JKIICE Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering

한국정보통신학회논문지(J. Korea Inst. Inf. Commun. Eng.) Vol. 20, No. 3 : 527~535 Mar. 2016

3차원 복원을 위한 관측행렬의 불확실성 분석

고성식*

Uncertainty Analysis of Observation Matrix for 3D Reconstruction

Sung-shik Koh*

Mobile Comm., Samsung Electronics Co., Ltd., Suwon-City, Gyeonggi-Do 16677, Korea

요 약

3차원 형상과 모션을 추정하기 위한 통계학적 최적화 알고리즘들이 다양하게 개발되고 있다. 그렇지만 통계적 접근은 카메라의 기하학적 위치나 관측시야각 등의 설정에 따른 SfM(Shape form Motion)의 민감한 영향을 분석하는 데는 한계가 있다. 본 논문은 SfM의 모호성을 예측하기 위해 카메라 촬영 구성 요소를 이용하여 관측행렬의 불확실성을 정량적으로 추정할 수 있는 방법을 제안한다. 제안한 방법은 SfM 알고리즘의 최종적인 복원 성능을 예측하는 데도 매우 효과적인 방법이다. 또한 합리적인 복원 결과를 기대할 수 있도록 카메라 촬영 구성을 설정하기 위한 직접적인 가이드라인을 제공할 수 있다는 점에서 중요하다. 실험결과는 이러한 카메라 촬영 구성을 이용하여 관측행렬의 불확실성에 대한 정량적 추정을 실험적으로 검증하고 본 알고리즘의 효율성을 확인한다.

ABSTRACT

Statistical optimization algorithms have been variously developed to estimate the 3D shape and motion. However, statistical approaches are limited to analyze the sensitive effects of SfM(Shape from Motion) according to the camera's geometrical position or viewing angles and so on. This paper propose the quantitative estimation method about the uncertainties of an observation matrix by using camera imaging configuration factors predict the reconstruction ambiguities in SfM. This is a very efficient method to predict the final reconstruction performance of SfM algorithm. Moreover, the important point is that our method show how to derive the active guidelines in order to set the camera imaging configurations which can be expected to lead the reasonable reconstruction results. The experimental results verify the quantitative estimates of an observation matrix by using camera imaging configurations and confirm the effectiveness of our algorithm.

키워드 : 3차원 복원, 관측행렬, 불확실성 분석, 잡음 추정, 카메라 구성

Key word : 3D Reconstruction, Observation Matrix, Uncertainty Analysis, Noise Estimation, Camera Configuration

Received 16 January 2016, **Revised** 02 February 2016, **Accepted** 16 February 2016

*** Corresponding Author** Sung-shik Koh(E-mail: phdkss@hanmail.net, Tel:+82-31-277-6456)
Mobile Comm., Samsung Electronics Co., Ltd., Suwon-City, Gyeonggi-Do 16677, Korea

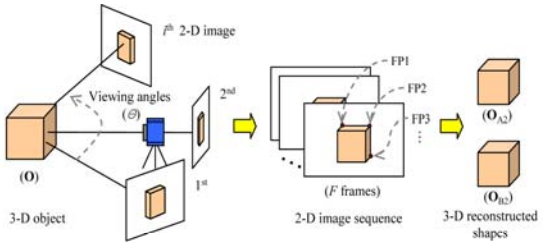
Open Access http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2016.20.3.527 print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(http://creativecommons.org/li-censes/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. 서 론

SfM은 컴퓨터 비전 분야에서 오랜 기간 동안 다양한 방법으로 연구되고 있는 테마 중 하나이다[1-3]. 2차원 영상으로부터 3차원 형상 복원과 관련한 응용 분야 또한 매우 다양하지만 아직까지 3차원 형상 복원에 대한 신뢰도는 만족스럽지 못하다. 구체적인 이유는 형상과 모션에 대한 추정이 합리적으로 보일지라도, 실제 추정 결과는 현실적으로 측정 데이터에 포함된 불확실성(noise)으로 인해 왜곡이 발생되기 때문이다. 이렇게 대상으로부터 얻을 수 있는 데이터가 완벽할 수 없기 때문에 SfM의 모호성의 원인분석에 관한 다양한 연구들[4-14]이 진행되고 있고, 특히 형상과 모션을 추정하기 위해서 통계학적 최적화 알고리즘들[15-17]이 연구되고 있다. 대표적인 알고리즘이 Tomasi와 Kanade의 행렬인수분해 접근 방법[16]이다. 이들 알고리즘은 관측시야각이 넓고 특징점이 많은 영상 프레임을 이용할 경우에는 복원 성능의 정확성을 유지지만 관측시야각이 좁을 경우에는 유효하지 않는 문제점이 있다.

본 논문은 카메라의 기하학적 촬영 구성 요소에 제한받지 않고 관측행렬의 불확실성을 정량적으로 추정할 수 있는 새로운 방법을 제안한다. 본 연구의 목적은 3차원 복원의 정확성을 높이기 위함이고, 이러한 복원의 정확성은 카메라 구성 요소 중 관측시야각 범위와 영상 프레임 수에 따라 민감한 영향을 끼칠 수 있다는 가정을 기반으로 한다.



