

이동 로봇을 위한 온라인 센서 교정 방법 On-line Sensor Calibration for Mobile Robot

°김성도, 유원필, 정명진

한국과학기술원 전기 및 전자공학과

(Tel: 042-869-5429; E-mail: sdkim@cheonji.kaist.ac.kr, mjchung@ee.kaist.ac.kr)

Abstracts The Kalman filter has been used as a self-localization method for the mobile robot. To satisfy the assumptions inherent in the Kalman filter, we should calibrate the sensors of the robot before use of them. However, it is generally hard to find exact sensor parameters, and the parameters may change during the robot task as the environment varies. Thus we need to perform on-line sensor calibration, by which we can obtain more credible location of the mobile robot. In this paper, we present an on-line sensor calibration scheme which estimates the unknown sensor bias and the current position of the robot. To this end, first we find out the calibration errors of the sensor from redundant sensory data using the parity vector and recursive minimum variance estimation. Then we calculate the current position of the robot by weighted least square estimation without internal encoder data. The performance of the proposed method is evaluated through computer simulation.

Keywords Localization, Calibration, Sensor, Mobile

1. 서론

실내 환경에서의 이동 로봇 항법(navigation)에 관한 방법들은 대부분 내부 센서와 외부 센서의 데이터를 이용하여 로봇의 현재 위치를 찾는다. 일반적으로 내부 센서는 이동 로봇의 구동 부분에 장착된 엔코더(encoder)이고, 외부 센서로는 초음파 센서, 적외선 센서, 영상 센서들이 사용된다. 이 두 종류의 센서들로부터 얻어진 데이터를 이용하여 이동 로봇의 현재 위치를 추정한다. 즉, 관성 항법(dead-reckoning)으로 얻어진 정보와 외부 센서에서 얻어진 정보를 칼만 필터(Kalman filter) 방법으로 융합하여 이동 로봇의 현재 위치 추정(localization)을 한다[4]. 이때 관측 과정에서 발생하는 잡음(noise)에 의한 센서의 불확실성은 백색 가우시안으로 모델링 되는데 그 평균은 0이고 어떤 분산 σ 을 갖는다고 가정한다.

이 경우 이동 로봇에 장착된 센서는, 특히 외부 센서는, 정확한 모델을 알아야 할뿐만 아니라 정확하게 교정되어 있어야 칼만 필터의 가정을 만족시킬 수 있다. 그러나 센서의 특징을 정확하게 안다는 것은 대단히 어려운 일이며 또는 환경에 따라 센서의 파라미터가 변화하는 경우도 많이 있다. 그 예로 이동 로봇에서 가장 많이 사용되는 센서인 초음파 센서의 경우, 상대적으로 넓은 범위에서 반사되는 특징점을 검출하므로 센서가 실제 운용되고 있는 상황에서 초음파의 반사점을 알아내는 것은 거의 불가능하여 센서 교정이 어렵고 음파의 속도는 온도, 습도 등 환경에 따라 변하게 된다[3]. 만일 어느 순간에 센서를 정확히 교정하였다 하더라도 실제 사용 중에 항상 정확하다고 말할 수 없다. 따라서 센서 교정이 스스로 이루어지게 함으로써 센서 교정에 필요한 수고를 덜고 이동 로봇의 운항 중에도 보다 더 정확한 현재 위치를 파악할 수 있을 것이다.

