

비전시스템 기반 군집주행 이동로봇들의 삼차원 위치 및 자세 추정

Three-Dimensional Pose Estimation of Neighbor Mobile Robots in Formation System Based on the Vision System

권 지 옥, 박 문 수, 좌 동 경*, 홍 석 교

(Ji-Wook Kwon, Mun-Soo Park, Dongkyoung Chwa, and Suk-Kyo Hong)

Abstract: We derive a systematic and iterative calibration algorithm, and position and pose estimation algorithm for the mobile robots in formation system based on the vision system. In addition, we develop a coordinate matching algorithm which calculates matched sequence of order in both extracted image coordinates and object coordinates for non interactive calibration and pose estimation. Based on the results of calibration, we also develop a camera simulator to confirm the results of calibration and compare the results of simulations with those of experiments in position and pose estimation.

Keywords: vision based control, pose estimation, camera calibration, mobile robot localization, formation of mobile robot

I. 서론

로봇제어 분야 중 이동로봇의 위치와 자세를 추정하는 문제는 많은 관심의 대상이다. 특히 군집을 이루는 이동로봇을 정확하게 제어하기 위해서는 무엇보다도 주변 로봇들의 상대적인 위치와 자세를 알아내는 것이 중요하다. 이동로봇들의 위치와 자세정보가 정확하지 않다면 설계된 제어기의 성능이 우수하다 할 지라도 이동로봇 군집을 원하는 방향으로 제어하지 못할 것이다. 따라서 이동로봇의 정확한 위치를 획득하기 위한 연구들이 다양하게 진행되고 있다. 이동로봇이 실외에서 주행할 경우, 많은 연구들이 GPS (Global Positioning System)를 사용한다. GPS의 경우 대기와 기상상태 등의 영향에 의한 바이어스 오차와 최대 10~20m의 무작위 오차 (random error)를 가지고 있기 때문에 GPS와 INS (Inertia Navigation System)를 융합하여 사용하는 것이 실외 주행 로봇의 위치를 추정하는 일반적인 연구 방법이다[1,2]. GPS를 사용할 경우 위성으로부터 획득하는 위도, 경도 정보를 사용함으로써, 지구 절대 좌표를 사용하여 이동로봇의 위치를 표시하는 것이 가능하다. 이렇게 획득된 각 이동로봇들의 위치는 통신 등의 방법을 통해 서로에게 전달되어 전체 군집을 제어하는 제어기에 적용될 수 있다.

반면에, 이동로봇이 실내에서 주행할 경우 GPS를 사용하는 것이 불가능하기 때문에 이동로봇들의 위치를 아는 것은 쉽지 않다. 그러므로 실내에서 이동로봇들의 위치를 알기 위한 연구들이 진행되어 왔으며, 특히 군집시스템을 구성할 때 실외에서와 같이 절대위치를 사용할 수 없기 때문에 각 로봇들 간의 상대적인 위치를 추정하도록 하였다. 이러한 연구들 중에서 비전시스템을 사용하여 이동로봇의 위치를 추정하는

연구들이 다양한 접근법을 통해 진행되고 있다. J. Garcia [3], H. Ishiguro [4], N. Ukita [5]는 여러 대의 카메라를 장치한 공간에서 이동로봇이나 다른 물체가 움직일 때 위치를 추정하는 연구를 진행하였다. 이러한 연구들은 다수의 카메라로부터 획득한 영상을 이용하여 영상에 획득된 물체의 위치를 추정하였다. 이러한 시스템은 미리 설치된 공간에 대하여 적용 가능하다. 이동로봇이 이동 중에 장착된 카메라를 통하여 획득된 다른 이동로봇의 위치와 자세를 추정하거나, 물체나 표적의 위치를 알기 위해서는 고정된 공간에 다수의 카메라가 설치된 시스템은 적용할 수 없다. 따라서 이동로봇에 장착된 한 대 또는 두 대 이상의 카메라(스테레오 비전 시스템 등)를 사용하여 대상체의 위치나 자세를 추정하여야 하는데, 두 대 이상의 카메라를 사용할 경우에는 측정 거리에 제한이 따르고 연산시간이 길뿐 아니라 각 영상을 연결해 줄 매칭 알고리즘이 복잡하여 이동로봇에 적용하는 것이 쉽지 않다.

따라서 한 대의 카메라를 사용하여 대상 이동로봇의 위치와 자세를 추정하는 연구들이 많이 진행되고 있다. S. Y Chiem은 표적 패턴 간의 거리와 높이 정보를 이용하여 이동로봇의 위치와 각도 정보를 생성하였다[6]. 그러나 이러한 시스템들은 기본적으로 색상표적을 사용하기 때문에 주변환경의 변화와 영상잡음에 강인하지 못하다[7]. A. K. Das는 비전 센서 기반의 군집주행 제어 시스템을 구성하기 위해 각 이동로봇에 전방향(omnidirectional) 카메라를 장착하고, 이동로봇 주변의 로봇들의 위치를 인식하였다[8]. N. Cowan은 비전시스템 기반의 군집시스템에 대하여 전방향 카메라에 대한 정보와 영상정보로부터 다른 이동로봇간의 거리정보를 생성하는 연구를 진행하였다[9]. 또한, R. Vidal은 영상의 흐름을 이용하여 다른 로봇의 속도정보도 획득하였다[10]. D. Cruz는 각 이동로봇의 아이다가 부여된 2차원 바코드를 이동로봇의 후방에 부착하고 2차원 바코드를 통하여 각 이동로봇들은 카메라 영상정보로부터 다른 이동로봇들을 구별할 수 있다[11]. 또한 O. A. A. Orqueda는 이러한 바코드의 외각선의 모양을 이용하여 다른 이동로봇의 자세정보를 생성하기 위해, 이차원

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 6. 4., 수정: 2009. 7. 30., 채택확정: 2009. 10. 16.

권지옥, 좌동경, 홍석교: 아주대학교 전자공학부

(bluemichael@ajou.ac.kr/dkchwa@ajou.ac.kr/skhong@ajou.ac.kr)

박문수: 대한항공 MUAV 개발사업단 비행체개발팀

(munspark@koreanair.com)

※ 본 연구는 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2009-0069742).

바코드 정보를 사용하여 이동로봇의 아이디를 판별하고, 이 차원 바코드의 외곽 사각형의 모양을 사영기하(projective geometry)를 이용하여 구분함으로써 이동로봇의 자세정보를 획득하였으나, 실제로 발생 가능한 영상왜곡 등의 문제를 고려하지 않았다[7].

