

이동로봇의 위치인식을 위한 공분산 행렬 예측 기법

An Estimation Method of the Covariance Matrix for Mobile Robots' Localization

도 낙 주, 정 완 균*
(Nakju Lett Doh and Wan Kyun Chung)

Abstract : An empirical way of a covariance matrix which expresses the odometry uncertainty of mobile robots is proposed. This method utilizes PC-method which removes systematic errors of odometry. Once the systematic errors are removed, the odometry error can be modeled using the Gaussian probability distribution, and the parameters of the distribution can be represented by the covariance matrix. Experimental results show that the method yields 5% and 2.3% offset for the synchro and differential drive robots.

Keywords : odometry uncertainty, relative localization, covariance matrix, generalized Voronoi graph, odometry calibration, mobile robot

I. 서론

상대 위치 인식(relative localization)이란 로봇이 출발점으로부터의 자신의 위치를 측정함으로써 얼마나 이동했는가를 예측하는 기술이다. 두 가지 상대 위치 인식 기술이 지배적인데, 그 중 첫 번째는 외부 센서를 사용하는 방법이며, 두 번째는 오도메트리(odometry) 정보에 필터(filter)를 적용하는 방법이다. 이렇게 필터를 적용하는 방법을 데드 레크닝(dead-reckoning)이라고 한다. 그러나 이 방법으로는 바퀴의 미끄러짐 등에 의해 외란을 극복할 수 없으므로, 정확한 위치를 예측할 수 없다. 일례로 이동 중 바퀴의 미끄러짐이 발생하면, 로봇은 여전히 움직이지만 그 움직임이 기록되지는 않는다. 이것이 오차의 원인이 된다. 이러한 오차는 로봇이 움직임에 따라 지속적으로 누적 된다. 또한 같은 외란이라도 다른 기구학적 구조를 갖는 로봇에는 다른 영향을 미친다.

이러한 외란은 크게 두 가지 종류로 구분된다. 하나는 시스템적 외란이며, 두 번째는 비 시스템적 외란이다[1]. 이 중 시스템적 외란은 바퀴의 지름 차이, 부정확한 바퀴 치수 등의 시스템적 영향으로 인해 발생한다. 그리고 비 시스템적 외란은 바퀴의 미끄러짐, 바닥의 결손 등에 의해서 발생하며, 이는 시스템 자체와는 무관하다.

이 중 시스템적 외란은 기존 연구들에 의해서 효과적으로 보상되어 질 수 있다[1-4]. 그러나 비 시스템적 외란은 랜덤(random) 외란이기 때문에, 이를 직접적으로 보상하는 것은 불가능 하다. 그래서 이전 연구에서는 이러한 비 시스템적 외란을 가우시안 확률 분포(Gaussian probability distribution)로 모사하여 표현해 왔다.

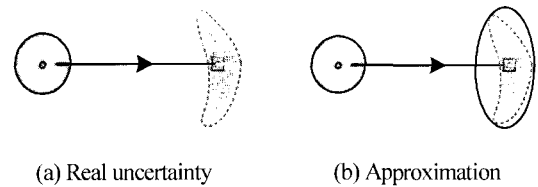


그림 1. 로봇이 직선 주행을 한 경우 오도메트리의 위치 부정확도 및 이의 근사방법.
Fig. 1. Odometry uncertainty and its approximation after a navigation of a linear path.

Sebastain Thrun [5]은 가우시안 확률 분포를 이용하여 오도메트리의 위치 부정확도를 예측할 경우, 그림 1.(a)와 같은 바나나 모양이 나온다는 것을 보여 주었다. 그러나 이러한 바나나 모양을 수학적으로 표현해 낼 수 있는 확률 모델이 없기 때문에, 연구자들은 공분산 행렬(covariance matrix)을 사용하여 이를 근사해 왔다[5-8] (그림 1.(b)).

그러나 로봇의 절대위치를 알 수 없기 때문에, 공분산 행렬을 정확하게 예측하는 것은 무척 힘든 일이다. 그래서 이전 연구에서는 공분산 행렬을 이동거리와 임의로 선택된 상수 값의 곱으로 나타내었다[7,8]. Wang [6]은 공분산 행렬의 근사 법을 제안하였으나, 이 기법은 모의실험 하에서만 가능한 방법이다. 또한 Chong [7], Martinelli [9], Kelly [3]등이 공분산 행렬을 모사하는 방법을 제안하였으나, 이 방법들은 실험에 의해 증명되지 않았다.

