Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (2012) 18(6):571-578
http://dx.doi.org/10.5302/J.ICROS.2012.18.6.571 ISSN:1976-5622 eISSN:2233-4335

이동로봇을 위한 링 배열 구조광 영상 기반 거리측정 센서 및 자율주행

Ring Array of Structured Light Image Based Ranging Sensor and Autonomous Navigation for Mobile Robot

신 진, 이 수 영*
(Jin Shin[1] and Soo-Yeong Yi[1])
[1]Seoul National University of Science and Technology

Abstract: In the paper, we proposed a ring type structured light image based embedded ranging sensor for a mobile robot. Since the proposed ranging sensor obtains omnidirectional object distance, it is useful for autonomous navigation of a mobile robot. By matching the local omnidirectional distance map with a given global object map, it is possible to get position and heading angle of mobile robot in the global coordinates. Experiments for matching and navigation were carried out to verify the performance of the proposed ranging sensor.

Keywords: ranging sensor, omnidirectional structured light image, mobile robot, navigation

I. 서론

이동로봇의 현재 위치와 지향각 감지 기능은 이동로봇의 자율주행을 위한 필수 요소이다. 로봇이 실제로 지향하는 방향과 현재위치를 알 수 없다면 주어진 목적지를 찾아가는 이동제어가 불가능하게 된다. 이동로봇의 지향각과 현재 위치를 알아내는 것을 자세추정이라고 부르는데, 이를 위한 방법으로는 크게 이동로봇 내부 상태를 측정하기 위한 센서, 즉 내부센서를 이용하는 방법과 외부 주변 상황을 측정하기 위한 센서, 즉 외부센서를 이용하는 방법이 있다. 내부센서로는 바퀴구동 엔코더나 IMU (Inertial Measurement Unit)등이 있는데[6], 센서의 종류에 따라 정밀도의 차이는 있지만 시간이 지남에 따라 측정오차가 누적되므로 주기적으로 기준자세에 대해서 오차를 보정해 주어야 한다는 문제점이 있다. 외부센서는 주변물체들과의 거리를 측정하기 위한 거리센서로서 초음파 센서, 적외선 센서, 레이저 스캐너, 스테레오 카메라, 구조광 영상기반 센서 등 여러 가지 방법들이 개발되고 있다. 특히 구조광 영상기반 센서는 상대적으로 경제적이며, 계산량이 적어 거리측정 주파수가 높고, 주변 조명잡음에 강하다는 특징이 있어 근래에 많이 연구되고 있다[1,4,5].

본 논문에서는 이동로봇 외부에 구조광 영상기반 센서를 링 형태로 배열한 전방향 거리측정 센서와 이를 이용한 이동로봇 자세추정 방법에 관해 기술하고자 한다. 한 방향의 거리측정 보다 전후좌우 모든 방향의 거리측정이 이동로봇의 자세추정에 훨씬 더 도움이 될 것이라는 것은 명백하다. 단일 거리센서를 링 형태로 배열하여 모든 방향의 거리를 측정하는 것은 초음파 센서의 경우에도 이미 사용하는 방식이다[7]. 그러나 초음파 센서의 경우에는 신호의 혼신 때문에 동시에 여러개의 센서를 동작시킬 수 없고, 한 번에 하나씩 순차적으로 동작시켜야 하므로 거리 데이터 획득에 많은 시간이 걸린다는 문제점이 있다. 또한 레이저 스캐너와 같이 기계적인 회전을 통해 여러 방향의 거리를 측정하는 방식도 있으나[8], 가격이 매우 높으므로 이동로봇에 적용하기 어렵다는 문제점이 있다. 반면에 구조광 영상기반 센서는 단순한 링 배열로 상호간의 간섭이 없이 한 번에 모든 방향의 거리를 측정할 수 있다는 장점이 있다. 본 논문에서는 이동로봇 주제어기의 계산 부담을 줄이기 위해서 자체의 영상처리 프로세서를 갖는 소형 임베디드 카메라를 이용한 구조광 영상기반 거리측정 센서를 개발하고 이들을 로봇 주변에 링 형태로 배열하였다. 구조광 거리센서 배열을 통해 측정된 거리데이터를 미리 주어진 전역지도와 정합함으로써 이동로봇의 자세를 추정하고, 이를 바탕으로 주어진 목적지까지 자율주행할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 II 장에서 구조광 영상기반 거리측정 센서와 이들의 링배열 구조에 대해 기술한다. 그리고 III 장에서 이를 이용한 거리측정 및 미리 주어진 주변 물체지도와의 정합을 통한 자세추정 알고리즘을 기술하고, IV 장에서 이동제어 실험을 통해 본 시스템의 성능을 검증한 후, V 장에서 결론을 맺는다.

II. 구조광 영상 기반 거리측정 및 링 배열

그림 1과 같이 구조광 영상 기반 거리측정은 한 대의 카메라와 구조광원으로 구성 된다. 구조광이 조사된 영상과 조사되지 않은 영상의 차영상을 구하고, 이를 시간적으로 반복 누적하는 차적분 과정을 통해 주변 조명환경잡음의 영향을 줄이고 구조광 화소를 검출해 낼 수 있다[2,10]. 본

* 책임저자(Corresponding Author)
논문접수: 2011. 9. 26., 수정: 2012. 1. 16., 채택확정: 2012. 4. 11.
신 진, 이수영: 서울과학기술대학교 전기공학과
(gomlands@naver.com/suylee@snut.ac.kr)

