

제약 조건을 적용한 셀프 캘리브레이션 방법 (A Constrained Self-Calibration Technique)

김성용[†] 한준희^{††}

(Sung-Yung Kim) (Joon-Hee Han)

요약 셀프 캘리브레이션은 영상 시퀀스에 대한 특징점 정합 결과를 이용하여 카메라 내부 파라미터를 계산하는 기법이다. 이는 임의로 움직이는 카메라를 이용하여 얻은 영상 시퀀스를 이용하여 유클리디안 복원을 수행하는데 응용될 수 있다. 안정적인 3차원 복원결과를 얻기 위하여 본 논문에서는 두 가지 제약 조건을 사용한다(카메라 내부 파라미터의 개수에 대한 제약 조건과 복원할 장면의 기하학적 구조를 이용한 제약 조건). 카메라 내부 파라미터에 대한 제약 조건은 카메라의 하드웨어적인 특성을 반영하며 이러한 제약 조건을 적용함으로써 셀프 캘리브레이션 중 비선형 최적화 과정의 수렴도를 높일 수 있다. 또, 기하학적 제약 조건은 대상 장면의 직각 구조를 이용하며 이에 대한 조건을 분석하여 제약 조건에 대한 수식을 유도한 다음 이를 최적화 과정에 포함시킨다. 합성 영상과 다양한 종류의 실제 영상에 대한 실험을 통하여 본 논문에서 제안된 방법을 이용하면 개선된 유클리디안 복원 결과를 얻을 수 있음을 보인다.

Abstract Self calibration is a technique that recovers the internal camera parameters from matched feature points computed from image without using a calibration target. This technique is very important in recovering euclidean scene geometry from image sequences taken by an arbitrary moving camera. In order to recover stable and reliable structure, two types of constraints are imposed : constraints on the number of internal parameters, and constraint from the geometrical structure of the scene to be recovered. Constraints on camera internal parameters reflect the hardware structure of the camera, and this reduction of parameters improves the convergence of nonlinear optimization step of self-calibration. In addition, a perpendicular structure is used as geometric constraint in the scene. By analyzing conditions for perpendicular structure, criteria are derived and these criteria are included in the optimization process. Experimental results with ideal synthetic data and various real image data showed that the suggested method gives improved euclidean reconstruction.

1. 서론

장면(scene)에 대한 3차원 구조를 복원하는 문제는 컴퓨터 비전에서 큰 비중을 차지하며 이를 위한 여러 가지 방법들이 연구되고 있다. 이러한 방법들은 그 장면을 담은 영상을 이용하는가 그렇지 않은가에 따른 구분이 가능하다. 영상을 이용하지 않는 방법은 주로 특수한 장치를 사용하며 대표적으로 레이저를 이용한 Struc-

tured Light 등이 있다. 이러한 방법들은 대체적으로 값 비싼 장비가 필요하며 적용환경이 실내로 제한되는 등의 단점을 지닌다. 반면 영상을 이용하는 방법들은 이러한 제한에 비교적 자유로운 편이며 대표적으로 스테레오(stereo)를 이용한 방법과 셀프 캘리브레이션(self-calibration)을 이용한 방법 등이 있다.

셀프 캘리브레이션을 이용한 3차원 복원방법은 여러 가지 장점을 가진다. 먼저 영상 시퀀스로부터 얻은 특징점 정합 결과만 있으면 3차원 복원이 가능하므로 비용이 적게 든다. 또, 캘리브레이션 타겟이 필요없으므로 실외에 존재하는 대상 장면에 대해서도 적용이 가능하다. 하지만 다음과 같은 문제점 또한 지니고 있다.

첫 번째는 세 장 이상의 연속된 영상들로부터 충분한 특징점을 얻기가 쉽지 않다는 것이다. 특징점이란 영상에서 자기 주변의 화소(pixel)들과 밝기값(grey level)이

· 본 연구는 한국과학재단이 지정한 공정산업의 지능자동화연구센터(ERC)로부터 연구비의 일부를 지원 받았습니니다.

† 비 회 원 : 포항공과대학교 컴퓨터공학과
ksy@cies.co.kr

†† 종신회원 : 포항공과대학교 컴퓨터공학과 교수
joonhan@postech.ac.kr

논문접수 : 2000년 2월 17일
심사완료 : 2001년 2월 5일

뚜렷이 구별되는 화소를 의미하며, 일반적인 영상에서는 이러한 특징점들이 그다지 많지 않을 뿐 아니라 3장 이상의 영상으로부터 공통된 특징점을 뽑아내면 개수가 더욱 줄어든다. 셀프 캘리브레이션 알고리즘을 적용하려면 충분한 개수의 특징점이 필요하므로 결과적으로 복원 가능한 대상 장면이 제한이 생긴다.

두 번째는 셀프 캘리브레이션 알고리즘이 수식적으로 매우 복잡하다는 것이다. 특히 유클리디안 복원 단계에서 카메라 파라미터 등을 구하기 위하여 비선형 최적화(nonlinear optimization) 과정을 거치는데 이 때, 초기치나 기타 여러 요소의 영향을 받기 때문에 어느 지점으로 수렴할 지 예측을 할 수 없게 되고 따라서 3차원 복원 과정에 불안정성이 존재한다.

본 논문에서는 기존의 특징점 정합을 이용한 3차원 복원 방법론에 적용할 새로운 제약조건을 제안한다. 즉, 프로젝티브 복원 결과를 유클리디안 공간으로 변환하는 과정에서 3차원 실세계와 영상 사이의 매개체가 되는 카메라의 특징과 대상 장면이 지니는 기하학적 특징을 이용하여 제약 조건을 적용함으로써 더 나은 결과를 얻도록 한다. 대상 장면의 영상을 이용하여 3차원 복원을 하려면 카메라 파라미터 등을 정확하게 계산하는 것이 중요하다. 따라서 카메라의 하드웨어적인 특성을 고려하여 변수를 설정하면 여러 함수의 수렴도를 높일 수 있을 뿐 아니라 최적화 과정에서 국부 최소값(local minimum)에 빠짐으로써 잘못된 카메라 파라미터 값이 도출될 가능성도 줄일 수 있다. 여기에 대상 장면이 지닌 기하학적 특징이 3차원 복원 결과와 일치하도록 제약 조건을 만들어 적용하면 대상 장면이 지닌 중요한 특징이 3차원 복원 결과에 반영되는 효과를 얻을 수 있다. 본 논문에서는 서로 수직을 이루는 두 선분 사이의 관계를 이용하였다. 먼저 대상 장면의 구조 중 수직을 이루는 부분을 특징점 정합 단계에서 따로 추출한 후 이러한 수직 성분들이 3차원 복원 후에도 수직을 이루도록 수식을 만들어 3차원 복원 과정에 반영시킴으로써 3차원 복원 과정에서 대상 장면의 수직을 이루는 부분이 잘 복원되도록 하였다.