본 논문에서 우리는 새로운 공분산 행렬 예측 기법을 제안한다. 이 기법의 기본 아이디어는 다음과 같다. 어떤 로봇에서 시스템적 외란이 완전히 극복되었다고 가정해 보자. 만약 이 로봇이 동일한 경로를 한번은 정 방향으로 다른 한번은 역방향으로 주행했다면, 우리는 두개의 동일한 경로를 왕복한 오도메트리 정보를 가지게 된다. 하지만 이 두 경로의 오도메트리 정보는 완전히 일치하지 않는다. 그 이유는 오도메트리 정보에서 시스템적 외란은 제거되었을 지라도,

* 책임저자(Corresponding Author)
논문접수 : 2004. 11. 1., 채택확정 : 2005. 3. 5.
도낙주 : 한국 전자 통신 연구원(nakju@etri.re.kr)
정완균 : 포항공과대학교 기계공학과(wkchung@postech.ac.kr)
※ 본 논문은 과학기술부 국가지정 연구실 사업의 지원 하에 연구된 결과임(M1-0302-00-0040-03-J00-00-024-00). 일주일 동안 로봇을 사용할 수 있도록 허락해 준 미국 카네기 멜로 대학교의 H. Choset 교수님께 감사드립니다.

비 시스템적인 외란이 남아 있기 때문이다. 이 때 두 오도메트리 경로 정보를 일치 시키는 값을 추정해 낼 수 있고, 이 추정된 값으로부터 공분산 행렬의 상수 값들을 예상해 낼 수 있다.

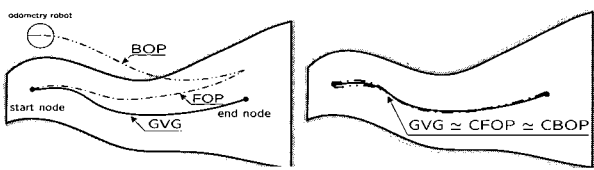
본 논문에서 제안되는 기법은 모든 형태의 이동기구를 가지는 로봇에 적용될 수 있다. 하지만 본 논문에서는 시스템적 외란에 대한 보상을 수행 할 수 있는, 동기 구동형(synchro drive)과 차륜 구동형(differential drive) 로봇에 대한 실험만을 수행하였다. 본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 우선 2장에서는 공분산 행렬 예측의 기초가 되는 PC-method [2]에 대한 간략한 소개를 하도록 한다. 3장에서는 공분산 행렬을 근사할 수 있는 기법을 제안하고, 4장과 5장에서는 동기 구동형과 차륜 구동형 로봇에 적용한 실험 결과를 소개한다. 그리고 6장에서 결론을 맺으며 논문을 마무리 한다.

II. PC-method

PC-method (Path Comparison method)는 이동 로봇이 GVG (Generalized Voronoi Graph)[10]를 따라 이동할 경우 절대 오차가 제한되지만, 오도메트리의 경우에는 그렇지 못하다는 발상에 착안한 시스템 외란 보상 기법이다. 여기에서 GVG는 에지(edge)와 노드(node)로 이루어져 있으며, 이들은 공간상의 둘 또는 그 이상의 물체에 대해 같은 거리를 유지하는 점들의 집합이다. 따라서 GVG를 따라 정 방향과 역 방향으로 두 번 이동하면, 두개의 다른 오도메트리 경로가 생성된다. 그러나 이들 경로는 동일한 GVG를 이동한 경로이다. PC-method는 이 특징을 이용하고 있으며, 그림 2와 아래에 그 방법이 설명되어 있다.

- 시작 노드에서 끝 노드까지 GVG를 따라 주행한다. 이 주행으로부터의 오도메트리 정보를 FOP(Forward Odometry Path)로 명명한다.
- 로봇을 180° 회전시켜 끝 노드에서 시작 노드로 주행하도록 한다. 이 주행으로부터의 오도메트리 정보를 BOP(Backward Odometry Path)로 명명한다.
- 주어진 오차 모델과 초기 오차 변수를 통해 보정된 FOP (Corrected FOP, CFOP)와 보정된 BOP(Corrected BOP, CBOP)를 계산해 낸다.
- 3번 과정을 반복 수행하여 CFOP와 CBOP 사이의 오차를 최소화하는 오차 변수를 찾아낸다.