비전 시스템을 통하여 대상체의 위치와 자세를 획득하는 연구들 중에서 중요한 연구결과들을 보여주는 분야가 3D 머신 비전 분야이다. 3D 머신 비전 분야는 특정 보정(calibration) 표적을 사용하여 카메라의 매개변수를 추정하거나 보정함으로써 정확한 결과들을 보여주었다[12-14]. 이러한 연구들을 바탕으로 하여 삼차원 공간에서 대상체의 자세를 추정하는 연구들이 활발히 진행되고 있다[15-18]. 정확한 카메라 보정과 자세추정을 위해서, 영상으로부터 얻은 대상정보가 정확해야 한다. 카메라를 통해 획득한 영상에는 불균일하게 분포된 빛에 의한 잡음, 머신 비전을 통해 영상이 획득되는 과정에서 생기는 디지털 영상화에 의한 양자와 오차와 그 외에 환경에 의한 여러 잡음들이 존재한다. 기존의 카메라 보정 및 자세 추정에 대한 많은 연구들은 이러한 오차나 잡음성분을 제거하기 위해 잘 갖추어진 환경에서 실험되었다. 선형 카메라 모델에 대한 매개변수 추정은 선형 최소 자승법을 사용하여 이상적인 경우에 대하여 모델을 추정하게 되는데, 실제 시스템에 적용되기 위해서는 카메라 렌즈에 의해 발생하는 왜곡 등의 영향을 고려해야 한다. 또한 [19]와 같이 기존의 보정(calibration) 표적을 사용하여 카메라의 매개변수를 추정하거나 보정하는 알고리즘들은 실제 적용을 위한 연산속도를 고려하지 않을 뿐 아니라 실시간 표적 인식을 위한 표적을 사용하고 있지 않아 실제 로봇에 적용하는데 적합하지 않다.

본 논문에서는 군집 이동로봇들의 상대적인 위치를 추정하기 위해 한 대의 카메라를 이용하여 실제 이동로봇에 적용 가능한 주변 로봇들에 대한 자세 추정 알고리즘을 구성하고, 실험적인 결과를 통해 알고리즘의 실효성과 적용을 논의한다. 제안하는 알고리즘을 구성하기 위해, 앞서 [20]에서 연구된 방법을 바탕으로 군집 이동로봇 시스템에 적합한 자세 및 위치 추정 알고리즘을 재 구성하였다. 이동로봇에 장착된 카메라로부터 획득한 영상의 왜곡을 보상하고, 영상에서 획득한 표적에 대한 정보를 삼차원 좌표계에 대응시킨 후, 표적과의 상대적인 위치와 자세 정보를 추정하도록 한다. 제안된 알고리즘을 통하여 영상왜곡으로 인한 영상 오차를 보상하고, 2차원 영상의 3차원 매칭 시 발생할 수 있는 오차를 최소화하며 실제 군집제어를 위한 이동로봇들의 상대 위치추정 방법을 제시한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. II 장에서 이동로봇의 수학적 모델을 설명하고, III 장에서는 사용되는 핀홀 카메라 모델에 대하여 설명한다. 핀홀 카메라로부터 획득한 영상의 왜곡을 보정하는 알고리즘을 IV 장에서 설명한 후, V 장에서 영상정보를 3차원 정보와 매칭하는 알고리즘을 설명한다. VI 장에서는 V 장에서 매칭된 정보를 이용하여 표적의 상대적 위치와 자세를 추정하는 방법에 대해 서술한다. VII 장에서 모의실험 결과를 통해 제안된 알고리즘의 타당성을 설명하고, VIII 장에서 결론을 맺는다.

II. 이동로봇 군집제어 시스템의 기구학 모델

이동로봇의 위치와 자세를 추정하는 시스템을 구성하기 위해 본 논문에서는 리더로봇-추종로봇(leader-follower) 시스템을 가정한다[7,11]. 이동로봇은 다음과 같은 기구학 모델을 갖는 것을 가정한다.

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_i(t) \\ \dot{y}_i(t) \\ \dot{\theta}_i(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_i(t) & 0 \\ \sin \theta_i(t) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_i(t) \\ \omega_i(t) \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서 x_i, y_i 는 이동로봇의 위치, θ_i 는 자세, v_i 와 ω_i 는 이동로봇의 각각 직진속도와 회전속도를 나타낸다. 비전시스템을 이용하여 이동로봇의 위치를 추종하는 시스템을 그림 1과 같이 구성한다.

그림 1에 나타난 것과 같이 이동로봇의 위치와 자세를 추정하기 위해 각 로봇들은 표적을 장착하고, 표적을 이용하여 대상로봇의 상대적 위치 및 자세정보를 생성할 수 있도록 한다. 그림 1의 개략도를 이용하여 이동로봇의 군집 대형에 대한 기구학 모델을 그림 2와 같이 구성한다.

그림 2에서 나타난 것과 같이 이동로봇들 사이의 관계에 대한 기구학적 모델은 다음과 같이 표현 가능하다.

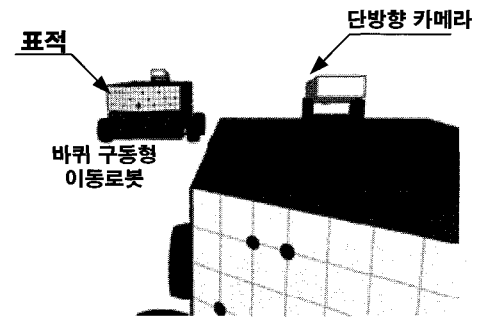


그림 1. 비전 시스템을 이용한 이동로봇의 위치 및 자세 추정 시스템의 개략도.

Fig. 1. The pose estimation system of the mobile robot using vision system.

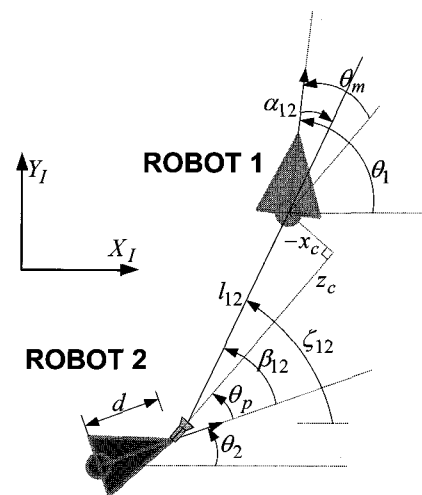


그림 2. 이동로봇들 사이의 관계에 대한 기구학 모델[2].

Fig. 2. The kinematic model between the mobile robots[2].

$$l_{12} = \sqrt{x_c^2 + y_c^2 + z_c^2}, \quad \theta_l = \arctan\left(\frac{-x_c}{z_c}\right) \quad (2)$$

$$\alpha_{12} = \theta_l - \theta_m, \quad \beta_{12} = \theta_p - \theta_l \quad (3)$$

여기서 (x_c, y_c, z_c) 는 비전 시스템을 통해 측정된 개체의 위치 정보이고, θ_m 은 개체의 자세정보를 나타내며, θ_p 는 카메라의 회전각(pan angle)이다. 이 정보를 이용하여 이동로봇들의 관계를 기구학적으로 나타내면 다음 식과 같다[7].

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{y}_1(t) \\ \dot{\theta}_1(t) \\ \dot{l}_{12}(t) \\ \dot{\alpha}_{12}(t) \\ \dot{\beta}_{12}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_l & 0 \\ \sin\theta_l & 0 \\ 0 & 1 \\ \cos\alpha_{12} & 0 \\ -\sin\alpha_{12} & -1 \\ l_{12} & \\ -\sin\alpha_{12} & 0 \\ l_{12} & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1(t) \\ \omega_1(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ -\cos\beta_{12} & -d\sin\beta_{12} \\ \sin\beta_{12} & -d\cos\beta_{12} \\ l_{12} & l_{12} \\ \sin\beta_{12} & -1 - \frac{d\cos\beta_{12}}{l_{12}} \\ l_{12} & l_{12} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_2(t) \\ \omega_2(t) \end{bmatrix} \quad (4)$$

III. 핀홀 카메라 모델

1. 핀홀 카메라 모델

본 논문에서는 이동로봇에 장착되는 카메라를 보편적으로 사용되어온 핀홀 카메라로 가정하고 영상의 왜곡보정 및 자세추정을 위한 모델로 사용한다. 그림 3은 핀홀 카메라의 영상 획득에 대한 기구학을 보여준다[21].

