

인라이어 분포를 이용한 전방향 카메라의 보정

홍현기⁰, 황용호

중앙대학교 첨단영상대학원 첨단영상학과
honghk@cau.ac.kr⁰, whang@wm.cau.ac.kr

Calibration of Omnidirectional Camera by Considering Inlier Distribution

Hyunki Hong⁰, Yongho Hwang

Dept. of Advanced Image, GSAIM, Chung-Ang Univ.

요약

넓은 시야각을 갖는 전방향(omnidirectional) 카메라 시스템은 적은 수의 영상으로도 주변 장면에 대해 많은 정보를 취득할 수 있는 장점으로 감시, 3차원 해석 등의 분야에 널리 응용되고 있다. 본 논문에서는 어안(fisheye) 렌즈를 이용한 전방향 카메라로 입력된 영상으로부터 카메라의 이동 및 회전 파라미터를 자동으로 추정하는 새로운 자동보정 알고리즘이 제안되었다. 먼저, 카메라 위치를 임의의 각도로 변환하여 얻어진 영상을 이용해 일차 매개변수로 표현된 카메라의 사영(projection)모델을 추정한다. 그리고 이후 다양하게 변환되는 카메라의 위치에 따라 에센셜(essential) 행렬을 구하며, 이 과정에서 대상 영상으로부터 적합한 인라이어(inlier) 집합을 구하기 위해 특징점이 영역 내에 분포 정도를 반영하는 표준편차(standard deviation)를 정량적(quantitative) 기준으로 이용한다. 다양한 실험을 통해 제안된 알고리즘이 전방향 카메라의 사영 모델과 회전, 이동 등의 변환 파라미터를 정확하게 추정함을 확인하였다.

ABSTRACT

Since the fisheye lens has a wide field of view, it can capture the scene and illumination from all directions from far less number of omnidirectional images. Due to these advantages of the omnidirectional camera, it is widely used in surveillance and reconstruction of 3D structure of the scene. In this paper, we present a new self-calibration algorithm of omnidirectional camera from uncalibrated images by considering the inlier distribution. First, one parametric non-linear projection model of omnidirectional camera is estimated with the known rotation and translation parameters. After deriving projection model, we can compute an essential matrix of the camera with unknown motions, and then determine the camera information: rotation and translations. The standard deviations are used as a quantitative measure to select a proper inlier set. The experimental results showed that we can achieve a precise estimation of the omnidirectional camera model and extrinsic parameters including rotation and translation.

Keyword : omnidirectional camera, self-calibration, projection model, inlier distribution

1. 서론

비디오 또는 사진과 같은 실사영상에 가상 물체를 사실적으로 합성하는 기술은 컴퓨터 그래픽스와 컴퓨터 비전에서 오랫동안 연구되고 있는 분야 중 하나이다[1,2]. 실제와 같은 합성 영상을 만들기 위해서는 첫째로 가상 물체와 실사 카메라의 기하학적 특성을 정확히 매칭(matching)하는 과정이 필요하고, 그 후 배경 장면에 존재하는 다른 물체에 조명되는 것과 동일한 조건으로 가상의 물체를 셰이딩(shading)해야 한다. 일반적으로 가상 물체를 실제 공간 상에 사실적으로 합성하기 위해서는 상당한 노력과 시간이 요구된다. 또한 실세계의 복잡성 등으로 인해 합성결과가 항상 만족스럽지는 않으며, 따라서 실 세계의 3차원 재구성과 장면의 조명환경을 자동으로 구성하는 것은 이러한 노력을 크게 줄일 수 있도록 도와준다.

