선형 반복법에 의한 이동로봇의 동시 보정

김영용^{*} · 정문호^{**}

Simultaneous Mobile Robot Calibration using Iterative Linear Method

Young-Yong Kim^{*} · Mun-Ho Jeong^{**}

요 약

이동 로봇 Pan-Tilt 기구부에 장착된 스테레오 카메라의 Head-Eye 보정 및 Wheel 보정을 동시에 수행하는 방법을 제안한다. 카메라가 이동로봇의 고정형 기구부에 장착되어있는 경우를 고려한 기존의 방법들은 최근 일반 적인 이러한 시스템에 적용될 수 없다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 기존 방법을 바탕으로 한 선형 반복적인 방법을 고안하였다. 이것은 동시보정을 통한 효율성뿐만 아니라 정확도 면에서도 만족할만한 결과를 얻었다. 그리고 비선형 최적화 기법을 통해 보다 높은 정확도의 보정을 구현했다.

ABSTRACT

We presented a method to perform simultaneously both head-eye calibration and wheel calibration for a mobile robot that has a stereo camera mounted on the pan-tilt mechanism. Such a mobile robot system prevails recently. However, conventional methods are not applicable to this system because they assumed that camera systems were mounted on fixed structures. Building on conventional methods, we devised an iterative linear solution to solve the problem, and achieved satisfactory results in terms of accuracy in addition to efficiency due to simultaneous calibration. Furthermore, the calibration accuracy was improved by nonlinear optimization.

키워드

Simultaneous Mobile Robot Calibration, Head-Eye Calibration, Wheel Calibration, Iterative Linear Method 이동로봇 동시 보정, 헤드아이 보정, 바퀴 보정, 선형반복법

Ⅰ. 서 론

카메라를 가진 이동로봇의 보정작업은 로봇과 카메 라 사이의 상대적 위치 관계를 구하는 Head-Eye Calibration과 바퀴의 크기 및 간격을 구하는 Wheel Calibration으로 나눌 수 있다. 이것은 로봇 자율주행 및 시각 기반 로봇작업의 정확도에 영향을 주는 가장 기본적인 요소이다.

Head-Eve Calibration에 관한 연구는 로봇 분야에

서 꽤 중요한 주제로 다뤄지고 있는데, Tsai의 대표 적인 연구 성과[1] 이후로 이동로봇의 Head-Eye Calibration에 관한 여러 연구가 수행되어 왔다[2-3]. 하지만, 카메라가 이동로봇에 고정되어 자유도를 가지 지 못하는 경우에 한정되어 있고, 모든 Head-Eye 인 자를 구하지 못한다는 한계점이 있다.

바퀴 인자(Wheel Parameters)는 이동로봇의 Odometry 신뢰성에 핵심이지만 환경에 따라 변할 수 있음은 물론이고 시간에 따라 변화하기도 한다. 따라

게재확정일자 : 2015. 07. 23

^{*} KIST 로봇미디어 연구소(zerodragon86@gmail.com)

^{**} 교신저자 (corresponding author) : 광운대학교 로봇학부(mhjeong@kw.ac.kr) 접수일자 : 2015. 06. 26 심사(수정)일자 : 2015. 07. 13

서 주기적인 보정 작업을 할 수 있는 간편한 보정 방 법이 필수적이라 할 수 있다. 카메라를 이용하는 것은 이동로봇의 대다수가 카메라를 부착하고 있다는 점과 그 방법적 간편성 때문에 바람직한 방법으로 볼 수 있다. 이에 관한 최초의 연구에서는 꽤 높은 정확도의 추정치를 보여 주었다[4].

최근 두 개의 보정작업을 동시에 수행하는 방법이 개발되었는데[5], 효율성과 정확도 면에서 우수한 결 과를 나타냈다. 그러나 앞서의 이동로봇 Head-Eye Calibration 연구와 마찬가지로 움직임이 없는 고정된 카메라를 바탕으로 했기 때문에 모든 Head-Eye 인자 를 구하지 못한다는 단점이 여전히 존재한다.

최근, 대부분의 이동로봇은 폭 넓은 시야 확보를 위해 Pan-Tilt 카메라를 사용하고 있다. 따라서 이를 고려한 이동로봇 보정기법의 개발이 필요함을 알 수 있다.