기존의 오차 보정 기법들[1,3,4]이 이동로봇의 최종 도착점에서의 오차들만을 사용하는 반면, PC-method는 주행 경로 전체 정보를 사용하여 오차를 보정하기 때문에 보다 정확한 오차 보정이 가능해 진다.



(a) Before correction and (b) After correction
 그림 2. PC-method의 설명.
 Fig. 2. Explanation of the PC-method.

III. 공분산 행렬 예측 기법

비록 정확한 오차 보정이 이루어진 후라 하더라도, 비 시스템적 외란으로부터 야기되는 오차들은 여전히 존재한다. 이로 인한 위치 부 정확도는 공분산 행렬로 표현될 수 있다. 하지만 공분산 행렬은 시간, 로봇의 속도, 바닥상태 등 다양한 환경의 영향을 받을 뿐만 아니라, 공분산 행렬의 예측을 위한 로봇의 절대 위치 정보가 주어지지 않으므로 이를 예측하기란 무척 어려운 일이다.

본 논문에서는 이러한 공분산 행렬을 체계적으로 구하는 방법을 제시하고자 한다. 이를 위해 다음과 같은 가정을 하기로 하자.

- 가정 1 : CFOP는 GVG와 일치한다.
- 가정 2 : 공분산 행렬의 비대각선(off-diagonal) 성분들은 0이다.
- 가정 3 : 오차 분포는 가우시안 분포를 가진다.

이상의 3가지 가정들은 엄밀한 의미에서 참이 아니며, 이에 기반한 공분산 행렬도 엄밀한 의미에서는 정확하지 않다. 하지만 본 논문에서는 위의 가정들 하에 단순화 된 공분산 행렬 모델과 추정 기법을 제안하고자 한다. 비록 예측된 공분산 행렬이 엄밀히 정확하지는 않지만, 최초의 체계적 공분산 행렬의 추정이라는 의미에서 학술적 기여도가 충분하다고 생각되어 진다.

공분산 행렬을 계산하기 위해서는 로봇의 절대위치와 오도메트리의 위치 사이의 차를 알아야 한다. 이 차는 GVG와 CBOP간의 오차와 동일하며, 이는 가정 1에 의해 CFOP와 CBOP 사이의 오차로부터 계산되어질 수 있다. 이러한 오차들을 그림 3과 같이 $d(k)$ 로 표현하고, 비 시스템 외란을 $v(k)$ 로 표현하기로 한다. 여기서 k 는 끝 노드에서 시작하여 시작 노드에서 끝나며, 1부터 CFOP의 개수인 n 사이의 값을 가진다. 이때 $v(k)$ 와 $v(k)$ 의 분산 값(variance)은 다음과 같이 계산된다.

$$v(k) = d(k) - d(k-1) \tag{1}$$

$$var[v] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v^2(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d(k) - d(k-1))^2 \tag{2}$$

이때 로봇의 위치 (x, y) 의 기구학적 식(kinematic equation)은 다음과 같다.

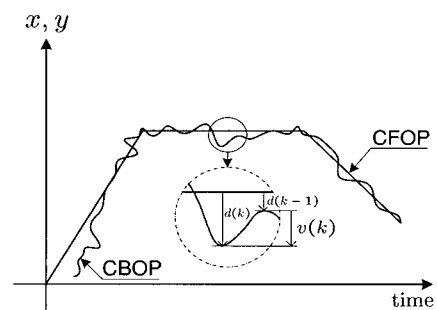


그림 3. PC-method를 이용하여 공분산 행렬을 추정 시 사용되는 개념들.

Fig. 3. Basic concept for the covariance matrix estimation using the PC-method.

$$x(k) = f_x(x(k-1), \theta(k-1)) + v_x(k) \\ = x(k-1) + \Delta T \cdot \cos(\theta(k-1)) + v_x(k) \quad (3)$$

$$y(k) = f_y(y(k-1), \theta(k-1)) + v_y(k) \\ = y(k-1) + \Delta T \cdot \sin(\theta(k-1)) + v_y(k) \quad (4)$$

여기에서 ΔT 는 제어시간(sampling time)동안 로봇이 이동한 거리이며, θ 는 로봇의 회전 각도이다. 또한 $v(k)$ 의 아래 첨자 x, y 는 $v(k)$ 의 x 와 y 방향 성분을 의미한다.