어안(fisheye)렌즈는 넓은 시야각(FOV: Field Of View)을 갖고 있기 때문에 보다 적은 수의 전방향 영상으로부터 모든 방향의 조명과 장면을 취득할 수 있다. 본 연구에서는 실제 공간을 효과적으로 3차원 재구성하기 위해 비보정 전방향(omnidirectional) 영상들로부터 인라이어(inlier) 분포를 고려하는 새로운 자동보정(self-calibration) 방법이 제안된다. 먼저, 전방향 카메라의 사영(projection)모델을 추정하기 위해 사전에 설정된 회전과 이동에 대한 파라미터를 이용하여 단일 파라미터(parameter)로 표현된 비선형(non-linear) 사영모델을 추정한다. 카메라를 정확하게 보정하기 위해 필요한 적합한 대응점(corresponding points)들의 인라이어 집합을 선택하는 정량적인(quantitative) 측정방법으로 대응점들의 분포에 대한 표준편차가 사용된다. 카메라 사영 모델이 추정된 후, 임의의 회전과 이동이 있는 전방향 영상들로부터 카메라의 에센셜(essential) 행렬을 추정하고 분해하여 카메라 위치를 결정한다. 제안된 방법은 카메라의 복잡한 사전 보정 없이 3차원 공간의 재구성 등에 활용될 수 있다. 또한 사실적 표현이 매우 강조되는 영상합성 및 시각효과(visual effects), 증강현실구현 등에 적극적으로 응용될 수 있는 핵심기술이다.

2장에서는 전방향 카메라 등을 이용한 보정 관련 의 기존 연구를 설명하고, 3장에서 카메라의 사영모델 추정 방법을, 4장과 5장에서는 에센셜 행렬과 카메라 위치 추정, 그리고 인라이어에 대한 정량적 측정방법을 각각 제안한 다음, 6장

의 실험결과를 통해 제안된 알고리즘의 성능 및 정확도 등을 분석하고, 7장에서 결론을 맺는다.

2. 기존 연구

이전 연구	영상 취득	방법
UC Berkeley / Y. Xiong [3]	어안 렌즈의 자동 보정과 3~4개의 영상에서 반구 파노라마 영상 취득	· 제한된 카메라 파라미터 설정(90° 회전) · 등거리 카메라 모델에 기초
Columbia Univ. / S. K. Nayar [4]	스테레오 해석 위한 평면, 타원체, 포물면, 쌍곡면 거울 사용	· 미리 보정된 카메라 이용한 반사굴절광학 시스템 모델링
Univ. of Tokyo / K. Ikeuchi [5]	공간 모델링과 래디언스 계산 위한 전방향 두 영상(pair) 사용	· 3차원 재구성과 라이팅 관련 연구 · 많은 보정 정보 요구 및 공간구조 제한
Univ. of Amsterdam / B. Krose [6]	공간 구성을 위해 이동 로봇에 전방향 센서 사용	· 카메라 위치 추정과 트래킹용 센서 이용 · 보정된 굴절반사광학 센서 이용
Czech Tech. Univ. / T. Pajdla [7, 8]	보정 물체와 공간의 제한 없이 굴절 광학렌즈의 사영모델을 자동 추정 비보정 전방향 영상의 자동 재구성	· 사영 모델의 최적화 추정방법이 없음. · 영상 시퀀스에 대한 고려 없음 · 영상 시퀀스로의 적용 문제 : 대응점, 프레임 그룹핑

[표 1] 영상기반 제조명 기술 관련 기존 연구

전방향 영상을 이용한 자동보정과 3차원 재구성에 관한 많은 연구들이 현재까지 제안되고 있으며 또한, 전방향 영상의 장점을 이용하여 영상 기반(image-based) 라이팅[2, 5] 관련 연구와 함께 널리 진행되고 있다.

Xiong 등은 구(spherical) 파노라마 영상을 생성하기 위해 4개의 어안렌즈 영상을 사용했다[3]. 그러나 카메라의 초기 설정이 필요하며 등거리(equidistance) 사영모델에 기반하기 때문에 렌즈 종류에 따라 부정확한 보정 결과를 추정한다는 단점이 있다. Sato 등은 전방향 스테레오 알고리즘을 사용하여 장면의 기하학적 모델에 대한 사용자의 인터페이스를 비교적 간단히 하여 래디언스 분포를 측정했다. 그러나 전방향 스테레오의 사용 때문에 카메라 내부 및 외부 파라미터 측정에 대한 매우 어렵고 복잡한 사전 보정이 필요했다[5].

