가중화된 GPS 정보와 지도정보를 활용한 실외 이동로봇의 위치추정

Outdoor Localization of a Mobile Robot Using Weighted GPS Data and Map Information

배 지 훈¹, 송 재 복², 최 지 훈³

Ji-Hun Bae¹, Jae-Bok Song², Ji-Hoon Choi³

Abstract Global positioning system (GPS) is widely used to measure the position of a vehicle. However, the accuracy of the GPS can be severely affected by surrounding environmental conditions. To deal with this problem, the GPS and odometry data can be combined using an extended Kalman filter. For stable navigation of an outdoor mobile robot using the GPS, this paper proposes two methods to evaluate the reliability of the GPS data. The first method is to calculate the standard deviation of the GPS data and reflect it to deal with the uncertainty of the GPS data. The second method is to match the GPS data to the traversability map which can be obtained by classifying outdoor terrain data. By matching of the GPS data with the traversability map, we can determine whether to use the GPS data or not. The experimental results show that the proposed methods can enhance the performance of the GPS-based outdoor localization.

Keywords: Outdoor localization, GPS, EKF

1. 서론

실외환경에서 로봇의 위치추정에 많이 사용되는 GPS(global positioning system)는 일정한 범위에서 무작위적인 오차를 가지며, 수신 상태가 좋지 못할 때에는 수십 미터에 이르는 오차를 보이기도 한다. 한편, 로봇의 엔코더와 관성센서를 사용하여 생성한 오도메트리는 GPS와 같은 급격한 오차를 보이지는 않지만, 시간이 지남에 따라 오차가 점점 누적되는 단점을 가지고 있다. 이러한 각 센서들의 단점을 보완하기 하여 확장칼만필터(EKF, extended Kalman filter)를 이용하여 센서들의 정보를 융합하는 기술이 제안되었다^[1]. 이 기술은 농장의 트랙터, 항구의 크레인 등의 자율주행 연구에 적용되었다^[2]. 그러나 이러한 필터링 기법이 사용된 경우에도 GPS로 측정

한 위치의 오차가 매우 클 경우에는 EKF를 통한 위치추정 정확도 또한 매우 낮아진다.

이러한 EKF의 결점은 MCL (Monte Carlo Localization) 기법에 의해서 보완될 수 있다^[3,4]. MCL은 지도상에서 무작위로 다수의 샘플을 추출한 후 각종 센서정보를 활용하여 이 샘플들이 수렴하는 위치로 로봇의 위치를 추정한다. 하지만 MCL은 EKF에 비해 상대적으로 연산부하가 크다는 단점이 존재한다.

GPS 수신기의 측정 오차를 줄이기 위해서 GPS 신호 수신기 2대를 활용하여 DGPS (Differential GPS) 시스템을 구축하여 보다 정밀한 GPS 신호를 얻고, 이를 오도메트리와 융합하는 방법이 제안되었다^[5,6]. 이 외에도 레이저스캐너로부터 얻은 주변 환경에 대한 거리정보로부터 특징을 추출해서 위치추정에 활용하는 연구가 수행되었다^[7]. 그러나 DGPS나 레이저스캐너는 높은 비용 때문에 로봇에 적용하기 쉽지 않다는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 연산부하가 크지 않고 1대의 GPS 수신기만을 사용하면서도 안정적인 위치추정을 수행하기 위한 2가지

Received : Mar. 17. 2011; Reviewed : Apr. 12. 2011; Accepted : Aug. 26. 2011

※ 본 연구는 국방과학연구소 지원으로 수행하는 국방무인화기 기술 특화센터 사업의 일환으로 수행되었음.

