

논문 2005-42SP-2-12

# 비교정 영상 시퀀스로부터 3차원 모델링을 위한 프로젝티브 재구성 방법

(Projective Reconstruction Method for 3D modeling from Un-calibrated Image Sequence)

홍 현 기\*, 정 윤 용\*\*, 황 용 호\*\*

(Hyun-Ki Hong, Yoon-Yong Jung, and Yong-Ho Hwang)

## 요 약

비교정 영상 시퀀스(un-calibrated sequence)로부터 대상 장면을 재구성하는 연구는 컴퓨터 비전에서 중요한 주제이다. 3차원 정보를 유클리드 공간에서 재구성하기 위해 프로젝티브(projective) 재구성이 선행되며, 이는 병합(merging)방법과 분해(factorization)방법으로 나뉜다. 분해방법은 카메라 투영행렬과 3차원 구조정보를 한 번에 계산하기 때문에 계산속도가 빠르며, 병합방법의 단점인 오차의 누적 문제를 해결할 수 있다. 그러나 사용되는 일치점(correspondence)이 모든 영상 시퀀스에 존재한다는 가정으로 인해 긴 시퀀스에 적용하기 어렵다. 본 논문에서는 영상 시퀀스를 몇 개의 그룹으로 나누고 각 그룹을 분해 방법으로 프로젝티브 재구성을 한 다음, 하나의 프로젝티브 공간으로 다시 구성하는 새로운 방법을 제안하였다. 시퀀스에서 그룹을 결정하기 위해 매칭점의 개수, 평면사영변환(homography) 오차, 영상 내 매칭점의 분포를 함께 고려했으며, 병합방법에 비해 카메라 파라미터의 오차 누적이 적고 계산속도면에서도 우수함을 실험을 통해 확인하였다.

## Abstract

3D reconstruction of a scene structure from un-calibrated image sequences has been long one of the central problems in computer vision. For 3D reconstruction in Euclidean space, projective reconstruction, which is classified into the merging method and the factorization, is needed as a preceding step. By calculating all camera projection matrices and structures at the same time, the factorization method suffers less from drift and error accumulation than the merging. However, the factorization is hard to analyze precisely long sequences because it is based on the assumption that all correspondences must remain in all views from the first frame to the last. This paper presents a new projective reconstruction method for recovery of 3D structure over long sequences. We break a full sequence into sub-sequences based on a quantitative measure considering the number of matching points between frames, the homography error, and the distribution of matching points on the frame. All of the projective reconstructions of sub-sequences are registered into the same coordinate frame for a complete description of the scene. The experimental results showed that the proposed method can recover more precise 3D structure than the merging method.

**Keywords** : 3D Reconstruction, Camera Calibration, Image Sequence, Projective Reconstruction, Factorization

## I. 서 론

최근 컴퓨터 비전 분야에서는 여러 장의 영상으로부터 대상 장면에 대한 3차원 정보를 해석하는 기술이 활발하게 연구되고 있다. 이러한 3차원 재구성기술은 건축, 가상환경, 의료분야, 영화 등을 포함한 많은 분야에 응용되고 있으며, 현실감이 높은 실감형 환경을 효과적으로 지원할 수 있다. 특히 카메라의 복잡한 보정

\* 평생회원, \*\* 학생회원, 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과

(Dept. of Image Eng., Graduate School of Advanced Imaging Science Multimedia & Film, Chung-Ang Univ.)

※ 이 논문은 2003년도 한국학술진흥재단의 지원에 의해 연구되었음 (KRF-2003-041-D00518).

접수일자: 2004년12월7일, 수정완료일: 2005년3월2일

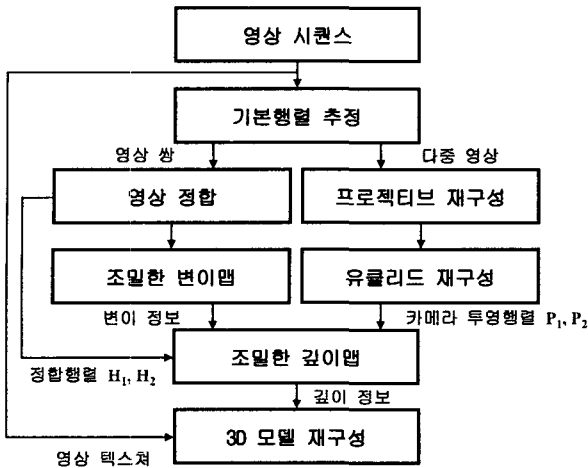


그림 1. 3차원 재구성 알고리즘  
Fig. 1. 3D reconstruction algorithm.

