

論文2001-38SP-11-7

비선형 최소화에 의한 F 행렬 추정 및 정확도 분석

(Estimation of the Fundamental Matrix using a Non-linear Minimization Technique and Its Accuracy Analysis)

嚴 成 勳 , 李 種 秀

(Seong-Hoon Eom and Jong-Soo Lee)

요 약

최근에 물체영상들로부터 3차원 물체 모델을 복원할 수 있는 셀프캘리브레이션 기술에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 이 셀프캘리브레이션 기술의 핵심은 F 행렬이며, 복원되는 3차원 물체 모델의 정확도는 물체영상들 사이에서 유도해내는 F 행렬의 추정의 정확도에 좌우된다. F 행렬을 추정하기 위해 일반적으로 선형 최소화방법이 적용되고있다. 그러나 본 논문에서는 보다더 정확한 F 행렬의 추정을 위해 비선형 최소화방법인 Levenberg-Marquardt 기법을 적용하였다. 또한 F 행렬의 정확도를 감소시키는 부정확한 대응점들 (corresponding points)과 오차를 많이 포함하고 있는 대응점들, 즉 outliers를 Monte Carlo 기술을 적용하여 제거하였다. 본 논문에서 적용한 방법들로 추정한 F 행렬의 정확도를 분석한 결과, outliers를 제거하기 전보다 제거한 후의 정확도가 31% 향상되었고, 선형적 추정 F 행렬보다 비선형적 추정 F 행렬이 22% 향상되었음을 알 수 있었다.

Abstract

It is possible to extract a 3D models from its multiple views using the self-calibration. Though it is possible to construct 3D models of objects from their multiple views, accuracy of 3D models depends on the fundamental matrix estimated between two views. In this paper, we show the fundamental matrix accuracy can be improved by taking a non-linear minimization technique. Furthermore, the corresponding points which are completely mismatches or have greater discrepancy errors in their locations, reduce the fundamental matrix accuracy. Thus, applying the Monte Carlo technique and the non-linear minimization Levenberg-Marquardt method to remove the outliers, we can estimate the fundamental matrix with the higher accuracy.

I. 서 론

* 正會員, 靈山大學校 컴퓨터情報工學部,

(Dept. of Computer Information Technology, YoungSan University)

** 正會員, 蔚山大學校 컴퓨터情報通信工學部,

(Dept. of Computer Engineering and Information Technology, Ulsan University)

接受日字:2001年7月11日, 수정완료일:2001年10月15日

실세계에 존재하는 3차원 물체를 재구성하여 2차원 화면에 표현하고자 하는 기술의 연구가 진행되어왔다. 이 기술은 크게 세 분야로 나눌 수 있다. 첫째, 계측장치들 사용하는 분야이다. 계측장치를 이용한 3차원 물체의 재구성은 레이저나 센서들을 이용하여 정확한 재구성이 가능하나 계측장치의 가격이 비싸고 사용에 있

어 어려운 점들이 많다. 둘째, 사용자의 주관에 의해 3차원 물체의 모든 정보를 재구성하는 분야이다. 이 경우에는 여러 가지 3차원 물체 제작 도구들이 사용된다. 이 경우 재구성된 물체는 실제 물체와 유사한 효과를 나타낼지 모르나 동일한 물체를 나타낼 수 없다. 또한 사용자의 측면에서도 방대한 작업시간과 인력이 소요된다. 셋째, 영상들만을 사용하여 3차원 물체를 재구성하는 분야이다. 이 경우에는 다소 정확도는 떨어지지만 실제 물체와 동일하게 재구성할 수 있다. 왜냐하면 영상에 표현된 물체의 질감을 그대로 가져와서 사용하기 때문이다. 그리고 사용자의 측면에서도 작업이 쉽고 적은 인력으로 빠르게 재구성할 수 있다는 장점이 있다. 이러한 이유로 최근에는 영상들만을 사용하여 3차원 물체를 재구성하는 Image-Based Modeling 기술의 연구가 활발히 진행되고 있다^[1~3].

영상들만을 사용하여 3차원 물체를 재구성하는 Image-Based Modeling 기술은 컴퓨터비전의 스테레오에 바탕을 둔다^[45]. 스테레오를 이용하여 3차원 물체를 재구성하기 위해서는 최소한 두 개의 영상이 필요하다. 그리고 3차원 물체를 2차원 영상으로 표현할 때 사용되는 카메라의 캘리브레이션(calibration)이 필수적으로 요구된다. 카메라 캘리브레이션의 목적은 3차원 실세계 좌표와 화면에 의해 보이는 2차원 영상 좌표의 관계를 형성하는 것이다. 이러한 관계가 한번 확립되면, 2차원 정보로부터 3차원 정보가 유도되어질 수 있고 그 반대도 가능하다. 그러나 2차원 영상을 획득할 때마다 카메라 캘리브레이션을 수행해야 한다는 단점이 있다. 이러한 단점을 극복하고자 최근에는 카메라 캘리브레이션을 하지 않아도 되는 셀프캘리브레이션(self-calibration)에 대한 연구가 컴퓨터 비전 분야에서 진행되고 있다.

