

# 연속된 영상으로부터 조밀한 대응점을 이용한 3차원 재구성

정희원 서용호\*, 김상훈\*, 최종수\*

## Three-Dimensional Reconstruction using the Dense Correspondences from Sequence Images

Yung-Ho Seo\*, Sang-Hoon Kim\*, Jong-Soo Choi\* *Regular Members*

요 약

비교정 연속영상(uncalibrated sequence images)에서의 조밀한 데이터로부터 3차원 재구성할 경우, 대량의 대응점 탐색 문제 및 계산시간 문제에 봉착한다. 본 논문에서는 이에 대한 대응책으로, 비교정 영상에서 중요영상 선택법을 제안하고, 이를 이용해 최소한의 영상으로 효율적인 3차원 재구성하는 새로운 방법을 제안한다. 즉 입력된 영상에서 소수만의 영상을 이용해서 작업을 수행하게 된다. 선택된 중요영상에서 대응점을 선택한다. 선택된 대응점은 카메라 교정을 수행하는데 이용된다. 외곽선 이미지를 이용하여 조밀한 형태의 대응점을 추출한다. 조밀한 대응점을 찾기 위한 제안된 알고리즘은 3차원 구조 복원을 효과적으로 수행하는데 이용된다.

**Key Words** : 3D Reconstruction, Edge Reconstruction, Key Frame, Dense Correspondences

ABSTRACT

In case of 3D reconstruction from dense data in uncalibrated sequence images, we encounter with the problem for searching many correspondences and the computational costs. In this paper, we propose a key frame selection method from uncalibrated images and the effective 3D reconstruction method using the key frames. Namely, it can be performed on smaller number of views in the image sequence. We extract correspondences from selected key frames in image sequences. From the extracted correspondences, camera calibration process will be done. We use the edge image to find dense correspondences between selected key frames. The method we propose to find dense correspondences can be used for recovering the 3D structure of the scene more efficiently.

### I. 서론

최근 데스크탑 컴퓨터 또는 웹 브라우저 상에서 3차원 그래픽이 팔목하게 증가함으로써 값비싼 CAD와 같은 장비의 사용 없이 현실감 있는 3차원 모델의 수요가 날로 증가하고 있다. 따라서 현실 세계의 사진과 같은 현실감 있는 3차원 모델을 만들

기 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 Mayr, SoftImage, 3D Studio MAX 등이 있는데, 영상의 현실감은 질적인 면과 3D 모델의 복잡성에 따라서 감소하게 된다. 모델링에 있어서 최근의 경

\* 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 영상정보연구실(jschoi@imagelab.cau.ac.kr)

논문번호 : KICS2004-11-287, 접수일자 : 2004년 11월 22일

※ 본 연구는 2005년 중앙대학교 교내 연구비 지원에 의해 이루어졌음.

향은 실제 물체에 대한 사진으로부터 3차원으로 재구성하며 물체에 대한 정확한 정보를 얻고자 하는 것이다. 이러한 새로운 패러다임은 영상 기반 모델링(IBM: Image Based Modeling)이라고 불리는데 일반적으로 실제 사진 영상을 이용한 모델링 기법이다<sup>[1]</sup>. 가장 큰 장점은 실제 세계로부터 취득한 텍스처를 이용하여 좀더 실제에 가까운 영상을 만들어 내는 것이다. 영상으로부터 3차원 정보를 얻기 위해서는 카메라교정(Camera Calibration)이라는 과정을 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 및 3차원 위치 센서등을 이용하는 방법이 있으나 이는 교정을 위한 고가의 장비 및 제한된 취득 환경을 요구하는 단점이 있다. 3차원 재구성하는데 카메라 이외의 다른 장비를 사용하지 않고 취득한 영상만을 이용하는 시각 기반(Vision-based) 방법 중에는 Z. Zhang은 사전에 알고 있는 체크 패턴을 실제계에 포함하여 그 패턴이 투영된 영상으로부터 카메라를 교정하였다<sup>[2]</sup>. 이 방법은 비교적 정확한 카메라 파라미터를 얻어 낼 수는 있으나 영상 내에 항상 사전에 알고 있는 패턴이 존재해야 하는 전제 조건이 존재한다. 또한 재구성하려고 하는 물체의 최소한 두 면이 영상 내에 존재해야한다. 그 외에 카메라 교정을 통하여 Multi-based line을 이용한 조밀한 깊이 정보(Dense Depth Estimation)를 추출하는 재구성 방법<sup>[3]</sup>이 있다. 이 방법은 각각의 영상 사이의 조밀한 깊이 정보를 계산하기 위해서 상당한 시간이 소요된다. 실루엣 영상을 이용하여 복셀(Voxel)이라는 공간상의 단위 체적소를 만들어서 실루엣 영상을 투영함으로써 재구성하는 방법<sup>[4]</sup>이 있는데 이는 각 영상의 실루엣 영상을 만들어야 하고, 복잡한 수식을 통해서 계산량이 많아지며 단순한 물체를 재구성할 경우 상대적으로 많은 복셀을 사용하는 제약이 따른다. Region-growing을 이용하여 대응점을 점점 늘려가면서 조밀한 재구성을 하는 방법<sup>[5]</sup>이 최근에 제안되었다. 이 방법은 영상 내에 텍스처 정보를 이용하므로, 텍스처가 없는 영상의 경우에는 대응점을 얻어내기 힘들다.