본 논문의 구성을 간략하게 요약하면 다음과 같다. 2장에서는 기존의 3차원 복원 방법에 대한 소개와 함께 현재의 연구 현황을 살펴본다. 3장에서는 영상 시퀀스를 이용한 3차원 복원의 전반적인 흐름을 이해하기 위한 이론적 배경을 단계별로 간단히 설명한 다음 제안된 방법에 대한 설명과 함께 이로 인해 유클리디안 복원 과정이 어떻게 수정되는지를 구체적으로 살펴본다. 4장에서는 인공적으로 생성한 합성 영상과 여러 가지 실내·

외 영상에 대해서 제안된 방법을 적용하여 실험한 결과를 보인다. 그리고 결과에 대한 분석과 함께 문제점도 고찰해 본다. 마지막으로 5장에서는 결론과 향후 과제를 제시한다.

2. 기존의 3차원 복원 연구

이 장에서는 기존의 3차원 복원 방법에 대한 소개와 함께 현재의 연구 현황을 셀프 캘리브레이션을 이용한 복원 방법에 국한시켜 살펴본다. 3차원 복원이 여러 단계로 이루어진 점을 감안하여 단계별로 나누어 해당 연구들을 독립적으로 다루도록 한다. 특히 본 논문과 깊이 관계된 유클리디안 복원 방법에 관한 연구들을 주로 살펴보고 방법간의 비교와 함께 각 방법이 지닌 문제점도 파악한다.

2.1 카메라 캘리브레이션(Camera Calibration)

카메라 캘리브레이션은 이미 알고 있는 3차원 좌표와 각 3차원 좌표에 일대일 대응되는 영상 좌표의 짝(pair)을 이용하여 카메라 파라미터를 계산하는 과정이다. 영상의 정합 결과만을 이용하는 셀프 캘리브레이션과는 차이가 있지만 계산과정에서 사용되는 제약 조건에 참고할 만한 특징이 많으므로 3차원 복원 과정을 이해하는데 중요한 참고가 된다.

가장 널리 알려진 방법은 Faugeras[1]가 제안한 방법으로 카메라 투사행렬의 일반적인 형태를 제시했으며, Tsai[2]는 카메라의 내·외부 파라미터 이외에도 렌즈의 왜곡 등의 세분화된 파라미터를 고려한 캘리브레이션 방법을 발표했다.

2.2 프로젝티브 복원(Projective Reconstruction)

프로젝티브 복원의 요점은 캘리브레이션이 안된 상태에서 영상 시퀀스로부터 얻어진 각 정합 결과를 이용하여 4×4 행렬에 의존하는 카메라 투사행렬과 3차원 좌표를 구하는 것이다. Faugeras[3]와 Hartley[4]는 캘리브레이션 되지 않은 카메라로부터 얻은 두 영상 사이의 정합 결과를 이용하여 4×4 행렬에 의존하는 3차원 구조를 복원함으로써 그 가능성을 보여주었다. Hartley는 기본 행렬로부터 2개의 카메라 투사행렬을 계산한 후 triangulation[5]을 수행하여 프로젝티브 복원을 수행했다. 또한 Hartley[6]는 두 영상으로부터 얻은 직선의 정합 결과를 이용하여 프로젝티브 복원을 하기도 했다. Triggs[7]는 두 영상으로부터 얻은 기본 행렬과 에피폴을 이용하여 프로젝티브 복원을 했으며, SVD(Singular Value Decomposition)를 이용한 factorization 기법을 도입하여 좋은 결과를 얻었다.

3장 이상의 영상 사이의 관계를 밝히는 연구 또한 많

이 진척된 상태이며 대표적인 예로 Hartley[8]는 trifocal tensor를 이용하여 3장의 영상으로부터 3차원 직선과 점을 프로젝티브 공간상에서 복원하는 방법을 발표하였다.

2.3 유클리디안 복원(Euclidean Reconstruction)

프로젝티브 복원으로 얻은 결과를 유클리디안 복원으로 변환하려면 여러 가지 제약 조건을 적용해야 한다. Faugeras[9]는 두 장의 영상을 이용하여 구한 카메라 내부 파라미터를 변수로 하는 Kruppa 방정식을 풀으로써 셀프 캘리브레이션을 수행하였다. 하지만 이 방법은 계산의 정확도에 대한 의존도가 크기 때문에 실용성이 떨어지고, 영상의 개수가 늘어날수록 변수가 기하급수적으로 늘어나는 문제가 있다. Hartley[10]와 Heyden[11]은 카메라의 내부 파라미터가 변하지 않는다고 가정하고 영상의 한 점과 이에 대응하는 3차원 점간의 투사관계를 이용한 수식적인 접근을 통하여 유클리디안 복원을 수행했다. 이러한 방법들은 비선형 최적화 과정에 들어가는 변수들의 개수가 너무 많아서 수렴에 문제가 생길 수도 있다. Pollefev[12]는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 3차원 복원 과정을 단계별로 나누어 계산하는 방법을 시도했다. Bougnoux[13]는 카메라의 principal point를 영상의 중심으로 고정시켜도 만족스런 결과를 얻을 수 있음을 증명하였다.

이러한 연구들은 카메라 파라미터가 고정되어 있다는 것을 전제로 한 반면 카메라 파라미터 변동을 염두에 둔 연구 또한 많이 진척된 상태이다. 이는 영상을 취득할 때 카메라의 종류가 틀리거나 줌 인(zoom in) 혹은 줌 아웃(zoom out)이 발생할 경우 카메라의 내부 파라미터가 달라진다는 점을 감안한 것으로 대표적인 연구로는 Pollefev[14,15]와 Heyden[16]이 있다. 이들은 카메라의 초점거리(focal length)가 바뀌는 것을 고려한 셀프 캘리브레이션에 관한 연구를 발표하였다.

최근에는 제약 조건을 만들기 위하여 프로젝티브 기하(projective geometry)가 많이 이용되며, 이러한 제약 조건의 적용과 함께 한 장의 영상을 이용한 3차원 복원 방법이 많이 연구되고 있다. Criminich[17]는 한 장의 영상으로부터 얻은 vanishing line/point의 집합을 이용하여 대상 장면에 대한 기하학적 정보를 얻어냄과 동시에 카메라의 위치도 계산했다. 그리고 이러한 정보를 이용하여 대상 장면에 대한 3차원 복원을 수행, 좋은 결과를 얻었다. Johansson[18]는 두 평면 사이에 교차하는 직선을 이용하여 한 장의 영상으로부터 다른 각도에서 투사된 새로운 영상을 얻기 위한 homography를 계산했다. 이로부터 각 영상에 대한 카메라 투사행렬을 계산

할 수 있으므로 3차원 복원이 가능하다. Liebowitz[19]는 대상 장면으로부터 얻을 수 있는 기하학적 특징(vanishing point/line 등)과 카메라가 가진 특징, 영상 사이의 motion 등을 이용한 다양한 제약 조건들을 결합하여 카메라 캘리브레이션을 수행하 후 그 결과를 이용하여 3차원 복원을 수행했다.