본 논문에서는 카메라 캘리브레이션을 하지 않은 다중영상들만을 사용하여 3차원 물체를 재구성하는 기술에 있어 가장 중요한 F행렬을 추정한다. 정확한 F행렬의 추정을 위해 비선형 최소화 방법인 Levenberg-Marquardt 기법을 사용하였으며, 부정확한 대응점들로 인해 F행렬의 정확도에 심각한 영향을 줄 수 있는 outliers를 제거하기 위해 Monte Carlo 기술을 적용하였다.

본 논문의 구성은 제 1장 서론에 이어 제 2장에서 셀프캘리브레이션에 있어 가장 중요한 F행렬의 설명

과 함께, 일반적으로 사용하는 선형적 추정 기법과 본 논문에서 시도한 Levenberg-Marquardt 기법을 이용한 비선형적 추정 기법 전반에 대하여 기술한다. 제 3장에서는 대응문제에 있어 존재하는 outliers 제거를 위해 적용한 Monte Carlo 기술에 대하여 기술한다. 제 4장에서는 본 논문에서 시도한 기법의 타당성을 확인하는 실험과 결과를 제시한다. 마지막 제 5장 결론으로 논문을 끝맺는다.

II. F행렬 추정 기법

1. F행렬

최근에 컴퓨터 비전에서는 F행렬에 대한 연구가 진행되어 왔다. 이것은 E행렬(essential matrix)을 일반화 한 것으로, 캘리브레이션 되지 않은 카메라에 대해서 중요한 역할을 하게 되었다^[10].

먼저, 카메라는 핀홀모델(pinhole model)을 사용하고, 실세계 좌표계(world coordinate system)에서의 3차원 공간상의 임의의 한 점을 $M=[X, Y, Z, 1]^T$ 라 두면, 이 점이 첫 번째 영상으로 투영되는 점 $m=[x, y, 1]^T$ 과, 두 번째 영상으로 투영되는 점 $m'=[x', y', 1]^T$ 으로 표시할 수 있다. 그리고 두 대의 카메라 사이의 운동이 R(rotation matrix)과 t(translation matrix)에 의해서 주어지고, m과 m'이 일치점일 때, 일일평면조건(coplanarity constraint)은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$m' \cdot (t \times R m) \equiv m'^T E m = 0$$

$$F = A^{-T} E A^{-1}, \quad E = A^T F A'$$

따라서, E행렬(essential matrix)과는 다르게 F행렬은 카메라의 내부변수와 외부변수를 모두 포함하고 있다^[11].

2. 선형적 F행렬 추정

첫 번째 영상의 점 $m_i = [u_i, v_i, 1]^T$ 가 두 번째 영상의 점 $m'_i = [u'_i, v'_i, 1]^T$ 과 대응된다고 하면 ($i = 1 \dots n$), 이 두 점은 다음의 등극방정식(epipolar equation)을 만족한다.

$$m'_i{}^T F m_i = 0$$

이 방정식은 선형이며, F행렬을 구성하는 미지의 9

개의 계수(coefficient)들로 구성되는 동차방정식(homogeneous equation)으로 식 (1)과 같이 쓰여질 수 있다.

$$\mathbf{u}_i^T \mathbf{f} = 0 \quad (1)$$

여기서,

$$\mathbf{u}_i = [u_i, u'_i, v_i, v'_i, v_i, v'_i, v_i, v'_i, 1]^T$$

$$\mathbf{f} = [f_{11}, f_{12}, f_{13}, f_{21}, f_{22}, f_{23}, f_{31}, f_{32}, f_{33}]$$

f_{ij} 는 F 행렬 i 행 j 열의 요소이다. 만약, n 개의 점이 대응된다면, 아래의 선형시스템으로 식을 풀 수 있다.

$$\mathbf{U}_n \mathbf{f} = 0,$$

여기서,

$$\mathbf{U}_n = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{u}_n^T \end{bmatrix}$$

이러한 선형 동차방정식은 식 (1)을 중첩시켜 풀 수 있고, 등극기하(epipolar geometry)의 추정을 가능하게 한다.