지금까지 센서 특징의 변화에 대해 많은 관심을 기울여온 분야는 비행기와 발전소와 같이 고신뢰성이 요구되는 시스템의

고장 진단을 위한 것이다. 관측할 필요가 있는 상태값 보다 많은 수의 센서를 이용하여 얻어진 측정값에서 현재 상태의 영향을 받지 않는 패리티 벡터(parity vector)를 관측함으로써 발생하는 센서 특성의 변화를 감지하고 센서의 고장 여부를 알 수 있다[7][1]. 또한 이러한 연구는 여러개의 초음파 센서를 이용하여 매니퓰레이터(manipulator)의 손끝(end-effector) 위치 추정에 응용된 사례도 있다[5]. 그러나 본 연구에서 수행하고자 하는 온라인 센서 교정 방법은 센서 특성의 갑작스런 변화를 찾는 것이 아니라 잘못 알고있는 센서 파라미터의 값을 정확하게 교정(calibration)하는 것이다. 이를 위해 패리티 벡터를 새로운 관측값으로 하여 알려지지 않은 센서 파라미터를 추정하기 위한 방법을 찾고자 한다.

여기서 이동 로봇은 하나의 회전하는 센서를 갖고 있고 위치를 알고있는 몇 개의 표식점(landmark)까지의 거리를 측정한다고 가정한다. 여러개의 표식점을 관측함으로써 센서 파라미터 교정과 이를 이용한 로봇의 현재 위치 추정이 가능하다. 본 논문의 목적인 이동 로봇의 장착된 센서의 파라미터(parameter)를 온라인(on-line)으로 추정하기 위해 패리티 벡터와 재귀적 최소 분산 추정(recursive minimum variance estimation) 방법을 이용한다. 이 방법을 통해 하나의 센서를 장착한 이동 로봇이 실내 환경에서 운행할 때 센서 측정값에 바이어스(bias)가 있다고 가정한 시뮬레이션에서 추정된 센서 파라미터가 참값으로 수렴함을 보였다.

2. 센서 시스템과 모델링

센서는 이동 로봇의 현재 위치 $x = [x \ y]^T$ 에서 i 번째 표식점 $l_i = [x_i \ y_i]^T$ 사이의 거리를 관측한다. 그러나 이 센서의 관측값에는 교정되지 않은 바이어스값을 포함하고 있으며, 잡음에 의한 불확실성을 갖고 있다. 이 센서를 수학적으로 다음과 같이

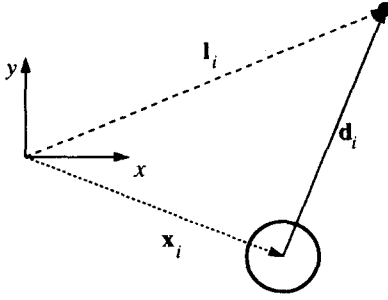


그림 1: 표식점과 이동 로봇의 위치 관계

Fig 1. Geometry relation between robot and landmarks

모델할 수 있다[2].

$$z_i(k) = h(\mathbf{x}(k), \mathbf{l}_i) + c(k) + \epsilon(k) \quad (1)$$

여기서 z_i 는 센서가 측정한 i 번째 표식점까지의 관측값을 말하고, $h(\cdot)$ 는 센서와 표식점까지의 거리를 관측하는 관계를 나타내며, c 는 이 센서에 포함되어있는 바이어스이며, ϵ 는 잡음로서 가우시안 분포를 가지며 $E[\epsilon] = 0$ 이고 $E[\epsilon^2] = \sigma^2$ 이다.

그림 1에서 보이는 것처럼 센서의 현재 위치와 특점점까지의 실제 거리를 $\|\mathbf{d}_i\|$ 라 하면 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$\|\mathbf{d}_i\| = h(\mathbf{x}, \mathbf{l}_i) = ((\mathbf{x} - \mathbf{l}_i)^T(\mathbf{x} - \mathbf{l}_i))^{-1/2} \quad (2)$$

아래와 같이 정의된 m_i 를 계산으로부터 얻어지는 새로운 관측값이라 하자.

$$m_i(k) = z_i^2(k) - \mathbf{l}_i^T \mathbf{l}_i + e_i(k) \quad (3)$$

여기서 e_i 는 관측값의 불확실성 ϵ_i 로부터 전파된 m_i 의 불확실성이다. 일반적으로 불확실성을 갖고 있는 데이터가 실제값과의 오차가 크지않다고 가정하고 $m = f(z + \epsilon)$ 의 관계에서 m 의 불확실성은 다음과 같이 선형화하여 $\Delta_z f E(vv^T) \Delta_z f^T$ 로 전파된다[4]. 따라서 m_i 의 불확실성은 $E[e] = 0$ 이고 $E[e^2] = 4z_i^2 \sigma^2$ 으로 나타난다.