본 논문에서 제안하는 방법은 연속적으로 입력되는 영상들 중에서 재구성을 하기 위한 최소의 영상을 선택한다. 각 영상들 사이의 대응점과 호모그래피(Homography)의 에러(Error)를 이용하여 필수적



그림 1. 제안된 알고리즘의 전체적인 시스템 구성도  
Fig. 1. Overall System Flowchart of proposed algorithm

인 중요영상을 선택하게 된다. 중요영상들 사이의 초기 대응점으로부터 Self-Calibration을 통하여 카메라 파라미터를 계산한다. 조밀한 3차원 재구성을 위해서는 보다 많은 대응점들이 요구된다. 제안된 알고리즘에서는 많은 대응점들을 추출하기 위하여 중요영상들의 에지(Edge)를 이용한다. 먼저 영상들 사이의 에지를 구하고 에지 영상에 대해서 호모그래피 변환을 시키다. 이후 에피폴라 기하학 정보(Epipolar Geometry Information)를 이용하여 대응점의 위치를 추정하고, Correlation-based Matching을 통해서 보다 많은 강건한 대응점을 취득한다. 얻어진 대응점들과 카메라 파라미터를 이용하여 공간상의 3차원 좌표를 취득하게 되고, 얻어진 좌표에 영상의 명암값을 출력하면 조밀한 3차원 재구성된 결과를 얻게 된다<sup>[6]</sup>.

기존 알고리즘에 비해서 제안된 방법은 연속적으로 입력되는 영상들 중 중요영상만을 이용하므로, 소수의 영상과 조밀한 대응점을 구하는 방법을 통하여 적은 시간으로 조밀한 3차원 재구성 결과를 얻을 수 있는 특징을 갖는다. 그림 1은 제안된 알고리즘의 전체적인 시스템 구성도이다.

## II. 중요영상 선택 알고리즘

연속된 영상에서 3차원 재구성하는 문제는 특징점 추출, 카메라 교정기술등을 이용한 완전 자동화 시스템의 구축에 많은 관심을 갖게 되었다. 이러한 자동화 시스템을 위해서는 부가적인 기술이 요구되는데 그중에 하나가 중요영상선택이다. 중요영상 선택은 영상의 수가 많은 비디오 영상에서 적은 영상

