

가상 평면 기법을 이용한 3차원 기하 정보 획득 알고리즘

The 3D Geometric Information Acquisition Algorithm using Virtual Plane Method

박 상 범*, 이 찬 호, 오 종 규, 이 상 훈, 한 영 준, 한 현 수

(Sang-Bum Park, Chan-Ho Lee, Jong-Kyu Oh, Sang-Hun Lee, Young-Joon Han, and Hern-Soo Hahn)

Abstract: This paper presents an algorithm to acquire 3D geometric information using a virtual plane method. The method to measure 3D information on the plane is easy, because it's not concerning value on the z-axis. A plane can be made by arbitrary three points in the 3D space, so the algorithm is able to make a number of virtual planes from feature points on the target object. In this case, these geometric relations between the origin of each virtual plane and the origin of the target object coordinates should be expressed as known homogeneous matrices. To include this idea, the algorithm could induce simple matrix formula which is only concerning unknown geometric relation between the origin of target object and the origin of camera coordinates. Therefore, it's more fast and simple than other methods. For achieving the proposed method, a regular pin-hole camera model and a perspective projection matrix which is defined by a geometric relation between each coordinate system is used. In the final part of this paper, we demonstrate the techniques for a variety of applications, including measurements in industrial parts and known patches images.

Keywords: 3D geometry, virtual plane, 3D reconstruction, pin-hole camera model, single-view camera

I. 서론

2차원 영상 정보를 이용한 3차원 공간 정보 획득 기법은 컴퓨터 이용 설계(computer aided design), 부품 조립(assembly) 등의 산업 분야나, 컴퓨터 그래픽스(computer graphics), 가상현실(virtual environment) 등의 오락 분야에서도 넓은 응용도를 가지고 있는 만큼 많은 연구가 진행되어진 분야이다[1,2].

영상 내에 존재하는 대상 물체에 대한 3차원 정보를 복원하는 기법은 SFS (Shape From Shading) 기법[3], 물체 표면 패턴으로부터 복원하는 SFT (Shape From Texture) 기법[4], 물체의 윤곽선 정보를 이용하여 복원하는 SFS (Shape From Silhouette) 기법[5] 등으로 분류할 수 있다. 특히 SFS 기법은 간단하면서도 효율적으로 3차원 모델을 복원할 수 있기 때문에 많은 연구가 이루어져 왔다. 하지만, 이러한 기법은 깊이 정보를 고려하지 않고 윤곽선 정보만을 이용하여 대상 물체를 조각하듯 잘라 나가는 방법이므로, 물체 내의 오목한 영역에 대한 복원이 불가능하고 카메라 대수에 따라 생성된 모델의 정확도가 달라진다. 그러나 카메라 수의 증가는 효율적인 문제 해결 방법이 아니기 때문에 문제 해결에 대한 직접적인 접근을 요구하게 된다.

인간의 시각계에 기인한 스테레오 비전 기법은 두 개의

동일한 카메라로부터 획득된 영상을 통해 3차원 정보를 계산하는 대표적인 기법이다. 오랜 연구를 통해 안정되고 정확한 결과를 나타내고 있기 때문에 산업 현장에서도 많이 응용되어지고 있다. 전통적인 스테레오 비전 기법은 크게 2가지 접근 방법으로 구분할 수 있다. 첫 번째 방법은 특징 정보를 이용하는 방법이고[6], 두 번째 방법은 영상의 영역 정보를 이용하는 것이다[7]. 특징 정보를 이용하는 기법은 특징 정보가 위치한 지점의 불일치 벡터를 구하여 상호간 대응 관계를 유도하는 방법이기 때문에 국부적으로 정보가 없는 지점이 발생할 수 있다는 단점을 가지고 있다. 하지만 영역 기반 방법은 조밀한 불일치 벡터를 구할 수 있기 때문에 상대적으로 상기 대응 관계를 유도하는데 용이하다. 하지만, 이들 영역 기반 방법은 역시 비교해야 하는 영역의 크기, 즉 윈도우의 크기가 성능에 많은 영향을 미치기 때문에 영역의 크기를 어떻게 결정하느냐에 따라 상이한 결과가 나타나게 된다. 이들 기법들은 기본적인 시스템 구성에 따른 많은 경제적 문제를 수반하고 있으며, 정밀한 결과를 도출하기 위해서는 정확한 환경 구축이 필수적이다.

본 논문에서는 이러한 문제들을 해결하기 위해서 영상에서 획득 가능한 특징 정보들을 기반으로 가상 평면 정보를 구성하고, 각 가상 평면에 대한 카메라 자세를 이용하여 정확한 3차원 자세 정보를 결정하는 기법을 제안한다. 대상 물체에 대한 특징 정보가 단일 평면에 존재하는 경우 3차원 관계를 보다 간단하게 풀어나갈 수 있다. 하지만, 대상 물체에 존재하는 평면 내에서의 특징 정보만을 기대할 수는 없기 때문에 획득 가능한 특징 점들 가운데 임의의 3개의 점을 이용하여 가상 평면을 구성한다. 이 때 획득된 3개의 점들 가운데 임의의 한 점을 원점으로 하는 좌표계를 구성할 수 있고, 각 특징 점들의 캐드 정보를 기반으로 대상 물체 기준 좌표계와 가상 평면 좌표계간의 기하관계를

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 8. 4., 수정: 2009. 9. 18., 채택확정: 2009. 10. 7.

박상범, 한영준, 한현수: 숭실대학교 정보통신전자공학부

(forcepsb@ssu.ac.kr/young@ssu.ac.kr/hahn@ssu.ac.kr)

이찬호, 오종규, 이상훈: 현대중공업 기계전기연구소

(leechanh@hhi.co.kr/jkoh@hhi.co.kr/mrshlee@hhi.co.kr)

※ 이 논문은 2009년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임. 또한 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음(NIPA-2009-(C1090-0902-0007)).

