

## 2차원 객체 영상의 3차원 모델링을 위한 손실 특징점 보정

고성식\*

### Correction of Missing Feature Points for 3D Modeling from 2D object images

Sung-shik Koh\*

Mobile Comm., Samsung Electronics Co., Ltd., Suwon-City, Gyeonggi-Do, 433-742, Korea

#### 요 약

다수의 2차원 객체 영상으로부터 3차원 형상을 복원하는 방법은 컴퓨터 비전 분야에서 널리 연구되고 있다. 복원된 3차원 형상의 정확도 개선을 위해서는 잡음 영향을 줄이거나 영상 프레임 수를 확보하는 것이 무엇보다 중요하다. 그렇지만 특징점 추정 시 잡음은 잠재적으로 내포되고, 관측행렬을 구성하는 영상 프레임 수는 특징점 추적 실패, 장애요소 또는 낮은 해상력 등에 의해 일반적으로 감소하게 된다. 그래서 잡음 환경 하에 손실된 특징점을 보다 정확히 보정하여 사용 가능한 영상 프레임 수를 확보하는 것이 필수적이다. 따라서 우리는 잡음 분포 하에서 기하학적 특성을 이용해 손실 특징점의 오차 거리와 방향을 직접 제어할 수 있는 분석적 접근방법을 제안한다. 제안한 방법의 우수성은 합성과 실제 객체에 대한 실험 결과를 통해서 검증한다.

#### ABSTRACT

How to recover from the multiple 2D images into 3D object has been widely studied in the field of computer vision. In order to improve the accuracy of the recovered 3D shape, it is more important that noise must be minimized and the number of image frames must be guaranteed. However, potential noise is implied when tracking feature points. And the number of image frames which is consisted of an observation matrix usually decrease because of tracking failure, occlusions, or low image resolution, and so on. Therefore, it is obviously essential that the number of image frames must be secured by recovering the missing feature points under noise. Thus, we propose the analytic approach which can control directly the error distance and orientation of missing feature point by the geometrical properties under noise distribution. The superiority of proposed method is demonstrated through experimental results for synthetic and real object.

**키워드** : 손실된 특징점, 기하학적 접근, SVD 행렬 인수분해, 3차원 복원

**Key word** : missing feature points, geometrical approach, SVD factorization, 3D reconstruction

Received 15 October 2015, Revised 26 October 2015, Accepted 09 November 2015

\* **Corresponding Author** Sung-shik Koh(E-mail: phdkss@hanmail.net, Tel:+82-10-4783-3343)  
Mobile Comm., Samsung Electronics Co., Ltd., Suwon-City, Gyeonggi-Do, 433-742, Korea

**Open Access** <http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2015.19.12.2844>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.  
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

## I. 서론

여러 장의 2차원 영상을 3차원 형상과 카메라의 위치 정보로 복원 하는 방법은 컴퓨터 비전 분야에서 널리 연구되고 있다. 이러한 3차원 형상을 복원하는 과정은 먼저 원근 또는 정사 카메라로 촬영된 2차원 영상 간의 공통적인 특징점을 추적하는 것으로부터 시작된다. 그리고 추적된 특징점의 위치는 2차원 영상 좌표인 관측 행렬로 변환되고, 마지막으로 그 관측행렬은 Singular Value Decomposition(SVD) 행렬인수분해 기법으로 3차원 형상정보와 카메라 위치정보로 각각 복원된다. 만약 2차원 영상으로부터 특징점을 정확히 추적할 수 있다면 3차원 형상은 SVD 행렬인수분해를 통해서 간단히 복원해 낼 수 있다. 그렇지만 실제 특징점은 낮은 해상도나 어떤 장애 요소들로 인해 추적된 결과가 잡음을 포함하거나 추적 자체를 실패하는 경우가 종종 발생된다. 이러한 이유로 관측 행렬에 대한 SVD의 계산적 제약으로 인해 3차원 형상 복원의 정확성에 한계[1, 2]가 발생한다. 본 논문은 이러한 문제를 해결하기 위해 잡음 환경에서 손실된 특징점을 보정하는 방법에 대해서 다룰 것이다.

