

논문 2008-45SP-1-5

카메라 재투영 오차로부터 중요영상 선택을 이용한 3차원 재구성

(3D Reconstruction using the Key-frame Selection from Reprojection Error)

서 용 호*, 김 상 훈*, 최 종 수**

(Yung-Ho Seo, Sang-Hoon Kim, and Jong-Soo Choi)

요 약

중요영상 선택 알고리즘은 다수의 비교정 영상으로부터 3차원 재구성을 위해 필수 영상을 선택하는 과정이다. 또한 3차원 재구성을 위해 영상들 사이의 카메라 자동교정(auto-calibration)이 필수적이다. 본 논문은 재구성 오차를 최대한 줄이는 최적의 영상을 선택하는 중요영상 선택 알고리즘을 제안한다. 선택된 중요영상들 사이의 카메라 투영행렬은 카메라 전자동교정(full-auto-calibration)과정을 통하여 추정한다. 정확하게 추정된 카메라 투영행렬로부터 대수학적 유도를 이용하여 기본행렬(fundamental matrix)을 계산하고, 이로부터 잘못된 대응점들을 제거하여 최종적으로 3차원 데이터를 얻는다. 실험 결과는 제안한 중요영상 선택 알고리즘이 다른 알고리즘에 비해 적은 시간이 소요되며, 재구성된 3차원 데이터의 오차가 가장 작았다. 대수학적 유도로부터 얻어낸 기본행렬은 다른 알고리즘에 비해 매우 짧은 시간이 소요되며 평균 오차는 비슷한 결과를 갖는다.

Abstract

Key-frame selection algorithm is defined as the process of selecting a necessary images for 3D reconstruction from the uncalibrated images. Also, camera calibration of images is necessary for 3D reconstruction. In this paper, we propose a new method of Key-frame selection with the minimal error for camera calibration. Using the full-auto-calibration, we estimate camera parameters for all selected Key-frames. We remove the false matching using the fundamental matrix computed by algebraic deviation from the estimated camera parameters. Finally we obtain 3D reconstructed data. Our experimental results show that the proposed approach is required rather lower time costs than others, the error of reconstructed data is the smallest. The elapsed time for estimating the fundamental matrix is very fast, and the error of estimated fundamental matrix is similar to others.

Keywords : 3D reconstruction, reprojection error, Key-frame selection, camera calibration

I. 서 론

최근 데스크탑 컴퓨터 또는 웹브라우저 상에서 3차

원 그래픽 기술이 괄목하게 증가함으로써 값비싼 CAD와 같은 장비의 사용 없이 현실감 있는 3차원 모델의 수요가 증가하고 있다. 따라서 현실 세계의 사진과 같은 현실감 있는 3차원 모델을 만들기 위한 연구가 많이 진행되어왔다. 그러나 합성 영상에 대한 꾸준한 진전에도 불구하고 복잡한 물체에 대한 3차원 모델링은 힘들고 오랜 시간을 요구하는 작업이다. 가장 일반적인 모델링 프로그램은 Maya, SoftImage, 3D Studio MAX 등이 있는데 영상의 현실감은 질적인 면과 3D 모델의 복잡성에 따라서 감소하게 된다. 모델링에 있어서 최근

* 학생회원, ** 평생회원, 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과

(Dept. of Image Engineering, GSAIM, Chung-Ang University)

※ 본 연구는 교육인적자원부, 산업자원부, 노동부 출연금으로 수행한 최우수실험실지원사업, 서울시산학협력사업, 2단계 BK21 지원과제임.

접수일자: 2007년4월11일, 수정완료일: 2007년12월27일

의 경향은 실제 물체에 대한 사진으로부터 3차원을 재구성하는 것과 실제 정확한 정보를 이용하고자 하는 것이다.

이러한 새로운 패러다임은 영상기반 모델링(IBM: Image Base Modeling)이라고 부르는데 일반적으로 실제 사진 영상을 이용한 모델링 기법이다^[1]. 가장 큰 장점은 실제 세계로부터 취득한 텍스처를 이용하여 좀더 실제에 가까운 영상을 만들어 내는 것이다. 물체 또는 장면의 3차원 재구성 기술은 문화재의 복원^[2~3,16], 인터넷 쇼핑물^[3], 영화의 특수효과 등 증강현실 및 가상현실 시스템에서 활용 가능하다.

영상으로부터 3차원 정보를 얻기 위해서는 카메라 교정과정을 필수적으로 사용하는데, 이러한 카메라 교정 기술은 로보틱스(robotics), 3차원 비전(3D vision)등의 다른 여러 분야에도 많이 활용되고 있는 기술로 그에 따른 상당한 연구가 진행되어 왔다. 그 중 카메라 교정 장비, 3차원 위치 센서 및 패턴(pattern) 정보 등을 이용하는 방법이 있으나 이는 교정을 위한 고가의 장비 및 제한된 취득 환경을 요구하는 단점이 있다. 카메라 이외의 다른 장비를 사용하지 않고 취득한 영상만을 이용하는 시각 기반(vision-based) 방법으로 연속된 영상만을 이용하여 각 영상의 투영행렬과 대응점을 추정하여 3차원 재구성하는 방법이 있다^[6,14,16~18].

