

다중 로봇의 위치 추정 기술

충남대학교 이지홍

1. 서론

로봇의 위치 추정(position estimation)이란 결국 주어진 환경의 절대 좌표계와 로봇의 좌표계 사이의 좌표변환을 구하는 문제라고 정의할 수 있다[11]. 여기서 구해지는 좌표변환은 위치(position)와 자세(pose)를 모두 포함한다. 이동 로봇이 주어진 작업을 수행하기 위해서 정확한 위치 추정은 자율 주행하는 이동 로봇에게 요구되는 가장 기본적이고, 핵심적인 능력이다[1]. 기존의 많은 연구들은 다종의 센서를 활용하거나[2]-[6], 혹은 다양한 기법 등을 이용하는 등[7][8], 여러 방향으로 진행되어 왔다. 그러나 사실 현재의 위치 추정 방법들의 대부분은 이동 로봇 자체에서 자신의 움직임을 측정한 데이터(proprioceptive sensor)와 외부의 장치에 의해서 로봇의 움직임을 관측한 데이터(exteroceptive sensor)를 어떻게 최적으로 결합시킬 것인가에 초점이 맞추어져 있다. 즉, 많은 연구들이 단일 로봇의 위치 추정을 중심으로 이루어지고 있으며, 다중 로봇 시스템의 위치를 추정할 경우에도 단일 로봇의 위치 추정과 동일하게 자신만의 센서를 활용하고 있다[9][10].

기존에 많이 다루어져 온 한대의 로봇의 위치 추정 문제와 여러 대의 로봇의 위치 추정 문제는 서로 독립적인 별개의 연구 분야라고 할 수는 없다. 왜냐하면 여러 대의 로봇이 움직이고 있는 상황에서 각 로봇은 자신이 가지고 있는 이런 저런 센서를 이용해서 주어진 환경 안에서 자신의 위치

를 추정하고, 이때 여러 대의 로봇이 상호 정보를 교환한다면 각각의 로봇이 추정한 위치를 보다 정밀하게 갱신할 수 있기 때문이다. 로봇 자신이 수집할 수 있는 센서 정보 외에 다른 로봇이 수집한 센서 정보를 활용할 경우, 추정 알고리즘이 복잡해지나, 보다 강인하고 정확한 위치 추정이 가능해지는 것은 당연한 일이다[11]-[14]. 특히 여러 대의 로봇이 서로 다른 종류의 센서를 장착하고 있는 경우에는 이러한 가능성이 더욱 커지게 된다. 정밀한 센서가 한대에만 장착되어 있어도 그 센서 데이터를 다른 로봇과 공유함으로써 부정확한 센서를 장착한 로봇에게도 자신의 위치 추정에 정확도를 개선할 수 있도록 할 수 있다.

본고에서는 다중 로봇이 서로의 정보를 공유함으로써 위치 정밀도를 개선하는 전형적인 방법 3가지에 대해 소개하기로 한다. 첫째 방법은 한 대의 로봇의 위치 추정에 널리 활용되는 확장 칼만 필터를 사용하는 방법이다. 둘째는 파티클 필터를 사용하는 방법을 여러 대의 로봇의 경우로 확장한 방법이고, 셋째는 같은 시각 같은 공간의 센서에 유발된 잡음의 상관관계를 이용하여 공통 잡음을 소거하여 각 로봇의 위치 추정 정밀도를 개선하는 방법이다. 물론 이러한 모든 방법은 로봇끼리 정보를 교환할 수 있는 통신 장비가 갖추어져 있어야 함은 기본 요건이다.

먼저, 2장에서는 일반적인 위치 추정 문제를 다시 한번 정리하고, 3장에서 앞서 언급한 세 가지의 일반적인 로봇의 위치 추정 기술에 대해 알아보고

얼마나 정밀도가 증가하는지 알아보기로 하자.

2. 로봇 위치 추정 기술의 요소

2.1 로봇의 위치 추정 문제

로봇의 위치 추정에 관한 문제는 크게 3가지 종류로 나누어 생각할 수 있다[18]. 첫째는 초기 위치가 주어진 상황에서 이후 매 순간의 위치 추적(position tracking) 문제이다. 이 문제의 경우에는 로봇이 움직이면서 발생하는 불확실성 해결이 핵심 사항이다. 둘째는 알려진 초기 위치 없이 주어진 환경에서 로봇이 어디에 있는가를 다루는 작업환경에서의 위치 추정(global localization)이다. 이 문제는 일면 position tracking 문제를 내부에 포함하고 있다고도 할 수 있다. 세 번째는 보다 복잡한 문제로 위치 추정 실패(kidnapped robot problem) 문제이다. 이 문제가 어려운 이유는 실제로 로봇이 위치 추정에 실패한 상황임에도 이 사실을 모를 수 있기 때문이다. 어떤 위치 추정 알고리즘도 실패할 수 있으나, 현 상황이 위치 추정에 실패했다는 사실을 알 수 없다면 상당히 어려운 문제가 발생할 수 있다.