Tomasi[3]는 관측 행렬에서 손실된 특징점이 없는 요소만을 이용해 서브 행렬을 구성한 후 SVD 행렬인수분해를 토대로 행이나 열을 점차적으로 확장해 나가면서 손실된 특징점을 보정하였다. 이 방법은 경험적 접근 방법으로서 최대의 서브 행렬을 찾아야 하는 문제가 있다. Jacobs방법[4]은 Linear fitting(LF) 방법을 이용해 손실된 특징점을 다루고 있지만, 잡음이 많은 상황에서는 만족할만한 결과를 얻을 수 없다. Guerreiro[5]는 Expectation-Maximization(EM)과 Two-Step(TS)의 반복 처리 방법을 제안하였다. 이 방법은 적은 반복 횟수로 최적의 추정 결과를 얻을 수 있지만, 영상 시퀀스가 적을 경우는 오히려 손실된 특징점을 보정하기 어려운 문제가 있다. Shum[6]은 랜덤 행렬로부터 손실된 특징점을 간접적으로 구성하는 방법을 제안했지만, 때때로 로컬 해로 수렴해버리는 경향이 있다. Soatto[7]와 McLauchlan[8] 방법은 필터링을 이용한 접근을 제안하였다. 이 방법 역시 손실된 특징점 영향으로 로컬 해로 수렴해버리는 경향이 있다. Hartley[9]는 Levenberg-Marquardt 방식을 기반으로 원근투영 3차원 복원 시스템을 제안했지만 초기값을 정확하게 설정해야 하는 제

약 조건이 있다. 위에서 언급한 방법들은 손실된 특징점을 보정하는 알고리즘이지만, 잡음에 취약한 통계학적 접근방법이나 선형적 접근방법에 대해서 언급하고 있다. 따라서 본 연구는 잡음에 강인한 3차원 복원에 기여하기 위해 잡음 환경에서 손실된 특징점을 보정할 수 있는 기하학적 접근방법을 제안한다. 본 논문의 구성은 2장에서 2차원 영상과 오차공간 사이의 기하학적 특성을 분석하고 3장에서는 잡음 환경에서 기하학적 특성을 이용한 손실 특징점 보정 알고리즘을 소개한다. 관측행렬의 구성 안에 대해서는 4장에서 언급하고, 5장에서는 제안된 알고리즘을 평가하고 6장에서 결론을 맺는다.

## II. 기하학적 특성 분석

복원된 3차원 형상은 원래 정보(ground truth)를 모르기 때문에 복원 결과를 정확히 평가하기 어렵다. 또한 2차원 영상으로부터 추적된 다수의 특징점 중에서 잡음이 한 개의 특징점에 포함되어도 복원된 3차원 형상의 모든 요소에는 섭동이 발생된다.

이 장에서는 Koh[10]에 의해 전개된 2차원 영상의 형상과 복원된 3차원 형상 간의 섭동 요소를 분석할 수 있는 오차공간을 설명하고, 이를 매개체로 하여 2차원 영상의 특징점에 포함된 잡음과 복원된 3차원 형상 오차 사이의 기하학적인 관계를 확인한다. 이를 기반으로 손실된 특징점을 복원하는데 응용할 것이다.

### 2.1. 오차 공간의 정의[10]

2차원 영상의 특징점과 복원된 3차원 공간의 특징점 간의 상관관계를 기하학적으로 해석하기 위해서 오차공간을 정의한다.

#### 2.1.1. 2차원 영상에서 손실 특징점

2차원 영상평면 상에서 손실된 특징점( $p_m$ )은 원래 특징점( $p_t$ ) 위치에 대한 정보가 없기 때문에 근사적으로 특정 오차( $p_t + \Delta e$ )을 포함하도록 표현할 수 있다. 손실 특징점 보정을 위해서 우선 근사적 특징점( $p_m$ )이웃에 3점 바이어스( $p_a, p_b, p_c$ )와 래퍼런스 원형패턴( $q_i$ )을 각각 추가한다. 3점 바이어스는 섭동의 특성을 분석하기 위한 오차공간의 기준점으로 이용되고, 래퍼런스

원형패턴은 오차의 크기와 방향을 추정하는 경로로 이용된다. 그림 1은 2차원 영상 평면에서 근사적 손실 특징점, 3점 바이어스, 래퍼런스 원형패턴을 나타낸다. 여기서  $\Pi_2$ 는 2차원 영상 평면에서  $q_i$ 로 구성된 원형패턴이고,  $\overrightarrow{p_m q_i}$ 는  $p_m$ 과  $q_i$ 로 구성된 원형패턴의 백터이다.

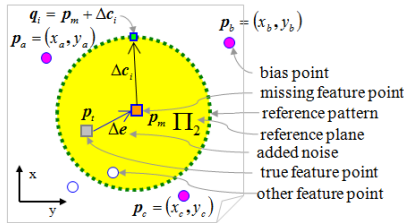


Fig. 1 Parameter distribution on 2D image

2.1.2. 복원된 3차원 공간에서의 섭동

2차원 영상의 손실 특징점( $p_m$ ), 3점 바이어스( $p_a, p_b, p_c$ ) 그리고 래퍼런스 원형패턴( $q_i$ )은 그림 2와 같이 3차원 공간 상에서  $P_m^*$ , ( $P_a^*, P_b^*, P_c^*$ ), 그리고  $Q_i^*$ 로 각각 복원된다. 여기서 기호(\*)는 2차원 영상의 특징점에 포함된 잡음으로 인한 3차원 공간 상의 섭동을 의미한다.

