

論文2003-40SP-5-6

일치점 분포를 이용한 기본행렬 추정

(Robust Estimation of Fundamental Matrix Using Inlier Distribution)

徐廷珏*, 趙青雲*, 洪顯基*

(Jung-Kak Seo, Cheung-Woon Jho, and Hyun-Ki Hong)

요약

기본행렬(fundamental matrix)을 정확하게 추정하기 위해서는 대상 스테레오 영상간의 일치점 정보에 존재하는 아웃라이어(outlier)에 의한 영향을 줄여야 한다. 계산된 기본행렬은 일치점 집합의 선택에 의해 많이 영향 받으며, 정확한 기본행렬을 구하기 위해서는 일치점 정보에서 아웃라이어를 제거해야 한다. 본 논문에서는 고르게 분포하는 일치점을 선택함으로써 보다 정확하게 기본행렬을 추정할 수 있음을 보이며, 이를 바탕으로 대상 영상 내에 고르게 분포하는 일치점들의 집합들을 효과적으로 선택하는 새로운 방법이 제안된다. 제안된 방법은 대상 영상을 균일한 부영역(subregion)으로 분할한 다음, 각 영역 상에 존재하는 대응점의 개수 및 각 영역의 면적을 고려하여 기본행렬 계산에 적합한 일치점 집합을 선택한다. 합성 및 실제 영상을 대상으로 일치점들의 분포를 고려하는 제안된 알고리즘이 보다 정확한 기본행렬을 구함을 확인하였다.

Abstract

The main difficulty in estimating the fundamental matrix stems from the unavoidable outliers inherent in the given correspondence matches. Several researches showed that the estimation results are much dependent on selecting the corresponding points. These represent that it is important to solve the problems due to errors on the point locations and mismatches. In this paper, our analysis shows that if the evenly distributed corresponding points are selected, we can estimate a more precise fundamental matrix. This paper presents novel approaches to estimate the fundamental matrix by considering the inlier distributions. In order to select evenly distributed points, we divide the entire image into the subregions, and then examine the number of the inliers in each subregion and the area of each region. The simulation results showed that our consideration of the inlier distribution can provide a more precise estimation of the fundamental matrix.

Keyword : fundamental matrix, epipolar geometry, LMedS, inlier set

* 正會員, 中央大學校 尖端映像大學院 映像工學科
(Dept. of Image Eng., Graduate School of Advanced Imaging Science Multimedia & Film, Chung-Ang University)

※ 이 논문은 한국과학재단의 해외 Post-doc. 연수지원
지원, 과학기술부 NRL 사업 (2000-N-NL-01-C-285)
및 교육부 두뇌 한국 21(BK21) 사업에 의해서
연구되었습니다.

接受日字:2003年6月19日, 수정완료일:2003年9月12日

I. 서론

스테레오 비전은 영상으로부터 3차원 정보를 얻기
위한 유용한 기술이며, 로봇 네비게이션, 가상현실 등의
분야에 다양하게 이용된다. 3차원 공간에서의 한 점이
대상 스테레오 영상에 각각 투영(projection)되면, 두 영
상간에는 일치점(correspondence point)이 존재하며 이
들은 에피폴라 기하(epipolar geometry) 관계가 있다. 이

로부터 두 대의 카메라에 대한 상대적인 기하정보를 포함하고 있는 기본행렬(fundamental matrix)을 유도할 수 있으며, 대상 영상에 존재하는 한 점에 대응하는 일치점을 다른 영상에서 찾는 특징점 정합(matching) 과정이 수반된다. 기본행렬을 정확하게 추정하기 위해 직접(direct) 방법, 반복적인(iterative) 방법, 강건한(robust) 방법 등이 제안되었다^[2]. 비교적 최근에 제안된 강건한 방법은 대상 영상의 양자화(quantization) 등에 의한 위치오차 또는 잘못된 매칭에 의한 아웃라이어(outlier)를 제거함으로써 정확한 기본행렬을 추정하는 방법이다^[5]. 그러나 이 방법들은 일치점 집합을 임의로 선택하기 때문에 알고리즘을 수행할 때마다 다른 일치점 집합(set)이 선택되어 기본행렬의 추정에 크게 영향을 준다^[3,4]. 본 논문에서는 선택된 일치점의 분포가 기본행렬의 추정에 미치는 영향을 분석하며, 일치점 집합이 영상 내에 고르게 분포하는 경우 보다 더 정확한 기본행렬을 구할 수 있음을 보인다. 또한 LMedS(least median of square)을 기반으로 대상 영상에서 고르게 분포하는 인라이어의 집합을 선택하는 새로운 방법을 제안한다. LMedS는 한 점과 그에 대응하는 에피폴라 선 사이의 거리 오차를 각각의 일치점에 대해 계산하여 그 중간값이 최소가 되는 일치점 집합을 선택하는 방법^[3]으로, 이 과정에서 많은 아웃라이어들의 제거를 통해 정확한 기본행렬을 얻을 수 있는 장점이 있다.

