

논문 2016-53-3-11

관측행렬의 손실 데이터 보정과 잡음 레벨 추정 방법

(Missing Data Correction and Noise Level Estimation of
Observation Matrix)

고 성 식*

(Sung-shik Koh[©])

요 약

본 논문에서는 잡음이 내포된 관측행렬에서 손실 데이터를 보정하는 방법과 그 잠재적 잡음에 대한 불확실성 분석에 대해서 다룰 것이다. 관측행렬에 잡음과 손실 데이터가 없을 경우는 SVD 행렬인수분해 방법에 의해 정확한 복원 결과를 얻을 수 있다. 그렇지만 일반적으로 관측행렬의 일부 요소는 손실되거나 잡음 영향을 받게 된다. 이러한 경우는 3차원 복원 오차를 유발시킬 뿐만 아니라 그 해결책 또한 찾기가 쉽지 않은 문제가 있다. 따라서 3차원 복원 오차를 최소화하기 위해서는 무엇보다도 잡음 환경에서 손실 데이터를 신뢰성 있게 보정하고, 그 보정된 결과를 정량적으로 평가를 해줄 필요가 있다. 본 논문은 2차원 투영 객체와 3차원 복원 형상 사이의 기하학적 특성을 이용해 손실 데이터를 보정 하는 방법을 소개하고, 그 보정 성능을 정량적으로 평가할 수 있는 SVD rank이론을 이용한 관측행렬의 잡음 레벨 추정 방법에 대해서 제안할 것이다.

Abstract

In this paper, we will discuss about correction method of missing data on noisy observation matrix and uncertainty analysis for the potential noise. In situations without missing data in an observation matrix, this solution is known to be accurately induced by SVD (Singular Value Decomposition). However, usually the several entries of observation matrix have not been observed and other entries have been perturbed by the influence of noise. In this case, it is difficult to find the solution as well as cause the 3D reconstruction error. Therefore, in order to minimize the 3D reconstruction error, above all things, it is necessary to correct reliably the missing data under noise distribution and to give a quantitative evaluation for the corrected results. This paper focuses on a method for correcting missing data using geometrical properties between 2D projected object and 3D reconstructed shape and for estimating a noise level of the observation matrix using ranks of SVD in order to quantitatively evaluate the performance of the correction algorithm.

Keywords : 손실 데이터 보정, 기하학적 특성, 잡음 레벨 추정, 관측행렬, SVD

I. 서 론

컴퓨터 비전 분야에서 2차원 영상의 특징점을 추적하여 3차원 형상과 카메라 위치를 복원하는 기술은 SVD행렬인수분해 방법이 널리 이용되고 있다. 실제 2차원 비디오 영상에서 복원하려는 개체는 어떤 장애 요소나 카메라 화각 변경 등으로 인해 추적중인 특징점이

손실되거나 잡음이 발생된다. 이는 복원된 3차원 형상의 오차를 유발시켜 결국 복원 성능을 저하시키는 원인이 된다.

많은 연구자들은 손실 데이터를 보정하면서 3차원 복원 성능을 지속적으로 발전시키고 있다^[1~8]. Tomasi와 Kanade^[1~3]는 SVD를 이용해 손실 특징점에 관한 보정을 처음으로 제안했지만, 관측행렬에서 데이터 손실이 없는 최대 크기의 서브행렬을 찾아야 하는 문제가 있다. Jacobs^[6]의 Linear fitting(LF)방법은 불안정한 관측행렬의 rank정보를 이용해 손실 데이터를 개선하는 방법에 대해서 다루고 있지만, 잡음이 많은 환경에서는 취약하다는 문제가 있다. Aguiar^[7~8]는 Two-Step(TS)

* 정회원, 삼성전자 무선사업부
(Mobile Comm., Samsung Electronics Co., Ltd.)
© Corresponding Author(E-mail: phdks@hanmail.net)

Received : November 7, 2015 Revised : February 16, 2016
Accepted : March 4, 2016

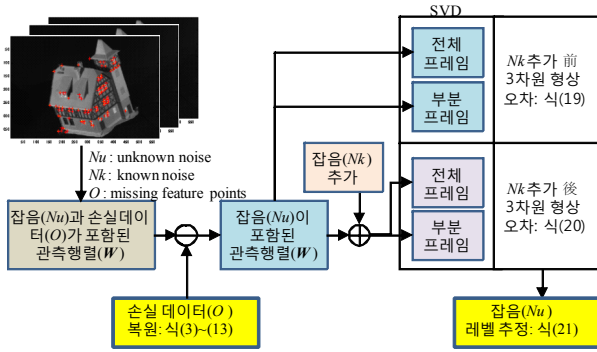
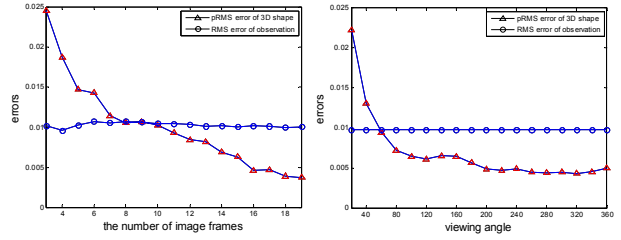


그림 1. 손실 데이터 보정과 잡음 레벨 평가를 위한 시스템 구조
 Fig. 1. System framework for noise level evaluation after recovery of missing data.