F 행렬의 추정에 있어 고려되어야 할 사항으로는 충분히 많은 점들의 집합이 사용되어야 한다는 점이다. 왜냐하면, F 행렬을 구성하는 9개의 계수들 중에 7개의 자유도(degrees of freedom)를 갖기 때문이다. 따라서, 등극기하 문제를 해결하기 위해서는 최소한 7개의 대응점들(corresponding points)이 있어야 한다. 즉, $\{(\mathbf{m}_i, \mathbf{m}'_i) \mid i = 1, \dots, n\}$ 일 때, $n \geq 7$ 이 되어야 한다^[6].

3. 비선형적 F 행렬 추정

앞서 제시한 일반적인 선형방법으로는 의미 있는 물리량들을 최소화하지 못한다. 물리적으로 의미 있는 양들은 영상으로부터 추출되는 2차원 점들이기 때문에 영상평면에서 측정되어야 한다. 따라서 선형방법보다 효과적인 비선형 방법으로 접근해야하며, 본 논문에서는 효과적인 비선형 방법의 하나인 Levenberg-Marquardt 기법을 적용하여 F 행렬을 추정한다.

비선형적 F 행렬 추정 접근방식의 근본적인 착안은 점과 그 점이 대응되는 등극선(epipolar line) 사이의 거리를 최소화하는 것이다.

$$\min_{\mathbf{F}} \sum_i d^2(\mathbf{m}'_i, \mathbf{F}\mathbf{m}_i)$$

d 는 점 \mathbf{m}'_i 과 대응되는 등극선 $l'_i = \mathbf{F}\mathbf{m}_i \equiv [l'_1, l'_2, l'_3]^T$ 사이의 거리를 의미한다.

$$d(\mathbf{m}'_i, l'_i) = \frac{\mathbf{m}'_i{}^T l'_i}{\sqrt{l'_1{}^2 + l'_2{}^2}} = \frac{1}{c'_i} \mathbf{m}'_i{}^T \mathbf{F}\mathbf{m}_i, \quad (2)$$

$$c'_i = \sqrt{l'_1{}^2 + l'_2{}^2}$$

즉, 의미 있는 물리량 $d(\mathbf{m}'_i, l'_i)$ 를 최소화하여야 한다. 위에서 언급한 방법은 단지 두 번째 영상의 등극선만을 결정했기 때문에, 두 영상이 대칭적역할(symmetric role)로 동작하지 않는다. 따라서 두 영상의 역할 교환으로 인한 이항(transpose)으로 F 행렬이 바뀐다.

두 영상 사이의 등극기하 불일치(inconsistency)를 피하기 위해 다음 수식을 최소화한다.

$$\min_{\mathbf{F}} \sum_i (d^2(\mathbf{m}'_i, \mathbf{F}\mathbf{m}_i) + d^2(\mathbf{m}_i, \mathbf{F}^T \mathbf{m}'_i)) \quad (3)$$

위의 식 (3)은 두 영상에서 동시에 작용한다.

$l'_i = \mathbf{F}\mathbf{m}_i \equiv [l'_1, l'_2, l'_3]^T$ 과 $l_i = \mathbf{F}^T \mathbf{m}'_i \equiv [l_1, l_2, l_3]^T$ 를 식 (2)와 $\mathbf{m}'_i{}^T \mathbf{F}\mathbf{m}_i = \mathbf{m}_i{}^T \mathbf{F}^T \mathbf{m}'_i$ 인 사항을 이용하면, 식 (3)은 다음과 같이 다시 쓰여질 수 있다.

$$\min_{\mathbf{F}} \sum_i \omega_i^2 (\mathbf{m}'_i{}^T \mathbf{F}\mathbf{m}_i)^2 \quad (4)$$

여기서,

$$\omega_i = \left(\frac{1}{l_1^2 + l_2^2} + \frac{1}{l'_1{}^2 + l'_2{}^2} \right)^{\frac{1}{2}}$$

$$= \left(\frac{l_1^2 + l_2^2 + l_1'^2 + l_2'^2}{(l_1^2 + l_2^2)(l_1'^2 + l_2'^2)} \right)^{\frac{1}{2}}$$

이다.

앞서 제시한 방법에 의해 $\text{rank}(\mathbf{F})=2$ 인 3×3 행렬들 사이에서 식 (4)를 최소화하는 행렬을 찾아야 한다. 여기에는 F 행렬의 변수화를 규정하는 몇 가지 가능한 방법들이 존재한다^[7]. 예를 들면, F 행렬의 하나의 행 또는 열이 나머지 두 행 또는 열의 선형조합으로 표현

할 수 있다. 다음에 제시된 변수화는 등극 변환(epipolar transformation)을 근거로 하여 기술하였다.

