

실사적인 3차원 물체 모델링 기법 개선

이 종 수[†]

요 약

본 논문에서는 실사적인 3D 물체 모델링을 위해 제안된 기법들을 고찰하고, 보다 정확한 모델링을 위한 방안들을 제시하고 있다. F-행렬 추정 기법의 개선과 스테레오 영상 평행화 기법을 적용함으로써 물체 모델링의 정확도를 높이는 데 필수적임을 보여준다.

A Study on Photographic 3D Modeling Techniques for Their Enhancements

Jong Soo Lee[†]

ABSTRACT

In this paper, in-depth considerations are given to various techniques suggested for photographic 3D modelling and possible enhancements of the techniques are discussed. It is found that both the improvement of fundamental matrix estimation techniques and the stereo image rectification processing stage are necessary for more accurate 3D modelling.

키워드 : F-행렬(fundamental matrix), 영상면평면화(planar rectification), 일치점(corresponding point)

1. 서 론

컴퓨터에 의한 물체의 3차원 모델링은 보다 실사적이며 정확해야 한다. 이를 위해 여러 분야의 전문가들이 참여, 다양한 방법으로 연구를 수행하거나 추진하고 있다.

본 논문에서는 스테레오 좌우 영상으로부터 3차원 물체 모델링에 대하여 지금까지 제안된 연구 결과를 분석, 기법 개선을 도모한다.

컴퓨터에 의한 3차원 물체 모델링은 (그림 1)과 같은 단계적 과정들이 요구되고 있다. 즉, 스테레오 좌우 영상으로부터 F-행렬(Fundamental matrix)을 추정하는 단계, F-행렬을 사용한 원근투영행렬의 추정단계, 영상 평행화(rectification)단계, 평행화된 좌우 영상매칭(또는 disparity map 추출) 단계, 3D 구조 추정단계, 그리고 텍스처 맵핑(texture mapping) 단계를 거쳐 물체의 3차원 모델을 만들고 있다. 이 단계들 중에 영상 평행화와 영상 매칭 단계들은 생략하는 기법들도 제시되고 있다.

물체 모델링의 정확도는 정확한 3차원 물체 구조 추정

의해 결정된다. 따라서 3차원 구조추정 이전 단계까지 기법들이 단계별 목표를 어느 정도 완수하느냐에 따라 물체의 정확도가 달라진다.

본 논문은 먼저 대표적인 F-행렬 추정기법 두 가지를 2장에서 소개하고, 이들로부터 새로운 기법연구를 제안한다. 3장에서는 원근투영행렬 추정기법들을 소개하고, 4장에서는 스테레오 영상 평행화 과정을 자세히 다룬다. 마지막 5장에서는 요약정리하고 개선을 위한 중점연구사항들을 제시한다.

2. F-행렬

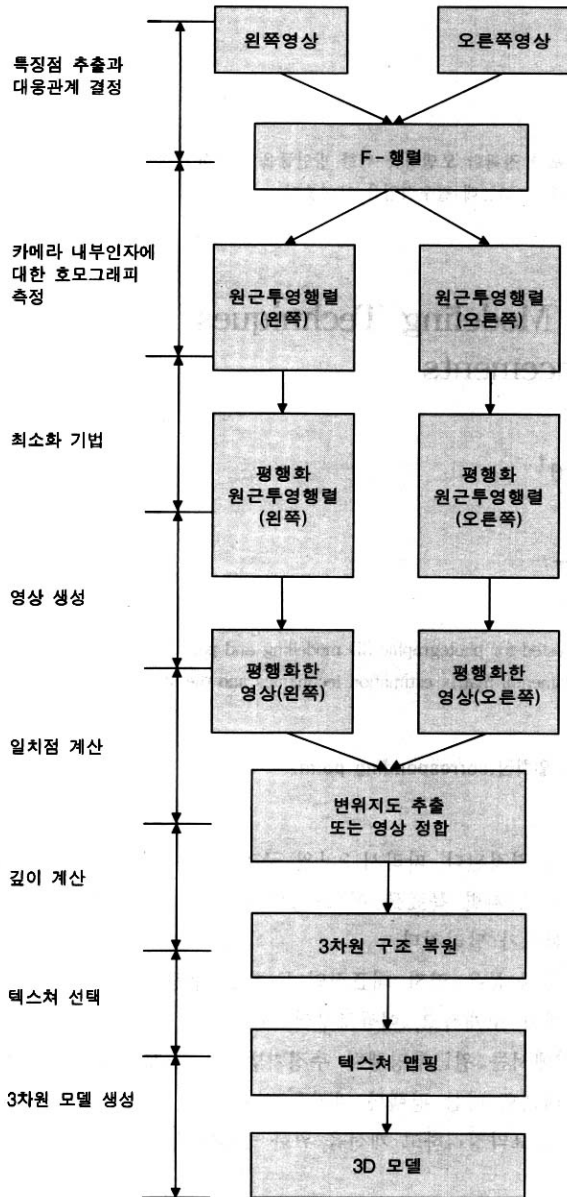
F-행렬을 구하는 대표적 기법으로 통계적 최적화기법[1]과 일치점 랜덤선택기법[2]이 있다.

