

$$[n_0]_{\times} \begin{bmatrix} n_1^T E n_2 \\ n_1^T F n_2 \\ n_1^T G n_2 \end{bmatrix} = 0 \quad (10)$$

위 식은 카메라 모션 파라미터를 포함 있다. 중간 파라미터들은 다음 식(11)을 최소화하여 구할 수 있다.

$$\min_{(E, F, G)} = \sum_{lines} weight \left\| [n_0]_{\times} \begin{bmatrix} n_1^T E n_2 \\ n_1^T F n_2 \\ n_1^T G n_2 \end{bmatrix} \right\|^2 \quad (11)$$

여기서, weight는 노이즈가 존재하는 경우, 시간 t_i일 때 영상에지의 길이를 l_i, i=0, 1, 2이라 하면, weight는 다음과 같이 주어질 수 있다.

$$(l_0^{-1} + l_1^{-1} + l_2^{-1})^{-1}$$

2.2 이동 벡터 T, U의 결정

V_i = T × R_i, i = 1, 2, 3이면, 중간 파라미터 정의식 (9)에 의해 E^TV₁ = 0, F^TV₂ = 0, 및 G^TV₃ = 0의 관계식들이 성립된다. 만약 E, F, G의 rank가 모두 2이면, V_i는 (E, F, G)으로부터 결정될 수가 있고, 카메라 이동 벡터 T는 T · V_i = 0, i = 0, 1, 2로부터 결정된다. 그러나 중간 파라미터의 rank가 2가 아닌 경우의 모션은 별도의 방법[3]에 의해 구해진다.

2.3 회전량 R 및 S의 결정

T̂와 Ũ를 T와 U의 단위벡터라 하고,

$$\begin{aligned} G_R &= [\hat{T}]_{\times} [E \hat{U} F \hat{U} G \hat{U}] \\ G_S &= [\hat{U}]_{\times} [E^T \hat{T} \quad F^T \hat{T} \quad G^T \hat{T}] \end{aligned} \quad (12)$$

||U|| = ||G_R||/√2, ||T|| = ||G_S||/√2 이라 놓으면, 다음 식들에서 R_p, R_n, S_p, 및 S_n을 구할 수 있다.

$$\min_{R_p} \|G_R - [\hat{T}]_{\times} R_p\| \min_{R_n} \| -G_R - [\hat{T}]_{\times} R_n \| \quad (13)$$

$$\min_{S_p} \|G_S - [\hat{U}]_{\times} S_p\| \min_{S_n} \| -G_S - [\hat{U}]_{\times} S_n \| \quad (14)$$

여기서, R_p, R_n, S_p, S_n는 이동 벡터의 부호에 따라 선택되는 회전 행렬이다. p는 양수일 때, n은 음수일 때를 나타낸다.

이동 벡터의 부호는 다음 식에

$$\begin{aligned} E &= s_1 \|U\| R_1 \hat{U}^T - s_1 \|T\| \hat{T} S_1^T \\ F &= s_1 \|U\| R_2 \hat{U}^T - s_1 \|T\| \hat{T} S_2^T \\ G &= s_1 \|U\| R_3 \hat{U}^T - s_1 \|T\| \hat{T} S_3^T \end{aligned} \quad (15)$$

(s₁, s_u, R, S)에 대한 다음의 네 가지 경우를 대입하여 가장 만족하는 경우를 찾아낸다.

$$(1, 1, R_p, S_p), \quad (-1, 1, R_n, S_p)$$

$$(1, -1, R_p, S_n), \quad (-1, 1, R_n, S_n)$$

그러면, 이동 벡터의 부호는 가장 만족하는 경우에 의해 다음과 같이 결정된다.

$$T = s_1 \|T\| \hat{T}, \quad U = s_u \|U\| \hat{U}$$

2.4 구조 파라미터 T̂와 x_p의 결정

식(1), (2) 및 (3)으로부터 I · n₀ = 0, I · R⁻¹n₁ = 0, 및 I · S⁻¹n₂ = 0의 식을 얻을 수 있다. 이들로부터 각 직선에 대하여, 단위 벡터 Î로 표현되는 직선의 방향은 다음을 최소화하여 구할 수 있다.