Copyright© ICROS 2012

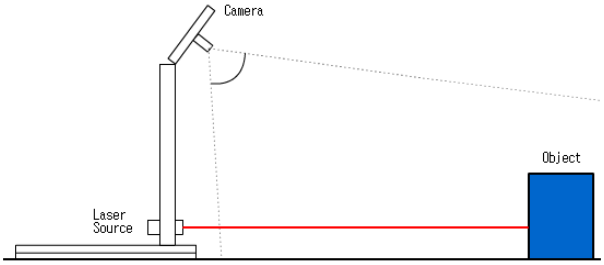
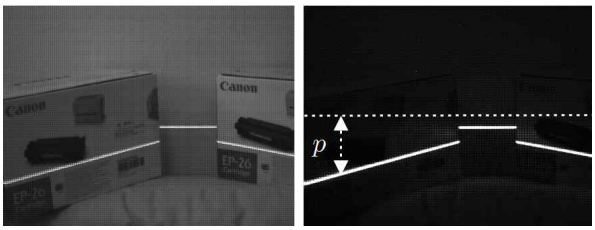


그림 1. 구조광 영상 기반 거리측정.

Fig. 1. Distance measurement based on structured light image.



(a) Structured light image. (b) Extracted structured light pixels and its position.

그림 2. 구조광 화소 추출 및 위치검출.

Fig. 2. Extraction of structured light pixel and detection of its position.

논문에서는 이동로봇 주 컴퓨터에 계산 부담을 주지 않고 거리 데이터만을 빠르게 전송하기 위해 자체에 영상처리 프로세서를 탑재하고 있는 CMUcam3 임베디드 카메라를 사용하였다[9].

그림 2는 구조광이 조사된 영상으로부터 영상처리를 통해 구조광 부분만을 추출한 결과를 보여준다. 영상의 중심선을 기준으로 구조광 화소의 위치 p를 수직방향 탐색을 통해 검출할 수 있다.

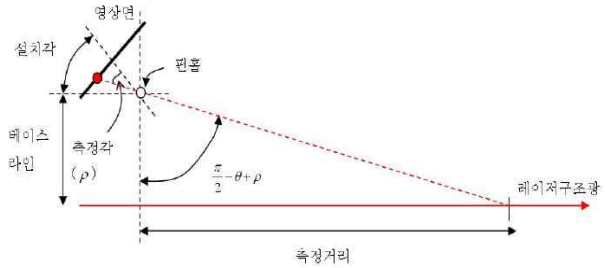
감지된 구조광 화소의 위치값 p로부터 물체에 대한 영상 측정각 ρ는 다음과 같이 정의 된다:

$$\rho = \tan^{-1}\left(\frac{p}{\lambda}\right) \tag{1}$$

여기서 λ는 카메라의 초점거리를 나타낸다. 이제 그림 3과 같은 거리 측정 모델에서 물체까지의 거리 l은 식 (2)와 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} & l = b \cdot \tan\left(\frac{\pi}{2} - \theta + \rho\right) \\ \rightarrow \quad & l = b \cdot \cot\left\{\theta - \tan^{-1}\left(\frac{p}{\lambda}\right)\right\} \end{aligned} \tag{2}$$

그림 4는 CMUcam3 임베디드 카메라와 파장 $660nm$를 갖는 적외선 레이저 구조광을 이용하여 구현한 거리측정 센서 모듈이다. 이동로봇에 적용하기 위하여 구조광은 수평방향의 선 형태로 조사한다. 임베디드 카메라를 이용한 거리측정 센서 모듈은 모든 영상처리와 거리계산을 자체의 프로세서에서 수행하고, 계산결과 거리데이터만을 전송하므로 이동로봇 주 컴퓨터에 계산 부담을 주지 않는다.



θ: 카메라 설치각, b: 베이스라인 거리, l: 측정거리

그림 3. 거리측정 모델.

Fig. 3. Distance measurement model.

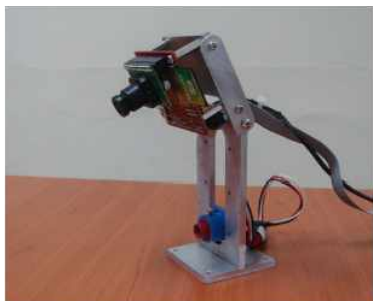


그림 4. CMUcam3 임베디드 카메라를 사용한 구조광 영상기반 거리측정 센서 모듈.

Fig. 4. Ranging sensor module based on structured light image using CMUcam3 embedded camera.

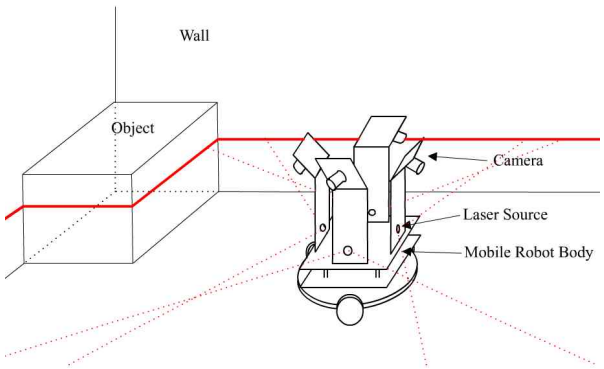


그림 5. 구조광 영상기반 거리측정 센서의 링 배열을 통한 전방향 거리측정.

Fig. 5. Omnidirectional distance measurement through ring array of structured light image based ranging sensor modules.

이러한 구조광 거리측정 모듈을 그림 5와 같이 전후좌우 방향의 링구조로 4개 설치하여 이동로봇 주변 모든 방향의 거리 데이터를 얻을 수 있다. 링구조 거리센서 배열은 초음파 센서에서도 사용하는 방식이지만, 전술한 바와 같이 초음파 센서의 경우에는 상호간의 신호간섭 문제 때문에 센서 배열 내에서 순차적으로 거리데이터를 얻어야 한다. 그러나 구조광 영상기반 센서 배열의 경우에는 동시에 모든 카메라로부터 거리 측정이 가능하다는 장점이 있다. 따라서 이동 로봇을 중심으로 주변 환경의 거리 데이터를 빠르게 측정할 수 있다.