F행렬의 열을 벡터 c_1, c_2, c_3 라 하면, F행렬의 $\text{rank}(F)=2$ 의 제약조건은 다음 두 조건과 같다.

$$\exists \lambda_1, \lambda_2 \in \mathbb{R}, \quad c_3 + \lambda_1 c_1 + \lambda_2 c_2 = 0 \quad (5)$$

$$\forall \lambda \in \mathbb{R}, \quad c_1 + \lambda c_2 = 0 \quad (6)$$

여기서, $j_0, j_1, j_2 \in [1, 3]$ 이고, $\lambda, \lambda_1, \lambda_2$ 는 스칼라이다. 식 (6)은 존재하지 않는 조건이기 때문에 변수화의 표현이 불가능하다.

본 논문에서는 식 (5)만을 유지하면서, $\text{rank}=3$ 보다 작은 모든 3×3 행렬의 변수화로 확장시킨다. F행렬이 $c_{j_1}, c_{j_2}, \lambda_1, \lambda_2$ 로 변수화 되면, 이것은 $j_0=1, j_0=2, j_0=3$ 에 대응하는 세 부분으로 나눈다는 것을 의미한다. 사실, $\text{rank}=2$ 의 행렬은 다음의 형태를 가지며, 만약 $j_0=1$ 일 때는 어떠한 변수도 추정할 수 없다.

$$[c_1 \ c_2 \ \lambda \ c_2], [c_1 \ 0_3 \ c_3], [c_1 \ c_2 \ 0_3]$$

만약, 1이 j_0 th의 좌표이고 λ_1 과 λ_2 가 j_1 th, j_2 th의 좌표와 같은 세 벡터를 만든다면, 이 벡터는 F행렬의 고유벡터(eigenvector)이고, 등극점(epipole)이 된다. 이러한 변수화의 사용은 F행렬 그 자체보다는 종종 유용한 양인 등극점을 직접적으로 계산하고자함에 있다.

F행렬의 변수화는 첫 번째 영상의 등극점의 x, y 두 좌표와 두 번째 영상의 등극점의 x', y' 두 좌표 그리고 네 개의 성분들 a, b, c, d 로 구성된다. 네 개의 성분들 a, b, c, d 는 두 번째 영상의 등극선에 대응되는 첫 번째 영상의 등극선을 차례로 등극 변환하는 변수, 즉, $c_{j_1}, c_{j_2}, l_{j_1}, l_{j_2}$ 의 왼쪽부분 성분들이다. F행렬의 열을 벡터 c_1, c_2, c_3 로 표시하고, $i_0=3, j_0=3$ 인 경우 식 (5)는 다음과 같이 표현된다.

$$c_3 + \lambda_1 c_1 + \lambda_2 c_2 = 0$$

여기서,

$$c_1 = \begin{bmatrix} a \\ c \\ ax' + cy' \end{bmatrix}$$

$$c_2 = \begin{bmatrix} b \\ d \\ bx' + dy' \end{bmatrix}$$

$$c_3 = -(\lambda_1 c_1 + \lambda_2 c_2)$$

$$= \begin{bmatrix} -ax - by \\ -cx - dy \\ -(ax + by)x' - (cx + dy)y' \end{bmatrix}$$

이다. 이러한 방법으로 F행렬은 식 (7)과 같이 다시 쓰여질 수 있다.

$$F = \begin{bmatrix} a & b & -ax - by \\ c & d & -cx - dy \\ ax' + cy' & bx' + dy' & -(ax + by)x' - (cx + dy)y' \end{bmatrix} \quad (7)$$

결국, F행렬은 단지 크기요소(scale factor)에 의해 정의되고, 가장 큰 절대값에 의해 등극 변환이 정의되는 네 개의 성분들(a, b, c, d)으로 나눔으로서 정규화(normalization)된다는 사실을 설명한다.