$$\min_j \| [n_0 \quad R^{-1} n_1 \quad S^{-1} n_2]^T \hat{I} \| \quad (16)$$

원점에서 3차원 라인까지의 최단거리 d₀는 다음과 같으며

$$d_0 = \frac{|T \cdot \hat{n}_1|}{2 \| \hat{n}_0 \times R^{-1} \hat{n}_1 \|} + \frac{|U \cdot \hat{n}_2|}{2 \| \hat{n}_0 \times S^{-1} \hat{n}_2 \|} \quad (17)$$

그 방향 r̂는 아래와 같다.

$$\hat{r} = \pm \frac{\hat{n}_0 \times \hat{I}}{\| \hat{n}_0 \times \hat{I} \|} \quad (18)$$

원점에서 라인에 수직인 벡터 x_p 는 각 라인 i 에 대하여 다음 조건을 조사하여

$$\begin{aligned} & |n_1 \cdot (d_0 R \hat{v} + T)| + |n_2 \cdot (d_0 S \hat{v} + U)| \\ & < |n_1 \cdot (d_0 R \hat{v} - T)| + |n_2 \cdot (d_0 S \hat{v} - U)| \end{aligned}$$

만족하면 POS에 더하고. 그렇지 않으면 NEG에 더한다. 그 결과 $\|POS\| > \|NEG\|$ 이면, 각 라인 i 에 대하여

$$x_p = \begin{bmatrix} d_0 \hat{v} & \text{if } i \in POS \\ -d_0 \hat{v} & \text{otherwise.} \end{bmatrix} \quad (19)$$

그렇지 않고 $T \leftarrow -T, U \leftarrow -U$
각 라인 i 에 대하여

$$x_p = \begin{bmatrix} -d_0 \hat{v} & \text{if } i \in POS \\ d_0 \hat{v} & \text{otherwise.} \end{bmatrix} \quad (20)$$

III. 비선형 SFM 기법

물체의 n 개 특징 선(line feature)을 포함하는 m 개의 영상에서 u_{ij} 는 특징 선 i 의 j 번째 영상에지이다. 영상에서 u_{ij} 와 복구하려는 모델의 투영(projection)에지 $F(p_i, q_i)$ 사이의 어긋남(disparity)을 양의 실수 함수 $Error()$ 로 표시할 때 목적 함수를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$O = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n Error(F(p_i, q_j), u_{ij}) \quad (21)$$

그림 1에서 3차원 라인은 방향을 나타내는 단위 벡터 \hat{v} 와 원점(origin)에서 가장 가까운 직선 상의 점을 가리키는 벡터 d 로 나타낼 수 있다.

물체의 3차원 라인과 카메라 중심에 의해 만들어지는 평면은 영상에서 좌표 $(x, y, 1)$ 를 포함하기 때문에 법선 벡터 $m = (m_x, m_y, m_z)$ 와 영상에지와 관계는 다음과 같다.

$$m_x x + m_y y + m_z = 0 \quad (22)$$

그림 1에서 기준좌표계(World Coordinate System)와 카메라 좌표계(Camera Coordinate System)에 의해 3차원 라인이 표현되는데 두 좌표계 사이의 변환은