본 논문에서 제안된 첫번째 방법은 영상을 일정한 개수의 부영역(subregion)으로 분할한 다음, 대상 영상의 전체영역에 대한 점의 밀도와 부영역 안에서의 점의 밀도 차를 이용한다. 각 영역 안에서의 밀도차이의 합으로부터 대상 점들이 영상 안에서 고르게 분포하는지를 정량적으로 비교할 수 있다. 두 번째 방법은 델라니 삼각화(Delaunary triangulation)를 이용한다. 일치점들을 꼭지점으로 하는 삼각형으로 연결하여 대상 영상을 부영역으로 분할한 다음, 각 삼각형의 면적과 영상전체 면적을 삼각형 개수로 나눈 값의 차이 정보로부터 일치점 분포를 정량적으로 해석한다. 제안된 방법으로 영상에 고루 분포하는 대응점 집합을 선택하며, 이를 이용하여 보다 정확한 기본행렬을 계산할 수 있다. 합성 영상과 실제 영상에 대한 실험을 통해 일치점들의 분포를 고려하는 제안된 알고리즘이 보다 정확한 기본행렬을 구함을 확인하였다.

본 논문의 구성은, II장에서는 에피폴라 기하를 소개하고 기본행렬을 추정하는 기존 연구들에 대해 살펴본

다. III장에서는 일치점 분포가 기본행렬 추정에 미치는 효과를 실험을 통해 분석하고, 일치점의 분포를 검사하는 두 가지 방법을 설명한다. IV장에서는 제안된 알고리즘에 대해 기술하며, V장에서 합성영상과 실제 영상에 대한 실험결과를 보이고, VI장에서 결론을 내린다.

II. 에피폴라 기하

두 개의 카메라에서 얻어진 영상 사이의 관계는, 점과 점에 대응이 아닌 점과 선의 대응으로 설명할 수 있으며, 이를 에피폴라 기하라고 한다. 공간의 임의의 점 X 를 서로 다른 위치의 카메라에 의한 이미지 평면에 투영하면 각각의 영상에 점 x, x' 로 맺히며, 이러한 두 점을 일치점이라고 한다. 공간상의 점 X 와 두 카메라가 이루는 평면은 에피폴라 평면이며, 에피폴라 평면과 이미지 평면이 교차되는 선을 에피폴라 선, 그리고 두 카메라를 연결하는 선분과 각 이미지평면과의 교점을 에피폴(epipole)이라고 한다. 공간상의 점 X 가 투영된 점 x, x' 는 에피폴라 선상에 있게 되며, 이를 에피폴라 구속(constraint) 조건이라 한다. 이 관계의 대수적 표현이 기본행렬이다. 식 (1)은 에피폴라 구속을 나타내며, 여기서 F 는 랭크(rank)가 2인 3×3 기본행렬이다. 기본행렬은 두 카메라 사이의 내부 파라미터와 움직임 정보를 담고 있으며, 이를 추정하기 위해 다음과 같은 다양한 알고리즘들이 제안되었다^[6].

$$x^T F x = 0. \quad (1)$$

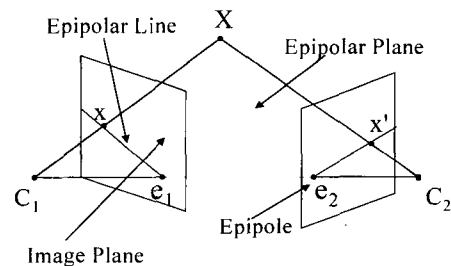


그림 1. 에피폴라 기하

Fig. 1. Epipolar geometry.

1. 직접방법

직접방법은 두 영상간의 일치점을 이용하여 식 (1)에 대한 다수의 방정식을 전개한 다음, 이에 대한 해를 직접 구하는 방법으로 7개 및 8개의 일치점을 이용하는 7점 알고리즘과 8점 알고리즘이 있다. 7개의 일치점으로