이제 위의 식(1)과 식(2)을 이용하여 새로운 관측값 m_i 는 다음과 같이 풀어낼 수 있다.

$$\begin{aligned} m_i(k) &= (\|\mathbf{d}_i(k)\| + c(k))^2 - \mathbf{l}_i^T \mathbf{l}_i + e_i(k) \\ &= (\mathbf{x}(k) - \mathbf{l}_i)^T(\mathbf{x}(k) - \mathbf{l}_i) - \mathbf{l}_i^T \mathbf{l}_i \\ &\quad + 2(z_i(k) - c(k))c(k) + c(k)^2 + e_i(k) \\ &= \mathbf{x}(k)^T \mathbf{x}(k) - 2\mathbf{l}_i^T \mathbf{x}(k) \\ &\quad + 2z_i(k)c(k) - c^2(k) + e_i(k) \end{aligned} \quad (4)$$

즉, 표식점의 위치 \mathbf{l}_i 는 미리 알고있는 값이므로 이를 이용하여 새로운 상태변수를 도입하고 센서의 교정 오차도 같은 방법으로 정리하면 다음과 같은 선형의 관계를 갖는 형태로 만들 수 있다.

$$\begin{aligned} m_i(k) &= [\mathbf{l}_i^T \mathbf{1}] [-2\mathbf{x}(k)^T \mathbf{x}(k)^T \mathbf{x}(k)]^T \\ &\quad + [z_i(k) - 1][2c(k) \ c^2(k)]^T + e_i(k) \end{aligned} \quad (5)$$

따라서 기존의 비선형 함수 관계로 나타냈던 센서 데이터와 표식점 사이의 관계가 선형 관계의 행렬로 표현할 수 있다. 이동 로봇이 l 개의 표식점을 관측하였다면 어떤 k 번째 순간의 관측값은 다음과 같이 나타난다.

$$\mathbf{m}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{q}(k) + \mathbf{B}(k)\mathbf{c}(k) + \mathbf{e}(k) \quad (6)$$

여기서

$$\begin{aligned} \mathbf{m} &= \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_l \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H} = \begin{bmatrix} x_1^l & y_1^l & 1 \\ x_2^l & y_2^l & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_l^l & y_l^l & 1 \end{bmatrix}, \\ \mathbf{q} &= \begin{bmatrix} -2x \\ -2y \\ \mathbf{x}^T \mathbf{x} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} z_1 & -1 \\ z_2 & -1 \\ \vdots & \vdots \\ z_l & -1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{c} = \begin{bmatrix} 2c \\ c^2 \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

그리고 $\mathbf{e} = [e_1 e_2 \dots e_l]^T$, $E[\mathbf{e}\mathbf{e}^T] = \mathbf{R}$ 이다.

l 개의 표식점으로부터 얻어진 관측값 \mathbf{m} 은 l 개의 원소를 갖는 행 벡터이고, \mathbf{H} 는 $l \times 3$ 행렬이다. 현재 상태를 나타내는 \mathbf{q} 는 현재의 위치(x, y)뿐만 아니라 여분의 정보인 $\mathbf{x}^T \mathbf{x}$ 를 갖고 있어 이동 로봇의 위치를 찾기 위해서는 최소한 3개의 표식점을 관측할 수 있어야 한다. 그리고 이 여분의 정보는 현재 위치 추정값의 신뢰성을 확인하는데 사용될 수 있다. 또한 $l \times 2$ 행렬인 \mathbf{B} 의 원소는 식(1)의 관측값으로 구성되어 있다. 따라서 위의 식(6)에서 모르는 값은 센서의 교정 오차인 바이어스 c 와 현재 이동 로봇의 위치 \mathbf{q} 이며 먼저 센서의 교정 오차를 구하면 이동 로봇의 현재 위치 추정이 가능하다.