이상의 (1-4)를 이용하면, x 와 y 의 분산 값을 다음과 같이 계산할 수 있다[6,11,12].

$$\sigma_x^2(k) = \frac{\partial f_x}{\partial x(k-1)} \sigma_x^2(k-1) \frac{\partial f_x}{\partial x(k-1)}^T + \frac{\partial f_x}{\partial \theta(k-1)} \sigma_\theta^2(k-1) \frac{\partial f_x}{\partial \theta(k-1)}^T + var[v_x] \quad (5) \\ = \sigma_x^2(k-1) + \Delta T^2 \sin^2(\theta(k-1)) \sigma_\theta^2(k-1) + var[v_x].$$

$$\sigma_y^2(k) = \frac{\partial f_y}{\partial y(k-1)} \sigma_y^2(k-1) \frac{\partial f_y}{\partial y(k-1)}^T + \frac{\partial f_y}{\partial \theta(k-1)} \sigma_\theta^2(k-1) \frac{\partial f_y}{\partial \theta(k-1)}^T + var[v_y] \quad (6) \\ = \sigma_y^2(k-1) + \Delta T^2 \cos^2(\theta(k-1)) \sigma_\theta^2(k-1) + var[v_y].$$

여기에서 $\sigma_x^2(k), \sigma_y^2(k), \sigma_\theta^2(k)$ 는 x, y, θ 의 k 번째 분산 값들이다.

하지만 (5), (6)은 [7]에서 지적된 바와 같이 비 일관적(inconsistent)이다. 다시 말해서, 동일한 경로에 대해 (6)이 다른 횡수만큼 나뉘어서 적용이 된다면, 그 결과가 서로 다르게 나오게 된다. 이 문제를 해결하기 위해, 바퀴의 구름 거리(rolling distance)의 평균을 다음의 W 로 정의한다.

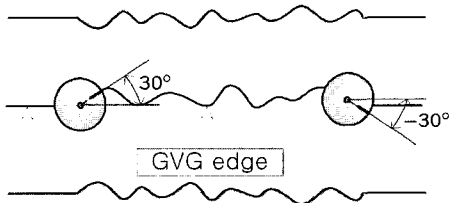


그림 4. GVG를 따라 주행 시, 울퉁불퉁한 환경으로 인해 θ 의 변화가 심한 경우.

Fig. 4. If a robot navigate a rugged environment, large fluctuations on θ are induced.

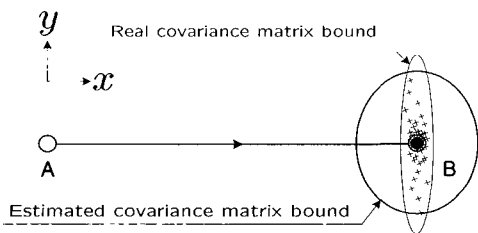


그림 5. 제안된 방법이 실제 공분산 행렬을 잘못 근사하는 경우. Fig. 5. An example of wrong estimation of the real covariance matrix.

$$W = \frac{1}{n_w} \sum_{i=1}^{n_w} |s_i|. \quad (7)$$

여기서 n_w 와 s_i 는 바퀴의 개수와 i 번째 바퀴의 구름 거리이다. 위의 비 일관성 문제는 (5), (6)을 선정의(pre-defined)된 상수인 W_c 마다 적용하는 방법을 통해 해결될 수 있다. x 와 y 의 분산 값은 로봇의 제어 시간 마다 계산 되어야 한다. 이를 위해 W_c 의 값을 한번의 제어 시간 동안 로봇이 이동한 평균 거리로 정하기로 한다.

물리적으로, $v(k)$ 는 다양한 θ 에 대해서 발생한 비 시스템적 외란이다. 즉, 로봇의 각도에 대한 영향이 간접적이면서도 개략적으로 $v(k)$ 안에 포함되어 있다. 그러므로 우리는 σ_θ^2 의 영향이 $v(k)$ 안에 포함되어 있다고 볼 수 있으며, 이때 (5), (6)은 다음과 같이 근사된다.

$$\sigma_x^2 \approx \sigma_x^2(k-1) + var[v_x], \quad (8) \\ \sigma_y^2 \approx \sigma_y^2(k-1) + var[v_y].$$

마지막으로 가정 2와 같이 공분산 행렬의 비대각선 선분이 0이라고 하면, 공분산 행렬 Σ 는 다음의 (9)와 같이 기술될 수 있다.

$$\Sigma(x(k), y(k)) = \begin{bmatrix} \sigma_x^2(k) & 0 \\ 0 & \sigma_y^2(k) \end{bmatrix} \\ = \begin{bmatrix} \frac{W(k)}{W_c} var[v_x] + \sigma_x^2(0) & 0 \\ 0 & \frac{W(k)}{W_c} var[v_y] + \sigma_y^2(0) \end{bmatrix} \quad (9)$$



그림 6. 동기 구동형 이동 로봇.