과 Expectation-Maximization(EM)의 반복 처리 방법을 제안하였지만, 영상 프레임 수가 적을 경우에는 오히려 손실된 데이터 보정에 한계가 있다. 또한 SfM(Shape from Motion)을 위한 오차 분석에 관한 연구^[9~13]에 대해서도 다양하게 진행되었지만, 일반적으로 상관 공분산을 이용해 2차원 관측행렬의 잡음을 추정하였다. 이들 방법은 행렬인수분해의 비선형성 때문에 오차 분석을 정확히 유도하는데 제약이 있다. 이러한 이유로 기존 연구들은 이와 같은 문제를 무시하거나 손실 데이터를 제외하는 제한적이고 편향된 방법으로 진행되었다. 따라서 본 논문은 Koh^[14]가 제안한 2차원과 3차원 사이의 기하학적 특성 분석을 기반으로 손실 데이터를 잡음에 강건하게 보정 하는 방법, 그리고 그 보정 성능에 대해서 특별한 제약조건 없이 정량적으로 평가 할 수 있는 새로운 잡음 레벨 추정 방법을 제안한다. 그림 1은 제안한 알고리즘의 처리 절차에 관한 설명이다. 영상 프레임별 특징점 좌표 정보인 관측행렬(W)의 손실 데이터(O)를 기하학적 특성을 이용해 보정한 후, 그 관측행렬에 이미 알고 있는 잡음(Nk)을 적용하여 미지의 잡음 레벨(Nu)을 추정한다.

II. 2차원 관측행렬과 3차원 복원 오차의 관계

이 장에서는 3차원 복원 오차가 2차원 영상 프레임 수와 관측 범위에 의존 관계^[12~13]가 있음을 간단한 실험을 통해서 확인한다. 우리는 2차원 관측행렬의 오차 성분을 평가하기 위해 먼저 무잡음 관측행렬 W 와 백색 가우시안 잡음이 포함된 관측행렬 \tilde{W} 사이의 RMS (Root Mean Square) 식을 다음과 같이 정의한다. 여기서 $\|\cdot\|$ 는 Frobenious norm을 의미하고, M 과 N 은



(a) 영상 프레임 수에 따른 관계(관측 범위 180°)
 (b) 관측 범위에 따른 관계(영상 프레임 수 18)

그림 2. 영상 프레임 수와 관측 범위에 따른 3차원 복원 오차의 관계 (백색 가우시안 잡음 평균 zero, 표준편차 0.01[unit])
 Fig. 2. Relationship of 3D reconstruction error for the number of image frames and viewing angle (Gaussian noise, mean = 0 and std = 0.01[unit]).

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{M \times N} \|w - \tilde{w}\|^2}{M \times N}} \quad (1)$$

영상프레임과 특징점으로 구성된 관측행렬의 크기이다. 3차원 복원 형상에 대한 오차 성분을 평가하기 위해 W 와 \tilde{W} 로부터 각각 복원된 3차원 형상 P_i 와 \tilde{P}_i 에 대한 $pRMS$ (position Root Mean Square) 식은 다음과 같이 정의한다.

$$pRMS = \underset{R, T}{\operatorname{argmin}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N \|(R \cdot \tilde{P}_i + T) - P_i\|^2}{N}} \quad (2)$$

여기서 N 은 3차원 형상을 구성하는 특징점 수이고 R 과 T 는 회전과 천이 벡터를 각각 나타낸다.

실험은 그림 4(a)처럼 꼭지점이 8개인 3차원 cube를 2차원 평면에 정사 투영하고 손실된 데이터는 이미 보정된 조건으로 테스트한다. 먼저 3차원 복원 오차의 2차원 영상 프레임 수에 대한 의존성을 확인하기 위해, 관측범위 및 잡음성분을 일정하게 유지한 채 영상 프레임 수만 가변 하면서 관측행렬을 구성한다.