통계적 최적화기법은 F-행렬 구성요소들 사이에 존재하는 제약조건을 다양체(manifold)로 정의하며, 좌우 일치점들이 가우시안 확률분포로 위치한다고 가정하고 F-행렬을 추정한다. 다양체에서의 F-행렬 추정은 수학적으로 다루기가 어렵기 때문에 부분적으로 유클리디언 공간으로 근사하고 F-행렬을 추정하고 있다.

랜덤선택기법은 영상을 일정한 크기의 버킷(bucket)들로

[†] 정 회 원 : 울산대학교 컴퓨터·정보통신공학부 교수
논문집수 : 2002년 8월 3일, 심사완료 : 2003년 3월 26일

분할하고, 일치점들을 포함하는 8개의 버킷들을 임의로 선택하고, 각 버킷에서 하나씩도 임의로 선택한다. 선택된 8개의 좌우 영상 일치점들로부터 F-행렬을 계산한다.



(그림 1) 컴퓨터의 3차원 물체모델링 과정

2.1 통계적 최적화 기법

이 기법은 먼저 재정규(renormalization) 과정으로 F-행렬을 구하고, 다음에 최적화 교정(optimal correction)을 거쳐 F-행렬을 교정한다. 재정규화 과정은 확률적 좌우 영상 일치점들 $(x, x') \dots (x_n, x'_n)$ 의 결합 확률 $P(x_1, \dots, x_n, x'_1, \dots, x'_n)$ 을 F-행렬에 의한 제약조건들 $(x_i, Fx'_i) = 0 (i = 1, N)$ 하에서 LaGrange 기법으로 결합, 최대화하는 기법이다. 그 결과는 아래의 행렬 내적을 최소화하는 F-행렬이다.

$$J = (F; MF)$$

여기서,

$$M = \frac{1}{N} \sum_{a=1}^N W_a x_a \otimes x'_a \otimes t x_a \otimes x'_a$$

$$W_a = \frac{1}{(x'_a, F^T V_0 [x_a] F x'_a) + (x_a, F V_0 [x'_a] F^T x_a)}$$

위 식의 최소화는 텐서(tensor) M의 최소 고유값(eigenvalue)에 해당하는 고유행렬(eigenmatrix)을 계산하여 이를 F-행렬로 하는데 섭동정리(perturbation theorem)를 적용 [3], 최소 고유치와 텐서 M을 반복 교란시켜 내적 J를 더욱 최소화는 F-행렬을 구한다. 이 과정에서 $\|F\| = 0$ 이라는 제약 조건이 적용된다.

다음 과정은 최적화 교정으로 좌우 영상 일치점들의 공분산을 추정하고 앞 과정에서 구한 F-행렬의 공분산 텐서도 구한다. 이들과 또 하나의 제약조건인 $det(F) = 0$ 을 적용하여 F-행렬을 최적으로 교정한다.

2.2 랜덤 최소화 기법

이 기법은 일치점들을 최소로 포함하는 영상면을 일정크기의 버킷(bucket)으로 분할하고 이들 중 임의로 8개의 버킷을 선택하며 선택된 각 버킷에서 또 임의로 일치점을 선택한다. 따라서 랜덤으로 선택된 8개의 일치점들로부터 F-행렬을 구할 수 있다.