중요영상(Key-frame) 선택은 다수의 비교정된 영상의 3차원 재구성 또는 증강현실 구현을 위해 필수적이다. S. Gibson^[5]은 기본행렬(fundamental matrix)과 투영평면 호모그래피(2D projective transform matrix)를 계산하여 오차값에 따라 중요영상을 선택하는 알고리즘을 제안했다. 정확한 대응점을 추출하기 위해 많은 계산량이 필요하다. 또한 기본행렬은 잡음에 민감하며, 정확한 값을 추정하기 위한 반복수행을 하므로 많은 시간이 필요하다. M. Pollefeys^[6]는 자동교정을 위해 3개의 영상에 대한 기하학 정보를 이용하므로 중요영상 사이의 추가적인 중요영상(second Key-frame)을 추출한다. 따라서 계산량이 더 많아지며, 선택된 중요영상의 수도 증가한다. D. Nister^[7]는 영상의 첨예도(sharpness)를 사용하여 선택한다. 영상의 첨예도는 영상의 크기에 민감하며, 첨예도가 높은 영상이 많을수록 불필요하게 많은 영상이 선택된다.

또한, 기본행렬 추정은 에피플라 기하학 정보를 계산하는 유일한 방법이다^[10]. 일반적으로 많이 사용되는 방법으로는 7-점, 정규화된 8-점^[13], 최소제곱법과 고유값 최소화에 기반한 선형적인(linear) 방법이 있다. 또한,

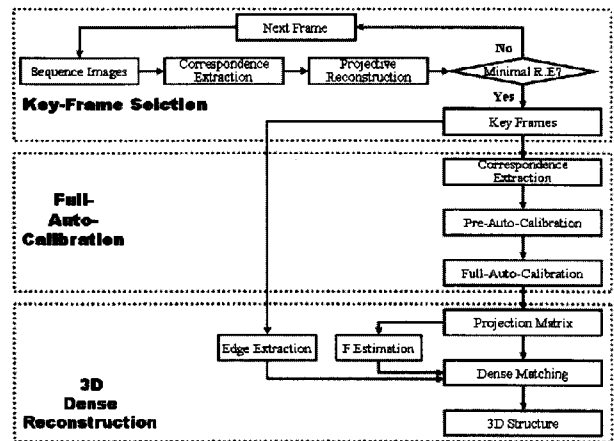


그림 1. 전체 알고리즘의 흐름도

Fig. 1. Flowchart of proposed algorithm.

정확한 기본행렬을 추정하기 위한 방법으로, 반복(iteration)에 의한 선형 최적화 방법, M-추정자, LMedS, RANSAC과 같은 강건한(robust) 방법들이 있다^[8~10]. 추가적으로, 카메라 교정 후 얻어지는 카메라 파라미터를 이용하여 대수학적 유도로 추정 가능하다.

본 논문에서는 프로젝티브 복원(projective reconstruction)의 재투영 오차(reprojection error)를 사용하여 중요영상을 선택하는 알고리즘을 제안한다. 또한 선택된 중요영상의 투영행렬(projection matrix)로부터 대수학적 유도(algebraic deviation)를 통하여 기본행렬을 추정한다.

먼저 연속적으로 입력되는 영상들 중에서 최소의 재투영 오차를 가지는 영상, 즉 중요영상을 선택한다. 이것은 재구성 시 오차를 최대한 줄이는 최적의 영상을 의미한다. 선행자동교정(pre-auto-calibration)을 수행하여 프로젝티브 복원과 메트릭 호모그래피(metric homography)를 계산한다. 선택된 중요영상들 사이의 전자동교정(full-auto-calibration)으로부터 카메라 투영행렬을 추정한다. 추정된 카메라 투영행렬로부터 대수학적 유도를 통해 기본행렬을 얻는다. 최종적으로 영상의 엣지(edge)로부터 최소의 오차를 갖는 조밀한 대응점을 추출하여 3차원 재구성한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 재투영 오차를 사용한 중요영상을 선택하는 방법에 대해 설명하고, III장에서 선택된 중요영상들 사이의 카메라 전자동교정 과정을 설명하고, IV장에서 기본행렬 추정 방법과 3차원 재구성에 대해 설명한다. V장에서 합성영상과 실영상에 대한 실험결과를 보여주고, VI장에서 결론을 맺는다. 그림 1은 제안된 전체 알고리즘의 흐름도를 보여준다.

II. 중요영상 선택 알고리즘

비교정 영상에서 3차원 재구성을 위해 특징점 추출, 카메라 교정기술 등을 이용한 완전 자동화 시스템의 구축에 많은 관심을 갖게 되었다. 이러한 자동화 시스템을 위해서는 부가적인 기술 중에 하나가 중요영상선택이다. 중요영상은 시차(disparity)를 계산하기 위한 충분한 베이스라인(baseline)을 가져야하며, 영상의 수가 많은 시퀀스 영상에서 적은 영상으로 많은 계산량을 필요로 하는 카메라의 움직임 분석 및 3차원 복원을 가능하게 해야 한다. 또한, 영상 간에 중복되는 대응점들을 포함하면서 가능한 적은 수의 영상을 선택하며, 전체 카메라의 움직임 및 카메라 파라미터 추정 시 생기는 오차를 최소화해야 한다^[7,11~12].