F행렬이 주어지고, 등극점들, 혹은 등극점들의 추정치가 주어진다면, 각각 다른 형태로 변수화된 것들 사이에서 F행렬에 가장 적합한 것을 선택할 수 있다. 식 (7)과 같이 한번 분해한 F행렬의 성분벡터를 $f_{i_0 j_0}$ 로 표시하면, i_0 와 j_0 는 8×9 자코비안(Jacobian) 행렬의 랭크(rank)를 최대화하는 순서로 선택된다.

$$J = \frac{df_{i_0 j_0}}{dP} \quad (8)$$

$$P = [x, y, x', y', a, b, c, d]^T$$

식 (8)의 방법으로 $f_{i_0 j_0}$ 를 P 에 대하여 미분하면 다음과 같은 8×9 자코비안 행렬을 구할 수 있다.

$$J = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ -a & -b & 0 & 0 & -x & -y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ -c & -d & 0 & 0 & 0 & 0 & -x & -y \\ 0 & 0 & a & c & x' & 0 & y' & 0 \\ 0 & 0 & b & d & 0 & x' & 0 & y' \\ -ax' - cy' & -bx' - dy' & -ax - by & -cx - dy & -xx' & -x'y & -xy' & -yy' \end{bmatrix}$$

마지막으로 자코비안의 9개 8×8 하위행렬들(submatrices)의 행렬식(determinant)에 의한 좌표를 가지는, 표준 벡터(norm vector)를 최대화함으로써 완성된다. 이러한 표준 벡터는 다음과 같이 간단히 계산될 수 있다.

$$(ad - bc)^2 \sqrt{x^2 + y^2 + 1} \sqrt{x'^2 + y'^2 + 1}$$

위와 같은 변수추정 작업은 등극점들이 무한대일 경우와 그렇지 않을 경우에도 똑같이 잘 수행된다.

식 (4)의 최소화에 있어 어떠한 방법이 사용되어도 무방하나, 본 논문에서는 보다 더 정확한 F행렬의 추정을 위하여 비선형 최소화 방법인 Levenberg-Marquardt 기법을 사용하였다.

최소화가 진행되는 동안 F행렬의 변수들은 바뀔 수 있다. 최소화 과정 초기에 선택되어진 F행렬의 변수들은 최적의 F행렬이 아니다. 따라서 비선형 최소화 방법은 F행렬의 초기 추정이 요구된다.

III. Outliers 제거 및 F행렬 개선

F행렬의 추정에 있어, 관심 있는 점의 위치측정오차(bad location error)는 가우시안(Gaussian) 양식을 따른다고 가정할 수 있다. 이러한 가정이 타당한 이유는, 관심 있는 대부분의 점들의 위치적 오차가 하나 혹은 두 개 정도의 화소에 국한되는 작은 오차이기 때문이다. 그러나 몇 개의 점들은 세 개 화소 이상 잘못 위치하는 경우도 발생한다. 이러한 점들은 F행렬의 추정 정확도를 심각하게 낮추는 요소이다. 또한 대응(correspondence)에 있어서도 육안으로 판별하는 발견적인(heuristics) 방법이 사용되어왔다. 이 같은 이유는 기하학적 구속(geometric constraint), 예를 들면, F행렬에 의한 등극구속(epipolar constraint)은 아직 불가능하기 때문이다. 따라서 많은 점들의 불일치(false match)가 일어난다. 이러한 불일치는 추정작업을 완전히 망치며, 최종적으로 추정된 F행렬을 쓸모 없게 만든다.

앞서 언급한 위치측정오차와 불일치로 인해 발생하는 outliers는 F행렬의 정확도에 심각한 영향을 끼친다. 따라서 가장 보편적으로 사용하는 두 가지 방법, M-estimators와 LMS(Least-Median-Squares)를 사용하여 outliers를 제거한다.

r_i 를 i 번째 데이터들의 residual error라고 가정하자. 이 residual error는 i 번째에서 관측된 값과 그 것이 원래 가져야하는 값과의 차이를 나타낸다. 일반적인 최소자승은 $\sum_i r_i^2$ 로 최소화한다. 그러나 이 방법은 데이터에 outliers가 존재하기 때문에 다소 부정확하다. 따라서 M-estimators를 사용하면 이 문제를 극복할 수 있다. M-estimators는 r_i^2 를 다른 함수로 대체한다.

$$\min \sum_i \rho(r_i)$$

여기서, ρ 는 영(zero)에서 최소가 되는 대칭적(symmetric)이며, 양으로 정의된 함수이다. M-estimators는 가중치가 적용된 최소자승으로 구현될 수 있다. 다음은 등극기하의 추정을 위한 가중치이다^[8].

$$w_i = \begin{cases} 1 & |r_i| \leq \sigma \\ \sigma / |r_i| & \sigma < |r_i| \leq 3\sigma \\ 0 & 3\sigma < |r_i| \end{cases}$$

여기서, σ 는 residual errors의 추정된 표준편차이다. 이 방법은 위치측정오차에서 발생하는 outliers에 효과적이다. 그러나 불일치들로 인한 outliers에는 효과적이지 못하다.