3. 새로운 제약 조건을 이용한 3차원 복원 방법

셀프 캘리브레이션을 이용한 3차원 복원방법은 크게 두 단계 과정을 거쳐 수행된다. 첫 번째 단계인 프로젝티브 복원에서는 영상의 한 점에 대응하는 3차원 점이 있다고 가정할 때 이 점이 카메라 투사행렬을 통하여 영상으로 재투사(reprojection)되었을 때의 위치와 영상에서의 실제 위치는 같아야 한다는 점을 이용하여 각 영상의 카메라 투사행렬과 특징점의 3차원 좌표를 계산한다. 이 때 서론에서 언급한 바와 같이 여기서 구해진 카메라 투사행렬과 특징점에 대한 3차원 좌표는 임의의 4×4 행렬에 따라 달라질 수 있으므로 모호성 문제가 생긴다. 따라서 이로부터 실제에 가까운 3차원 구조와 그에 맞는 카메라 투사행렬을 구해야 되며, 이 과정이 두 번째 단계인 유클리디안 복원이다.

프로젝티브 복원 결과를 유클리디안 복원 결과로 변환시키려면 여러 가지 제약 조건을 적용해야 하는데 이는 주로 수식적인 특성이나 카메라의 고유한 성질을 이용한다. 본 논문에서는 기존의 방법에서 사용하던 제약 조건과 함께 새로운 제약 조건을 제안하여 적용시켜 본다. 여기서 제안되는 제약 조건은 카메라 내부 파라미터에 대한 제약 조건과 대상 장면에 대한 기하학적 제약 조건의 두 가지로 나눌 수 있다.

다음에는 3차원 복원 과정의 전 단계에 해당하는 영상의 특징점 정합에 대하여 간단히 살펴본 후 셀프 캘리브레이션 과정을 프로젝티브 복원과 유클리디안 복원의 두 단계로 나누어 설명한다. 그런 다음 제안된 제약 조건에 대한 설명과 함께 이러한 제약 조건들이 3차원 복원 과정에 어떻게 적용되는 지에 대해서 알아본다.

3.1 특징점 정합(Feature Point Matching)

영상 시퀀스를 이용한 3차원 복원은 세 장 이상의 영상으로부터 특징점을 추출·정합하는 것으로부터 시작하며 만족스러운 3차원 복원 결과를 얻으려면 특징점 정합 단계가 아주 중요하다. 특징점 정합은 3차원 복원 못지 않게 수식적으로 복잡하며, 여러 단계를 거치게 되므로 자세한 설명은 생략하며 본 논문에서 참조한 내용[20]으로부터 다음과 같이 간단히 정리한다.

① 특징점 추출(Feature Point Extraction)

- ② 초기 정합(Initial Matching)
- ③ 유일 정합쌍의 추출(Ambiguity Removal)
- ④ Outlier의 제거(Outlier Removal)
- ⑤ 사용자 도움에 의한 정합(User-Interactive Matching)

먼저 각 영상에서 특징점을 추출한 후 초기 정합을 한다. 초기 정합이란 한 영상의 어떤 특징점에 대응되는 다른 영상의 특징점들의 후보군을 선별하는 작업을 말한다. 그 다음에는 상관 계수(correlation coefficient) 등의 방법을 이용하여 한 영상의 각 특징점에 대응되는 다른 영상의 특징점을 얻는다. 그런 다음 앞 단계에서 얻은 정합쌍 중에서 잘못 정합된 점들을 제거한다. 이렇게 되면 에피폴라 기하를 이용하여 두 영상에 대한 기본 행렬과 에피폴라 등을 계산할 수 있다[21]. 여기까지가 자동적으로 수행되는 특징점 정합 단계이며, 사용자 도움에 의한 정합은 앞에서 구한 정합 결과를 분석하여 잘못된 정합쌍이 남아 있을 경우 이를 제거하고, 특징점의 개수가 부족할 경우 적절히 보충해준다.

3.2 Factorization을 이용한 프로젝티브 복원

프로젝티브 복원 단계에서는 특징점 정합 단계에서 구한 기본 행렬과 에피폴라로 구성된 수식을 이용하여 얻은 행렬에 대하여 factorization 기법을 적용하여 카메라 투사행렬과 3차원 구조를 얻는다.

Q_p 를 구하고자 하는 3차원 점의 homogeneous 좌표라 하고, P_i 를 모르는 4×4 카메라 투사행렬이라 하자. 그리고 q_{ip} 를 앞 단계에서 구한 특징점에 대한 정합 결과로 3×1 의 homogeneous 좌표 벡터라 하자. p 는 점의 순서, i 는 영상의 순서를 나타내는 인덱스라 할 때 영상과 3차원 점들 사이의 투사 방정식은 다음과 같다.

$$\lambda_{ip} q_{ip} = P_i Q_p \tag{1}$$

위의 식에서 크기 요소 λ_{ip} 를 프로젝티브 깊이(projective depth)라 한다. 위의 식을 모든 영상(m 개)과 각 영상 내의 모든 점($3 \times n$ 개)에 대하여 적용하면 다음과 같은 $3m \times n$ 행렬 W 를 얻을 수 있다.

$$W = \begin{bmatrix} \lambda_{11}q_{11} & \lambda_{12}q_{12} & \dots & \lambda_{1n}q_{1n} \\ \lambda_{21}q_{21} & \lambda_{22}q_{22} & \dots & \lambda_{2n}q_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \lambda_{m1}q_{m1} & \lambda_{m2}q_{m2} & \dots & \lambda_{mn}q_{mn} \end{bmatrix} \tag{2}$$

$$= \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \dots \\ P_m \end{bmatrix} [Q_1 \ Q_2 \ \dots \ Q_n]$$

만약 식 (3)에서 모든 프로젝티브 깊이를 구한다면, SVD에 기반한 factorization 기법[11]을 적용하여 각 영상의 카메라 투사행렬 P_i 와 각 영상의 점들에 대한 3

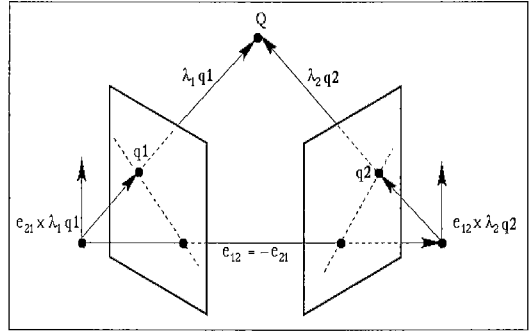


그림 1 프로젝티브 기하의 기하학적 모델

차원 좌표 Q_p 를 구할 수 있다. 영상 i 와 영상 j 로부터 구한 기본 행렬을 F_{ij} 라 하고 에피폴라를 e_{ij} , 영상 i 로부터 얻은 p 번째 특징점을 q_{ip} 라 한다면 그림 1의 기하학적 모델로부터 도출된 식 (4)를 이용하여 프로젝티브 깊이를 계산할 수 있다. [11].

$$\lambda_{ip} = \frac{(e_{ij} \wedge q_{ip}) \cdot (F_{ij} q_{ip})}{\|e_{ij} \wedge q_{ip}\|} \lambda_{ip} \tag{3}$$

위의 식에서 λ_{ip} 를 1로 두고 점 p 에 대하여 순환관계를 이용하여 풀어나가면 모든 λ 값을 계산할 수 있다. 그리고 이 결과를 이용하여 구한 식 (3)의 행렬 W 에 대하여 SVD를 적용하면 프로젝티브 구조와 카메라 투사행렬을 다음과 같이 추출할 수 있다.

$$W = USV = U\Sigma'V = U_{3m \times 4} V_{4 \times n} \tag{4}$$

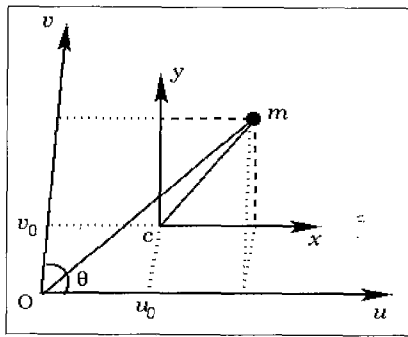
위의 식에서 행렬 U 를 m 개의 3×4 카메라 행렬의 모인인 P' 로 놓을 수 있고, 마찬가지로 V 를 n 개의 4×4 벡터 Q_p 로 둘 수 있다. 참고로 이러한 factorization 방법은 Tomasi와 Kanade[24]에 의해서도 이용되었다.