2.2 로봇의 위치 추정에 사용되는 센서

이 문제에 사용되는 센서를 크게 두 종류로 나누어 보면 자기 감지(proprioceptive) 센서와 외부 감지(exteroceptive) 센서로 나눌 수 있다. 자기 감시 센서의 대표적인 예는 주행계(odometer)로 사용되는 모터 엔코더가 있고 외부 감지 센서의 대표적인 예로는 GPS(Global Positioning System)가 있다. 각 센서는 그 기능에 따라서 위에 언급한 세 가지 종류의 문제에 핵심적인 기능을 수행한다.

2.3 데이터 융합

로봇 위치 추정 시스템에 여러 가지 다른 종류

의 센서가 다양한 정보를 제공한다면 당연히 위치 추정 정밀도가 향상될 수밖에 없다. 이렇게 다양한 센서 데이터를 효과적으로 활용하는 방법이 센서 융합(sensor fusion)이라는 분야에서 활발히 연구되고 있으며 직관적인 융합 방법에서부터 수학적으로 상당히 복잡한 융합에 이르기까지 다양한 방법이 시도되고 있다. 이러한 융합의 기본 취지는 믿을만한 센서의 데이터를 좀더 신뢰하며 위치를 추정한다는 것이다. 여기서 주의할 것은 이 믿을만하다는 수준이 센서가 한번 장착되면 영구히 고정되는 것이 아니라는 것이다. 로봇의 자세나 속도 등의 상태나 센서와 로봇 간의 거리나 방향 등의 변수로 표현되는 센서 데이터 취득 상황에 따라서 그 믿을 만한 정도가 바뀔 수 있다는 것이며, 결국 센서 융합이란 융합을 수행해야 하는 시점에서 어떤 센서가 어떤 데이터에 어느 정도 믿을 만한 정보를 제공하고 있는가를 가려내는 과정이 가장 중요한 내용이라고 볼 수 있다.

3. 중요 다중 로봇 위치 추정 기술

이번 장에서는 다중 로봇의 위치 추정에 중요한 기여를 한 몇몇 이론에 대해 알아본다. 주목할 사항은 여기서 소개되는 대부분의 연구가 하나의 로봇에 대한 위치 추정 기술을 확장함으로써 얻어진 것들이라는 점이다.

3.1 확장 칼만필터를 이용한 다중 로봇의 위치추정

Roumeliotis 등의 연구를 간단화시켜 핵심 사항을 정리해 보기로 한다[6][12]. 로봇의 운동이 다음 식으로 모델링 되어 있다고 하자.

$$x_{k+1} = F_k x_k + G_k w_k \quad ; w_k \sim N(0, Q_k) \quad (1)$$

여기서 x_k , F_k 는 각각 k 시각의 각 로봇의 위

치 및 자세를 한데 모아서 표현하는 벡터와 로봇 모델에 해당하는 항이고 w_k 는 평균이 0이고 분산이 Q_k 인 정규분포를 갖는 잡음벡터이고 G_k 는 잡음이 로봇 운동에 영향을 미치는 정도를 결정하는 항이다. 또, 로봇의 모든 정보가 다 측정 가능한 것이 아니기 때문에 다음으로 측정 센서를 모델링 하자.

$$z_k = H_k x_k + v_k ; v_k \sim N(0, R_k) \quad (2)$$

이 식에서, H_k 에 의해서 일부 또는 변형된 형태의 x_k 가 z_k 로 측정되며 v_k 는 측정시 유발되는 잡음으로 평균이 0이고 분산이 R_k 인 정규분포를 갖는 잡음벡터이다. 이 때, $k-1$ 시각까지 수집된 모든 정보를 이용하여 k 시각에서의 로봇의 위치를 다음 식으로 예측한다.

$$\hat{x}_{k|k-1} = F_{k-1} \hat{x}_{k-1|k-1} \quad (3)$$

그리고 또한 이 예측의 분산을

$$P_{k|k-1} = F_{k-1} P_{k-1|k-1} F_{k-1}^T + G_{k-1} Q_{k-1} G_{k-1}^T \quad (4)$$

로 업데이트를 한다. 그리고 시각 k 에서 측정된 값을 이용하여 (3), (4)로 추측한 내용을 다음 식으로 업데이트 한다.

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - H_k \hat{x}_{k|k-1})$$

$$P_{k|k} = (I - K_k H_k) P_{k|k-1} \quad (5)$$

이때 사용되는 칼만 이득은 다음 식으로 구한다.

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \quad (6)$$

결국 이 방법의 흐름을 살펴보면 추경코자 하는 변수를 만들어내는 시스템의 모델로 1차적으로 결과값을 추측(prediction)한 후, 센서에 의해 측정된 값으로 그 추측 값을 더 정밀하게 보정(update)하

는 방법이다. 여기서 측정값이나 모델의 출력 값만을 전적으로 의지하지 않는 것은 (1), (2)에서 보듯이 모두 오차를 포함하고 있기 때문이다. 이해를 돕기 위해서 Roumeliotis 등이 사용한 로봇 모델은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ \phi \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -V_m \delta t \sin \phi \\ 0 & 1 & V_m \delta t \cos \phi \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ \phi \end{bmatrix}_k + \begin{bmatrix} 0 & \delta t \cos \phi \\ 1 & \delta t \sin \phi \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_v \\ w_\omega \end{bmatrix}_k \quad (7)$$