위와 같은 랜덤 일치점 선택과정을 필요한 횟수 만큼 수행하여 각 횟수에 대해 별개의 F-행렬을 구한다. 각각의 F-행렬 F_j 를 모든 일치점들 $(m_{1i}, m_{2i}) i = 1, \dots, N$ 에 대해 오차자승 M_j 를 아래와 같이 구한다.

$$M_j = med [d^2(\tilde{m}_{2i}, F_j m_{1i}) + d^2(\tilde{m}_{1i}, F_j^T m_{2i})]$$

다음은 M_j 값들 중 최소값에 해당하는 F-행렬을 일차적으로 선정하고 이를 사용하여 n개의 일치점들 중 오차자승이 상대적으로 일치점들을 배제한다. 즉, 오차자승이 작은 일치점들만을 사용하여 오차자승합을 최소화하는 F-행렬을 최종적으로 다시 계산한다.

위 두 기법에 대한 심층적 비교연구가 아직 없다. 두 기법의 장점들을 살려, 보다 우수한 기법을 만드는데 활용할 수 있다.

통계적 최적화 기법은 주어진 통계분산에 최적인 F-행렬을 구하며 랜덤 최소화기법은 임의로 선택되는 일치점들이 기법에 적용될 때마다 달라지므로 구해지는 F-행렬도 달라진다.

통계적 최적화 기법을 도입, 랜덤 최소화 기법의 개선이 요구된다.

3. 원근투영행렬

캘리브레이션이 되지 않은 카메라에서, 원근투영행렬을 추정하기 위해서는 셀프캘리브레이션 기법이 사용된다. 셀프캘리브레이션 기법은 F 행렬을 이용하여 원근투영행렬을 추정한다.

2장에서 소개한 추정된 F 행렬추정기법을 사용하여 영상 각각에 대한 원근투영행렬을 구할 수 있다.

각 영상의 일치점들만으로, 원근투영행렬의 추정과 실제계 3D점이 복원되는 과정은 프로젝티브 변환(projective transformation)에 대해 표현된다. 원근투영행렬의 정규화과정에서, 먼저 각 영상에 대한 기본적인 투영행렬을 구하고 이것을 원근투영행렬로 표현하기 위한 프로젝티브변환 행렬을 구하는 순서로 이루어진다.

먼저 영상면을 기준으로 하여 투영행렬을 단위행렬 ($P_1 = [I|0]$)로 설정하면, 그에 대응하는 영상면에 대한 투영행렬을 구할 수 있다. 영상의 대응점과 F-행렬의 관계 ($x^T F x' = 0$)를 카메라 모델 ($x = PX$)의 형태를 이용하여 표현하면 다음의 식이 성립된다.

$$x^T F x' = X^T P_1^T F P_2 X = 0$$

이때 $P_1 = [I|0]$ 일 때, $P_1^T F P_2$ 는 $P_2 = [Ae]$ (A 는 임의의 3×3 행렬, e 는 P_1 에 두 번째 영상의 초점이 투영된 등극점), $F = [f_1 \ f_2 \ f_3]$ 으로 두면 다음과 같이 정리된다.

$$\begin{bmatrix} F & P_2 \\ 0_4^T & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} FA & Fe \\ 0_3^T & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1 a_1 & f_1 a_2 & f_1 a_3 & 0 \\ f_2 a_1 & f_2 a_2 & f_2 a_3 & 0 \\ f_3 a_1 & f_3 a_2 & f_3 a_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

이 행렬은 skew symmetric matrix로서, 다음과 같이 쓸 수 있으며, W 를 SVD하여 P_2 를 구할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} f_1 & & & \\ & f_2 & & \\ & & f_3 & \\ f_2 & f_1 & & \\ & & & f_3 \\ f_3 & & f_2 & \\ & & & f_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} = W \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} = 0_6$$

카메라 모델로 3×4 원근투영행렬은, 카메라 내부인자를 가지는 3×3 K행렬과 카메라 외부인자로서 회전행렬과 이동벡터로 이루어지는 4×4 G행렬로 구성되며 다음과 같이 표현된다.

$$P = K(I|0)G$$

원근투영행렬을 투영행렬과 임의의 4×4 프로젝티브 변환 행렬 H 에 대한 식으로 나타낼 수 있다.

$$P = P_i H = K(I|0)G$$

여기서 프로젝티브 변환 행렬 H 는 카메라 내부인자를 갖는 K 행렬과 미지의 벡터 d^T 로 구성된다.

$$H = \begin{bmatrix} K & 0 \\ d^T & 1 \end{bmatrix}, \quad d^T = [a, b, c]^T, \quad i = 1, \dots, m$$

이다.