3.3 Kruppa Constraint를 이용한 유클리디안 복원

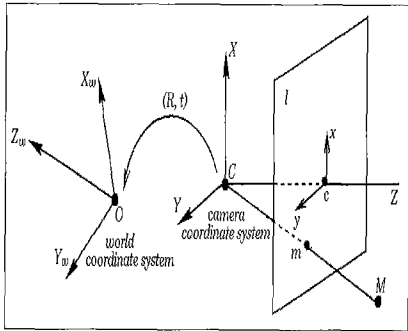
유클리디안 공간에서의 i 번째 영상에 대한 카메라 투사행렬을 P_i^e 라고 한다면 이는 다음과 같이 놓을 수 있다.

$$P_i^e = K[R | -Rt], K = \begin{bmatrix} \alpha_u & s & u_0 \\ 0 & \alpha_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{5}$$

식 (5)에서 R 과 t 는 각각 카메라의 위치와 방향을 결정하는 회전 행렬과 이동 벡터로 카메라 외부 파라미터에 해당한다. (u_0, v_0) 는 principal point라 하며 광축(optical flow)과 영상 평면이 만나는 점이다. α_u, α_v 는 카메라 메모리의 크기 요소를 나타내는 파라미터이고 s 는 skew로 이 값들은 모두 카메라 내부 파라미터에 해당된다. 식 (5)의 행렬 K 에는 이러한 카메라 내부 파라미터가 모두 포함되어 있다. 그림 2의 (a)와 (b)는 각각 카메라



(a)



(b)

그림 2 카메라 파라미터. (a)는 내부 파라미터 (b)는 외부 파라미터

라의 내부와 외부 파라미터를 그림으로 표시한 것이다.

프로젝티브 복원에서 구한 카메라 투사행렬을 P_i 라 하고 3차원 좌표를 Q_p 라 한다면 다음과 같은 관계가 성립된다.

$$\lambda_i p_i q_{ip} = P_i Q_p = (P_i H)(H^{-1} Q_p) \quad (6)$$

프로젝티브 복원 결과의 왜곡 문제는 위와 같이 영상 좌표와 3차원 좌표 사이의 투사관계가 임의의 4×4 행렬 H 에 따라 달라질 수 있는 것에 기인하며 실제 3차원 구조와 카메라 투사행렬은 식 (9)를 만족하는 무한한 개수의 H 중 하나에 의해 결정된다. 식 (8)과 (9)로부터 다음과 같은 관계식을 얻을 수 있다.

$$\lambda_i P_i H = K[R_i] - R_i t_i \quad (7)$$

위의 식에서 H 를 구하기 위하여 다음과 같은 작업을 수행한다.

① 실제계 좌표계를 첫 번째 카메라의 좌표계로 놓는다. 따라서 $R_1 = I, t_1 = 0$ 이 된다.

② 프로젝트티브 복원을 통하여 얻은 모든 카메라 투사

행렬 P_i 에 대하여 $P_i = [I \ 0]$ 이 되도록 변환 시킨다.

식 (7)은 i 가 1인 경우에도 성립해야 하므로, i 를 1로 놓고 풀면 행렬 H 의 형태를 다음과 같이 제한할 수 있다.

$$H = \begin{bmatrix} K & 0 \\ d^T & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

위의 식에서 $d^T = [a \ b \ c]^T$ 는 미지의 벡터이다. H 를 H 의 처음 세 열이라 한다면 식 (7)과 (8)을 이용하여 다음과 같은 수식을 얻을 수 있다.

$$\lambda_i P_i \Omega P_i^T = K K^T \quad (\Omega = H H^T) \quad (9)$$

식 (9)를 *kruppa constraint*라 하며 유클리디안 복원 과정에서 가장 널리 쓰이는 제약 조건 중 하나이다. 식 (9)에서 우변이 3×3 의 대칭적(symmetric) 행렬이므로 6개의 방정식을 얻을 수 있고 이를 정리하면 카메라 파라미터와 벡터 d^T 로 이루어진 벡터 q 를 변수로 하는 $Aq = 0$ 과 같은 선형 방정식을 세울 수 있다. 이에 대하여 SVD나 최소 자승법 등의 기법을 적용하여 풀면 행렬 K 의 내부 파라미터 ($\alpha_u, \alpha_v, s, u_0, v_0$)와 벡터 d^T 에 대한 초기값을 얻을 수 있다. 그런 다음 식 (9)를 에리 함수로 정의하여 모든 영상에 대하여 Levenberg-Marquart나 유전자 알고리즘[25] 등의 비선형 최적화 과정을 수행함으로써 최종적인 해를 얻는다. 이러한 과정을 거쳐서 행렬 K 와 H 를 구하면 식 (6)을 이용하여 프로젝트티브 복원 결과로부터 유클리디안 공간에서의 카메라 투사행렬과 3차원 구조를 복원할 수 있다. 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} P_i^\epsilon &= P_i H \\ Q_p^\epsilon &= H^{-1} Q_p \end{aligned} \quad (10)$$

P_i, Q_p 과 $P_i^\epsilon, Q_p^\epsilon$ 은 각각 프로젝트티브 공간과 유클리디안 공간에서 i 번째 영상에 대한 카메라 투사행렬과 p 번째 점에 대한 3차원 점의 집합이다.

3.4 카메라 파라미터에 대한 제약 조건

카메라 내부 파라미터에 대한 제약 조건은 카메라가 가지는 하드웨어적인 특성을 고려하여 설정한다. 이를 정리하면 다음과 같다.

① principal point (u_0, v_0)에 제약 조건을 둔다. 심한 변동폭을 고려하여 principal point를 영상의 중심에 갖는다.

② 카메라의 CCD array의 두 축에 대한 크기 요소 α_u, α_v 의 비가 1에 가까운 점을 고려하여 두 변수를 하나로 통일시킨다.

③ Skew s 를 0으로 한다.