3. 온라인 센서 교정 방법

센서의 교정 오차를 찾기 위해서는 먼저 현재 이동 로봇의 상태에 관계없이 센서 오차에 대한 정보만을 제공받는 방법이 있어야 한다. 이와 같은 방법으로 센서의 고장 발견을 위해 사용하는 패리티 벡터에 대해서 알아보자.

정의 1. 패리티 벡터와 패리티 공간[1]

먼저 \mathbf{V} 는 $(l-n) \times l$ 행렬이며 이 행렬의 $(l-n)$ 열들이 행렬 \mathbf{H} 의 왼쪽 영 공간(left null space)의 수직인 기저 벡터(orthonormal basis)라고 하자. 그러면 다음과 같은 성질을 갖는다.

$$\mathbf{V}(k)\mathbf{H}(k) = \mathbf{0} \quad (7)$$

$$\mathbf{V}(k)\mathbf{V}(k)^T = \mathbf{I}_{l-n} \quad (8)$$

여기서 다음과 같은 관계를 갖는 벡터 \mathbf{p} 를 패리티 벡터라고 부르며

$$\mathbf{p}(k) = \mathbf{V}(k)\mathbf{m}(k), \quad (9)$$

이것은 여분의 관측을 갖는 \mathbf{m} 사이의 상대적 일치성을 갖는 관측값이다. 그리고 \mathbf{V} 의 영 공간은 \mathbf{H} 의 패리티 공간(parity space)이라 부른다. 식(7)과 식(8)로부터 다음과 같은 성질이 있음을 알 수 있다.

$$\mathbf{V}(k)^T \mathbf{V}(k) = \mathbf{I}_l - \mathbf{H}(k)[\mathbf{H}(k)^T \mathbf{H}(k)]^{-1} \mathbf{H}(k)^T \quad (10)$$

앞의 정의와 식(6)로부터 위의 과정을 거쳐 패리티 공간을 구하고 패리티 벡터를 구하면 다음과 같이 패리티 벡터는 단지 센서의 교정 오차와 잡음의 영향을 받지만 현재 상태값(\mathbf{q})의 영향은 받지 않는다.

$$\mathbf{p}(k) = \mathbf{V}(k)\mathbf{m}(k) = \mathbf{V}(k)\mathbf{B}(k)\mathbf{c}(k) + \mathbf{V}(k)\mathbf{e}(k) \quad (11)$$

따라서 현재의 상태에는 관계가 없고 센서의 교정 오차 c 의 영향이 나타나는 새로운 관측값 \mathbf{p} 를 얻을 수 있다. 식(11)을 정리하여 다시 쓰면 다음과 같은 간단하고 잘 알려진 형태의 수식으로 표현된다.

$$\mathbf{p}(k) = \mathbf{A}(k)\mathbf{c}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (12)$$

여기서 $\mathbf{A} = \mathbf{VB}$, 그리고 $E[\mathbf{w}] = 0$ 이고 $E[\mathbf{w}\mathbf{w}^T] = \mathbf{Q} = \mathbf{V}\mathbf{R}\mathbf{V}^T$ 이다.