그림 2(a)의 결과와 같이 영상 프레임 수와 RMS 는 일정하지만, 이와는 달리 $pRMS$ 는 반비례 관계가 있다. 이는 잡음이 내포된 관측행렬은 영상 프레임 수가 많이 확보될수록 3차원 복원 오차를 감소시킬 수 있다는 의미이다. 이번에는 3차원 복원 오차의 관측 범위에 대한 의존성을 확인하기 위해, 영상 프레임 수와 잡음성분을 일정하게 유지한 채 관측 범위만을 가변 하면서 관측행렬을 구성한다. 그림 2(b) 역시 관측 범위와 RMS 는 일

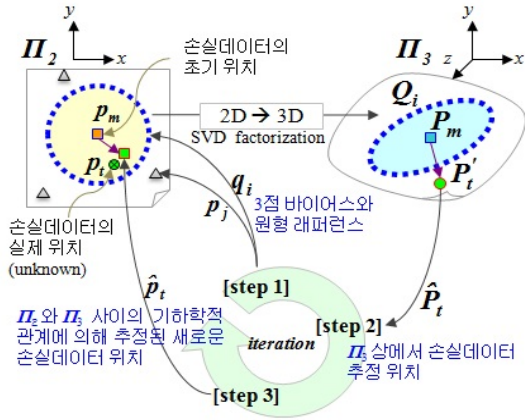


그림 3. 기하학적 특성을 이용한 손실 데이터 보정 방법 절차
Fig. 3. Process for recovering missing data using geometrical properties.

정하지만, $pRMS$ 는 반비례 관계가 있다. 이는 관측 범위가 클수록 3차원 복원 오차가 감소된다는 의미이다. 따라서 영상 프레임 수가 많을수록 그리고 관측 범위가 넓을수록 3차원 복원 성능을 확보할 수 있음을 알 수 있다.

본 연구에서는 영상 프레임 수를 확보하여 3차원 복원 성능 개선에 기여할 수 있는 방법에 포커스를 한다. 구체적으로 III장에서는 3차원 복원 정확성을 확보하기 위한 기하학적 손실 데이터 보정 방법을 소개하고, IV장에서는 그 보정 성능을 평가할 수 있는 관측행렬의 잡음 레벨 평가 방법을 소개할 것이다.

III. 관측행렬의 손실 데이터 보정

다수의 2차원 영상에서 얻어진 관측행렬은 특징점 추적 실패나 부정확한 추적으로 인해 데이터가 손실되거나 잡음이 포함된다. 또한 관측행렬의 단 한 개의 요소라도 잡음이 존재하면 3차원 복원된 모든 요소에는 섭동이 발생되어 버린다. 따라서 이장에서는 기하학적 해석^[14]을 기반으로 한 손실 데이터를 보정하는 알고리즘을 소개한다. 그림 3은 제한한 손실 데이터 보정 방법에 관한 절차를 도식화한 것이다.

[단계 1] 기하학적 접근을 위한 기본 설정

관측행렬의 손실 데이터 p_m 는 원래 위치가 p_t 일 때 식(3)과 같이 표현할 수 있다.

$$p_m = p_t + \Delta e \quad (3)$$

여기서 Δe 는 특징점의 오차이다. 이 오차를 추정하기 위해 손실 데이터 주변에 오차 보정용 3점 바이어스 p_j 와 원형 래퍼런스 q_i 를 식(4)(5)와 같이 각각 구성한다. 3점 바이어스는 섭동 분석을 위한 기준점으로 이용되고, 원형 래퍼런스는 오차 크기와 방향 추정을 위한 매개체로 이용된다.

$$p_j = \{p_a, p_b, p_c\} \quad (4)$$

$$q_i = p_m + \Delta c_i, i = \{1, 2, \dots, z\} \text{ on } \Pi_2 \quad (5)$$

여기서 3점 바이어스는 p_m 주변에 랜덤하게 위치한다. 그리고 Π_2 는 2차원 영상에서 q_i 로 구성된 원형 패턴의 평면이고, Δc_i 는 그 원형 패턴의 반지름이다.

[단계 2] 3차원 오차공간 정의

2차원 영상에서 정의된 식(4)(5)은 SVD에 의해 복원된 3차원 공간에서 다음 식(6)(7)과 같이 변환된다.

$$P_j^* = \{P_a^*, P_b^*, P_c^*\} \quad (6)$$

$$Q_i^* = P_m^* + \Delta C_i^*, i = \{1, 2, \dots, z\} \quad (7)$$

여기서 (*)기호는 3차원 복원 공간에서 섭동을 의미한다. 이러한 섭동 영향을 최소화하기 위해 다음 식(8)(9)의 변환관계로부터 새롭게 3차원 오차공간을 정의한다.

$$P_m = \{L_a, L_b, L_c\},$$

$$L_a = \|\overrightarrow{P_m P_a^*}\|, L_b = \|\overrightarrow{P_m P_b^*}\|, L_c = \|\overrightarrow{P_m P_c^*}\| \quad (8)$$

$$Q_i = \{L_{ai}, L_{bi}, L_{ci}\}, i = \{1, 2, \dots, z\} \text{ on } \Pi_3,$$

$$L_{ai} = \|\overrightarrow{Q_i P_a^*}\|, L_{bi} = \|\overrightarrow{Q_i P_b^*}\|, L_{ci} = \|\overrightarrow{Q_i P_c^*}\| \quad (9)$$

여기서 P_m 은 3차원 오차공간에서 $\{L_a, L_b, L_c\}$ 로 구성된 점벡터이고, $\{L_a, L_b, L_c\}$ 는 P_m^* (손실 특징점*)과 P_j^* (3점 바이어스*) 사이의 유클리디언 거리이다. 그리고 Q_i 는 3차원 오차공간에서 $\{L_{ai}, L_{bi}, L_{ci}\}$ 로 구성된 원형 패턴(Π_3)이고, $\{L_{ai}, L_{bi}, L_{ci}\}$ 는 P_m^* (손실 특징점*)와 Q_i^* (원형 래퍼런스*) 사이의 유클리디언 거리이다.