첫 번째 항목은 실험적으로 얻은 결론으로 캘리브레

이션 타겟을 이용하여 카메라 캘리브레이션을 수행한 결과 얻어진 principal point의 값을 조사해 보면, 항상 영상의 중심에 근접한 값이 나왔다. 따라서 그 값을 영상 중심으로 고정시켜도 3차원 복원 결과에는 큰 영향을 미치지 않을 것이란 추론이 가능하며, principal point가 국부 최소값(local minimum)에 빠지는 경우도 막을 수 있다. 참고로 Bougnoux[19]는 principal point가 셀프 캘리브레이션 과정에서 수식적으로 그다지 중요하지 않다는 것을 증명했으며, 영상의 중심으로 놓아도 좋은 결과를 얻을 수 있음을 보였다. 두 번째와 세 번째 항목은 영상 평면의 역할을 하는 CCD array의 한 원소의 크기가 정사각형에 가까운 점을 이용한 것이다. 실제로 카메라 캘리브레이션을 수행한 후 두 축의 크기 요소 α_u, α_v 를 구해보면 두 값이 거의 같음을 알 수 있다. 위의 두 가지 조건을 모두 적용하면 5개의 카메라 내부 파라미터가 1개로 줄게 되며 유클리디안 복원 과정 중 비선형 최적화 단계의 수렴도를 높일 수 있을 것이다.

카메라 내부 파라미터에 대한 제약 조건을 적용하면 카메라 행렬 K 와 식 (9)의 행렬 H 는 다음과 같이 바뀐다.

$$K = \begin{bmatrix} f & 0 & u_0 \\ 0 & f & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad H = \begin{bmatrix} f & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ a & b & c & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

이 행렬을 앞에서 설명한 유클리디안 복원의 선형 과정에 적용한다. 식 (9)에 그대로 대입하면 상수인 u_0 와 v_0 때문에 식이 복잡하게 되므로, (u_0, v_0) 를 $(0, 0)$ 으로 변환시켜 주는 것이 좋다. 이 작업을 영상 좌표의 정규화 과정에서 처리한다. 모든 영상 좌표에 대하여 다음과 같은 3×3 행렬 T 를 곱해준다[26].

$$T = \begin{bmatrix} 1/s & 0 & -\frac{w}{2s} \\ 0 & 1/s & -\frac{h}{2s} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

위의 식에서 s 는 크기 요소로 영상의 정규화에 관계된 상수이고 w 와 h 는 각각 영상의 너비와 높이를 나타낸다. 위의 행렬을 곱해줄 경우 정규화와 더불어 영상의 중심이 $(0, 0)$ 으로 바뀐다. 그리고 행렬 K 와 H 는 다음과 같이 된다.

$$K = \begin{bmatrix} f/s & 0 & 0 \\ 0 & f/s & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad H = \begin{bmatrix} f/s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f/s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ a & b & c & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

나머지 과정은 앞서 설명한 유클리디안 복원 과정과 다르다. 먼저 선형 방법을 통하여 f 와 \mathbf{d}^T 를 구한 후 이

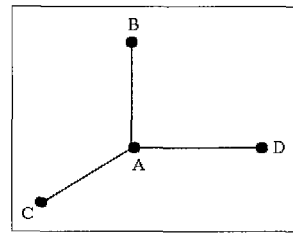
값을 초기치로 하여 비선형 최적화 과정을 수행하면 초점거리 f 와 $\mathbf{d}^T = [a, b, c]^T$ 를 얻을 수 있다. 비선형 최적화 과정에서 사용되는 수식은 다음과 같다.

$$E_{intrinsic}(f, \mathbf{d}^T, \lambda_1, \dots, \lambda_m) = \sum_{i=1}^m \| KK^T - \lambda_i P_i \Omega P_i^T \|_F \quad (14)$$

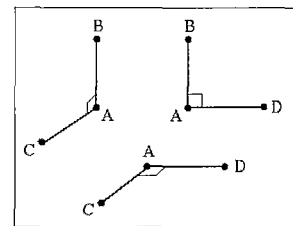
위의 식에서 $\| \cdot \|_F$ 는 Frobenius norm¹⁾을 의미한다.

3.5 대상 장면의 기하학적 특징을 이용한 제약 조건

복원 대상이 되는 장면의 기하학적 특징을 이용하여 제약 조건을 만든다. 이는 여러 가지를 생각해 볼 수 있으나 본 논문에서는 대상 장면에 존재하는 서로 수직이 되는 선분들의 쌍을 이용한 제약 조건을 생각해 본다. 이러한 관계는 건축물 등의 인조물에서 많이 발견되므로 인조물의 복원에 응용될 수 있다. 특징점을 추출하는 과정에서 수직을 이루어야 할 점을 3개씩 묶어서 저장해 둔 다음 유클리디안 복원 과정에서 식 (13)을 이용하여 얻어진 3차원 점들 중 수직 성분의 각 점에 대응하는 3차원 점들의 좌표를 구한다. 이 점들은 수직 성분이므로 3개의 점으로부터 가운데 점을 출발점으로 하여 두 개의 벡터를 얻은 후 내적(dot product)을 취하면 0이 되어야 한다. 이 때, 식 (10)에 의하여 유클리디안 3차원 좌표를 행렬 H 에 포함된 변수로 나타낼 수 있으므로 앞서 설명한 제약 조건을 수식으로 변형시켜 비선형 최적화 과정에 포함시킬 수 있다. 이를 수식적으로 자세히 설명하도록 한다.



(a)



(b)

그림 3 대상 장면의 수직 성분

1) Frobenius norm : $\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij}^2}$ for $m \times n$ matrix A

복원하고자 하는 영상 내의 대상 장면이 그림 3의 (a)와 같은 수직 성분이 존재한다고 가정해보자.

이러한 수직 성분은 주로 건물 내지는 상자 같은 물체로부터 쉽게 얻을 수 있다. 영상으로부터 그림 3의 (a)와 같은 수직 성분을 추출한 후 (b)와 같은 단일 수직 성분으로 분리하여 셀프 캘리브레이션 과정에서 이성분들이 수직에 가깝게 복원되도록 수식을 만든다. 그리고 이 수식을 기존의 에러 함수에 (a)는 3차원 수직 성분이며 (b)는 이로부터 얻어낸 3개의 2차원 수직 성분들 첨가해서 최적화 과정을 수행한다.

그림 3의 (a)에서 점 A, B, C, D의 프로젝티브 복원된 좌표를 각각 A_p, B_p, C_p, D_p 그리고 유클리디안 복원된 좌표를 각각 A_e, B_e, C_e, D_e 라고 하자. 그렇다면 다음과 같은 조건들이 만족되어야 한다.

$$\begin{aligned} \overline{A_e B_e} \cdot \overline{A_e C_e} &= 0 \\ \overline{A_e B_e} \cdot \overline{A_e D_e} &= 0 \\ \overline{A_e C_e} \cdot \overline{A_e D_e} &= 0 \end{aligned} \quad (15)$$

먼저 영상의 정합 결과로부터 앞서 설명한 factorization 알고리즘을 이용하여 프로젝티브 복원을 수행하면 A_p, B_p, C_p, D_p 를 얻을 수 있다. 이 점들은 식 (10)에 의하여 식 (11)의 행렬 H의 역행렬을 곱해주면 다음과 같이 유클리디안 공간의 좌표로 변환된다.

$$Q^e = H^{-1}Q = \begin{bmatrix} f/s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f/s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ -a & -b & -c & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ z_p \\ w_p \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$= \begin{bmatrix} (fx_p)/s \\ (fy_p)/s \\ z_p/s \\ -(ax_p + by_p + cz_p + w_p) \end{bmatrix}$$

위의 식을 이용하여 그림 3에서 각 점 A, B, C, D의 3차원 유클리디안 좌표를 계산한 후 앞서 언급한 3가지 수직조건을 수식으로 변환시킨다. 점 A, B, C, D로 이루어진 수직 성분을 P_i 라고 한다면 다음과 같은 3개의 식을 얻을 수 있다.

