

논문 2007-44SP-4-1

정사투영된 2차원 영상과 복원된 3차원 형상의 기하학적 관계 분석

(Analysis of Geometrical Relations of 2D Affine-Projection Images and
Its 3D Shape Reconstruction)

고 성 식*, 티 티 진**, 히로미츠 하마**

(Sung Shik Koh, Thi Thi Zin, and Hiromitsu Hama)

요 약

본 논문은 정사투영 카메라로부터 얻어진 2차원 영상으로부터 복원된 3차원 형상과의 기하학적 관계를 분석한다. 본 연구의 목적은 2차원과 3차원 관계를 기하학적으로 분석함으로써 잡음에 강인한 3차원 형상 복원에 기여하기 위함이다. 만약 3차원 형상 복원 시 특징점이 손실되지 않고 잡음이 존재하지 않는다면 3차원 형상복원은 고유치 행렬인수분해로 정확하게 얻을 수 있다. 그렇지만 실제 촬영된 피사체의 일부가 보이지 않는 오클루션 또는 낮은 해상도 등의 영향으로 인해, 피사체의 특징점 일부가 손실된 경우는 고유치 행렬인수분해의 계산적 문제가 발생되어 정확한 3차원 복원을 할 수 없게 된다. 더욱이 추출된 특징점에 잡음이 포함될 경우는 복원된 3차원 형상 역시 그 섭동 영향을 받게 된다. 본 연구는 이러한 잡음환경에서도 손실된 특징점을 정확히 유추하기 위해 2차원과 3차원 사이의 기하학적 특성을 분석하는데 포커스 한다.

Abstract

In this paper, we analyze geometrical relations of 3D shape reconstruction from 2D images taken under affine projection. The purpose of this research is to contribute to more accurate 3-D reconstruction under noise distribution by analyzing geometrically the 2D to 3D relationship. In situation for no missing feature points (FPs) or no noise in 2D image plane, the accurate solution of 3D shape reconstruction is known to be provided by Singular Value Decomposition (SVD) factorization. However, if several FPs not been observed because of object occlusion and image low resolution, and so on, there is no simple solution. Moreover, the 3D shape reconstructed from noise-distributed FPs is perturbed because of the influence of the noise. This paper focuses on analysis of geometrical properties which can interpret the missing FPs even though the noise is distributed on other FPs.

Keywords: 고유치 행렬인수분해, 정사투영, 3차원 형상복원, 손실된 특징점, 기하학적 분석

I. 서 론

컴퓨터비전 분야에서 고유치 행렬인수분해 방법(SVD)은 2차원 영상데이터 행렬을 이용해 3차원 형상과 카메라 위치를 복원하는데 널리 이용되고 있다. 실제 비디오 시퀀스에서는 피사체가 오클루션 또는 제한

된 촬영범위로 인해 모든 영상 프레임에 걸쳐 모두 투영되지 않는 경우가 많기 때문에 특징점이 손실되게 된다^[1-2]. Tomasi와 Kanade^[3]는 이러한 손실된 특징점을 복원하기 위해 고유치 행렬인수분해 방법을 기반으로 적용하였다. 즉 손실된 데이터를 포함하지 않은 서브행렬을 먼저 구성하고 점차적으로 행이나 열을 확장해 나가면서 손실데이터를 복원하는 방식이다. 그렇지만 손실된 데이터 요소를 포함하지 않은 최대 서브행렬을 찾아야 하는 NP-hard 문제점이 있다. Jacobs방법^[4]은 정사투영의 부분공간(subspace)의 상호관계로 손실 특징점의 문제를 다루고 있지만 잡음이 없는 환경에서만

* 정회원, 삼성테크윈
(Samsung Techwin Co., Ltd.)