P_m (손실 특징점)의 오차 벡터 유도를 위해서는 원래 위치 P_t 정보가 필요하지만 실제로는 알 수 없는 정보이다. 그래서 우리는 서브행렬로부터 근사적 특징점 P_t'

정보와 근사적 원형 래퍼런스 \mathbf{Q}'_i 정보를 이용하여 Π_3 와 Π'_3 사이의 $\mathbf{P}_t \overline{\mathbf{Q}}_i \cong \mathbf{P}_t \overline{\mathbf{Q}}'_i$ 의 관계로부터 손실 특징점의 오차 벡터를 식(10)과 같이 유도한다.

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{E} &\cong \overline{\mathbf{P}_m \mathbf{P}_t} = \overline{\mathbf{P}'_t} \otimes (\overline{\mathbf{Q}}_i \otimes \overline{\mathbf{Q}}'_i - (1, 1, 1)), \\ \mathbf{P} \otimes \mathbf{Q} &\cong (x_1 x_2, y_1 y_2, z_1 z_2), \\ \mathbf{P} \otimes \mathbf{Q} &\cong (x_1/x_2, y_1/y_2, z_1/z_2), \\ \text{for } \mathbf{P} &= (x_1, y_1, z_1), \mathbf{Q} = (x_2, y_2, z_2) \end{aligned} \quad (10)$$

여기서 (-)기호는 평균값을 의미한다.

[단계 3] 손실 데이터 보정

만약 $\|\Delta \mathbf{E}\| \neq 0$ 이면, 3차원 오차공간 상의 \mathbf{P}_m (손실 특징점)과 2차원 영상의 \mathbf{p}_m (손실 특징점) 에 오차가 있음을 의미한다. 이때 오차의 방향과 크기 추정 은 3차원 오차공간 상의 파라미터를 이용해 다음 식 (11)과 같이 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{E} &= A_d \angle \theta_d, \\ \theta_d &= \operatorname{argmin}_{d \in i} \left\| \cos^{-1} \left(\frac{\|\overline{\mathbf{P}_m \mathbf{P}_t}\| \cdot \|\overline{\mathbf{P}_m \mathbf{Q}_d}\|}{\overline{\mathbf{P}_m \mathbf{P}_t} \cdot \overline{\mathbf{P}_m \mathbf{Q}_d}} \right) \right\|^2, \\ A_d &= \left\| \frac{\overline{\mathbf{P}_m \mathbf{P}_t}}{\overline{\mathbf{P}_m \mathbf{Q}_d}} \right\|, \quad d \in \{1, 2, \dots, z\} \end{aligned} \quad (11)$$

여기서 θ_d 는 $\overline{\mathbf{P}_m \mathbf{P}_t}$ 와 $\overline{\mathbf{P}_m \mathbf{Q}_d}$ 사이의 최소 각도이고, A_d 는 $\overline{\mathbf{P}_m \mathbf{Q}_d}$ 와 $\overline{\mathbf{P}_m \mathbf{P}_t}$ 의 크기에 대한 비율이다. 유사한 방법으로 Π_2 (2차원 영상 평면)의 특징점 오차 크기와 방향은 Π_3 (3차원 오차공간 평면)와의 기하학적 관계를 이용하여 식(12)로 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{e} &= \alpha_d \angle \theta_d, \\ \theta_d &= \cos^{-1} \left(\frac{\|\mathbf{p}_m \mathbf{q}_d\| \cdot \|\mathbf{p}_m \mathbf{q}_1\|}{\mathbf{p}_m \mathbf{q}_d \cdot \mathbf{p}_m \mathbf{q}_1} \right), \\ \alpha_d &= A_d \|\overline{\mathbf{p}_m \mathbf{q}_d}\|, \quad d \in \{1, 2, \dots, z\} \end{aligned} \quad (12)$$

따라서 \mathbf{p}_m (손실 특징점)은 상기 오차벡터로부터 식(13)으로 표현할 수 있다.

$$\hat{\mathbf{p}}_t = \mathbf{p}_m - \Delta \mathbf{e} \quad (13)$$

이렇게 추정된 손실 특징점 $\hat{\mathbf{p}}_t$ 는 다시 초기 손실 특징점 \mathbf{p}_m 으로 갱신되면서 $\|\Delta \mathbf{E}\|$ 가 설정된 역치값을 만족할 때 까지 반복 수행한다.