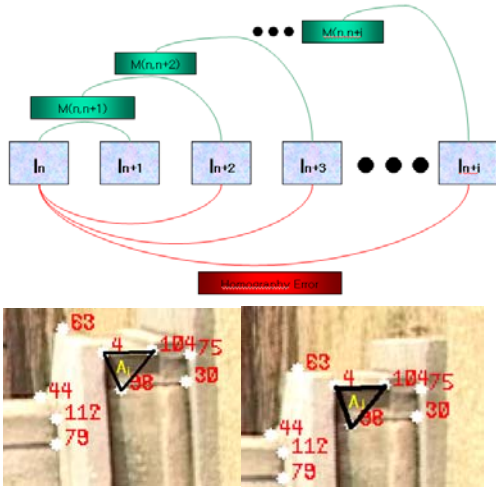


그림 2. 중요영상을 선택하기 위한 파라미터  
Fig. 2. Parameter for selecting Key Frame

으로 상당히 많은 계산량을 필요로 하는 카메라의 움직임 분석 및 3차원 복원 문제를 해결할 수 있고, 중요영상 선택 이후에 카메라 움직임 정도가 균등해 지는 장점이 있다. 그러므로 중요영상선택은 영상간에 중복되는 대응점들을 모두 포함하면서 가능한 한 적은 수의 영상을 선택해야 하며, 전체 카메라 움직임을 대변할 수 있는 영상을 선택해야 한다<sup>7,8)</sup>.

취득한 연속된 영상으로부터 카메라교정과 조밀한 대응쌍을 추출하기 위해 중요영상을 선택하기 위한 파라미터를 그림 2에서 보여주고 있다.

본 논문에서는 중요영상을 선택하기 위한 파라미터로 영상간의 대응점, 호모그래피 에러, 삼각화 기법을 통한 삼각형의 면적비를 제안한다. 연속적으로 들어오는 영상으로부터 n번째 영상과 n+1번째 영상 사이의 대응점을 추출하고, 이것을 기준대응점 ( $M_{(n,n+1)}$ )이라 정의한다. 이 기준대응점을 이용하여 그 다음 영상과 대응점( $M_{(n,n+2)}$ )을 추출한다. 이렇게 n+i번째 영상까지의 추출된 대응점들의 수를 파라미터로 이용한다. 두 번째 파라미터로 이용되는 영상사이의 호모그래피 에러는 대응점들을 이용하여 쉽게 계산될 수 있다. 대응점들 사이의 2D 삼각화를 통하여 각 대응되는 각 삼각형의 면적비를 계산할 수 있으며, 이 면적비를 세 번째 파라미터로 이용한다. 다음 수식 1은 위 3가지 인자를 이용하여 중요영상을 선택하기 위한 판별식을 나타낸다.

$$S = \alpha \frac{M_{(n,n+i)}}{M_{(n,n+1)}} + \beta \frac{1}{\epsilon_{n+i}} + \gamma S_{n+i}, \quad \alpha + \beta + \gamma = 1 \quad (1)$$

여기서 S는 판별식의 값이고,  $\alpha, \beta, \gamma$ 는 가중치 값이다. 취득한 연속된 영상으로부터 카메라 교정과 조밀한 대응쌍을 추출하기 위해 위의 수식의 판별식 값 S가 기준치 이하가 되면 현재 영상을 선택하게 된다.

### III. 카메라교정

중요영상 선택 알고리즘에 의해 선택된 영상의 각각의 카메라 파라미터를 추출한다. 이는 3차원 재구성하기 위한 필수적인 과정으로 카메라 교정을 나타낸다. 카메라에 의해 얻어진 영상은 3차원 공간이 2차원의 평면에 사영된 것으로 표현할 수 있으며, 그런 카메라의 작용은  $3 \times 4$ 행렬에 의해 표현된다. 이 행렬을 사영행렬(Projection Matrix)이라고 하며, 수식 2와 같이 구성된다.

$$P = K[Rt - Rt] = \begin{pmatrix} f_x & s & x_0 \\ 0 & f_y & y_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} [Rt - Rt] \quad (2)$$

카메라 투영행렬에서 R과 t는 외부파라미터(Extrinsic Parameter)로서 카메라의 회전과 이동을 나타내고, K는 내부파라미터(Intrinsic Parameter)로서 카메라의 초점거리( $f_x, f_y$ ), 비틀림정도(s), 영상평면과 광축과의 교점( $x_0, y_0$ )을 의미한다.