전방향 영상의 보정에 대해 많은 연구들이 제안되었지만, 단일 파라미터를 갖는 모델과 카메라 외부 파라미터를

추정하는 방법은 많지 않았다[6-8]. Pajdla 등은 아웃라이어(outlier)를 선택할 가능성이 적은 단일 파라미터를 갖는 비선형 사영모델을 제안했으며, 전방향 영상간 대응점의 샘플링 방법이 카메라 모델과 파라미터 추정에 미치는 영향을 확인했다[9]. 그러나 아웃라이어로 인한 결과의 오차를 최소화하기 위한 강건한 방법이 필요하므로 8 포인트 알고리즘, RANSAC(RANdom Sampling Consensus), LMS(Least-Median-Squares)[10]과 같은 다양한 인라이어 샘플링 방법에 관해서 더 많이 고려할 필요가 있다.

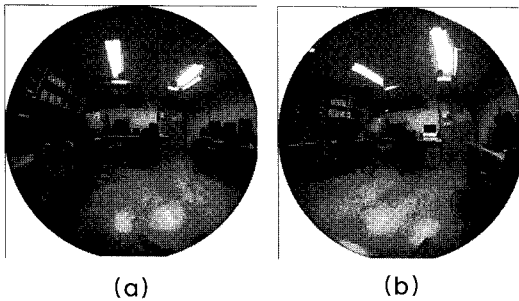
본 논문에서는 주어진 대응점들로부터 아웃라이어 선택에 대처하기 위해, 각각의 에센셜 행렬에 대해 점 분포를 계산한 9-포인트 RANSAC을 사용한다. 일반적으로 고르게 분포된 대응점이 카메라 움직임에 대해 영상 변화를 정확하게 나타내기 때문에 부분 영역과 전체 영역의 점 밀도에 관한 표준 편차를 고려하는 강건한(robust) 보정 방법이 제안된다.

3. 사영모델 추정

카메라 사영모델은 3차원 장면이 2차원 영상으로 사영되는 관계를 나타낸다. 광선은 카메라 중심으로부터 방출되고 다음 식(1)과 같이 회전 대칭(symmetric) 함수 f 에 의해 결정된다:

$$f(u, v) = f(\mathbf{u}) = r / \tan \theta \quad (1)$$

여기에서 $r = \sqrt{u^2 + v^2}$ 은 카메라 중심에 관하여 점 (u, v) 까지의 반지름이고 θ 는 광선축(opticla axis)과 광선간의 각도이다.



[그림 1] 디지털 카메라 Nikon Coolpix995에 장착된 Nikon FC-E8 어안 렌버터로부터 취득한 해상도 1530x1530 입력 영상에 20개의 대응점을 빨간색으로 표시. (a) 기준 시점에서 취득한 전방향 영상 (b) 상대적인 회전과 이동된 위치에서의 영상 (y축에 대하여 R: -30°, 회전 단위 이동 벡터 t: (t_x, t_y, t_z)=(0.9701, 0, 0.2425)).

함수 f 는 렌즈 구성에 의해 여러 형태로 결정된다[7,11]. Nikon FC-E8 어안렌즈 컨버터에 관한 두 개의 파라미터를 갖는 비선형 모델은 다음과 같다.

$$\theta = \frac{ar}{1+br^2}, \quad r = \frac{a - \sqrt{a^2 - 4b\theta^2}}{2b\theta} \quad (2)$$

여기서 a, b 는 사영모델을 결정하는 두 파라미터이다. 최대 시야각 θ_{max} 을 알고 있다고 가정하면, 이에 대응하는 최대 반지름 r_{max} 는 정규화(normalized)된 시야의 영상으로부터 쉽게 얻을 수 있다. 식(2)로부터 식(3)과 같이 b 를 a 에 관한 식으로 대치하여 단일 파라미터를 갖는 비선형 모델을 유도할 수 있다:

$$\theta = \frac{ar}{1 + \frac{r^2}{r_{max}^2} (a/\theta_{max} - 1/r_{max})} \quad (3)$$