위 그림에서 p^W 를 3차원 공간상의 임의의 점이라고 가정하고 p^C 를 영상평면[mm]에 투영된 상이라고 하자. 카메라 프레임에서의 점 p^W 의 좌표는 $[X^c, Y^c, Z^c]^T$ 이고 월드 프레임에서의 좌표는 $[X^W, Y^W, Z^W]^T = [x, y, z]^T$ 이다. 그리고

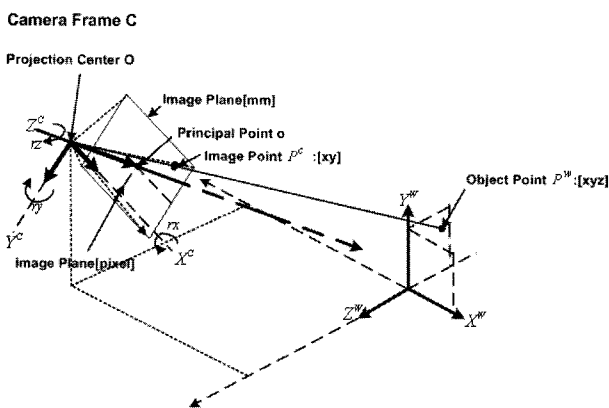


그림 3. 핀홀 카메라의 영상 획득에 대한 기구학.
Fig. 3. The kinematics of the pinhole camera.

P^C 의 픽셀 단위의 영상평면[pixel pixel]에서의 좌표는 $[u, v]^T$ 이고, 다음의 좌표변환으로 주어지는 동차좌표(homogeneous coordinates)로부터 구할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \propto \begin{bmatrix} lx \\ ly \\ l \end{bmatrix} = PM \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서,

$$P = \begin{bmatrix} Asp \cdot f & 0 & x_o & 0 \\ 0 & f & y_o & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

이고, Asp 와 f 는 각각 CCD sensor 또는 Frame Grabber의 종횡비와 초점거리를 나타낸다. 또한 l 은 비례계수로서 위 식 (2)는 이 비례계수의 임의의 값에 대하여 성립한다. M 은 월드 좌표로부터 카메라 좌표로의 사상(projection)을 의미하고 다음과 같이 회전변환과 병진변환으로 분리할 수 있다.

$$M^{4 \times 4} = \begin{bmatrix} R^{3 \times 3} & T^{3 \times 1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

여기서, $T = [t_x \ t_y \ t_z]$ 이고 R 은 오일러 각 r_x, r_y, r_z 로 정의되는 회전변환행렬이다. 만약 회전변환행렬 R 을 알고 있다면, 다음과 같이 역기구학에 의해 오일러 각을 계산할 수 있다.

$$r_y = \sin^{-1}(r_{31})$$

$$r_x = a \tan 2 \left(\frac{-r_{32}}{\cos(r_y)}, \frac{r_{33}}{\cos(r_y)} \right)$$

$$r_z = a \tan 2 \left(\frac{-r_{21}}{\cos(r_x)}, \frac{r_{11}}{\cos(r_x)} \right)$$

2. 카메라의 내부, 외부 매개변수

위에서 $t_x, t_y, t_z, r_x, r_y, r_z$ 를 외부 매개변수로서 월드 좌표에서의 물체와 카메라 간의 좌표 변환을 나타낸다. 또한, Asp, f, x_o, y_o 는 핀홀 카메라 모델의 내부 매개변수로서 카메라의 내부구조를 정의한다.

보통 카메라로 촬영한 영상은 픽셀단위로 좌표가 주어지기 때문에 카메라의 보정 및 위치, 자세 추정을 위해서 영상의 좌표를 픽셀좌표로 표현하는 것이 편리할 때가 많다. 이는 카메라에 포함되어 있는 CCD 센서의 물리적 구조로부터 다음과 같이 얻어질 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}_{pixel} = \begin{bmatrix} S_x / NP_x & 0 \\ 0 & S_y / NP_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}_{mm} \quad (3)$$

여기서, S_x 와 S_y 는 각각 [mm] 단위로 표기되는 CCD 센서의 유효크기이고, NP_x 와 NP_y 는 각각 CCD 센서의 유효 픽셀 개수이다. 만약, 스틸 카메라가 아닌 비디오 카메라와 프레임 그래버(frame grabber)를 사용하는 경우라면, 식 (3)에 추가로 프레임 그래버에서 발생하는 다운 샘플링을 고려해야 한다. 그러나 위의 값들은 식 (3)에서 알 수 있듯이 영상

의 중형비와 초점거리에 선형적으로 비례하는 값이므로 정확하게 알 필요는 없고 카메라 보정을 통해 추정되는 초점거리와 중형비를 통합해서 사용하면 된다.

현재 생산되는 CCD 이미지 센서의 경우, 종축과 횡축이 거의 직각을 이루도록 생산되기 때문에 과거에 고려했던 이미지 축의 비틀림(skew)요소는 위 모델에서 제외되었다. 만약 이를 고려하고자 한다면 다음과 같이 수정하면 된다.

$$P = \begin{bmatrix} Asp \cdot f & s & x_o & 0 \\ 0 & f & y_o & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

여기서, s는 가로축에 대한 세로축의 비틀림의 비율을 나타낸다.

IV. 머신 비전 카메라의 영상 왜곡 보정 알고리즘

머신 비전에 사용되는 실제 카메라는 핀홀 카메라 모델에서 고려되지 않은 여러 왜곡의 요인을 내포한다. 예를 들어, 앞서 설명한 바와 같이 CCD 센서의 비틀림이 존재하는 경우에는 이를 고려하여야 정확한 머신 비전 시스템을 구현할 수 있다.

대표적인 카메라 모델의 왜곡 요인은 렌즈의 초점 거리에 따라 발생하는 비선형 왜곡으로, 렌즈의 초점거리가 짧을수록 바깥쪽 왜곡이 커진다. 따라서 렌즈의 왜곡률에 의한 모델을 결정하고 왜곡된 영상으로부터 보정된 영상을 획득하는 방법이 제시되었다.