Fig. 6. Synchron drive robot.

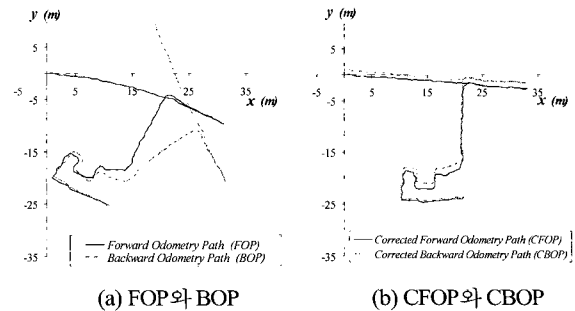


그림 7. 동기 구동형 로봇의 전진 주행 경로와 후진 주행 경로. Fig. 7. Forward and backward odometry paths of the synchro-drive robot.

여기서 $W(k)$ 는 k 번째 까지의 바퀴 이동의 합이며, $\sigma_x^2(0), \sigma_y^2(0)$ 는 x, y 방향으로의 초기 분산 값이다.

본 장을 마무리하기 전에 공분산 행렬 예측에 대한 3가지 성질을 나열하고자 한다. 첫째로, 제안된 방법은 σ_x^2 와 σ_y^2 만을 예측 할 수 있다. 즉, σ_θ^2 는 예측 할 수 없다는 단점이 있다. 이는 로봇이 GVG상을 이동할 때, 그림 4와 같이 심한 θ 의 변화를 겪게 되기 때문이다. 둘째로, 제안된 방법은 공분산 행렬을 예측하기 위한 초기 연구 결과라는 것이다. 그래서 일부 경우에는 과도한 값이나 실제보다 더 낮은 값이 예측될 수도 있다. 그 예로, 그림 5와 같이 로봇이 직선 경로를 주행한 경우, 제안된 방법은 x 방향으로는 더 크고 y 방향으로는 더 작은 공분산 행렬을 예측해 내게 된다. 마지막으로, 제안된 방법은 FOP와 BOP를 생성할 때의 속도와, 그 때의 바닥에 대한 공분산 행렬만을 예측 할 수 있다.

III. 실험결과 I : 동기 구동형 이동 로봇

본 장에서는 동기 구동형 이동 로봇을 이용하여 공분산 행렬을 계산해 보고 이의 타당성을 살펴보기로 한다. 동기형 구동 로봇 (그림 6)은 3개 혹은 4개의 바퀴를 가지며, 두 개의 모터로 제어된다. 이 모터들은 각각 로봇의 바퀴를 동시에 굴리거나, 회전 시키는 역할을 수행한다.

우선, 이동로봇의 FOP와 BOP를 얻기 위해, 그림 7(a)에 주어진 충분히 거리가 긴 GVG (94.4m)를 따라 로봇을 구동시켰다. 그리고 CFOP와 CBOP 사이의 오차를 최소화하는 오차 변수를 이용하여, 그림 7(b)의 CFOP와 CBOP를 구하였다.

이 로봇의 공분산 행렬은 CFOP와 CBOP를 이용하여 구할 수 있다. 먼저 CFOP와 CBOP로부터 평균 구름 거리 $W_c = 3.9e^{-3}m$ 를 구하였다. 또한 CFOP와 CBOP 사이의 x, y 값의 차를 이용해서, $v_x(k)$ 와 $v_y(k)$ 의 이산화 된 값을 구하였으며, 이들로부터 구해진 분산 값은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{var}[v_x] &= 1.3e^{-5}m^2, \\ \text{var}[v_y] &= 1.7e^{-5}m^2. \end{aligned} \tag{10}$$