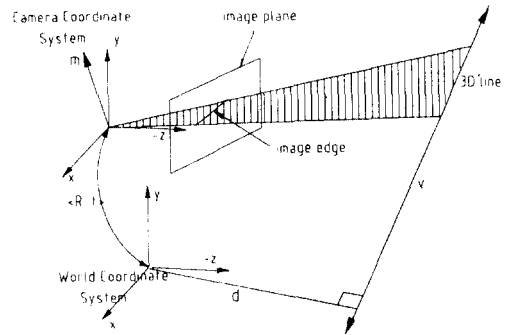


그림 1. 영상 면에의 3차원 라인 투영

이동 벡터 ${}^c t_c$ 와 회전 행렬 ${}^c R^3$ 에 의한다. 카메라 좌표계에서 직선을 표현하는 벡터 $({}^c \hat{v}, {}^c \hat{m}, {}^c \hat{d})$ 와 기준 좌표계에서 같은 직선을 표현하는 벡터 $({}^w \hat{v}, {}^w \hat{m}, {}^w \hat{d})$ 사이의 관계는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} {}^c \hat{m} &= {}^c \hat{v} \times {}^c \hat{d} \\ {}^w \hat{m} &= {}^w R \{ {}^w \hat{v} \times ({}^w \hat{d} + {}^w t_c) \} \\ {}^c \hat{m} &= {}^c m / \| {}^c m \| \end{aligned} \quad (23)$$

위 식은 3차원 라인의 법선 벡터 n 이 카메라 모션에 의해 결정됨을 보여준다. 실제적으로 이 식은 3차원 라인의 투영 함수 F 를 나타낸다.

3.1 오차 함수

그림 2는 영상면에 측정된 영상에지 세그먼트 u_{ij} 와 예측된 모델에지 $F(p_i, q_j)$ 를 보여주고 있다.

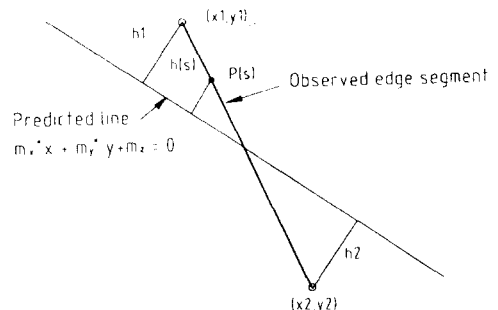


그림 2. 측정된 영상에지와 예측된 모델에지 사이의 오차

영상에지 세그먼트 길이 l 은 아래와 같다.

$$l = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$$

세그먼트 위의 점 $p(s)$ 에서 모델에지에 이르는 최단 거리

$h(s)$ 는 아래와 같다.

$$h(s) = h_1 + s \frac{h_2 - h_1}{l} \quad (24)$$

여기서, 스칼라 값 h_1 과 h_2 는 세그먼트의 끝점으로부터 예측된 모델에지까지의 최단 거리를 나타낸다.

$$h_1 = \frac{m_x x_1 + m_y y_1 + m_z}{\sqrt{m_x^2 + m_y^2}}$$

$$h_2 = \frac{m_x x_2 + m_y y_2 + m_z}{\sqrt{m_x^2 + m_y^2}} \quad (25)$$

영상에지 세그먼트와 모델에지 사이의 오차는 다음 식에 의해 구해진다[9].

$$Error = \int_0^l h^2(s) ds = \frac{l}{3} (h_1^2 + h_1 h_2 + h_2^2) \quad (26)$$

여기서, $A = \begin{pmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \end{pmatrix}$, $B = \frac{l}{3(m_x^2 + m_y^2)} \begin{pmatrix} 1 & 0.5 \\ 0.5 & 1 \end{pmatrix}$

3.2 복구 알고리즘 (Recovery Algorithm)

비선형 SFM 기법[9]은 그림 3과 같이 초기치 추정 과정으로 카메라 회전 R 에 대해 전역 최소화를 수행하고, 이 R 은 다시 라인 방향 \hat{v} 와 함께 목적함수 C_1 을 최소화한다. 그리고 라인 위치 벡터 d 와 카메라 이동 벡터 t 는 C_2 을 최소화하여 초기 추정치를 구한다.