우선, $e_c = [x_c \ y_c]^T$ 를 보정된 이미지 좌표, $e_d = [x_d \ y_d]^T$ 를 왜곡된 이미지 좌표라 하자. 왜곡된 이미지 좌표(카메라에 의해 촬영된 이미지 좌표) e_d 를 알고 있을 때 이로부터 다음과 같이 보정된 이미지 좌표 e_c 를 얻을 수 있다.

$$e_c = e_d + D_d(e_d, d) \text{ [mm]} \quad (5)$$

여기서,

$$D_d(e_d, d) = \begin{bmatrix} \bar{x}_d D_{Radial}^x + D_{Tangential}^x \\ \bar{y}_d D_{Radial}^y + D_{Tangential}^y \end{bmatrix},$$

$$D_{Radial} = k_1 r_d^2 + k_2 r_d^4 + k_3 r_d^6 + \dots,$$

$$D_{Tangential}^x = (2p_1 \bar{x}_d \bar{y}_d + p_2 (r_d^2 + 2\bar{x}_d^2))(1 + p_3 r_d^2 + \dots),$$

$$D_{Tangential}^y = (p_1 (r_d^2 + 2\bar{y}_d^2) + 2p_2 \bar{x}_d \bar{y}_d)(1 + p_3 r_d^2 + \dots),$$

$$\bar{x}_d = x_d - x_o, \ \bar{y}_d = y_d - y_o, \ r_d = \sqrt{\bar{x}_d^2 + \bar{y}_d^2}$$

이고 $d = [k_1, k_2, \dots, p_1, p_2, \dots]$ 이다. 매개변수 k_i 는 방사상의 왜곡에 대한 계수이고, p_i 는 접선방향의 왜곡에 대한 계수이다. 보통 초점거리 12mm 이상의 경우에는 2차 항까지의 왜곡률만 고려해도 충분히 정확한 영상을 얻을 수 있다.

영상의 왜곡보정을 위해 3차원 물체의 월드 좌표를 카메라 좌표로 변환한 뒤 최소 자승법을 이용하여 카메라의 매개변수를 추정한다. 앞서 언급한 것 과 같이 카메라의 왜곡이 존재할 경우에는 보정에 앞서 이 왜곡을 보상해 주어야 하지만 일반적으로 시중에서 구입한 카메라의 렌즈에 대한 왜곡

모델 계수를 알기란 쉽지 않다. 따라서 이 값 역시 카메라 보정 중에 추정하여 사용하여야 한다. 렌즈의 왜곡 계수를 추정하기 위해 카메라 보정에 사용된 모델에 대하여 모의 영상 좌표를 생성한 뒤 보정된 이미지와 비교하고 그 오차를 최소화 하는 왜곡 매개변수를 계산하는 방법을 사용한다. 관측된 영상좌표와 모의영상좌표의 오차를 계산하기 위해서는 식 (5)의 왜곡모델의 역모델을 구하여야 한다. 그러나 식 (5)는 비선형 모델로 그 역함수를 해석적으로 찾기가 쉽지 않기 때문에 다음과 같이 반복법에 의해 구할 수 있다.

$$e_d \approx e_c - D_d(e_d, d) \approx e_c - D_d(e_c - D_d(e_d, d), d) \approx e_c - D_d(e_c - D_d(e_d - D_d(e_d, d), d), d) \approx \dots \quad (6)$$

식 (6)에서 오차 $e_d - e_c$ 는 반복을 거듭할수록 작아지는 것을 확인할 수 있다. 그러나 매 회마다 D_d 를 대상 이미지 좌표에 대하여 평가를 해야 하므로 좌표가 많으면 많은 계산 시간을 소비하게 되므로

$$e_c \approx e_d + D_d(e_c, d) + J_{D_d}(e_c)(e_d - e_c) \quad (7)$$

와 같이 위해 1차 테일러 시리즈로 D_d 를 근사하여 위 문제를 해결한다. 여기서

$$J_{D_d}(e_c) = \left[\frac{\partial}{\partial x} D_d(e, d) \quad \frac{\partial}{\partial y} D_d(e, d) \right]_{e=e_c}$$

이고, $J_{D_d}(e_c) \ll 1$ 이므로

$$e_d \approx e_c - \frac{1}{j_{11}(e_c) + j_{22}(e_c) + 1} D_d(e_c, d) = e_c - D_d^*(e_c, d) \quad (8)$$

같이 근사할 수 있다. 만약, 2차 방사상, 접선방향의 왜곡항만을 고려한다면 역 왜곡모델을 다음과 같이 근사할 수 있다.

$$D_d^*(e_c, d) = \frac{1}{4k_1 r_c^2 + 6k_2 r_c^4 + 8p_1 \bar{y}_c + 8p_2 \bar{x}_c + 1} D_d(e_c, d) \quad (9)$$

따라서, 식 (3)을 $x = x_c, y = y_c$ 로 바꾸고 식 (9)와 결합하면 정방향 카메라 모델이 완성된다. 역방향 모델을 사용하면 왜곡된 카메라 좌표를 2차원 평면상의 점으로 변환할 수 있다. 미리 정해진 2차원 평면이 있고 그 좌표 시스템 H 는 원점이 $h_o = [x_o \ y_o \ z_o]^T$ 이고 두 벡터 $h_k = [x_h \ y_h \ z_h]^T$ 와 $h_v = [x_v \ y_v \ z_v]^T$ 가 그 좌표 벡터라고 가정하였을 때, 식 (2)에 의해 보정된 좌표 e_c 로부터의 변환은 다음과 같다.

$$l \begin{bmatrix} x_H \\ 1 \end{bmatrix} = (FH)^{-1} \begin{bmatrix} e_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

여기서, l 는 비례계수이고, $x_H = [h_h \ v_H]^T$ 는 좌표계

$$H = \begin{bmatrix} h_h & h_v & h_o \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ 로 역변환된 좌표이다.}$$

V. 영상정보의 삼차원 매칭 알고리즘

표적에 대한 영상을 처리하여 표적 위에 위치한 점들을 구분하고 각 중심위치를 구하면, 표적의 3차원 자세를 추정해

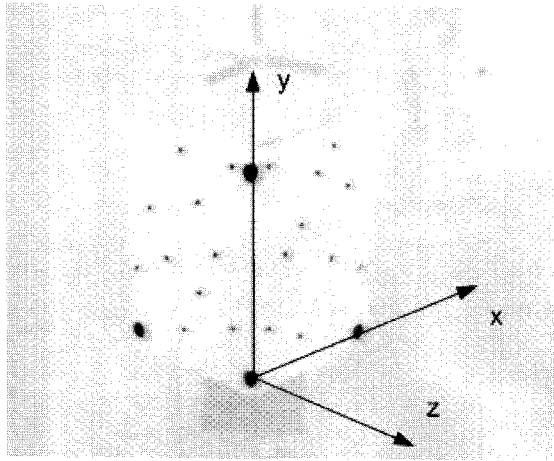


그림 4. 직각 좌표에 대응시킨 표적.
Fig. 4. The target matched at the 3D coordinate system.

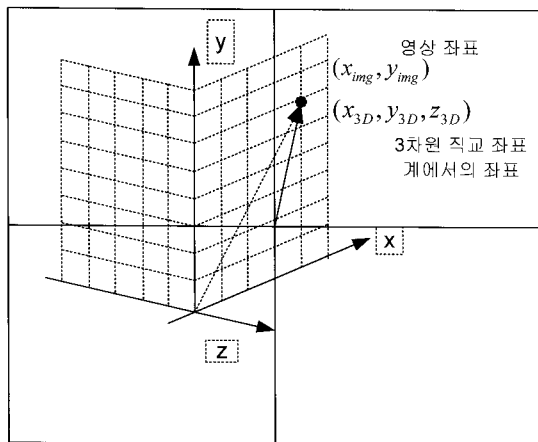


그림 5. 2차원 영상 좌표와 3차원 직교 좌표계의 대응.
Fig. 5. The matching between 2D image and 3D coordinate system.