(calibration)과정이나 별도의 장비 없이 촬영된 비보정 영상 시퀀스(sequence)로부터 카메라의 움직임과 대상 장면의 구조정보를 해석하는 연구가 1990년대 이후로 꾸준히 발표되고 있다<sup>[13]</sup>.

비보정 영상으로부터 화소(pixel) 기반의 3차원 모델을 재구성하려면, 카메라의 특성 및 위치정보를 사전 보정이나 피턴 없이 구하는 카메라 자동보정, 조밀한 3차원 정보를 충실하게 복원하기 위한 조밀한 매칭(dense matching), 그리고 여러 장의 영상에 대해 보다 정확한 사영(projection)행렬의 추정 및 병합 과정 등이 필요하다. 구성된 3차원 재구성 알고리즘을 그림 1에 보였다.

자동보정은 프로젝티브(projective) 및 유클리드 재구성 과정 등의 두 단계로 구성되며, 중요한 선행 단계인 프로젝티브 재구성은 병합(merging)방법과 분해(factorization)방법으로 구분된다<sup>[3]</sup>. 병합방법은 비디오 영상 등의 시퀀스에 적용하기 적합하지만 초기 추정의 정확성에 영향을 많이 받게 된다. 이는 순차적 병합과 계층적 병합방법으로 크게 구분되며, 순차적 방법은 초기 추정치에 매우 의존하고 오차가 누적되는 단점이 있다. 계층적인 방법은 이를 줄일 수 있는 장점이 있지만 최적의 시퀀스를 구성하기 위한 기준 설정이 어렵고 많은 계산 시간이 요구된다. 분해방법은 카메라 투영행렬과 3차원 구조가 동시에 얻어지기 때문에 병합방법에 비해 오차 누적이 적고 빠른 시간 내에 처리할 수 있는 장점이 있다<sup>[4,5]</sup>.

본 논문에서는 분해법기반의 프로젝티브 재구성 방법이 영상 시퀀스에 효과적으로 적용되지 못했던 단점을 보완하는 새로운 재구성 알고리즘이 제안되었다. 대

상 영상 시퀀스에서 각 프레임간의 성질을 분석하여 몇 개의 그룹으로 나누며, 매칭점의 개수, 평면사영변환(homography) 오차, 매칭점의 분포를 동시에 고려하였다. 분할된 각 그룹을 분해방법으로 프로젝티브 재구성한 다음, 각 그룹을 하나의 프로젝티브 공간상에서 재구성한다. 그리고 프로젝티브 공간상의 여러 카메라 투영행렬 중 에러가 많은 카메라 행렬을 LMeds(Least Median of square)방법으로 제거하여 정확한 절대2차원추곡면(absolute quadric)을 추정하였다. 얻어진 절대2차원추곡면으로부터 평면사영변환(homography)을 구하고, 최종적으로 유클리드 공간에서 대상 구조를 재구성하였다<sup>[6]</sup>.

II장에서는 3차원 해석을 위한 기존 연구와 프로젝티브 재구성에 대해 설명하고, 분해법 기반 프로젝티브 재구성을 위한 시퀀스 분할 기준을 III장에서 제안하였으며, IV장에서 제안된 방법으로 재구성된 결과를 기존의 병합방법과 비교한 다음, V장에서 결론을 맺는다.

## II. 3차원 재구성

### 1. 기존 3차원 해석 연구

대상 영상으로부터 3차원 정보를 해석하기 위해 다양한 방법들이 제안되었으며, 사전에 정확하게 보정된 스테레오 카메라 시스템을 이용하는 방법이 가장 대표적이다<sup>[7]</sup>. 그러나 다수의 영상에 대해 카메라를 정확하게 보정하기 어렵고 잡음에 민감하기 때문에 시스템을 적용할 수 있는 환경이 제한된다. (비)보정 카메라로부터 취득된 영상 시퀀스를 이용하는 연구는 내부(intrinsic) 파라미터를 알고 있는 카메라 또는 이를 알지 못하는 비보정된 카메라로부터 얻어진 영상 시퀀스에서 특징점들을 추적하여 카메라의 다양한 파라미터를 추정함으로써 3차원 정보를 해석한다.