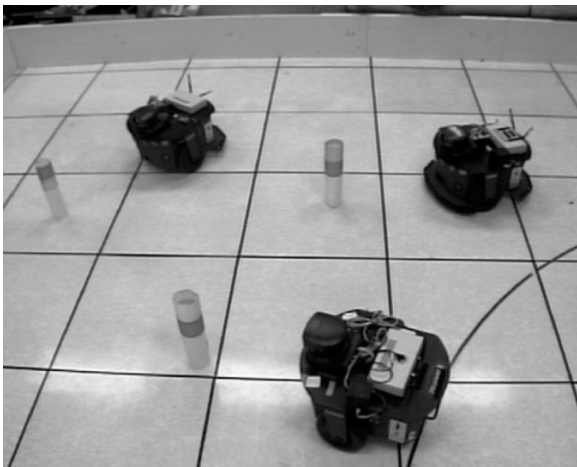
여기서 V_m 은 로봇의 직진방향 운동 속도, x, y 는 로봇의 위치, ϕ 는 절대 좌표에 대한 로봇의 방향이고 w_v, w_ω 는 속도 측정 센서의 직선속도, 회전 속도에 포함된 오차이며, δt 는 샘플링 타임이다. 그리고 여기서 중요한 것은 모델에 의한 추측을 보정하기 위한 측정 센서의 모델인데 Roumeliotis 등은 각 로봇간의 거리를 측정할 수 있는 장치를 장착하고 있는 경우를 연구하였으므로 (2)의 z_k 를 다음으로 정의하였다. 시각 k 를 생략하였으며 첨자 12는 로봇 1에서 로봇 2를 표현한 양이라는 점과 n_{12} 는 잡음벡터임을 주의할 필요가 있다.

$$z_{12} = \begin{bmatrix} C^T(\phi) \left(\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \right) \\ \phi_2 - \phi_1 \end{bmatrix} + n_{12} \quad (8)$$

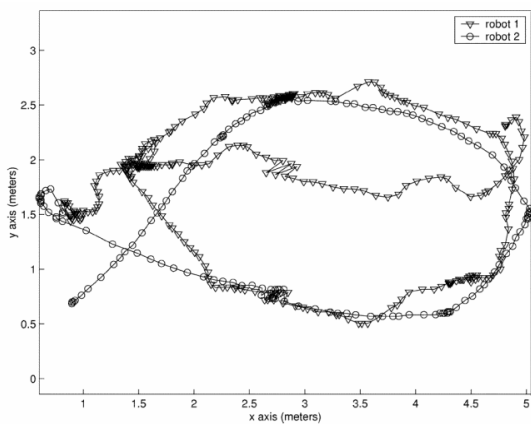
이러한 측정 모델을 설정하면 분산 업데이트 수식 (4),(5)와 칼만 이득 계산 수식 (6)이 구해지고 그 수식에 의해 매 샘플링 시각마다 (5)의 위치 보정 방법이 수행된다. 여기서 주목할 만한 것은 로봇이 항상 서로를 찾을 수는 없다는 실제적인 상황을 도입하여 로봇이 서로를 볼 수 있어 거리

측정이 가능한 상황에서만 이 알고리즘을 적용하였다는 것이다.

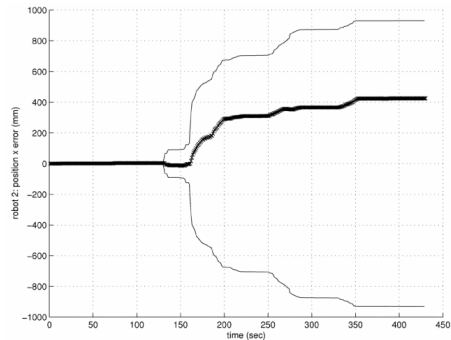
적용한 결과를 살펴보면 다음 그림과 같은 실내 환경에서의 로봇에 대해 제안된 알고리즘을 적용하였다. 이 로봇 시스템에 두 대의 경우에 대해 [그림 2]처럼 운동한 경우를 발췌하였는데 제안된 알고리즘 없이 한대의 로봇의 위치 추정만을 사용하였을 때는 [그림 3]처럼 로봇 2의 x 성분의 오차가 얻어졌으나, 제안된 알고리즘을 적용하였을 때는 [그림 4]와 같은 향상된 결과를 얻게 되었다. 그림에서 아래의 대칭인 외곽선은 로봇 모델 및 측정 모델의 x 성분 오차의 3σ 영역을 나타내고 있다.



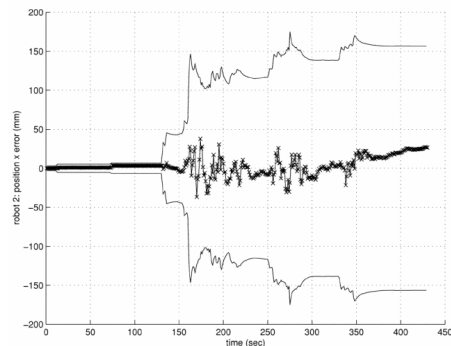
[그림 1] Roumeliotis등이 실험한 다중 로봇 시스템



[그림 2] 실험한 로봇들의 이동 궤적



[그림 3] 제안된 알고리즘 없이 추정된 로봇 2의 위치 오차(x 성분)