IV. 관측행렬의 잡음 레벨 추정

이 장에서는 손실 데이터를 보정한 후 관측행렬의 잡음 레벨을 정량적으로 추정하는 방법을 소개한다. 정사투영 카메라 모델의 영상은 3차원 형상의 점(P) 정보 $S_P = [x_P, y_P, z_P]^T$ 로부터 2차원 영상 프레임(F)의 점(P) 정보 $m_{FP} = [u_{FP}, v_{FP}]^T$ 로 투영되어 식(14)와 같이 구성된다.

$$m_{FP} = R_F S_P + c_F \quad (14)$$

여기서 행렬 R_F 는 2x3 정사투영 행렬이고, c_F 는 천이 벡터이다. 만약 2차원 영상에 투영된 점들이 중심에 위치한다면, 상대적인 영상 좌표로서 c_F 는 zero가 된다. 결과적으로 F 개의 프레임과 P 개의 특징점을 갖는 정사투영의 영상 형성 과정은 다음 식(15)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\underbrace{\begin{bmatrix} m_{11} & \dots & m_{1P} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{F1} & \dots & m_{FP} \end{bmatrix}}_{W_{2F \times P}} = \underbrace{\begin{bmatrix} R_1^T \\ \vdots \\ R_F^T \end{bmatrix}}_{R_{2F \times 3}} \underbrace{\begin{bmatrix} S_1 & \dots & S_P \end{bmatrix}}_{S_{3 \times P}} \quad (15)$$

여기서 $2F \times P$ 행렬 W 는 관측행렬이고, 이 행렬은 카메라 움직임을 나타내는 $2F \times 3$ 행렬 R 과 개체 형상을 나타내는 $3 \times P$ 행렬 S 로 분해할 수 있다. 이러한 관측행렬 W 의 행렬인수분해는 다음 식(16)과 같이 SVD를 통해 실행된다.

$$\begin{aligned} W_{2F \times P} &= V \operatorname{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_N) U^T \\ &= V_1 \operatorname{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3) U_1^T + V_2 \operatorname{diag}(\sigma_4, \dots, \sigma_N) U_2^T \end{aligned} \quad (16)$$

여기서 $N \equiv \min(2F, P)$ 일 때 관측행렬 W 의 특이값은 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_N \geq 0$ 이다.

$P \times N(2F \times 3)$ 행렬 $U \equiv [U_1, U_2]$ ($V \equiv [V_1, V_2]$)의 열 벡터는 $U^T U = I_N$ ($V^T V = I_N$)가 만족하는 서로 직교 관계에 있다.

만약 2차원 관측행렬에 잡음이 없다면, 명확히 W^* 는 rank3 행렬인수분해가 되고 식(14)의 W 는 zero가 된다. Tomasi와 Kanade^[1]는 관측행렬 W 를 SVD 행렬인수분해하고 가장 큰 고유값 3개만을 이용하여 카메라 모션과 개체 형상을 복원하였다. 그렇지만 이 방법의 중요한 조건은 모든 영상의 관측행렬이 각 프레임 중심과 서로 대응관계를 유지해야 한다는 것이다. 만약 관측행렬에 손실 데이터나 잘못된 데이터가 포함된다면, 식(15)는 rank3보다 큰 행렬인수분해가 되어 정사투영 모델은 결국 유효하지 않게 된다. 이는 완벽하게 3차원 복원을 할 수 없다는 것을 의미하고, 우리는 이 부분을 잡음 추정의 새로운 알고리즘에 대한 주요한 컨셉으로 이용한다. 우선 관측행렬 W 내에 잡음이 분포되어 있다고 가정하자. W^* 는 rank3 이상으로 행렬인수분해가 되고 식(16)의 ΔW 는 zero가 되지 않는다. 이때 우리는 ΔW 특이값을 다음 식(17)(18)과 같이 확장할 수 있다.

$$\Delta\sigma_i^a = \text{diag}(\sigma_4, \dots, \sigma_n), \text{ for only 3 frames} \quad (17)$$

$$\Delta\sigma_i^b = \text{diag}(\sigma_4, \dots, \sigma_m), \text{ for all frames} \quad (18)$$

여기서 $n = \min\{6, P\}$, $m = \min\{2 \times F, P\}$ 이다. 이때 관측행렬 W 로부터 복원된 3차원 형상 오차 E_{N_u} 는 ΔW 의 특이값을 이용함으로써 다음 식(19)와 같이 계산할 수 있다.

$$E_{N_u} = \sum_{i=4}^n \Delta\sigma_i^a + \sum_{i=4}^m \Delta\sigma_i^b, \text{ for } \Delta W_{N_u} \quad (19)$$

유사한 방법으로 관측행렬 W 내에 이미 알고 있는 잡음 N_k 를 추가로 삽입하고 복원된 3차원 형상 오차 E_{N_k} 를 다음 식(20)과 같이 계산한다.

$$E_{N_k} = \sum_{i=4}^n \Delta\sigma_i^a + \sum_{i=4}^m \Delta\sigma_i^b, \text{ for } \Delta W_{N_k} \quad (20)$$

따라서 상기 두 식을 이용해서 관측행렬 W 내에 포함된 잡음 레벨을 추정 방정식은 다음 식(21)과 같이 유도할 수 있다.