사용자의 입력을 이용하지 않는 자동화된 3차원 연구는 다수의 영상을 해석해서 각 카메라의 위치와 3차원 정보를 자동적으로 구한다. 비교적 근접한 시점으로부터 얻어진 다수 영상들로부터 매우 조밀한 기하학적 모델을 구성할 수 있지만, 물체의 가려짐에 의해 발생하는 부분에 대한 해석이 어렵다. 반자동화된 3차원 방법은 카메라의 보정과 3차원 구조를 해석하기 위해 사용자가 개입하며, 사용자의 사전 지식을 통해 대상 물체의 가려짐 등의 문제를 해결할 수 있다. 그러나 카메라 보정에 필요한 특징점을 충분히 구분하기 위해서는 사용자의 입력을 많이 필요하게 되며, 따라서 입력 영

표 1. 대상영상에 따른 3차원 해석 분류  
Table 1. Previous studies on 3D analysis.

입력영상	기존방법	카메라보정	사용자입력
스테레오 영상	T. Kanade & M. Okutomi <sup>[7]</sup>	정확한 사전 보정 필요 (스테레오 시스템)	없음
영상시퀀스	P. Debevec & J. Malik <sup>[9]</sup>	사용자 입력으로 해결	인터랙티브 디자인
	S. Gibson, et. al. <sup>[8]</sup>	자동보정	반자동 (가상환경 모델링을 위한 사용자 입력)
	T. Sato, et. al. <sup>[10]</sup>	내부 파라미터 이용	자동 (다중 기저선 기반 스테레오)
	A. Zisserman, et. al. <sup>[11]</sup> S. Gibson, et. al. <sup>[3]</sup> A. Heyden, et. al. <sup>[11]</sup>	자동보정	자동

상의 수가 제한된다. 또한 가상환경의 구성을 목적으로 장면의 모델링 과정에만 부분적으로 사용자가 개입하는 연구도 제안되었다<sup>[8]</sup>.

카메라 행렬의 내부 및 외부(extrinsic) 파라미터를 얻는 보정기술은, 기지의 3차원 정보가 영상에 사영되는 관계를 이용하여 카메라 정보를 얻는 방법과 대상 장면에 대한 3차원 정보를 이용하지 않고 영상만을 이용하는 자동보정 방법으로 크게 구분된다. 본 논문은 비보정된 카메라를 통해 취득된 영상 시퀀스에 대해 자동보정기반으로 대상 장면을 3차원 재구성한다.

2. 프로젝티브 재구성

카메라 자동보정 방법은 프로젝티브 재구성 및 유클리드 재구성 과정으로 구성되며, 선행단계인 프로젝티브 재구성은 두 영상에서 일치점들로부터 얻어진 기본행렬(fundamental matrix)을 이용한다. 프로젝티브 구조에서 4x4 행렬인 공간사영변환을 구하고, 이 관계로부터 유클리드 공간상의 3차원 구조를 복원할 수 있다. 카메라의 자동보정에서 정확한 프로젝티브 재구성 과정은 매우 중요하며, 이는 크게 병합 및 분해방법으로 구분된다.

병합방법은 첫 번째 카메라를 세계 좌표계와 일치시키고 기본행렬을 이용하여 두 번째 카메라의 투영행렬을 추정한다. 첫 번째 카메라와 두 번째 카메라로부터 얻어진 프로젝티브 공간상의 3차원 구조정보를 이용하여 세 번째 카메라 투영행렬을 구한다. 이런 방식으로 비디오 등의 긴 영상 시퀀스에 대하여 계속 병합하기 때문에 중간 프레임에서 에러가 발생하면 그 이후 영상의 해석에 매우 큰 영향을 미친다. 이에 반해 분해법 기반방법은 한 번에 카메라 투영행렬과 3차원 구조정보를 계산하기 때문에 병합기반방법에 비해 에러값의 누적에

대응할 수 있고 계산속도도 상대적으로 빠르다. 그러나 영상 해석에 사용되는 일치점이 모든 영상 시퀀스에 존재한다는 가정으로 인해 긴 영상 시퀀스를 해석하기에는 적합하지 않다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 병합방법을 바탕으로 하는 계층적 프로젝티브 재구성 방법이 제안되었지만, 계산시간이 오래 걸리고 분해방법에 비해 강건하지 않은 단점이 있다<sup>[1,3,4,11]</sup>. 본 논문에서는 강건하고 계산시간이 빠른 분해법기반의 새로운 프로젝티브 재구성 방법을 제안하였으며 병합방법과 그 성능을 비교하였다.