프로젝티브 공간(projective space) 상에서 3차원 공간 상의 한 점 $\mathbf{X}_i = (X_i, Y_i, Z_i)^T$ 와 그에 대응되는 2차원 카메라 영상 평면 좌표계의 한 점 \mathbf{x}_i 가 주어졌을 때, 이 두 점들과의 관계는 3×4 프로젝트브 투영행렬에 의해 $\mathbf{x}_i = \mathbf{P}^i \mathbf{X}_i$ 를 만족하게 된다. 프로젝트브 투영행렬(projective projection matrix)과 프로젝트브 복원은 factorization 방법을 이용하여 수식 (1)로부터 얻어진다.

$$\begin{bmatrix} \lambda_1^1 \mathbf{x}_1^1 & \lambda_2^1 \mathbf{x}_2^1 & \dots & \lambda_n^1 \mathbf{x}_n^1 \\ \lambda_1^2 \mathbf{x}_1^2 & \lambda_2^2 \mathbf{x}_2^2 & \dots & \lambda_n^2 \mathbf{x}_n^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_1^m \mathbf{x}_1^m & \lambda_2^m \mathbf{x}_2^m & \dots & \lambda_n^m \mathbf{x}_n^m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}^1 \\ \mathbf{P}^2 \\ \vdots \\ \mathbf{P}^m \end{bmatrix} [\mathbf{X}_1 \ \mathbf{X}_2 \ \dots \ \mathbf{X}_n] \quad (1)$$

카메라 투영행렬을 이용하여 3차원 재구성을 하는 경우, 재구성된 3D 데이터의 정확도는 얻어진 투영행렬의 정확도에 따라 달라진다. 본 논문에서는 정확한 카메라 투영행렬을 가지는 영상만을 선택하기 위한 방법으로, 프로젝트브 공간 상에서 각 영상의 카메라 투영행렬을 계산한 후, 가장 작은 재투영 오차를 갖는 영상을 중요영상으로 선택한다. 재투영 오차는 수식 (2)를 이용하여 구한다.

$$R.E. = \sum_{ij} d(\mathbf{P}^i \mathbf{X}_j, \mathbf{x}_j^i)^2 \quad (2)$$

그림 2는 제안된 중요영상 선택하는 알고리즘의 흐름도이다. 먼저 영상 시퀀스의 첫 영상을 중요영상으로 선택한다. 첫 번째 중요영상의 특징점을 추출하여 다음 영상과의 대응점을 찾고, 특징점 대비 대응점의 비율(R_C)을 문턱치보다 크면 다음 영상에서 다시 대응

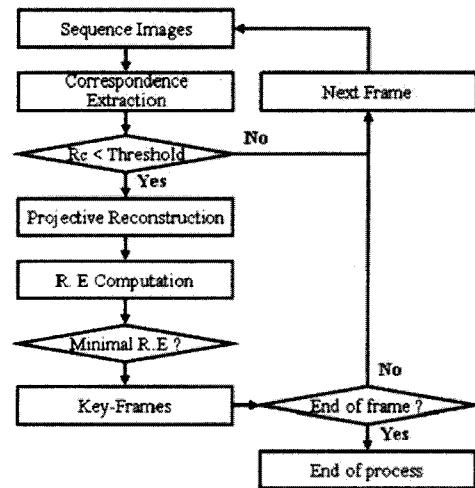


그림 2. 중요영상 선택 알고리즘의 흐름도
Fig. 2. Flowchart of proposed algorithm.

점을 찾는다. R_C 가 문턱치 이하가 되면, 첫 번째 중요영상에서 현재 영상까지 프로젝트브 복원한다. 각각의 투영행렬로부터 재투영 오차를 계산하여 가장 작은 에러를 포함하며 특징점 대비 대응점 비율이 90%이하던 영상을 중요영상으로 선택한다. 연속된 입력 영상에 대하여 위의 과정을 수행하여 중요영상들을 선택한다.

III. 카메라 전자동교정

1. 선행자동교정(pre-auto-calibration)

이 장에서는 중요영상 선택 알고리즘에 의해 선택된 영상에 대한 카메라 자동교정하는 방법을 서술한다. 카메라 자동교정은 비교정된 다수의 영상을 이용하여 3차원 재구성을 하기 위한 필수적인 과정이다^[17~19]. 그림 3은 선택된 중요영상에 대한 카메라 전자동교정(full-auto-calibration)에 대한 흐름도이다.

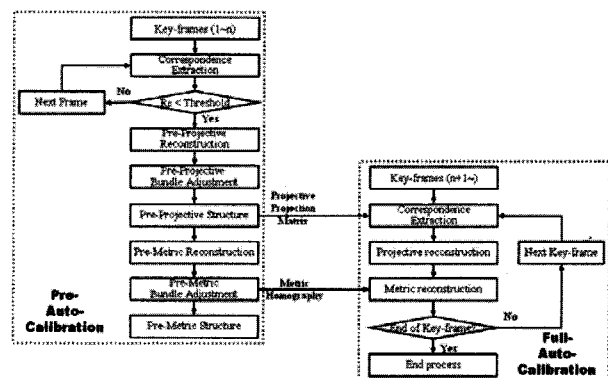


그림 3. 중요영상의 전자동교정에 대한 흐름도
Fig. 3. Flowchart of full-auto-calibration for Key-frames.

프로젝티브 복원은 카메라 자동교정 과정을 수행하면 메트릭 복원(metric reconstruction)으로 변환된다. 카메라 자동교정은 대응점으로부터 factorization 방법을 사용하여 프로젝트티브 복원을 하고, 절대 2차 원추 곡면 추정(absolue quadric estimation)으로부터 메트릭 호모그래피(metric homography)를 구하여 메트릭 복원을 하게 된다^[17]. 이 과정에서 n개의 영상에 대한 프로젝트티브 투영행렬(projective projection matrix)와 메트릭 호모그래피를 구한다. 이 부분을 선행자동교정(pre-auto-calibration)이라고 정의한다.