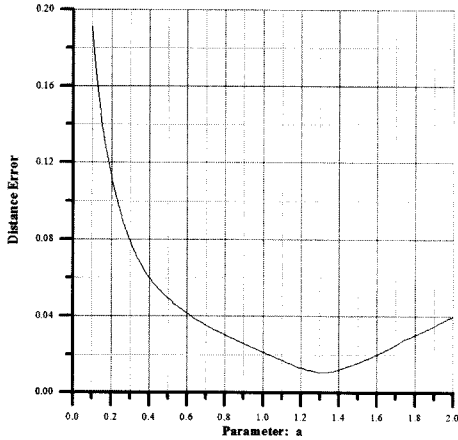
[그림 2] 그림 1(b)에 중첩하여 표시한 각 대응점에 대한 에피폴라 곡선.

단일 파라메트릭 비선형 사영모델을 추정하기 위해 사전에 설정된 카메라의 회전과 이동 정보로부터 취득된 두 개의 전방향 영상을 사용했다. 영상간의 20개의 대응점은 상용 프로그램 MatchMover pro3.0[12]을 사용하여 얻었다. 카메라 모델 추정과정에서 상대적인 회전과 이동 파라미터를 알고 있기 때문에 그림 2와 같이 에피폴라 곡선을 그릴 수 있으며 이때, 사영된 점과 에피폴라 곡선간의 거리오차를 최소화 시키는 a 를 다음과 같은 식으로 얻을 수 있다:

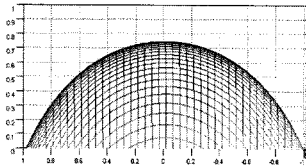
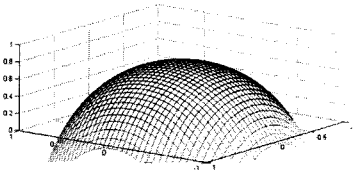
$$\arg \min_a \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d(\text{curve}_i, pt_i), \quad (4)$$

여기에서, N 과 $d(\cdot)$ 는 각각 대응점 curve_i 의 수와 점과 곡선간의 유클리드 거리를 나타낸다. i 번째 에피폴라 곡선이고, pt_i 는 i 번째 점이다. 파라미터 a 에 관한 거리오차는

그림 3(a)에 보였다. 실험을 통해 a 가 1.3일 때 최소 거리 오차를 얻었고 이 때 추정된 사영모델은 그림 3 (b)에 나타냈다.



(a)



(b)

[그림 3] (a) 파라미터 a 의 변화에 대한 대응점과 에피플라 곡선 사이의 거리 오차 (b) 최소오차를 갖는 파라미터 $a = 1.3$ 일 때 추정된 사영모델.

4. 에센셜 행렬 및 카메라 위치 추정

3장에서 설명한 식(1)의 파라미터 a 와 b 에 대해 a^0 와 b^0 에 관한 테일러 급수(Taylor series)로 전개한다. 테일러 급수의 비선형 부분을 생략하여, 식(5)와 같이 a 와 b 에 관하여 선형인 함수 \tilde{f} 를 얻는다:

$$\tilde{f}(r, a, b) = f(r, a, b) + f_a(r, a_0, b_0)(a - a_0) + f_b(r, a_0, b_0)(b - b_0). \quad (5)$$

여기에서,

$$f_a(r, a_0, b_0) = -\frac{r^2 \left(1 + \left(\frac{\tan \alpha_0 r}{1 + b_0 r^2}\right)^2\right)}{\left(\frac{\tan \alpha_0 r}{1 + b_0 r^2}\right)^2 (1 + b_0 r^2)}, \quad f_b(r, a_0, b_0) = -\frac{\alpha_0 r^2}{(1 + b_0 r^2)} f_a(r, a_0, b_0), \quad \alpha_0 = \frac{\theta_{max}}{r_{max}}, \quad b_0 = 0.$$