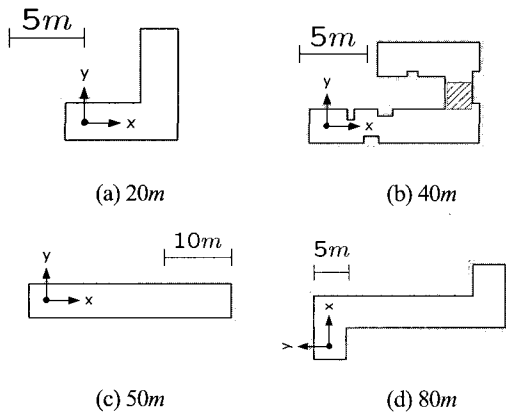


그림 8. 공분산 행렬 검증을 위해 사용된 경로들.
Fig. 8. Paths for the validation of the estimated covariance matrix.

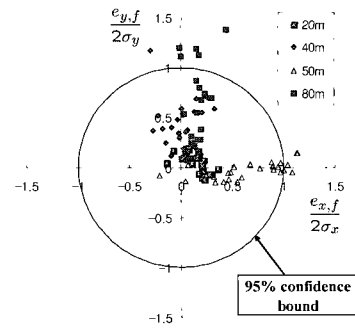


그림 9. 동기 구동형 이동로봇의 $\frac{e_{x,f}}{2\sigma_x}$ 와 $\frac{e_{y,f}}{2\sigma_y}$ 의 값.

Fig. 9. Plot of $\frac{e_{x,f}}{2\sigma_x}$ and $\frac{e_{y,f}}{2\sigma_y}$ for the synchro drive robot.

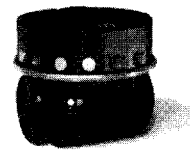


그림 10. 차륜 구동형 이동 로봇.

Fig. 10. Differential drive robot.

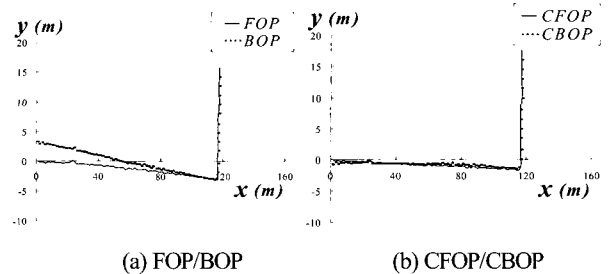


그림 11. 차륜 구동형 로봇의 전진 주행 경로와 후진 주행 경로.
Fig. 11. Forward and backward odometry paths of the differential drive robot.

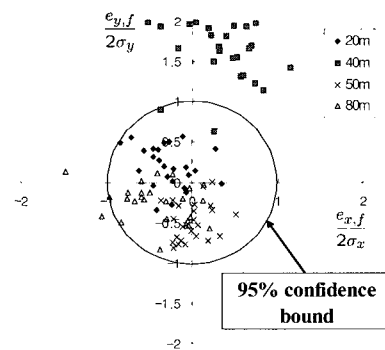


그림 12. 차륜 구동형 로봇의 $\frac{e_{x,f}}{2\sigma_x}$ 와 $\frac{e_{y,f}}{2\sigma_y}$ 의 값.

Fig. 12. Plot of $\frac{e_{x,f}}{2\sigma_x}$ and $\frac{e_{y,f}}{2\sigma_y}$ for the differential drive robot.

계산된 공분산 행렬의 정확도를 실험적으로 검증하기 위해, 로봇으로 하여금 4개의 다른 경로를 각각 25번씩 주행하게 하는 실험을 수행하였다. 각 경로는 그림 8에 주어졌으며 각각의 길이는 20m, 40m, 50m, 80m이다. 로봇의 속도는 FOP와 BOP를 형성할 때와 동일한 속도인 0.13m/sec로 주어졌고, 로봇이 주행한 바닥도 동일한 바닥이 사용되었다.

검증을 위해 다음과 같은 오차를 정의하자.

$$\begin{aligned} e_{x,f} &= x_f - \hat{x}_f, \\ e_{y,f} &= y_f - \hat{y}_f. \end{aligned} \quad (11)$$

여기에서 (x_f, y_f) 와 (\hat{x}_f, \hat{y}_f) 는 최종점에서 실제로 측정된 로봇의 위치와, 오도메트리가 예측한 로봇의 위치이다. 실험된 100개의 $e_{x,f}$ 와 $e_{y,f}$ 를, 예측된 $2\sigma_x$ 와 $2\sigma_y$ 에 대해 표준화(normalized)한 값이 그림 9에 주어졌 있다.