III. 제안된 분해법기반 프로젝티브 재구성

1. 분해법기반 프로젝티브 재구성

실세계의 점  $X$ 가 카메라 사영행렬  $P$ 에 의해 2차원 영상의 점  $x$ 에 사영되는 관계는 식 (1)과 같이 표현된다.

$$\lambda_j^i x_j^i = P^i X_j \tag{1}$$

여기서  $i$ 는 프레임 번호를 나타내고  $j$ 는 점의 숫자를 나타낸다.  $n$ 개의 영상에 대해  $m$ 개의 일치점이 존재하면 식 (1)은 다음과 같은 행렬식으로 구성된다.

$$\begin{pmatrix} \lambda_1^1 x_1^1 & \lambda_2^1 x_2^1 & \dots & \lambda_n^1 x_n^1 \\ \lambda_1^2 x_1^2 & \lambda_2^2 x_2^2 & \dots & \lambda_n^2 x_n^2 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \lambda_1^m x_1^m & \lambda_2^m x_2^m & \dots & \lambda_n^m x_n^m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} P^1 \\ P^2 \\ \vdots \\ P^m \end{pmatrix} (X_1 \ X_2 \ \dots \ X_n) \tag{2}$$

여기서  $\lambda$ 는 프로젝티브 깊이이며, 기본행렬을 통하여 유추하거나 1로 설정한다<sup>[12]</sup>. 공통의 일치점을 가지

는  $n$ 개의 영상에서 식 (2)의 좌변이 구해지면 특이값분해(singular value decomposition)로 프로젝티브 공간상의 카메라 및 구조 정보를 추정한다. 그러나 분해법기반 방법은 시퀀스 전체에서 공통의 일치점을 가져야 하는 가정 때문에 프레임 수가 많고 다양한 움직임이 일어나는 일반적인 비디오 시퀀스 등에는 적용하기 어렵다는 단점이 있다.

## 2. 제안된 분해법기반 프로젝티브 재구성 방법

위에서 언급된 분해법의 단점을 보완하기 위해 대상 시퀀스를 판별식에 의해 몇 개의 그룹으로 나누고 각 그룹에 대해 분해법을 수행하여 구성된 그룹을 강건하게 병합하는 방법이 제안되었다. 일반적으로 충분한 수의 특징점이 존재하며, 동시에 일치점들이 한 선이나 면에 집중되어 존재하지 않는 영상이 3차원 구조정보를 해석하기에 적합하다. 또한 프로젝티브 재구성이 기본행렬에 기초하기 때문에 일치점들이 전체 영상 내에 골고루 분포되어야 한다. 본 논문에서는 이런 조건들을 동시에 고려하는 새로운 평가기준을 제안하였으며, 이를 이용하여 분해법에 적합한 시퀀스로 분할하였다.

### 가. 대응점의 개수

일반적으로 연속적인 영상 시퀀스에서 첫 번째 프레임과 각 프레임 간의 대응관계는 프레임이 진행함에 따라 감소하며, 이는 분해법을 적용할 수 있는 그룹의 범위를 결정하는 중요한 요소가 된다. 각 그룹의 첫 번째와 두 번째 영상의 대응점의 개수를 기준으로 이후 시퀀스에 따라 대응점이 줄어드는 비율을 다음과 같이 계산한다.

$$N_r = \left(1 - \frac{N_m}{N_f}\right) \quad (3)$$

여기서  $N_r$ 는 각 번들의 첫 번째 영상과 두 번째 영상의 대응점 개수,  $N_m$ 은 해당영상과 이전 영상과의 대응점의 개수이다.

### 나. 평면사영오차

평면사영변환행렬에 의한 사영오차는 해당 시퀀스에서 카메라의 이동정도를 의미하며, 동시에 대응점이 3차원 공간의 다양한 면에 어느 정도 존재하는가를 나타낸다. 일반적으로 이동정도가 큰 영상의 경우 3차원 해석에 적합하며<sup>[3]</sup>, 3차원 구조를 정확하게 재구성하기 위해서는 대응점들이 대상영상 내에 동일한 선이나 면에 집중되어 분포되지 않아야 한다. 회전만 하는 카메라로

부터 얻어진 영상사이에는 평면사영변환행렬로 일대일 대응관계를 만족하며, 3차원 구조의 선과 선, 면과 면에도 이 관계가 성립한다. 하나의 3차원 선이나 면 위에 존재하는 대응점들은 카메라 자동보정에 부적합하며, 이는 영상간의 평면사영변환 에러가 클수록 프로젝티브 재구성에 적합함을 의미한다. 즉, 영상과 영상 간에는 카메라가 이동함에 따라, 그리고 대응점이 다양한 선이나 면에 분포함에 따라 일대일 대응관계가 성립하지 않게 된다. 따라서 이러한 평면사영변환 오차가 시퀀스의 분할에 중요한 요소가 된다.