1. $f_1(P_i) = (B_e - A_e) \cdot (C_e - A_e) = 0$
2. $f_2(P_i) = (B_e - A_e) \cdot (D_e - A_e) = 0$
3. $f_3(P_i) = (C_e - A_e) \cdot (D_e - A_e) = 0$

수직 성분을 이용한 제약 조건은 위의 세 식을 모두 더한 수식으로 변환되며 이를 영상으로부터 얻은 모든 수직 성분에 대하여 다음과 같이 정의한다.

$$E_{\text{geometry}}(f, d^T) = \sum_{i=1}^m (f_1(P_i) + f_2(P_i) + f_3(P_i)) \quad (18)$$

따라서 식 (14)과 (18)에 의하여 카메라 내부 파라미터를 이용한 제약 조건과 대상 장면의 기하학적 특성을

이용한 제약 조건을 모두 적용한 최종적인 에러 함수는 다음과 같다.

$$E_{\text{total}}(f, d^T, \lambda_i) = E_{\text{intrinsic}} + E_{\text{geometry}} = \sum_{i=1}^m \|KK^T - \lambda_i P_i \Omega P_i^T\|_F + \sum_{i=1}^n (f_1(P_i) + f_2(P_i) + f_3(P_i)) \quad (19)$$

위의 식에서 m 은 첫 번째 영상을 제외한 영상의 개수이며, n 은 그림 3의 (b)와 같이 대상장면에 존재하는 수직 성분의 개수이다. 식 (19)를 최소화하는 f, d^T, λ_i 를 구한 다음 이로부터 카메라 행렬 K 와 행렬 H 를 구하면 식 (13)을 이용하여 유클리디안 3차원 구조와 카메라 투사행렬을 얻을 수 있다.

4. 실험 결과

본 논문에서 제안한 제약 조건을 적용하여 대상 장면에 대한 3차원 복원을 수행한 결과를 보이도록 한다. 대상 물체로부터 얻은 영상 시퀀스를 먼저 보인 다음 3차원 복원을 수행하여 얻은 3차원 구조와 여기에 텍스처(texture)를 입힌 결과를 함께 보인다. 참고로 여기서 기존 알고리즘은 많은 종류의 셀프 캘리브레이션 방법 중 Heyden의 방법[16]을 채택했으며 이 방법이 현재 발표된 가장 좋은 방법은 아니란 것을 미리 밝혀두도록 한다.

4.1 실험 1 - 실제 건축물(I)

첫 번째 실험대상은 실제 건축물(I)로 수직 성분에 대한 제약 조건이 제대로 적용되는 지를 확인하기 위하여 건물의 직각 부분으로부터 특징점을 추출하여 실험에 이용했다. 그림 4는 실제 건축물(I)의 영상 시퀀스이며,

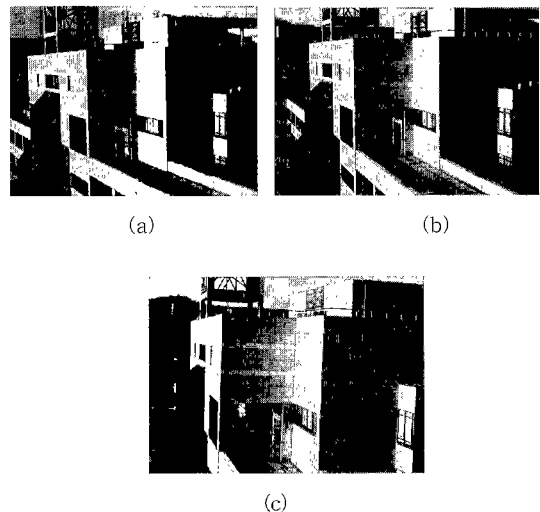


그림 4 실제 건축물(I)의 영상 시퀀스

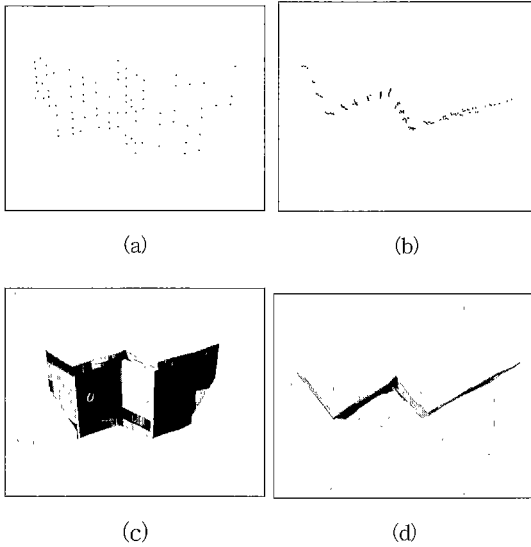


그림 5 실제 건축물(I)의 복원된 3차원 구조

(a), (b)는 복원된 3차원 구조 (c), (d)는 텍스처를 입힌 결과

이를 이용하여 셀프 캘리브레이션을 수행한 결과가 그림 5이다.

4.2 실험 2 - 모형 제작물

두 번째 실험대상은 모형 제작물이다. 그림 6은 모형 제작물의 영상 시퀀스이며 이를 이용하여 셀프 캘리브레이션을 수행한 결과가 그림 7이다.

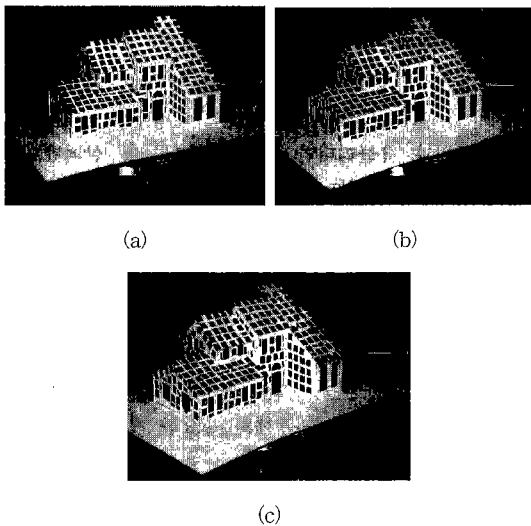


그림 6 모형 제작물의 영상 시퀀스

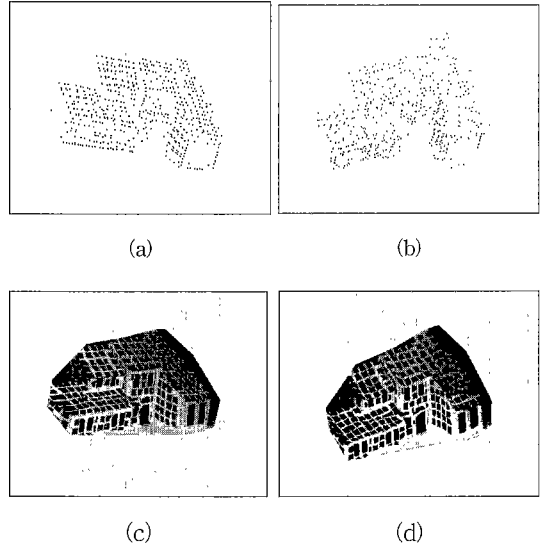


그림 7 모형 제작물의 복원된 3차원 구조

(a), (b)는 복원된 3차원 구조 (c), (d)는 텍스처를 입힌 결과

4.3 실험 3 - 실제 건축물(II)

세 번째 실험대상은 실제 건축물(II)이다. 그림 8은 실제 건축물(II)의 영상 시퀀스이며 이를 이용하여 셀프 캘리브레이션을 수행한 결과가 그림 9이다.