** 오사카시립대학교
(Osaka City University)

접수일자: 2006년5월23일, 수정완료일: 2007년6월12일

좋은 결과를 얻을 수 있다. Guerreiro와 Aguiar^[5]는 EM (Expectation-Maximization)과 TS(Two-Step) 반복 알고리즘을 제안하였다. 이러한 방법은 적은 반복횟수에서 최적 추정을 할 수 있지만, 적은 영상 시퀀스에 대해서는 손실된 특징점을 추정하기 어렵다. Shum방법^[6]은 랜덤 행렬을 이용하여 손실 데이터를 간접적으로 만들어서 테스트했지만 로컬 해로 수렴하는 경향이 종종 있다. McLauchlan^[7]과 Soatto^[8]은 필터링을 이용하여 접근하는 방법을 제안하였다. 이들 방법 역시 손실된 데이터가 존재할 경우 대부분 로컬 해로 수렴하는 경향이 있다. Hartley^[9]는 Levenberg-Marquardt 알고리즘을 이용해 원근투영 3차원 복원 알고리즘을 제안했지만 초기조건이 정확해야 하는 제약이 따른다. 위에서 언급한 알고리즘들은 모두 손실된 특징점을 해결하기 위한 방법이지만 이들 방법들은 잡음의 영향을 고려하지 않은 통계학적 접근방법이나 선형 접근방법을 이용하고 있다. 본 논문은 기존의 방법들과는 달리 컴퓨터비전 분야 중 특히 정확한 3차원 복원에 기여하기 위해 새롭게 2차원과 3차원 사이의 기하학적 특성을 분석한다. 제안한 알고리즘은 잡음영향에서도 손실 특징점을 직접 해석할 수 있다는 장점이 있다.

II. 기하학적 특성

3차원 형상 복원 평가에 대한 가장 큰 제약은 실제 3차원 형상정보(ground truth)를 알 수 없기 때문에 실제 3차원 형상과 복원된 3차원 형상을 정확히 비교할 수 없다는 것이다. 더욱이 2차원 영상에서 추출된 피사체의 특징점들 중 오직 한 개의 특징점에 잡음이 존재할 경우에도 복원된 3차원 형상의 모든 요소에 섭동이 발생된다는 것이다. 따라서 정확한 3차원 형상 복원의 평가를 위해 2차원 영상의 피사체와 복원된 3차원 형상 사이의 섭동 영향을 분석할 수 있는 3차원 오차공간을 새롭게 소개한다. 이 장의 구성은 먼저 3차원 오차공간을 구성하는 파라미터를 정의하고, 2차원 영상의 특징점 손실오차와 3차원 형상의 복원오차 사이의 기하학적 특성을 분석한다.

1. 3차원 오차공간

우선 2차원 영상평면과 3차원 복원공간 상의 새로운 파라미터를 각각 정의한 후, 이들 파라미터를 이용해 3차원 오차공간을 새롭게 정의한다. 2차원 영상평면 상에 손실된 특이점(p_m)이 존재할 경우, 정확한 특징점

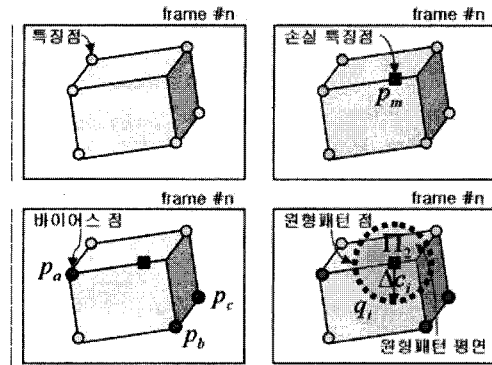


그림 1. 2차원 영상에서 손실 특징점, 바이어스점 그리고 원형패턴 점.

Fig. 1. Missing feature point, bias points, and circular pattern points on 2-D image plane.