3D 공간 상의 한 점 X_j 은 i번째 카메라 투영행렬 P_i^m 로부터 각 영상에 $x_j = P_i^m X_j$ 에 의해서 투영된다. 점자 m은 메트릭 공간(metric space) 상에서의 투영행렬을 의미한다. 메트릭 투영행렬은 프로젝트티브 복원으로부터 구한 프로젝트티브 투영행렬과 4x4 메트릭 호모그래피 H에 의해 다음과 같이 구한다^[14~15].

$$H = \begin{bmatrix} K & 0 \\ d^T & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

2. 전자동교정(full-auto-calibration)

선행자동교정으로부터 n개의 중요영상에 대한 프로젝트티브 투영행렬과 메트릭 호모그래피를 얻었다. 다음으로, 전체 중요영상에 대한 교정을 수행하는 부분이 전자동교정(full-auto-calibration)이라고 정의한다. n번째 영상과 n+1번째 영상 사이의 대응점을 구하고, 선행교정과정된 프로젝트티브 구조(projective structure)와 메트릭 호모그래피를 이용하여 n+1번째 영상에 대한 메트릭 투영행렬을 계산한다. 최적화된 프로젝트티브 복원과 메트릭 복원을 위해 두 번의 번들 조정법(bundle adjustment)을 수행한다. 이러한 과정을 통하여 계속되는 중요영상의 메트릭 투영행렬을 계산한다. 프레임이 진행될 수록, 대응점의 수가 줄어들게 되며 정해진 기준치 이하가 되면, 다시 프로젝트티브 복원 후 위의 과정을 반복한다. 마지막 중요영상까지 수행되면, 전자동교정이 완료된다.

IV. 기본행렬 추정

이 장에서는 특징점 추출 및 기본행렬을 추정하는 방법에 대하여 기술한다. 일반적으로 에피폴라 제약조건(epipolar constraints)를 적용하여 대응점의 위치를 계산하거나 수정한다. 본 논문에서는 기본행렬을 추정하

기 위한 방법으로 대수학전 유도를 이용하였다. 아래 수식은 두 장의 교정된 영상으로부터 기본행렬을 유도하는 방법이다^[8].

$$\begin{aligned} P &= K[I | 0] & P' &= K'[R | t] \\ F &= [P' C]_x P' P^+ & & \\ &= K'^{-T} [t]_x R K^{-1} \end{aligned} \quad (4)$$

K , K' 은 카메라의 내부 파라미터(intrinsic parameter), R , t 는 카메라의 외부 파라미터(extrinsic parameter), P^+ 는 P 의 의사역행렬(pseudo-inverse)를 의미한다. 얻어진 투영행렬을 이용하므로, 기본행렬을 계산하는데 시간이 줄어든다. 정확한 카메라 투영행렬을 얻었다면, 대수학적 유도를 통하여 매우 빠르게 정확한 기본행렬을 추정할 수 있다.

본 논문에서는 장면 또는 물체의 특징을 잘 표현하는 모서리(edge)를 특징점으로 선택한다. 먼저 중요영상의 모서리를 추출하여, optical flow를 이용하여 매칭한다. 위에서 구한 기본행렬을 이용하여 에피폴라 제약조건을 적용한다. 이렇게 얻어진 대응점들을 점삼각화(point triangulation)방법을 이용하여 3차원 좌표를 얻는다.

V. 실험결과

본 논문에서는 비교정된 다수의 영상으로부터 중요영상을 선택하고, 선택된 중요영상들에 대한 전자동교정, 대수학적 유도를 통한 기본행렬 추정을 통하여 3차원 재구성하는 방법을 제안했다.

1. 중요영상 선택 알고리즘

그림 4는 실험에 사용된 영상들의 일부를 보여주고 있다. 표 1은 중요영상 선택 알고리즘에 의해 선택된 영상의 수와 소요시간을 다른 알고리즘과 비교한 것이

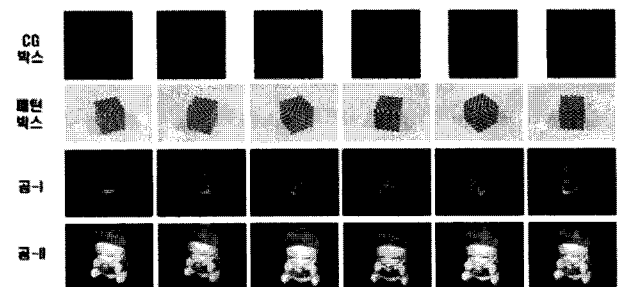


그림 4. 실험에 사용된 영상
Fig. 4. Images for the simulation.

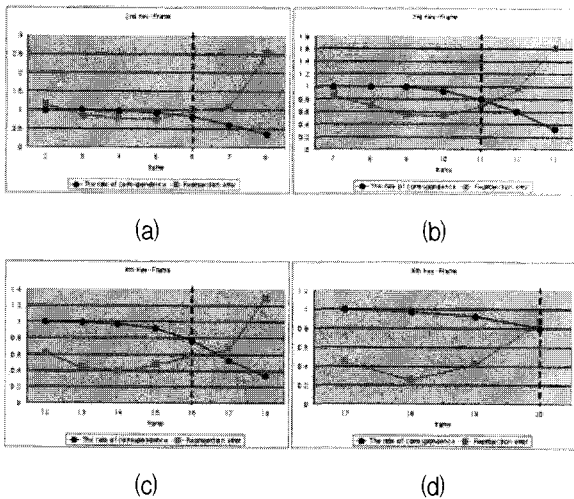


그림 5. CG 영상에 대한 제안된 알고리즘 결과
 Fig. 5. An example of the proposed Key-frame selection in synthetic box images.