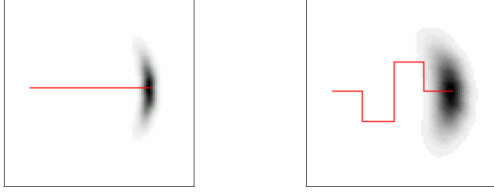


[그림 4] 제안된 알고리즘을 적용하여 추정된 로봇 2의 위치 오차(x 성분)

결과적으로 상당한 개선을 관찰 할 수 있으며, 본문에서는 이런 단순한 경우 외에도, 특정 로봇이 절대 위치 측정 센서 등을 장착한 경우, 특정 로봇이 정지하고 있는 경우, 특정 로봇 사이에 거리 측정이 불가능한 경우 등, 여러 가지 경우에 대한 실험을 수행하여 제안된 방법을 검증하고 있다.

3.2 확률적 방법에 의한 다중 로봇의 위치 추정

여기서는 두 번째 방법으로 Fox 등이 제안한 방법에 대해 소개하기로 한다[16][17]. 이 방법은 기본적으로 Markov 위치 추정이라는 방법을 샘플링에 의한 표현(particle filter)에 의해 로봇의 위치를 추정하는 방법이다. 즉, 다음 그림처럼 로봇의 위치를 가능성에 따라 분포로 표시하는 방법이다.



[그림 5] 로봇의 위치에 대한 확신도 분포

먼저 다음의 기호를 이해해 보자.

$$Bel_n^{(t)}(L=l) = P(L_n^{(t)}=l | d_n^{(t)}) \quad (9)$$

이 식은 시각 t 에서 로봇 n 이 l 이라는 위치에 있는 것에 대한 확신도이다. 만약에 로봇이 l 이라는 위치에 확실하게 있다면 그 값은 최대값 1이 될 것이고 그렇지 않다면 여러 가지 위치값 l 에 대해 어떤 분포를 가지게 될 것이다. 이 식의 오른쪽 항을 보면 이 확신도가 시각 t 까지 측정된 모든 데이터 d_n 에 기반하고 있음을 나타내고 있다. 이 모든 측정 데이터는 모터 엔코더로 대표되는 주행계(a), 레인지 파인더나 카메라 등으로 대표되는 환경 측정기(d), 그리고 로봇 사이의 존재 여부와 위치 파악에 사용되는 카메라 등으로 대표되는 상대 로봇 파악 장치(r) 등으로 구성되어 있다.

이 방법의 흐름은 먼저 환경 측정 데이터로부터 다음 식에 의해 각 로봇의 위치를 추정한다.

$$\begin{aligned} Bel_n^{(t)}(L=l) &= P(L_n^{(t)}=l | d_n^{(t)}) \\ &= \frac{P(o_n^{(t)} | L_n^{(t)}=l | d_n^{(t)})P(L_n^{(t)}=l | d_n^{(t-1)})}{P(o_n^{(t)} | d_n^{(t-1)})} \\ &= \frac{P(o_n^{(t)} | L_n^{(t)}=l)P(L_n^{(t)}=l | d_n^{(t-1)})}{P(o_n^{(t)} | d_n^{(t-1)})} \\ &= \alpha P(o_n^{(t)} | L_n^{(t)}=l, d_n^{(t)})P(L_n^{(t)}=l | d_n^{(t-1)}) \\ &= \alpha P(o_n^{(t)} | L_n^{(t)}=l, d_n^{(t)})P(L_n^{(t-1)}=l | d_n^{(t-1)}) \\ &= \alpha P(o_n^{(t)} | L_n^{(t)}=l, d_n^{(t)})Bel_n^{(t-1)}(L=l) \end{aligned} \quad (10)$$

이 식의 결과를 물리적으로 풀어보면 시각 $t-1$ 에서 추정된 로봇의 위치에 대한 확신도를 시각 t 에 측정된 데이터를 활용하여 보정하고 있음을 알 수 있다. 결과적으로 α 는 확률의 합이 1이 되도록 하기 위해 도입된 스케일링 계수이다. 이 식을 이용하여 매 샘플링 시각마다 새로 측정된 환경 데이터에 이용하여 각 위치에 대한 확신도를 다음 식으로 갱신한다.

$$Bel_n(l) \leftarrow \alpha P(o_n | l) Bel_n(l) \quad (11)$$

또, 시각 t 에 마지막으로 수집된 데이터가 주행계 데이터라면 이 데이터를 이용하여 다음 식으로

$$\begin{aligned} Bel_n^{(t)}(L=l) &= P(L_n^{(t)}=l | d_n^{(t)}) \\ &= \int P(L_n^{(t)}=l | d_n^{(t)}, L_n^{(t-1)}=l') P(L_n^{(t-1)}=l' | d_n^{(t)}) dl' \\ &= \int P(L_n^{(t)}=l | a_n^{(t)}, L_n^{(t-1)}=l') P(L_n^{(t-1)}=l' | d_n^{(t-1)}) dl' \\ &= \int P(L_n^{(t)}=l | a_n^{(t)}, L_n^{(t-1)}=l') Bel_n^{(t-1)}(L=l') dl' \end{aligned} \quad (12)$$