(p_t)의 위치는 알 수 없기 때문에 초기 위치는 오차(Δe)를 포함한 근사적인 위치($p_t + \Delta e$)로 표현한다. 정확한 특징점을 얻기 위해, 동일한 영상 평면 상에서 이웃하는 3개 특징점(p_a, p_b, p_c)을 선택하고 이를 바이어스 점이라 부른다. 이때 바이어스 특징점은 손실된 특징점에 발생되는 섭동의 영향을 최소화하면서 차후에 설명될 3차원 오차공간의 파라미터를 형성하기 위한 중요한 기준점이 된다. 다음으로 손실된 특이점(p_m)을 중심으로 새롭게 원형패턴($r = \Delta c_i$)의 점(q_i)을 추가 생성한다. 이는 손실 특징점의 오차방향과 크기를 추정할 수 있는 경로로 이용된다. 이들의 파라미터는 2차원 영상평면 상에 그림 1과 같이 나타낸다. Π_2 는 q_i 로 구성된 원형패턴 평면이라 하고, $\overline{p_m q_i}$ 는 p_m 과 q_i 로 구성된 원형패턴 벡터라 한다.

2차원 영상의 손실 특징점(p_m), 3개의 바이어스 점(p_a, p_b, p_c) 그리고 원형패턴 점(q_i)는 그림 2와 같이 3차원 공간 상에 P_m^* 과 (P_a^*, P_b^*, P_c^*) , 그리고 Q_i^* 로 각각 복원된다. 여기서 기호(*)는 특징점에 포함된 오차로 인한 3차원 공간상의 섭동을 의미한다. 3차원 오차공간은 직교좌표계의 3차원 복원공간 상의 3개의 바이어스 점(P_a^*, P_b^*, P_c^*)과 특징점(P^*)과 거리를 직교좌표에 새로운 점벡터로 표현할 수 있는 좌표계로 그림 3과 같이 정의된다. 예를들면, 3차원 복원공간 상의 손실 특징점(P_m^*)과 3개의 바이어스 점(P_a^*, P_b^*, P_c^*)사이의 각각의 유클리디언 거리(L_a, L_b, L_c)가 얻어지면, 손실 특징점(P_m^*)은 3차원 오차공간 상에 식(1)과 같이 새로운 점벡터(p_m)로 변환된다.

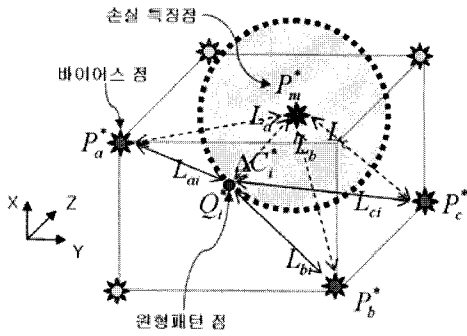


그림 2. 3차원 복원공간 상의 파라미터.
Fig. 2. Parameters on 3D reconstruction space.

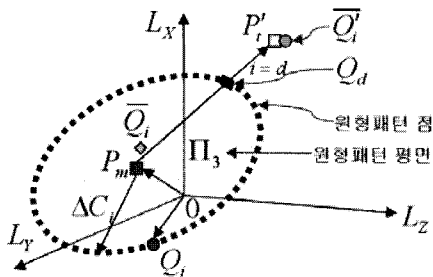


그림 3. 3차원 오차공간상의 파라미터.
Fig. 3. Parameters on 3D error space.

$$P_m = (L_A, L_B, L_C),$$

$$L_A = \|\overrightarrow{P_m^* P_a^*}\|, \quad L_B = \|\overrightarrow{P_m^* P_b^*}\|, \quad (1)$$

$$L_C = \|\overrightarrow{P_m^* P_c^*}\|.$$

3차원 복원공간 상의 Q_i^* 역시 동일한 방법으로 다음 식(2)와 같이 3차원 오차공간 상의 점벡터로 변환된다.

$$Q_i = (L_{ai}, L_{bi}, L_{ci}),$$

$$L_{ai} = \|\overrightarrow{Q_i^* P_a^*}\|, \quad L_{bi} = \|\overrightarrow{Q_i^* P_b^*}\|, \quad (2)$$

$$L_{ci} = \|\overrightarrow{Q_i^* P_c^*}\|, \quad i = \{1, 2, \dots, Z\}.$$

Π_3 는 3차원 오차공간 상의 Q_i 로 구성된 원형패턴 평면이고, $\overrightarrow{P_m Q_i}$ 는 P_m 과 Q_i 로 구성된 원형패턴 벡터이다. 이렇게 정의된 3차원 오차공간은 섭동의 영향을 상대적으로 대처할 수 있는 공간으로 이용된다.