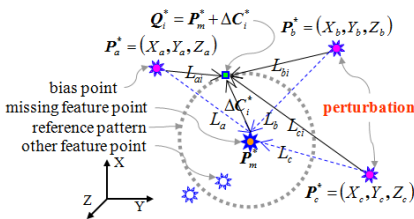


Fig. 2 Parameter distribution on reconstructed 3D space

2.1.3. 오차공간

오차공간은 새로운 직교좌표계( $E_x, E_y, E_z$ )이고, 3차원 공간 상의 근사적 특징점( $P_m^*$ )과 3점 바이어스( $P_a^*, P_b^*, P_c^*$ ) 간의 유클리디언 거리( $L_a, L_b, L_c$ )를 점벡터( $P_m$ )로 변환하는 좌표계이다. 그림 3은 오차공간의 좌표계 및 변환된 파라미터를 나타낸다.  $\Pi_3$ 는 오차공간에서  $Q_i$ 로 구성된 타원패턴의 평면이고,  $\overrightarrow{P_m Q_i}$ 는  $P_m$ 과  $Q_i$ 로 구성된 타원패턴의 벡터이다. 이렇게 정의된 오차공간은 섭동 영향을 대처할 수 있는 공간으로서 이

용된다.

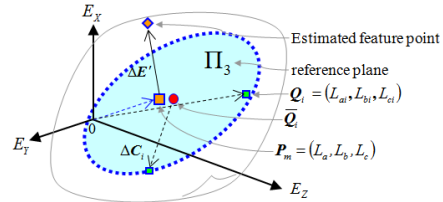


Fig. 3 Parameter distribution on error space

2.2. 래퍼런스 평면  $\Pi_2$ 와  $\Pi_3$ 의 기하학적 관계[10]

2차원의 특징점과 복원된 3차원 특징점의 오차 벡터는 카메라 축과 수직이고, 그 크기와 방향 역시 근사적으로 일치한다. 이러한 근거로, 2차원 영상과 오차공간 상에서 두 개의 래퍼런스 평면  $\Pi_2$ 와  $\Pi_3$ 의 관계를 다음과 같이 분석할 수 있다.

**Plane** : 만약  $\Pi_2$  상에 래퍼런스 벡터가 평면 상에 위치한다면,  $\Pi_3$  상에 래퍼런스 벡터의 집합 역시 평면 상에 위치한다.

$$\begin{aligned} \Pi_2 &= \{ \overrightarrow{p_m q_i} \}, \\ \Pi_3 &= \{ \overrightarrow{P_m Q_i} \}. \end{aligned} \quad (1)$$

**Pattern** : 만약 평면  $\Pi_2$  상에 래퍼런스가 원형패턴으로 분포한다면,  $\Pi_3$  상에 래퍼런스 역시 원형패턴과 아주 근사한 타원 패턴으로 분포한다.

$$\begin{aligned} \{q_i\} &: \Pi_2 \text{ 상의 원형벡터,} \\ \{Q_i\} &: \Pi_3 \text{ 상의 타원벡터.} \end{aligned} \quad (2)$$

**Symmetry** : 만약  $\Pi_2$  상에 두 개의 래퍼런스 벡터가  $p_m$ 을 중심으로 서로 대칭적이라면,  $\Pi_3$  상에 두 개의 래퍼런스 벡터 역시  $P_m$ 을 중심으로 대칭적이다.

$$\overrightarrow{p_m q_1} \cong -\overrightarrow{p_m q_2} \leftrightarrow \overrightarrow{P_m Q_1} \cong -\overrightarrow{P_m Q_2}. \quad (3)$$

**Size** : 만약  $\Pi_2$  상에 두 개의 래퍼런스 벡터가 크기는 서로 다르고 방향이 일치한다면,  $\Pi_3$  상의 두 개의 래퍼런스 벡터 역시 크기와 각도가 비례적으로 위치한다.

$$\begin{aligned} \|\overrightarrow{p_m q_1}\| < \|\overrightarrow{p_m q_2}\| &\leftrightarrow \|\overrightarrow{P_m Q_1}\| < \|\overrightarrow{P_m Q_2}\|, \\ \frac{\|\overrightarrow{p_m q_1}\|}{\|\overrightarrow{p_m q_2}\|} &\cong \frac{\|\overrightarrow{P_m Q_1}\|}{\|\overrightarrow{P_m Q_2}\|}. \end{aligned} \quad (4)$$

**Angle** : 만약  $\Pi_2$  상에 세 개의 래퍼런스 벡터가 서로 다른 각도로 배치된다면,  $\Pi_3$  상에 세 개의 래퍼런스 벡터는 유사하게 배치되고, 벡터의 크기와 각도 역시 비례 관계가 유지된다.

$$\angle q_1 p_m q_2 < \angle q_1 p_m q_3 \leftrightarrow \angle Q_1 P_m Q_2 < \angle Q_1 P_m Q_3. \quad (5)$$