본 논문에서는 Pan-Tilt 스테레오 카메라를 장착한 이동로봇의 Head-Eye 인자 및 바퀴 인자를 동시에 추정하는 보정 기법을 개발했다. 이것은 기존의 동시 보정기법과[5] 방법적 측면에서는 유사하다. 그러나 기존의 방법은 Head-Eye 인자를 전부 구하지 못하는 단점이 있고, Pan-Tilt 운동의 카메라를 사용하는 경 우에 직접 적용될 수 없는 것이었다. 본 논문에서는 Tsai의 Hand-Eye 보정기법[1]의 도입과 반복적 선형 추정을 통해 문제점을 해결하고, 이동로봇의 두 가지 핵심 보정기법을 동시에 수행하는 효율적인 방법을 제안했다.

2 장에서는 실험에 사용한 이동로봇의 간단한 소개 와 본 논문에서 해결할 이동로봇 보정 문제를 정의한 다. 3장에서는 이동로봇 동시보정 기법을 상세히 설명 하고, 4장에서는 제안한 방법의 실증을 위한 실험 내 용 및 결과를 보여준다. 이에 따른 결론을 5장에서 설 명한다.

Ⅱ. 문제 정의

2.1 이동로봇 구조

본 논문에서 사용된 로봇은 기본 이동 로봇 바로 위에 Pitch, Roll 2축이 존재 하며, 그 위에 Pan-Tilt 스테레오 카메라가 장착되어 있다. 전체 모습 및 주요 관절 좌표계는 그림 1과 같다. 각 관절에는 Limit Sensors와 Incremental Encoder가 있어 실시간으로 조인트 각을 얻을 수 있다.

2.2 바퀴 인자

바퀴인자(Wheel Parameters)는 이동로봇 양 바퀴 의 반지름과 바퀴 사이의 거리로 구성 되어 있으며 (r_L, r_R, b)로 표기한다(그림 2). 기본적으로 이동로봇 의 운동과 바퀴의 회전속도의 관계는 이동로봇 기구 학으로 나타낼 수 있는데, 여기에 바퀴인자를 적용하 면 식(1)과 같다.



그림 1. 이동로봇 구조 Fig. 1 Coordinate systems of mobile robot

$$v = \frac{r_R}{2}\dot{\phi}_R + \frac{r_L}{2}\dot{\phi}_L \tag{1}$$
$$w = \frac{r_R}{b}\dot{\phi}_R - \frac{r_L}{b}\dot{\phi}_L$$

단, v, w는 각각 로봇의 전진속도 및 회전속도이고 $\dot{\phi}_R$, $\dot{\phi}_L$ 은 각각 오른쪽, 왼쪽 바퀴의 회전속도이다.

2.3 Head-Eye 인자

해드 좌표계는 Pan-Tilt 회전운동을 하지만, 그것의 원점 자세와 기준 좌표계 사이는 고정된 값이고 알려진 값이다. Head-Eye 캘리브레이션은 이동로봇의 기준 좌 표계(O_{Vehide})와 해드 좌표계(O_{Head}) 사이의 동차변환행 렬(T_H^C)을 구하는 과정으로서(그림 1), Head-Eye 인자는 동차변환행렬을 구성하는 회전행렬의 오일러 각 ($\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z$)와 이동벡터(t_x, t_y, t_z)로 이루어진다.

최종적인 이동로봇의 동시 보정인자는 바퀴인자와 Head-Eye 인자로부터 다음과 같이 정의된다.

$$\Theta = (\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z, t_x, t_y, t_z, r_L, r_B, b)^T$$



그림 2. 바퀴 인자 Fig. 2 Wheel parameters

Ⅲ. 이동로봇 동시 보정

이동로봇의 동시보정은 두 개의 가정을 필요로 한 다. 첫째로 이동로봇은 매 프레임 마다 카메라를 Pan-Tilt로 움직이며 영상을 취득한다는 것이고, 둘째 는 이동 로봇이 평면상에서 직진과 회전운동을 한다 는 것이다.