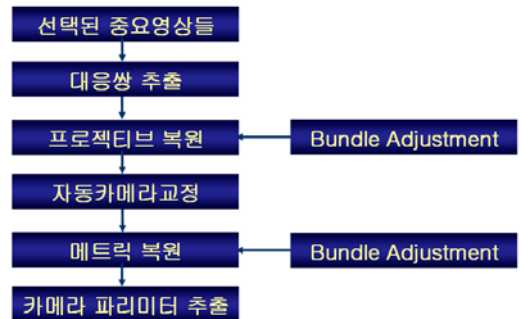


그림 3. 카메라 교정  
Fig. 3. Camera Calibration

그림 3은 카메라 교정(Camera Calibration)하는 순서도이다. 에러를 최소화하기 위해 프로젝티브 복원(Projective Reconstruction), 메트릭 복원(Metric Reconstruction) 두 과정 후에 각각 Bundle Adjustment를 수행하였다. 에러를 줄이기 위한 방법으로 영상내의 좌표계를 다음과 같은 수식 3에 의하여 정규화하였다.

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}} = \sqrt{2} \quad (3)$$

$\bar{\mathbf{x}}$  는 특징점들의 중심이고, 중심에서 모든 특징 점까지의 평균 거리가  $\sqrt{2}$ 가 되도록 좌표계를 정규화한다. 이후 좌표계들은 모두 정규화된 좌표계를 사용한다.

$x_{ij}$ 를 영상  $I_i$ 에서의  $j$ 번째 점의 동차좌표(Homogeneous Coordinate)라고 하면 투영관계는  $I_i$ 의 투영행렬  $P_i$ 에 의해

$$\lambda_i x_{ij} = P_i X_j, \quad i = 1, \dots, m, \quad j = 1, \dots, n \quad (4)$$

으로 나타낼 수 있다. 여기서  $x_{ij} = [u_{ij}, v_{ij}, 1]^T$ 는 영상  $I_i$ 에서의 한점이고,  $X_j = [X, Y, Z, 1]^T$ 은 점  $x_{ij}$ 에 대한 실세계상의 한 점이다.  $\lambda$ 는 임의의 스케일 인자이다.

대응점들만으로 카메라 투영행렬  $P$ 와 재구성된 점  $X$ 는 미지의 프로젝티브 변환에 대해 표현된다<sup>9)</sup>. 즉 임의의  $4 \times 4$  프로젝티브 변환 행렬  $H$ 에 대해  $\lambda_i x_{ij} = P_i X_j = (P_i H)(H^{-1} X_j)$ 로 표현될 수 있다. 카메라 모델로부터

$$\lambda_i P_i H = K[R_i | -R_i t_i] \quad (5)$$

의 관계식으로 나타낼 수 있다.

좌표계를 첫 번째 카메라로 설정하면  $R_1 = I$ 이고,  $t_1 = \mathbf{0}$ 이다. 따라서  $m$ 개의 영상에서  $P_1 = [I \ 0]$ 인  $P_i, i = 1, \dots, m$ 을 얻을 수 있다.  $i=1$ 인 경우도 성립해야 하므로 수식 5로부터

$$H = \begin{pmatrix} K & 0 \\ d^T & 1 \end{pmatrix} \quad (6)$$

이다. 여기서  $d^T = [a, b, c]^T$ 는 미지의 벡터이다.  $P_1 = [I \ 0]$ 인  $m$ 개의 카메라 투영행렬  $P_i$ 로부터 모든  $i$ 에 대해 수식 5를 만족하는  $K$ 와  $d$ 를 찾는다.  $\hat{H}$ 를  $H$ 의 처음 세 개의 열이라고 하면

$$\lambda_i P_i \hat{H} = K R_i$$

이고, 이로부터

$$\lambda_i P_i \hat{H} \hat{H}^T = K R_i R_i^T K^T = K K^T$$

이다.  $\Omega = \hat{H} \hat{H}^T$ 로 정의하면

$$\lambda_i P_i \Omega P_i^T = K K^T \quad (7)$$

이다. 여기서

$$\Omega = \begin{pmatrix} K K^T & d^T K^T \\ K^T d & \|d\|^2 \end{pmatrix}$$

이다. 수식 7은 양변이 대칭행렬이므로 6개의 식을 가진다. 미지수  $f_x, f_y, s, x_0, y_0, a, b, c, \lambda_i$ 이다.  $i = 1$ 일 때는 당연히 만족되므로  $i = 3$ 이상이면 유일한 해를 구할 수 있다<sup>10)</sup>.