가정 3과 같이 오차 모델을 가우시안으로 근사할 경우, 그림 9의 단위원(unit circle) 안에는 총 95개의 결과가 포함되어야 한다. 다시 말하면, $e_{x,f}/2\sigma_x$ 와 $e_{y,f}/2\sigma_y$ 가 단위 원 안에 들어올 확률이 95%라는 것이다. 본 실험 결과 100개의 실험 중 90개의 실험이 단위 원 안에 포함되는 것(90%의 확률)으로 나타났다. 이로부터 예측된 공분산 행렬은 이상적인 값과 5%의 차이만을 나타낸다는 것을 알 수 있다.

그러나 $e_{x,f}$ 와 $e_{y,f}$ 의 평균값은 0이 아닌 값을 보이고 있다. 이는 시스템적 외란이 완전히 보상되지 못했기 때문이다.

IV. 실험결과 II : 차륜 구동형 로봇

이번 단락에서는 제안된 방법을 차륜 구동형 로봇 (그림 10)에 적용한 실험 결과를 살펴보고자 한다. 우선 차륜 구동형 로봇을 138m GVG 경로를 통해 이동시켜서 FOP와 BOP를 얻었고 (그림 11.(a)), 이의 시스템 외란을 제거함으로써 CFOP와 CBOP를 계산해 내었다(그림 11.(b)).

이 로봇의 공분산 행렬은 CFOP와 CBOP를 이용하여 구할 수 있다. 먼저 CFOP와 CBOP로부터 평균 구름 거리 $W_c = 8.1e^{-2}m$ 를 구하였다. 또한 CFOP와 CBOP 사이의 x, y 값의 차를 이용해서, $v_x(k)$ 와 $v_y(k)$ 의 이산화 된 값들을 구하였으며, 이들로부터 구해진 분산 값은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{var}[v_x] &= 6.6e^{-5}m^2, \\ \text{var}[v_y] &= 7.3e^{-5}m^2. \end{aligned} \quad (12)$$

계산된 공분산 행렬의 정확도를 실험적으로 검증하기 위해, 로봇으로 하여금 4개의 다른 경로를 각각 25번씩 주행하게 하는 실험을 수행 하였다. 각 경로는 그림 8에 주어졌 있으며 각각의 길이는 20m, 40m, 50m, 80m이다. 로봇의 속도는 FOP와 BOP를 형성할 때와 동일한 속도인 0.25m/sec로 주어졌고, 로봇이 주행한 바닥도 동일한 바닥이 사용되었다.

동기 구동형 로봇의 경우와 같이, 100개의 $e_{x,f}$ 와 $e_{y,f}$ 를, 예측된 $2\sigma_x$ 와 $2\sigma_y$ 에 대해 표준화시켰으며 이의 결과가 그림 12에 주어졌 있다. 그림에서 확인 할 수 있듯이, 단위원 안에 결과가 포함될 확률은 75%로 나타났다. 이는 이상적인 값인 95%와 약 20%의 오차를 가지고 있다.

이 20%의 오차는 대부분 40m 경로 (그림 8(b))의 결과로부터 발생 하였다. 실제 40m 경로의 일부분 (그림 8(b)의 빗금 부분)은 약 3도 정도 경사진 곳이며, 이로 인해 미끄럼 등의 외란들이 추가적으로 작용한 것으로 판단된다.

경사면으로 인한 영향은 동기 구동형 로봇에 대한 실험에는 거의 영향을 주지 않았다. 그 이유는 첫째, 동기 구동형 로봇이 차륜 구동형에 비해 3배 정도 무겁기 때문이고, 둘째, 동기 구동형 로봇의 실험 주행 속도가 차륜 구동형의 52% 수준이기 때문이다.

따라서 40m 경로에 대한 실험 결과는 배제하는 것이 바람직하며, 이 경우의 확률은 97.3%이다. 이는 이상적인 값과 2.3%의 오차만을 보인다.

V. 결론

공분산 행렬은 로봇의 위치 부 정확도를 표현해 주는 주요한 도구이며, 이동로봇의 다양한 위치 인식 기술들에 사용되고 있다. 이전의 연구들에서는 실험적으로 검증된 체계적인 방법이 존재하지 않았으나, 본 논문에서는 체계적이고도 실험적으로 검증된 공분산 행렬 예측법을 제안하였다.