3.1 동차변환행렬의 폐 루프

이동로봇의 스테레오 카메라가 보정물체의 영상을 취득한 *i*,*j* 프레임에서 각 좌표계는 그림 3과 같은 폐 루프 변환 관계를 이룬다. 즉, 식 (3)이 성립한다.

$$T_{H_i}^{V_i} T_{C_i}^{H_i} T_{C_j}^{C_i} = T_{V_j}^{V_i} T_{H_j}^{V_j} T_{C_j}^{H_j}$$
(3)

여기서, 식 (3)의 양변에 있는 T_C^H 는 서로 다른 프레 임 번호를 갖더라도 같은 값을 의미한다. T_H^V 는 이동 로봇의 헤드 좌표계로부터 이동로봇의 기준 좌표계까 지의 동차변환행렬인데, 운동 전의 초기 값에서 헤드 관절의 Pan-Tilt 각을 취득하여 반영된 값이다. $T_{C_j}^C$ 는 두 프레임 사이의 카메라 운동을 나타낸다. $T_{V_j}^W$ 는 두 프레임 사이의 이동로봇 운동을 나타낸다. 식 (3)에서 이동벡터 부분은,

$$\begin{split} R_{H_i}^{V_i} R_{C_i}^{N_i} t_{C_j}^{C_i} + R_{H_i}^{V_i} t_{C_i}^{H_i} + t_{H_i}^{V_i} & (4) \\ &= R_{V_j}^{V_i} R_{H_j}^{V_j} t_{C_j}^{H_j} + R_{V_j}^{V_i} t_{H_j}^{V_j} + t_{V_j}^{V_i} \\ & \mathfrak{P} \ \mathcal{E} \mathfrak{P}. \end{split}$$

 $O_{c_i} \xrightarrow{z}_{y} O_{c_i}$ $O_{H_i} \xrightarrow{y}_{y} O_{H_i}$ $O_{F_i} \xrightarrow{y}_{x} O_{H_i}$ $O_{F_i} \xrightarrow{y}_{x} O_{F_i}$

그림 3. 폐 루프 좌표계 변환 Fig. 3. Coordinate transform in closed loop

3.2 회전행렬 추정

(2)

회전행렬 다이어그램[1]을 3.1절에 정의된 동차변환 행렬의 폐 루프에 적용하면 그림 4와 같이 나타낼 수 있다. 여기에서 P_{CH} 는 카메라 좌표계를 헤드 좌표계 로 변환할 때의 회전행렬 축을 말하며, P_{H_ij} 와 $P_{C_{ij}}$ 는 헤드 좌표계와 카메라 좌표계에서 i 프레임 좌표계 를 j 프레임으로 변환할 때의 회전행렬 축을 각각 나 타낸다.

이때, \hat{P}_{CH} 는 식 (5)로부터 최소 두 쌍이상의 프레 임이 주어지면 최소 자승법으로 구해진다.

$$(P_{H_{ij}} + P_{C_{ij}}) \times P_{CH} = P_{C_{ij}} - P_{H_{ij}}$$
(5)

회전축 P_{CH} 는 식 (6)으로부터 구하고, 카메라 좌표계 로부터 헤드 좌표계로의 동차변환행렬의 회전행렬 R_C^H 는 식 (7)에서와 같이 계산된다. 이 회전행렬로부 터 오일러 각 $(\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z)$ 을 구할 수 있다.

$$P_{CH} = \frac{2\dot{P}_{CH}}{\sqrt{1 + |\dot{P}_{CH}|^2}}$$
(6)

$$\begin{split} \lambda &= \sqrt{4 - |P_{CH}|^2} \\ R_C^H &= (1 - \frac{|P_{CH}|^2}{2})I_{3 \times 3} \\ &+ \frac{P_{CH}P_{CH}^T + \lambda \cdot skew(P_{CH})}{2} \end{split}$$
(7)

795



그림 4. 회전행렬 다이어그램 Fig. 4 Diagram of rotation matrices

한편, 로봇의 베이스가 고정된 경우에서는 P_{H_j} 가 로봇 관절들의 회전각 및 기구학에 의해 결정되지만 [1], 본 논문에서와 같이 이동로봇의 경우는 로봇의 기준 좌표계가 매 프레임 바뀐다는 것을 고려해야만 한다. 즉, 그림 3의 폐 루프로부터 식 (8)의 관계를 이용하여 P_{H_j} 를 구한다. 여기서 $R_{V_i}^{H}$ 와 $R_{H_j}^{V_j}$ 는 헤드 좌표계와 기준 좌표계 사이의 회전행렬로서 카메라의 Pan-Tilt 회전각에 의해 정해진다.