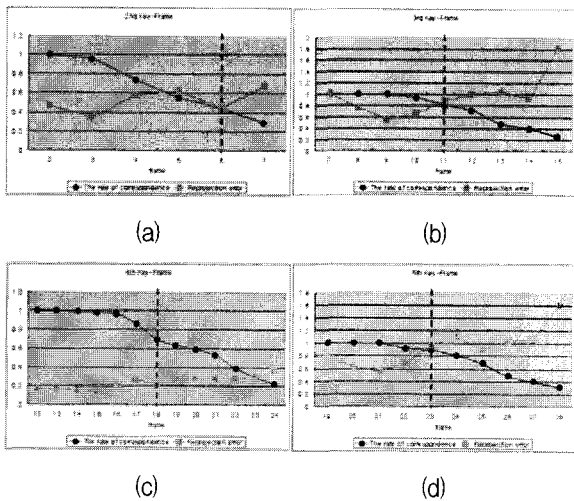


그림 6. 곰-II 영상에 대한 제안된 알고리즘 결과
 Fig. 6. An example of the proposed Key-frame selection in Bear-II images.

다. 실험 결과를 통해, Gibson방법은 다른 방법에 비해 상대적으로 적은 수의 영상이 선택되지만, 기본행렬을 이용하므로 잡음에 매우 민감하며, 또한 정확한 기본행렬을 추출하기 위해, 반복수행에 따른 상당한 시간이 소요되는 것을 알 수 있다. Nister방법은 Gibson 방법에 비해 시간이 적게 소요되지만, 각 영상의 첨예도를 계산하므로, 영상의 크기에 민감하며 다른 방법에 비해 선택되는 영상의 수도 많았다. 패턴 박스와 곰-I 영상의 경우 영상의 첨예도가 매우 높은 영상이어서 거의 모든 영상이 선택되었다. 제안된 방법은 다른 방법에 비해 상당히 짧은 시간이 소요되었다.

그림 5는 CG 영상에 대한 선택된 중요영상의 영상(점

선)과 특징점 대비 대응점의 비율(●) 및 각 영상의 재투영 오차(■)를 보여주고 있다. 그림 6은 곰-II에 대한 결과이다. 재투영 오차는 프레임이 진행될수록 줄었다가 늘어나는 것을 알 수 있는데, 이것은 충분한 베이스라인을 가져야 한다는 것을 보여준다. 실험결과로부터 제안된 중요영상 선택 방법은 중복되는 영역이 많은 영상을 피하면서, 자동교정을 위해 오차를 최소화하는 영상을 선택하는 것을 알 수 있다.

2. 기본행렬 추정

다음은 선택된 중요영상으로부터 대응점을 구하기 위한 기본행렬을 실험한 결과이다. 영상 교정과 기본행렬을 정확하게 추정하기 위해 패턴을 이용하여 취득한 영상을 그림 7에서 보여준다.

그림 7의 (e)와 (f)는 패턴 정보를 이용하여 각 영상의 투영행렬 구하고, 대수학적 유도를 통하여 추정된 기본행렬에 대한 에피폴라 거리 오차(●)와 정규화된 8-점 알고리즘에 의해 계산된 기본행렬에 대한 에피폴라 거리 오차(▲)를 보여준다. 정확한 투영행렬로부터 만들어진 기본행렬은 오차가 매우 작은 결과를 얻었다.

그림 8의 (a)와 (b)는 그림 7 영상을 각각 재구성하여

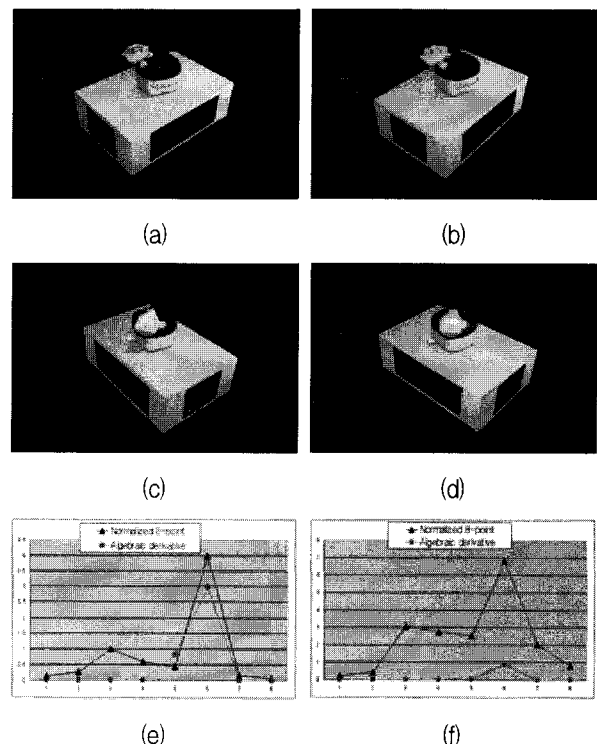
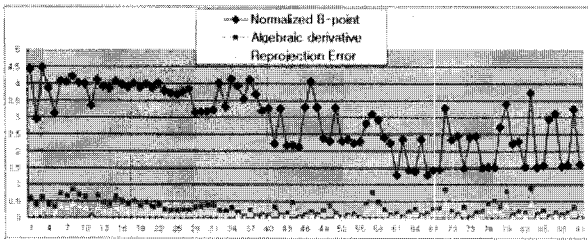
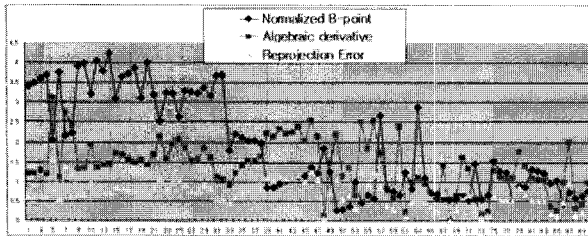


그림 7. 기본행렬 추정 실험 영상 및 에피폴라 거리 오차

Fig. 7. Images for estimating the fundamental matrix and error of epipolar distance.