2. 두개의 래퍼런스 평면 Π_2 와 Π_3 사이의 기하학적 특성

2차원의 특징점과 3차원 복원된 특징점의 각각의 오차벡터는 카메라 축에 서로 수직이고, 크기와 방향은 근사적으로 일치한다. 이러한 근거로, 두 래퍼런스 평면

Π_2 와 Π_3 사이의 관계를 2차원 평면영상과 3차원 오차공간 상에서 다음과 같이 분석할 수 있다.

평면성: Π_2 상에 래퍼런스 벡터가 존재하기 때문에, Π_3 상의 래퍼런스 벡터의 집합 역시 평면을 구성한다.

$$\Pi_2 = \{\overrightarrow{p_m q_i}, i = 1, 2, \dots, Z\}, \quad (3)$$

$$\Pi_3 = \{\overrightarrow{P_m Q_i}, i = 1, 2, \dots, Z\}. \quad (4)$$

유사성: 만약 평면 Π_2 상에 래퍼런스 점이 원형패턴으로 분포한다면, Π_3 상에 래퍼런스 점 역시 원형패턴과 아주 근사한 타원패턴으로 분포한다.

$$\{q_i\}: \Pi_2 \text{ 상의 원형패턴} \quad (5)$$

$$\{Q_i\}: \Pi_3 \text{ 상의 타원패턴} \quad (6)$$

대칭성: 만약 Π_2 상에 두 래퍼런스 벡터가 p_m 을 중심으로 대칭적으로 존재한다면, Π_3 상에 두 래퍼런스 벡터 역시 대칭적으로 존재한다.

$$\overrightarrow{p_m q_1} \equiv -\overrightarrow{p_m q_2} \leftrightarrow \overrightarrow{P_m Q_1} \equiv -\overrightarrow{P_m Q_2}. \quad (7)$$

크기: 만약 Π_2 상에 두 래퍼런스 벡터가 서로 크기가 다르고 같은 방향으로 위치한다면, Π_3 상의 두 래퍼런스 벡터의 크기와 각도의 비율 역시 비례적으로 위치한다.

$$\|\overrightarrow{p_m q_1}\| < \|\overrightarrow{p_m q_2}\| \leftrightarrow \|\overrightarrow{P_m Q_1}\| < \|\overrightarrow{P_m Q_2}\| \quad (8)$$

$$\frac{\|\overrightarrow{p_m q_1}\|}{\|\overrightarrow{p_m q_2}\|} \equiv \frac{\|\overrightarrow{P_m Q_1}\|}{\|\overrightarrow{P_m Q_2}\|} \quad (9)$$

각도: 만약 Π_2 상에 3개의 래퍼런스 벡터가 각각 다른 각도로 배열된다면, Π_3 상에 3개의 래퍼런스 벡터 역시 유사하게 배열되고, 벡터의 크기와 각도의 비례관계도 유지된다.

$$\angle q_1 p_m q_2 < \angle q_1 p_m q_3$$

$$\leftrightarrow \angle Q_1 P_m Q_2 < \angle Q_1 P_m Q_3. \quad (10)$$

위의 사실은 다음 장에서 원형패턴 평면 Π_2 와 Π_3 사이의 기하학적 특성들을 이용한 손실 특징점의 추정의 예를 통해서 검증된다.