III. 전방향 거리 데이터 정합을 통한 자세추정

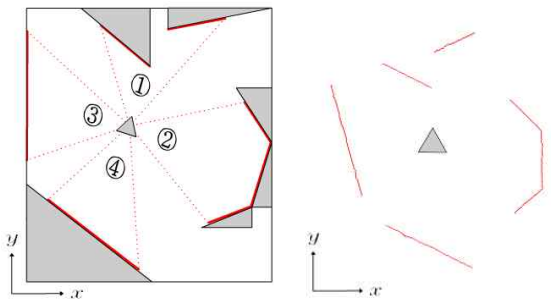
1. 전방향 거리 데이터

그림 6과 같이 링배열 거리센서를 통해 전방향 거리 데이터를 얻을 수 있다. 다만 카메라의 화각이 약 60°로 제한되기 때문에 관측 불가능한 음영 영역이 있다. 이러한 문제는 화각이 넓은 렌즈를 사용하거나, 혹은 카메라의 수를 늘림으로써 해결할 수 있다.

그림 6(a)와 같은 로봇 주변 상황에서 구조광 영상기반 거리 센서 배열을 통해 그림 6(b)와 같은 로봇 좌표계 기준의 국소 거리 지도를 얻을 수 있다. 로봇자세의 추정값이 $(\hat{x_r}, \hat{y_r}, \hat{\theta_r})$ 일 때, 국소 거리데이터의 각 측정점의 위치 벡터를 전역좌표계 기준으로 변환하면 다음과 같다:

$$\begin{aligned} x_w &= \hat{x_r} + x_m, \\ y_w &= \hat{y_r} + y_m \end{aligned} \tag{3}$$

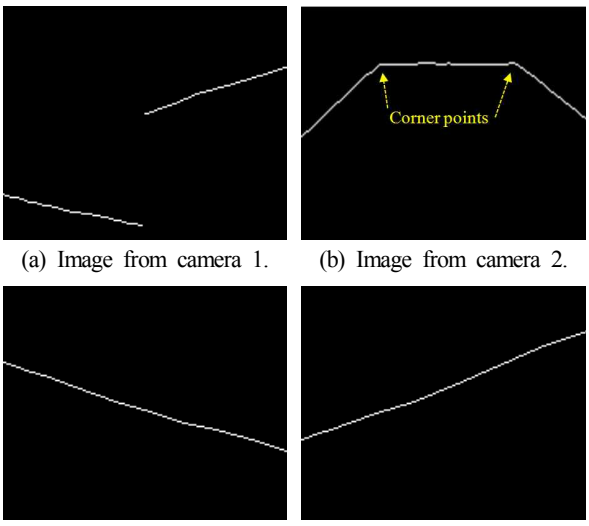
여기서 (x_m, y_m)은 로봇 좌표계 기준의 국소 거리측정 데이터를 의미하며, (x_w, y_w)은 전역좌표계 기준 값을 나타낸다. 그림 7은 그림 6의 로봇 자세(위치/방향)에서 각 카메라로 얻은 구조광 영상을 보여준다.



(a) Mobile robot environment. (b) Local distance map.

그림 6. 전방향 거리 데이터.

Fig. 6. Omnidirectional distance data.



(a) Image from camera 1. (b) Image from camera 2.

(c) Image from camera 3. (d) Image from camera 4.

그림 7. 각 카메라로 얻은 구조광 영상.

Fig. 7. Structured light images from camera array.

2. 자세 추정를 위한 정합

미리 주어진 전역 환경 지도가 있다고 가정할 때, 실시간으로 측정된 로봇 주변의 거리 데이터와의 정합을 통해 전역좌표계 내에서 이동로봇의 자세, 즉 위치 및 지향각을 알 수 있다. 자세추정 문제는 매우 오랫동안 연구되어온 것으로서, 대표적으로 [3,11]에서는 선분형태로 모델링된 전역 물체지도와 로봇에 장착된 거리 센서로 측정된 국소 거리 데이터들을 정합하기 위한 최소제곱오차법 기반 알고리즘을 제안하였다. 즉, 각 거리측정 데이터들에 대해서 물체 모델을 구성하는 가장 가까운 선분까지의 거리를 정합오차로 정의하고, 모든 거리데이터들의 정합 오차의 제곱을 최소화하기 위한 병진 및 회전 이동의 크기를 구하는 방식이다. 최소제곱법을 적용하기 위해 회전이동을 선형 근사화하였으며, 잡음이 많이 포함된 측정 거리데이터에 대해서 실험을 통해 약 60^o 이상의 회전이동 정합도 가능함을 보였다. 그러나 거리측정 데이터가 많은 경우에는 각각의 모든 거리 데이터에 대해서 가장 가까운 모델선분을 찾고, 최소제곱법을 적용하는 과정에 매우 많은 계산량이 필요하다는 문제점이 있다.

따라서 본 논문에서는 정합과정의 계산 효율을 높이기 위해 [3,11]의 알고리즘을 변형하여, 모든 거리측정 데이터들을 정합의 대상으로 하는 대신 먼저 거리측정 데이터들로부터 선분들을 구성하고, 각 선분들의 양 끝점에 대해서만 정합하는 새로운 알고리즘을 제안한다. 선분에 포함된 측정점의 개수에 따라서 정합오차에 대한 가중치를 달리하였다.