		Case A (θ = 90°, F=10)			Case B (θ = 30°, F=10)		
		True position $\mathbf{A}_i$=(x_i, y_i)	Noisy position $\mathbf{A}_i$=(x'_i, y'_i)	Noise △W $\|\mathbf{A}_i$-$\mathbf{A}_i\|^2$	True position $\mathbf{B}_i$=(x_i, y_i)	Noisy position $\mathbf{B}_i$=(x'_i, y'_i)	Noise △W $\|\mathbf{B}_i$-$\mathbf{B}_i\|^2$
2-D	FP1	(52.2, 110.9)	(209.4, 110.3)	0.6324	(140.2, 209.1)	(205.4, 110.7)	0.6324
	FP2	(44.6, 110.4)	(201.1, 110.0)	0.6403	(177.3, 201.7)	(317.6, 113.2)	0.5830
	FP3	(52.1, 210.2)	(249.3, 210.4)	0.2236	(190.9, 249.3)	(317.2, 213.5)	0.7280
	…	…	…	…	…	…	…
				δW =‖△W‖			δW =‖△W‖
3-D		$\mathbf{O}_{A1}$	$\mathbf{O}_{A2}$	E_{3D}	$\mathbf{O}_{B1}$	$\mathbf{O}_{B2}$	E_{3D}

• Query 1 : how high is the noise level ? δW
• Query 2 : which is better, case A or case B? diff($\mathbf{O}$-$\mathbf{O}_{A2}$) < diff($\mathbf{O}$-$\mathbf{O}_{B2}$)

Fig. 1 System configurations

그림 1은 본 논문에서 다루고자 하는 복원의 모호성에 관한 간단한 예이다.

Ⅱ. 관측행렬의 불확실성

일반적으로 복원의 불확실성은 다음과 같이 3가지 종류가 있다. 첫 번째는 카메라의 모션과 객체의 형상을 분리하면서 발생되는 가장 기본적인 좌표계(coordinate system)의 모호성, 두 번째는 원근(perspective) 카메라에 대한 스케일(scale) 모호성과 정사(affine) 카메라에 대한 깊이(depth) 모호성, 그리고 세 번째는 직교 카메라에서 객체의 깊이와 회전 각도 사이에서 발생되는 바스-릴리프(bas-relief)의 모호성이 있다[13]. 본 논문에서는 이들 불확실성 중 관측행렬의 좌표계의 불확실성 분석에 대해서 포커스를 한다.

2.1. 문제 제기

불확실성을 분석하는 궁극적인 목표는 복원 성능을 예측하고 오차를 최소화하는 것이다. 실제 측정된 특징점은 저해상도 및 잡음에 의해 불확실성이 잠재되어 있고, 이들로 구성된 관측행렬은 SfM의 모호성 문제를 유발하게 된다. 따라서 복원의 정확성을 높이기 위해서는 관측행렬의 불확실성에 대한 정확한 정량적 추정이 필수적이다.

실제 관측행렬을 구성하는 기본 요소는 ground truth 관측행렬 $\mathbb{W}$, 잡음이 포함된 관측행렬 $\widetilde{\mathbb{W}}$, 그리고 영상 좌표의 섭동행렬 $\Delta\mathbb{W}$ 3가지로 구분할 수 있다. 따라서 측정된 관측행렬의 수학적 모델링은 $\widetilde{\mathbb{W}}=\mathbb{W}+\Delta\mathbb{W}$와 $\|\Delta\mathbb{W}\|\simeq\delta W$로 정의할 수 있다. 여기서 $\|\bullet\|$는 Frobenious norm을 의미하고, 섭동행렬 $\Delta\mathbb{W}$은 SfM의 모호성을 유발하는 좌표계의 불확실성 정보이다. 그리고 δW은 불확실성에 대한 섭동행렬 $\Delta\mathbb{W}$의 잡음레벨을 의미한다.

행렬인수분해 방법[16]은 유클리디언 공간에서 F개의 영상 프레임 상에 P개의 특징점이 2차원 정사 투영될 때, SVD(Singular Value Decomposition)과 rank3 이론을 이용한 3차원 형상 $\tilde{\mathbb{S}}$와 모션 $\widetilde{\mathbb{M}}$을 복원하는 방법을 소개했다. 우리는 이러한 기본 행렬인수분해 기법에 카메라 촬영 구성 요소를 추가해서 관측행렬과 3차원 복원의 관계를 다음 식(1),(2)와 같이 정의한다.