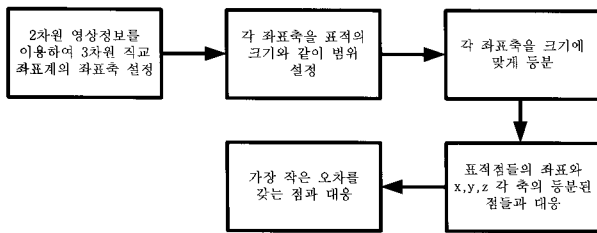


그림 6. 좌표계 대응 알고리즘.
Fig. 6. The coordinate matching algorithm.

낼 수 있다. 그러기 위해서 표적 영상을 3차원 직각 좌표계와 대응되도록 매칭하여야 한다. 획득한 영상의 왜곡을 보정한 후, 표적에 위치한 점들의 영상정보를 획득하면 표적의 좌표를 기준으로 한 3차원 위치정보를 획득할 수 있다. 본 논문에서는 계산의 편의상 그림 4와 같이 표적 위의 각 점들을 $x-y$ 평면과 $z-y$ 평면 위에 배치한다.

각 점들은 영상 내에서 중심점의 좌표만 알고 있으므로 3차원 좌표계에서의 위치 정보는 주어지지 않기 때문에, 영상 좌표를 3차원 좌표계의 위치와 대응 시켜 주어야 한다. 그림 4의 각 점들은 정수화된 격자 무늬의 교차점 위에 있도록 설계하고, 영상처리를 통하여 영상 내부에서 각 점들의

위치를 획득한 후, 그림 5에서 보는 것과 같이 3차원 좌표계에 대응시킨다.

좌표축을 대응시키는 알고리즘은 그림 6에 나타난 것과 같은 과정을 거친다.

그림 6에 나타난 것과 같이 2차원으로 표시되는 영상에서 3차원 직교 좌표계를 매칭하기 위해 다음과 같은 과정을 거친다.

1. 2차원 영상정보에서 3차원 직교 좌표계의 기준이 되는 좌표축을 설정한다.
2. x, y, z 의 각 좌표축을 표적의 좌표축의 크기와 같이 설정한다.
3. 영상 내의 표적 점들을 영상내의 좌표축들과 좌표와 비교하여 오차를 생성한다. 이때 오차는 거리 오차 또는 기울기 오차를 사용할 수 있다.
4. 거리 오차를 사용할 경우 영상에서의 x 좌표 오차와 y 좌표 오차가 가장 작은 축 위의 좌표를 선택한다. 기울기 오차를 선택할 경우에는 3차원 좌표계에서의 축이 영상에서 가지는 기울기를 이용한다. 표적점을 지나고, 좌표축의 기울기를 갖는 직선이 다른 축과 만나는 점을 찾으면 좌표를 구성할 수 있다.

VI. 표적의 위치 및 자세 추정

1. Lowe's Algorithm

Lowe의 알고리즘 [22]은 3차원 물체와 그에 대한 영상에 관한 정보를 아는 상태에서 촬영위치(viewpoint)와 모델 매개변수 계산의 문제를 다룬다. 따라서 촬영된 물체에 부착된 좌표계의 자세에 대한 병진과 회전의 상태를 찾아내는데 사용될 수 있다.

비선형 시스템에서의 매개변수 벡터 q 를 찾는 데는 최소자승법과 같은 직접적인 방법보다는 Newton' method와 같은 반복적 방법을 주로 사용한다. 뉴턴 방법은 매 회마다 현재의 추정값 q^i 로부터 제거될 보정성분 \dot{a} 를 찾아

$$q^{i+1} = q^i - \dot{a}$$

와 같이 표시한다.

측정한 영상 좌표와 모델영상에서의 좌표와의 오차 $e = [e_x \ e_y]^T$ 로부터 다음과 같이 보정성분 \dot{a} 를 찾을 수 있다.

$$J\dot{d} = e. \tag{11}$$

여기서, $J = \frac{\partial e}{\partial xy}$ 이다. 물체의 3차원 좌표로부터 2차원 영상 좌표로의 변환관계식은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} x^c \\ y^c \\ z^c \end{bmatrix} = R_c \begin{bmatrix} x^w \\ y^w \\ z^w \end{bmatrix} - T \tag{12}$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = f \begin{bmatrix} x^c / z^c \\ y^c / z^c \end{bmatrix}. \tag{13}$$

여기서, R_c 는 물체의 모델좌표를 카메라 좌표로 이동하는

회전 변환이고, T 는 모델 좌표계에서의 병진 변환값을 나타낸다. 이제 문제는 주어진 영상좌표 $[x \ y]^T$ 와 월드좌표 $[x^w \ y^w \ z^w]$ 로부터 회전변환 R_c 와 병진변환 T , 그리고 초점거리 f 를 찾는 것이다. 뉴튼 방법을 적용하기 위해서는 찾고자 하는 매개변수에 대한 $[e_x \ e_y]^T$ 의 편미분을 계산해야 한다. Lowe는 이러한 계산을 쉽게 하기 위하여 위 변환관계를 (14)와 (15)과 같이 재구성하였다.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} x^w \\ y^w \\ z^w \end{bmatrix} \tag{14}$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f \frac{x'}{z'+dz} + dx \\ f \frac{y'}{z'+dz} + dy \end{bmatrix} \tag{15}$$

즉, 원래의 변환관계식과 비교할 때, 회전변환 R_c 와 초점거리 f 는 그대로인 반면 병진변환 T 가 $[dx \ dy \ dz]^T$ 로 바뀌었다. 이 둘은 다음과 같은 등가 식을 이룰 수 있다.

$$T = R_c^{-1} \begin{bmatrix} \frac{dx(z'+dz)}{f} & \frac{dy(z'+dz)}{f} & dz \end{bmatrix}^T \tag{16}$$

Lowe는 위 관계식에서 dx 와 dy 는 영상에서의 물체의 좌표를 나타내고 dz 는 카메라로부터 물체까지의 거리를 나타내었다. 회전각에 대한 편미분 계산은 다음 표 1과 같이 계산된다.

뉴튼 방법은 카메라 좌표에 대한 최적의 회전각 보정 $\Delta r_x, \Delta r_y, \Delta r_z$ 를 찾는다. Lowe의 방법에 의한 모든 편미분 계수는 다음과 같다.

여기서, $c = \frac{1}{z'+dz}$ 이다. 그리고 Lowe의 방법에서 다음 매개

표 1. 회전각에 대한 편미분.

Table 1. Partial derivatives with respect to rotational angle.

	x	y	z
r_x	0	$-z'$	y'
r_y	z'	0	$-x'$
r_z	$-y'$	x'	0

표 2. 편미분 계수.