2.1 거리측정 데이터로부터 선분 구성

먼저 카메라로 얻은 구조광 영상에 대해서 저역통과 필터와 가로선 강조 영상 전처리(preprocessing) 과정을 통해 얻은 구조광 영상에 대해서 선분을 추출하는 작업을 선행한다. 그림 7(a)에서와 같이 불연속점이 있는 경우에는 선분의 끝점을 쉽게 결정할 수 있다. 한편 그림 7(b)와 같이 연결된 두 개의 직선이 있는 경우에는 선분의 끝점을 구하기 위해 다음과 같이 제안하는 알고리즘에 의해 선분의 코너점을 구한다. 그림 8에서 설명하는 바와 같이 먼저 i번째 화소 P_i에서 전후 n번째 화소들 사이의 각을 다음과 같이 정의한다: 벡터 $\vec{r_i} = \overrightarrow{P_iP_{i-n}}$ 와 $\vec{f_i} = \overrightarrow{P_iP_{i+n}}$ 에 대해서

$$\theta_i = \cos^{-1}\left(\frac{\vec{r_i} \cdot \vec{f_i}}{|\vec{r_i}||\vec{f_i}|}\right) \tag{4}$$

여기서 '·'은 벡터의 내적 연산을 의미한다. 구조광 화소 위치의 잡음이 크지 않은 경우, 그림 8에서 이해할 수 있는 것과 같이 사이각 θ_i는 i를 중심으로 전후 n 구간내에서 최소값을 갖게 된다.

이제 화소 P_i가 선분의 코너점이 될 판정기준은 사이각 θ_i로부터 다음과 같이 기술할 수 있다:

$$\theta_{i-n} \geq \theta_{i-(n-1)} \geq \ldots \geq \theta_i \text{ 이고, } \theta_i \leq \theta_{i+1} \leq \ldots \leq \theta_{i+n} \tag{5}$$

그림 9는 사이각에 대한 n의 크기에 따른 화소잡음의 효과를 보여준다. 위 그림에서 θ_i는 화소 P_i에 잡음이 없

을 때의 사이각이다. 또한 P_i에 y축 방향으로 ϵ 크기의 잡음이 있다고 가정한 경우에 대해서, θ_i'와 θ_i''은 각각 $n=1$과 $n=4$로 설정했을 때의 사이각을 나타낸다. 그림에서 볼 수 있는 바와 같이 n이 클수록 사이각에 대한 잡음의 효과는 작아진다. 그러나 n을 너무 크게 설정하면 포함된 측정점의 개수가 적은 선분을 놓칠 가능성이 있다. 이를 고려하여 본 논문에서는 $n=4$로 설정하였다. 그림 10은 그림 7(b)의 구조광 전처리 영상에 대해서 식 (4)를 적용한 사이각 그래프이다.

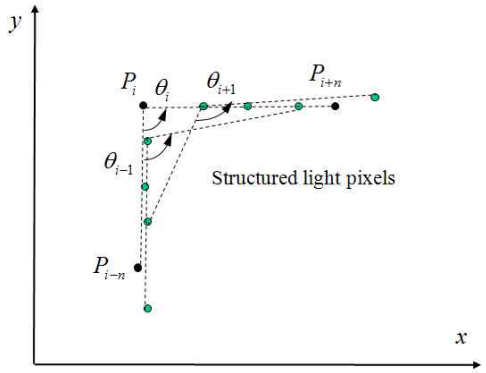


그림 8. 사이각 θ_i: $n=4$인 경우.

Fig. 8. Difference angle θ_i: In case of $n=4$.

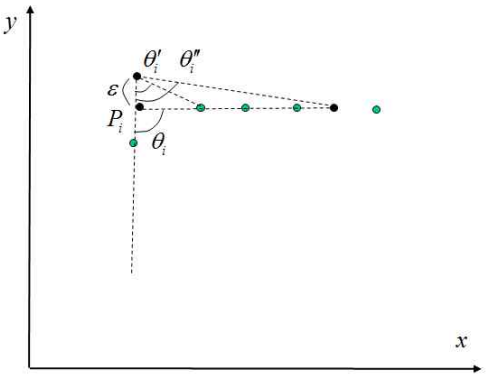


그림 9. 사이각에 대한 n에 따른 화소 잡음의 효과.

Fig. 9. Influence of pixel noise on difference angle according to n.

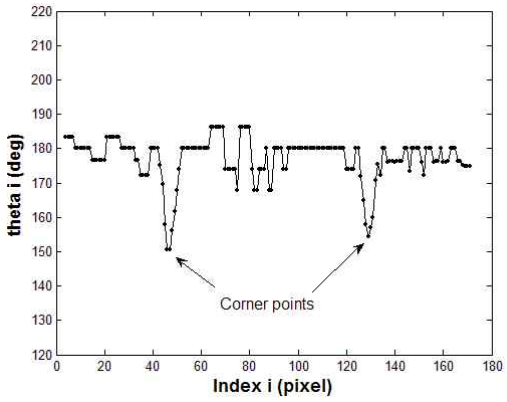


그림 10. 사이각 그래프 $(i-\theta_i)$.

Fig. 10. Difference angle graph $(i-\theta_i)$.

코너점들이 구해지면 이들로부터 한 선분의 시작점-끝점을 쉽게 결정할 수 있고, 또한 선분의 중심점과 선분에 포함된 데이터 개수를 구할 수 있다.

2.2 정합 알고리즘

그림 11(a)에서 P_l^i와 P_l^e는 각각 전술한 선분구성 과정에서 구한 선분 l의 시작점과 끝점을 의미한다. 또 P_l^c는 선분의 중심점, 즉 $P_l^c = \dfrac{P_l^i + P_l^e}{2}$ 이며, n_l은 선분 l에 포함되는 데이터의 개수를 나타낸다. 예로서 그림 11(a)에서 선분 l의 데이터 개수는 $n_l = 6$ 이다.