$$R_{H_j}^{H_i} = R_{V_i}^{H_i} \cdot R_{V_j}^{V_i} \cdot R_{H_j}^{V_j}$$

$$\tag{8}$$

 $R_{V_j}^{V_i}$ 는 이동로봇이 평면운동을 한다고 가정했으므로 기준 좌표계의 회전행렬에서 Z 축의 회전각을 의 미한다고 볼 수 있다. 즉,

$$R_{V_i}^{V_i} = R_z(\psi_j) \tag{9}$$

와 같이 된다. ψ_j 는 식 (11)에서 정의되는 바퀴 인자 비율을 알면 식 (10)과 같은 Dead-Reckoning 기법으 로 구할 수 있다. 그러나 바퀴 인자비율을 알 수 없으 면 $R_{V_j}^{V_i}$ 를 구할 수 없고 결국, Head-Eye 회전행렬 R_C^{d} 를 구할 수 없게 된다. 실제로 처음에는 어림 추 정한 바퀴 인자비율을 사용하고, 이후 추정된 바퀴 인 자 비율을 사용하여 반복적으로 수행하게 된다.

$$\psi_{j} = \alpha_{R} \int_{t_{i}}^{t_{j}} \dot{\phi}_{R}(\tau) d\tau + \alpha_{L} \int_{t_{i}}^{t_{j}} \dot{\phi}_{L}(\tau) d\tau \tag{10}$$

3.3 바퀴 인자 비율 추정

바퀴 인자의 선형적 해를 구하기 위해 [5]에서와 같이 바퀴 인자 비율을 아래와 같이 표현하면,

$$\alpha_R = \frac{r_R}{b}, \, \alpha_L = -\frac{r_L}{b} \,, \tag{11}$$

식 (12)과 같이 구해진다.

$$\begin{pmatrix} \alpha_R \\ \alpha_L \end{pmatrix} = \left[\Phi^T \Phi \right]^{-1} \Phi^T \begin{pmatrix} \psi_1 \\ \vdots \\ \psi_N \end{pmatrix}$$
 (12)

단,
$$\Phi = \begin{pmatrix} \Phi_1 \\ \vdots \\ \Phi_N \end{pmatrix}, \Phi_i = (\psi_R, \psi_L)_i^T \circ \exists \exists, \psi_R \mathbb{P} \ \psi_L \stackrel{\circ}{\leftarrow} \exists t$$

각 오른쪽 바퀴와 왼쪽 바퀴의 회전각으로서 각속도 측정값을 i-1 프레임에서 i 프레임까지 적분하여 구 한다. (ψ_1, \dots, ψ_N)은 각각 이전 프레임으로부터의 상 대적 로봇 회전각인데, 이동로봇에 카메라가 고정되어 움직이지 않으면 $R_{C_j}^C$ 로부터 구할 수 있지만[5], 카메 라가 Pan-Tilt의 2 자유도 헤드에 장착되어진 경우에 는 적용될 수 없다.

식 (9)는 ψ_j 로부터 $R_{V_j}^{V_i}$ 를 구하는 것을 나타내지만, 반대로 $R_{V_j}^{V_i}$ 로부터 ψ_j 를 구할 수 있다는 것을 말해 준다. 식 (13)과 같이 재구성하여 $R_{V_j}^{V_i}$ 를 계산하면, 이 로부터 두 좌표계(V_i, V_j) 사이의 회전축과 회전각을 구할 수 있다. 이때, 이동로봇이 평면운동을 한다고 했으므로 회전축은 기준 좌표계의 Z 축이고 회전각 은 ψ_j 가 된다. 식 (13)에서 $R_{C_j}^{C_i}$ 는 보정물체의 특징점 매칭으로 구하고[6], $R_C^{H_i}$ 는 3.2절에서 구한 것이다.

$$R_{V_j}^{V_i} = R_{H_i}^{V_i} R_C^H R_{C_j}^{C_i} R_H^C R_{V_j}^{H_j}$$
(13)

3.4 Head-Eye 이동벡터와 바퀴 인자 추정

지금까지 3.2절과 3.3절을 통해 Head-Eye 오일러 각 $(\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z)$ 와 바퀴 인자 비율 (α_R, α_L) 을 구했 기 때문에 Head-Eye 이동벡터와 왼쪽(혹은 오른쪽) 바퀴의 반지름만 구하면 이동로봇 동시 보정인자 선 형 추정을 완료하게 된다.