### III. 제안한 손실 특징점의 기하학적 보정

이장에서는 두 개의 래퍼런스 평면  $\Pi_2$ 와  $\Pi_3$  간의 기하학적 특성을 이용한 손실 특징점 보정 알고리즘을 제안한다. 2차원 영상의 손실 특징점은 식(6)과 같이 나타낼 수 있다.

$$p_m = p_t + \Delta e. \quad (6)$$

여기서  $p_t$ 는 특징점의 원래 위치이고,  $\Delta e$ 는 그 특징점에 포함된 위치 오차를 의미한다. 손실 특징점( $p_m$ )을 원래 위치로 보정하기 위한 절차로서  $p_m$ 에 이웃한 3점 바이어스( $p_j$ )를 식(7)와 같이 위치시킨다. 다음으로 손실 특징점( $p_m$ )을 중심으로 래퍼런스  $\Pi_2$ 의 원형패턴( $q_i$ )을 식(8)와 같이 위치시킨다.

$$p_j = p_m + \Delta r_j, \quad j = \{a, b, c\}. \quad (7)$$

$$q_i = p_m + \Delta c_i, \quad i = \{1, 2, \dots, z\}. \quad (8)$$

여기서  $\Delta r_i$ 와  $\Delta c_i$ 는 랜덤한 바이어스 위치와 래퍼런스 원형패턴의 위치이다. 식(9)(10)은 2차원 영상의 파라미터 식(7)(8)이 3차원 공간으로 복원된 파라미터이다.

$$P_j^* = P_m^* + \Delta R_j, \quad j = \{a, b, c\}. \quad (9)$$

$$Q_i^* = P_m^* + \Delta C_i, \quad i = \{1, 2, \dots, z\}. \quad (10)$$

여기서  $P_j^*$ ,  $Q_i^*$  그리고  $P_m^*$ 는 2차원 영상의 3점 바이어스( $p_j$ ), 래퍼런스  $\Pi_2$  원형패턴( $q_i$ ) 그리고 손실 특징점( $p_m$ )이 3차원 복원된 결과이고,  $\Delta R_i$ 와  $\Delta C_i$ 는 랜덤 바이어스( $\Delta r_i$ )와 래퍼런스 원형패턴( $\Delta c_i$ )가 각각 복원된 결과이다. 다음으로 오차공간 상의 식(11)(12)는 3차원 복원 공간의 식(9)(10)로부터 변환된다.

$$\begin{aligned} P_m &= (L_a, L_b, L_c), \quad L_a = \|\overrightarrow{P_m^* P_a^*}\|, \\ L_b &= \|\overrightarrow{P_m^* P_b^*}\|, \quad L_c = \|\overrightarrow{P_m^* P_c^*}\|. \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} Q_i &= (L_{ai}, L_{bi}, L_{ci}), \quad L_{ai} = \|\overrightarrow{Q_i^* P_a^*}\|, \\ L_{bi} &= \|\overrightarrow{Q_i^* P_b^*}\|, \quad L_{ci} = \|\overrightarrow{Q_i^* P_c^*}\|. \end{aligned} \quad (12)$$

여기서  $i = \{1, 2, \dots, z\}$ 이다.  $P_m$ 은 3차원 공간 상의 근사적 특징점( $P_m^*$ )과 3점 바이어스( $P_j^*$ ) 간의 유클리디언 거리의 점벡터이고,  $Q_i$ 는 래퍼런스  $\Pi_3$ 의 타원패턴으로서 근사적 특징점( $P_m^*$ )과 래퍼런스( $Q_i^*$ ) 간의 유클리디언 거리의 점벡터이다. 따라서 오차공간 상에서 손실 특징점 내에 포함된 오차는 식(13)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta E = \overrightarrow{P_m P_t}. \quad (13)$$

여기서  $P_t$ 는 원래 특징점 위치이지만 실제 알 수 없는 정보이므로 근사적 특징점 ( $P_t'$ )을 대신 적용한다. 이때 오차공간 상에서  $P_t' \cdot \overline{Q_i} = P_t \cdot \overline{Q_i}$  관계가 성립되므로 근사적 오차 식은 식(14)와 같이 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta E' &= \overrightarrow{P_m P_t'} = P_t' \otimes (\overline{Q_i} \otimes \overline{Q_i} - (1, 1, 1)), \\ P &= (x_1, y_1, z_1), \quad Q = (x_2, y_2, z_2) \text{ 일 때,} \\ P \otimes Q &\cong (x_1 x_2, y_1 y_2, z_1 z_2), \\ P \otimes Q &\cong \left( \frac{x_1}{x_2}, \frac{y_1}{y_2}, \frac{z_1}{z_2} \right). \end{aligned} \quad (14)$$