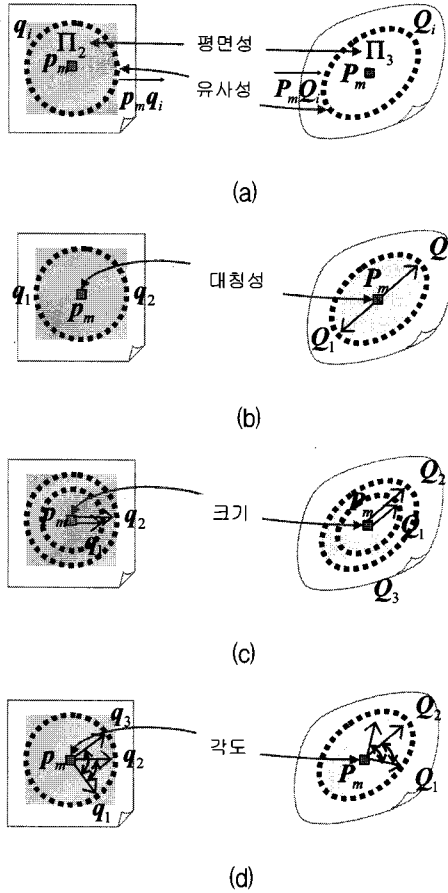


그림 4. Π_2 와 Π_3 사이의 기하학적 특성. (a) 평면성과 유사성, (b) 대칭성, (c) 크기, 그리고 (d) 각도.

Fig. 4. Geometrical properties between Π_2 and Π_3 . (a) plane and pattern, (b) simmetry, (c) amplitude, and (d) angle.

III. 실험결과 분석

이 장에서는 제안한 기하학적 특성 분석에 대한 정확성을 검증하기 위해, II장에서 제시한 평면성, 유사성, 대칭성, 크기, 각도에 대한 기하학적 특성을 다음 식을 이용해 평가하였다.

$$\mathcal{J}_1 = \sum_{i=1}^Z \min_{Q \in \Pi_3} \| Q_i - Q \|, \quad (11)$$

$$\mathcal{J}_2 = \sum_{i=1}^Z \min_{Q \in \zeta} \| Q_i - Q \|, \quad \zeta = \text{ellipse}, \quad (12)$$

$$\mathcal{J}_{31} = \sum_{i=1}^{Z/2} \left\| \frac{\overrightarrow{P_m Q_{i_a}}}{\overrightarrow{P_m Q_{i_b}}} - 1 \right\| \quad (13)$$

$$\mathcal{J}_{32} = \sum_{i=1}^{Z/2} (\angle Q_{i_a} P_m Q_{i_b} - \pi), \quad i_b = i_a + \frac{Z}{2}, \quad (14)$$

$$\mathcal{J}_4 = \sum_{i=1}^Z \left\| \frac{\overrightarrow{P_m Q_{i_a}}}{\overrightarrow{P_m Q_{i_b}}} \sqrt{\frac{\overrightarrow{P_m Q_{i_a}}}{\overrightarrow{P_m Q_{i_b}}}} - 1 \right\|, \quad (15)$$

$$\mathcal{J}_5 = \sum_{i=1}^{Z-1} \left(\angle Q_i P_m Q_{i+1} - \frac{2\pi}{Z} \right). \quad (16)$$

그림 5는 3차원 실제공간 상의 정사투영 카메라의 위치와 큐브 객체를 보여준다. 큐브의 크기는 1x1x1[unit]이고, 8개의 꼭지점을 특징점으로 이용한다. 모든 특징점은 180도의 촬영범위 내에서 20개의 영상 프레임으로 정사투영된다. 큐브와 카메라의 거리는 2.5[unit] 떨어진 중심에 위치한다. 카메라는 모두 큐브의 중심을 향해 설치된다. 손실된 특징점(p_m)을 분석하기 위해 이용된 원형패턴 점들($q_i, i = 1, 2, \dots, 20$)은 반지름(Δc_i)을 0.3[unit]으로 설정하고, 실제 원 특징점의 위치(p_i)는 알 수 없기 때문에 손실 특징점의 근사적 위치($p_i + \Delta e$)을 중심으로 동일한 각도로 배치시킨다. 제안한 알고리즘은 원형패턴 점이 3개 이상 존재하면 기하학적 특성을 이용할 수 있기 때문에 개수의 제한은 없