LMS는 비선형 최소화 문제를 해결함으로써 변수들을 추정한다.

$$\min \text{med}_i r_i^2$$

이 방법은 전체 데이터에 대하여 계산된 residual error 값들 중에 중간 값들의 제곱 중에서 가장 작은 값들을 산출한다. 이 방법은 위치측정오차에서 생기는 outliers 뿐만 아니라, 불일치들에 의해 생기는 outliers에도 효과적이다^[9].

만약, n 개의 대응점 (m_{1i}, m_{2i})가 주어진다면, Monte Carlo 기술은 $p=8$ 의 랜덤 서브샘플들(subsamples), m 을 끌어내는데 사용한다. 각 서브샘플들은 J 순서로 표시하고, F행렬 F_J 를 결정한다. 각 F_J 에는 전체 대응점들에 대하여, residuals error 제곱의 중간값으로 측정하고, M_J 로 표기한다.

$$M_J = \text{med}_{i=1, \dots, n} [d^2(m_{2i}, F_J m_{1i}) + d^2(m_{1i}, F_J^T m_{2i})]$$

여기서, F_J 는 모든 mM_J 사이에서 최소값을 가지는 M_J 가 되도록 계속 추정을 하도록 한다. 정확한 대응점의 개수를 p 라 표시하고, outliers를 ϵ 로 나타내면, m 개의 정확한 서브샘플들 중에 적어도 1개가 주어졌을 때의 확률, P 는 식 (9)와 같다.

$$P = 1 - [1 - (1 - \epsilon)^p]^m \tag{9}$$

식 (9)에서 P 는 거의 1에 가까워야하며, 주어진 값 p

와 ϵ 에 대하여 m 의 값이 결정된다. 본 논문에서는 $\epsilon=40\%$ 로 가정하고, 요구되는 확률 $P=0.99$ 가 만족 되도록 했다.

[9]에서 보여주듯이, LMS는 가우시안 노이즈에 다소 약하다. 따라서 본 논문에서는 가중치 최소화승을 덧붙여 수행한다. 표준편차, σ 는 다음 식으로 계산한다.

$$\sigma = 1.4826[1 + 5/(n-d)]\sqrt{M_J}$$

여기서, M_J 는 최소의 중간값이며, 마법수들(magic numbers)의 설명은 [9]를 참조하기 바란다. σ 에 근거하여 각각의 대응에 대한 가중치를 다음과 같이 결정하였다.

$$w_i = \begin{cases} 1 & \text{만약 } r_i^2 \leq (2.5\sigma)^2 \\ 0 & \text{그밖에} \end{cases}$$

여기서,

$$r_i^2 = d^2(\mathbf{m}_{2i}, \mathbf{F}\mathbf{m}_{1i}) + d^2(\mathbf{m}_{1i}, \mathbf{F}^T \mathbf{m}_{2i})$$

이다.

가중치, $w_i=0$ 을 가지는 대응들은 outliers에 해당된다. 따라서, 최종적인 F행렬은 비선형 최소화 방법인 Levenberg-Marquardt 기법을 적용하여 추정할 수 있다. 또한, LMS를 사용하여 outliers를 찾아내고, 제거함으로써 보다 더 정확한 F행렬을 추정할 수 있다. 여기에 사용된 LMS는 Monte Carlo 기술을 적용하여 완성하였다.

IV. 실험 및 고찰

F행렬의 변수 추정에 앞서, 위치측정오차와 불일치에 의한 outliers 제거를 위하여 스테레오 영상 사이의 이상적인 대응점들을 획득한다. 이 이상적인 대응점들은 육안판별에 의해 사용자가 표시한다. 이런 방법으로 획득한 대응점들의 약 30%에 해당하는 대응점들에 임의로 세 개 화소의 노이즈를 섞어서, 대응점들 사이에 위치측정오차가 생기도록 하였다. 그리고 불일치에 의한 outliers 제거를 위해 전체 대응점의 약 30%에 해당하는 대응점들을 임의로 잘못 대응시켜 불일치가 일어나도록 하였다. 또한 임의로 300개 점들을 생성시켜 30%에 해당하는 90개의 대응점들에 그림 4와 그림 5의

가로축에 표시한 화소개수 만큼 노이즈를 부여하여 단계적으로 실험하였다. 이렇게 노이즈가 섞인 대응점들을 앞서 제시한 Monte Carlo 기술을 이용하여 위치측정오차 점들과 불일치 점들을 찾아내는 실험을 각각 나누어서 실행하고 그 결과를 그림 4, 그림 5와 표 1에 나타내었다. 실험에 사용된 영상들은 건물, 상자들을 나타내는 스테레오 영상 세 쌍이며, 그림 1과 그림 2와 그림 3과 같다. 영상들은 모두 gray scale의 gif 파일형식이며, 십자로 표기된 부분들이 대응점을 나타내는 부분이다.