제안된 방법은 저자들의 선행연구인 PC-method [2]에 기초를 두고 있으며, 동기 구동형 로봇의 경우 5%, 차륜 구동형에 경우 2.3%의 예측 오차를 보인다.

실험 결과 동기 구동형 로봇에서는 5%의 오차 값이 발생하였으며, 그림 9과 12에서 확인 할 수 있듯이 최종 오차 값의 평균이 0이 아니다. 그림에도 불구하고, 본 연구결과가 의미를 가지는 이유는 다음과 같다.

첫째로, 본 연구는 공분산 행렬을 실험적으로 예측 해 낸 최초의 논문이다. 공분산 행렬의 실험적 예측을 위해서는 실제 로봇의 측위 값이 필요하며, 공분산 행렬은 바닥의 재질, 로봇의 속도나 경로 등에 의존적이기 때문에, 지난 연구들에서는 모의 실험 에서만 가능한 이론적 기법들 만이 제안되어 왔다.

두 번째로, 5%의 오차나 위치 오차 평균 값이 0이 아닌 것은, 절대적인 오차가 아니라 가우시안 확률 분포하에서의 오차이다. 실제 오도메트리의 오차 분포는 무작위적(arbitrary)인 형태를 가지기 때문에, 수학적으로 모델링 할 수 없다. 그래서 기존 연구에서는 이를 근사해 보기 위해 가우시안 확률 분포를 도입했으며, 이는 대강적인 경향만을 보기 위한 시도이다. 따라서 5%의 오차나, 오차의 평균이 정확히 0이 아닌 점이 절대적으로 받아들여 질 수는 없으며, 따라서 제안된 기법이 공분산 행렬을 어느 정도 수준까지 근사하고 있다고 할 수 있다.

참고문헌

- [1] J. Borenstein and L. Feng, "Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robots," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 12, no. 6, pp. 869-880, 1996.
- [2] N. L. Doh, H. Choset and W. K. Chung, "Accurate relative localization using Odometry," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1606-1612,

- 2003.
- [3] A. Kelly, "Linearized error propagation in odometry," *International Journal of Robotics Research*, vol. 23, no. 2, pp. 179-218, 2004.
- [4] A. Martinelli, "The odometry error of a mobile robot with a synchronous drive system," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 18, no. 3, pp. 399-405, 2002.
- [5] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, "A probabilistic approach to concurrent mapping and localization for mobile robots," *Machine Learning*, vol. 31, pp. 29-53, 1998.
- [6] C. M. Wang, "Location estimation and uncertainty analysis for mobile robots," in *International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1230-1235, 1998.
- [7] K. S. Chong and L. Kleeman, "Accurate odometry and error modelling for a mobile robot," in *International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2783-2788, 1997.
- [8] P. Goel, S. I. Roumeliotis, and G. S. Sukhatme, "Robust localization using relative and absolute position estimates," in *Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1134-1140, 1999.
- [9] A. Martinelli, N. Tomastis, A. Tapus, and R. Siegward, "Simultaneous localization and odometry calibration for mobile robot," in *Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1499-1504, 2003.
- [10] H. Choset and K. Nagatani, "Topological SLAM: toward exact localization without explicit localization," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, pp. 125-137, 2001.
- [11] F. Chenavier and J. L. Crowley, "Position estimation for a mobile robot using vision and odometry," in *International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2588-2593, 1992.
- [12] D. Krantz and M. Gini, "Non-uniform dead-reckoning position estimate updates," in *International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2061-2066, 1996.



도 낙 주

1976년 1월 8일생. 1998년 포항공과대학교 기계공학과 졸업. 2000년 포항공과대학원 기계공학(석사). 2005년 포항공과대학원 기계공학(박사). 2005년~현재 한국전자통신연구원 지능형 로봇 연구단 선임 연구원. 관심분야는 이동

로봇의 위치인식 및 지도형성, 지능형 로봇 운항 기술 등.



정 완 군

1959년 2월 24일생. 1981년 서울대학교 기계설계학과 졸업. 1983년 한국과학기술원 기계공학(석사). 1987년 한국과학기술원 생산공학(박사). 1987년~현재 포항공과대학교 기계공학과 교수. 관심 분야는 이동로봇의 지능형 이동기술,

수중로봇의 설계 및 제어, 여유자유도 로봇의 제어, 기계 시스템의 강인 제어 등.