목적함수 C_1 과 C_2 는 다음과 같은 구속 조건으로부터 만들어진다.

$${}^c m^T ({}^c_w R \cdot {}^c \hat{v}) = 0 \quad (27)$$

$${}^c m^T ({}^c_w R \cdot ({}^c d - {}^c t_c)) = 0 \quad (28)$$

$${}^c m' = (x_1, y_1, -1)^T \times (x_2, y_2, -1)^T \quad (29)$$

$${}^c \hat{m}' = {}^c m' / \|{}^c m'\|$$

$$c_1 = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n (\hat{m}'_{ij}{}^T R_j \hat{v}_i)^2 \quad (30)$$

$$c_2 = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n (\hat{m}'_{ij}{}^T R_j d_i - t_j)^2 \quad (31)$$

$$c_2 = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n (\hat{m}'_{ij}{}^T R_j (\alpha \hat{v}_i^x + \beta \hat{v}_i^y - t_x \hat{x} - t_y \hat{y} - t_z \hat{z}))^2 \quad (32)$$

초기 추정치들을 사용하여 목적함수 O 를 최소화하면 3D 물체의 구조와 카메라 모션에 대한 최종해가 구해진다.

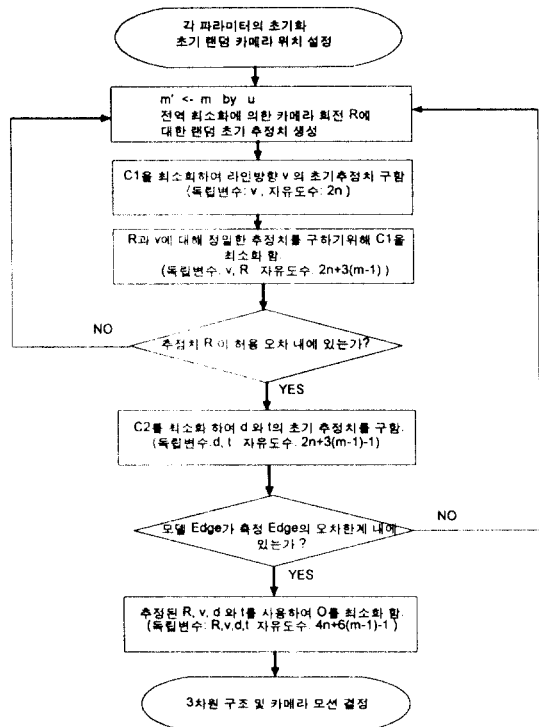


그림 3. 비선형 SFM 기법의 순서도

IV. 실험 및 오차분석

이 장에서는 II장에서 설명한 선형 기법[3][11]과 III장에서 설명한 비선형 기법[9]을 시뮬레이션 실험을 통하여 각 파라미터에 대해 오차 분석을 하였다. 실험 모델로는 200mm 길이의 12 에지를 갖는 정육면체와 36 에지를 갖는 모델(100mm 길이의 모서리를 갖는 정육면체의 각 끝 모서리를 자름)로 구성하였다.

시물레이션 환경은 그림 4와 같이 12 에지를 갖는 정육면체를 기본 좌표계에서 z축 방향으로 1000mm 떨어진 지점에 놓고, 카메라는 원점을 중심으로 500mm의 반지름으로 원주를 따라 120°의 간격으로 세 카메라 위치를 설정하였다. 카메라의 초점거리는 8mm로, 뷰필드(field of view)는 30°로 가정하였다.