Table 2. The coefficients of partial derivatives.

	x	y
dx	1	0
dy	0	1
dz	$-fc^2x'$	$-fc^2y'$
r_x	$-fc^2x'y'$	$-fc(z'+cy'^2)$
r_y	$fc(z'+cx'^2)$	fc^2x'
r_z	$-fcy'$	fcx'
f	cx'	cy'

변수 보정치를 뉴튼 방법에 의해 찾게 된다.

$$d = [\Delta dx \ \Delta dy \ \Delta dz \ \Delta r_x \ \Delta r_y \ \Delta r_z]^T.$$

Lowe의 방법은 정리하자면 다음과 같다. 우선 모델의 월드 좌표로부터 현재 매개변수를 이용하여 영상좌표로 변환한다. 그리고 촬영된 영상좌표와 비교하여 그 오차를 계산한다. 이 오차는 다음과 같이 앞서 계산한 편미분 값과 보정치의 곱의 합으로 표현되고 이 선형 행렬식으로부터 유사행렬을 이용하여 (17)와 (18)과 같이 보정치를 계산하게 된다.

$$\frac{\partial x}{\partial dx} \Delta dx + \frac{\partial x}{\partial dy} \Delta dy + \frac{\partial x}{\partial dz} \Delta dz + \frac{\partial x}{\partial r_x} \Delta r_x + \frac{\partial x}{\partial r_y} \Delta r_y + \frac{\partial x}{\partial r_z} \Delta r_z = e_x \tag{17}$$

$$\frac{\partial y}{\partial dx} \Delta dx + \frac{\partial y}{\partial dy} \Delta dy + \frac{\partial y}{\partial dz} \Delta dz + \frac{\partial y}{\partial r_x} \Delta r_x + \frac{\partial y}{\partial r_y} \Delta r_y + \frac{\partial y}{\partial r_z} \Delta r_z = e_y \tag{18}$$

Lowe에 의하면 서로 다른 세 점만 있으면 즉 위 방정식 3개 중 6개의 방정식으로부터 다음 보정치를 계산할 수 있다.

2. Lowe's approximation problem

Lowe의 알고리즘은, 위에서 본 것 같이 dx 와 dy 를 상수라고 가정한다. 그러나 실제 이 값은 대상 물체의 위치에 따라 변화하는 값이다.

회전행렬 R_c 를 다음과 같이 분리해 보자

$$R_c = [r_1 \ r_2 \ r_3]^T$$

그리고 앞의 변환관계식을 이용하면,

$$\begin{bmatrix} dx \\ dy \\ dz \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -f \frac{r_1 \cdot T}{r_3 \cdot p + dz} \\ -f \frac{r_2 \cdot T}{r_3 \cdot p + dz} \\ -r_3 \cdot T \end{bmatrix}, \quad p = \begin{bmatrix} x^w \\ y^w \\ z^w \end{bmatrix} \tag{19}$$

를 얻는다. 식 (19)에서 나타난 것과 같이 dz 만 물체의 위치와 관계하고 나머지 dx 와 dy 는 물체의 모든 점의 좌표 p 의 함수라는 것을 알 수 있다.

VII. 모의실험

본 논문에서 제안된 알고리즘들을 모의영상에 적용함으로써 제안된 알고리즘들을 검증한다. 이동로봇의 기구학적 움직임을 표현한 식 (1)을 바탕으로 이동로봇과 유사한 바퀴 모델에 적용한다.

1. 영상 왜곡 보정

IV 장에서 설명한 것과 같이 카메라를 통해 획득된 영상은 카메라의 내부 요인들로 인하여 왜곡이 발생하게 되고, 이러한 왜곡들은 표적의 자세를 추정하는데 있어 좋지 않은 영향을 미치게 된다. 따라서 카메라를 통한 영상획득 시 발생할 수 있는 왜곡을 분석함으로써 왜곡을 보정할 수 있다[21]. 그림 7은 왜곡된 표적의 모의 영상이고, 그림 8은 분석된 왜곡의 특성을 이용하여 그림 7의 표적 영상을 보정한 모의 영상

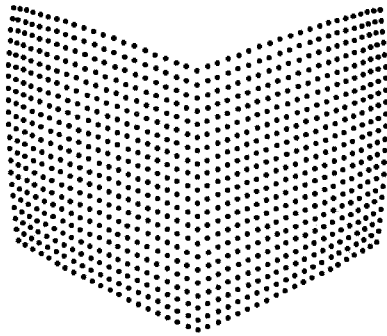


그림 7. 왜곡된 모의 영상.

Fig. 7. The distorted simulation image.

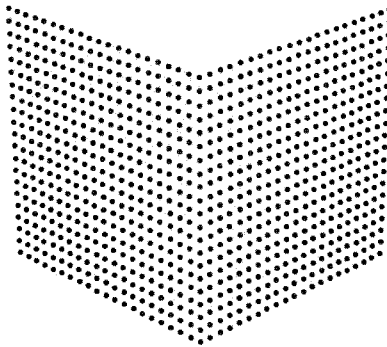


그림 8. 왜곡 없는 영상.

Fig. 8. The non-distorted simulation image.

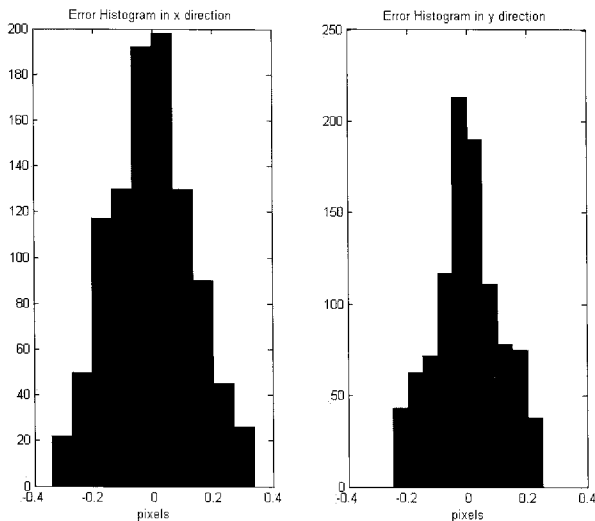


그림 9. 가로 세로방향의 오차의 히스토그램.

Fig. 9. The histogram of the errors on x and y direction.

이다.

그림 8에서 나타난 영상은 그림 6의 영상으로부터 분석된 카메라의 왜곡 특성을 이용하여 생성되었다. 따라서 영상의 가장자리로 갈수록 영상의 뒤틀림이 커지는 것을 알 수 있다. 주어진 알고리즘을 통하여 왜곡된 영상을 보정하였을 때 생기는 오차율은 그림 9에 나타나 있다.

그림 9에서 보는 것과 같이 주어진 알고리즘을 이용하여 왜곡을 보정하였을 때 오차율을 확인해 보면 30픽셀 정도의 오차를 갖는 좌표가 50개 내외 인 것을 알 수 있다.

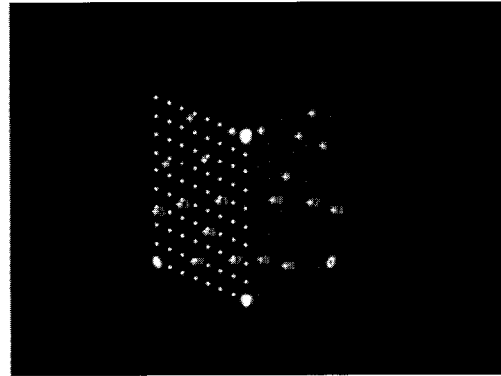


그림 10. 2차원 영상에 표현된 표적의 3차원 좌표 대응.

Fig. 10. 3D coordinates matching of the target on the 2D image.