가중 최소 자승 방법을 이용하여 k 번째 순간의 교정 오차를 구하면 다음과 같다[6].

$$\hat{\mathbf{c}}(k) = [\mathbf{A}(k)^T \mathbf{Q}^{-1}(k) \mathbf{A}(k)]^{-1} \mathbf{A}(k)^T \mathbf{Q}^{-1}(k) \mathbf{p}(k) \quad (13)$$

과거에 얻어진 결과와 현재의 값을 모두 고려하기 위해 재귀적 최소 분산 방법을 이용하여 센서의 교정 오차 추정값 $\hat{\mathbf{c}}$ 을 구하면 다음과 같다[6].

$$\hat{\mathbf{c}}(k) = \hat{\mathbf{c}}(k-1) + \mathbf{W}(k) \mathbf{A}(k)^T \mathbf{Q}(k) (\mathbf{p}(k) - \mathbf{A}(k) \hat{\mathbf{c}}(k-1)) \quad (14)$$

여기서 \mathbf{W} 는 구해진 추정값의 불확실성으로 다음과 같다.

$$\mathbf{W}(k) = [\mathbf{W}(k-1)^{-1} + \mathbf{A}(k)^T \mathbf{Q}(k) \mathbf{A}(k)]^{-1} \quad (15)$$

공교롭게도 \mathbf{H} 와 \mathbf{B} 가 하나의 동일한 열 공간(column space)을 가지고 있기 때문에 \mathbf{c}^2 는 패리티 벡터에 영향을 주지 않는다. 하지만 \mathbf{c}^2 은 계산상 여유(redundancy)를 갖게 만들어 주는 변수이므로 반드시 찾아내야 할 값은 아니다. 그러므로 이동 로봇의 현재 위치를 찾기 위한 3개의 표식점과 센서의 교정 오차를 구하기 위한 1개의 표식점을 관측할 수 있다면 4개의 표식점으로 교정 오차와 현재 위치를 추정할 수 있다.

4. 현재 위치 추정

이동 로봇의 현재 위치 추정은 앞서 설명한 센서 교정 방법을 이용하여 센서 교정 오차를 측정 후 이루어진다. 즉 식(6)에 $\hat{\mathbf{c}}$ 을 대입하여 교정된 센서 관측값 \mathbf{y} 를 구한다.

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{m}(k) - \mathbf{B}(k) \hat{\mathbf{c}}(k) \\ &= \mathbf{H}(k) \mathbf{q}(k) + \tilde{\mathbf{e}}(k) \end{aligned} \quad (16)$$

이제 교정된 관측값의 불확실성은 $E[\tilde{\mathbf{e}}] = 0$ 이고 $E[\tilde{\mathbf{e}}\tilde{\mathbf{e}}^T] = \mathbf{R} + \mathbf{B}(k) \mathbf{W}(k) \mathbf{B}(k)^T$ 이다. 이것은 교정 오차의 불확실성이 교정된 관측값의 불확실성에 영향을 준다는 것을 의미한다. 그러나 교정 오차의 불확실성의 크기는 관측이 여러번 수행될수록 그리고 더 많은 표식점을 관측할수록 무시할 수 있을 정도로 현재 이 작아진다. 따라서 이동 로봇의 현재 위치 추정에 있어서 센서의 교정 오차의 불확실성은 고려하지 않았다. 앞에서와 마찬가지로 최소 분산 추정 방법을 사용하여 현재 이동 로봇의 위치의 추정치 $\hat{\mathbf{q}}$ 을 구하면 다음과 같다. [6]

$$\hat{\mathbf{q}}(k) = [\mathbf{H}(k)^T \mathbf{R}^{-1}(k) \mathbf{H}(k)]^{-1} \mathbf{H}(k)^T \mathbf{R}^{-1}(k) \mathbf{y}(k) \quad (17)$$

이때 구해진 추정값의 불확실성은 다음과 같다.

$$E[(\hat{\mathbf{q}} - \mathbf{q})(\hat{\mathbf{q}} - \mathbf{q})^T] = [\mathbf{H}^T(k) \mathbf{R}^{-1}(k) \mathbf{H}(k)]^{-1} \quad (18)$$

현재 위치 추정에서 구해진 $\hat{\mathbf{q}}$ 는 현재 위치 x 와 y 뿐만 아니라 해석적 여유인 $\mathbf{x}^T \mathbf{x}$ 의 값도 포함하고 있다. 따라서 이 여유자유도를 이용하여 추정값의 일치성을 확인하는데 사용할 수 있다.