부터 식 (1)에서 7개의 방정식을 유도할 수 있으며, 이는 $Af = 0$ 으로 표현된다. 여기서 A 는 식 (1)의 각 계수에 대한 7×9 의 행렬이고, f 는 기본행렬의 각 요소를 9×1 의 벡터로 표현한 것이다. A 의 오른쪽 해 공간으로부터 두개의 해를 얻을 수 있으며, 이로부터 두 개의 기본행렬을 얻을 수 있다. 기본행렬은 두 해의 선형 조합으로 얻을 수 있으며, 이는 $F = aF_1 + (1-a)F_2$ 로 구한다. 기본행렬은 특이행렬이므로 $\det(F) = 0$ 이 되고, 이 식에서 a 및 기본행렬을 계산한다. 7점 알고리즘은 기본행렬 추정을 위해 단지 7점만을 이용하는 장점이 있지만, 만약 대상의 7점 중에 위치에너지가 큰 점이 하나라도 포함되어 있는 경우에 크게 영향을 받는다. 또한 일치점 정보가 7점보다 많은 경우에 적용될 수 없다^[5]. 8점 알고리즘은 8점으로 행렬 A 를 구성하며, 이 때 A 의 오른쪽 해 공간은 1개가 되므로 쉽게 해를 구할 수 있다. 그러나 이렇게 얻어진 기본행렬은 잡음의 영향으로 특이행렬이 되지 못하기 때문에 특이값 분해(SVD : singular value decomposition)를 이용하여 특이 행렬로 만들어 주는 과정이 필요하다^[2]. 직접방법은 기본행렬을 빠르게 추정할 수 있지만, 영상 잡음 등으로 인해 정확성이 영향을 많이 받는 단점이 있다.

2. 반복적 방법

반복적 방법은 최적화 기법을 기반으로 하며, 크게 2가지로 분류된다. 첫 번째 방법은 일치점과 에피폴라 선사이의 거리 차이의 합을 최소화하는 방법으로 직접 방법을 이용하여 초기값을 구하며, 뉴턴 반복(Newton iteration), LM 반복(Levenberg-Marquardt iteration) 방법 등의 최적화를 통해 해를 구한다. 두 번째 방법은 미분기법을 기반으로 하며, 선형방법이나 반복법에 비해 더 좋은 결과를 얻을 수 있다. 그러나 반복적 방법이 선형방법에 비해 성능이 보다 개선되지만, 직접 방법에 비해 시간이 오래 걸리며 위치에너지 등의 아웃라이어 제거할 수 없는 단점이 있다. 이러한 아웃라이어의 영향을 줄이기 위해 강건한 방법이 제시되었다.

3. 강건한 방법

M 평가법(M-estimators), RANSAC(random sample consensus), LMedS(least median of square) 방법 등이 있으며, 잘못된 일치점 정보와 위치에너지 같은 아웃라이어의 존재를 고려하여 기본행렬을 추정한다. M-평가법은 아웃라이어의 영향을 줄이기 위해 일치점의 에러에 가중치를 적용한다^[5]. RANSAC 방법은 기본행렬을 추

정하기 위한 최소 일치점 집합을 전체 일치점에서 임의로 추출하여 초기 기본행렬을 추정하고 나머지 일치점들에 대해 오차를 검사하여 오차가 사용자가 정한 임계값보다 작은 일치점들을 인라이어 집합으로 결정한다^[4]. 위의 과정을 반복하여 인라이어 집합을 구성하는 일치점의 수가 가장 많은 경우를 선택하고 그 인라이어 집합만을 이용하여 기본행렬을 다시 추정한다. LMedS 방법은 인라이어 집합을 구성하는 일치점의 수 대신에 각각의 오차값을 순서화하여 중간에 위치한 일치점의 오차값을 이용하며, 이 오차값이 가장 작은 경우를 선택한다. 인라이어 집합을 임의로 선택하기 때문에 수행할 때마다 다른 인라이어 집합들이 선택되며, 따라서 얻어지는 기본행렬도 선택되는 인라이어의 집합에 의해 영향을 많이 받는다.

III. 일치점 분포 고려

기본행렬의 추정에 영향을 주는 아웃라이어들을 효과적으로 제거하면서 적합한 인라이어 집합을 구성하기 위해 LMedS 방법은 각각의 오차를 순서화하여 중간에 위치한 일치점의 오차값이 가장 작은 경우의 기본행렬을 선택하고, 이를 이용하여 인라이어 집합을 구성한다. 다음 식 (2)는 일치점의 오차에 대한 식이며, 여기서 $d(x, l)$ 은 점과 선과의 최단 거리다.

$$r = d(x, F^T x') + d(x', Fx). \quad (2)$$

LMedS 방법이 오차의 중간값을 최소인 경우를 선택하는데 반해, RANSAC 방법은 사용자가 정의한 임계값보다 작은 오차를 가진 일치점의 수를 세며, 같은 과정을 일정 횟수 동안 반복하여 앞의 조건을 만족하는 일치점의 수가 가장 많은 경우를 택한다. 기본행렬은 카메라의 상대적인 위치와 움직임에 대한 정보를 담고 있다. 이를 효과적으로 추정하기 위해 일치점이 카메라의 움직임에 따른 영상변화를 잘 반영해야 하며, 대상 영상 내에 고르게 분포하는 경우가 해당된다^[7].