2. 영상의 삼차원 좌표 매칭

왜곡이 보정된 영상을 이용하여 표적의 3차원 정보를 획득하기 위해서는 2차원 영상으로 획득한 표적의 정보에 3차원 좌표계위에서의 좌표 정보를 대응시켜 주어야 한다. 실제 사용된 표적을 카메라를 통해 획득한 영상은 그림 3에 나타나 있다. V 장에서 제안된 영상의 3차원 좌표 매칭 알고리즘을 통하여 3차원 좌표계위의 좌표를 매칭시킨 결과가 그림 10에 나타나 있다.

3. 표적의 자세 및 위치 추정

그림 10에서 대응된 영상에서의 3차원 좌표를 이용하여 VI 장에 제시된 방법을 통하여 표적과 카메라 간의 상대적인 위치와 자세를 추정한 결과가 그림 11과 12에 나타나

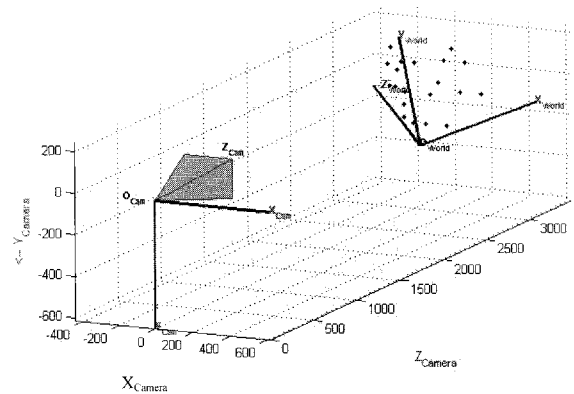


그림 11. 측면에서 본 추정된 카메라와 표적의 상대적 위치와 자세 정보.

Fig. 11. The estimated pose information between the target and the camera in a side view.

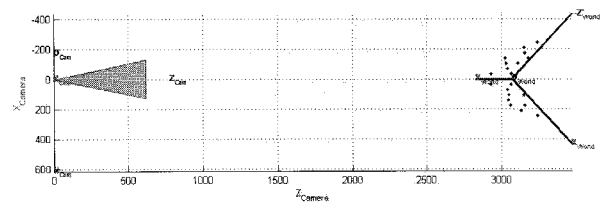


그림 12. 위에서 본 추정된 카메라와 표적의 상대적 위치와 자세 정보.

Fig. 12. The estimated pose information between the target and the camera in a top view.

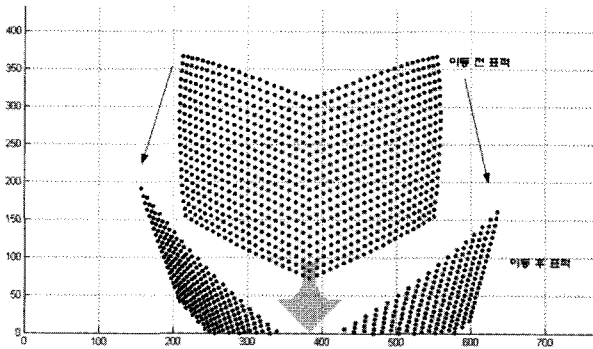


그림 13. 영상에서 본 표적의 이동.
Fig. 13. The move of the target on the image.

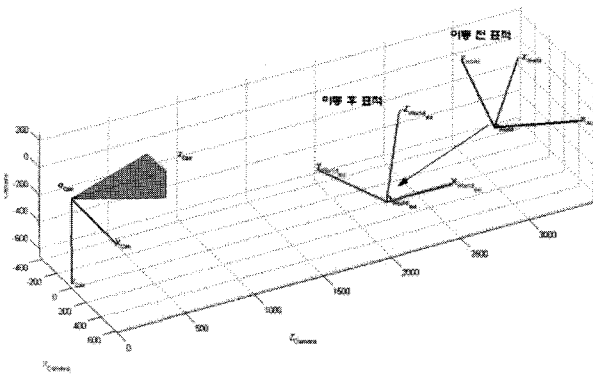


그림 14. 측면에서 본 3차원 이동 정보.
Fig. 14. The movement of the target in 3D coordinates.

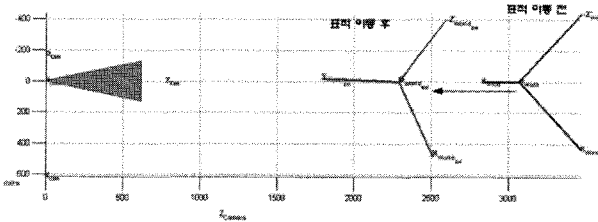


그림 15. 위에서 본 3차원 이동 정보.
Fig. 15. The movement of the target in a top view.

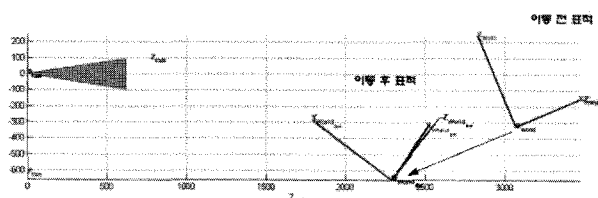


그림 16. 옆에서 본 3차원 이동 정보.
Fig. 16. The movement of the target in a side view.

있다.

그림 11과 12에서 나타난 것과 같이 주어진 영상과 나타난 표적의 정보와 3차원 좌표 정보를 이용하여 VI 장에서 제시된 방법을 통해 표적과 카메라의 상대적 위치와 자세 정보를 획득하였다.

지금까지의 결과를 이용하여 표적의 이동 시 위치와 자세의 변화에 대한 모의실험을 수행한다. 본 논문에서는 표현의 편의성을 위해 이동로봇에 부착되는 표적정보만 표시하였다.

표. 3. 추정된 표적의 위치와 자세의 추정성능.

Table 3. Performance of estimation of target position and posture.

	실제값	추정값
rx [deg]	0	0.0006
ry [deg]	30	29.9833
rz [deg]	0	0.0004
tx [mm]	800	799.9431
ty [mm]	0	0.0291
tz [mm]	-800	-799.960

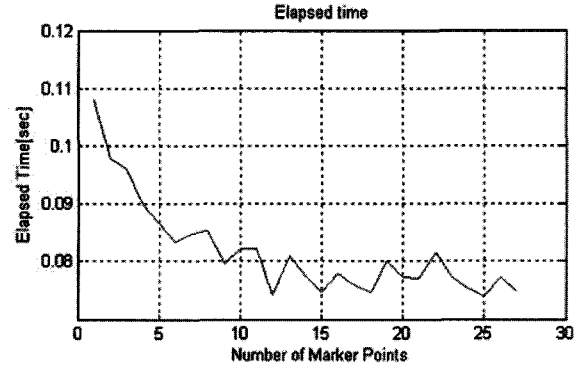


그림 17. 표적 점의 개수와 연산시간.

Fig. 17. The relationship between the number of the points on the target and the operation time.

그림 13은 부착된 표적의 이동을 영상으로 관찰한 것을 보여준다.

그림 13의 영상정보로부터 제안한 알고리즘을 이용하여 이동로봇의 이동정보와 자세정보의 변화를 3차원 좌표계에서 표시하면 그림 14-16까지의 결과로 나타낼 수 있다.

그림 13-16에서 나타난 결과는 카메라의 좌표축을 기준으로 하여 표시되었으며 이때 표적의 위치와 자세에 대한 추정 결과는 표 3과 같다.