본 절의 과정은 기본적으로 Antonelli[5]의 방법을 확장하여 로봇 헤드의 Pan-Tilt 운동을 고려한 것이 다. 식 (4)에서 현재 모르는 변수는 Head-Eye 이동벡 터 t_C^H 와 i, j 프레임 사이의 로봇 이동벡터 $t_{V_j}^{V_i}$ 이다. $t_{V_j}^{V_i}$ 는 이동로봇 기구학에 의해 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$t_{V_{j}}^{V_{i}} = {\beta_{1} \choose \beta_{2}} r_{L}$$

$$\begin{pmatrix} \beta_{1} \\ \beta_{2} \end{pmatrix} = \frac{T}{2} \begin{pmatrix} \left(-\frac{\alpha_{R}}{\alpha_{L}} \dot{\phi}_{R,i} + \dot{\phi}_{L,i} \right) \cos\left(\theta_{i} + T\omega_{i}/2\right) \\ \left(-\frac{\alpha_{R}}{\alpha_{L}} \dot{\phi}_{R,i} + \dot{\phi}_{L,i} \right) \sin\left(\theta_{i} + T\omega_{i}/2\right) \end{pmatrix}$$

$$(14)$$

이것과 식 (9)를 식 (4)에 대입하면 다음과 같다.

$$A t_{C_{j}}^{C_{i}} + B t_{C}^{H} + t_{H_{i}}^{V_{i}} - R_{z}(\psi_{j}) t_{H_{j}}^{V_{j}} - {\beta_{1} \choose \beta_{2}} r_{L} = 0$$
(15)

단, $A = R_{H_i}^{V_i} R_{C_i}^{H_i}, B = R_{H_i}^{V_i} - R_z(\psi_j) R_{H_j}^{V_j}$. 이것은 다시 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{pmatrix} B_{11} & B_{12} & B_{13} - \beta_1 \\ B_{21} & B_{22} & B_{23} - \beta_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \\ r_f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Q_1 \\ Q_2 \end{pmatrix}$$
(16)

$$P_1 = A_1^T \cdot t_{C_j}^{C_i} + t_{H,x}^{V_i} - t_{H_j,x}^{V_j} \cos \theta_j + t_{H,y}^{V_i} \sin \theta_j$$

$$P_2 = A_2^T \cdot t_{C_j}^{C_i} + t_{H,y}^{V_i} - t_{H_j,x}^{V_j} \sin \theta_j - t_{H_i,y}^{V_i} \cos \theta_j$$

$$A = \begin{pmatrix} A_1^T \\ A_2^T \\ A_3^T \end{pmatrix}$$

N 프레임에 대해 ,

$$\Psi \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \\ r_L \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} P_1 \\ \vdots \\ P_{2N} \end{pmatrix}, \ \Psi = \begin{pmatrix} B_{11} & B_{12} & B_{13} & -\beta_1 \\ \vdots \\ B_{2N1} & B_{2N2} & B_{2N3} - \beta_{2N} \end{pmatrix}$$
(17)

이 성립한다. 여기서, 최소 자승법을 이용하여 (t_x, t_y, t_z, r_L) 을 구한다. 식 (12)에서 구한 (α_R, α_L) 과

식 (11)로부터 바퀴 인자 r_R 과 b를 계산하면 식 (2) 에서 정의한 아홉 개의 Head-Eye 보정인자를 모두를 선형적으로 방법으로 구한 것이 된다.

선형적 해는 애초에 바퀴 인자 비율 (α_R, α_L) 를 어림 추정한 값을 기반으로 Head-Eye 회전행렬, 이 동벡터, 바퀴 인자를 추정한 것이기 때문에, 반복적 수행에 의해 최종적인 선형적 해를 얻는다.

3.5 선형 반복법에 의한 추정

본 논문에서 제시하는 이동로봇의 동시보정은 선형 반복법에 의해 이루어진다. 먼저, 바퀴 인자 비율의 초기 추정치를 가지고 Head-Eye 회전행렬을 추정한 다. 이것을 이용하여 바퀴인자 및 Head-Eye 이동백 터를 구하고 다시, 갱신된 바퀴 인자 비율로 처음 과 정을 반복한다. 수렴조건을 만족하면 최종적인 Head-Eye 인자와 바퀴 인자 값을 얻는다. 아래와 같 이 요약된다.