영상에 대한 원근투영행렬 P_1, P_2 에 대해 위의 식을 만족하는 K, d 를 찾으므로, 카메라 내·외부 인자를 추정할 수 있다. 이 과정은 선형방법을 통해서 K, d 의 초기치를 결정하고 비선형 최소화로 최적화된 해를 구함으로써, 셀프캘리브레이션 기법에 의해 원근투영행렬을 추정하게 된다[4, 5].

다중 영상들에 대한 원근투영행렬 추정기법은 미지의 원근심도(projective depth)들에 의해 구성되는 재측적측정행렬(rescaled measurement matrix)을 인수분해(factorization)함으로써 구할 수 있다[5]. 이 기법은 동영상으로부터의 물체 모델링 또는 물체 인식 시스템에 사용될 수 있다.

4. 평행화 기법

4.1 이론

스테레오 영상 매칭은 일반적으로 영상의 평행화 과정을 거침으로서 영상 매칭을 보다 정확하게 또 효율적으로 할 수 있다. 즉, 등극선을 수직위치가 같고 수평으로 위치하도록 영상을 변환시켜주는 평행화를 거치게 되면 등극선에 한정하여 스테레오 영상 매칭을 할 수 있다. 따라서, 영상 매칭 탐색범위는 1차원 공간검색으로 줄어든다.

평행화단계는 크게 두 종류로 나누어 볼 수 있다. 즉, 원근투영행렬을 사용하여 캘리브레이션된 영상에 대해 영상면을 교정하여주는 영상면 평행화(planar rectification)[6]과 캘리브레이션되지 않은 두 영상으로 추정한 F-행렬만을 가지고 영상을 평행화하는 극좌표 평행화(polar rectification)[7]가 있다. 영상면 평행화에 의한 평행화가 일반적으로 사용되므로 이를 구체적으로 고찰하면 아래와 같다.

평행화할 영상에 대한 원근투영행렬을 사용하여 등극선이 평행하도록 영상면을 교정해 주는 새로운 원근투영행렬을 구해야 한다. 각 영상에 대해서, 기존의 원근투영행렬을

\tilde{P}_{o1} 및 \tilde{P}_{o2} 이라 하고, 평행화를 위한 새로운 원근투영행

렬을 \tilde{P}_{n1} 및 \tilde{P}_{n2} 이라고 가정한다.

$$\tilde{P}_{n1} = \begin{bmatrix} a_1^T & a_{14} \\ a_2^T & a_{24} \\ a_3^T & a_{34} \end{bmatrix}, \tilde{P}_{n2} = \begin{bmatrix} b_1^T & b_{14} \\ b_2^T & b_{24} \\ b_3^T & b_{34} \end{bmatrix}$$

평행화는 새로운 두 원근투영행렬을 구하기 위해서 아래의 제약을 두어야 한다.

- ① $\tilde{P}_{n1}, \tilde{P}_{n2}$ 에 대한 카메라의 초점면이 같다. 따라서 초점면에 해당하는 $a_3 = b_3, a_{34} = b_{34}$ 이 성립한다.
- ② 평행화 후의 카메라의 초점은 기존의 초점과 같다.

$$\tilde{P}_{n1} \begin{bmatrix} c_1 \\ 1 \end{bmatrix} = 0, \tilde{P}_{n2} \begin{bmatrix} c_1 \\ 1 \end{bmatrix} = 0$$

- ③ 등극점이 무한대에 있을 경우, 등극선은 수평 병렬이 되고, 각 등극점은 동일한 초점으로 투영된다.
- ④ 좌우 영상에서 대응되는 등극선의 수직좌표가 일치된다.

$$a_2 = b_2, a_{24} = b_{24}$$

- ⑤ 평행화 후의 초점면은 하나가 되며 이들은 기존의 두 초점면의 교차선과 평행이 되어야 한다.

$$a_3^T(f_1 \wedge f_2) = 0, b_3^T(f_1 \wedge f_2) = 0$$

(f_1, f_2 : 각각 P_{o1}, P_{o2} 의 초점면에 해당한다.)