$$f:\left(\widetilde{\mathrm{W}}_{2F\times P}\right)\Rightarrow\left(\tilde{\mathrm{S}}_{3\times P},\ \widetilde{\mathrm{M}}_{2F\times 3},\ F,\ \theta\right) \quad (1)$$

$$g:\left(\widetilde{\mathrm{W}}_{2F_i\times P},\ F_i,\ \theta_i\right)\Rightarrow\left(E_{3D},\ \hat{\mathrm{S}}_{3\times P},\ \widehat{\mathrm{M}}_{2F_i\times 3}\right) \quad (2)$$

for $F_i\in\{3,4,...,i\}$, $\theta_i\in\{1,2,...,i\}$

여기서 F, θ, 그리고 P는 영상 프레임 수, 관측시야각, 그리고 특징점 수를 각각 나타낸다. 함수 f는 영상 프레임 수 F와 관측시야각 θ의 카메라 구성요소를 갖는 관측행렬 $\widetilde{\mathrm{W}}$로부터 3차원 형상 $\tilde{\mathrm{S}}$와 모션 $\widetilde{\mathrm{M}}$을 분리하기 위한 것이다. 그리고 함수 g는 부분 영상 프레임 F_i와 부분 관측시야각 θ_i에 따라 변화되는 3차원 복원 형상 $\hat{\mathrm{S}}$와 모션 $\widehat{\mathrm{M}}$의 오차 E_{3D}를 얻기 위한 것이다. 이때 F_i는 정사 SVD 행렬인수분해의 rank3이론으로 인해 세 번째부터 i번째까지 영상 프레임의 개수이고, θ_i는 첫 번째부터 i번째까지의 관측시야각이다.

우리의 임무는 관측행렬이 주워질 때 카메라 구성요소 F와 θ그리고 상대적 3차원 복원 오차 E_{3D}^{R}에 의해 영상 좌표 상의 불확실성 잡음 레벨 δW을 추정하는 것이다. 기존 방법과는 달리, 제안한 방법은 부가적이고 복잡한 확률적 접근 없이 다음 식(3),(4)와 같이 카메라 구성만으로 잡음 추정을 유도한다.

$$p:\left(\tilde{\mathrm{S}}_{3\times P},\ \widetilde{\mathrm{M}}_{2F\times 3},\ \hat{\mathrm{S}}_{3\times P},\ \widehat{\mathrm{M}}_{2F_i\times 3}\right)\Rightarrow\left(E_{3D}^{R}\right) \quad (3)$$

$$q:\left(\tilde{\mathrm{S}}_{3\times P},\ \widetilde{\mathrm{M}}_{2F\times 3},\ F,\ \theta,\ E_{3D}^{R}\right)\Rightarrow(\delta W) \quad (4)$$

여기서 함수 p는 F개의 영상 프레임에 대한 형상 $\tilde{\mathrm{S}}$와 모션 $\widetilde{\mathrm{M}}$, 그리고 F_i에 대한 형상 $\hat{\mathrm{S}}$와 모션 $\widehat{\mathrm{M}}$으로부터 상대적 3차원 복원 오차 E_{3D}^{R}을 얻기 위한 것이다. 그리고 함수 q는 식(1), (2), 그리고 (3)으로부터 불확실성 잡음레벨 δW을 얻기 위한 것이다.

2.2. 오차 평가

본 연구에서 다루어지는 오차 평가는 2차원 관측행렬의 불확실성과 3차원 형상 복원의 정확도 측정에 관한 것이다. 먼저 2차원 관측행렬의 불확실성 평가 식은 크기가 $2F\times P$인 잡음행렬 $\widetilde{\mathrm{W}}$에 대한 ground truth 행렬 W가 주워질 때 다음 식(5)와 같이 정의된다. 실제 ground truth 행렬 W가 미지수 이므로 E_{2D}는 불확실성 δW의 추정 성능의 평가 척도로 이용된다.

$$E_{2D}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{2F\times P}\|\mathrm{W}-\widetilde{\mathrm{W}}\|^2}{2F\times P}} \quad (5)$$

3차원 형상과 모션의 정확도 평가 식은 잡음이 포함된 관측행렬 $\widetilde{\mathrm{W}}$로부터 복원된 3차원 섭동 특징점 $\widetilde{\mathrm{P}}^i$과 ground truth 행렬 W로부터 복원된 3차원 특징점 P^i가 주워질 때 다음 식(6)과 같이 정의한다.

$$E_{3D}=\underset{\mathrm{R},\mathrm{T}}{argmin}\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}\|\left(\mathrm{R}\cdot\widetilde{\mathrm{P}}_i+\mathrm{T}\right)-\mathrm{P}_i\|^2}{N}} \quad (6)$$

여기서 N은 특징점 개수이고, R과 T는 회전행렬과 천이벡터를 나타낸다.

Ⅲ. 제안한 불확실성 추정 방법

이 장에서는 카메라 촬영 구성과 상대적 3차원 복원 오차의 관계를 이용해서 불확실성 추정을 위한 매개변수를 정의하고 그 모호성을 해석한다.

3.1. 카메라 구성과 3차원 복원 오차의 관계

카메라 구성 요소인 관측시야각의 범위와 그 때 이용된 영상 프레임 수에 따라서 3차원 복원의 정확성에 영향을 끼치는 정도를 실험적으로 확인하기 위해 그림 2의 4개 합성 객체를 평가에 이용한다.

(a) (b) (c) (d)

Fig. 2 Synthetic objects (a) object1 (b) object2 (c) object3 and (d) object4

3차원 특징점은 정사 카메라 시스템에서 2차원 영상 프레임 상에 각각 투영되고, 이때 투영된 특징점은 평균이 zero인 가우시안 잡음이 내포된다.