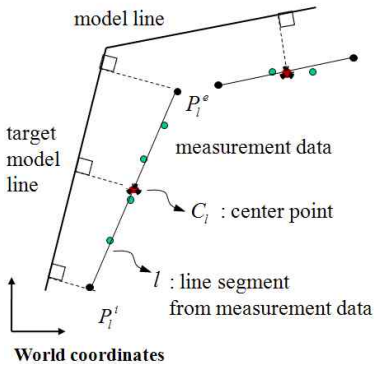
그림 11에서 설명하는 바와 같이 환경 물체들을 구성하는 선분모델들 중에서 선분 l의 중점, P_l^c에서 가장 가까운 목표 선분(target model line)을 먼저 찾는다. 목표 모델선분의 방정식은 다음과 같이 표현 된다:

$$P \cdot \boldsymbol{u_l} = r_l \tag{6}$$

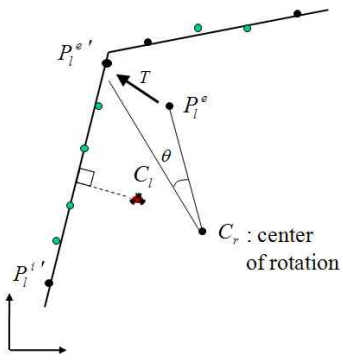
여기서 P는 목표 모델선분상의 한 점을 나타내며, $\boldsymbol{u_l}$은 목표 모델선분의 단위법선 벡터, 그리고 r_l은 실수이다.

이제 선분 l의 양 끝점, P_l^i와 P_l^e을 로봇의 기준점 C_r을 기준으로 $\Delta\theta$ 만큼 회전이동하고, $(\Delta x, \Delta y)$ 만큼 평행이동한 점 P_l'은 다음과 같이 쓸 수 있다:

$$P_l' = R(\Delta\theta)(P_l - C_r) + C_r + T(\Delta x, \Delta y) \tag{7}$$



(a) Before matching.



(b) After matching.

그림 11. 정합 알고리즘.

Fig. 11. Matching Algorithm.

여기서 P_l은 P_l^i, 또는 P_l^e을 나타내며, 이동된 점 P_l'는 $P_l^{i\prime}$ 또는 $P_l^{e\prime}$을 나타낸다. 또한 $R(\Delta\theta)$와 $T(\Delta x, \Delta y)$는 각각 회전이동과 평행이동을 의미한다.

$$R(\Delta\theta) = \begin{bmatrix} \cos\Delta\theta & -\sin\Delta\theta \\ \sin\Delta\theta & \cos\Delta\theta \end{bmatrix}, \quad T(\Delta x, \Delta y) = \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} \tag{8}$$

이동된 점 P_l'과 앞에서 찾은 목표모델 선분 (4)까지 거리의 제곱을 다음과 같이 선분 l의 정합오차 s_l로 정의한다:

$$\begin{aligned} s_l &= (P_l^{i\prime} \cdot \boldsymbol{u_l} - r_l)^2 + (P_l^{e\prime} \cdot \boldsymbol{u_l} - r_l)^2 \\ &= [\{R(P_l^i - C_r) + C_r + T\} \cdot \boldsymbol{u_l} - r_l]^2 \\ &\quad + [\{R(P_l^e - C_r) + C_r + T\} \cdot \boldsymbol{u_l} - r_l]^2 \end{aligned} \tag{9}$$

이제 전체 정합오차를 모든 선분들에 대해서 선분 l에 포함된 측정 데이터 개수를 가중치로 하여 다음과 같이 정의한다:

$$\begin{aligned} S &= \sum_l n_l s_l \\ &= \sum_l n_l [\{R(P_l - C_r) + C_r + T\} \cdot \boldsymbol{u_l} - r_l]^2 \end{aligned} \tag{10}$$

여기서 P_l은 선분 l의 양 끝점 P_l^i와 P_l^e 모두를 포함함에 유의하여야 한다. 전술한 바와 같이 n_l은 선분 l에 포함되는 데이터의 개수를 나타낸다.

최소제곱오차법에 의해 식 (9)의 정합오차를 최소화하는 회전 및 평행이동의 크기 $\Delta\theta$와 $(\Delta x, \Delta y)$를 구하기 위해서 회전이동 식 $R(\Delta\theta)$를 다음과 같이 선형화한다[3,11]:

$$R(\Delta\theta) = \begin{bmatrix} \cos\Delta\theta & -\sin\Delta\theta \\ \sin\Delta\theta & \cos\Delta\theta \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} 1 & -\Delta\theta \\ \Delta\theta & 1 \end{bmatrix} \tag{11}$$

이제 식 (9)를 식 (10)에 대입하고 $\Delta\theta$와 $(\Delta x, \Delta y)$에 대해서 미분함으로써 정합오차를 최소화하는 회전 및 평행이동의 크기를 다음 식과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} A_{2\times2} & B_{2\times1} \\ C_{1\times2} & D_{1\times1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_{2\times1} \\ F_{1\times1} \end{bmatrix} \tag{12}$$

식 (12)의 각 성분들은 다음과 같다:

$$\begin{aligned} A_{2\times2} &= \sum_l n_l \boldsymbol{u_l} \boldsymbol{u_l^t} \\ B_{2\times1} &= \sum_l n_l \{M(P_l - C_r) \cdot \boldsymbol{u_l}\} \boldsymbol{u_l} \\ C_{1\times2} &= B_{2\times1}^t \\ D_{1\times1} &= \sum_l n_l \{M(P_l - C_r) \cdot \boldsymbol{u_l}\}^2 \\ E_{2\times1} &= \sum_l n_l (r_l - P_l \cdot \boldsymbol{u_l}) \boldsymbol{u_l} \\ F_{1\times1} &= \sum_l n_l (r_l - P_l \cdot \boldsymbol{u_l}) \{M(P_l - C_r) \cdot \boldsymbol{u_l}\} \end{aligned} \tag{13}$$