카메라 중심으로 입사되는 광선에 대한 벡터 \mathbf{p} 는 식 (1)과 (5)를 사용하여 다음과 같이 나타낼 수 있다:

$$\mathbf{p} = \begin{bmatrix} u \\ v \\ f() - a_0 s - b_0 t + a \left(s + \frac{t}{\theta_m} \right) - t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} + a \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \gamma \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$= \mathbf{x} + a\boldsymbol{\gamma}$$

여기에서,

$$s = f_a(), \quad t = f_b(), \quad w = f - a_0 s - (b_0 + 1)t, \quad \gamma = s + \frac{t}{\theta_m}.$$

각각의 대응점에 해당하는 기준시점 영상에서의 벡터 \mathbf{p}_1 과 참조시점 영상에서의 벡터 \mathbf{p}_2 는 다음의 식(7)과 같은 에피플라 조건(constraint)이 성립된다[10]:

$$\mathbf{p}_2^T \mathbf{F} \mathbf{p}_1 = 0, \quad (\mathbf{x}_2 + a\boldsymbol{\gamma}_2)^T \mathbf{F} (\mathbf{x}_1 + a\boldsymbol{\gamma}_1) = 0. \quad (7)$$

값을 모르는 파라미터를 벡터 \mathbf{f} 에 대해 정리하면 다음과 같은 식을 얻을 수 있다:

$$(\mathbf{D}_1 + a\mathbf{D}_2 + a^2\mathbf{D}_3)\mathbf{f} = 0, \quad (8)$$

여기서 행렬 \mathbf{D}_i 와 벡터 \mathbf{f} 는 다음과 같다:

$$\mathbf{D}_1 = [u_1 u_2 \quad v_1 u_2 \quad w_1 u_2 \quad u_1 v_2 \quad v_1 v_2 \quad w_1 v_2 \quad u_1 w_2 \quad v_1 w_2 \quad w_1 w_2],$$

$$\mathbf{D}_2 = [0 \quad 0 \quad \gamma_1 u_2 \quad 0 \quad 0 \quad \gamma_1 v_2 \quad u_1 \gamma_2 \quad v_1 \gamma_2 \quad \gamma_1 w_2 + w_1 \gamma_2],$$

$$\mathbf{D}_3 = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad \gamma_1 \gamma_2],$$

$$\mathbf{f} = [f_1 \quad f_2 \quad f_3 \quad f_4 \quad f_5 \quad f_6 \quad f_7 \quad f_8 \quad f_9]^T.$$

영상의 특징점을 추적하여 초기 대응점들을 얻은 후, 정규화된 8-포인트 알고리즘에 의해 참조 영상에 관한 에센셜 행렬을 얻는다. 상대적인 회전 \mathbf{R} 과 이동 \mathbf{t} 는 특이값 분해(SVD: Singular Value Decomposition)로부터 얻을 수 있다. 에센셜 행렬로부터 4개의 회전과 이동이 조합되며, 그 중 정확한 행렬은 각각의 대응점의 깊이가 양수인 것으로 결

정할 수 있다. 또한, 에피폴라 곡선과 대응점간의 거리오차 대신 광선과 에피폴라 평면간의 각도를 오차함수로 사용한다[13].

5. 인라이어 분포의 정량적 측정

전방향 카메라의 내부 및 외부 파라미터 추정에서 중요한 문제 중 하나는 에센셜 행렬이 대응점의 위치선택에 대해 오차에 매우 민감하게 반응한다는 점이다. 에센셜 행렬은 카메라간의 상대적인 회전과 이동 행렬을 포함하므로 에센셜 행렬을 추정할 때 카메라의 움직임에 관한 변화와 3차원 공간상의 점에 대한 깊이를 충분히 나타내는 인라이어를 선택해야한다. 주어진 대응점들로부터 아웃라이어 선택에 대처하기 위해, 각각의 에센셜 행렬에 대해 점 분포를 계산한 9-포인트 RANSAC을 사용한다.