여기서 N_u 는 2차원 관측행렬 내에 포함된 미지의 잡음 레벨이다.

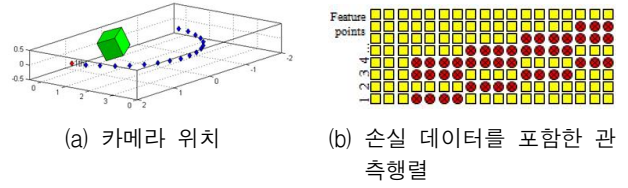


그림 4. 합성 Cube와 관측행렬
Fig. 4. Synthetic objects and its observation matrix including missing data..

$$N_u = \frac{N_k \cdot E_{N_u}}{E_{N_u} - E_{N_k}} \quad (21)$$

V. 합성과 실제 영상에 대한 실험 및 고찰

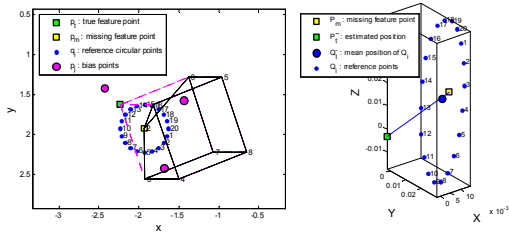
이 장에서는 제안한 방법의 성능 검증을 위해 합성과 실제 영상을 대상으로 기존 방법과 비교 실험을 한다.

1. 합성 영상

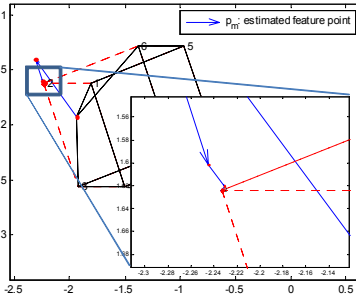
합성 영상을 구성하기 위해 3차원 공간상에서 cube와 카메라 위치는 그림 4(a)처럼 배치된다. cube의 크기는 $1 \times 1 \times 1$ [unit]이고 cube와 카메라의 거리는 2.5[unit]이다. 그리고 cube 꼭지점 8개를 모두 특징점으로 이용한다. 2차원 영상은 카메라 관측범위 180도, 촬영 프레임은 18장으로 정사투영하여 구성한다. 관측행렬은 그림 4(b)처럼 임의의 적색 손실 데이터가 포함하도록 구성한다.

그림 5는 기하학적 특성을 이용한 손실 데이터의 복원 과정의 예를 설명한다. 손실 데이터를 기하학적 접근 방법으로 보정하기 위해서, 먼저 q_i (래퍼런스)는 손실 데이터를 중심으로 반지름 0.3[unit]이고 동일한 간격의 원형패턴 20개로 설정한다. 참고로 래퍼런스는 3개 이상이면 오차의 크기와 방향을 추정할 수 있다. 그림 5(a)(b)는 Π_2 와 Π_3 에서 보정해야 할 손실 데이터의 초기 위치와 래퍼런스 패턴을 각각 나타낸다. 그리고 그림 5(c)는 특정 손실 데이터가 반복처리에 의해 기하학적으로 수렴해가는 예이다. 이번에는 기하학적 특성을 이용한 손실 데이터 보정 방법의 잡음에 따른 강인성을 검증하고 그 보정 결과에 대한 잡음 레벨 추정 성능을 평가한다. 그림 6은 다양한 잡음 분포에 따른 손실 데이터 복원 성능 비교와 잡음 레벨 추정 결과 그래프이다.

그림 6(a)는 백색 가우시안 잡음 영향 하에서 2차원 관측행렬의 RMS 오차이고 기존 방법과 손실 데이터 보



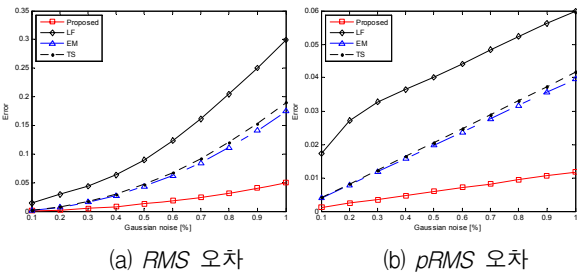
(a) 2차원 영상 (b) 3차원 오차공간



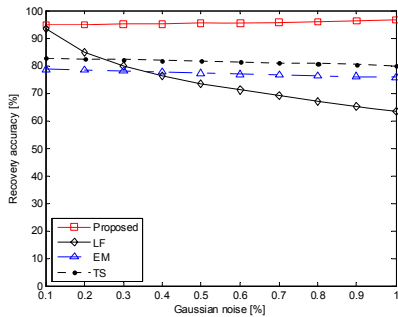
(c) 기하학적 보정

그림 5. 기하학적 접근 방법을 이용한 손실 데이터 보정의 예

Fig. 5. An example of geometrical approach for correction of missing data.