에러 최소화 기법(Error Minimization Method) 중 Bundle Adjustment를 사용하여 프로젝티브 및 메트릭 복원 후에 생기는 에러를 최소화한다<sup>11)</sup>.

$$\min_{P_i, X_j} \sum_{ij} d(P_i X_j, x_{ij})^2 \quad (8)$$

$d(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 는 동차좌표  $\mathbf{x}, \mathbf{y}$ 의 영상 내에서 기하학적 거리(Geometric distance)이다. 수식 8은 영상 평면의 점  $x_{ij}$ 에 의해 재구성된 점  $X_j$ 가 투영행렬  $P_i$ 에 의해 영상에 투영된 점과  $x_{ij}$ 사이의 거리를 최소화하는  $P_i, X_j$ 를 구한다.

#### IV. 조밀한 대응쌍 추출

보다 많은 대응쌍을 빠르고 정확하게 검색하기 위해 먼저 선택된 중요영상으로부터 호모그래피를 구한다. 먼저 중요영상 사이의 기준 대응쌍을 추출한다. 여기서 기준 대응쌍은 입력영상에서 대응점이 균일하게 분포하며, 이 기준 대응쌍으로부터 DLT(Direct Linear Transformation) 알고리즘을 이용하여 호모그래피  $H$ 를 구한다<sup>12)</sup>.

$$\begin{pmatrix} \mathbf{0}^T & -w'_i \mathbf{x}_{i^T} & y'_i \mathbf{x}_{i^T} \\ w'_i \mathbf{x}_{i^T} & \mathbf{0}^T & -x'_i \mathbf{x}_{i^T} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h^1 \\ h^2 \\ h^3 \end{pmatrix} = \mathbf{0} \quad (9)$$

$i$ 번째 중요영상의 한점  $\mathbf{x}_i = (x_i, y_i, w_i)^T$ 이고, 대응되는 점  $\mathbf{x}'_i = (x'_i, y'_i, w'_i)^T$ 으로 표현되고, 호모그래피는  $H = (h^1 \ h^2 \ h^3)^T$ 로 표현된다.

에피폴라 기하학 정보를 추출하기 위해 앞서 구한 기준 대응쌍으로부터 정규화된 8포인트 알고리즘에 의해 기본행렬(Fundamental Matrix)  $F$ 를 계산

한다<sup>[13]</sup>. 영상 내에 모든 기준 대응쌍에 대해 다음을 만족시키는 기준행렬  $F$ 를 계산한다.

$$x_i'^T F x_i = 0$$

두 영상 사이의 조밀한 대응쌍을 추출하기 위해 먼저 중요영상에서 특징점을 추출해야 한다. 영상 내에서 많은 특징점을 이용하기 위해서 외곽선 정보를 검출한다. 외곽선 검출 시 낮은 문턱치(Threshold)를 사용함으로써 많은 특징점들을 얻는다. 그림 4는 선택된 중요영상과 그것의 외곽선 영상이다.



그림 4. 선택된 중요영상과 각각의 외곽선 영상  
Fig. 4. Key Frame image and edge image

추출된 특징점에 대응되는 대응점을 계산하기 위해 앞서 구했던 호모그래피를 이용하여 대응점의 위치를 수식 10에 의해 예측한다.

$$x' = Hx \quad (10)$$

호모그래피에 의해 추정된 좌표가 정확한 대응점이라고 볼 수 없다. Correlation-based matching을 하기 전에 여기에 에피폴라 기하학 정보를 이용하여 에피폴라 라인(Epipolar line)위로 예측되는 대응점을 이동하면 작은 윈도우를 이용하여 대응점을 검색할 수 있다. 이제 두 영상사이의 상관관계를 이용하여 Correlation-based matching을 시도한다. 검색윈도우(Search window)는 3×3, 상관윈도우(Corre-