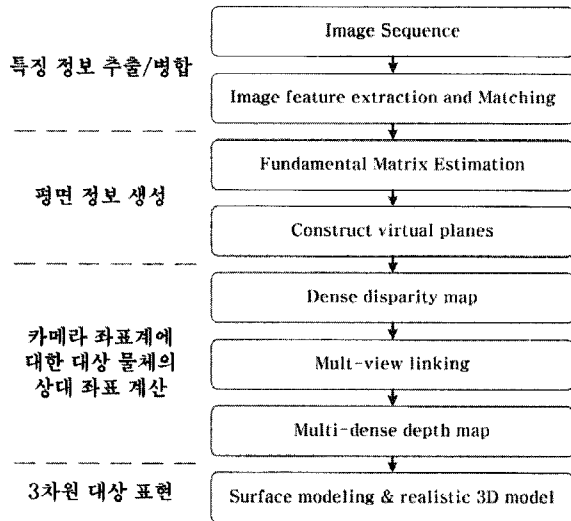


그림 1. 제안된 기법에 대한 순서도.

Fig. 1. The flow chart for a proposed method.

결정할 수 있다. 획득 가능한 특징 점들만을 이용하기 때문에 다른 일반적인 기법들에서 요구되는 특징 정보와 등록된 정보와의 상관관계에 대한 제약에서 벗어날 수 있다. 제안된 가상 평면 기법을 이용함으로써 앞서 언급했던 다른 일반적인 기술에서의 문제점을 해결할 수 있으며, 간단한 3차원 기하 관계를 유도할 수 있다. 하지만 이러한 기하 관계는 각 가상 평면에 대한 카메라 좌표계에 대한 관계이기 때문에 이를 대상물체 기준 좌표계에 대한 관계를 추가하여 기술해야 한다. 이 과정에서 대상물체 기준좌표계에 대한 가상 평면 기준좌표계의 관계는 알려진 캐드 정보를 기반으로 결정되어진 값이기 때문에 알려지지 않은 값과 알려진 값을 구별하여 정리할 수 있고, 이를 통해 간단한 기하 관계를 유도할 수 있다. 제안된 기법에 대한 상세 순서도는 그림 1과 같이 도식하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 대상 물체로부터 특징 정보를 추출하는 본 논문에서 적용된 SURF 기법에 대해 기술하고, III 장에서는 추출된 특징 정보들을 기반으로 가상 평면 정보를 구성하는 기법에 대해 기술한다. IV 장에서는 상기 가상 평면 정보를 이용하여 카메라 좌표계에 대한 대상 물체 기준 좌표계를 계산하는 방법에 대해 소개하고, V 장에서 실 계측된 결과와 제안된 기법을 통해 측정된 결과의 비교를 통해 제안된 기법에 대한 효용성을 검증한다.

II. 특징정보 추출 기법

2차원 입력 영상으로부터 획득된 특징 정보들은 등록된 물체 영상에서의 특징 정보들과 일치해야 한다. 이러한 과정을 통해 얻어낸 대응점(correspondence points)을 이용하여 3차원 기하 정보를 결정할 수 있기 때문에 제안된 시스템에서 특징 추출 모듈은 무척 중요하다고 할 수 있다. 비교될 영상의 차이가 동영상 프레임 간격처럼 시간의 흐름에 따라 변화의 폭이 작게 발생한다면 SAD (Sum of Absolute Difference), NCC (Normalized Cross Correlation) 등의 윈도우 기반 매칭 기법으로 충분히 검출할 수 있지만, 실제 영상에

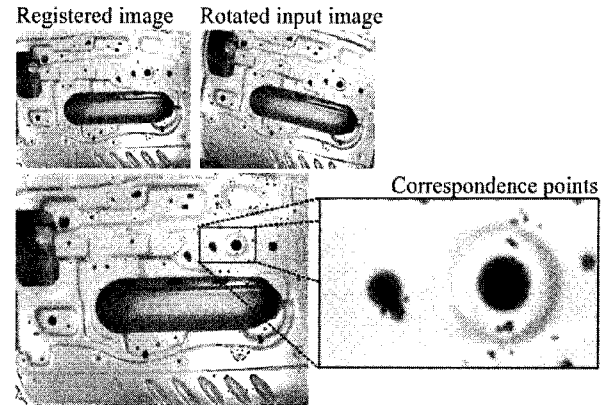


그림 2. SURF를 적용한 특징 추출.

Fig. 2. Feature extraction using SURF.

서는 스케일이나 회전 등의 형태학적 변화가 많이 발생하기 때문에 적합하지 않다. 따라서 본 논문에서 적용한 영상 매칭 모듈에서는 앞서 언급한 기하학적 변위에 불변한 특징 점을 추출하여 특징 점들의 기술자(descriptor)를 비교하는 방법을 적용한다.

특징 추출 분야에서 널리 사용되어지고 있는 기법으로 SIFT (Scale Invariant Feature Transform)와 SIFT의 처리 속도를 개선한 SURF (Speed Up Robust Features)[8,9]가 있다. SURF는 SIFT의 단점인 처리 속도를 개선하기 위해 추출 과정을 단순화 시켰다. 라플라시안의 계산을 정수로 양자화(quantization)하여 박스 필터링(box-filtering)시킨다. 크기 변화에 강인한 특성을 얻기 위해서는 라플라시안의 분산을 변화시키면서 회전한 영상을 각각 계산해야 하는데, 이를 근사화하기 위해 박스의 크기를 일정 간격으로 조정한다. 그림 2는 SURF를 적용하여 등록된 모델에 대한 특징 점에 대한 대응점을 나타낸 것이다.

이미지 좌표 $x=[x, y]$ 가 주어졌을 때, SURF에서의 전 미분 행렬(hessian matrix)은 영상좌표 x 와 스케일 인자 σ 를 이용하여 수식 1과 같이 구성된다.

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx} & L_{xy} \\ L_{xy} & L_{yy} \end{bmatrix} \quad (1)$$

이때 L_{xx} 는 영상 좌표 x 에 대한 가우시안 2차 미분의 회전 함수이며, L_{xy} , L_{yy} 도 각 축들에 대한 함수들이다. 본 논문에서 적용된 모듈에서는 특징 점들에 대한 기하 정보는 알려진 캐드 정보를 기반으로 하기 때문에 특징 영역에 대한 후보 영역을 결정하고 결정된 특징 영역 내에서 발생된 특징 성분들에 대한 대응점을 찾으려 보다 효율적으로 적용하였다.