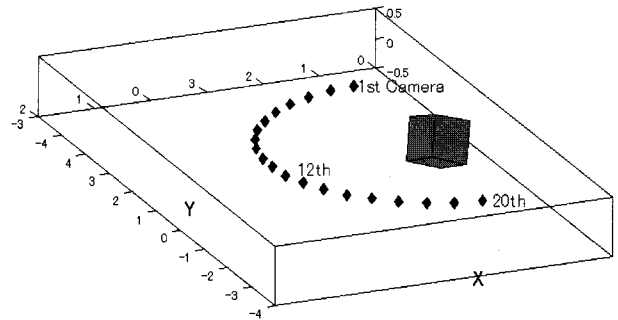


그림 5. 3차원 실제공간 상의 큐브와 카메라 위치
Fig. 5. A cube and camera configuration on 3-D real world.

표 1. 기하학적 특성의 평균오차 [unit].
Table 1. Average errors of geometrical properties.

	평면성	유사성	대칭성	크기	각도	
평가식	\mathcal{J}_1	\mathcal{J}_2	\mathcal{J}_{31}	\mathcal{J}_{32}	\mathcal{J}_4	\mathcal{J}_5
noise=0.00	0.0027	0.0022	0.0010	3.19°	0.0028	0.13°
noise=0.01	0.0032	0.0031	0.0029	3.51°	0.0031	0.17°
noise=0.05	0.0037	0.0034	0.0031	3.72°	0.0031	0.18°