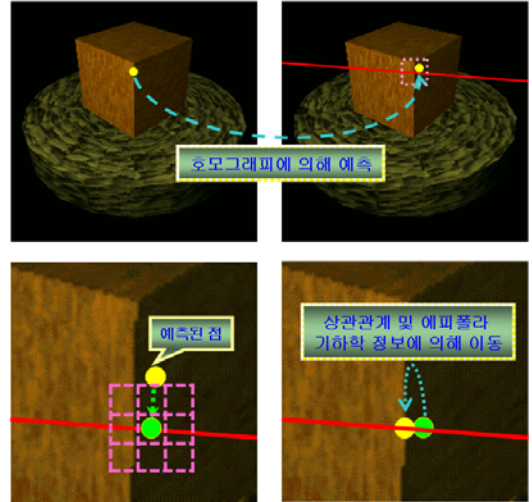


그림 5. 대응쌍 추출 방법  
Fig. 5. Extraction method of correspondences

lation window)는 7×7로 설정하여 매칭(Matching)을 한다. 다시 에피폴라 기하학정보를 이용하여 대응점을 에피폴라 라인에 수직으로 만나는 점으로 위치시키면 최종 대응점을 찾게 된다.

그림 5는 대응쌍을 추출하는 방법을 나타내는 그림이다. 여기에서 수식 11의 상관관계를 이용하여 매칭한다.

$$c(d) = \sum_{k=-W}^{k=W} \sum_{l=-W}^{l=W} \phi(I_i(i+k, j+l), I_i(i+k-d_1, j+l-d_2)) \quad (11)$$

매칭 후 다시 에피폴라 기하학 정보를 이용하여 부정확한 대응점을 제거하고 최종 대응점으로 설정한다. 제거하는 방법으로는 에피폴라 라인과 대응점 사이의 거리(epipolar distance)를 계산하여 기준치를 넘는 대응쌍을 제거하였다.

## V. 실험 결과

본 논문에서는 입력된 비디오 영상에서 중요영상을 선택하고, 선택된 두 영상으로부터 3차원 데이터를 얻는 과정을 제안했다. 선택된 키 프레임에 이용하여 기준 대응쌍을 구하고 영상교정, 호모그래피, 에피폴라 기하학정보를 이용하여 조밀하고 강건한 대응쌍을 추출하였다. 표 1은 중요영상을 선택하는 기존 알고리즘과 제안된 알고리즘을 비교한 것이다. Gibson의 방법은 다른 방법에 비해 상대적으로 적

표 1. 기존 알고리즘과 중요영상 선택 비교  
Table 1. Comparison between proposed and other algorithm

알고리즘		박스(CG영상) 256×256/ 20fs	곰 640×480/ 30fs	탑 720×480/ 300fs
Gibson	수	6	4	7
	시간	6.391s	13.016s	489.391s
Nister	수	6	13	8
	시간	2.968s	17.625s	347.047s
제안된 방법	수	6	6	8
	시간	2.485s	3.157s	138.454s

표 2. 카메라 파라미터  
Table 2. Camera parameter







	$f_x$	$f_y$	$s$	$x_0$	$y_0$
	85.37	89.60	6.30	286.32	237.966
	90.31	88.90	2.87	270.26	236.67
	90.86	88.94	0.01	255.221	236.65
	89.21	89.05	-2.87	240.34	237.99
	86.67	89.26	-4.53	230.00	240.00
	83.07	89.43	-5.73	220.45	242.68

표 3. 재구성된 점의 수와 재투영 에러  
Table 3. The number of reconstruction point and reprojection error

박스	재구성된 점의 수	재투영 에러
Gibson	37151	0.042
Nister	39712	0.221
제안된 방법	38775	0.033
곰	재구성된 점의 수	재투영 에러
Gibson	38941	0.051
Nister	261828	0.059
제안된 방법	102161	0.059

은 수의 영상을 선택하는 것을 볼 수 있지만, 에피 폴라 기하학 정보를 이용하므로, 잡음에 매우 민감하며, 또한 상당한 시간이 소요되는 것을 알 수 있다. Nister의 방법은 Gibson의 방법에 비해 시간이 줄어들지만, 각 영상마다 첨예도(Sharpness)를 계산하므로 영상의 크기에 상당히 민감하며 선택된 영상의 수도 다른 방법에 비해 많아졌다. 제안된 방법은 다른 방법에 비해 상당히 적은 시간 내에 영상을 선택하며, 선택된 영상이 Gibson의 방법으로 선택된 영상과 비슷한 결과를 갖지만 호모그래피 에러의 기증치에 높였기때문에 더 정확한 카메라교정을 위해 중간의 영상이 더 추가적으로 선택되었음을 확인하였다.