III. 특징 정보 기반 가상 평면 결정 기법

입력 영상에서 결정된 특징 점들 가운데 임의의 3점을 이용하여 단일 평면을 구성할 수 있다. 모든 특징점들이 선택될 수 있는 것이 아니고, 이미 등록된 모델에서의 특징점들 가운데 CAD 정보와 함께 등록되어진, 즉 CAD 정보를 알고 있는 특징점들과 대응되는 특징점들을 선택하게 된다. IV 장에서 언급하게 될 3차원 자세 결정을 위해서 사용될

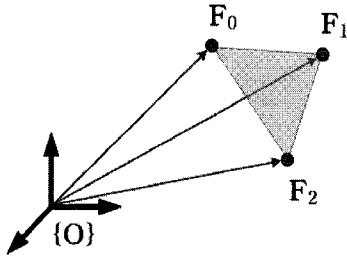


그림 3. 기준좌표계에 대한 특징벡터.
Fig. 3. The feature vectors on the base coordinate.

실제 좌표에 대한 정보를 알고 있는 특징점들은 모델을 등록하는 과정에서 선택하게 된다. 따라서, 알려진 특징점들과 대응되는 특징점들만이 3차원 자세 결정에 유효한 특징점으로 선택되어질 수 있다.

이들 3점에 대한 가상 평면 좌표계를 결정하기 위해 대상 물체에 대한 기준좌표계의 원점을 중심으로 각 특징 점들에 대한 벡터를 각각 F_{0-2} 로 표현할 때 그림 3과 같이 나타낼 수 있다.

F_0 를 기준으로 F_1 과 F_2 가 이루는 하나의 평면을 x-y 평면이라 하고, 이 평면에 대한 좌표계를 $\{P\}$ 라 했을 때 기준좌표계 $\{O\}$ 에 대한 동차변환행렬(homogeneous transformation matrix) ${}^P H_0$ 로 표현할 수 있다. 이들 관계는 수식 2로 표현되어진다.

$$P = {}^P H_0 \cdot O \quad \therefore {}^P H_0(x_i, y_i, z_i, \alpha, \beta, \gamma) \quad (2)$$

동차변환행렬 ${}^P H_0$ 는 병진관계(translation)와 회전관계(rotation)를 나타내는 인자들로 구성된다. 임의의 특징 점 F_0 를 원점으로 하는 좌표계 $\{P\}$ 에 대한 병진관계는 원점 벡터의 값이 병진관계의 요소들이기 때문에 별도의 계산 과정이 필요 없다. 하지만, 회전관계를 표현하기 위해서는 나머지 특징 벡터들과 원점으로 결정된 특징 벡터들과의 관계를 이용하여 결정할 수 있다.

그림 4는 평면좌표계 내에서의 원점에 대한 각 특징 벡터를 표현한 것이다. f_i 는 기준좌표계에서의 $F_i - F_0$ 로 얻어질 수 있는 벡터이고, 이는 평면좌표계 내부의 특징이기 때문에 수식 2에서의 동차변환행렬의 회전관계를 나타내는 인자를 추출하는데 적용될 수 있다. 그림 4와 같은 상황에서 f_1 과 f_2 가 이루는 평면에 대해 평면 기준 좌표계의 x-y 평면을 일치시키기 위해서 그림 5(a)와 같이 f_1 과 x축의 사잇각

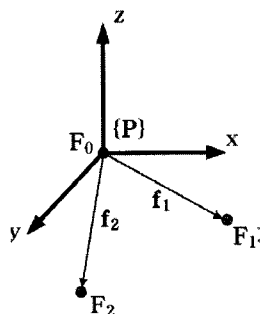
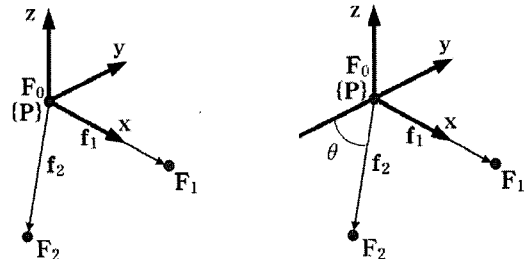


그림 4. 평면 좌표계에서의 특징 벡터.
Fig. 4. Feature vectors on the plane coordinate.



(a) x축을 일치 (b) x축에 대한 회전각도 계산

그림 5. 평면좌표계의 기준점 결정.
Fig. 5. To decide origin of the plane coordinate.

만큼 회전시켜서 일치시켜준다. 그리고 f_2 를 x-y 평면에 위치시키기 위해서 f_2 와 x-y 평면 사이 각을 회전각으로 결정한다. 그림 5(b)는 x축에 대한 회전각을 결정하는 과정을 나타내고 있다.

최종적으로 결정된 각 축에 대한 병진성분과 회전성분 $(x_i, y_i, z_i, \alpha, \beta, \gamma)$ 은 동차변환행렬로 수식 3과 같이 표현되어질 수 있다.

$${}^P H_0 = \begin{bmatrix} \cos\alpha\cos\beta & \cos\alpha\sin\beta\sin\gamma - \sin\alpha\cos\gamma & \cos\alpha\sin\beta\cos\gamma + \sin\alpha\sin\gamma & x_i \\ \sin\alpha\cos\beta & \sin\alpha\sin\beta\sin\gamma + \cos\alpha\cos\gamma & \sin\alpha\sin\beta\cos\gamma - \cos\alpha\sin\gamma & y_i \\ -\sin\beta & \cos\beta\sin\gamma & \cos\beta\cos\gamma & z_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

따라서 대상물체의 기준좌표계에 대한 각 특징 점의 위치는 수식 4와 같이 동차변환행렬의 역행렬로 정의될 수 있다.

$${}^O X_i = {}^P H_0^{-1} \cdot {}^P X_i \quad (4)$$

상기 동차변환행렬은 대상물체의 알려진 특징정보를 기반으로 구성되어진 결과이기 때문에 3차원 기하정보 획득 모듈에서 별도로 구별하여 적용되어지게 된다.