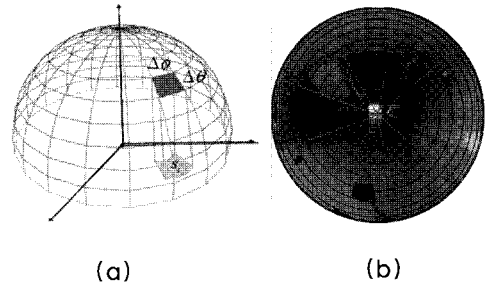
일반적으로 고르게 분포된 대응점이 카메라 움직임에 대해 영상 변화를 정확하게 나타낸다. 본 논문에서는 부분 영역과 전체 영역의 점 밀도에 관한 표준 편차는 대응점의 분포 정도를 판단하는데 사용된다. 우선 3차원 반구 모델은 같은 입체각(solid angle)에 의해 나뉘고 2차원 영상 평면에 사영된다. 그림 4는 제안된 방법에 의해 구분된 부분 영역을 보여준다.

$$\Delta\theta = 0.5\pi/\text{int}(\sqrt{N}), \Delta\phi = 2\pi/\text{int}(\sqrt{N}) \quad (9)$$

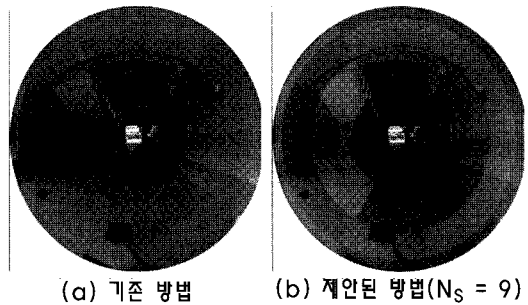
여기에서 N 은 인라이어의 개수, $\text{int}(\cdot)$ 는 정수로의 변환을 의미한다. 제안된 방법은 전체 영역에 대해 각각의 부분 영역에서의 점 밀도의 정도를 나타내는 표준 편차를 계산한다. 계산된 정보는 고르게 분포된 점들의 집합을 선택하기 위해 정량적인 측정방법으로써 사용된다. 점 밀도의 표준 편차는 다음의 식(10)과 같이 정의된다:

$$\sigma_p = \sqrt{\frac{1}{N_S} \sum_{i=1}^{N_S} \left(P_{S_i} - \frac{N}{N_S} \right)^2} \quad (10)$$

여기에서 그림 5에 보인 바와 같이 N_S 은 식(9)에 의해 나뉘진 부분 영역의 개수이고, N 과 P_{S_i} 는 각각 인라이어의 개수와 나누어진 부분 영역 중 i 번째 영역을 나타낸다.



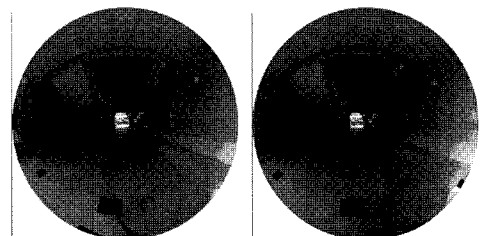
[그림 4] 제안된 방법에 의해 구분된 부분 영역. (a) 반구 모델에서 균등한 입체각에 의해 나누어진 3차원 배치, (b) 2차원으로 사영된 영역과 인라이어 집합 (붉은 점).



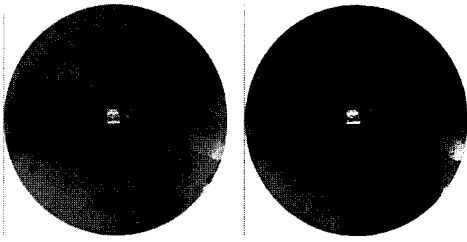
[그림 5] 인라이어 집합의 선택 영역.