본 논문에서는 기본행렬을 추정하기 위해 사용되는 일치점들의 분포에 따른 영향을 분석하기 위해 <그림 2(a)>의 두 개의 합성영상에 대해 같은 카메라 움직임을 적용하여 실험하였다. <그림 2(a)>의 왼쪽 영상은 일치점의 대부분이 영상의 왼쪽 영역에 주로 분포되어 있으며, 오른쪽 영상은 비교적 영상 전체에 고르게 분포되어 있다. <그림 2(b)>는 두 영상에 대한 일치점

분포를 일정한 크기의 영역으로 나누어 보여준다. <그림 2(a)>의 두 개의 대상 영상에 대해 LMedS 방법을 이용하여 기본행렬을 추정하였으며, 안정성과 정확성 검사를 위해 100번을 수행하였다. <그림 2(c)>는 실제 에피폴의 위치에 대한 거리차를 각 연산 횟수에 따라 그래프로 나타낸 것이다. 점선 및 실선으로 표시된 것이 <그림 2(a)>의 왼쪽 및 오른쪽 영상의 실험결과이다. 실험결과로부터 고르게 분포된 일치점들을 이용하면, 보다 안정적이고 정확한 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다. 따라서 점들의 분포가 기본행렬의 추정에 많은 영향을 주며, 더 정확한 기본행렬을 추정하기 위해 대상 영상에서 일치점들의 분포를 고려해야 한다. 본 논문에서는 기본행렬을 정확히 추정하기 위해 영상 내

에 일치점들의 분포를 검사하는 두 가지 방법을 제안한다.

1. 점밀도

영상을 일정한 크기의 부영역으로 분할하여 전체 영상에서의 일치점 밀도와 각 부영역에서의 일치점 밀도 간의 차이를 이용하여 대상 영상에 대한 일치점의 분포 정도를 해석할 수 있다. 만일 나누어진 영역의 개수가 일치점의 개수와 같은 경우에서 각 영역에 대해 점이 한 개씩 존재한다면, 일치점들이 영상 내에 가장 고르게 분포되었다고 볼 수 있다. 영상을 균일한 크기의 영역으로 나눌 때 영역의 형태를 전체 영상의 형태와 같은 사각형으로 한다. 전체 영상을 존재하는 대응점의 개수에 근접하게 균일한 크기를 가지는 부영역으로 분할하기 위해 다음 식 (3)을 이용한다.

$$W_s = W / \text{int}(\sqrt{N}), \quad H_s = H / \text{int}(\sqrt{N}), \quad (3)$$

여기서 N 은 인라이어의 개수이고, $\text{int}(\cdot)$ 는 정수형으로의 변환을 의미하며, W_s, H_s 는 각각 부영역의 가로, 세로 크기이다. 식 (3)을 이용하여 부영역의 크기를 구하고, 부영역의 각 방향의 크기로 대상영상을 분할한다. 대응점의 분포 정도를 계산하기 위해 각 부영역 안에 존재하는 대응점의 수를 구하고 전체 영상의 면적에 대한 대응점 밀도와 각 부영역 내에 존재하는 대응점의 밀도에 대한 표준편차를 이용한다. 부영역은 크기가 일정하기 때문에 부영역의 면적을 1 이라고 하면, 점밀도에 대한 표준편차 식 (4)와 같다.

$$\sigma_p = \sqrt{\frac{1}{S_N} \sum_{i=1}^{S_N} (P_i - \frac{N}{S_N})^2}, \quad (4)$$

여기서 S_N 및 N 은 분할된 부영역의 수와 전체 일치점의 개수이며, P_i 는 i 번째 부영역 내에 존재하는 일치점의 개수이다.

2. 면적밀도

두 번째 방법에서는 일치점의 분포 정도를 해석하기 위해 델라니 삼각화 기술을 이용한다. 앞 절의 점밀도를 이용하는 방법에서는 영역을 일정한 크기로 분할하지만, 면적밀도를 이용하는 방법은 일치점들을 기점으로 하는 임의의 삼각형으로 전체 영상을 나누고, 각 삼각형의 면적과 전체 영상의 면적을 삼각형 개수로 나눈 평균면적과의 차를 이용한다. 일치점이 전체 영상에 대해 고르게 분포되었다면, 평균면적과 각 삼각형의 면