- ⑥ 평행화 후 두 영상에서, 양 축은 직각이 되어야 한다.

$$a_1^T a_2 = 0, b_1^T a_2 = 0$$

- ⑦ 평행화 후의 왼쪽 영상에서의 원점 (u_0, v_0)은

$$u_0 = a_1^T a_3, v_0 = a_2^T a_3$$

으로 주어지고, (0,0)으로 설정한다
오른쪽 영상에 대해서는 $u_0 = b_1^T a_3$ 이 된다.

- ⑧ 평행화 후의 영상에서의 수평, 수직의 초점길이는 다음과 같다.

$$\alpha_u = \|a_1 \wedge a_3\|, \alpha_v = \|a_2 \wedge a_3\|$$

- ⑨ 평행화하는 원근투영행렬은 $\|a_3\|$ 와 $\|b_3\|$ 은 각각 1로 정의한다.

위의 제약은 아래의 식들로 요약된다.

$$\begin{aligned} a_3^T c_1 + a_{34} &= 0 & a_2^T c_1 + a_{24} &= 0 \\ a_3^T c_2 + a_{34} &= 0 & a_2^T c_2 + a_{24} &= 0 \\ a_3^T(f_1 \wedge f_2) &= 0 & a_2^T a_3 &= 0 \\ \|a_3\| &= 1 & \|a_2\| &= \alpha_v \\ a_1^T c_1 + a_{14} &= 0 & b_1^T c_2 + b_{14} &= 0 \\ a_1^T a_2 &= 0 & b_1^T b_2 &= 0 \\ a_1^T a_3 &= 0 & b_1^T b_3 &= 0 \\ \|a_1\| &= \alpha_u & \|b_1\| &= \alpha_u \\ a_2 &= b_2 \\ a_{24} &= b_{24} \\ a_3 &= b_3 \\ a_{34} &= b_{34} \end{aligned}$$

위의 식들로부터 두 원근투영행렬을 구할 수 있다. 이렇게 구해진 원근투영행렬은 기존 영상면에서의 점들을 평행화한 후의 영상면으로 재투영한다. 즉, 기존 영상의 점들은 아래 식에 의해 형태로 재투영되어 나타난다.

$$\tilde{m}_o = \tilde{P}_o \tilde{w}, \tilde{m}_n = \tilde{P}_n \tilde{w}$$

$$\tilde{m}_n = \tilde{P}_n \tilde{P}_o^{-1} \tilde{m}_o$$

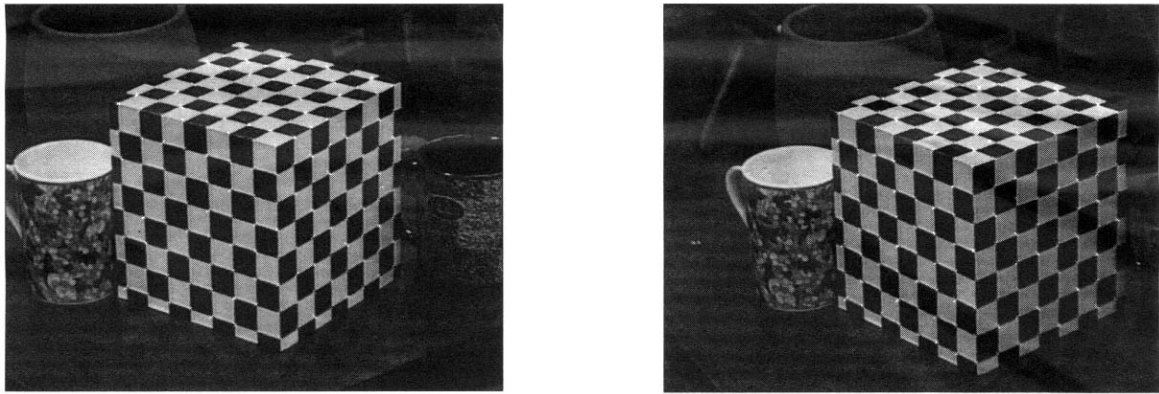
4.2 실험 및 분석

캘리브레이션을 통한 원근투영행렬로 평행화를 실시하는 실험에서 원근투영행렬의 정확도를 높이기 위해서, 원근투영행렬을 구성하는 카메라 내·외부 인자들을 임의의 값으로 정한다. 다음에 3차원 구조를 이루는 점을 투영시켜 스테레오 좌우 영상의 일치 대응점들을 만들었다. 이 일치점들에 평행화 기법을 적용하여, 두 영상에서의 수직 좌표에 대한 일치도를 측정한 결과, 평균오차가 7.0415e-014로 나타났다.