그림 3은 관측시야각과 영상 프레임에 따른 복원 오차 E_{3D}와의 관계를 나타낸 그래프이다. 관측시야각에

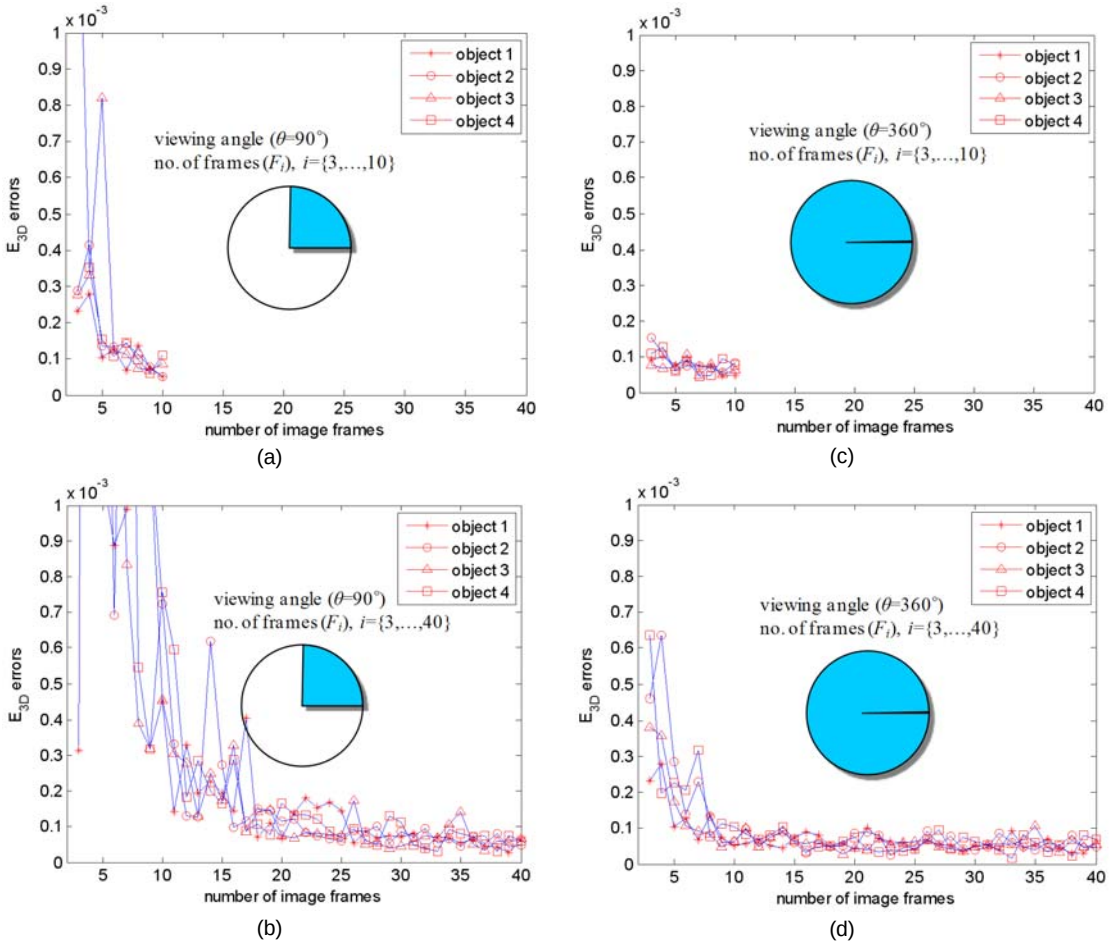


Fig. 3 E_{3D} errors by the number of image frames and the viewing angles (noise std = 0.01) (a) F=10 and θ=90°(b) F=40 and θ=90°(c) F=10 and θ=360° (d) F=40 and θ=360°

대해서는 그림 3(a),(b)가 90°, 그림 3(c),(d)가 360°로 설정되었다. 그리고 영상 프레임에 대해서는 그림 3(a),(c)가 10장, 그림 3(b),(d)가 40장으로 설정되었다. 그림 3(a),(c)는 영상 프레임 수는 같지만 관측시야각이 서로 다르다.

복원의 안정성은 시야각이 클 경우에 적은 영상 프레임일 경우에도 사실상 유지를 하고 있음을 알 수 있다. 또한 그림 3(b),(d) 역시 유사한 경향임을 확인할 수 있다. 즉 영상 프레임 수가 제한적일 때 시야각이 크면 클수록 보다 복원의 정확성이 높다는 것을 의미한다. 이들의 관계는 다음 식(7)과 같이 나타낼 수 있다.

$$g_{\Delta\theta} : \left(\widetilde{\mathbf{W}}_{2F\times P},\ F,\ \theta \pm \Delta\theta\right) \Rightarrow \left(E_{3D} \mp \Delta E_{3D},\ \tilde{\mathbf{S}}_{3\times P},\ \widetilde{\mathbf{M}}_{2F\times 3}\right) \quad (7)$$

여기서 $\Delta\theta$와 ΔE_{3D}는 가변 시야각과 그에 따른 3차원 복원 에러의 변화량이다.

그림 3(a),(b)는 관측시야각은 같지만 영상 프레임 수가 서로 다르다. 복원의 안정성이 영상프레임 수가 많을 경우에 증가함을 확인 할 수 있다. 또한 그림 3(c),(d) 역시 유사한 경향임을 확인할 수 있다. 이러한 사실은 영상 프레임 수가 많을수록 복원의 정확도가 높아진다는 것을 의미한다. 이들의 관계는 다음 식(8)과 같이 나타낼 수 있다.