여기서 기호 ‘ $\otimes$ ’는 평균값을 의미한다. 만약  $\|\Delta E'\| \neq 0$  이면, 오차공간 상의 손실 특징점( $P_m$ )에 오차 성분이 있음을 의미하고, 동시에 식(6)의 2차원 영상 평면 상의 손실 특징점( $p_m$ ) 역시 오차성분이 있음을

의미한다. 이러한 관례로 부터  $\Pi_2$  상의 오차성분( $\Delta e$ ) 은  $\Pi_3$  상에서 얻어진 파라미터들을 이용해 다음과 같이 유도할 수 있다.

$$\theta_d = \min_{d \in i} \left\| \cos^{-1} \left( \frac{\| \overrightarrow{P_m P'_t} \| \cdot \| \overrightarrow{P_m Q_d} \|}{\overrightarrow{P_m P'_t} \cdot \overrightarrow{P_m Q_d}} \right) \right\|^2 \quad (15)$$

$$A_d = \frac{\| \overrightarrow{P_m P'_t} \|}{\| \overrightarrow{P_m Q_d} \|}, d \in \{1, 2, \dots, z\}. \quad (16)$$

여기서  $\theta_d$ 는  $\overrightarrow{P_m P'_t}$ 와  $\overrightarrow{P_m Q_d}$  사이의 최소 각도이다. 그리고  $A_d$ 는  $\overrightarrow{P_m Q_d}$ 을 기준으로  $\overrightarrow{P_m P'_t}$ 와의 크기에 대한 비율로부터 구할 수 있다. 유사한 방법으로 오차공간  $\Pi_3$ 에서 얻어진 손실 특징점의 오차 방향  $\theta_d$ 과 크기  $A_d$ 는 제한한 기하학적 특성을 이용하여 2차원 영상  $\Pi_2$  상에서 식(17)과 식(18)로 유도된다.

$$\theta_d = \cos^{-1} \left( \frac{\| p_m q_d \| \cdot \| p_m q_1 \|}{p_m q_d \cdot p_m q_1} \right). \quad (17)$$

$$\alpha_d = A_d \| p_m q_d \|, d \in \{1, 2, \dots, z\}. \quad (18)$$

따라서 손실 특징점( $p_m$ )는 위에서 얻어진 오차벡터 성분에 의해 식(19)와 같이 보정될 수 있다.

$$\hat{p}_t = p_m - \Delta e'. \quad (19)$$

여기서  $\Delta e' \cong v(\alpha_d, \theta_d)$ 는 크기가  $\alpha_d$ 이고 각도가  $\theta_d$ 인 벡터를 의미한다. 이렇게 추정된 손실 특징 ( $\hat{p}_t$ )는  $p_m$ 으로 갱신되어 반복처리 한다. 이때 식(14)의 크기  $\| \Delta E' \|$ 가 미리 설정된 역치값 보다 크면, 위의 절차는 손실된 특징점이 정확한 위치로 수렴할 때까지 반복한다.

#### IV. 관측행렬 구성 방법

일반적으로 관측행렬은 잠재적 잡음성분을 내포하고, 손실된 특징점은 이보다 큰 잡음성분을 가진 것으로 가정할 수 있다. 이러한 환경에서 손실 특징점을 보

정한다는 것은 잠재적 잡음 수준까지는 추정 성능을 보장한다는 의미이다. 이장에서는 잡음에 대한 강인성을 확인하고자 멀티 프레임에 대한 관측행렬을 2가지 방법으로 구성하여 비교한다. 이들 방법은 SVD 행렬인 수분해를 기반으로 하기 때문에 서브관측행렬이라 불리는 손실 특징점이 없는 3개 기본프레임이 필요하다. 그림 4는 관측행렬의 2가지 구성 방법에 대한 절차를 나타낸다.

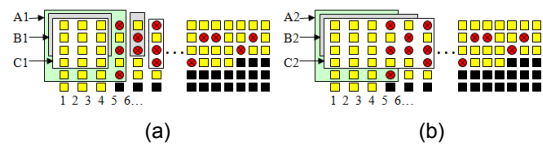


Fig. 4 Example of observation matrix for multi-frame (a) Approach-I (b) Approach-II

Approach-I (A1→B1→C1) 관측행렬은 서브관측행렬인 3개의 기본 프레임과 1개의 대상 프레임을 포함한 오직 4개의 프레임만으로 구성된다. 이때 기본 프레임의 영역은 그 다음 대상 프레임의 손실 특징점의 위치에 따라 매번 갱신된다. 이와는 달리 Approach-II (A2→B2→C2)의 관측행렬은 기본 프레임에 대상 프레임이 매번 누적되어 확장된다. 그리고 기본 프레임의 영역 역시 그 다음 대상 프레임의 손실 특징점의 위치에 따라 매번 갱신된다.

#### V. 제안한 방법의 고찰

이장에서는 제안한 방법의 성능을 검증하기 위해 합성 비디오 영상과 실제 비디오 영상으로 기존 방법과 비교 실험을 진행한다.