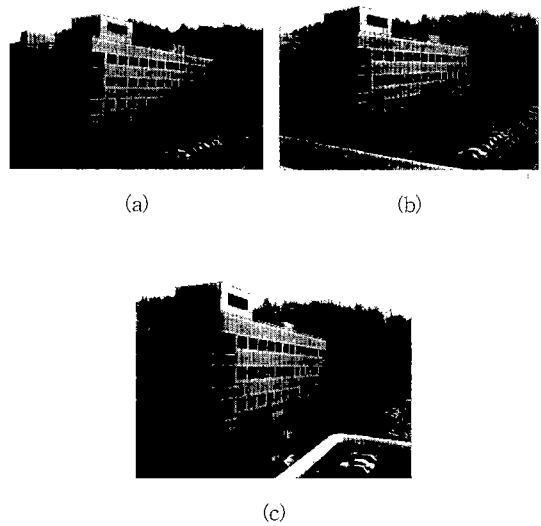


그림 8 실제 건축물(II)의 영상 시퀀스

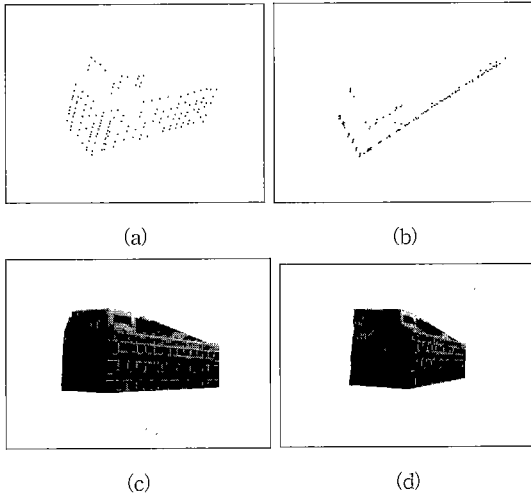


그림 9 실제 건축물(II)의 복원된 3차원 구조
 (a), (b)는 복원된 3차원 구조
 (c), (d)는 텍스처를 입힌 결과

4.4 실험을 통하여 얻은 결론 및 문제점

여기에서는 실험 결과에 대한 분석과 함께 이를 통하여 얻은 결론에 대하여 다루기로 한다. 먼저 결과에 대한 분석은 실험을 통하여 도출된 카메라 파라미터의 값과 복원된 3차원 구조를 함께 살펴본다. 표 1와 표 2에는 각각 제약 조건을 적용하지 않은 알고리즘과 제약 조건을 적용한 알고리즘을 이용하여 얻은 카메라 파라미터 값이 정리되어 있다.

표 1 제약 조건을 적용하지 않고 얻은 카메라 내부 파라미터

| 영상 종류 | a_u | a_v | (u_0, v_0) |
|------------|---------|---------|------------------|
| 실제 건축물(I) | 1460.97 | 1651.02 | (361.32, 199.09) |
| 모형 제작물 | 133.76 | 133.76 | (320, 240) |
| 실제 건축물(II) | -190.87 | 576.53 | (433.28, 335.87) |

표 2 제약 조건을 적용하여 얻은 카메라 내부 파라미터

| 영상 종류 | a_u | a_v | (u_0, v_0) |
|------------|--------|--------|--------------|
| 실제 건축물(I) | 706.98 | 706.98 | (384, 276) |
| 모형 제작물 | 742.76 | 742.76 | (384, 276) |
| 실제 건축물(II) | 809.43 | 809.43 | (384, 276) |

참고로 카메라 캘리브레이션을 통하여 경험적으로 얻은 결론에 의하면 카메라의 렌즈와 영상 평면 사이에 적당한 거리를 유지하고 있다고 가정할 경우, 대상 물체를 50-70cm 정도의 거리에 놓고 영상을 취득했을 때의

초점거리(focal length)는 대략 500에서 700정도가 나왔고 1m-1.2m 정도의 먼 거리에 놓고 취득했을 때는 800에서 1000사이의 값이 나왔다. 대상 물체와 카메라 사이의 거리가 멀수록 렌즈와 CCD array사이의 거리가 멀어지므로 초점거리 또한 커지게 된다. 이러한 경험적 지식을 바탕으로 실험 결과를 살펴보면 제약 조건이 적용되지 않은 기존의 알고리즘을 통하여 얻은 a_u, a_v 의 값에는 어떠한 모순이 존재함을 알 수 있다. 제약 조건을 적용한 경우에서 실제 건축물(I)이나 실제 건축물(II)의 경우에는 줌 아웃을 최대한 한 상태에서 영상을 취득한 관계로 a_u, a_v 값이 다소 작게 나왔다.

실험을 통하여 얻은 결론을 정리해 보도록 한다.

첫째, 영상 취득 과정에서 물체가 지닌 원근 효과가 반영되어야 한다. 여기에서 원근 효과란 카메라와 대상 물체 사이의 거리를 놓고 볼 때 가까운 부분은 많이 움직이고 멀리 있는 부분은 적게 움직이는 현상을 말한다. 영상을 얻을 때 이러한 효과를 고려하지 않음으로써 만약 영상 내의 모든 특징점이 비슷한 flow를 가진다면 이로부터 3차원 정보를 추론할 수 없게 된다. 앞에서 예로 든 모든 실험에서는 이러한 효과를 고려하여 영상을 취득하였다.

둘째, 특징점 정합 과정에서 이동(translation)이 거의 없는 특징점들은 제거해 주는 것이 좋다. 이러

한 점들은 셀프 캘리브레이션 과정에서 3차원 구조를 추론하는 데 아무런 도움이 되지 않을 뿐 아니라 만약 이 점들이 기본 행렬을 계산하는 데 이용될 경우 수식적 전개과정에서 오류를 유발할 가능성도 있다.

5. 결론 및 향후 과제

지금까지 영상 시퀀스를 이용한 3차원 복원에 대한 기존의 연구와 3차원 복원에 관한 배경 이론을 프로젝트티브 복원과 유클리디안 복원으로 나누어 살펴봤으며 본 논문에서 제안하는 제약 조건을 적용시킨 셀프 캘리브레이션 알고리즘에 대해서도 살펴보았다. 그리고 이러한 제약 조건이 제대로 적용되는 지를 알아보기 위하여 먼저 합성 영상을 이용하여 실험을 해본 후 다양한 종류의 실제 영상에 대해서 제약 조건을 적용시킨 경우와 적용시키지 않은 경우로 나누어 실험을 해 보았다.