$$\zeta = |1/4(\hat{q}_1^2 + \hat{q}_2^2) - \hat{q}_3| \quad (19)$$

위 식의 값이 클수록 추정된 결과에 내재적 모순이 있다는 것이다. 물론 그 반대로 그 값이 0에 가까운 것은 추정값이 일치성을 유지함을 의미한다. 따라서 위식의 값이 정한 문턱값을 넘어서면 추정 알고리즘이 일치성을 만족시키지 않기 때문에 모델의 불확실성이 증가했다는 것을 알 수 있다.

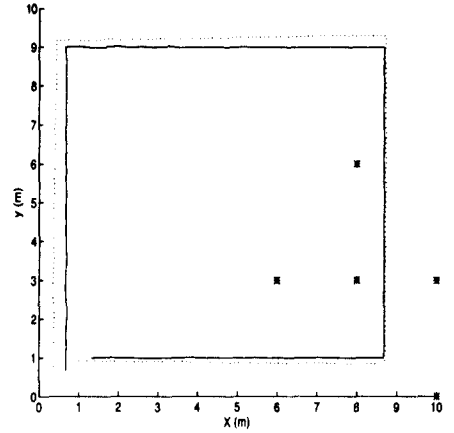


그림 2: 이동 로봇의 항법 궤적

Fig 2. The Trajectory of mobile robot navigation

5. 컴퓨터 모의 실험

앞에서 언급한 온라인 센서 교정 방법을 컴퓨터 모의 실험을 통해 증명하였다. 10m x 10m의 크기의 정사각형 방에서 이동 로봇이 움직이며, 센서 교정과 현재 위치 추정을 위한 최소의 표식점 4개를 사용하였다. 이 4개의 표식점을 관측하면서 이동 로봇 역시 정사각형의 궤적을 따라가는 명령을 수행한 궤적을 나타내었다. 그림 2에서 실선으로 표현된 것은 앞에서 언급한 온라인 센서 교정의 결과를 이용하여 추정한 현재 위치이고 점선으로 나타난 궤적은 기존의 방법인 교정 오차가 있는 경우의 현재 위치 추정값을 나타내었다. 그림 2를 보면, 두 궤적이 주어진 정사각형 궤적에 어느 정도 유사한 것을 보여준다. 따라서 이동 로봇이 움직인 궤적만으로는 어떤 경우가 오차가 적은지 알 수 없지만 실제 오차를 측정하여 보면 센서 교정을 수행하며 이동 로봇이 움직이는 경우에 자신의 위치 추정을 더 정확히 할 수 있다는 것을 알 수 있다.

먼저 그림 3에서 센서 교정 오차를 추정한 값을 살펴보자. 점선을 나타낸 식 (13)의 가중 최소 자승 방법을 이용하여 구한 교정 오차는 관측이 수행될 때 마다 주어진 관측값에서 얻어진 추정값이므로 표식점까지의 거리를 관측할 때 일어나는 외란의 영향으로 실제 값을 알기 어렵다. 이 추정 결과는 관측되어지는 표식점들이 이동 로봇의 사방에 균일하게 분포하면 교정 오차의 추정값에 미치는 영향이 적어지고, 모든 표식점이 한쪽 방향에 몰려있으면 외란의 영향이 합쳐져 나타나기 때문에 그 영향이 증폭되어 나타낸다. 이것이 그림에서 초기의 측정값보다 후반의 측정값이 심하게 변화하는 원인이다. 실선으로 표현된 식(14)의 재귀적 최소 분산 추정을 이용하면 초기에는 약간의 오차가 있지만 관측의 횟수가 증가할수록 참값(0.3m)에 접근함을 알 수 있다. 재귀적 추정방법을 이용하여 지금까지 관측한 모든 값을 고려하였기 때문에 외란의 영향은 상쇄되어 거의 나타나지 않는 것처럼 보인다. 이 그림에서 약 30회 정도의 관측을 수행하면 정확한 센서 교정 오차값을 추정할 수 있음을 알 수 있다.