① 데이터 취득

- 3차원 특징점 좌표 p_i
- Pan-Tilt 운동 $T_H^{V_i}$
- 바퀴 엔코더 값 φ_R, φ_L
- 바퀴 인자 초기화 r_B, r_L, b
- Head-Eye 회전행렬 추정(3.2절)
 - $R_C^H \to \alpha_x, \, \alpha_y, \, \alpha_z$
- ③ 바퀴 인자비율 추정(3.3절)
 - α_R, α_L
- ④ Head-Eye 이동벡터 및 바퀴 인자 추정(3.4절)
 - $t_x, t_y, t_z, r_L \rightarrow r_R, b$
- ⑥ 해가 수렴하면 종료(인자 값의 최대 변화폭이 0.1% 이하). 그렇지 않으면 ③과정으로 반복

3.6 이동로봇 보정의 비선형 최적화

앞 절에서 구한 Head-Eye 보정인자의 선형적 해 는 이동로봇의 운동과 카메라 영상 투영에서의 비선 형 오차에 의해 정확도 면에서 한계를 가질 수밖에 없다. 본 절에서는 비선형 최적화 기법을 도입하여 보 다 더 정확한 보정인자를 구한다.

각 프레임에서 보정물체 특징점은 스테레오 매칭을

통해 3차원 좌표로 나타낼 수 있다. *i* 프레임의 특징 점을 *i*+1 프레임으로 동차변환 하면 식 (18)과 같이 된다.

$$\begin{pmatrix} \hat{p}_{i,f} \\ 1 \end{pmatrix} = T_{C_{i+1}}^{C_i} \begin{pmatrix} p_{i+1,f} \\ 1 \end{pmatrix}, \ i = 1 \cdots N, \ f = 1 \cdots M$$
(18)
$$\begin{pmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \\ \hat{z} \\ 1 \end{pmatrix}_{i,f} = T_{H_i}^{C_i} T_{V_i}^{H_i} T_{V_{i+1}}^{V_i} T_{H_{i+1}}^{V_{i+1}} T_{C_{i+1}}^{H_{i+1}} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix}_{i+1,f}$$

단, *M*은 특징점 개수. T_H^C 와 $T_{V_{i+1}}^{V_i}$ 는 보정인자로 구 성되므로 최적화를 위한 비용함수를 다음과 같이 정 의할 수 있다.

$$C(\Theta) = \frac{1}{M(N-1)} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{f=1}^{M} |\hat{p}_{if} - p_{if}|^2$$

$$\Theta = (\alpha_x, \, \alpha_y, \, \alpha_z, t_x, \, t_y, t_z, \, \alpha_R, \alpha_L, r_L)^T$$
19)

여기서, N은 프레임 수, M은 보정물체의 특징점 개수 이다. 이때, 최적의 보정인자는 다음과 같이 표현된다.

$$\Theta^* = \arg \operatorname{Min}_{\operatorname{all} \Theta} C(\Theta) \tag{20}$$

최종적인 선형적 해를 출발점으로 하여 본 논문에서 는 Powell의 방법을 적용하여 이것의 비선형 최적화 해를 구했다[7].

Ⅳ. 실험결과

본 논문에 사용된 이동로봇은 Nuribo로서 Pan-Tilt 헤드, Bumblebee 스테레오 카메라(48 fps), 두 개의 엔코더(resolution 1.2도, 10,000 hz)를 갖추고 있다.

어림 추정한 바퀴 인자에서 시작하여 반복적 수행 에 의해 선형적 해를 구했는데, 그림 5는 바퀴인자 (r_R , b)에 대한 것으로 두 번 정도 반복하면 수렴함을 알 수 있다.

표 1은 이동로봇 동시보정을 통한 결과를 나타내고 있다. 구하는 인자의 참값을 알 수 없으므로, 여기에 서 'Error'는 식 (19)에서 정의된 비용함수로 계산한 값에 제곱근을 취한 것으로서, 특징점의 평균 오차를 나타낸다. [1]에 의하면 평균오차는 프레임 수(*N*)에 크게 좌우되는데, N=12에서 12mm의 오차가 나왔 다. 본 연구에서 이동로봇의 동시 보정을 위해 로봇의 회전 및 직진 운동을 했다는 것을 고려하면 예상보다 좋은 결과가 나왔다고 볼 수 있다. 그리고 이것은 비 선형 최적화에 의해 약 30%의 개선이 있었다. 이 최 종 보정인자를 이용하여 3차원 특징점을 각 프레임의 영상면에 재투영한 것이 그림 6과 같다. 초록색 점(큰 점)은 영상처리에 의한 특징점 검출결과 이고 빨간 점(작은 점)은 재투영된 특징점을 나타내고 있다.