평면사영변환 오차는 두 영상사이의 최소 4개의 일치점으로부터 구할 수 있으며, 4개 이상의 점에 대해서는 DLT(Direct Linear Transformation)방법을 이용하여 구할 수 있다<sup>[6]</sup>. 다음 식 (4)는 평면사영변환투영의 오차식이며, 여기서  $x_i, x_i'$ 은 대응점으로 동차좌표이고  $H$ 는 평면사영변환행렬,  $N$ 은 전체 대응점의 개수이다.

$$H_{err} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d(x_i, Hx_i') \quad (4)$$

### 다. 대응점의 분포

영상 시퀀스로부터 3차원 구조정보를 효과적으로 재구성하기 위해서는 기본행렬이 정확하게 추정되어야 한다. 일반적으로 특징점이 영상 내에 고르게 분포하는 경우에 보다 정확한 기본행렬을 얻을 수 있다<sup>[13]</sup>. 평면사영변환 오차가 대응점의 분포정도를 어느 정도 반영할 수도 있지만, 영상의 한쪽에만 존재하는 물체에 대응점이 검출되면 평면사영변환 오차와는 관계없이 기본행렬을 정확하게 구하기 어렵다. 따라서 일치점이 영상에 고르게 분포하는지를 검사하기 위해 영상을 일정한 크기의 부영역(sub-region)으로 분할한 다음, 전체 영상에서의 평균 밀도와 분할된 각 부영역에서의 대응점 밀도간의 차이를 이용하여 대상 영상에서 일치점의 분포 정도를 해석할 수 있다. 대응점 밀도의 표준편차 식은 다음과 같다.

$$\sigma_p = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{N_{S_i}}{A_s} - \frac{N}{A}\right)^2} \quad (5)$$

여기서  $N$ 은 전체 대응점의 개수이고  $N_{S_i}$ 는  $i$ 번째 하위영역 내에 있는 대응점의 개수,  $A$ 는 전체 영역이고  $A_s$ 는 각각의 하위영역이다.

라. 제안된 프로젝티브 재구성 방법

위에서 정의한 요소들로부터 영상 시퀀스를 그룹화하기 위한 판별식을 다음 식 (6)으로 정의하였으며, 여기서  $S$ 는 판별식 점수,  $w_n$ 은 각 요소의 가중치이다.

$$S = w_1 N_r + w_2 \left( \frac{1}{H_{err}} \right) + w_3 \sigma_p \quad (6)$$

식 (6)의 판별식 점수가 임계값 이상으로 커지면, 현재 프레임에서부터 새로운 그룹을 형성한다. 이러한 반복과정을 통해 영상 시퀀스는 몇 개의 그룹으로 나뉘며, 각 그룹의 각기 다른 프로젝티브 공간을 식 (7)을 이용하여 평면 사영변환행렬을 구한 다음, 하나의 프로젝티브 공간으로 병합한다<sup>[1]</sup>.

$$P_1' H^{-1} = P_1, P_2' H^{-1} = P_2 \quad (7)$$

여기서  $P_1, P_2$ 는 앞 그룹의 마지막 두 영상의 카메라 투영행렬이고,  $P_1', P_2'$ 는 뒤 그룹의 처음 두 영상의 카메라 투영행렬이다. 만약 각 그룹간에 공통되는 영상이 없으면 3차원 데이터를 이용해서 평면 사영변환행렬을 구할 수 있다.  $P, X, H$ 와의 관계는 식 (8)과 표현되며, 평면사영변환행렬은 식 (9)로부터 구할 수 있다. 본 논문에서는 평면사영변환행렬의 재사영(re-projection) 오차를 이용한 LMeds 방법을 사용하였다.

$$P = P' H^{-1}, X = H X' \quad (8)$$

$$\min_{\epsilon_D} D = \sum_i D^2(X, H X'), D(X, Y) = \sum_{i=1}^3 (X_i Y_i - Y_i X_i)^2 \quad (9)$$

여기서  $X, X'$ 는 각각 앞 및 뒤 그룹의 3차원 데이터이고,  $D$ 는 두 데이터간의 거리함수이다.