그림 4에서는 이동 로봇의 실제 현재 위치와 추정된 위치의 오차를 나타내었다. 컴퓨터 모의 실험을 수행했기 때문에 현재 이동 로봇의 정확한 위치를 알 수 있었으나 실제 실험에서 현재 위치의 참값을 알아내는 것은 거의 불가능하다. 이 모의 실험 결과는 이동 로봇의 센서에 교정 오차가 존재할 때, 센서 교정을 수행하면서 운항하는 경우 실선으로 나타난 이동 로봇의 위치 추정 오차의 크기가 적어 더 정확함을 알 수 있고, 센서 교정을

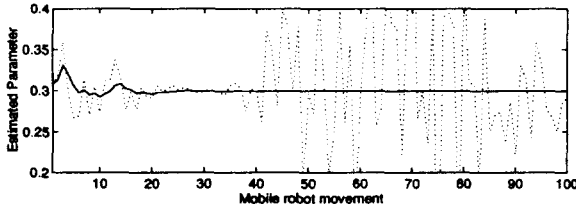


그림 3: 두가지 방법으로 구한 교정 오차의 추정값
Fig 3. Estimation values of the calibration error by the two method

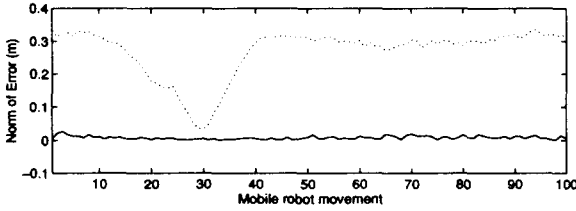


그림 4: 이동 로봇의 위치 추정 오차
Fig 4. Error of the self-localization between current mobile robot position and estimated position

수행하지 않으면 그 교정 오차만큼 현재 위치추정에 오차가 발생하는 것을 보여준다. 또한 이동 로봇주변에 표식점이 흩어져 분포하는 경우에는 실제값에 가까워지고 표식점이 한방향에 모여있으면 오차가 증가하는 특성을 보여준다.

이동 로봇의 현재 위치 추정에서 사용한 해석적 여유도에 의한 현재위치 추정의 모순성을 관측하면 흥미로운 결과를 발견할 수 있다. 그림 5의 실선은 센서 교정을 먼저 수행하고 현재 위치를 추정할 때 내부 모순성이 일정하게 유지되는 것을 나타내지만 점선으로 표시한 위치 추정만 수행하는 경우에는 때에 따라 내부 모순성이 증가한다. 특히 그림 4과 비교하여 생각하면 제안된 방법을 사용하는 경우 일정한 크기로 제한된 모순성을 모이지만, 기존의 방법에서는 오히려 현재 위치 추정값이 실제값과 가까울 때 내부 모순성이 증가한다는 것을 보여준다. 이것은 센서에 교정 오차가 존재하는 경우 제안된 방법을 사용하여 교정 오차를 수정해야만 이동 로봇의 현재 위치 추정 결과가 일관성을 갖을 수 있다는 것을 나타내 주고 있다. 이 모순성은 교정 오차값을 정확히 알지 못한 경우에 증가하므로 센서 교정의 정확성을 측정하는 척도로 활용할 수 있다.

6. 결론

본 연구에서는 이동 로봇이 실내환경에서 운행할 때 센서의 교정 오차가 존재하는 경우, 센서 교정을 센서 사용중에 수행하는 방법을 찾고자 하는 것이었다. 이를 위해 교정되지 않은 센서로부터 얻어진 관측값으로부터 패러미터 벡터를 사용하여 널 공간을 투영시켜 센서의 교정 오차를 추정 할 수 있었다. 비록 이동 로봇에 장착된 센서가 하나이고 알고 있는 위치에 표식점이 있다고 가정하였지만 센서가 미리 교정되어 있지 않아도 여러 개의 표식점을 관측한 센서 정보를 융합하여 센서 자신의 파라미터를 교정할 수 있고 이에 의해 교정된 관측값에서 더 정확한 현재 위치 추정이 가능함을 보였다.