그림 6. 3차원 특징점의 영상면 재투영 Fig. 6. Reprojection of 3-d feature points

V.결론

이동로봇의 Head-Eye 보정 및 Wheel 보정을 동시 에 수행하는 기존의 이동 로봇 동시 보정법은 이동 로봇에 고정형 카메라가 장착되어 있는 경우만은 고 려했다. 본 논문에서는 이동 로봇 Pan-Tilt 기구부에 장착된 스테레오 카메라의 Head-Eye 보정 및 Wheel 보정을 동시에 수행하는 선형 반복적인 방법을 제안 했다. 이것은 이동로봇에 필요한 보정을 동시에 수행 함으로써 효율성을 높였을 뿐만 아니라, 정확도 면에 서도 만족할만한 성과를 얻었다. 그리고 프레임 간 동 차변환을 통해 3차원 특징점의 대응 관계를 구하고, 이를 기반으로 한 비선형 최적화 기법을 적용하여 정 확도를 높였다.

Parameter	Iterative Linear	Optimized	l Init
S	Solution	Solution	Orm
α_x	-163.60	-164.22	
α_y	87.10	89.38	degree
α_z	-165.00	-166.40	
t_x	22.49	13.60	
t_y	-61.26	-64.34	
t_z	-71.28	-70.77	
r_R	222.98	223.30	mm
r_L	223.69	227.67	
b	507.44	508.70	
Error	10.94	7.85	

표 1. 이동로봇 동시 보정 결과 Table 1. Calibration results

References

- [1] R.Y. Tsai, and R. K. Lenz, "A new technique for fully autonomous and efficient 3D robotics hand/eye calibration," *Robotics and Automation, IEEE Trans.*, vol. 5, no. 3, 1989, pp. 345-358.
- [2] Y. Chang, and J. K. Aggarwal. "Calibrating a mobile camera's extrinsic parameters with respect to its platform," In *Proc. of IEEE Symp. on Intelligent Control*, Arlington, USA, Aug. 1991, pp. 443-448.
- [3] Z. Zhang, and O. D. Faugeras, "Calibration of a mobile robot with application to visual navigation," In *Proc. IEEE Workshop on Visual Motion*, Irvine, USA, Mar. 1989, pp. 306-313.
- [4] Antonelli, Gianluca, and Stefano Chiaverini. "Linear estimation of the physical odometric

parameters for differential-drive mobile robots," *Autonomous Robots*, vol. 23, no. 1, 2007, pp. 59-68.

- [5] A. Gianluca, F. Caccavale, F. Grossi, and A. Marino, "Simultaneous calibration of odometry and camera for a differential drive mobile robot," *Int. Conf. on Robotics and Automation*, Anchorage, USA, May. 2010, pp. 5417-5422.
- [6] B.K.P. Horn, "Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions," *J. of Optical Soc. of America*, vol. 4, no. 4, 1987, pp. 629-642.
- [7] Press, William H., S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling, and B. P. Flannery, *Numerical recipes 3rd edition*, Cambridge University Press, 2007.

저자 소개



김영용(Young-Yong Kim)

2012년 광운대학교 정보제어공학과 졸업(공학사) 2014년 광운대학교 대학원 제어계 측공학과 졸업(공학석사)

2014년 ~현재 KIST 로봇 연구단 인턴 ※ 관심분야 : 로봇비전, Computer Graphics, 지능로봇



정문호(Mun-Ho Jeong)

1988년 KAIST 정밀공학과 졸업(공 학사)

1994년 KAIST 대학원 자동화 및 설계공학과 졸업(공학석사)

2002년 오사카대학 전자제어기계공학(공학박사) 2002년 KIST 지능로봇연구센터 선임연구원 2010년 ~현재 광운대학교 로봇학부 교수 ※ 관심분야 : 로봇비전, HRI, 지능로봇