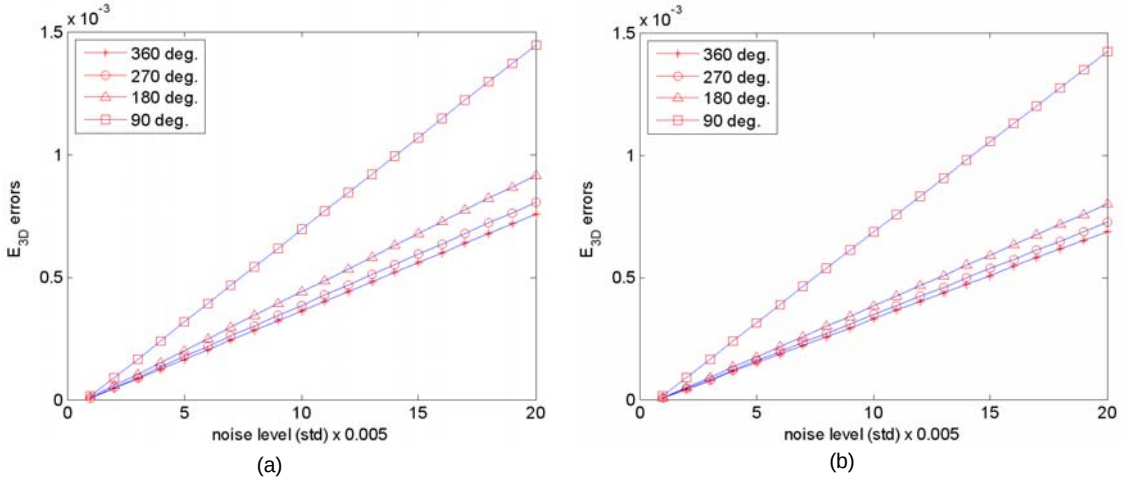


Fig. 4 E_{3D} errors by Gaussian noise with the variable viewing angles(90°, 180°, 270°, 360°) when image frame(40). (a) object1 (b) object3

$$g_{\Delta F}:\left(\widetilde{\mathbf{W}}_{2\Delta F\times P},\ F\pm\Delta F,\ \theta\right) \Rightarrow\left(E_{3D}\mp\Delta E_{3D},\ \hat{\mathbf{S}}_{3\times P},\ \widehat{\mathbf{M}}_{2\Delta F\times 3}\right) \quad (8)$$

여기서 ΔF는 가변 영상 프레임 수이다.

3.2. 잡음 추정을 위한 매개변수 정의

불확실성을 추정하기 위해 카메라 촬영 구성 요소와 관련한 3가지 매개변수를 정의한다.

A. 관측시야각

관측시야각에 따른 Gaussian 잡음과 복원 오차 E_{3D}와의 관계는 그림 4에 나타낸다. 영상 프레임 40장에 대해서 관측시야각은 90°, 180°, 270°, 360° 4가지 조건으로 설정하였다. 동일한 관측시야각에서는 Gaussian 잡음 대비 복원 오차 E_{3D}의 상관관계는 항상 일정하다는 것을 알 수 있다. 따라서 관측시야각에 대한 매개변수 K는 다음 식(9)와 같이 유도할 수 있다.

$$K(\theta_i)=\left(\frac{\partial E_{3D}}{\partial N(F,\theta_i)}\right)\Big/\left(\frac{\partial E_{3D}}{\partial N(F,\theta)}\right) \quad (9)$$

여기서 $N(F,\ \theta)$는 영상 프레임 F와 시야각 θ에 대한 잡음 함수이다.

B. 영상 프레임

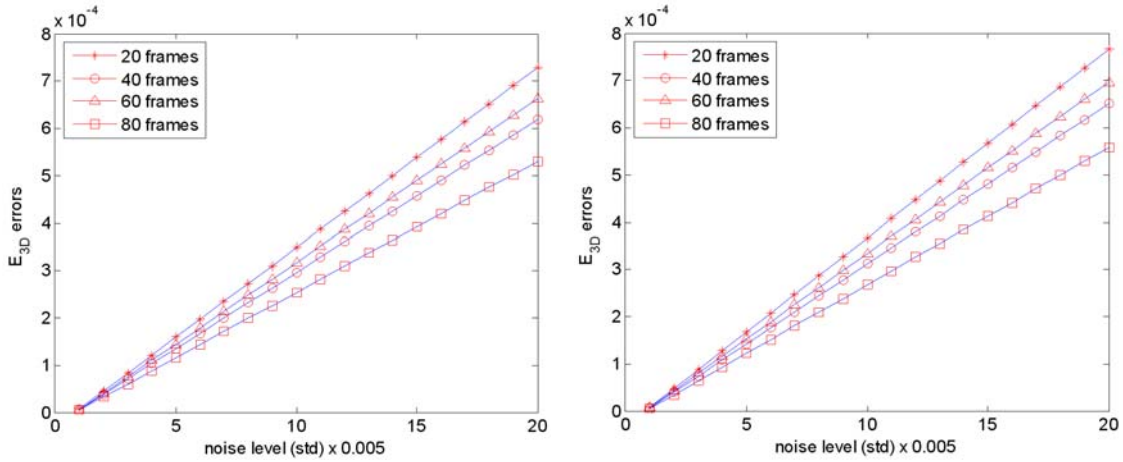
영상 프레임에 따른 Gaussian 잡음과 복원 오차 E_{3D}와의 관계 그림 5에 나타낸다. 관측시야각 360°에 대해서 영상 프레임은 20, 40, 60, 80장 4가지 조건으로 설정하였다.