확신도를 갱신한다. 이 식의 의미를 물리적으로 풀어 생각해 보면, 주행계 데이터의 한 샘플링 전의 시각 $t-1$ 에 로봇의 위치로 추정되는 l' (출발지)의 확률과 주행계 데이터를 이용하여 출발을 어디에서 했다고 하면 현재 l 에 있을 확률이 얼마라고 계산해 내고 있음을 알 수 있다. 이 식을 매 샘플링 시각마다 적용하여 로봇 위치에 대한 확신도를 다음 식으로 갱신한다.

$$Bel_n(l) \leftarrow \int P(l | a_n, l') Bel_n(l') dl' \quad (13)$$

다음은 다중 로봇의 경우에 새로 도입되는 부분인데, 어떤 시각에 한 로봇 m 이 다른 로봇 n 을 발견하고 그 로봇 m 이 새로운 로봇 n 의 위치에 대해 어떻게 확신하고 있는지에 대한 정보를 제공한다면 그 정보를 이용하여 로봇 n 은 자신의 위치를 다음 식으로 갱신하게 된다.

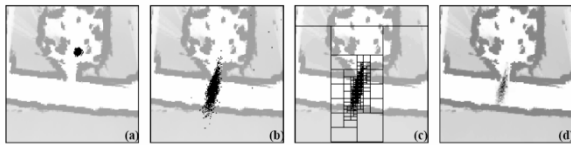
$$\begin{aligned}
Bel_n^{(t)}(L=l) &= P(L_n^{(t)}=l | d_n^{(t)}) \\
&= P(L_n^{(t)}=l | d_n^{(t)})P(L_n^{(t)}=l | d_m^{(t)}) \\
&= P(L_n^{(t)}=l | d_n^{(t)}) \cdot \\
&\int P(L_n^{(t)}=l | L_m^{(t)}=l', r_m^{(t)})P(L_m^{(t)}=l' | d_m^{(t)})dl'
\end{aligned}
\tag{14}$$

결국 이 식은, 로봇 m 이 가지고 있는 자신의 위치에 대한 확신도와 로봇 m 이 추정하는 로봇 n 의 위치 데이터를 결합하여 로봇 n 의 위치를 보정하고 있음을 알 수 있다. 이러한 상황이 매 샘플링 시각마다 다음으로 업데이트된 확신도를 주게 된다.

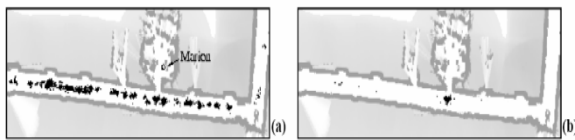
$$Bel_n(l) \leftarrow Bel_n(l) \int P(L_n^{(t)}=l | L_m=l', r_m) Bel_m(l') dl'
\tag{15}$$

따라서, (11), (13), (15)에 의해서 각 로봇은 자신들이 제공 받을 수 있는 데이터의 성질에 따라 자신의 위치 분포를 갱신하게 된다.

이상 제안된 방법을 다음과 같은 실내환경에서 두 대의 로봇(마리안, 로빈)의 위치 추정에 활용하였다.

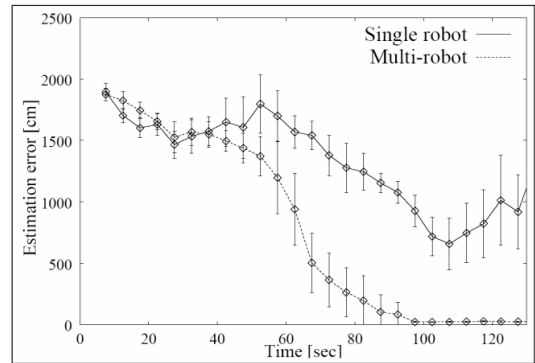


[그림 6] (a) 로봇 마리안이 로봇 로빈을 발견할 당시 마리안의 위치 집합. (b) 마리안이 생각하는 로빈의 위치. (c) 효율적인 계산을 위해서 분포를 영역으로 변환 (d) 변환된 영역의 밀도



[그림 7] 로봇의 위치에 대한 확신도 분포 (a) 로봇 로빈의 스스로 구한 위치 확신도. (b) 마리안의 측정치를 활용한 로빈의 갱신된 위치 확신도.

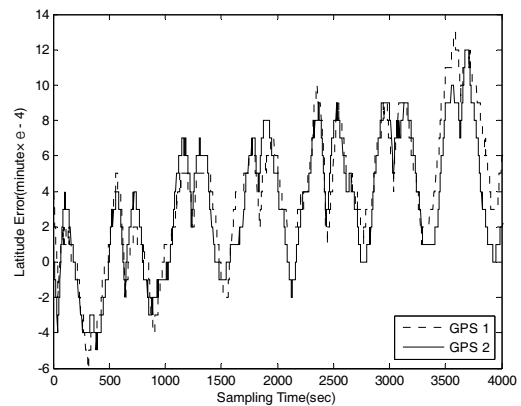
이상의 결과를 보면 상당히 애매하던 로빈의 위치[그림 7(a)]가 마리안의 정보 제공[그림 6(b)]으로 인하여 상당히 정확해졌음을 알 수 있다. 그 좋아진 정도를 수치 그래프로 보면 다음과 같다.