표 2는 선택된 곰영상에 대한 카메라교정 후 내부파라미터이다. 표 3은 3D 그래픽 툴(3D Studio MAX)을 이용하여 만든 박스영상에 대한 3가지 방법으로 선택된 중요영상에 대해 각각 재구성된 점의 수와 재투영 에러(Reprojection Error)를 비교한 것이다. 박스영상의 경우 각 방법마다 선택된 영상의 수는 같지만 몇 개의 프레임이 다르게 선택되었다. 그 결과 재구성된 점의 수는 비슷하지만, 재투영 에러의 경우 Nister방법에 의한 경우 큰 에러를 포함하고 있다. 곰 영상의 경우 Gibson방법에 의해 선택된 영상의 수가 적으므로, 조밀한 재구성 결과를 얻을 수 없었다. Nister방법에 의해 선택된 영상의 수가 상당히 많으므로 대응쌍의 수가 증가되었다. 하지만 제안된 방법에 의한 재구성 결과와 조밀도 면에서 큰 차이는 없었다. 불필요한 부분까지 재구성되어서 시간이 많이 소요됨을 알 수 있었다. 그림 6은 박스영상에 대해 제안된 방법으로 조밀한



그림 6. 박스 재구성 결과  
Fig. 6. 3D Reconstruction of Box

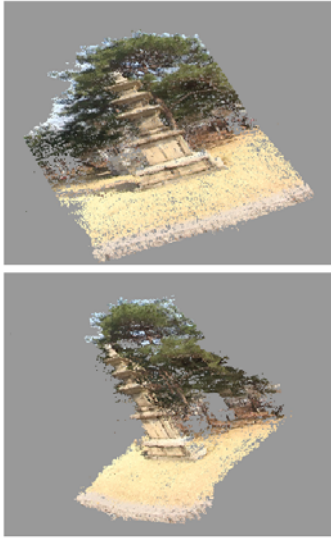


그림 7. 탑 재구성 결과  
Fig. 7. 3D Reconstruction of Tower

3차원 재구성된 결과이다. 재구성된 결과를 여러 방향에서 본 영상이다. 그림 7은 탑에 대한 제안된 방법으로 3차원 재구성한 결과이다. 여전히 부정확한 대응점으로 인해 재구성 후 에러를 포함하고 있다. 또한 재구성된 모든 점들을 이용하지 않고 정규화라는 과정을 거쳐서 복잡한 부분에는 조밀하게 점들이 존재하지만 평평한 면을 재구성할 경우 특성 감성하게 점들이 존재함으로써 물체나 장면의 조밀도를 손상시키지 않은 범위에서 조밀한 재구성을 해야한다.

## V. 결론

본 논문에서 연속된 영상으로부터 조밀한 3차원 재구성하는 알고리즘을 제안하였다. 연속된 영상으로부터 빠른 시간 내에 필요로 하는 중요영상을 찾아냄으로써 3차원 재구성에 필요한 최소한의 영상만을 이용할 수 있게 되었다. 이는 기존의 연속된 영상을 이용한 3차원 재구성에 비해서 모든 영상을 이용하지 않고 재구성함으로써 인해서 재구성에 걸리는 시간을 줄일 수 있게 되었다. 뿐만 아니라 영상으로부터 많은 대응점들을 추출할 수 있는 알고리즘을 제안함으로써 해서 기존의 깊이 정보를 이용하지 않고도 조밀한 3차원 재구성된 결과를 얻을 수 있다. 중요영상을 찾는 알고리즘의 경우 기존 알고리즘에 비해 시간이 줄어들고, 재구성시 에러를 최소화시키는 영상을 찾았으며, 기존의 조밀한 깊이

정보를 추출하여 재구성하는 방법에 비해 제안된 방법이 훨씬 적은 시간으로 3차원 재구성함으로써, 제안하는 알고리즘의 우수성을 입증하였다.