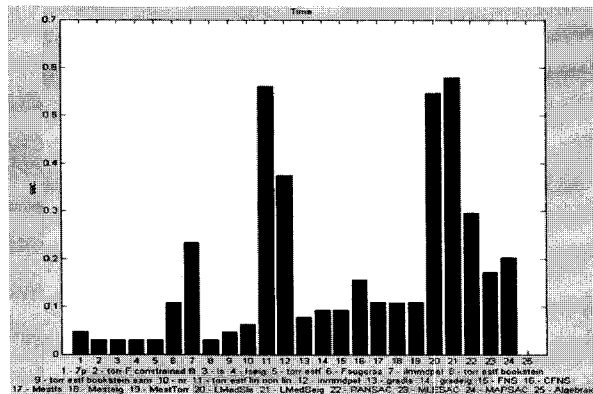
(a)



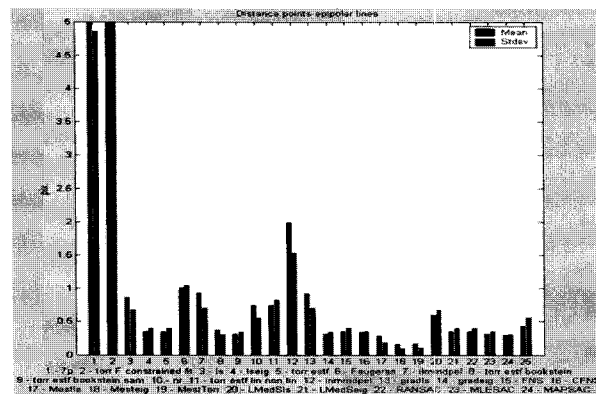
(b)

그림 8. 에피폴라 거리 오차 및 재투영 오차

Fig. 8. Epipolar distance errors and reprojection error.



(a)



(b)

그림 9. 기본행렬 추정 시간 및 오차 비교 실험

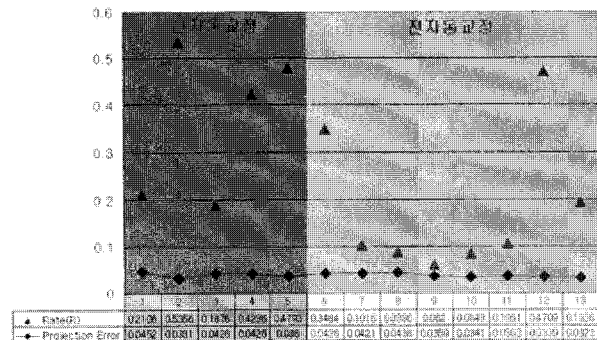
Fig. 9. Comparison of elapsed time and error for estimating fundamental matrix.

일부 재구성한 점들에 대한 에피폴라 거리 오차와 영상에 재투영 오차를 보여준다. 정규화된 8-점 알고리즘에 의해 계산된 기본행렬의 평균 에피폴라 거리 오차는 1.26픽셀이며, 대수학적 유도에 의해 추정된 기본행렬의 평균 에피폴라 거리 오차는 1.04픽셀이고, 평균 재투영 오차는 0.51픽셀이다.

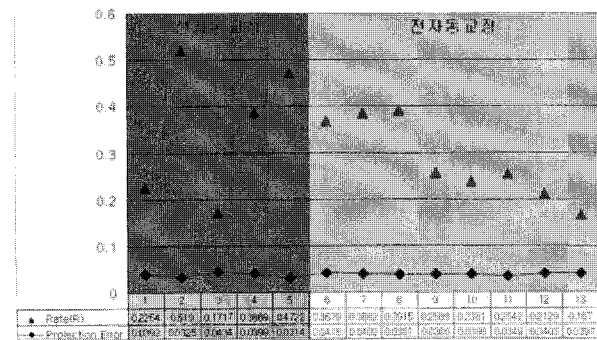
그림 9는 패턴 박스 영상에 대한 기본행렬을 추정하는 방법을 여러 가지 알고리즘과 투영행렬로부터 대수학적 유도에 의한 방법과 비교한 실험결과이다. 그림 9의 (a)는 대응점으로부터 기본행렬을 계산하는데 걸리는 시간을 보여주고 있으며, (b)는 여러 가지 방법에 의해 추정된 기본 행렬의 평균 오차를 보여준다. 이것은 정확한 투영행렬로부터 얻어진 기본행렬은 추정 시간이 매우 적은 시간이 소요되며, 충분한 정확도를 제공하는 것을 보여준다.

3. 전자동교정

그림 10은 선택된 중요영상에 대한 전자동교정에 대해 특징점 대비 재구성된 대응점의 비율(▲)과 재구성된 3차원 데이터를 영상에 재투영한 오차값(◆)에 대한 실



(a) 패턴 박스



(b) 곰-1

그림 10. 선택된 중요영상에 대한 전자동교정 실험결과
Fig. 10. An example of the full-auto-calibration with the selected Key-frames.