여기서 행렬 M은 다음과 같다:

$$M = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \tag{14}$$

식 (12)에서 정합 오차의 크기 $(\Delta x, \Delta y, \Delta\theta)$가 얻어지면 로봇 자세의 추정값 $(\hat{x_r}, \hat{y_r}, \hat{\theta_r})$을 다음과 같이 갱신한다:

$$(\hat{x_r}, \hat{y_r}, \hat{\theta_r}) \leftarrow (\hat{x_r} + \Delta x, \hat{y_r} + \Delta y, \hat{\theta_r} + \Delta\theta) \tag{15}$$

앞에서 설명한 바와 같이 독립된 각각의 거리측정 데이터 점들로부터 구성한 선분 l의 중점, C_l에 대해서 가장 가까운 모델 선분을 목표선분으로 가정하였다. 그러나 초기에 정합오차가 큰 경우에는 가장 가까운 모델선분이 목표선분이라는 가정은 맞지 않을 수 있고, 이는 정합오류가 될 수 있다. 따라서 전체 정합오차 식 (10)의 크기가 오차범위 내에 들 때까지 위 과정을 반복해야 한다. 전체 정합 알고리즘의 흐름도를 그림 12에 나타내었다.

본 정합알고리즘은 식 (11)에서와 같이 회전이동에 관한 국부 선형 근사화를 포함한다. 일반적으로 선형 근사화 알고리즘이 성공적으로 수렴하게 되는 오차범위의 크기는 상황에 따라 달라질 수 있다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 45^o 이내의 방향오차 범위에 대해서 본 논문의 선형 근사화 적용 알고리즘이 잘 수렴함을 확인하였다.

본 논문에서 제안하는 정합 알고리즘은 [3,11]의 알고리즘을 기본으로 한 것이지만, 다음과 같은 점에서 보다 나은 특성을 갖는다:

(a) 각각의 모든 거리 측정데이터 점들에 대해서 목표 모델선분을 찾는 것이 아니라, 이들로부터 미리 구성한 선분의 중점에 대해서만 목표 모델선분을 찾으므로 계산량이 적게 된다. 또한 정합과정 (9) ~ (13)에도 선분의 양 끝점만 포함되므로 계산이 훨씬 효율적이다.

(b) [3,11]에서처럼 모든 거리 측정데이터를 대상으로 정합하는 경우에는 한 선분에 포함된 점들의 일부가 서로 다른 목표 모델선분을 갖게 될 수 있으나, 본 알고리즘은 한 선분에 포함된 모든 점들이 동일한 모델 선분을 갖게 되므

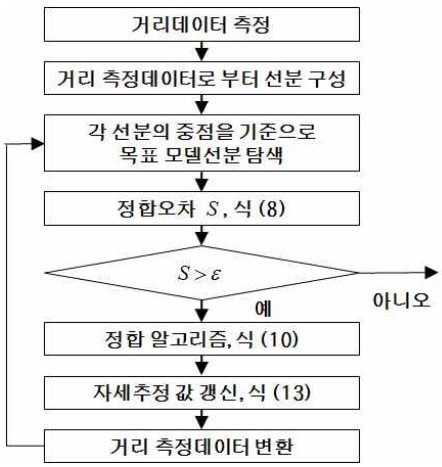
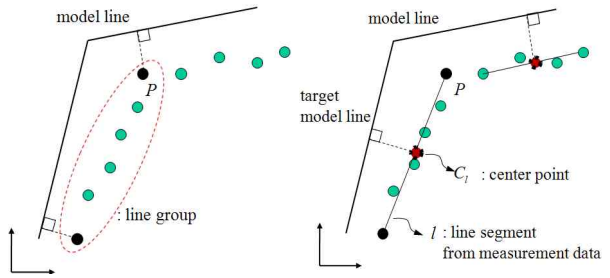


그림 12. 정합 알고리즘 흐름도.

Fig. 12. Matching algorithm flow chart.



(a) Algorithm in [3,11]. (b) The proposed algorithm.

그림 13. 정합 알고리즘 비교.

Fig. 13. Matching algorithm comparison.

로 정합과정이 보다 빠른 수렴 속도를 갖게 된다. 그림 13 (a)에서 점 P 는 같은 선분 그룹에 포함된 다른 점들과는 다른 목표 모델선분을 갖게 되지만, 그림 13(b)에서는 일단 선분을 먼저 구하고, 선분의 중점에 대해서 목표 모델선분을 찾으므로 선분 내에 포함된 모든 거리 측정데이터들은 동일한 목표 모델선분을 갖게 된다.

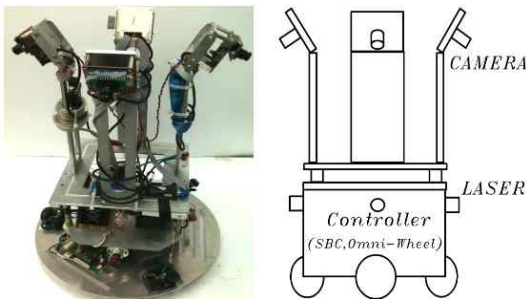
IV. 실험결과

본 논문에서 제안한 링 배열의 구조광 영상기반 거리 센서 및 거리 데이터 정합 알고리즘의 효용성을 검증하기 위해 다음과 같이 실험을 행하였다.