[그림 8] 제안된 방법에 의해 개선된 위치 오차

3.3 센서의 상관 관계를 활용한 위치 추정

다음으로 소개할 내용은 동일 시각, 동일 장소에서 발생하는 동일 센서의 잡음은 연관성(correlation)이 있다는 사실을 활용하여 여러 대의 로봇이 위치 추정을 좀 더 정확히 할 수 있는 방법이다^[13-15]. 먼저, 두 대의 저가 GPS 수신기를 일정 공간 내에서 위치시키고, 수신되는 위치 데이터를 비교해 보았다. 그 결과 그림 8 과 같이 두 GPS 에서 얻은 위치 데이터의 오차는 매우 유사한 경향을 가지고 있음을 확인할 수 있다.



[그림 9] 일정 공간 내에서 두 GPS 수신기의 위도 데이터

그러므로 이러한 경향을 이용하여 각 로봇의 위치 측정 데이터에 공통적으로 유발된 잡음을 제거함으로써 위치 추정의 정밀도를 향상시킬 수 있다는 착안에서 출발하기로 한다. 또한, 여기서 다루고 있는 다중 이동 로봇은 (i) m 대의 다중 로봇은 2차원 평면을 움직이며, 그들의 움직임은 선형 혹은 비선형적인 방정식으로 표현될 수 있으며, (ii) 각 로봇은 그 자신의 위치를 추정하기 위해서 주행 계, GPS 수신기를 장착하고 있고, (iii) 모든 로봇은 서로 간의 정보를 교환할 수 있는 통신 장치를 부착하고 있다고 가정하기로 한다.

m 대의 이동 로봇이 일정한 작업 공간 내에 존재한다면, 이 연구에서는 로봇의 위치를 각 로봇의 GPS 데이터(P_g)와 다른 로봇들에 유발된 주행계와 GPS 데이터 간의 오차를 다음 식처럼 선형 조합하여 표현하고 위치 오차를 가장 작게 만드는 가중치를 구하고 있다. m 대 로봇들의 위치를 벡터 형태로 는 아래와 같이 표현한다.

$$\hat{P} = P_g + W(P_o - P_g) \quad (16)$$

여기서, $P_g \in \mathbb{R}^{2m \times 1}$ 는 GPS 데이터에 의해서 추정된 m 대 로봇의 2차원 위치 좌표이며, $P_o \in \mathbb{R}^{2m \times 1}$ 는 주행계 데이터에 의해서 추정된 m 대 로봇의 2차원 위치 좌표이다. $W \in \mathbb{R}^{2m \times 2m}$ 는 가중치 행렬이며, 다음에서는 최적의 가중치 행렬을 유도할 것이다. 만약에 어느 로봇의 자신의 위치를 주행계로 정확히 알고 있다면 그 로봇은 자신이 측정한 GPS 데이터에 포함된 오차를 알 수 있고 그 오차를 다른 로봇에게 전달하여 다른 로봇들도 자신들이 측정한 GPS 데이터에서 그 오차를 제거하여 정밀한 위치 추정을 할 수 있다는 착안에서 제안된 식이라 할 수 있다. 추정된 로봇들의 위치에 대한 공분산은 아래와 같이 쓸 수 있다.

$$V(\hat{P}) = E[(\hat{P} - \bar{P})(\hat{P} - \bar{P})^T] \quad (17)$$

여기서, \bar{P} 는 \hat{P} 의 기대 값이며, 이 공분산을 최소로 하기 위해 가중치로 편미분하고 그 값을 0으로 놓으면.

$$\frac{\partial[\text{trace}\{V[\hat{P}]\}]}{\partial W} = 2WQ_g + 2WQ_o - 2Q_g = 0 \quad (18)$$

$$W = Q_g(Q_g + Q_o)^{-1} \quad (8)$$

로 최적 가중치가 구해진다. 단, 여기서

$$\Delta P_g = P_g - \bar{P}_g, \Delta P_o = P_o - \bar{P}_o \quad (19)$$

$$Q_g = E[\Delta P_g \Delta P_g^T], Q_o = E[\Delta P_o \Delta P_o^T] \quad (20)$$

이며 이 가중치로 구해진 공분산의 최소값은

$$V(\hat{P}) = Q_g - Q_g(Q_g + Q_o)^{-T} Q_g^T \quad (9)$$

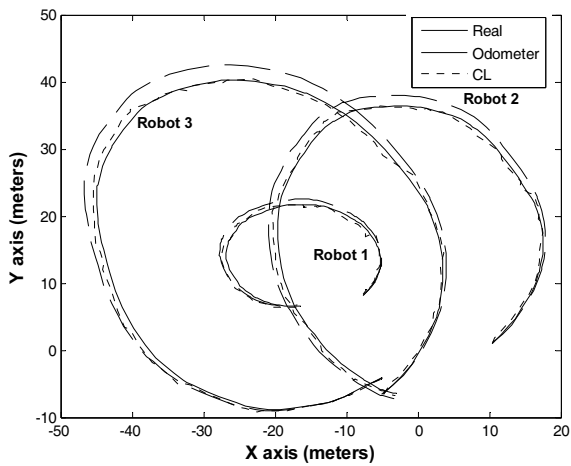
가 되어 GPS 만 사용한 경우의 오차의 공분산 Q_g 보다 항상 작은 값을 가지게 된다는 것을 알 수 있다. 만약 주행 계로부터 얻은 위치 데이터 오차의 공분산 Q_o 가 0이 되어, 주행 계의 위치 데이터가 참값을 나타낸다면, 이를 이용하여 GPS 로부터 얻은 위치 데이터를 보정하여 추정된 위치 데이터 \hat{P} 의 공분산 $V(\hat{P})$ 은 그 크기가 0이 됨을 알 수 있다. 앞서 언급한 바와 같이 공분산 $V(\hat{P})$ 가 0이 된다는 것은 추정된 위치의 불확실성이 사라지고, 오차가 0이 됨을 의미한다.