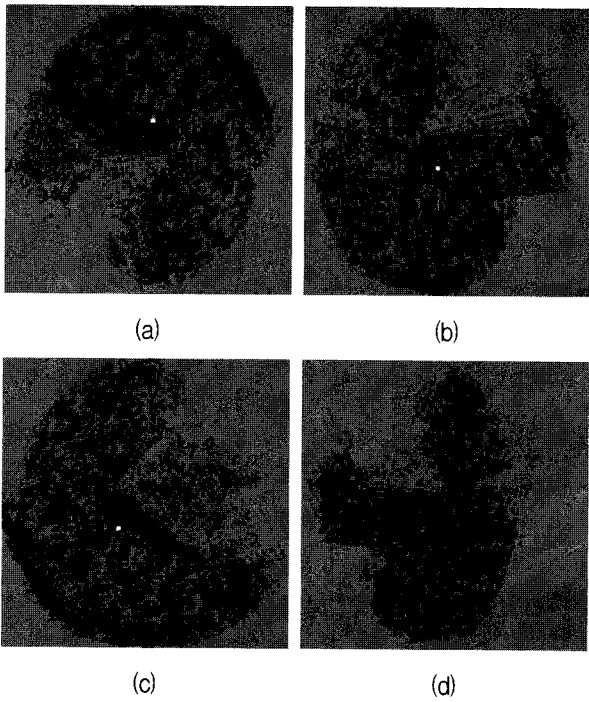


그림 11. CG 영상에 3차원 재구성 결과
 Fig. 11. The result of 3D reconstruction from the CG images.

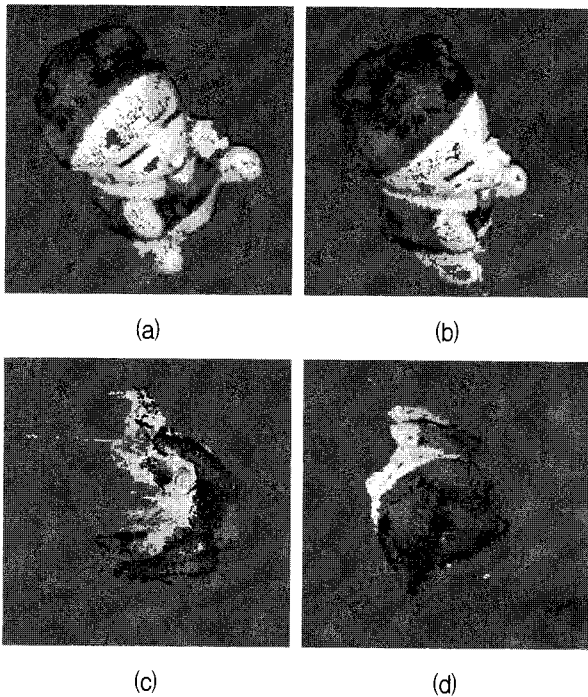


그림 12. 곰-II 영상에 3차원 재구성 결과
 Fig. 12. The result of 3D reconstruction from bear-II images.

험결과를 보여준다. 영상의 엣지(edge)를 이용하므로, 많은 특징점이 추출된다. 본 실험에서는 재투영 오차의 문턱치를 0.05픽셀로 설정하여 문턱치보다 큰 오차를 포

표 2. 재구성된 3D 데이터의 개수와 재투영 오차
 Table 2. Number of reconstructed 3D data and average reprojection error.

		재구성된 점의 개수	평균 재투영 오차
S. Gibson	CG 영상	37,151	0.038
	곰-II	18,941	0.041
D. Nister	CG 영상	39,712	0.041
	곰-II	102,161	0.033
Proposed	CG 영상	39,376	0.033
	곰-II	43,937	0.038

함하는 대응점들에 대해서는 재구성을 하지 않았다. 그림 10의 (a)는 패턴 박스에 대한 결과이며, 선행자동교정 시에 발생한 평균 재투영 오차는 0.0398픽셀이며, 전자동교정 시에 발생한 평균 재투영 오차는 0.0374픽셀이다. 그림 10의 (b)는 곰-I 영상에 대한 실험 결과를 보여주며, 평균 재투영 오차는 선행자동교정 시에 0.0373픽셀, 전자동교정 시에 0.0382픽셀이다. 프레임이 진행될수록, 재구성되는 대응점의 수는 줄어들을 알 수 있다.

표 2는 CG 영상과 곰-II 영상에 대한 각 방법에 의해 선택된 중요영상으로부터 재구성된 3차원 데이터의 개수와 평균 재투영 오차를 보여주고 있다. CG 영상의 경우, 제안된 방법이 영상의 수는 적지만 최소의 재투영 오차를 가지면서 많은 점들이 재구성되었다. 곰-II 영상의 경우, Nister 방법은 13장 영상으로부터 불필요하게 많은 점들이 재구성되었으며, 실험 결과에서 보여주듯이 가장 큰 재투영 오차를 가진다. Gibson 방법의 경우 선택된 중요영상의 baseline이 너무 커서 재구성된 3D 데이터의 수가 다른 방법에 비해 상당히 줄었다. 특징점 추출 시 엣지를 이용하였으므로, 많은 3D 데이터를 취득할 수 있었다. 그림 11과 그림 12는 CG 영상과 곰-II 영상에 대한 3차원 재구성된 결과 영상이다.

제안된 알고리즘에 의해 추출된 중요영상을 이용하여 3차원 복원한 결과 기존 방법에 비해 중복영역을 줄이면서, 3차원 복원의 정확도를 높이는 효율적인 방법임을 보여주었다.