IV. 단일 평면에 대한 3차원 Photometry

1. 카메라 모델

핀 홀 카메라 모델(PHCM: Pin-Hole Camera Model)은 그림 6과 같이 3차원 공간상의 공간좌표계와 2차원 영상좌표

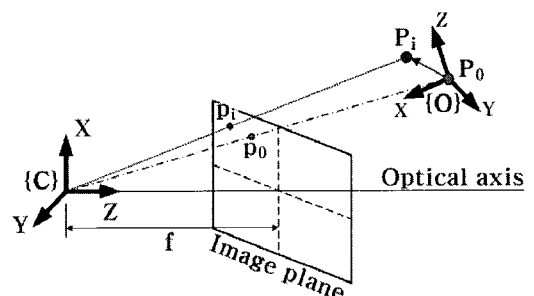


그림 6. 핀-홀 카메라 모델.
Fig. 6. Pin-hole camera model.

계와의 관계를 정립해주기 때문에 널리 사용되고 있다. 핀홀 카메라 모델은 3차원 대상물체 좌표계{O}에서의 특징점 $P=[{}^cX_i, {}^cY_i, {}^cZ_i]^T$ 를 2차원 영상 좌표상의 $p=[x_i, y_i]^T$ 로 원근 투영시킨다.

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{{}^cZ_i} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^cX_i \\ {}^cY_i \\ {}^cZ_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

수식 5는 대상물체 좌표계 {O}에 대한 카메라 좌표계 {C}의 투영을 나타낸다. 이를 기반으로 카메라 좌표계에 대한 영상 좌표상의 투영 식은 아래의 수식 6과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_x & s_\theta & u_0 \\ 0 & s_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서 s_x 와 s_y 는 각각 컴퓨터 영상 좌표계에서 수평축과 수직축에 대한 화소의 단위 크기이다. s_θ 는 화소의 뒤틀림(skew) 계수이며 일반 카메라에서는 0에 가깝다. 그리고 u_0 와 v_0 는 카메라의 광학축에 대한 이미지 평면 좌표이다. 또한 본 논문에서는 영상 왜곡을 발생시키는 여타의 카메라 변수를 고려하지 않았으므로 뒤틀림 계수를 무시한다.

2. 3차원 Photometry

대상물체의 모든 특징 점은 그림 7과 같이 기준좌표계에 대한 상대적인 관계로 표현할 수 있기 때문에 대상물체 기준좌표계{O}에 대한 각 특징 점들은 ${}^O X_i=[{}^o x_i, {}^o y_i, {}^o z_i, 1]^T$ 로 표현할 수 있다.

하지만, 각 평면에 고정된 특징성분으로 표현되어지기 때문에 z축의 성분을 0으로 놓고 ${}^O X_i=[{}^o x_i, {}^o y_i, 0, 1]^T$ 와 같이 표현할 수 있다. 이에 대응하는 카메라 좌표계에 대한 특징성분을 $X_i=[x_i, y_i, z_i, 1]^T$ 와 같이 표현할 수 있다. 이를 카메라 모델에서 정의한 내부 변수와 외부 변수에 대해 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{{}^c z_i} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} & T_x \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} & T_y \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} & T_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^o x_i \\ {}^o y_i \\ {}^o z_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

이 때 대상 물체의 특징 점들이 단일 평면에 존재함을 가정하였기 때문에 ${}^o z_i$ 를 0으로 두고 정리하여 x-y 각 축에

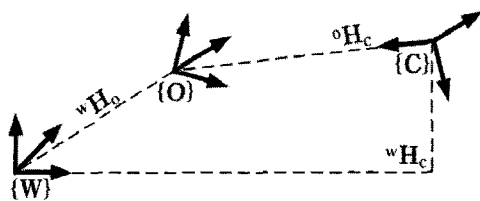


그림 7. 실세계 기준좌표계에 대한 카메라와 대상물체 좌표계의 관계.

Fig. 7. Coordinates relationship between camera and target object based on the world coordinate.

대한 다음의 연립 방정식들을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} f \cdot {}^o x_i \frac{R_{11}}{T_z} + f \cdot {}^o y_i \frac{R_{12}}{T_z} - x_i \cdot {}^o x_i \frac{R_{31}}{T_z} - x_i \cdot {}^o y_i \frac{R_{32}}{T_z} + f \frac{T_x}{T_z} &= x_i \\ f \cdot {}^o x_i \frac{R_{21}}{T_z} + f \cdot {}^o y_i \frac{R_{22}}{T_z} - y_i \cdot {}^o x_i \frac{R_{31}}{T_z} - y_i \cdot {}^o y_i \frac{R_{32}}{T_z} + f \frac{T_y}{T_z} &= y_i \end{aligned} \quad (8)$$

z축에 대한 식을 0으로 만들기 위해 알려진 값들에 대해 수식을 정리하고, 카메라에 대한 대상 물체의 기하관계를 나타내는 외부변수 인자들을 미지수로 두면, 다음과 같은 행렬식으로 표현할 수 있다.

$$AH^* = B \quad (9)$$

$$H^* = \begin{bmatrix} \frac{R_{11}}{T_z} & \frac{R_{12}}{T_z} & \frac{R_{21}}{T_z} & \frac{R_{22}}{T_z} & \frac{R_{31}}{T_z} & \frac{R_{32}}{T_z} & \frac{T_x}{T_z} & \frac{T_y}{T_z} \end{bmatrix}^T$$

$$A = \begin{bmatrix} f \cdot {}^o x_1 & f \cdot {}^o y_1 & 0 & 0 & -x_1 \cdot {}^o x_1 & -x_1 \cdot {}^o y_1 & f & 0 \\ 0 & 0 & f \cdot {}^o x_1 & f \cdot {}^o y_1 & -y_1 \cdot {}^o x_1 & -y_1 \cdot {}^o y_1 & 0 & f \\ f \cdot {}^o x_2 & f \cdot {}^o y_2 & 0 & 0 & -x_2 \cdot {}^o x_2 & -x_2 \cdot {}^o y_2 & f & 0 \\ 0 & 0 & f \cdot {}^o x_2 & f \cdot {}^o y_2 & -y_2 \cdot {}^o x_2 & -y_2 \cdot {}^o y_2 & 0 & f \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f \cdot {}^o x_i & f \cdot {}^o y_i & 0 & 0 & -x_i \cdot {}^o x_i & -x_i \cdot {}^o y_i & f & 0 \\ 0 & 0 & f \cdot {}^o x_i & f \cdot {}^o y_i & -y_i \cdot {}^o x_i & -y_i \cdot {}^o y_i & 0 & f \end{bmatrix}$$