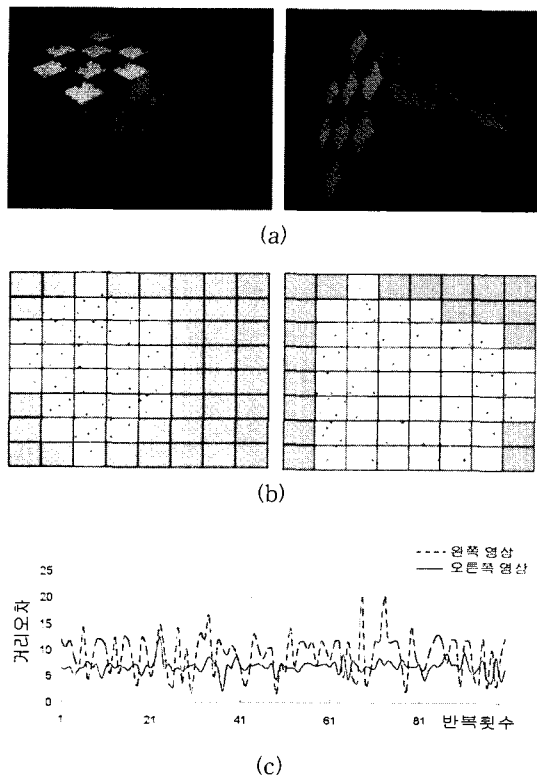


그림 2. 점의 분포가 기본행렬 추정에 미치는 영향. (a) 같은 움직임을 갖는 카메라로부터 얻어진 영상 (b) 두 영상의 특징점 분포 (c) 에피폴에 대한 오차 그래프

Fig. 2. Effects of points distribution for fundamental matrix estimation. (a) Two pairs of synthetic images from the same camera motion (b) distribution of feature points (c) epipole distance error graph.

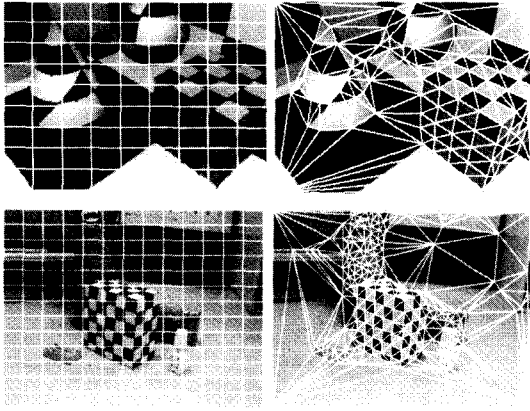


그림 3. 제안된 방법에 의해 분할된 합성 및 실영상
Fig. 3. Sub-regions by two methods.

적은 값을 것이다. 일치점이 영상 내에 고르게 분포한 정도를 평균면적에 대한 표준편차로 표현할 수 있으며, 다음 식 (5)를 이용하여 삼각형의 면적을 구한다.

$$A_{\Delta} = \frac{1}{2} \|e_2\| \|v_2 - \frac{e_1^T e_2}{\|e_2\|^2} e_2\|, \quad (5)$$

여기서 v_1, v_2, v_3 는 삼각형의 각 꼭지점을 의미하고, $e_1 = v_2 - v_1, e_2 = v_3 - v_1$ 이다. 다음 식 (6)은 평균 면적에 대한 표준편차 식이다.

$$\sigma_A = \sqrt{\frac{1}{N_T} \sum_{i=1}^{N_i} (A_{\Delta i} - A_{aver})^2}, \quad (6)$$

여기서 $A_{\Delta i}$ 는 i 번째 삼각형의 면적이고, A_{aver} 는 전체 영상의 면적을 삼각형의 개수로 나눈 값이며, N_T 는 분할된 삼각형의 개수이다.

IV. 제안된 알고리즘

제안된 알고리즘은 대상 영상에 존재하는 인라이어 집합들을 효과적으로 선택한 다음, LMedS 방법을 이용하여 보다 정확한 기본행렬을 구한다. LMedS 방법은 중간값이 가장 작은 경우의 기본행렬을 선택하며, 제안된 알고리즘에서는 가장 작은 중간값의 10% 범위 내에 있는 중간값들에 대해 각 인라이어의 분포를 검사하고 인라이어의 가장 고르게 분포하는 경우의 기본행렬을 선택한다. 이런 연산의 반복횟수는 다음 식 (7)에 의해 계산된다^[5].

$$N = \log(1 - P) / \log(1 - (1 - \epsilon)^q), \quad (7)$$

여기서 ϵ 는 영상에 포함된 아웃라이어의 비율, q 는 기본행렬을 계산하기 위한 최소 일치점의 개수, P 는 영상에서 q 만큼 샘플링을 N 번 했을 때 모두 인라이어일 확률이다. 일반적으로 P 는 1에 근사한 값으로 지정하며, q 는 8점 및 7점 알고리즘의 경우에는 8 또는 7로 한다. LMedS는 각각의 중간값을 계산하기 때문에 인라이어 구분을 위한 임계값을 중간값에 의해 계산할 수 있다. 다음 식 (8)은 중간값에 의한 임계값 식이며, 여기서 n 은 일치점의 개수다^[5].

$$\tau = 2.5 \times 1.4826 [1 + 5/(n - q)] \sqrt{\text{median}}. \quad (8)$$

제안된 알고리즘은 선형 방법으로 초기 기본행렬을 구하고, 식 (2)를 이용해 각 일치점에 대한 오차를 계산하고 중간값을 계산한다. 식 (7)에 의해 계산된 횟수만큼 반복하면서, 각 중간값과 기본행렬을 저장한다. 여기서 최소중간값을 구하고, 10% 범위 내에 있는 중간값들과 기본행렬을 구한다. 식 (8)로 각 중간값에 해당하는 임계값을 정하고, 그에 따른 기본행렬을 이용해 인라이어 집합을 구한다. 각 인라이어 집합의 분포 정도를 식 (4) 또는 식 (6)을 이용하여 계산하고, 표준편차값이 가장 작은 인라이어 집합을 이용하여 반복적 방법으로 기본행렬을 구한다.