VI. 결 론

본 논문에서는 다수의 비교정 영상으로부터 3차원 재구성을 위하여 최소의 재투영 오차를 갖는 영상을 선택하는 중요영상 선택 알고리즘, 중요영상들 사이의 카메라 전자동교정, 카메라 투영행렬로부터 대수학적 유도를 통해 기본행렬을 추정하여 에피폴라 제약조건을

적용하는 시스템을 제안한다. 재구성된 3차원 데이터의 오차를 최소화하기 위한 방법으로서, 재투영 오차를 최소로 갖는 영상만은 선택한다. 또한 카메라 전자동교정 과정을 통하여 대응점들이 사라지더라도 선택된 전체 중요영상에 대한 카메라 교정이 가능하다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘에 대해 실험 결과를 통하여 보다 정확하며, 빠르게 3차원 복원됐음을 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] A. Watt, F. Policarpo, "The Computer Image", Addison Westley, 1998.
- [2] K. Ikeuchi, A. Nakazawa, K. Hasegawa, T. Ohishi, "The Great Buddha Project: Modeling Cultural Heritage for VR Systems through Observation", *IEEE ACM ISMAR*, p. 7, 2003.
- [3] <http://www.cvl.iis.u-tokyo.ac.jp/>
- [4] <http://www.holomatrix.com/>
- [5] S. Gibson, J. Cook, T. Howard, R. Hubbard, "Accurate Camera Calibration for Off-line, Video-Based Augmented Reality", *IEEE ACM ISMAR*, pp. 37-46, 2002.
- [6] J. Repko, M. Pollefeys, "3D Models from Extended Uncalibrated Video Sequences: Addressing Key-frame Selection and Projective Drift", *3DDIM*, June 2005.
- [7] D. Nister, "Frame Decimation for Sturctrue and Motion", *In proc. SMILE*, Dublin, Ireland, July 2000.
- [8] Z. Zhang, "Determining the epipolar geometry and its uncertainty: a review", *Int. J. of Computer Vision*, Vol. 27, No. 2, pp. 161-198, 1998.
- [9] P. H. S. Torr, W. Murray, "The development and comparison of robust methods for estimating the fundamental matrix", *Int. J. of Computer Vision*, Vol. 34, No. 3, pp. 271-300, 1997.
- [10] X. Armangue, J. Salvi, "Overall view regarding fundamental matrix estimation", *Image and Vision Computing*, Vol. 21, No. 2, pp. 205-220, Feb, 2003.
- [11] J. Seo, S. Kim, C. Jho and H. Hong, "3D Estimation and Key Frame selection for Match Move", *In Proc. ITC-CSCC*, July 2003.
- [12] T. Thormahlen, H. Broszio, A. Weissenfeld, "Keyframe selection for Camera Motion and Structure Estimation from Multiple Views", *LNCS 3021*, pp. 523-535, 2004.
- [13] R. Hartley, A. Zisserman, "Multiple View Geometry", *Cambridge Univ. Press*, 2000.
- [14] A. Heyden, K. Astrom, "Euclidean reconstruction from image sequences with varying and unknown focal length and principal point", *In Proc. CVPR*, pp. 438-443, 1997.
- [15] B. Triggs, P. McLauchlan, R. Hartley, A. Fitzgibbon, "Bundle Adjustment - a modern synthesis, In Vision algorithms: Theory and practice", *LNCS 1883*, pp. 298-372, 2000.
- [16] T. Sato, M. Kanbara, N. Yokoya, "Outdoor Scene Reconstruction from Multiple Image Sequences Captured by a Hand-held Video Camera", *IEEE Conf. on MFI for Intelligent Systems*, pp. 113-118, July 2003.
- [17] F. Devernay, O. Faugeras, "From Projective to Euclidean Reconstruction", *IEEE conf. on CVPR*, pp. 264-269, 1996.
- [18] P. Sturm, B. Triggs, "A Factorization Based Algorithm for Multi-Image Projective Structure and Motion", *4th European Conf. on Computer Vision*, pp. 709-720, April 1996.
- [19] D. Matrinec, T. Pajdla, "Structure from Many perspective Images with Occlusions", *In Proc. ECCV*, pp. 355-369, May 2002.

저 자 소 개



서 용 호(학생회원)
 2002년 중앙대학교 전자전기
 공학부 학사 졸업.
 2005년 중앙대학교 첨단영상대학
 원 영상공학과 석사 졸업.
 2005년~현재 중앙대학교 첨단
 영상대학원 영상공학과
 박사과정.

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 모션 캡처,
 HCI>



최 중 수(평생회원)-교신저자
 1975년 인하대학교 전기공학과
 학사 졸업.
 1977년 서울대학교 대학원
 전자공학과 석사 졸업.
 1981년 Keio University(일본)
 전기공학과 박사 졸업.

1981년 2월~1981년 9월 Aloka Co. Ltd 연구소
 연구원.

1981년 9월~1999년 8월 중앙대학교 전자공학과
 교수.

1999년 9월~현재 중앙대학교 첨단영상대학원
 영상공학과 교수.

<주관심분야 : 영상신호처리, 컴퓨터 비전, 증강
 현실, 영상합성, 영상통신>



김 상 훈(학생회원)
 1999년 인하대학교 전기공학과
 학사 졸업.
 2002년 중앙대학교 영상공학과
 석사 졸업.
 2002년~현재 중앙대학교 첨단
 영상대학원 영상공학과
 박사과정.

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 증강현실>