##### 5.1. 비디오 합성 영상

비디오 합성 영상은 그림 5(a)처럼 3차원 공간에서 정육면체에 대한 카메라의 정사투영으로부터 얻어지고, 정육면체는 크기가 1x1x1[unit]이고 꼭지점 8개를 특징점으로 이용한다. 그리고 정육면체와 카메라와의 거리는 2.5[unit]이고 카메라 촬영범위 180도 내에서 영상 20프레임을 생성한다. 이때 관측행렬은 그림 5(b)처럼 카메라 위치에 따라 손실된 특징점을 내포한 임의의 패턴으로 구성한다.

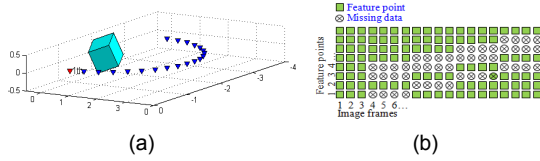


Fig. 5 Synthetic video clip and observation feature points (a) cube and camera configuration (b) observation data

기하학적 접근 방법에 적용되는 래퍼런스( $q_i$ )는 손실 특징점( $p_m$ )를 중심으로 반지름( $\Delta c_i$ ) 0.3[unit]인 원형패턴 20개로 구성된다. 참고로 기하학적 접근은 래퍼런스가 3개 이상이면 가능하지만, 너무 적을 경우 반복 처리 시 수렴 경로에 따른 처리시간이 증가한다. 관측 행렬 내 손실 특징점은 초기 3개의 영상프레임을 제외한 이외의 모든 프레임에서 발생할 수 있다고 가정한다. 잡음에 강인한 관측행렬의 구성 방법을 찾기 위해 Approach-I과 Approach-II에 대해서 비교하고, 성능 평가는 복원된 3차원 공간에서 3D-RMS를 이용한다.

그림 6은 다양한 조건에서 복원된 3차원 형상에 대한 결과를 기호로 구분하여 도식화한 것이다.

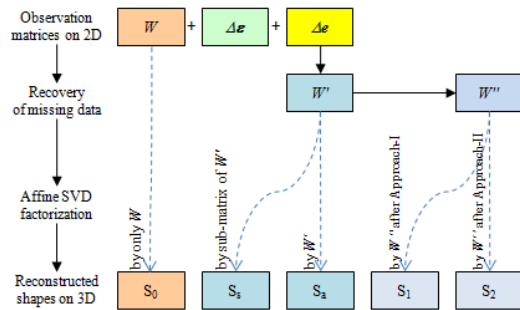


Fig. 6 Configuration for evaluation of synthetic video clip

2차원 영상과 관련한 기호 중  $W$ 는 순수한 관측행렬,  $\Delta \epsilon$ 는 백색 가우시안 노이즈,  $\Delta e$ 는 손실 특징점을 추정하기 위한 초기 위치이다. 3차원 형상 복원은 정사투영 SVD 행렬인수분해를 기반으로 하고 손실 특징점 추정 반복횟수는 10회로 정한다. 3차원 복원 결과와 관련된 기호 중  $S_0$ 는 무손실 3차원 형상이고 평가 기준으로 이용할 것이다.  $S_s$ 와  $S_a$ 는  $W'$ 의 서브 관측행렬과 전체 관측행렬로부터 각각 복원된 3차원 형상이다. 그리고  $S_1$ 와  $S_2$ 는  $W''$ 에 대하여 Approach-I과 Approach-II에

의해 각각 복원된 3차원 형상이다.

표 1은 다양한 조건에서 복원된 3차원 형상의 3D-RMS 오차를 나타낸 것이다.

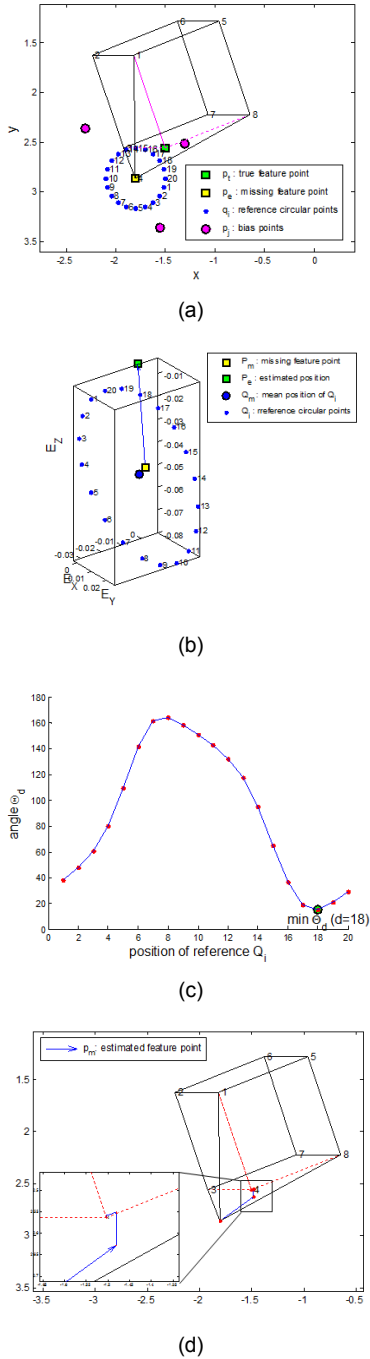
Table. 1 3D reconstruction errors for synthetic cube sequence (3D-RMS)