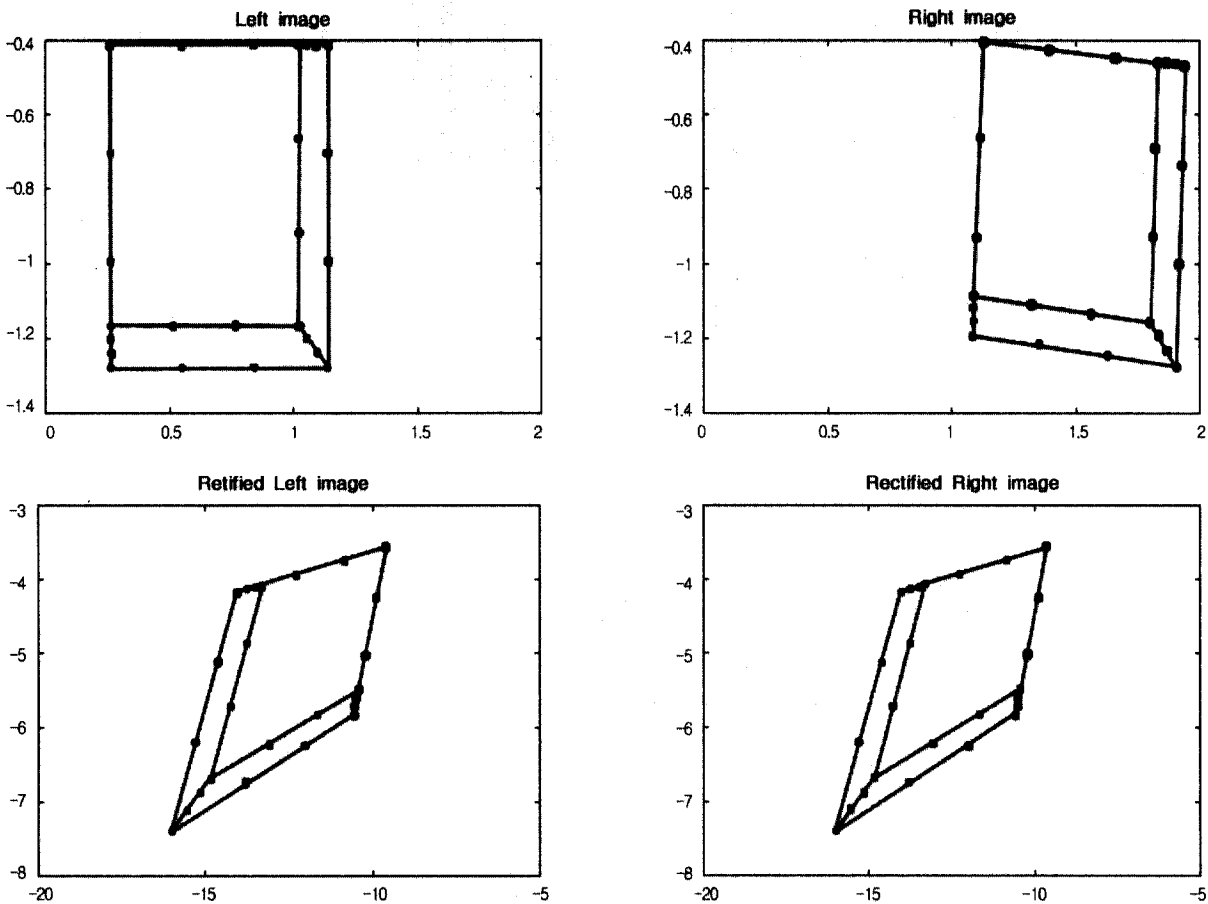
캘리브레이션 되지 않은 영상에 대해서는 평행화를 위해 (그림 2)의 스테레오 영상을 이용했다. (그림 2)의 좌·우 영상에서 169개의 일치점들을 사용하여 평행화에 필요한 원근투영행렬을 추정하였고, 이 행렬을 평행화 기법을 통해 새로운 좌우 원근투영행렬을 구하면 <표 1>과 같다.