$$B = [x_1 \ y_1 \ x_2 \ y_2 \ \dots \ x_n \ y_n]^T$$

실세계 기준좌표계 {W}에 대한 카메라 좌표계 {C}의 관계인 cH_w 는 이미 알려진 관계이기 때문에 위의 식을 통해서 카메라 좌표계 {C}에 대한 대상 물체 좌표계 {O}와의 관계인 oH_c 도 알 수 있게 되었다. 이들 간의 관계를 기반으로 실세계 기준좌표계에 대한 대상물체 좌표계의 관계를 ${}^oH_w = {}^oH_c \cdot {}^cH_w$ 와 같이 표현할 수 있다. 하지만, 제안된 가상 평면 기법을 적용하는 경우 대상 물체 기준좌표계에 대한 각 특징 평면들 간의 관계를 나타내는 oH_p 와의 관계를 고려하여 그림 7에서의 관계를 가상 평면과의 관계로 확장 시켜서 그림 8과 같이 도식할 수 있다.

이 때 n개의 가상 평면이 존재하는 경우 이들 관계를 고려하여 수식 7을 다음과 같이 재구성할 수 있다.

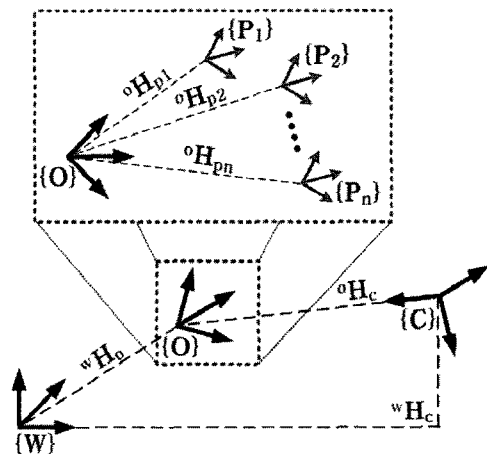


그림 8. 대상 물체 좌표계에 대한 가상 평면좌표계의 관계.

Fig. 8. Coordinates of virtual planes about the target object coordinate.

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{c_z} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^cR_{11} & {}^cR_{12} & {}^cR_{13} & {}^cT_x \\ {}^cR_{21} & {}^cR_{22} & {}^cR_{23} & {}^cT_y \\ {}^cR_{31} & {}^cR_{32} & {}^cR_{33} & {}^cT_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^oR_{11} & {}^oR_{12} & {}^oR_{13} & {}^oT_x \\ {}^oR_{21} & {}^oR_{22} & {}^oR_{23} & {}^oT_y \\ {}^oR_{31} & {}^oR_{32} & {}^oR_{33} & {}^oT_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

이 때, 대상물체 좌표계에 대한 변환관계를 알고 있기 때문에 ${}^mR_{pm}^oT$ 에 의해 구성된 변환 행렬과 대상물체의 특징점에 대응하는 CAD 정보인 ${}^oX_{j-i}, {}^oY_{j-i}, {}^oZ_{j-i}$ 의 곱을 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} {}^oR_{11} & {}^oR_{12} & {}^oR_{13} & {}^oT_x \\ {}^oR_{21} & {}^oR_{22} & {}^oR_{23} & {}^oT_y \\ {}^oR_{31} & {}^oR_{32} & {}^oR_{33} & {}^oT_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{cases} {}^oX_{pj-i} = {}^{pj}R_{11} \cdot {}^{pj}X_i + {}^{pj}R_{12} \cdot {}^{pj}Y_i + {}^{pj}T_x \\ {}^oY_{pj-i} = {}^{pj}R_{21} \cdot {}^{pj}X_i + {}^{pj}R_{22} \cdot {}^{pj}Y_i + {}^{pj}T_y \\ {}^oZ_{pj-i} = {}^{pj}R_{31} \cdot {}^{pj}X_i + {}^{pj}R_{32} \cdot {}^{pj}Y_i + {}^{pj}T_z \end{cases} \quad (11)$$

이 때 j 는 가상 평면에 대한 인덱스이고, i 는 해당 평면에서의 특징점에 대한 인덱스이다. 따라서, 알려진 변환 관계에 대해 나온 수식 11의 결과는 상수로 놓고 계산할 수 있다. 따라서, 이를 다시 수식 8과 같이 정리하여 다음과 같은 수식을 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned} {}^cX_{pj-i} &= f^o X_{pj-i} \frac{{}^cR_{11}}{{}^cT_z} + f^o Y_{pj-i} \frac{{}^cR_{12}}{{}^cT_z} + f^o Z_{pj-i} \frac{{}^cR_{13}}{{}^cT_z} + f \frac{{}^cT_x}{{}^cT_z} \\ &\quad - {}^cX_{pj-i} \cdot \frac{{}^cR_{31}}{{}^cT_z} - {}^cX_{pj-i} \cdot \frac{{}^cR_{32}}{{}^cT_z} \\ &\quad - {}^cX_{pj-i} \cdot \frac{{}^cR_{33}}{{}^cT_z} \\ {}^cY_{pj-i} &= f^o X_{pj-i} \frac{{}^cR_{21}}{{}^cT_z} + f^o Y_{pj-i} \frac{{}^cR_{22}}{{}^cT_z} + f^o Z_{pj-i} \frac{{}^cR_{23}}{{}^cT_z} + f \frac{{}^cT_y}{{}^cT_z} \\ &\quad - {}^cY_{pj-i} \cdot \frac{{}^cR_{31}}{{}^cT_z} - {}^cY_{pj-i} \cdot \frac{{}^cR_{32}}{{}^cT_z} \\ &\quad - {}^cY_{pj-i} \cdot \frac{{}^cR_{33}}{{}^cT_z} \end{aligned} \quad (12)$$