본 논문에서는 프로젝트티브 복원 결과를 유클리디안 복원 결과로 변환하는 과정에서 필요한 제약 조건을 제안하여 수식에 반영함으로써 더 나은 결과를 얻는데 주안점을 두었다. 먼저 카메라가 지닌 내부적 특성을 고려하여 영상축의 두 크기 요소를 하나로 줄이고 동시에 principal point를 영상의 중심으로 두어서 카메라 내부

파라미터의 변수를 5개에서 1개로 줄였다. 이렇게 될 경우 여러 함수의 수렴도가 높아지는 효과를 기대할 수 있다. 또, 대상 장면이 가진 기하학적 특징을 고려하여 대상 장면으로부터 수직 성분들을 추출한 후 수직 성분을 이루는 특징점에 대응하는 3차원 좌표를 추적하는 등의 방법을 통하여 복원된 3차원 구조에서 수직을 이루는 부분들이 잘 복원되도록 제약 조건을 두었다.

그러나, 영상 취득과정의 차이에 따라 3차원 복원 결과가 달라지는 기존의 문제점을 그대로 가지고 있으며 따라서 안정적인 결과를 얻기가 어렵다는 단점이 존재한다. 또, 제약조건과 수식을 단순화하는 데 초점을 둔 관계로 초점거리의 변화 등 카메라의 여러 가지 조작에 대한 고려를 반영하지 못한 문제점도 인정된다. 또, 제안된 제약 조건 중에서 principal point를 영상의 중심으로 두었을 때 수식적이나 물리적으로 어떠한 효과가 나타날 것인가에 대한 명확한 분석은 하지 못했으며 대상 장면의 기하학적 특징을 이용한 제약 조건의 경우 다소 직관적인 방법을 이용한 관계로 수식이 그다지 깨끗하지 못하다.

본 연구와 관련해서 앞으로 연구해야 할 사항을 정리하면 다음과 같다.

첫째, 영상으로부터 점뿐만 아니라 직선 혹은 평면 등과 같은 상위 단계의 object를 추출하여 3차원 복원에 이용한다. 이 때, 영상에서의 직선이나 평면의 추출은 별도의 문제로 취급되므로 여의치 않을 때는 사용자 도우미에 의한 추출도 고려해 볼 수 있다.

둘째, 대상 장면에 대한 기하학적 제약 조건을 되도록 많이 적용한다. 이를 이용하여 특징점 정합에 대한 의존도를 낮출 수 있을 것이다. 본 논문에서 사용한 수직 성분 이외에도 수평 성분 혹은 3차원 점들을 이용한 근사 평면 찾기 등 다양한 조건을 생각해 볼 수 있으며 이러한 제약 조건들을 많이 적용할수록 더 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이다.

셋째, 컴퓨터 비전과 그래픽스 기술의 적극적인 접목이 필요하다. 건물이나 상자같이 정형화된 물체를 복원할 때는 육면체나 구 등의 기하학적 모델을 이용하여 조립한 후 원래 영상을 이용하여 텍스처를 입히는 정도만으로도 꽤 좋은 결과를 얻을 수 있다.

참 고 문 헌

[1] Olivier Faugeras, "Three-Dimensional Computer Vision, A Geometric viewpoint," The MIT Press, 1st edition, 1993.
 [2] R. Y. Tsai, "An efficient and accurate camera

calibration technique for 3d machine vision," in IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 1, pp.364-374, 1986.
 [3] Oliver Faugeras, "What can be seen in three dimensions with an uncalibrated stereo rig," in European Conference on Computer Vision, pp.563-578, 1992.
 [4] R. I. Hartley, "Estimation of relative camera positions for uncalibrated cameras," in European Conference on Computer Vision, pp.579-587, 1992.
 [5] R. I. Hartley and P. Sturm, "Triangulation," in Proc. ARPA IUW, Monterey, California, pp.957-966, 1986.
 [6] R. I. Hartley, "Projective reconstruction from line correspondence," in IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1994.
 [7] P. Sturm and B. Triggs, "A factorization based algorithm for multi-image projective structure and motion," in European Conference on Computer Vision, pp. II:709-720, 1996.
 [8] R. I. Hartley, "Lines and points in three views - a unified approach," in ARPA IU Workshop, Monterey, 1997.
 [9] Oliver. Faugeras, Q. T. Luong, and S. Maybank, "Camera self-calibration: theory and experiments," in European Conference on Computer Vision, pp. 321-334, 1992.
 [10] R. I. Hartley, "Euclidean reconstruction from uncalibrated views," in Proc. Second Europe-US workshop on Invariance, Ponta Delgades, Azores, 1993.
 [11] A. Heyden and K. Astrom, "Euclidean reconstruction from constant intrinsic parameters," in International Conference on Pattern Recognition, pp. 339-343. 1996.
 [12] M. Pollefeys and L. V. Gool, "A stratified approach to metric self-calibration," in Computer Vision and Pattern Recognition, Puerto Rico, pp.407-412, 1997.
 [13] S. Bougnoux, "From Projective to Euclidean Space under any practical situation," in International Conference on Computer Vision, vol 2, pp. 790-798, 1998.
 [14] M. Pollefeys, L. VanGool, and M. Proesmans, "Euclidean 3d reconstruction from image sequences with variable focal lengths," in European Conference on Computer Vision, pp. 31-42, 1996.
 [15] M. Pollefeys, R. Koch, and L. V. Gool, "Self-calibration and metric reconstruction in spite of varying and unknown internal camera parameters," in IEEE International Conference on Computer Vision, Bombay, India, pp.90-95, Jan. 4-7 1998.

- [16] A. Heyden and K. Astrom, "Euclidean reconstruction from image sequences with varying and unknown focal length and principal point," in Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 438-443, 1997.
- [17] A. Criminich, I. Reid and A. Zisserman, "Single View Metrology," in IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999.
- [18] B. Johansson, "View Synthesis and 3D Reconstruction of piecewise planar scenes using intersection lines between planes," in IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999.
- [19] D. Liebowitz and A. Zisserman, "Combining scene and auto-calibration constraints," in IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999.
- [20] 권혁민, 한준희, "유일 정합쌍을 이용한 효율적인 특징점 정합기법", 한국 정보과학회 논문지(B), pp. 791-803, 1999.
- [21] G. Xu and Z. Zhang, "Epipolar geometry in stereo, motion and object recognition: a unified approach," Dordrecht, The Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [22] W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling, and B. P. Flannery, "Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing," Cambridge University Press, second edition, 1992.
- [23] B. Triggs, "Matching constraints and the joint image," in IEEE International Conference on Computer Vision, Cambridge, Massachusetts, pp. 338-343, 1995.
- [24] C. Tomasi and T. Kanade, "Shape and motion from image streams under orthography : a factorization method," International Journal of Computer Vision, pp. 137-154, 1992.
- [25] Zbigniew Michalewicz, "Genetic Algorithms+Data Structures = Evolution Programs," Springer-Verlag Press, second, extended edition," 1992
- [26] R. I. Hartley, "In defense of the eight-point algorithm," in IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 580-593, 1995.



김성용

1998년 포항공과대학교 컴퓨터공학과 학사. 2000년 포항공과대학교 컴퓨터공학과 석사. 2000년 ~ 현재 (주)한국정보공학 재직중

한준희

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용 제 28 권 제 1 호 참조