위치측정오차와 불일치로 인한 outliers를 제거하기 위한 실험을 마친 후, outliers를 제거한 나머지 점들만을 사용하여 F행렬의 변수 추정 실험을 실행하였다. 이렇게 함으로서 F행렬 변수의 정확도에 막대한 영향을 줄 수 있는 요인을 제거하였다. 그리고 F행렬의 변수 추정에 있어, 정확도를 보다 더 높이기 위해 본 논문에서 비선형 최소화 방법인 Levenberg Marquardt 기법을 사용하여 최소화하였다.



그림 1. 건물 스테레오 영상
Fig. 1. A building stereo image.



그림 2. 상자-1 스테레오 영상
Fig. 2. Box-1 stereo image.

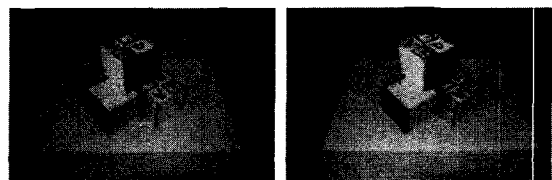


그림 3. 상자-2 스테레오 영상
Fig. 3. Box-2 stereo image.

위치측정오차에 의한 outliers를 제거하는 실험의 결과는 그림 4와 그림 5와 같다. 불일치로 인한 outliers를 제거하는 실험의 결과는 표 1과 같다.

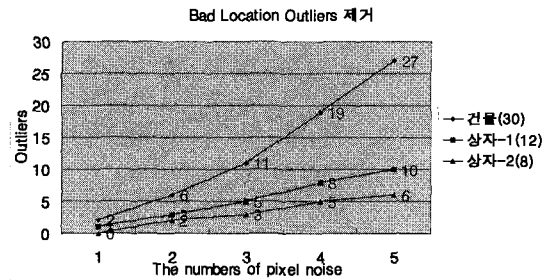


그림 4. 위치측정오차 Outliers 제거
Fig. 4. Outliers rejection from bad location.

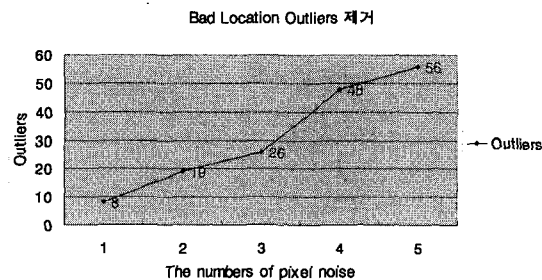


그림 5. 위치측정오차 Outliers 제거(임의로 생성한 300개 점들)
Fig. 5. Outliers rejection from bad location(300 random points).

표 1. 불일치에 의한 Outliers 제거
Table 1. Outliers rejection from false match.

영상이름	점의 개수 (좌 - 우)	False Match 개수	Monte Carlo 적용 후 Outliers 개수	Outliers 제거 비율 (%)
건물	99 - 99	30	9	30
상자-1	40 - 40	12	4	33
상자-2	26 - 26	8	3	25

각각의 영상과 임의로 생성시킨 300개의 점(Test)에서 outliers를 제거한 후 오차가 가장 적은 8개의 점들만을 사용하여 F행렬을 추정하였다. 그런 다음 앞서 추정된 F행렬을 사용하여 outliers를 제거하기 전의 점들의 평균 residual error와 제거한 후의 점들의 평균 residual error를 선형적 방법과 비선형적 방법으로 각각 최소화한 F행렬을 적용하여 평균 residual error를

계산, 비교한 것이 그림 6과 표 2이다.

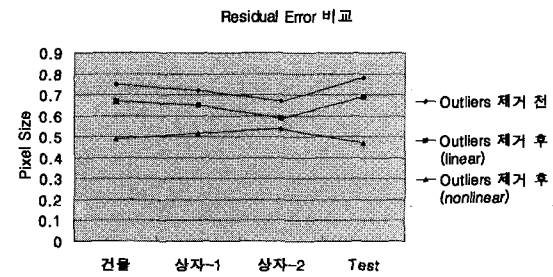


그림 6. Residual error 비교
Fig. 6. Comparison of residual error.

표 2. Residual error 비교
Table 2. Comparison of residual error.