이 때 카메라 좌표계에 대한 이미지 좌표계의 관계인 카메라 내부 변수에 대한 수식 6을 적용하여 다음과 같은 최종 식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} (u_{pj-i} - u_0) &= f^o X_{pj-i} \frac{{}^cR_{11}}{{}^cT_z} + f^o Y_{pj-i} \frac{{}^cR_{12}}{{}^cT_z} + f^o Z_{pj-i} \frac{{}^cR_{13}}{{}^cT_z} \\ &\quad + f \frac{{}^cT_x}{{}^cT_z} - (u_{pj-i} - u_0) \frac{{}^cR_{31}}{{}^cT_z} \\ &\quad - (u_{pj-i} - u_0) \frac{{}^cR_{32}}{{}^cT_z} - (u_{pj-i} - u_0) \frac{{}^cR_{33}}{{}^cT_z} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} (v_{pj-i} - v_0) &= f^o X_{pj-i} \frac{{}^cR_{11}}{{}^cT_z} + f^o Y_{pj-i} \frac{{}^cR_{12}}{{}^cT_z} + f^o Z_{pj-i} \frac{{}^cR_{13}}{{}^cT_z} \\ &\quad + f \frac{{}^cT_x}{{}^cT_z} - (v_{pj-i} - v_0) \frac{{}^cR_{31}}{{}^cT_z} \\ &\quad - (v_{pj-i} - v_0) \frac{{}^cR_{32}}{{}^cT_z} - (v_{pj-i} - v_0) \frac{{}^cR_{33}}{{}^cT_z} \end{aligned} \quad (13)$$

이 식을 기반으로 대상 물체의 기하관계를 나타내는 외부 변수 인자들을 미지수로 두면, 수식 9와 같이 행렬식의 형태로 수식 14로 재구성할 수 있다.

$$AH^* = B \quad (14)$$

$$H^* = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} & R_{21} & R_{22} & R_{23} & R_{31} & R_{32} & R_{33} & T_x & T_y \\ T_z & T_z & T_z & T_z & T_z & T_z & T_z & T_z & T_z & T_z & T_z \end{bmatrix}^T$$

$$A = \begin{bmatrix} f s_x \cdot X_{p1-1} & f s_x \cdot Y_{p1-1} & f s_x \cdot Z_{p1-1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & f s_y \cdot X_{p1-1} & f s_y \cdot Y_{p1-1} & f s_y \cdot Z_{p1-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f s_x \cdot X_{pj-i} & f s_x \cdot Y_{pj-i} & f s_x \cdot Z_{pj-i} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & f s_y \cdot X_{pj-i} & f s_y \cdot Y_{pj-i} & f s_y \cdot Z_{pj-i} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f s_x \cdot X_{pj-i} & f s_x \cdot Y_{pj-i} & f s_x \cdot Z_{pj-i} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & f s_y \cdot X_{pj-i} & f s_y \cdot Y_{pj-i} & f s_y \cdot Z_{pj-i} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} & - (u_{p1-1} - u_0) X_{p1-1} - (u_{p1-1} - u_0) Y_{p1-1} \\ & - (v_{p1-1} - v_0) X_{p1-1} - (v_{p1-1} - v_0) Y_{p1-1} \\ & \quad \vdots \\ & - (u_{p1-i} - u_0) X_{p1-i} - (u_{p1-i} - u_0) Y_{p1-i} \\ & - (v_{p1-i} - v_0) X_{p1-i} - (v_{p1-i} - v_0) Y_{p1-i} \\ & \quad \vdots \\ & - (u_{pj-i} - u_0) X_{pj-i} - (u_{pj-i} - u_0) Y_{pj-i} \\ & - (v_{pj-i} - v_0) X_{pj-i} - (v_{pj-i} - v_0) Y_{pj-i} \\ & \quad - (u_{p1-1} - u_0) Z_{p1-1} f s_x \quad 0 \\ & \quad - (v_{p1-1} - v_0) Z_{p1-1} \quad 0 \quad f s_y \\ & \quad \quad \quad \vdots \\ & \quad - (u_{p1-i} - u_0) Z_{p1-i} f s_x \quad 0 \\ & \quad - (v_{p1-i} - v_0) Z_{p1-i} \quad 0 \quad f s_y \\ & \quad \quad \quad \vdots \\ & \quad - (u_{pj-i} - u_0) Z_{pj-i} f s_x \quad 0 \\ & \quad - (v_{pj-i} - v_0) Z_{pj-i} \quad 0 \quad f s_y \end{aligned}$$

$$B = \begin{bmatrix} u_{p1-1} - u_0 & v_{p1-1} - v_0 & \dots & u_{pj-i} - u_0 & v_{pj-i} - v_0 & \dots \\ & & & u_{pj-i} - u_0 & v_{pj-i} - v_0 & \end{bmatrix}^T$$

이 수식을 통해 j 개의 평면에 대해 각각 i 개의 특징 정보들에 대해 계산할 수 있도록 구성된 가변 크기 행렬을 구성하였다. 가변 크기의 행렬에 대한 역변환 행렬은 잘 알려진 의사 역행렬(pseudo inverse matrix)를 적용하여 구할 수 있고, 최종적으로 자체 정보를 담고 있는 H^* 행렬의 정보는 수식 14를 통해 계산할 수 있다. 이때 각 H^* 로부터 각 인자를 추출하기 위해서 회전변환행렬의 직교성을 이용하여 T_z 를 다음 수식 15와 같이 계산할 수 있다.

$$T_z = f + \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\sqrt{H^*_1 + H^*_3 + H^*_5}} + \frac{1}{\sqrt{H^*_2 + H^*_4 + H^*_6}} \right) \quad (15)$$

회전변환행렬의 나머지 요소들도 마찬가지로 회전변환행렬의 직교성을 이용하여 구할 수 있다.

V. 실험 및 평가

제안된 기법에 대한 실험을 위해 SVS 340 카메라와 SOL 6M CL 영상 획득 보드(frame grabber)를 이용하여 영상을 획득하였다. 구동 프로그램은 Intel Core2 Duo PC에 설치된 windows 환경에서 구성하였다. 실험에 대한 평가를 위해 고정된 위치에 설치된 카메라로부터 알려진 거리와 방향에 존재하는 대상 물체의 자세를 측정하였다.