## 참고 문헌

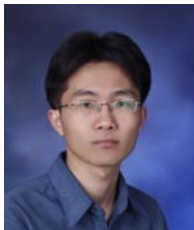
- [1] Alan Watt, Fabio Policarpo, "The Computer Image," Addison-Westley
- [2] Zhengyou Zhang, "Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations," *Computer Vision Proceedings of the Seventh IEEE International Conference On*, Vol. 1, pp 666-673, Sept. 1999.
- [3] Sato T., Kanbara M., Yokoya N., "Outdoor scene reconstruction from multiple image sequences captured by a hand-held video camera," *Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, MFI2003. Proceedings of IEEE International Conference on*, pp. 113-118, July 2003.
- [4] Soon-Young Park, Subbarao, M., "Automatic 3D model reconstruction using voxel coding and pose integration," *Image Processing, 2002 International Conference on*, Vol. 2, pp. 22-25, Sept. 2002.
- [5] Lhuillier M., Long Quan, "Robust dense matching using local and global geometric constraints," *Pattern Recognition 2000. Proceedings 15th International Conference on*, Vol. 1, pp 3-7, Sept. 2000.
- [6] Emanuele Trucco, Alessandro Verri, "Introductory Techniques for 3-D Computer Vision", pp. 146-148, Prentice Hall
- [7] 서용호, 김상훈, 김태용, 최중수, "연속된 영상으로부터 호모그래피를 이용한 조밀한 3차원 재구성," *신호처리합동학술대회*, 2004년 10월.
- [8] J. Seo, S. Kim, C. Jho and H. Hong, "3D Estimation and Keyframe selection for Match Move", *Proceedings of ITC-CSCC*, pp. 1282-1285, July 2003
- [9] T. Thormahlen, H. Broszio, A. Weissenfeld, "Keyframe Selection for Camera Motion and Structure Estimation from Multiple Views," *LNCS 3021*, pp. 523-535, 2004.
- [10] David Nister, "Frame Decimation for Struc-

ture and Motion,” *In proc. SMILE 2000*, pp. 17-34, July 2000.

- [11] Richard Hartley, Andrew Zisserman, “*Multiple View Geometry*”, pp. 69-112, Cambridge Univ. Press. 2000.
- [12] O. Faugeras, “What can be seen in three dimensions with an uncalibrated stereo rig,” *In proc. ECCV'92*, pp. 563-578, 1992.
- [13] R. I. Hartley, “Estimation of relative camera positions for uncalibrated cameras,” *In proc. ECCV'92*, pp. 579-587, 1992.
- [14] A. Heyden and K. Astrom, “Euclidean reconstruction from constant intrinsic parameters,” *In proc. ICPR'96*, pp. 339-343, 1996.
- [15] A. Heyden and K. Astrom, “Euclidean reconstruction from image sequences with varying and unknown focal length and principal point,” *In proc. CVPR(Puerto Rico)*, pp. 438-443, 1997.

서 웅 호 (Yung-Ho Seo)

정회원



2002년 2월 중앙대학교 전자  
전기공학부(학사)  
2005년 2월 중앙대학교 영상  
공학과(석사)  
2005년 3월~현재 중앙대학교  
영상공학과 박사과정  
<관심분야> 영상처리, 컴퓨터비전

김 상 훈 (Sang-Hoon Kim)

정회원



전, 증강현실

1999년 2월 인하대학교 전기공  
학과(학사)  
2002년 2월 중앙대학교 영상공  
학과(석사)  
2002년 3월~현재 중앙대학교  
영상공학과 박사과정  
<관심분야> 영상처리, 컴퓨터비

최 종 수 (Jong-Soo Choi)

정회원



1975년 2월 인하대학교 전기공  
학과(학사)  
1977년 2월 서울대학교 전자공  
학과(석사)  
1981년 2월 일본 Keio대학 전기  
공학과(박사)  
1981년 9월~1999년 8월 중앙대  
학교 전기공학과 교수  
1999년 9월~현재 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공  
학과 교수  
<관심분야> 컴퓨터비전, 영상정보기술