	건물	상자-1	상자-2	Test
Outliers 제거 전	0.75	0.72	0.67	0.78
Outliers 제거 후(linear)	0.67	0.65	0.59	0.69
Outliers 제거 후(nonlinear)	0.49	0.52	0.54	0.47

V. 결론

본 논문에서는 카메라 캘리브레이션을 하지 않은 다중영상들만을 사용하여 3차원 물체를 재구성하는 기술에 있어 가장 중요한 F행렬을 추정한다. 부정확한 대응점들로 인해 F행렬의 정확도에 심각한 영향을 줄 수 있는 요인, 즉, 대응점들의 위치측정오차와 불일치로 인한 outliers를 Monte Carlo 기술을 적용하여 제거하였다. 또한 정확한 F행렬의 변수추정을 위해 비선형 최소화 방법인 Levenberg-Marquardt 기법을 사용하였다.

Monte Carlo 기술을 적용하여 대응점들의 위치측정오차와 불일치로 인한 outliers를 제거하기 위한 실험을 한 결과, 다섯 개의 화소 노이즈를 부여하였을 때, 위치측정오차에 의한 outliers는 83%가 제거됨을 확인하였다. 그리고 불일치로 인한 outliers는 29%가 제거됨을 확인했다. 또한 outliers를 제거한 후, 가장 정확한 8개의 대응점들만을 사용하여 추정된 F행렬의 정확도를 분석하기 위해 각 대응점들 사이의 residual error를 평균하여 비교한 결과, outliers를 제거하기 전보다 제거한 후의 정확도가 31% 향상되었고, 선형적 방법보다 비선형적 방법이 22% 향상되었음을 알 수 있었다. 이러한 결과는 outliers 제거에 있어서 통계적인 방법인

Monte Carlo 기술을 적용함으로써 보다더 효과적으로 outliers를 제거할 수 있었으며, F 행렬의 변수 추정에 있어서도 선형적인 최소화 방법보다 비선형적인 최소화 방법인 Levenberg-Marquardt 기법을 적용함으로써 F 행렬의 정확도를 높일 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] Olivier Faugeras, Stephane Laveau, Luc Robert, Gabriella Csurka and Cyril Zeller, "3-D Reconstruction of Urban Scenes from Sequences of Images", *INRIA Research Report 2572*, June 1995.
- [2] Paul E. Debevec, Camillo J. Taylor and Jitendra Malik, "Modeling and Rendering Architecture from Photographs : A Hybrid geometry and Image-Based Approach", *SIGGRAPH '96 Conference Proceedings*, 1996.
- [3] Q. Chen and G. Medioni, "A Volumetric Stereo Matching Method : Application to Image-Based Modeling", *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition '99*, vol. I, pp. 29-34, 1999.
- [4] Ramesh Jain, Rangachar Kasturi and Brian G. Schunck, *Machine Vision*, McGraw-Hill, 1995.
- [5] O. Faugeras, *Three-Dimensional Computer Vision - A Geometric Viewpoint*, Cambridge, Massachusetts, MIT Press, 1993.
- [6] Q-T. Luong, R. Deriche and O. Faugeras, "The Fundamental Matrix : Theory, Algorithms and Stability analysis", *The International Journal of Computer Vision 1(17)*, pp. 43-76, 1996.
- [7] Q-T. Luong, "Matrice Fondamentale et Calibration Visuelle sur l'Environnement-Vers une plus grande autonomie des systemes robotiques", *PhD thesis*, Universite de Paris-Sud, Centre d'Orsay, December 1992.
- [8] S. I. Olsen, "Epipolar Line Estimation", *Second European Conf. Computer Vision*, pp. 307-311, Santa Margherita Ligure, Italy, May 1992.
- [9] P. J. Rousseeuw and A. M. Leroy, *Robust Regression and Outlier Detection*, John Wiley & Sons, New York, 1987.
- [10] Richard Hartley, Rajiv Gupta and Tom Chang, "Stereo from Uncalibrated Cameras", *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Urbana Champaign, IL, pp. 761-764, June 1992.
- [11] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, vol. I, II, Addison-Wesely, 1992.1.

저 자 소 개



嚴成勳(正會員)

1996년 울산대학교 물리학과(이학사). 1998년 울산대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학석사). 2000년 울산대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학박사 수료). 1999년~현재 영산대학교 컴퓨터정보공학부 초빙교수. 주관심분

야는 영상기반 3차원 모델링, 영상처리, 가상현실 등



李種秀(正會員)

1973년 서울대학교 공학사. 1981년 미국 Virginia Tech 공학석사. 1985년 미국 Virginia Tech 공학박사. 1985년~1990년 한국전자통신연구소 영상통신연구실장. 1991년~1993년 생산기술연구원 G4FAX 개발부장.

1993년~현재 울산대학교 컴퓨터정보통신공학부 교수. 주관심분야는 영상처리, 가상현실 등