1. 실험환경 및 이동로봇

그림 14(a)와 같이 이동로봇의 주변 환경에 임의로 다각형 형태의 장해 물체들을 배치하였다. 바닥면에는 작은 굴곡들이 있어 지면과 바퀴 사이의 슬립에 의해 이동성에 영향을 줄 수 있다. 실험의 목적은 제안한 거리측정 센서를 이용하여 로봇의 자세, 즉 위치 및 방향을 추정하고, 이를 이동로봇 자율주행에 이용할 수 있음을 보이는데 있다. 따라서 자세추정 성능 평가를 위해 차동바퀴형 이동로봇 보다 방향제어의 필요성이 적은 전방향 이동로봇을 자체 제작하여 실험을 수행하였다. 그림 14(b)에 보인 바와 같이 로봇 몸체 외부에 원주 형태로 4개의 구조광 영상 기반 임베디드 거리센서 모듈을 장착하였다.

(a) Experimental environment.



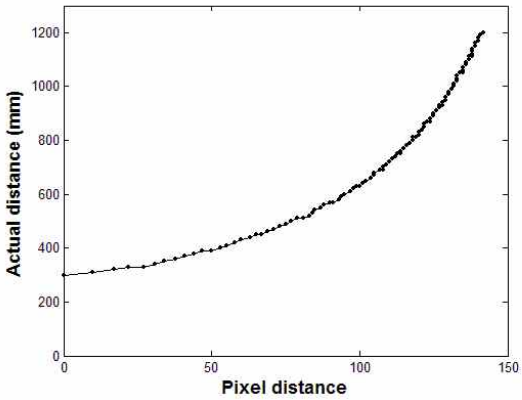
(b) Mobile robot and structured light image based ranging sensor.

그림 14. 실험환경 및 이동로봇.

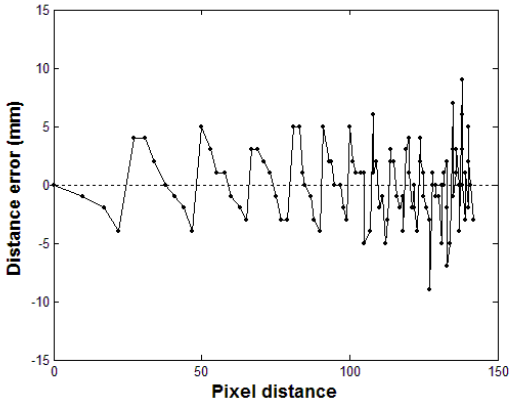
Fig. 14. Experimental environment and mobile robot.

2. 거리데이터 획득 성능

전술한 CMUcam3의 영상 획득 속도는 26 FPS(Frames Per Second)이다. 구조광 화소 추출을 위해 차영상 2장을 3회 누적적분 하기 때문에 거리측정 주파수는 약 4Hz가 된다. 본 논문에서 개발한 거리측정 센서 모듈의 최대 측정거리는 1,200mm이다. 그림 3에서 설명한 바와 같이 최대 측정거리는 카메라 설치각에 따라 설정할 수 있다. 그림 15(a)와 그림 15(b)는 각각 화소거리-실제거리 그래프와 거리측정 오차 그래프이다. 그림에서 보이는 바와 같이 약 1,200mm 거리에서 $\pm 10\,mm$ 이내의 거리측정 오차를 갖는다. 거리측정 오차는 구조광 화소 거리와 식 (2)를 이용하여 계산한 측정 거리와 눈금자를 이용하여 측정한 실제거리를 비교한 것이다.



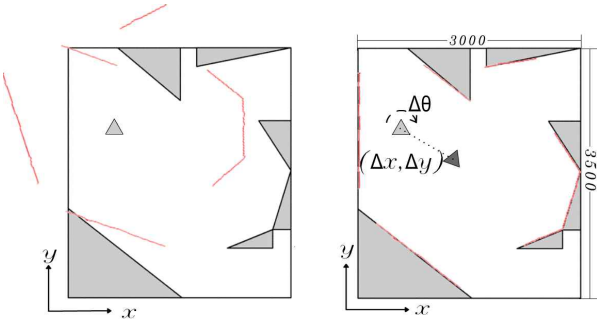
(a) Pixel distance-measurement distance graph.



(b) Distance measurement error graph.

그림 15. 화소거리-측정거리 그래프와 측정 오차 그래프.

Fig. 15. Pixel distance-measurement distance graph and measurement error graph.



(a) Before matching. (b) After matching.

그림 16. 데이터 정합.

Fig. 16. Data matching.

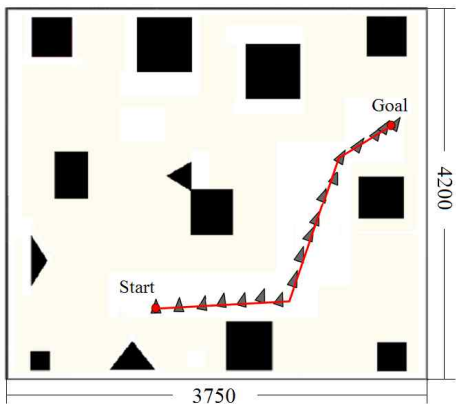


그림 17. 이동로봇 추종제어 실험결과.

Fig. 17. Result of tracking control for mobile robot.

3. 실험결과

본 논문의 3절에서 기술한 거리측정 데이터와 선분 형식의 주변 환경 모델과의 정합 과정을 통해 로봇의 위치를 추정한 결과를 그림 16에 보인다. 그림 16(a)는 정합 이전에 미지의 로봇 초기 자세에서 얻은 거리측정 데이터이고 그림 16(b)는 정합을 실행한 후 얻은 로봇의 추정 자세이다. 초기 탐색위치에서 정합실행 후 갱신된(Δx, Δy, $\Delta\theta$)는 (630.0, 320.0, 16.54°)였다. 그림에서 보는 바와 같이 제안하는 정합 알고리즘을 통해 로봇의 자세 추정이 잘 이루어지고 있음을 볼 수 있다.