또한 기존의 이동 로봇 합병방법이 센서 교정 오차가 존재 하더라도 어느 정도 무리없이 사용될 수 있었던 이유로 관측되어지는 표식점이 이동 로봇 주변에 흩어져 있기 때문에 교정 오

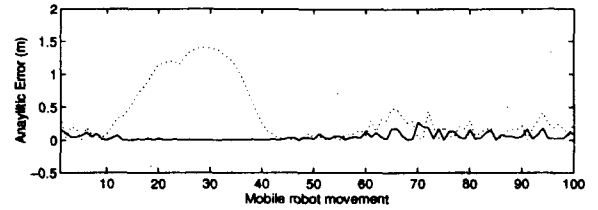


그림 5: 해석적 여유도에서 얻어진 위치 추정값의 모순성(ζ)
Fig 5. Contradiction of estimated value from analytic redundancy(ζ)

차의 영향이 상쇄되었기 때문이라는 것을 알 수 있었다. 이것은 현재 위치 추정의 오차가 적을 때 모순성이 크게 증가하는 실험 결과에서 유추할 수 있다. 따라서 이동 로봇의 현재 위치 추정에 앞서 센서 교정을 수행하는 것이 이동 로봇의 위치 추정 능력을 향상시키고 또한 이 위치 추정 방법의 일관성을 유지시켜줄 수 있었다.

이 연구에서 현재 위치 추정과 교정 오차 추정을 수행하기 위한 최소한 4개의 표식점을 인식하면서 이동 로봇의 현재 위치와 하나의 센서에 대한 바이어를 찾아낼 수 있었는데, 더 많은 수의 표식점을 인식할 수 있다면 복수의 센서 파라미터도 찾을 수 있고 이를 이용하여 복수개의 센서 파라미터를 추정하는 연구가 수행되어야 할 것이다. 또한 이동 로봇이 주어진 표식점으로부터 현재 위치를 추정하였지만 앞으로는 미지의 환경에서 스스로 표식점을 찾으면서 자신의 현재 위치와 센서 교정을 수행하는 방법에 대한 연구와 해석적 여유자유도의 응용 방법 연구도 필요할 것이다.

참고 문헌

- [1] M. Basseville and I. V. Nikiforov, *Detection of Abrupt Changes Theory and Application*. New Jersey: Prentice Hall, 1993.
- [2] H. F. Durrant-Whyte, "Sensor Models and Multisensor Intergation," *International Journal of Robotics and Research*, vol. 7, no. 6, pp. 97-113, 1988.
- [3] R. Kuc and M. W. Siegel, "Physically Based Simulation Model for Acoustic Sensor Robot Navigation," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 9, No. 6, pp. 766-778, 1987.
- [4] J. J. Leonard and H. F. Durrant-Whyte, "Mobile Robot Localiztion by Tracking Geometric Beacons," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 7, No. 3. pp. 376-382, 1991.
- [5] R. Luck and A. Ray, "Failure Detection and Isolation of Ultrasonic Ranging Sensors for Robotic Applications," *IEEE Trans. Syst. Man, Cyber.*, Vol. 21, No. 1, pp. 221-227, 1991.
- [6] D. G. Luenberger, *Optimiation by Vector Space Methods*. John Wiley & Sons, Inc., 1968.
- [7] A. Ray and M. Desai, "A calibration and estimation filter for mulply redundant measurement systems," *ASME J. Dyn. Syst. Meas., Contr.*, Vol. 106, JUNE, pp. 149-156, 1984.