동일한 영상 프레임 개수에서는 Gaussian 잡음 대비 복원 오차 E_{3D}의 상관관계는 항상 일정하다는 것을 알 수 있다. 따라서 영상 프레임에 대한 매개변수 I는 다음 식(10)와 같이 유도할 수 있다.

$$I(F_i)=\left(\frac{\partial E_{3D}}{\partial N(F_i,\theta)}\right)\Big/\left(\frac{\partial E_{3D}}{\partial N(F,\theta)}\right) \quad (10)$$

C. 상대적 3차원 복원 오차

SfM의 모호성을 유발하는 좌표계의 불확실성 정보 δW는 ground truth 정보를 알 수 없기 때문에 실제 측정할 수 없는 값이다. 이를 카메라 구성 요소로 추정하기 위해 상대적 3차원 복원 오차에 대한 매개변수를 적용할 것이다. 관측행렬의 전체 영상 프레임 F와 그 부분 영상 프레임 F_j 사이의 상대적 3차원 복원 오차 E_{3D}^{R}의 관계는 그림 6에 나타낸다. 관측시야각 360°, 영상 프레임 20, 40장에 대해서 상대적 3차원 복원 오차의 양상을 확인할 수 있다.



(a) (b)

Fig. 5 E_{3D} errors by Gaussian noise with the variable number of image frames(20, 40, 60, 80) when viewing angle(360°) (a) object1 (b) object3

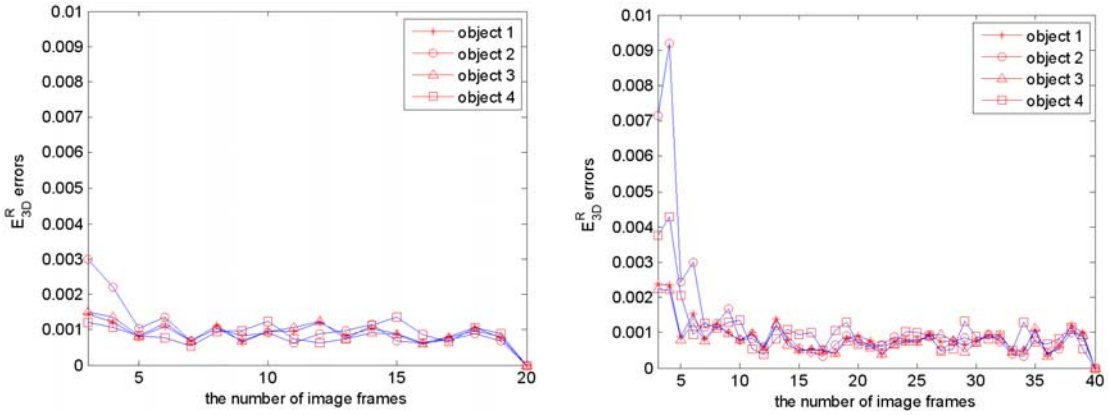
상대적 3차원 복원 오차 E_{3D}^{R}의 경향은 초기 영역이 매우 민감하고, 초기 영역을 제외한 대부분 영영에서는 안정성을 유지함을 알 수 있다. 따라서 우리는 안정된 후반부 영역 50%만을 유효한 데이터라고 가정하고, 다음 식(11)과 같이 안정 영역의 상대적 3차원 복원 오차 E_{3D}^{R}를 정의한다.

$$E_{3D}^{R} = \mathrm{mean}\left(\frac{E_{3D}(F_j) - E_{3D}(F)}{E_{3D}(F)}\right) \tag{11}$$

여기서 F_j는 부분 영상 프레임 F_j중 안정한 영역의 영상 프레임이고, $j = \{F/2, F/2+1, \cdots, F\}$이다.

3.3. 잡음 레벨 추정

상기 3.2장에서 정의된 3개의 매개변수 I, K, 그리고 E_{3D}^{R}을 적용하여 우리는 다음 식(12)와 같이 관측행렬의 잡음 레벨을 정량적으로 추정 식을 유도할 수 있다.



(a) (b)

Fig. 6 Relative E_{3D}^{R} errors with viewing angle(360°) and Gaussian noise(std=0.1) (a) F=20 (b) F=40

$$Estimation = E_{3D}^{R}\left(\frac{\sigma_{\max} - \sigma_{\min}}{I_p \cdot K_p \cdot \delta(1-0.1)}\right) \qquad (12)$$

여기서 $I_p = \mathrm{mean}(I_u + I_g)$이고 $K_p = \mathrm{mean}(K_u + K_g)$이다. 첨자 p, u, 그리고 g는 Pseudo, Uniform 그리고 Gaussian noise를 각각 나타낸다. 그리고 σ는 허용 오차 범위이고, δ는 영상 프레임 20장, 관측시야각 360°, 잡음 표준편차 1일 때의 바이어스 복원 오차이다. 제안한 잡음 추정 알고리즘의 전체적인 흐름도는 그림 7과 같다.