그림 5는 기존 방법과 제안된 방법에서 인라이어 집합을 선택하기 위해 구분된 부분 영역을 각각 색을 달리하여 나타내었다. 기존 방법은 3차원 정보를 충분히 표현하지 못하는 영상의 중앙 부분만을 제외한 영역을 부분 영역으로 설정하였으며, 제안된 방법은 식(9)에 나타난 방법으로 부분 영역을 더 세분화였다.

제안된 방법은 식(10)에 의해 대응점들의 분포의 표준 편차를 사용하여 인라이어 집합을 선택한 후, 최소 표준편차를 갖는 인라이어 집합을 선택한다. 마지막 단계로, 인라이어들의 에피폴라 곡선과의 거리오차를 최소화하는 집합으로부터 에센셜 행렬을 추정한다.



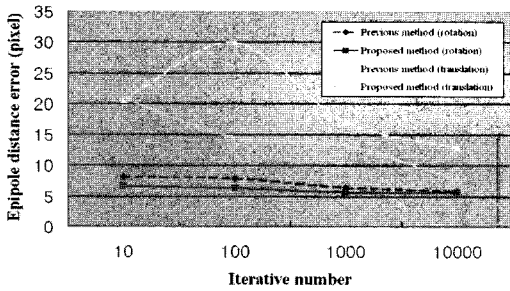
(a) 회전 (대응점: 75개)



(b) 이동 (대응점: 90개)

[그림 6] 두 영상 간의 입력 영상과 대응점들.

6. 실험결과

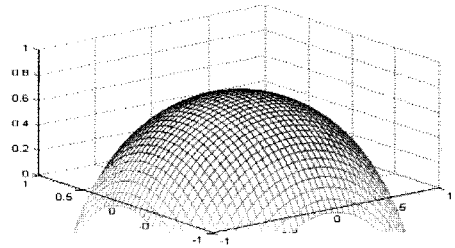


[그림 7] 에피폴 거리 오차 비교

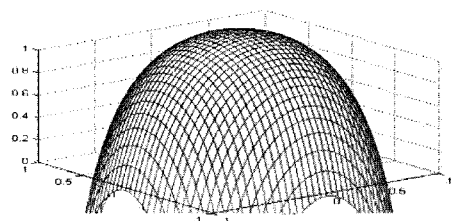
인라이어의 분포를 고려하지 않은 9-포인트 RANSAC[9]과 같은 기존 방법과 제안된 방법을 실험을 통해 비교하였다. 그림5는 선택된 인라이어 집합에 대하여 보여준다. 영상의 중심 영역은 최종적으로 특별히 기여하는 부분이 없기 때문에 생략했다[9]. 입력영상(1530×1530)과 두 개의 연속적인 영상간의 대응점을 그림 6에 나타냈으며 MatchMover pro 3.0에 의해 자동적으로 얻었다[12].

그림 7에 계산된 에피폴 거리오차를 나타냈다. 제안된 방법은 반복횟수에 따라 기존 방법보다 더욱 정확한 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다. 일반적으로 카메라가 이동할 때 많은 특징 점들이 장면의 복잡도에 따라 가려질 수가 있으므로 회전보다 카메라의 이동 경우에 심한 에피폴 거리 오차를 얻는다.

그림 8에 추정된 단일 파라미터 사영모델을 나타냈다. 그 결과 우리는 제안된 방법이 같은 반복 연산 횟수에서 이전의 방법보다 더 안정된 모양으로 수렴되는 것을 확인했다.



(a) 회전



(b) 이동

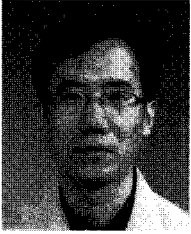
[그림 8] 10000번 반복 후, 카메라의 변환에 따른 추정된 단일 파라미터 사영모델. ((a), (b) 각 결과의 상단: 기존 방법, 하단: 제안된 방법)