$\Delta \epsilon$ [%]	0	0.1	0.1	0.1
$\Delta e$ [%]	10	0	5	10
$ S_0 - S_s $	0	0.002697	0.002697	0.002697
$ S_0 - S_a $	0.01623	0.000819	0.007905	0.016105
$ S_0 - S_1 $	0	0.001176	0.001176	0.001175
$ S_0 - S_2 $	0	0.000875	0.000875	0.000875

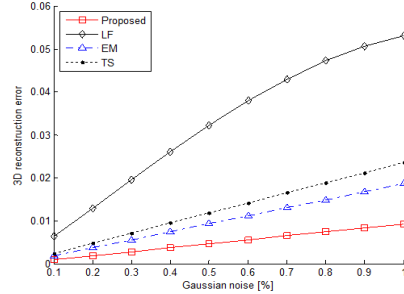
구체적으로  $\Delta \epsilon = 0$ ,  $\Delta e = 10$ 일 때,  $|S_0 - S_a|$ 는 0.01623이다. 이 오차는 관측행렬에 포함된 순수한 손실 특징점에 의한 영향이다. 그리고 반대의 경우로서  $\Delta \epsilon = 0.1$ ,  $\Delta e = 0$ 일 때,  $|S_0 - S_a|$ 는 0.000819이다. 이 오차는 관측행렬에 포함된 순수한 백색 가우시안 잡음 영향이다. 손실 특징점이 없는 조건에서는  $|S_0 - S_s|$ 가  $|S_0 - S_a|$ 보다 오차가 크게 된다. 이와 유사하게  $|S_0 - S_1|$ 가  $|S_0 - S_2|$ 보다 오차가 크다. 더욱이 어떠한 경우에도 손실 특징점이 없는 조건에서는  $|S_0 - S_2|$ 가  $|S_0 - S_a|$ 의 결과와 거의 유사하다. 이는 잡음 영향 하에서는 영상 프레임 수가 많을수록 3차원 복원의 정확도가 높아진다는 것을 의미하고, 제안한 Approach-II가 3차원 복원에 대한 가장 최적화된 접근 방법으로 판단할 수 있다.

그림 7(a)는 2차원 영상에서 손실 특징점, 3점 바이어스 그리고 래퍼런스 원형패턴이고, 그림 7(b)는 오차공간 상에서 손실 특징점과 래퍼런스 타원패턴, 그림 7(c)는 손실 특징점의 보정 방향, 그리고 그림 7(d)는 반복 처리에 의해 손실 특징점이 정확히 수렴해가는 예이다. 보정 결과는 반복회수 10회 이내에 3D-RMS가  $10e-8$  이하를 유지할 정도로 처리속도나 정확도 면에서 성능이 우수하다.

그림 8은 잡음 분포에 따른 복원 결과를 비교한 그래프이다. 제안한 방법(Approach-II)에 의한 기하학적 접근 방법이 기존 방법보다 반복처리 10회만으로 성능이 우수한 결과를 얻었다. 이는 제안한 방법이 잡음에 강건하게 설계되었음을 의미한다.



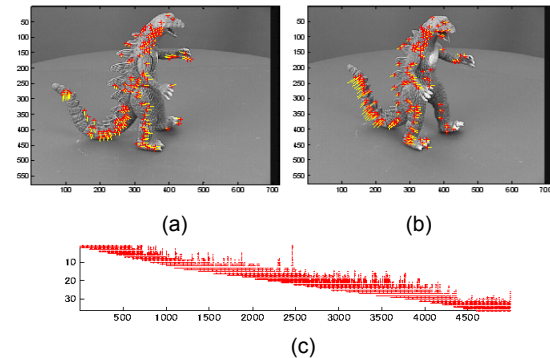
**Fig. 7** Example of missing feature point's correction by geometrical approach : 12th image, 3rd missing data (a) 2D image  $\Pi_2$  (b) error space  $\Pi_3$  (c) minimum error direction  $\theta_d$  (d) correction of missing feature point  $p_m$



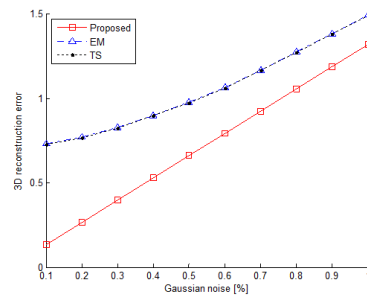
**Fig. 8** Reconstructed 3D synthetic object errors under various white gaussian noise

5.2. 실제 비디오 영상

그림 9는 실제 회전판에서 프레임당 10도의 간격으로 촬영된 총 36개 프레임의 정사투영 'Dinosaur' (720x576) 영상이고 기호 '+'는 추적된 특징점을 나타낸다.