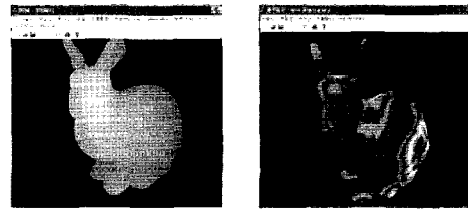
IV. 실험 및 검토

1. 합성영상 실험

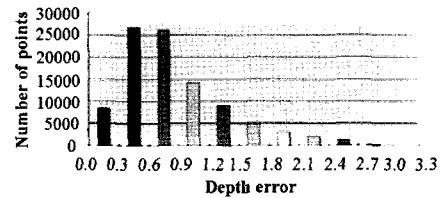
제안된 방법으로 재구성된 결과와 실제 데이터의 정확도를 효과적으로 비교하기 위해 실제 3차원 데이터로 구성된 토끼 모델을 대상으로 3차원 애니메이션 S/W인 MAYA Ver.4.5에서 카메라의 사영관계를 임의로 설정하여 영상 시퀀스를 생성하였다. 그림 2는 렌더링된 영상이며, 실험환경은 CPU-Pentium 2.53GHz RAM 256M 이다. 재구성된 데이터는 알고 있는 3차원 데이터와 유사변환 관계에 있으므로 동일 좌표계에서 스케일을 조정함으로써 해당 3차원 점간의 거리로부터 재구



그림 2. 렌더링된 영상  
Fig. 2. Rendering images.



(a) (b)



(c)

그림 3. (a) 깊이맵 (b) 거리오차 (c) 오차에 따른 점 분포  
Fig. 3. (a) Depth map (b) distance error (c) error's distribution.

성 오차를 측정하였다. 3차원 점간의 일치관계는 그림 2의 두 장의 영상에서 정합 후, 조밀한 스테레오 매칭으로 구했다<sup>[14][16]</sup>.

제안된 방법에 의해 얻어진 깊이맵, 모델 상의 거리오차, 그리고 오차에 따른 점 분포를 그림 3에 보였다. 전체 점 개수는 95,921개이며, 평균 오차는 0.861, 오차의 분산(variance)은 0.520이다. 토끼 모델의 엉덩이 부분에 상대적으로 많은 오차가 분포하는 이유는 그림 2의 첫 번째와 두 번째 프레임에서 조밀한 매칭을 통해 깊이맵을 구하기 때문이다. 즉, 적은 화소로 사영된 영역에 상대적으로 많은 깊이값이 분포하여 깊이값이 급격히 변화한다. 그림 3에서 모델의 가장자리 부분도 프레임 상에서 가려짐 등으로 인해 매칭과정에서 오차가 존재한다. 대상 물체의 여러 장면에 대한 계층적 매칭 등을 추가로 고려하면 그림 3과 같은 오차를 줄일 수 있다.

2. 실제 영상영상 실험

제안된 방법의 성능을 평가하기 위해 실사영상을 Canon G-2 카메라로 획득(그림 4)하였으며, 영상의 크기는 800×600 이다. 실외에서 촬영한 21장의 얼굴 조각



그림 4. 입력영상 시퀀스 (1, 5, 9, 13, 17 프레임)  
 Fig. 4. Input image sequence(1, 5, 9, 13, 17 frame).

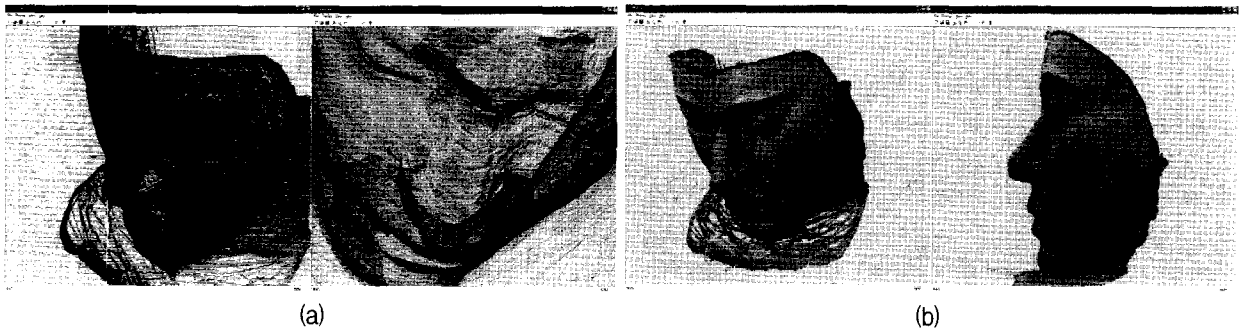


그림 5. (a) 재구성된 모델 (b) 임의의 시점에서의 장면  
 Fig. 5. (a) Reconstructed 3D model (b) Arbitrary views.