이상의 내용을 세 대 로봇의 운용 시나리오를 표 1 과 같이 설정하고 시뮬레이션 해 보았다. 로봇의 속도는 1번 로봇이 가장 느리고, 3번 로봇이 가장 빠르다는 점을 주목하기 바란다.

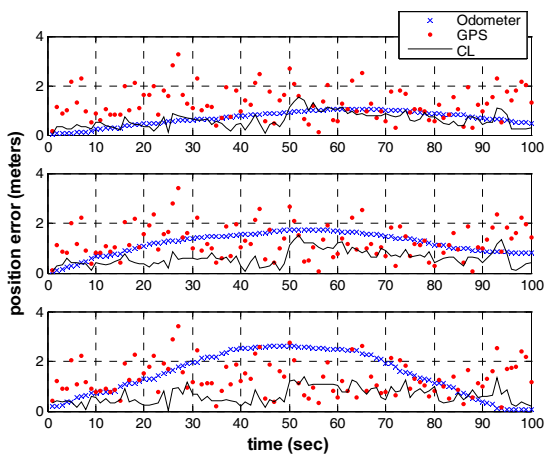
[표 1] 다중 이동 로봇의 운용 파라미터

Parameter	Value
$\sigma_{Odometer}$	Maximum 0.02887m/sec
σ_{GPS}	1m
Operating Time	100sec
Max V_1, V_2, V_3	1m/sec, 2m/sec, 3m/sec

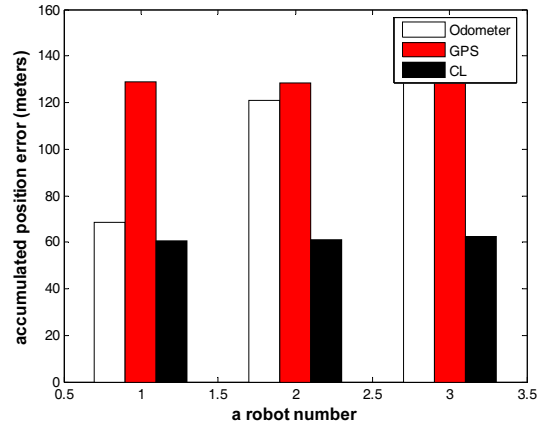
세 대 로봇의 이동 경로는 [그림 10]과 같이 모두 원과 유사한 모양을 그리지만, 속도가 다르므로 그리지는 원의 크기가 달라지게 된다. [그림 10]와 [그림 11]에서 볼 수 있는 것과 같이 세 대 로봇의 주행 계에 의한 위치 오차는 속도에 비례하며, GPS에 의한 위치 오차는 로봇의 속도에 관계없이 일정하다. 제안된 알고리즘을 수행한 결과는 [그림 12]와 같이 세 대의 로봇에서 모두 거의 같은 위치 오차를 갖는다. 즉, 세 대의 로봇이 각자의 주행 계에 의한 오차는 속도에 비례하여 모두 다르지만, 서로의 위치 정보를 알고 있기 때문에 모두 같은 위치 오차를 가지게 된 것이다.



[그림 10] 세 대 로봇의 이동 경로

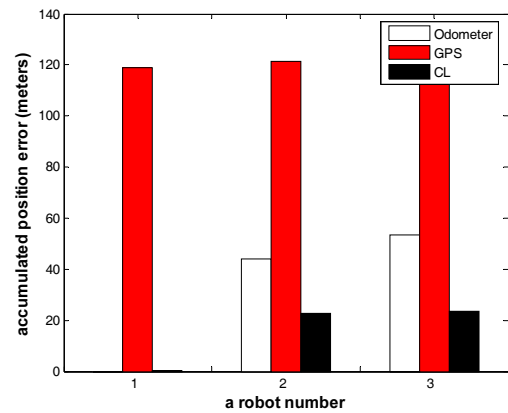


[그림 11] 세 대 로봇의 시간에 따른 위치 오차



[그림 12] 세 대 로봇의 운용 시간 동안 누적된 위치오차

또 하나 재미있는 결과는 다음의 경우인데, 한 대의 로봇은 정지해 있고, 나머지 두 대의 로봇은 원 궤도를 따라서 움직일 경우, 제안된 방법에 의한 위치 추정 성능을 평가해 보았다. 이 경우 가장 좋은 정확도를 보이고 있음을 알 수 있는데, 이 경우가 바로 DGPS(Differential GPS)와 같은 경우이다. 즉, 로봇의 초기 위치를 알고 있고, 하나의 로봇이 전혀 움직이지 않으므로 그 로봇이 DGPS의 고정 참조점 제공 포스트의 역할을 해서 그 시각에 그 지역에 유발된 GPS 데이터에 공통적으로 실려있는 노이즈를 다른 로봇들에게 알려주어서 다른 로봇들이 오차 보정을 해서 추정치의 정확도가 더 좋아지고 있음을 알 수 있다.