**Fig. 9** Example of 'Dinosaur' image and trajectory feature points (a) 3rd image (b) 6th image, (c) trajectory feature points



**Fig. 10** Reconstructed 3D real object errors under various white gaussian noise



제안한 방법의 손실 특징점 보정 성능은 다양한 잡음 분포에 대해서 기존의 EM과 TS[5]의 방법과 비교 평가를 하여 판단한다. 그림 10은 그 결과로서 3차원 재구성 3D-RMS 오차를 각각 비교한 그래프이다. 실제 영상에 대해서도 제안한 방법이 기존의 방법보다 손실 특징점을 정확히 보정할 수 있음을 알 수 있다.

## VI. 결 론

본 논문에서는 2차원 영상 평면과 오차공간 사이의 고유한 기하학적 특성을 이용하여 잡음에 강인한 손실 특징점 보정에 관한 분석적 접근 방법을 제안하였다. 시뮬레이션 결과 제안한 방법은 손실된 특징점의 오차 방향과 크기를 기하학적으로 계산하여 제어할 수 있음을 확인하였다. 합성 영상 실험 결과를 통해 10회 이하의 반복처리 만으로 잡음 분포 시에도 손실 특징점을 정확히 보정할 수 있음을 검증하였고, 더불어 실제 영상에 대해서도 기존 방법에 비해 보다 정확성 있게 손실 특징점을 보정할 수 있음을 확인할 수 있었다.

차후 연구 방향은 손실된 특징점을 보정한 후 관측행렬에 포함된 잡음 레벨을 추정하는 연구를 진행하고, 상당한 잡음을 포함한 초음파 영상이나 X-ray 영상으로부터 잡음에 강한 3차원 복원에 응용할 것이다. 또한 2차원 비디오 영상으로부터 비정형 3차원 콘텐츠 복원으로 확장할 것이다.

## REFERENCES

- [ 1 ] M. Irani, P. Anandan, "Factorization with Uncertainty," in *Proceeding of European Conference on Computer Vision*, Dublin, Ireland, pp. 539-553, 2000.
- [ 2 ] R. Szeliski and S. B. Kang, "Shape Ambiguities in Structure-from-Motion," *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, Vol.19, pp. 506-512, 1997.
- [ 3 ] Tomasi and Kanade "Shape and Motion from Image Streams under Orthography: A factorization method," *International Journal of Computer Vision*, Vol.9, No.2, pp. 137-154, 1992.
- [ 4 ] Jacobs, "Linear Fitting with Missing Data for Structure-from-Motion," in *Proceeding of Computer Vision and Image Understanding* Vol.82, pp. 57-81, 2001.
- [ 5 ] F. C. Guerreiro and M. Q. Aguiar, "Estimation of Rank Deficient Matrices from Partial Observations: Two-Step Iterative Algorithms," in *Proceeding of Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 450-466, 2003.
- [ 6 ] H. Shum, K. Ikeuchi, and R. Reddy, "Principal Component Analysis with Missing Data and Its Applications to Polyhedral Object Modeling," *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, Vol.17, No.9, pp. 854-867, 1995.
- [ 7 ] S. Soatto, and P. Perona, "Dynamic Rigid Motion Estimation from Weak Perspective," *International Conference on Computer Vision*, pp. 321-328, 1995.
- [ 8 ] P. McLauchlan, I. Reid, D. Murray, "Recursive Affine Structure and Motion from Image Sequence," in *Proceeding of European Conference on Computer Vision*, pp. 217-224, 1994.
- [ 9 ] R. Hartly, "Euclidean Reconstruction from Uncalibrated View," in *Proceeding of 2nd European-US Workshop on Invariance*, pp. 237-256, 1993.
- [ 10 ] S. S. Koh, T.T. Zin, H. Hama, "Analysis of Geometrical Relations of 2D Affine-Projection Images and Its 3D Shape Reconstruction," *The Institute of Electronics Engineers of Korea - Signal Processing*, vol.44, no.4, pp.1-7, Jul. 2007.



고성식(Sung-shik Koh)

2002년 조선대학교 전자공학과 공학박사  
2006년 오사카시립대학교 공학연구과 post-doc 연구원  
2006년 ~ 현재 삼성전자 무선사업부 수석연구원  
※관심분야 : 컴퓨터비전, 3D복원, 영상신호처리