측정된 자세 정보와 예측된 자세 정보를 비교하여 차이 값에 따라 정확도를 나타내도록 하였다. 정확한 검증을 위해서 특징점이 명확히 드러나는 인공 조형물에 대한 실험을 통해 3차원 계측 알고리즘에 대한 검증을 수행한 뒤, 임의의 물체에 대한 실험을 통해 제안된 기법의 전체적인 성능을 평가하였다. 실험을 위한 프로그램은 그림 9와 같이 구성되었다. 영상 획득 모듈로부터 획득된 영상은 특징 추출 모듈을 통해 가상의 평면 정보를 구성한다. 가상 평면 정보는 각각 실세계 좌표 공간의 대응점과 매칭 되어 각 가상 평면에 대한 동차 변환 행렬을 구성한다. 3차원 기하 정보 획득 모듈에서는 각 특징 평면에 대한 카메라 자세를 결정하여 OpenGL 기반의 3차원 표현 모듈을 통해 3차원 정보를 도식한다. 실험은 고정된 위치의 카메라로부터 대상 물체의 상대적 위치에 변화를 주어 수행하였다.

실험을 위한 환경은 대상물체로부터 1,100mm 떨어진 지점에 카메라를 위치시키고, 카메라를 병진 및 회전 이동하여 실 계측 값과 제안된 기법을 통해 측정된 값을 비교하였다. 카메라는 로봇의 종단점에 부착시키고, 대상물체에 변위를 주어 대상물체 좌표계(O)에 카메라좌표계(C)를 법선방향으로 일치하도록 이동하였다. 그림 10은 구축된 실험 환경을 도식한 이미지이다.

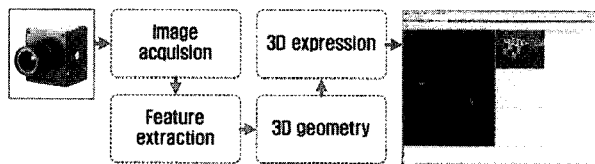


그림 9. 프로그램 블록도.
Fig. 9. Program block diagram.

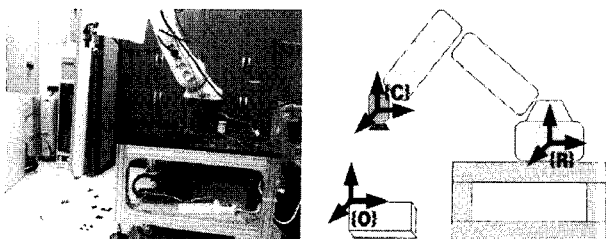


그림 10. 실험 환경 구성.
Fig. 10. Testing environment.

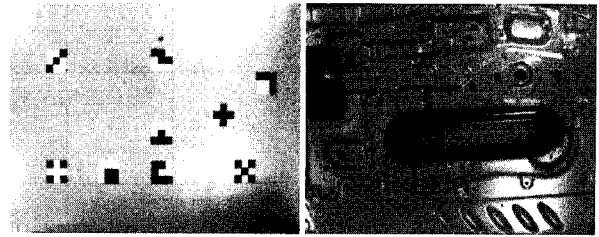


그림 11. 실험에 사용된 패치와 부품 이미지.
Fig. 11. Patches and part images for the test.

표 1. 3차원 자세 정보에 대한 실험.
Table 1. The experimental result to measure 3D pose.

(a) 직선 변위에 대한 실험 [단위 : mm]

축	변위	대상물체에 대한 측정	
		패치 이미지	부품 이미지
X	+50	-0.8701	1.6288
	-50	0.8539	1.6659
Y	+50	0.5773	0.8882
	-50	-0.5513	0.9902
Z	+50	0.8626	1.2504
	-50	1.0296	1.1580

(b) 회전 변위에 대한 실험 [단위 : degree]

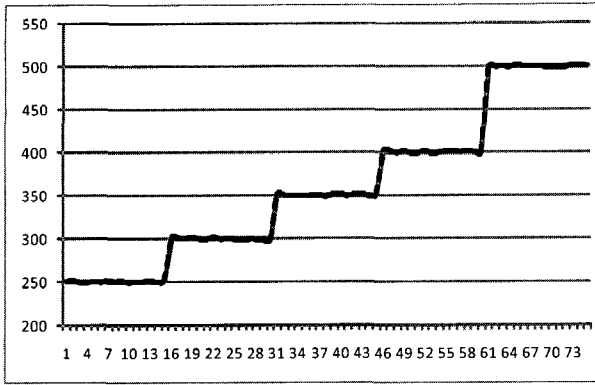
축	변위	대상물체에 대한 측정	
		패치 이미지	부품 이미지
X	+15	1.64	1.53
	-15	1.43	1.06
Y	+15	-1.15	1.73
	-15	2.87	1.38
Z	+15	0.53	0.12
	-15	1.31	1.99

안정된 성능 평가를 위해 알려진 패치 정보를 통해 제안된 모듈의 안정성을 검증한 뒤 실제 산업현장에서 사용되는 부품(자동차 도어)에 대해 실용성을 검증하였다. 그림 11은 제안된 기법에 사용된 패치 이미지와 부품 이미지이다.

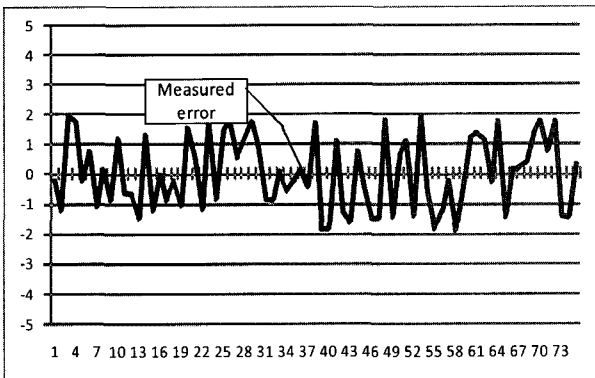
상기 대상 물체를 이용하여 회전 변위와 직선 변위에 대한 실험 결과를 표 1에 정리하였다.