<표 1> 추정된 원근투영행렬과 평행화 원근투영행렬

	원근투영행렬				평행화 원근투영행렬			
원 쪽	5.81	0	0.26	0	-3.28	0.74	-4.74	-0.00
	-0.0	5.79	0.41	-0.00	-1.32	5.35	1.76	-0.00
	0	0	1.00	0	-0.79	-0.36	0.49	0.00
오른쪽	-5.84	0.44	-1.30	0.29	-3.28	0.75	-4.74	0.39
	-0.38	-5.91	-0.47	-0.01	-1.32	5.35	1.76	-0.00
	0.20	0.09	-1.15	0.06	-0.79	-0.36	0.49	0.00



(그림 2) 일치점을 표시한 스테레오 영상



(그림 3) 평행화 이전 및 이후 영상들

이 행렬에 의해 평행화를 한 후 두 영상에서의 수직좌표에 대한 오차를 구해보니 평균이 0.2238이었다. (그림 3)는 169개의 일치점 중 모서리에 해당하는 일부 점들을 좌표평면으로 나타낸 것이다.

본 실험을 통해 캘리브레이션 된 영상의 평행화는 오차가 $7.0415e-014$ 이나 셀프캘리브레이션에 의한 오차는 0.2238로 상당히 크다. 이는 F 행렬 추정이 상당히 부정확하고, 따라서 원근 투영행렬 추정이 부정확한데서 기인하고 있다.

5. 결 론

대표적 F-행렬 추정기법인 통계적 최적화기법과 랜덤 최소화 기법에 대한 성능을 비교 분석하는 연구가 아직 없어 구체적 개선 기법을 제시할 수는 없다. 그러나 랜덤 최소화 기법의 약점인 F-행렬의 추정이 확정적(deterministic)이 지 못한 약점은 개선되어야 한다. 통계적 최적화기법의 일부를 도입, 개선하는 연구가 필요하다.

스테레오 영상의 평행화 단계에서 캘리브레이션된 영상들은 원근투영행렬들을 알고 있어, 이를 사용 곧바로 평행화할 수 있다. 그러나 캘리브레이션되지 않은 영상들은 추정된 F-행렬로부터 먼저 원근투영행렬을 구하여야 한다.

본 논문의 실험을 통해 F-행렬 추정 기법의 정확도가 원근 투영행렬 추정 및 평행화에 영향을 주고 있음이 구체적으로 밝혀졌다. 따라서, F-행렬 추정 기법의 성능 개선과 원근 투영 행렬 추정 기법의 성능 개선은 영상 평행화의 3D 물체 모델링 개선에 필수적으로 선행되어야 한다.

참 고 문 헌

[1] K. Kanatani, "Optimal fundamental matrix computation : Algorithm and reliability analysis," Proc. 6th Symp. Sensing via Image Information (SSII 2000), Yokohama, Japan, pp. 291-298, June, 2000.

[2] Z. Zhang, R. Deriche, O. Faugeras, Q.-T. Luong, "A Robust Technique for Matching Two Uncalibrated Images Through the Recovery of the Unknown Epipolar Geometry," Artificial Intelligence Journal, Vol.78, pp.87-119, October, 1995.

[3] K. Kanatani, Statistical Optimization for Geometric Computation : Theory and Practice, Elsevier Science, Amsterdam, The Netherlands, April, 1996.

[4] A. Fusiello, E. Trucco, A. Verri, "Rectification with unconstrained stereo geometry," BMVC97, pp.400-409, 1997.

[5] O. Faugeras, "Three-Dimensional Computer Vision : A Geometric Viewpoint," The MIT press, Cambridge, 1993.

[6] N. Ayache and C. Hansen, "Rectification of images for binocular and trinocular stereovision," Proc. Intern. Conf. on Pattern Recognition, pp.11-16, 1998.

[7] S. Roy, J. Meunier and I. Cox, "Cylindrical Rectification to Minimize Epipolar Distortion," Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.393-399, 1997.

이 종 수



e-mail : jsoolee@mail.ulsan.ac.kr

1973년 서울대학교 공과대학 전기과(학사)

1981년 미국 VPI&SU 전기과(석사)

1985년 미국 VPI&SU 전기과(박사)

1976년~1978년 금성통신 연구소(연구원)

1985년~1990년 전자통신연구소(영상통신

연구실장)

1990년~1993년 생산기술연구원(G4FAX 개발부장)

1993년~현재 울산대학교 컴퓨터·정보통신공학부(부교수)

관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전