V. 실험결과

가상 및 실제영상을 대상으로 제안된 알고리즘 및 기존 방법들의 결과를 비교하였다. 추정된 기본행렬의 정확도를 비교하기 위해 정확한 에피폴을 알고 있는 가상영상을 대상으로 실험했으며, 정확한 에피폴의 위치와의 거리값을 구했다. <표 1>은 각 중간값에 대한 실제 에피폴과의 거리차이를 나타내며, 각각의 중간값

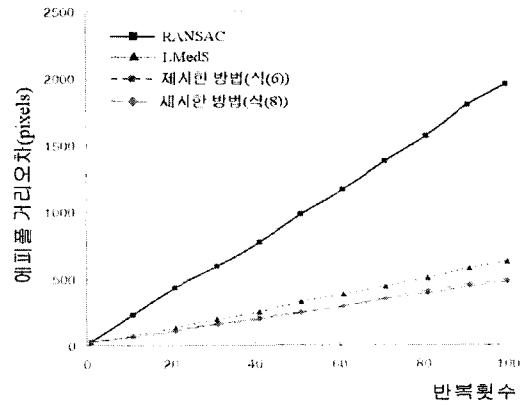
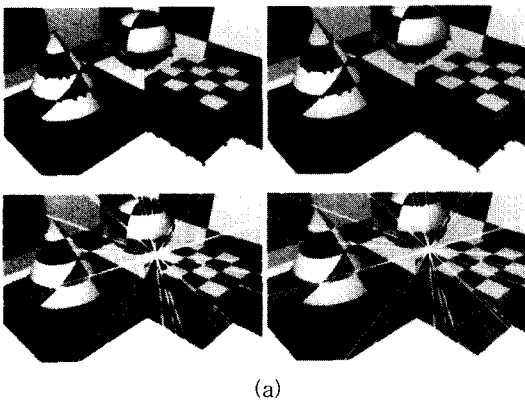
표 1. 각 중간값에 대한 에피폴 오차 비교
Table. 1. Distance error of epipole with respect to median values.

중간값	x	y	거리오차	제안된 방법	
				식 (4)	식 (6)
	380.5	180.2	0.00		
0.01385	389.4	189.18	12.64	1.2157	82343.09
0.02252	380.12	183.17	2.99	1.1742	81594.95
0.02668	382.6	186.87	6.99	1.2278	82778.39
0.03349	378.47	184.3	4.57	1.2398	83923.38
0.04224	392.0	179.24	11.54	1.2238	82715.67

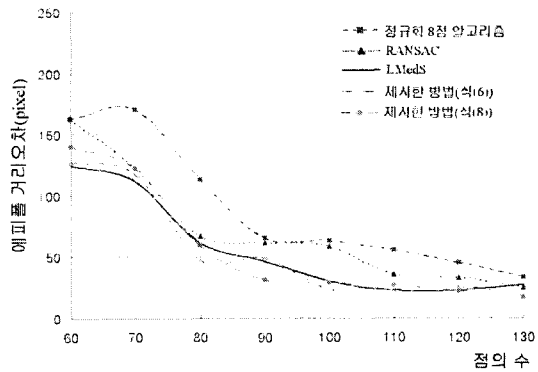
에 대한 인라이이어 분포도를 나타낸다. <표 1>에서 최소중간값을 보이는 경우에 오히려 거리 오차가 더 크며, 이 경우에도 제안된 방법이 보다 정확한 결과를 얻었다.

<그림 4>는 가상영상에 대해 기존의 방법과 제안된 알고리즘으로 실험한 결과이다. <그림 4(a)>는 제안된 방법으로 선택된 인라이이어 집합과 얻어진 에피폴라 선을 보이며, <그림 4(b)>는 100번 실험을 하여 에피폴라 거리오차의 누적을 그래프로 나타낸 것이다. 이 실험을 통해 무작위 샘플링 방법을 기반으로 하는 강건한 방법에 대해 결과의 정확성과 안전성을 비교하였다. 기존 방법에서 RANSAC과 LMedS 방법을 비교하였으며, 샘플링 횟수는 500회, 사용된 점의 수는 120개이다. <그림 4(b)>는 RANSAC 보다는 LMedS 방법이 우수함을 보이며, 일치점 분포를 고려한 제안된 방법이 LMedS 보다 상대적으로 적은 오차를 보인다. <그림 4(c)>는 점의 수를 변화 시키면서 점의 수에 대한 성능을 비교하였다. 그래프로부터 모든 방법이 점의 수가 많을수록 에러가 줄어드는 것을 알 수 있으며, 8점 알고리즘은 상대적으로 오차가 큼을 알 수 있다. 실험 결과는 제안된 방법이 점의 수가 적은 경우에 오차가 크게 발생하지만, 점의 수가 80개 이상인 지점부터는 LMedS 방법보다 제안된 방법의 오차가 줄었으며, 이는 LMedS 방법에 비해 특징점의 수가 많은 경우에서도 좋은 성능을 낸다는 것을 보여준다.