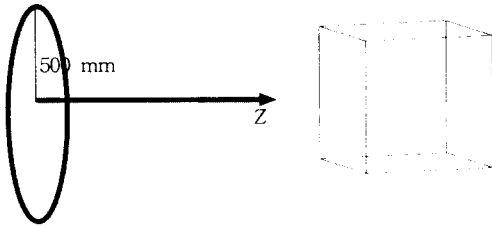


그림 4. 12 라인을 갖는 모델과 카메라 설정

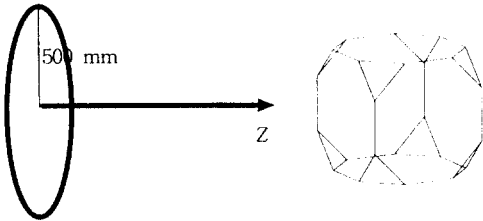


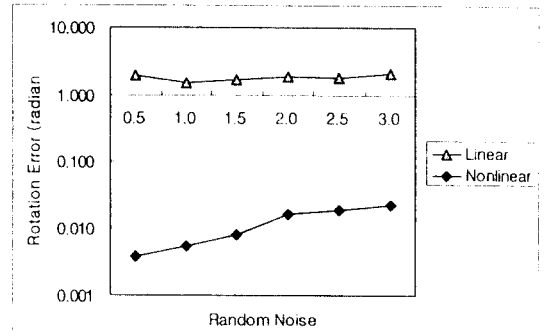
그림 5. 36 라인을 갖는 모델과 카메라 설정

그림 5는 앞과 동일한 환경으로 36 라인 모델이다. 투영된 에지들의 양단 점에 랜덤 노이즈를 0.5에서 3 까지 0.5 간격으로 증가시키면서 가한 후 두 기법을 적용하였다. 이러한 실험을 10회 실시하고 각 실험에서 랜덤 노이즈는 독립적으로 생성되었다. 그 평균 파라미터들은 그림 6과 그림 7에서 보여주고 있다. 그림 6은 정육면체 모델에 실험한 결과이며 그림 7은 36라인 모델에 대한 실험 결과이다. 정육면체에 대한 실험결과로 모든 노이즈에 대해 비선형기법이 선형 기법에 비해 우수한 성능을 보여주고 있음을 알 수 있다.

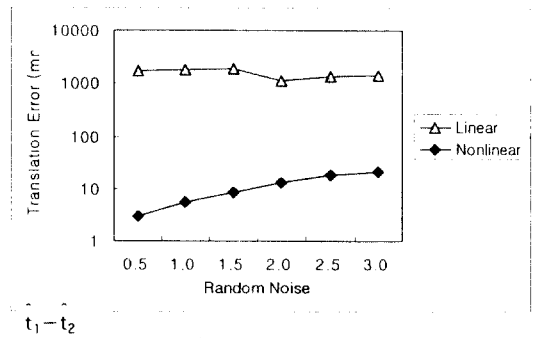
그림 6(c)(d)와 그림 7(c)(d)를 비교하면 12라인 모델의 추정 오차가 더 작음을 알 수 있다. 그 이유는 36 라인 모델에서의 에지 길이가 12라인 모델의 에지 길이보다 작기 때문이다. 그러나 그림 6(a)(b)와 그림 7

(a)(b)에서 카메라 모션 파라미터인 회전과 이동 벡터의 오차는 모델 라인의 길이와 무관함을 알 수 있다.