(a) RMS 오차 (b) pRMS 오차

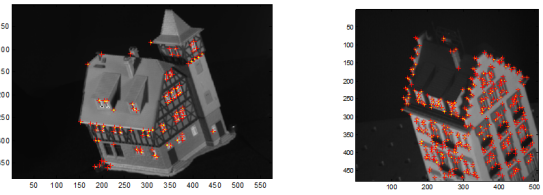


(c) 잡음 레벨 추정 정확도

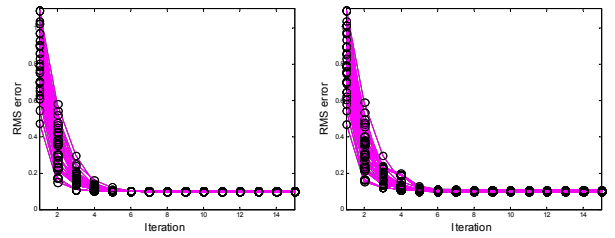
그림 6. 합성 영상의 손실 데이터 보정 성능과 잡음 레벨 추정 결과 비교

Fig. 6. Compare the efficiency about correction of missing data and accuracy of noise level estimation for cube synthetic video sequence.

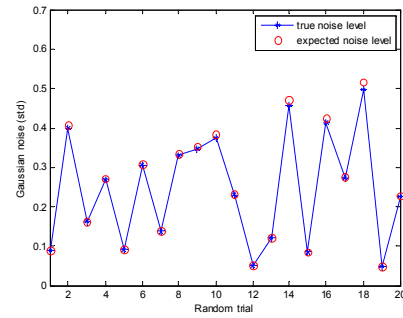
정 성능을 비교한 결과이다. 이들 관측행렬을 이용해 복원한 각각의 3차원 형상에 대한 pRMS 오차는 그림



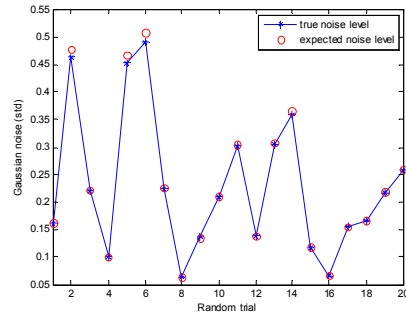
(a) 실제 비디오 영상 (좌 : House, 우 : Hotel)



(b) 반복 수렴한 오차보정 (좌 : House, 우 : Hotel)



(c-1) House 잡음 레벨 추정 결과



(c-2) Hotel 잡음 레벨 추정 결과

그림 7. 실제 영상 시퀀스(3번째 프레임): House와 Hotel
Fig. 7. Real image sequence(3rd frame): House (576 x384) (left) and Hotel (512x480) (right).

6(b)에 나타난다. 그리고 그림 6(c)는 손실 데이터를 보정한 이후 관측행렬 내에 포함된 실제 잡음 레벨을 정량적으로 추정된 결과이다. 제안한 방법의 잡음 레벨 추정의 평균 정확도는 95.53[%]이다. 모의시험 결과 제안한 기하학적 접근 방법이 기존 방법보다 보정 효과가 우수함을 확인할 수 있었다. 그리고 제안한 잡음 레벨 추정 알고리즘의 정확성 역시 우수하다는 것을 확인할 수 있었다.

2. 실제 영상

실제 비디오 영상으로 제안한 알고리즘을 평가하기 위해 10개 프레임으로 구성된 'House'와 'Hotel' 비디오 시퀀스로 특징점을 추적하여 관측행렬을 구성하였다. 그림 7(a)는 시퀀스 중 각각 3번째 프레임이고 추적된 특징점은 붉은색으로 표시하였다. 그 특징점은 Harris 방법^[15]으로 추적되었고, 손실 데이터 보정 성능을 확인하기 위해 의도적으로 관측행렬 랜덤 위치의 요소를 약 10% 제거하였다. 그림 7(b)는 잡음 환경 하에 손실 데이터를 기하학적 접근 방법으로 보정한 결과이다. 전체 손실 데이터에 대한 수렴의 정확도를 나타낸다. 반복 처리 10회 미만으로 관측행렬에 내포된 잠재적 잡음 레벨까지 보정이 가능하다는 것을 확인할 수 있다. 그림 7(c)는 다양한 잡음 분포 하에서 손실 데이터를 보정한 이후 2차원 관측행렬 내에 포함된 실제 잡음 레벨을 정량적으로 추정된 결과이다.