그림 17은 위와 같은 거리측정과 정합 알고리즘을 실시간으로 반복실행하면서 주어진 명령궤적을 따라 이동로봇을 추종제어한 실험결과를 보여준다. 삼각형, 사각형의 검은 블록들이 장애물체들을 나타내며, 이들의 위치 및 크기를 나타내는 전역지도는 미리 주어진 것으로 가정하였다. 시작점(start)과 목표점(goal)을 잇는 굵은 선이 이동 로봇에 대한 명령궤적이며, 작은 삼각형 열이 추종제어 결과에 따른 실제 궤적을 나타낸다.

V. 결론

구조광 영상기반 거리센서는 카메라의 시야각에 해당하는 넓은 영역의 거리 측정데이터를 한번에 얻을 수 있으므로 계산 효율이 높다. 또한 상대적으로 정밀한 거리측정 데이터를 얻을 수 있기 때문에 이동로봇을 위한 거리센서로 적합하다. 과거에는 레이저 구조광 발생장치나 카메라 영상센서가 매우 비싸고, 부피가 커서 이동로봇용으로 사용하기가 어려웠던 것이 사실이다. 그러나 근래에는 반도체 영상센서와 반도체 레이저 발생장치, 마이크로프로세서의 발전으로 경제적인 구조광 영상기반 거리센서를 개발하는 것이 가능해졌다. 본 논문에서는 임베디드 영상 프로세서를 이용한 구조광 영상기반 거리센서 모듈과 이들을 이동로봇 주변에 장착하기 위한 링 배열 거리센서 시스템을 개발하였다. 거리 데이터를 얻기 위한 모든 영상처리 및 계산을 임베디드 프로세서에서 수행하고, 단지 거리 데이터만을 전송하므로 이동로봇의 주제어기에 대한 계산 부담이 없다. 또한 링 배열에 의해 전후좌우 모든 방향의 거리데이터를 동시에 얻을 수 있으므로 일반적으로 사용되는 단방향 거리측정 센서에 비해 주변 장애물의 밀도가 상대적으로 낮은 경우에도 자세추정 성능이 높다는 장점이 있으며, 따라서 로봇의 이동제어에 유용하다.

측정된 거리 데이터열을 기반으로 로봇 자신의 자세를 추정하기 위해서는 전역 환경지도와의 정합이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 다각형 물체들로 구성된 미리 주어진 전역환경지도하에서 선분들로 전역환경을 모델링하고, 측정된 거리 데이터열을 정합하기 위한 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 측정된 거리 데이터열로부터 미리 선분들을 구성하고, 선분들의 중점과 양끝점만을 이용하여 주어진 전역지도 모델과 정합하는 방식이므로 기존의 알고리즘에 비해 계산적인 측면에서 매우 효율적이라는 장점이 있다.

다각형 장애물 환경 내 임의 위치에서의 자세추정 실험과 이를 기반으로 한 경로 추종제어 실험을 통해 본 논문에서 제안한 구조광 기반 링배열 거리센서와 정합 알고리즘의 효용성을 검증하였다.

참고문헌

[1] S. Nayar, “Catadioptric omnidirectional camera,” *Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 482-488, 1997.

[2] R. Jain, R. Kasturi, and B. G. Schunck, *Machine Vision*, McGraw-Hill, 1995.

[3] I. Cox, “Blanche-an experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 7, no. 2, pp. 193-204, 1991.

[4] D. Noh, G. Kim, and B. Lee, “A study on the relative localization algorithm for mobile robots using a structured light technique,” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 11, no. 8, pp. 678-687, 2005.

[5] S. Yi, B. Choi, and N. Ahuja, “Real-time omni-directioanl distance measurement with active panoramic vision,” *Int’l Journal of Control, Automation and Systems*, vol. 5, no. 2, pp. 184-191, 2007.

[6] J. Borenstein and L. Feng, “Gyrodometry: a new method

for combining data from gyros and odometry in mobile robots," *Proc. of International Conference on Robotics and Automation*, pp. 423-428, April 1996.

[7] S. Cameron and P. Probert, *Advanced Guided Vehicles-Aspects of the Oxford AGV Project*, World Scientific, 1994

[8] http://www.sick.com

[9] http://www.cmucam.org

[10] S. Yi, Y. Hong, and J. Suh, "Distance measurement based on structured light image for mobile robots," *Jour. of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 16, no. 1. pp. 18-24, 2010.

[11] I. Cox and J. Kruskal, "On the congruence of noisy images to line segment models," *Proc. of Int'l Conf. on Computer Vision*, pp. 252-258, 1988.

신 진

2010년 2월 서울과학기술대학교 전기공학과 졸업(공학사). 2010년 3월~현재 서울과학기술대학교 산업대학원 석사과정 재학중.

이 수 영

1988년 2월 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1990년 2월 KAIST 전기및전자공학과 졸업(공학석사). 1994년 8월 KAIST 전기및전자공학과 졸업(공학박사). 1995년 3월~1999년 8월 KIST 시스템연구부 선임연구원. 1997년 2월~1998년 2월 Univ. of Southern California 박사후과정. 1999년 9월~2007년 2월 전북대학교 전자정보공학부 부교수. 2005년 6월~2006년 8월 Univ. of Illinois at Urbana-Champaign 방문교수. 2007년 3월~현재 서울과학기술대학교 전기공학과 교수. 관심분야는 보행로봇, 로봇비전, 이동로봇 센서.