[그림 13] 세 대 로봇의 운용 시간 동안 누적된 위치오차

4. 결 론

현재, 다중로봇의 위치 추정연구는 본고에서 소개되는 내용이 중요하게 발표된 연구의 대부분이라고 해도 과언이 아닐 정도로 시작 단계에 있다. 특히, 옥외에서의 연구는 거의 이루어진 것이 없는 수준이라고 할 수 있다.

한 대의 로봇 위치 추정에 관한 모든 향후 연구에 더하여, 본고에서 소개한 여러 연구들은 로봇들이 서로 정보를 교환하는데 별 문제가 없는 환경에서 주로 이루어진 것들로 야외 환경에서는 새롭게 해결해야 할 문제가 많을 것으로 예상된다. 가장 기본적으로는 실시간으로 서로 정보를 교환할 수 있는 통신 네트워크 구축이 가장 기본적인 요소일 것이며, 이론적인 부분에서도 평면이 아니고 3차원적인 운동을 하는 로봇 시스템의 경우나, 여러 가지 다른 종류의 센서들을 각 로봇에 어떻게 배치하는 것이 오차 보정에 최대의 효과를 거둘 수 있을지 등도 흥미로운 연구가 될 것이라고 판단된다.

참고 문헌

- [1] I. J. Cox, "Blanche-an experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle," IEEE Trsns. Robot. Automat., vol. 7, pp. 193-204, Apr. 1991.
- [2] H. R. Everett, sensors for mobile robots, Natick, MA: A.K. Peters, 1995.
- [3] A. Howard, M. J. Mataric, and G. S. Sukhatme, "Putting the 'I' in 'team' : an ego-centric approach to cooperative localization", IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp. 868-874, Sep. 14-19, 2003.
- [4] J. R. Splezer and C. J. Taylor, "A bounded uncertainty approach to multi-robot localization", in Proc. 2003 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp. 1258-1265, Oct. 2003.
- [5] T. Yoshida, A. Ohya, and S. Yuta, "Cooperative self-positioning system for multiple mobile robots", in Proc. 2003 IEEE/ASME Int. Conf. Advanced Intelligent Mechatronics, 223-227, 2003.
- [6] A. I. Mourikis and S. I. Roumeliotis, "Performance analysis of multirobot cooperative localization", IEEE Trans. Robotics and Automation, vol. 22, pp. 666-681, Aug. 2006.
- [7] J. Borenstein and L. Feng, "Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robots," IEEE Trans. Robot. Automat., vol. 12, pp. 869-880, Dec. 1996.
- [8] S. I. Roumeliotis and G. A. Bekey, "Bayesian estimation and Kalman filtering: A unified framework for mobile robot localization," in Proc. 2000 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, San Francisco, CA, Apr. 24-28, 2000, pp. 2985-2992.
- [9] C. Ferrari, E. Pagello, J. Ota, and T. Arai, "Multirobot motion coordination in space and time", Robotics and Autonomous Systems, vol. 25, no. 3/4, pp. 219-229, Nov. 1998.
- [10] Y. Arai, T. Fujii, H. Asama, H. Kaetsu, and I. Endo, "Realization of autonomous navigation in multirobot environment", in Proc. 1998 IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots Systems, pp. 1999-2004, Oct. 13-17, 1998.
- [11] J. A. Castellanos and J.D. Tardos, Mobile robot localization and map building, A multisensory fusion approach, Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [12] S. I. Roumeliotis and G. A. Bekey, "Distributed Multirobot Localization", IEEE trans. Robot. Automat., vol. 18, pp. 781-795, Oct. 2002.
- [13] Jihong Lee, KyoungHwan Jo, "Cooperative Localization for Multi-Robot Incorporating Proprioceptive, Exteroceptive Position Sensors," in Proc. of the 6th International Conference on Field and Service Robotics, July 2007
- [14] KyoungHwan Jo, Jihong Lee, "Cooperative Multi-robot Localization using Differential Position Data," in Proc. 2007 IEEE/ASME International Conf. on Advanced

Intelligent Mechatronics, Sep. 2007.

- [15] 조경환, 이지홍, “다중 이동 로봇의 주행 계와 저가 GPS 데이터의 최적 융합을 통한 2차원 공간에서의 위치 추정” 로봇공학회 논문지, 9월호, 2007.
- [16] D. Fox, W. Burgard, H. Kruppa, and S. Thrun, “A probabilistic approach to collaborative multi-robot localization,” Autonomous Robots, 8(3), 2000
- [17] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, Probabilistic Robotics, The MIT Press, 2005.



이 지 홍

1983 서울대학교 전자공학과(공학사)
1985 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(석사)
1991 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(박사)
1983~1988 현대중공업 로봇 사업부 연구원
1991 한국과학기술원 연수연구원
1994~현재 충남대학교 메카트로닉스공학과 교수
관심분야 : 로보틱스, 지능제어, 전자파 차폐, 컴퓨터 기반
신호처리 시스템