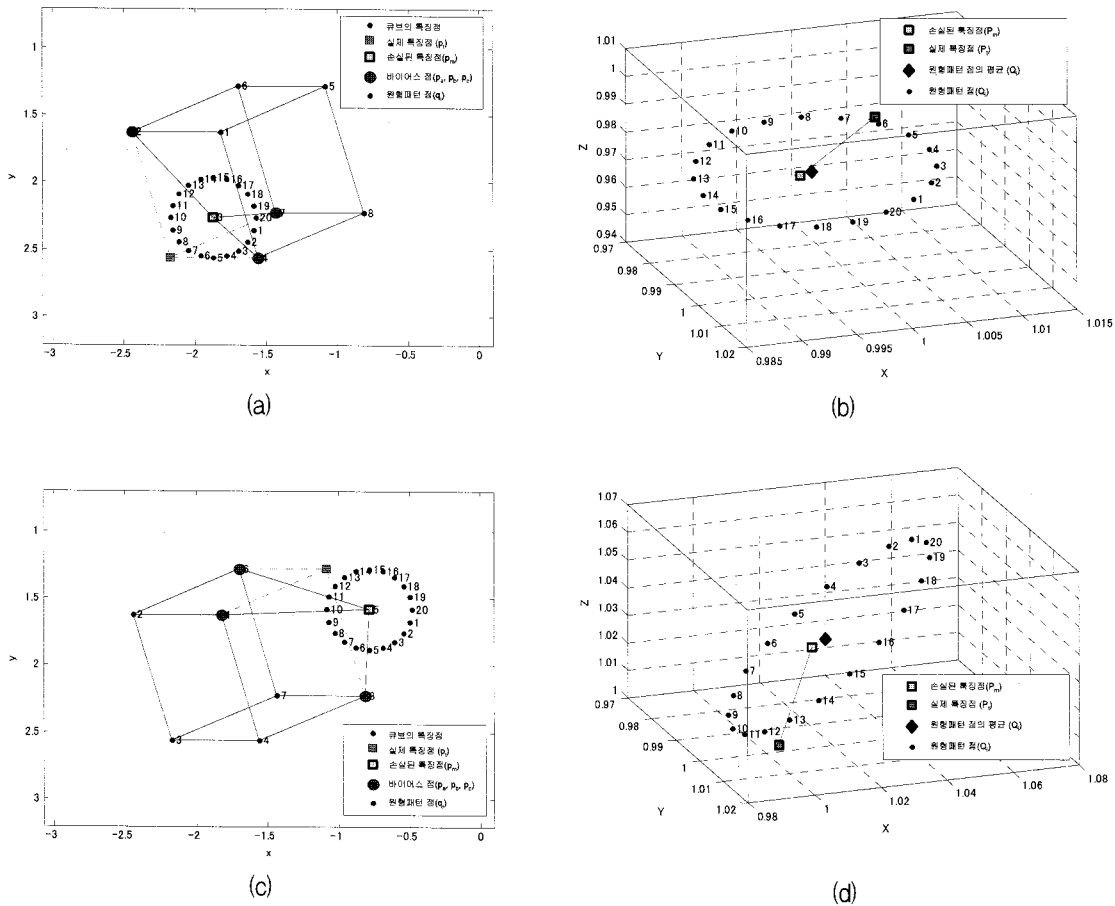


그림 6. 12번째 영상프레임에서 두개의 손실 특징점에 대한 2차원 영상과 3차원 오차공간 사이의 기하학적 변환의 예. (a)와 (b)는 첫 번째 손실 특징점에 대한 2차원 영상에서 원형평면과 3차원 오차공간에서 원형평면, (c)와 (d)는 두 번째 손실 특징점에 대한 2차원 영상평면과 3차원 오차공간에서 원형평면.

Fig. 6. Example of geometrical transforms between 2D image and 3D error space for two missing FPs on the 12th frame. (a) and (b) mean each circular pattern on 2D image plane and 3D error space for the first missing FP, and (c) and (d) mean each circular pattern on 2D image plane and 3D error space for the second missing FP.

다. 다만 반복처리 시 수렴의 경로와 속도에만 관련이 있다.

제안한 기하학적 특성의 정확성을 검증하기 위해, 12번째 영상 프레임에 두개의 손실된 특징점이 존재한다고 가정한다. 이때 손실 특징점의 초기위치($p_t + \Delta e$)는 $(x + 0.3, y - 0.3)$ 과 $(x + 0.3, y + 0.3)$ 로 설정하였다. 실험은 무잡음 시 손실 특징점만 존재하는 경우와 가우시안 잡음(0.01[unit])이 분포하면서 손실 특징점이 존재하는 경우에 대해서 각각 비교한다. 그림 6은 12번째 영상 프레임에 두개의 손실된 특징점에 대해 3차원 복원한 결과이다. 손실된 특징점과 원형패턴 점의 분포로 2차원 영상평면 상의 원형패턴 평면 Π_2 와 3차원 오차공간 상의 원형패턴 평면 Π_3 의 기하학적 특성을 평가할 수 있다. 평가에 대한 구체적인 예로서

표 1은 위의 다섯 개의 기하학적 특성의 실험식 (11)-(16)에 의한 잡음환경에서 각각의 평가 결과를 나타낸다. 실험결과 제안한 기하학적 특성은 잡음에 강인성이 있음을 알 수 있다. 또한 이는 제안한 방법이 잡음 환경에서도 잡음과는 독립적으로 손실 특징점의 특성을 적은 오차범위 내에서 분석할 수 있음을 의미한다.

IV. 결론

본 논문에서는 정사투영 하에 2차원 영상평면과 3차원 오차공간 사이의 기하학적 특성에 관한 연구를 하였다. 이전 방법들과는 달리 제안한 알고리즘은 잡음과 독립적으로 손실 특징점을 직접 해석할 수 있는 장점을 가진다. 또한 잡음이 분포된 환경에서도 정의한 실험식으로 2차원 영상평면과 3차원 오차공간 사이에 기하학

적 특성을 가진다는 것을 검증할 수 있었다. 따라서 제안한 기하학적 특성을 이용한다면, 잡음환경에서 손실된 특징점을 직접 유추할 수 있으며 나아가 정확한 3차원 형상 복원을 위한 응용분야에 유용하게 이용될 수 있다.