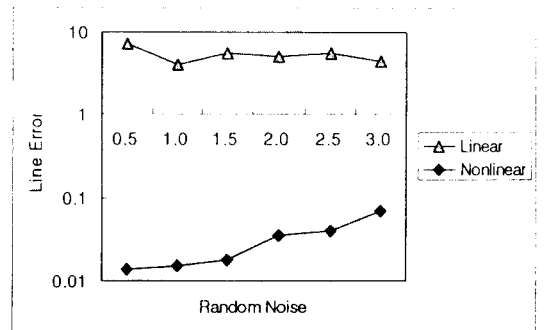
12 라인 모델에서의 오차 분석



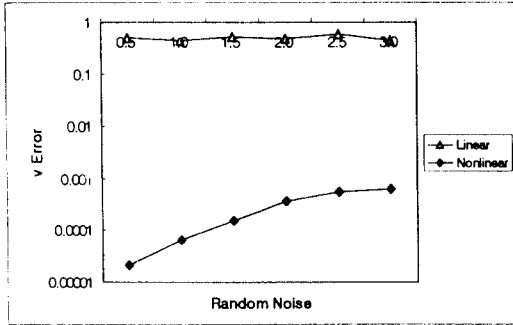
(a) Rotation 오차



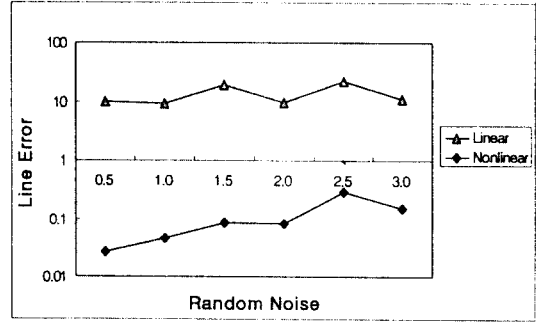
(b) Translation 오차



(c) 라인 오차



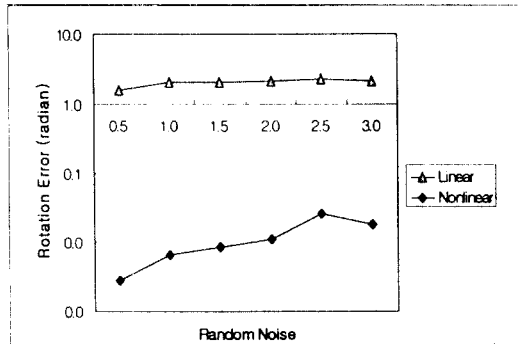
(d) 라인 방향 오차



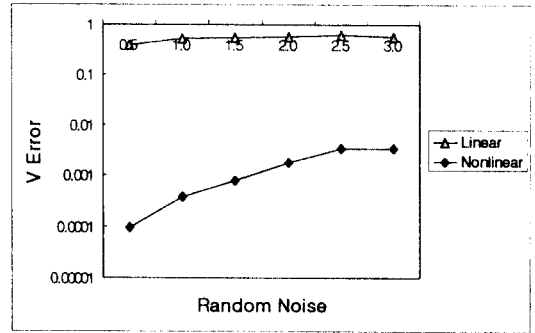
(c) 라인 오차

그림 6. 정육면체 모델에 대한 실험 결과

36 라인 모델에서의 오차 분석

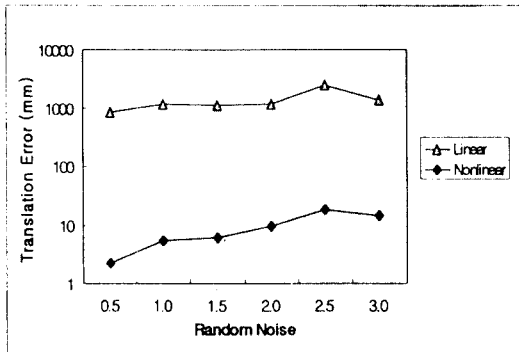


(a) Rotation 오차



(d) 라인 방향 오차

그림 7. 36라인 모델에 대한 실험 결과



(b) Translation 오차

V. 결론

선형 및 비선형 SFM 기법의 노이즈에 대한 오차 분석 실험을 수행하였다. 정육면체와 36 라인 모델을 3개의 영상에 투영시켰으며, 투영 에지들 양단 점에 랜덤 노이즈를 0.5에서 3까지 0.5 단위로 증가시키면서 가한 후 SFM 기법들을 적용하였다. 실험 결과 비선형 기법이 선형 기법에 비해 일반적으로 오차가 적었다. 그리고, 비선형 SFM 기법은 모델 라인 길이의 크기에 따라 라인 및 방향에 대한 오차가 달랐다. 즉, 길이가 긴 정육면체 모델의 경우 추정 라인 및 방향에 대한 오차가 36라인 모델에 비해 적었다. 선형 SFM 기법은 모델 라인 길이에 따른 오차의 변화가 거의 없었다.