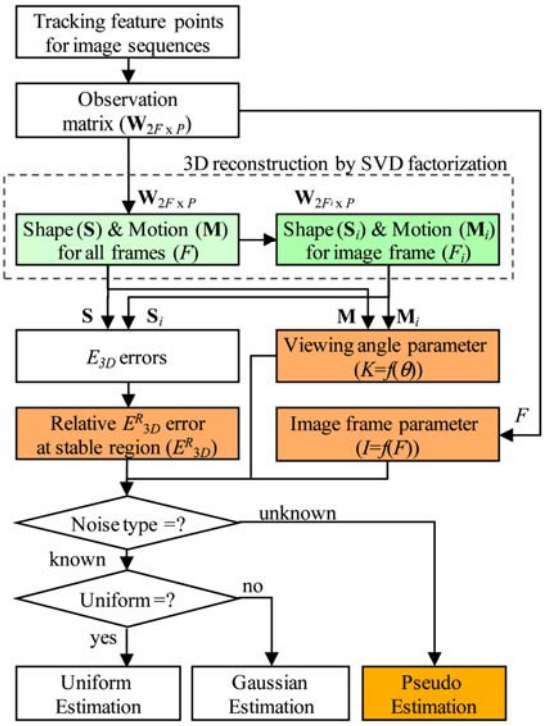


Fig. 7 Block diagram of our algorithm

Ⅵ. 시뮬레이션 및 결과

3차원 공간상에서 합성 객체 영상과 카메라 위치는 그림 8처럼 배치된다. 모든 합성 영상은 한 변의 크기가 1[unit]이고 카메라와의 거리가 2.5[unit]이다. 각 객체는 특징점이 코너에 위치되고, 그 특징점은 정사 카메라에 의해 2차원 영상에 투영되며 투영된 각각의 특징점에는 잡음이 분포한다.

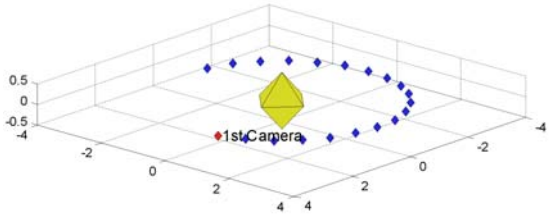


Fig. 8 Example of camera configuration with 270° viewing angle and 20 image frames

관측행렬의 불확실성 추정성능을 검증하기 위해서, 평가 조건은 그림 2의 4개 객체에 대해 관측시야각과 영상 프레임 개수를 다양하게 조합하여 설정한다. 표 1은 제안한 알고리즘으로 다양한 카메라 촬영 구성에 따른 불확실성을 추정한 결과이다. 평균 추정 정확도는 known 잡음 유형에 대해서 95.09%이고, known 잡음 유형에 대해서는 84.51%이다.

Table. 1 Accuracy of noise level estimation under known and unknown noise type (the mean 20 times per object)

	θ	F	for known noise	for unknown noise
object1	270	80	93.60%	77.30%
object2	180	60	92.56%	82.52%
object3	360	40	96.10%	90.34%
object4	90	20	98.12%	87.87%
average	-	-	95.09%	84.51%

그림 9는 불확실성 추정 결과의 그래프를 각각 나타낸다. 그림 9(a)는 known 잡음, 그림 9(b)는 unknown 잡음 유형에 대한 피사체별 실험 결과이다. 실제 잡음 레벨은 실선으로 나타냈고, 그 추정 오차는 편차 막대로 표시하였다. 이러한 결과에 따라, 카메라 촬영 구성 요소만으로 관측행렬의 불확실성에 대해서 우수한 추정 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다. 이는 3차원 복원 오차를 최소화하기 위한 최적의 카메라 구성을 적극적으로 설정할 수 있다는 사실을 뒷받침한다.