차후 연구로서 제안한 방법은 상당한 잡음을 포함한 영상으로부터 손실된 특징점을 복원하여 잡음에 강한 3차원 형상 복원으로 직접 응용할 것이다. 특히 잡음의 영향을 많이 받는 초음파 영상이나 CT 영상의 3차원 복원에 포커스하고, 2차원 모노 비디오 영상을 3차원 TV의 소스로 제공될 3차원 콘텐츠를 제작으로 확장할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] M. Irani and P. Anandan, "Factorization with uncertainty," in Proc. of ECCV, pp. 539-553, Dublin, Ireland, 2000.
- [2] R. Szeliski and S. B. Kang, "Shape ambiguities in structure-from-motion," IEEE Trans. PAMI, vol. 19, pp. 506-512, 1997.
- [3] Tomasi and T. Kanade "Shape and motion from image streams under orthography: A factorization method," Int. J. of Computer Vision, vol. 9, no. 2, pp. 137-154, 1992.
- [4] D. Jacobs, "Linear fitting with missing data for structure-from-motion," in Proc. of CVIU, vol. 82, pp. 57-81, 2001.
- [5] Rui F. C. Guerreiro, Pedro M. Q. Aguiar, "Estimation of Rank Deficient Matrices from Partial Observations: Two-Step Iterative Algorithms," in Proc. of EMMCVPR, 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 Trans. on PAMI, vol. 17, no. 9, pp. 854-867, 1995.
- [7] P. McLauchlan, I. Reid, D. Murray, "Recursive Affine Structure and Motion from Image Sequence," in Proc. of Eur. Conf. on Comp. Vision, pp. 217-224, 1994.
- [8] S. Soatto, and P. Perona, "Dynamic Rigid Motion Estimation from Weak Perspective," in Proc. of Int. Conf. on Comp. Vision, pp. 321-328, 1995.
- [9] R. Hartly, R., "Euclidean Reconstruction from Uncalibrated View," in Proc. of 2nd European-US Workshop on Invariance, pp. 237-256, 1993.

— 저 자 소 개 —



고 성 식(정회원)

1994년 2월 조선대학교
전자공학과 학사 졸업
1996년 2월 조선대학교
전자공학과 석사 졸업
2002년 2월 조선대학교
전자공학과 박사 졸업

2003년 3월~2004년 8월 조선대학교 전자공학과
겸임교수

2004년 9월~2006년 7월 오사카 시립대학교
정보통신과 포닥연구원

2006년 8월~현재 삼성테크윈(주) 광디지털DSC
상품화개발팀 책임연구원

<주관심분야 : DSC-AutoFocus, 3D 복원, 지능형
교통시스템 관련 운전지원 시스템, 영상위터마
킹>



Thi Thi Zin

· received the B.Sc and M.I.Sc
degrees from Yangon
University and University of
Computer Studies, Yangon,
Myanmar in 1995 and 1999,
respectively.

· She received the M.E. and Ph.D. degrees in
information engineering from Osaka City
University, Japan in 2004 and 2007,
respectively.

· She is a Postdoctoral Research Fellow of
Japan Society for the Promotion of Science,
in the Graduate School of Engineering,
Osaka City University, Japan.

<주관심분야 : ITS, Moving Image Processing,
Mathematical Morphology and so on. >



Hiromitsu Hama

· received the Dr. Eng. degrees
in Electrical Engineering from
Osaka University, Japan.

· He is currently Dean of
Graduate School of
Engineering at Osaka City
University.

<주관심분야 : ITS (Intelligent Transportation
Systems), 3D world reconstruction, computer
vision, picture processing/understanding.>