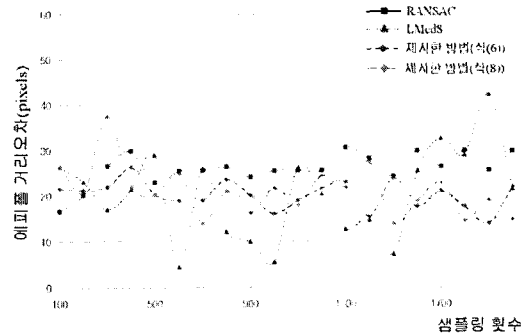
<그림 4(d)>는 강건한 방법들에 대해, 점을 120개로 하고 샘플링 횟수에 따른 결과이다. RANSAC은 조건을 만족하는 점의 수가 가장 많은 경우를 선택하기 때문에 샘플링 수에 대해 안정적인 결과를 주고 있으며, LMedS 방법은 RANSAC에 비해 대부분의 영역에서



(b)



(c)



(d)

그림 4. 가상영상에 대한 실험 결과 (a) 가상영상과 에피폴라 선 (b) 누적된 거리 오차 그래프 (c) 점의 수의 대한 에피폴라 거리오차 그래프 (d) 샘플링 횟수에 대한 거리오차 그래프

Fig. 4. Experiment results on synthetic image. (a) Synthetic image pair and epipolar lines (b) distance error accumulation graph (c) epipole dist. error graph vs. the number of point (d) epipole dist. error graph vs. sampling times.

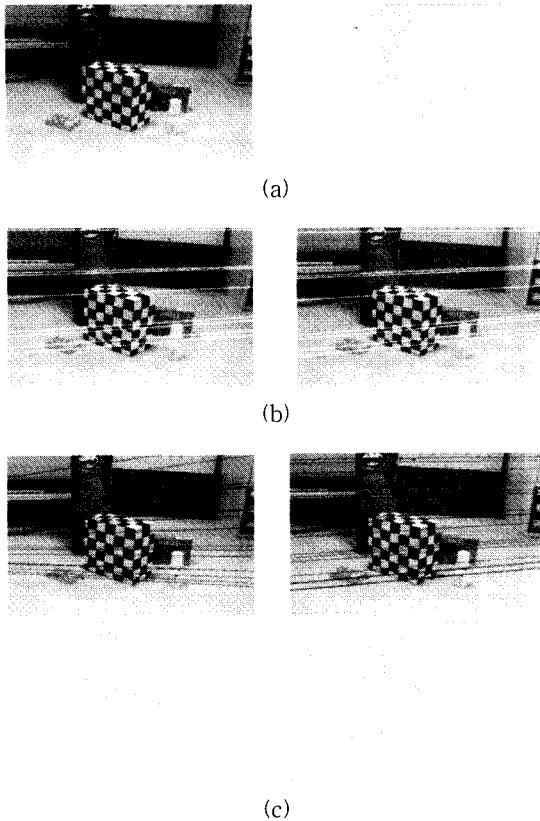


그림 5. 실사영상에 대한 실험 결과 (a) 대상영상(왼쪽)과 모든 일치점들의 흐름(오른쪽) (b) 카메라보정에 의한 에피폴라 라인 (c) LMedS 방법(왼쪽)과 제안된 방법(오른쪽)에 의해 얻어진 에피폴라 라인(위)과 인라이어 집합

Fig. 5. Experimental results on real images. (a) Calibration object image (left) and flows of corresponding points (right) (b) epipolar line by camera calibration (c) epipolar lines and the selected inlier set flows by LMedS (left) and those by the proposed method (right).

오차가 적은 결과를 주지만, 상당히 불안정하며, 또한 샘플링 횟수가 많더라도 좋은 결과를 주지 못함을 보여준다. 제안된 방법은 LMedS 방법에 비해 상대적으로 오차가 적은 결과를 얻을 수 있음을 알 수 있다.