선형 기법은 노이즈가 적고 closed-form solution이 요구되는 응용에서 사용될 수 있으며 비선형 기법은

노이즈가 허용되며 정밀도가 높고, 비 실시간적인 응용에서 사용될 수 있다. 앞으로의 연구는 두 기법의 응용에 관한 연구이다.

참 고 문 헌

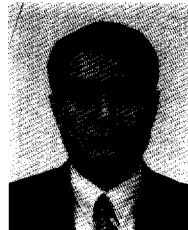
1. S. Ullman, The Interpretation of Visual Motion, The MIT Press, Cambridge, MA, 1979.
2. H. C. Longuet-Higgins, "A computer algorithm for re constructing scene from two projections", Nature, vol. 293, pp. 133-135, 1981.
3. J. Weng, T. S. Huang, and N. Ahuja, "Motion and structure from two perspective views: Algorithms, error analysis, and error estimation", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 11, no. 5, pp. 451-476, May 1989.
4. X. Hu and N. Ahuja, "Motion and structure estimation using long sequence motion models", Image and Vision Computing, vol. 11, no. 9, pp. 549-570, November 1993.
5. B. K. P. Horn, "Relative orientation", Int. J. Computer Vision, vol. 4 pp. 59-78, 1990.
6. James L. Crowley, Patrick Stelmaszyk, Thomas Skodas, and Pierre Puget, "Measurement and integration of 3-D structures by tracking edge lines". International Journal of Computer Vision, vol. 8, no. 1, pp. 29-52, July 1992.
7. Olivier D. Faugeras, Francis Lustaman, and Giorgio Toscani, "Motion and structure from point and line matches", in International Conference on Computer Vision, pp. 25-33, June 1987.
8. Carlo Tomasi and Takeo Kanade, "Shape and motion from image streams under orthography: a factorization method", International Journal of Computer Vision, vol. 9, no. 2, pp. 137-154, November 1992.
9. Camillo J. Taylor and David J. Kriegman. "Structure and motion from line segments in multiple images", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 17(11), November 1995.
10. Oliver Faugeras. Three-Densional Computer

Vision, MIT Press 1993.

11. Yuncan Liu, Thomas S. Huang, and O. D. Faugeras, "Determination of camera location from 2D to 3D line and point correspondences", in Proc. IEEE Conf. on Comp. Vision and Patt. Recog., 1988, pp. 82-88.
12. Rakesh Kumar and Allen R. Hanson, "Robust estimation of camera location and orientation from noisy data having outliers," in Proceedings of the Work-shop on the Interpretation of 3D Scenes, pp. 52-60, November 1989.
13. Camillo J. Taylor and David J. Kriegman, "Minimization on the Lie group SO(3) and related manifolds", Tech. Rep 9405, Center for Systems Science, Dept. of Electrical Engineering, Yale University, New Haven, CT, April 1994.
14. M. Spetsakis and J. Aloimonos, "Structure From Motion Using Line Correspondences," Int'l J. Computer Vision, vol. 4, pp. 171-183, 1990.



황 성 철(Sung-Chul Hwang) 준회원
 1996년 2월: 울산대학교 물리학과 졸업(학사)
 1998년 2월: 울산대학교 정보통신대학원 정보통신공학과 졸업(석사)
 ※주관심분야: 3차원 모델링, 가상현실



이 종 수(Jong-Soo Lee) 정회원
 1973년 2월: 서울대학교 전기공학학과 졸업(학사)
 1981년 8월: 미국 VPI&SU 전기전자공학과 졸업(석사)
 1985년 12월: 미국 VPI&SU 전기전자공학과 졸업(박사)

1976년 9월~1978년 8월: 금성통신 연구소 연구원
 1985년 12월~1990년 8월: 전자통신연구소 영상통신 연구실(실장)
 1990년 9월~1993년 2월: 생산기술연구원 G4FAX 개발부(부장)
 1993년 3월~현재: 울산대학교 컴퓨터·정보통신공학부 조교수
 ※주관심분야: 영상압축, 3차원 모델링, 멀티미디어 응용, 가상현실