표 3에 나타난 것과 같이 제안된 위치와 자세 추정 알고리즘을 통하여 추정된 위치의 오차는 모의실험 결과, 0.1[deg]와 1[mm] 이내에 존재하는 것을 알 수 있다.

또한, 실제 이동로봇에 적용가능성을 보기 위해 표적의 점들의 개수와 연산시간을 살펴보면 그림 16과 같은 결과를 얻을 수 있다.

그림 17에서 나타난 것과 같이 표적 점에 따라 다르지만 대부분 수십 밀리 초 내에 연산이 가능하여 수 m/s로 이동하는 이동로봇에 적용 가능함을 알 수 있다.

VIII. 결론

본 논문에서는 군집을 이루는 이동로봇들의 상대적인 위치와 자세 변화를 추정하기 위해 단방향 카메라를 사용하여 3D 머신 비전의 카메라 왜곡보정과 자세추정 알고리즘을 도입하였다. 이동로봇에 장착된 표적을 획득하여 영상에서 발생하는 왜곡을 보정하여 정확한 영상을 생성하고, 표적정보를 생성함으로써 빠르고 정확하게 위치와 자세를 추정할 수 있는 시스템을 구성하였다. 모의영상으로부터 위치 이동과 자세 변환에 대한 정보를 생성하고, 위치 및 자세 추정 오차와 연산속도를 제시하여 제안된 알고리즘의 타당성을 보였다. 본 논문에서 제안된 알고리즘은 영상표

적이 영상에서 분리된 것으로 가정하고 있기 때문에 앞으로 영상으로부터 표적정보를 분리하는 알고리즘이 함께 적용되어야 할 것이다.

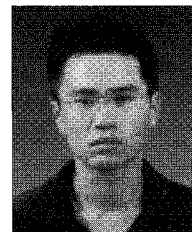
참고문헌

- [1] M. Haid and J. Breitenbach, "Low cost inertial orientation tracking with Kalman filter," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 153, no. 2, pp. 567-575, Jun. 2004.
- [2] N. S. Kumar and T. Jann, "Estimation of attitudes from a lowcost miniaturized inertial platform using Kalman filter-based sensor fusion algorithm," *Sadhana-Academic Proceedings in Engineering Sciences*, vol. 29, pp. 217-235, Apr. 2004.
- [3] J. García, J. Carbó, and J. M. Molina, "Agent-based coordination of cameras," *International Journal of Computer Science and Applications*, vol. 2, no. 1, pp. 33-17, 2005.
- [4] H. Ishigoro, "Distributed vision system: a perceptual information infrastructure for robot navigation," *Proc. IJCAI*, pp. 36-41, 1997.
- [5] N. Ukita and T. Matsuyama, "Real-time cooperative multi-target tracking by communicating active vision agents," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 2002, no. 2, pp. 29-36, 2002.
- [6] S. Y. Chiem and E. Cervera, "Vision-based robot formations with Bzier trajectories," in *Intelligent Autonomous Systems (F. G et al., ed.)*, vol. 8, pp. 191-198, IOS Press, 2004.
- [7] O. A. A. Orqueda and R. Fierro, "Visual tracking of mobile robots in formation," *Proc. of American Control Conference*, pp. 5940-5945, USA, Jul. 2007.
- [8] A. K. Das, R. Fierro, V. Jumar, J. P. Ostrowski, J. Spletzer, and C. J. Taylor, "A vision-based formation control framework," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 18, no. 5, Oct. 2002.
- [9] N. Cowan, O. Shakernia, R. Vidal, and S. Sastry, "Vision-based follow-the-leader," *Proc. of Intl. Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1796-1801, USA, Oct. 2003.
- [10] R. Vidal, O. Shakernia, and S. Sastry, "Formation control of nonholonomic mobile robots with omnidirectional visual servoing and motion segmentation," *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 583-589, Taiwan, Sep. 2003.
- [11] D. Cruz, J. McClintock, B. Perteet, O. A. A. Orqueda, C. Yuan, and R. Fierro, "Decentralized cooperative control," *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 27, no. 3, pp. 58-78, Jun. 2007.
- [12] O. Faugeras, *Computer Vision. a Geometric Viewpoint*, MIT Press, 1993.
- [13] R. Tsai, "A Versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf tv cameras and lenses," *IEEE J. of Robotics and Automation*, vol. 3, no. 4, pp. 323-344, 1987.
- [14] Z. Zhang, "A flexible new technique for camera calibration," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 23, no. 11, pp. 1330-1334, 2000.
- [15] M. M. Y. Chang and K. H. Wong, "Model reconstruction and pose acquisition using extended Lowe's method," *IEEE Trans. Multimedia*, vol. 7, no. 2, pp. 253-260, 2005.
- [16] X. Zhang, S. Fronz, and N. Navab, "Visual marker detection and decoding in AR systems: A comparative study," *Int. Symp. Mixed and Augmented Reality*, 2002.
- [17] B. Triggs, P. McLauchian, R. Hartley, and A. Fitzgibbon, "Bundle adjustment-A modern synthesis," *Proc. Int. Workshop Visual Algorithm. Theory and Practice*, pp. 298-372, 1999.
- [18] S. Gibson, J. Cook, T. Howard, R. Hubbard, and D. Oram, "Accurate camera calibration for off-line, video-based augmented Reality," *Int. Symp. Mixed and Augmented Reality*, 2002.
- [19] Camera calibration toolbox for MATLAB, Homepage: http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/htmls/ref.html, 2009.
- [20] M.-S. Park, J.-W. Kwon, M. Park, J. S. Kim, S.-K. Hong, and S. W. Han, "Geometric camera calibration using circular control points," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 22, no. 10, pp. 1066-1077, 2000.
- [21] J. Heikkila, "Geometric camera calibration using circular control points," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 22, no. 10, pp. 1066-1077, 2000.
- [22] H. Araujo, R. J. Carceroni, and C. M. Brown, "A fully projective formulation to improve the accuracy of lowe's pose - estimation algorithm," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 70, no. 2, pp. 227-238, 1998.



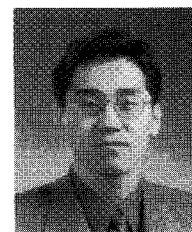
권지욱

2005년 아주대학교 전자공학부 졸업.
2007년~현재 동 대학원 박사과정 재학 중. 관심분야는 비선형 적응제어, 로봇 제어 응용, 다체 로봇 제어.



박문수

1998년 아주대학교 전자공학부 졸업.
2007년 동 대학원 박사. 현재 대한항공 MUAV 개발사업단 비행체개발팀 연구원. 관심분야는 관심분야는 시스템 판별, 로봇 및 무인 비행체의 비선형 적응제어.



좌동경

1995년 서울대 제어계측공학과 졸업.
2001년 동 대학원 박사. 2005년~현재 아주대학교 전자공학부 교수. 관심분야는 비선형 적응제어, 로봇제어 응용.



홍석교

1971년 서울대학교 전기공학과 졸업.
1973년 동 대학원 석사. 1981년 동 대학원 박사. 1976년~현재 아주대학교 전자공학부 교수. 관심분야는 로봇제어, 컴퓨터응용, 지능제어.