<그림 5>는 실제 영상에 대한 실험으로, <그림 5(a)>의 왼쪽 영상은 실험영상이며, 오른쪽 영상은 대상영상으로부터 SSD(sum of square difference)기법을 이용하여 매칭을 하고 점의 흐름으로 매칭정보를 표현한 것이다. 오른쪽 영상에서 잘못된 매칭 정보 및 잘못된 위치여러가 포함되어 있다. <그림 5(b)>는 체크무늬 상자를 이용하여 카메라를 보정하고 그로부터 기본

행렬을 얻고 에피폴라 라인을 도식했다. LMedS 방법과 제안된 방법으로 얻어진 에피폴라 라인(위)과 선택된 매칭정보(아래)를 <그림 5(c)>에 나타냈다. LMedS의 결과와 카메라 보정에 의해 얻어진 결과를 비교하면, 얻어진 에피폴라 라인에 많은 오차가 존재하며, 이는 선택된 매칭 정보가 영상 전체에 대해 고르게 분포되어 선택되지 않았기 때문이다. 따라서 <그림 4>와 같이 최소중간값을 이용해도 정확한 해를 얻지 못한다. 제안된 방법에 의한 결과는 일치점의 분포를 고려함으로써 선택된 매칭 흐름이 영상에 대해 고르게 분포됨을 확인하였으며, 에피폴라 라인이 <그림 4(b)>의 결과와 같이 상대적으로 정확하게 얻어졌다.

VI. 결 론

기본행렬은 스테레오 영상간의 관계를 표현하며, 이를 정확하게 계산하기 위해서는 선택된 일치점 집합이 대상영상에 대한 카메라의 움직임 정보를 충분히 반영해야 한다. 본 논문에서는 일치점의 분포가 기본행렬을 추정하는데 미치는 영향 등을 분석하였으며, 이를 바탕으로 보다 정확한 기본행렬을 계산하기 위해 전체 영상 내에 존재하는 대응점의 분포를 고려하여 적합한 인라이어 집합들을 선택하는 새로운 방법이 제안되었다. 제안된 방법은 대상 영상을 균일한 부영역으로 분할하고, 각 영역 상에 존재하는 대응점의 개수 및 각 영역의 면적을 고려하여 전체 영상 내에 균일하게 분포하는 대응점을 선택하여 기본행렬을 구한다. 합성 영상과 실제 영상을 대상으로 일치점들의 분포를 고려하는 제안된 알고리즘이 기존 방법에 비해 보다 정확하게 기본행렬을 구함을 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] B. Delaunay, Sur la sphere vide, Bulletin of Academy of Sciences of the USSR, pp. 793-800, 1934.
- [2] R. Hartley and A. Zisserman, Multiple View Geometry in Computer Vision, Cambridge Univ., 2000.
- [3] P. J. Rousseeuw and A.M. Leroy, Robust Regression and Outlier Detection, John Wiley & Sons, New York, 1987.

- [4] M. Fischler and R. Bolls, "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Application and Automated Cartography," *Communications of the ACM*, vol. 6, no. 24, pp. 381-395, 1981.
- [5] Z. Zhang, R. Deriche, O. Faugeras and Q. Loung, "A Robust Technique for Matching Two Uncalibrated Images Through the Recover of the Unknown Epipolar Geometry," *Tech. Rep. 2273, Institut National de Recherche en Informatique et Automatique*, May 1994.
- [6] J. Salvi, X. Armangué, and J. Pages, "A Survey Addressing the Fundamental Matrix Estimation Problem," *Proc. International Conference on Computer Vision*, vol. 2, pp. 209-212, 2001.
- [7] R. Hartley, "In Defense of the Eight-Point Algorithm," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, pp. 580-593, June 1997.
- [8] H. C. Longuet-Higgins, "A Computer Algorithm for Reconstructing a Scene From Two Projections," *Nature*, vol. 293, pp. 133-135, Sept. 1981.

 저 자 소 개

徐廷珪(正會員)

2001년 : 대전대학교 건축공학과 공학사. 2003년 : 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 공학석사. <주관심분야 : 컴퓨터 비전, 영상처리, 컴퓨터그래픽스 등임>

趙青雲(正會員)

1992년 : 중앙대학교 컴퓨터공학과 공학사. 1994년 : 중앙대학교 대학원 컴퓨터공학과 공학석사. 2000년 1월~현재 : 중앙대학교 첨단영상대학원 연구교수 재직 중. <주관심분야 : 컴퓨터그래픽스, 멀티미디어 응용, 컴퓨터 비전 등임>

洪顯基(正會員)

1993년 : 중앙대학교 전자공학과 공학사. 1995년~1998년 : 중앙대학교 대학원 전자공학과 공학석사, 공학박사. 1998년 9월~1999년 8월 : 서울대학교 자동제어특화연구센터 연구원. 1999년 9월~2000년 2월 : 중앙대학교 정보통신연구소 연구교수. 2002년 2월~2003년 1월 : Univ. of Colorado at Denver 방문 연구원. 2000년 3월~현재 : 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 조교수 재직 중. <주관심분야 : 컴퓨터 비전, 컴퓨터그래픽스, 멀티미디어 응용 등임>