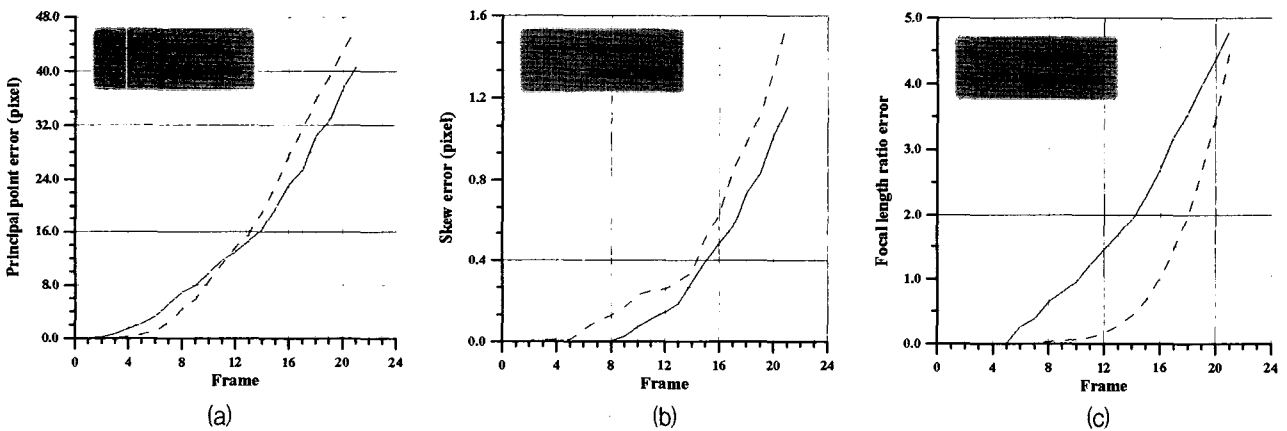


그림 6. 카메라 내부 파라미터 오차누적 비교 (a) 원리점 (b) 기울어짐 (c) 초점거리  
 Fig. 6. Comparisons of accumulated errors of intrinsic parameters (a) principal point (b) skew (c) focal length.

영상을 기존 병합방법과 제안된 방법으로 재구성하였으며 (그림 5), 얻어진 카메라 파라미터를 분석하여 성능을 각각 비교하였다. 영상은 제안된 방법에 의해 세 그룹으로 나뉘었고, 각 그룹별로 프로젝티브 재구성을 한 후에 카메라 사영행렬을 이용하여 정합하였다. 제안된 방법은 시퀀스 초기에는 오차가 크지만, 프레임이 증가할수록 상대적으로 병합방법에 비하여 안정된 결과를 보임을 그림 6에서 확인하였다. 본 실험에서는 자동보정에 의해 계산된 카메라 파라미터의 비교를 통해 각 방법의 성능을 검증했으며<sup>[3,6]</sup>, 처리시간은 병합 및 제안

된 방법이 45초, 28초이다. 병합방법이 각 영상에서 카메라 투영행렬을 구하여 프로젝티브 재구성을 하는 반면, 제안된 방법은 결정된 각 그룹별로 한 번에 프로젝티브 재구성을 하기 때문에 계산속도가 많이 개선되는 장점이 있다.

### V. 결 론

분해법기반의 프로젝티브 재구성 방법이 상대적으로 긴 시퀀스에 적용되기 어려운 단점을 보완하기 위해 영

상을 분할하는 프로젝트브 재구성 알고리즘이 제안되었다. 본 논문에서는 대상 시퀀스를 분할하기 위한 효과적인 요소로서 매칭점의 개수, 평면사영변환 오차, 매칭점의 분포 등을 동시에 고려하였다. 다양한 실험을 통해 정확한 3차원 모델이 재구성되었으며, 카메라 보정 결과 및 계산 소요시간 등의 비교를 통해 기존 방법에 비해 상대적으로 성능이 개선되었음을 확인하였다. 이후 연구에서는 영상의 사영과정에 영향을 미치는 다양한 요소들을 분석하고 카메라의 투영행렬과 영상간의 대응관계를 이용하여 3차원 구조정보를 최적화하는 방법 등에 대한 고려가 진행될 예정이다.