Ⅴ. 결 론

본 논문은 관측시야각과 영상 프레임 수를 이용해 SVD 행렬인수분해에 내재된 근본적인 좌표계 모호성

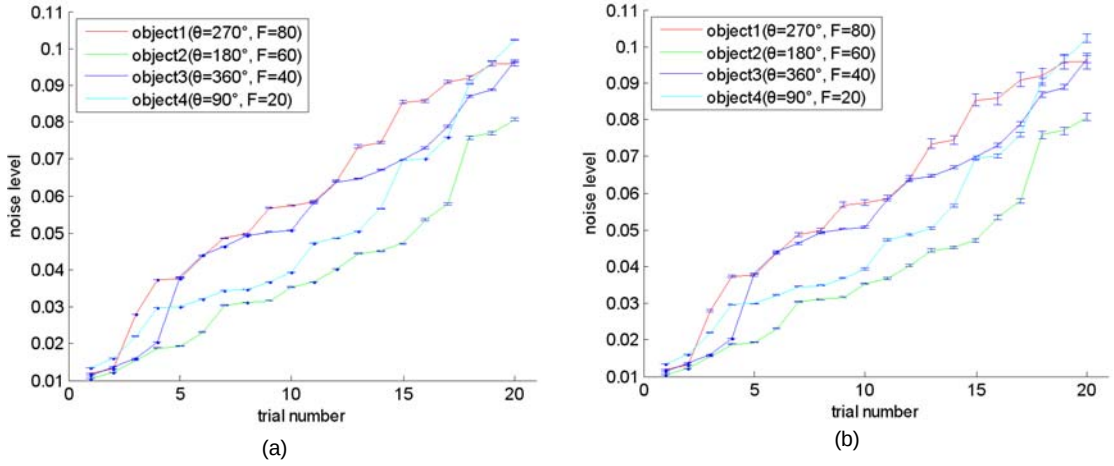


Fig. 9 The results for noise estimation for various camera imaging configurations (a) known noise type (b) unknown noise type

과 불확실성을 분석하는 방법을 제안하였다. 실험결과 카메라 촬영 구성 요소만으로 관측행렬의 불확실성에 대해서 우수한 추정 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다. 특히 카메라의 다양한 촬영 조건에 대해서 유효성이 있음을 검증하였다.

향후 연구에서는 잡음 영향 하에서 보다 정확하게 3차원 복원된 형상을 얻기 위해 촬영 전에 최적의 카메라 촬영 구성을 가이드하고 설정하는 방법을 연구할 것이다.

REFERENCES

[1] C. Wu. "Towards linear-time incremental structure from motion," In *Proceeding of 2013 International Conference on 3D Vision*, pp.127-134, Seattle, USA, Jun. 2013.

[2] P. A. Beardsley, A. Zisserman, and D. W. Murray, "Sequential updating of projective and affine structure from motion," *International Journal of Computer Vision*, vol.23, no.3, pp.235-259, Jun.-Jul. 1997.

[3] J. Heller, M. Havlena, M. Jancosek, A. Torii, and T. Pajdla, "3D Reconstruction from Photographs by CMP SfM Web Service," In *Proceeding of 14th IAPR International Conference on Machine Vision Applications*, Tokyo, Japan, pp. 30-34, May, 2015.

[4] M. Jancosek and T. Pajdla. "Multi-view reconstruction preserving weakly-supported surfaces," In *Proceeding of 2011 IEEE Conference on CVPR*, pp. 3121–3128, New York, USA, Jun. 2011.

[5] B. Triggs, P. McLauchlan, R. Hartley, and A. Fitzgibbon: "Bundle adjustment－A modern synthesis, in Vision Algorithms: Theory and Practice," *Lecture Notes in Computer Science*, Springer-Verlag, vol.1883, pp.298-372, Jan. 2000.

[6] J. Oliensis. "The least-squares error for structure from infinitesimal motion," *International Journal of Computer Vision*, vol.61, no.3, pp.259-299, Feb. 2005.

[7] Zhaohui Sun, Visvanathan Ramesh, A. Murat Tekalp, "Error Characterization of the Factor-ization method," *Computer Vision and Image Understanding*. vol.82, no2, pp.110-137, Nov. 2001.

[8] M. Spetsakis, "Models of statistical visual motion estimation," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol.60, no.3, pp.300-312, Nov. 1994.

[9] K. Daniilidis and H.-H. Nagel, "Analytical results on error sensitivity of motion estimation from two views," *Image and Vision Computing*, vol.8, no.4, pp.297-303, Nov. 1990.

[10] A. Chiuso, R. Brockett, and S. Soatto. “Optimal structure from motion:Local ambiguities and global estimates,” *International Journal of Computer Vision*, vol.39, no.3, pp.195-228, Sep. 2000.

[11] G.-S.J. Young and R.: Chellappa, "Statistical analysis of inherent ambiguities in recovering 3-d motion from a noisy flow field," *IEEE Transactions on PAMI*, vol.14, no.10, pp.995- 1013, Oct. 1992.

[12] K. Kanatani, "Unbiased estimation and statistical analysis of 3-d rigid motion from two views," *IEEE Transactions on PAMI*, vol.15, no.1, pp.37-50, Jan. 1993.

[13] R. Szeliski and S. B. Kang, "Shape ambiguities in structure-from-motion," *IEEE Transactions on PAMI*, vol.19, no.1, pp.506-512, May 1997.

[14] J. Oliensis, "A New Structure-from-Motion Ambiguity," *IEEE Transactions on PAMI*, vol.22, no.7, pp.685-700, Jul. 2000.

[15] J. Weng, N. Ahuja, and T.S. Huang, "Optimal motion and structure estimation," *IEEE Transactions on PAMI*, vol.15, no.9, pp.864-884, Sep. 1993.

[16] C. Tomasi and T. Kanade, "Shape and motion from image streams under orthography: A factorization method," *International Journal of Computer Vision*, vol.9, no.9, pp.137- 154, Nov. 1992.

[17] R. Szeliski and S. B. Kang, "Recovering 3D shape and motion from image streams using nonlinear least squares," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 5, no.1, pp10-28, Mar. 1994.

고성식(Sung-shik Koh)

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