7. 결론

본 논문에서는 단일 파라미터로 표현된 전방향 카메라 모델을 인라이어 분포를 고려하여 정확하게 추정하는 방법이 제안되었다. 제안된 방법은 전체 영상을 부분 영상으로 나누는 후, 각각의 부분 영역과 영역에 포함되는 인라이어의 수를 조사했다. 대응점의 분포를 고려함으로써 카메라의 움직임과 장면의 구조를 반영하는 인라이어 집합을 선택하여 보다 정확한 에센셜 행렬의 추정을 했다. 또한, 두 개의 카메라들의 반구 좌표계를 사용하여 카메라의 위치에 관한 3차원 광원 위치를 확인할 수 있으며, 이를 통해 재구성된 조명 환경 하에서 사실적인 장면을 생성할 수 있다. 앞으로의 연구 방향은 사실적인 영상합성을 위해 장면과 조명에 대한 재구성을 포함할 것이다.

참고문헌

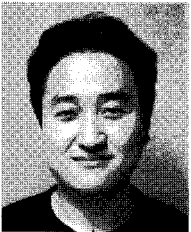
- [1] A. Fournier, A. Gunawan, and C. Romanzin, "Common illumination between real and computer generated scenes", Proc. of Graphics Interface, pp.254-262, 1993.
- [2] P. Debevec, "Rendering synthetic objects into real scenes: bridging traditional and image-based graphics with global illumination and high dynamic range photography", Proc. of Siggraph, pp.189-198, 1998.
- [3] Y. Xiong and K. Turkowski, "Creating image based VR using a self-calibrating fisheye lens", Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition, pp.237-243, 1997.
- [4] S. A. Nene and S. K. Nayar, "Stereo with mirrors", Proc. of Int. Conf. on Computer Vision, pp.1087-1094, 1998.
- [5] I. Sato, Y. Sato, and K. Ikeuchi, "Acquiring a radiance distribution to superimpose virtual objects onto a real scene", IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics, vol.5, no.1, pp.1-12, 1999.
- [6] R. Bunschoen and B. Krose, "Robust scene reconstruction from an omnidirectional vision system", IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol.19, no.2, pp.358-362, 2003.
- [7] B. Micusik and T. Pajdla, "Estimation of omnidirectional camera model from epipolar geometry", Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition, pp.485-490, 2003.
- [8] B. Micusik, D. Martinec, and T. Pajdla, "3D Metric reconstruction from uncalibrated omnidirectional Images", Proc. of Asian Conf. on Computer Vision, pp.545-550, 2004.
- [9] B. Micusik and T. Pajdla, "Omnidirectional camera model and epipolar estimation by RANSAC with bucketing", IEEE Scandinavian Conf. Image Analysis, pp. 83-90, 2003.
- [10] R. Hartley and A. Zisserman: Multiple View Geometry in Computer Vision, Cambridge Univ., 2000.
- [11] J. Kumler and M. Bauer, "Fisheye lens designs and their relative performance", Proc. of SPIE, vol. 4093, 2000.
- [12] <http://www.realviz.com>
- [13] J. Oliensis, "Extract two-image structure from motion", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.24, no.12, pp.1618-1633, 2002.



홍 현 기 (Hyunki Hong)

1998년 중앙대학교 전자공학과 박사 졸업
 1998년 9월 ~ 1999년 8월 서울대 자동제어특화연구센터 연구원
 1999년 9월 ~ 2000년 2월 중앙대 정보통신연구소 연구교수
 2000년 2월 ~ 2003년 1월 Univ. of Colorado at Denver 방문연구원.
 2000년 3월 ~ 현재 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 부교수 재직 중.

관심분야: 컴퓨터비전, 컴퓨터그래픽스 등



황 용 호 (Yongho Hwang)

1996년 명지대학교 전자공학과 학사 졸업.
 1998년 명지대학교 전자공학과 석사 졸업.
 1998년 1월 ~ 2000년 3월 (주)윤익C&C 부설연구소 연구원.
 2000년 9월 ~ 2003년 7월 (주)콤텍시스템 기술연구소 주임연구원.
 2003년 9월 ~ 현재 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 박사과정.

관심분야: 컴퓨터비전, 컴퓨터그래픽스 등