### 참 고 문 헌

- [1] A. W. Fitzgibbon and A. Zisserman, "Automatic camera recovery for closed or open image sequences," *In proc. of 6th European Conference on Computer Vision*, pp. 311-326, June 1998.
- [2] K. Cornelis, M. Pollefeys, M. Vergauwen, and L. V. Gool, "Augmented reality from uncalibrated video sequences," *In proc. SMILE 2000, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 2018, pp. 144-160, 2001.
- [3] S. Gibson, J. Cook, T. Howard, R. Hubbold, and D. Oram, "Accurate camera calibration for off-line, video-based augmented reality," *In proc. IEEE and ACM ISMAR*, Darmstadt, Germany, Sep. 2002.
- [4] A. Chiuso, P. Favaro, H. Jin, and S. Soatto, "Motion and structure causally integrated over time," *IEEE Trans. on Pattern Matching and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 4, pp. 523-535, April 2002.
- [5] P. Sturm and B. Triggs, "A factorization based algorithm for multi-image projective structure and motion," *In proc. of 4th European Conference on Computer Vision*. Cambridge, England, pp. 707-720, April 1996.
- [6] R. Hartley and A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision*, Cambridge Univ. Press. 2000.
- [7] D. Kanade and M. Okutomi, "A stereo matching algorithm with an adaptive window: theory and experiment," *IEEE Transactions of Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 16, no. 9, pp. 920-932, 1994.
- [8] S. Gibson, R. J. Hubbold, J. Cook, and T. Howard, "Interactive reconstruction of virtual environments from video sequences," *Computer Graphics*, vol. 27, pp. 293-301, 2003.
- [9] P. Debevec, C. Taylor, and J. Malik, "Modeling and rendering architecture from photos: a hybrid geometry and image-base approach," *In proc. of SIGGRAPH 96*, pp.11-20, July,1996.
- [10] T. Sato, M. Kanbara, N. Yokoya, and H. Takemura, "Dense 3-D reconstruction of outdoor scene by hundreds-baseline stereo using a hand-held video camera," *In proc. of IEEE Workshop on Stereo and Multi-baseline vision*, 2001.
- [11] A. Heyden, R. Berthilsson, and G. Sparr, "An iterative factorization method for projective structure and motion from image sequences," *Image and Vision Computing*, pp. 981-991, 1999.
- [12] B. Triggs, "Autocalibration and the absolute quadric," *In proc. of IEEE CVPR*, pp. 609-614, 1997.
- [13] R. Hartley, "In Defence of the 8-Point algorithm," *In proc. IEEE ICCV*, pp. 1064-1070, 1995.
- [14] Z. Zhang, "Computing rectifying homographies for stereo vision," *In proc. of IEEE CVPR*, pp. 125-131, Fort Collins Colorado, June 1999.
- [15] C. Tsai and A. K. Katsaggelos, "Dense disparity estimation with a divide-and-conquer disparity space image technique," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 1, no. 1, pp. 18-29, 1999.
- [16] S. S. Intille and A. F. Bobick, "Disparity-space images and large occlusion stereo," *2nd European Conference on Computer Vision*, pp. 179-186, Stockholm Sweden, 1994.

저 자 소 개



홍 현 기(평생회원)

1993년 중앙대학교 전자공학과 학사 졸업.

1995년 중앙대학교 전자공학과 석사 졸업.

1998년 중앙대학교 전자공학과 박사 졸업.

1998년 9월~1999년 8월 서울대학교 자동제어 특화연구센터 연구원.

1999년 9월~2000년 2월 중앙대학교 정보통신 연구소 연구교수

2000년 2월~2003년 1월 Univ. of Colorado at Denver 방문연구원.

2000년 3월~현재 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 조교수 재직 중.

<주관심분야 : 컴퓨터비전, 컴퓨터그래픽스 등>



정 윤 용(학생회원)

2002년 중앙대학교 전기전자 공학부 학사 졸업.

2004년 중앙대학교 첨단영상 대학원 영상공학과 석사 졸업.

<주관심분야 : 컴퓨터비전, 멀티미디어 시스템 등>



황 용 호(학생회원)

1996년 명지대학교 전자공학과 학사 졸업.

1998년 명지대학교 전자공학과 석사 졸업.

1998년 1월~2000년 3월 (주)윌익 C&C 부설연구소 연구원.

2000년 9월~2003년 7월 (주)콤텍시스템 기술연구소 주임연구원.

2003년 9월~현재 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 박사과정 재학 중.

<주관심분야 : 컴퓨터비전, 컴퓨터그래픽스 등>