대상물체를 고정시키고, 카메라의 자세를 3차원 공간상에서 각 축을 기준으로 변위를 가하였을 경우 직선 운동의 변위에 대한 결과가 회전 운동에 대한 변위보다 좋은 성능을 나타내고 있다. 이는 대상물체의 특징점간의 거리에 비례하여 간격이 넓을수록 좋은 결과를 나타내고, 좁을수록 변별력이 떨어지기 때문에 좋은 결과를 기대하기 힘들다. 따라서 대상물체의 크기가 큰 경우 특징 성분들 간의 간격을 넓게 설정하여 보다 좋은 결과를 유도할 수 있었다.

실험 결과를 통해 나타난 깊이 정보 (z축)에 대한 오차를 그림 12의 그래프를 통해 표현하였다. 기준이 되는 직선거리를 50mm 단위로 변위를 주었을 경우 결과에 나타난 바와 같이 거리가 멀어지는 경우 많은 오차 값이 나타났다. 이는 300mm를 기준으로 픽셀당 실제 거리에 대한 비율은 약 0.5mm 정도를 나타내는 데 반해 최대 변위인 500mm를 기준으로 했을 때 비율은 약 1.5mm 정도를 나타내고 있음



(a) 깊이 변화에 따른 목적 값과 측정값



(b) 목적 값과 측정값 사이의 오차값

그림 12. 대상물체와 카메라간의 깊이 정보에 대한 오차 그래프 [단위 : mm].

Fig. 12. The error graph about depth information between a target object and a camera [depth distance : mm].

을 반영한 결과이다.

오차의 변위는 최소 $\pm 1\text{mm}$ ~ 최대 $\pm 2\text{mm}$ 를 가지며, 픽셀 당 실제 거리의 비율이 기하급수적인 상관관계를 가짐을 알 수 있다. 이러한 결과를 기반으로 대상 물체와의 직선 거리에 따른 픽셀 비율의 증가가 실험 결과에 크게 영향을 끼침을 알 수 있다. 제안된 실험에 대한 결과는 영상을 통해 확인할 수 있다[10].

VI. 결론

본 논문에서는 가상의 평면 정보에 기인한 3차원 물체의 자세 정보를 획득하는 새로운 방식을 제안하였다. 제안된 기법을 통해 단일 평면상에 존재하는 특징 점을 이용하여 3차원 물체의 자세 정보를 획득하는 간단한 기법으로 단일 평면에서 표현할 수 없는 복잡한 대상 물체에 대해서도 3차원 자세 정보를 획득할 수 있는 기반을 제공하였다. 따라서 제안된 기법을 통해 계산의 복잡 도를 감소시키면서 정확한 3차원 정보를 획득할 수 있도록 하였다. 추후 연구로는 측정된 자세 정보의 진동을 감쇄시킴으로써 보다 안정된 결과를 획득할 수 있도록 하며, 보다 정확한 결과를 획득하기 위한 추가 연구가 진행되어야 할 것이다.

참고문헌

[1] 신강호, 김계국, "TV 영상의 3차원 변환을 위한 공간

분석 알고리즘에 관한 연구," 한국컴퓨터정보학회, vol. 7, no. 4, 2002.

[2] Oliver Grau, "A combined studio production system for 3D capturing of live action and immersive actor feedback," *IEEE Trans. Circuits and System for Video Technology*, vol.14, no.3, 2004.

[3] R. Zhang, P. Tsai, J. E Cryer, and M. Shah, "Shape from Shading: A survey," *IEEE Trans PAMI*, vol. 21, no. 8, pp. 690-706, 1999.

[4] J. Garding, "Direct estimation of shape from texture," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 15, no. 11, pp. 1202-1208, 1993.

[5] T. Matsuyama, X. Wu, T. Takai, and T. Wada, "Real-time dynamic 3-D object shape reconstruction and high-fidelity texture mapping for 3-D video," *IEEE Trans. CSVT*, vol. 14, no. 3, pp. 357-369, 2004.

[6] W. E. L. Grimson, "Computational experiments with a feature based algorithm," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 7, no. 1, pp. 17-34, 1985.

[7] T. Kanade, "A stereo matching algorithm with an adaptive window: Theory and experiment," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 16, no. 9, pp. 920-932, 1994.

[8] D. G. Lowe, "Distinctive image feature from scale invariant Keypoints," *International journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 99-110, 2004.

[9] W. Zhang and J. Kosecka, "Image based localization in urban environments," in *Proceedings of the International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission*, pp. 33-40, 2006.

[10] <http://visionlab.ssu.ac.kr/extlink/forcepsb/knownobject.avi>
<http://visionlab.ssu.ac.kr/extlink/forcepsb/knownpatches.avi>

박 상 범

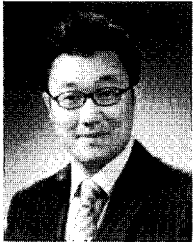


2004년 숭실대 정보통신전자공학부 졸업. 2006년 숭실대학교 전자공학과 석사 졸업. 2006년~현재 숭실대학교 전자공학과 박사 과정. 관심분야는 이족 보행로봇, 3차원 물체 복원.

이 찬 호



1986년 한양대학교 전자공학과 졸업. 1991년 한양대학교 전자공학과 석사 졸업. 1991년~현재 현대중공업 기계전기연구소. 관심분야는 싱글카메라 3D, 로봇 비전.



오 종 규

1998년 부산대학교 전자공학과 졸업.
2000년 부산대학교 전자공학과 석사
졸업. 2007년~현재 성균관대학교 박사
과정. 2000년~현재 현대중공업 기계전
기연구소. 관심분야는 3차원 복원, 로
봇 비전.



이 상 훈

1994년 한양대학교 정밀기계공학과 졸
업. 1996년 한양대학교 정밀기계공학
과 석사 졸업. 2006년 한양대학교 기
계공학과 박사 졸업. 1996년~현재 현
대중공업 기계전기연구소. 관심분야는
로봇 동작제어, 로봇비전.

한 영 준

제어 · 자동화 · 시스템공학 논문지 제9권 제12호 참조.

한 현 수

제어 · 자동화 · 시스템공학 논문지 제1권 제2호 참조.