모의시험 결과 제안한 알고리즘이 다양한 잡음 분포 하에서 보다 정확한 결과를 얻을 수 있다. 더불어 손실 데이터의 RMS 오차와 잡음 레벨 추정 오차의 경향은 합성 영상의 결과처럼 실제 비디오 프레임에서도 우수한 결과를 얻을 수 있었다. 따라서 제안한 방법이 합성 영상뿐 아니라 실제 영상에 대해서도 만족할 만한 결과를 얻을 수 있음이 확인되었다.

VI. 결 론

본 연구에서는 2차원 영상 평면과 3차원 오차공간에 대한 기하학적 특성을 이용하여 잡음에 강건한 손실 데이터 보정에 관한 분석적 접근 방법과 SVD rank이론을 이용해서 2차원 관측행렬 내에 포함된 잡음 레벨을 평가할 수 있는 방법을 제안하였다. 합성 영상과 실제 영상 실험 결과를 통해서 다양한 잡음 분포 하에서 손실 데이터의 오차 크기와 방향을 직접 제어할 수 있음을 확인하였고, 그 관측행렬에 포함된 잡음 레벨을 95.53[%] 이상의 정확도로 추정할 수 있음을 확인하였다.

향후 연구 방향은 관측행렬의 잡음 레벨에 따른 2차원 영상 취득을 위한 가이드에 관한 연구를 확장하고, 일반적으로 잡음이 많은 초음파 영상 또는 X-ray 영상으로부터 잡음에 강건한 3차원 복원으로 응용할 것이다. 더불어 2차원 비디오 영상으로부터 3차원 TV 입력으로 제공하기 위한 다양한 3차원 콘텐츠를 제작하는 방향으로 확장할 것이다.

REFERENCES

- [1] C. Tomasi and T. Kanade, "Shape and motion from image streams under orthography: A factorization method," IJCV, vol. 9, no. 2, pp. 137-154, March 1992.
- [2] C.J. Poelman and T. Kanade, "A paraperspective factorization method for shape and motion recovery," IEEE Trans. on PAMI, vol. 19, no. 3, pp. 206-218, March 1997.
- [3] T. Morita and T. Kanade, "A sequential factorization method for recovering shape and motion from image streams," IEEE Trans. on PAMI, vol. 19, no. 8, pp. 858-867, August 1997.
- [4] N. Jiang, P. Tan, and L. F. Cheong, "Seeing double without confusion: Structure-from-motion in highly ambiguous scenes," In Proc. CVPR, pp. 1458 - 1465, Jun. 2012.
- [5] M. Schönbein, H. Rapp and M. Lauer, "Panoramic 3D reconstruction with three catadioptric cameras," in IAS-12, Springer-Verlag, Berlin, vol. 193, pp. 345-353, 2013.
- [6] D. Jacobs, "Linear fitting with missing data for structure-from-motion," In Proc. CVIU, vol. 82, pp. 57-81, April 2001.
- [7] P.M.Q. Aguiar and J.M.F. Moura, "Three-dimensional modeling from two dimensional video," IEEE Trans. on Image Processing, vol. 10, no. 10, pp. 1544-1551, October 2001.
- [8] F.C. Rui, P.M.Q. Guerreiro, and Aguiar, "Estimation of Rank Deficient Matrices from Partial Observations: Two-Step Iterative Algorithms," In Proc. of EMMCVPR, pp. 450-466, July 2003.
- [9] Zhaohui Sun, V. Ramesh, and A. Murat Tekalp, "Error characterization of the factorization method," CVIU, vol. 82, pp. 110-137, May 2001.
- [10] K. Daniilidis and M. Spetsakis, Understanding noise sensitivity in structure from motion, Visual Navigation, Lawrence Erlbaum Associate, Hillsdale, NJ, pp. 61 - 88, 1996.
- [11] D.D. Morris, K. Kanatani, and T. Kanade, "Uncertainty modeling for optimal structure from motion, In Vision Algorithms: Theory and Practice," LNCS, Springer-Verlag, Berlin, vol. 1883, pp. 200 - 217, 2000.
- [12] R. Szeliski and S.B. Kang, "Shape ambiguities in structure-from-motion," IEEE Trans. on PAMI, vol. 19, pp. 506 - 512, May 1997.
- [13] R. Szeliski and S.B. Kang, Shape Ambiguities in Structure From Motion, Technical Report 96/1, Digital Equipment Corporation, Cambridge

Research Lab, Cambridge, Mass., 1996.

- [14] 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, July 2007.
- [15] C.J. Harris and M. Stephens, "A Combined Corner and Edge Detector," In Proc. Alvey Vision Conf., pp. 147-151, August 1998.

— 저 자 소 개 —



고 성 식(정 회원)

2002년 조선대학교 전자공학과 공학 박사.

2006년 오사카시립대학교 공학연구과 post-doc 연구원.

2006년~현재 삼성전자 무선사업부 수석연구원.

<주관심분야 : 컴퓨터비전, 3D복원, 영상신호처리>