¹ 고려대학교 메카트로닉스 학과 석사과정

² 고려대학교 기계공학부 교수

³ 국방과학연구소

방법을 제안한다. 첫 번째 방법은 GPS로 측정한 로봇의 위치들의 표준편차를 구하고, 이를 GPS 신호에 대한 가중치 조절을 위한 변수로 사용하는 것이다. 두 번째 방법은 환경에 대한 고도지도를 이용하는 것이다. 지형분류 알고리즘을 사용하여 로봇이 주행할 수 있는 영역과 주행할 수 없는 영역으로 분류한 지도를 작성하며, 이후에 GPS로 측정한 위치를 이 지도와 정합한다. GPS로 측정한 위치는 지도에서 로봇이 주행할 수 있는 영역에 정합될 때만 로봇의 위치를 갱신하는 데 사용된다. 이러한 방법을 통해 GPS로 측정한 위치를 적절히 사용해서 위치 추정의 안정성을 향상시킨다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 로봇의 위치추정을 수행하기 위해 사용된 EKF에 대하여 설명한다. 3장에서는 개활지와 나무가 많은 환경에서 각각 GPS로 측정한 위치를 분석하고, 그 특성을 이용해서 GPS로 측정한 위치를 가중화시키는 과정을 설명한다. 4장에서는 환경지도와 GPS로 측정한 로봇의 위치를 정합시킨 후 해당 GPS 정보의 사용여부를 결정하는 과정, 그리고 5장에서는 3장과 4장에서 설명한 방법들을 위치추정에 적용한 결과를 보이고, 마지막 6장에서는 결론을 맺는다.

2. EKF를 이용한 위치추정

본 연구에서는 GPS로 측정한 위치 및 로봇의 바퀴에 부착된 엔코더 값을 융합하기 위해 EKF를 사용하였다. EKF는 크게 이동모델에 의한 예측단계와 관측모델에 의한 갱신단계로 나누어진다. 예측단계에서는 로봇의 엔코더 값과 관성장치의 방위 정보를 사용하여 로봇의 위치와 불확실성을 계산하고, 갱신단계는 센서정보를 활용하여 예측단계에서 생성된 위치와 불확실성에 대한 정보를 보정한다. EKF는 예측단계와 갱신단계를 반복함으로써 로봇의 위치를 추정한다. 이 장에서는 EKF 알고리즘을 예측단계와 갱신단계로 나누어서 간략히 설명한다.

2.1 예측단계

EKF의 예측단계에서는 로봇의 이동에 관한 정보를 다룬다. 이를 수식으로 표현하기 위해서 로봇의 위치와 방위에 대한 정보를 나타내 주는 변수와 로봇의 불확실성을 다음과 같이 설정한다.

$$X_t = [x_t \ y_t \ \theta_t]^T \quad (1)$$

$$P_t = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy}^2 & \sigma_{x\theta}^2 \\ \sigma_{yx}^2 & \sigma_y^2 & \sigma_{y\theta}^2 \\ \sigma_{\theta x}^2 & \sigma_{\theta y}^2 & \sigma_{\theta}^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서 X_t 는 시간 t 에서 로봇의 위치 및 방위를 나타내는 상태벡터이고, P_t 는 X_t 에 대한 불확실성을 나타내는 공분산 행렬이다. 예측단계에서는 시간 t 에서 추정한 상태벡터에 시간 t 와 $t+1$ 사이에서의 로봇의 이동정보를 적용하여 시간 $t+1$ 에서의 로봇의 상태벡터 및 공분산을 다음과 같이 예측한다.

$$X_{t+1}^- = f(X_t, u_t) = \begin{bmatrix} x_t + \Delta s_{t+1} \cos(\theta_t + \frac{\Delta \theta_{t+1}}{2}) \\ y_t + \Delta s_{t+1} \sin(\theta_t + \frac{\Delta \theta_{t+1}}{2}) \\ \theta_t + \Delta \theta_{t+1} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$P_{t+1}^- = \nabla F_x P_t \nabla F_x^T + \nabla F_u Q \nabla F_u^T \quad (4)$$

$$Q = \begin{bmatrix} \sigma_{\Delta s}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\Delta \theta}^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서 $\hat{X}_{t+1}^-$ 는 시간 $t+1$ 에서의 로봇의 추정상태이고, P_{t+1}^- 는 $\hat{X}_{t+1}^-$ 의 공분산 행렬이다. f 는 로봇의 이동모델을 의미하며, 입력 u_t 는 시간 t 에서 $t+1$ 사이의 로봇의 이동거리 및 각도 변화량을 나타낸다. Δs_{t+1} 는 시간 $t+1$ 에서의 로봇의 이동량을 의미한다. 식 (4)에서 Q 는 프로세스 잡음, F_x 및 F_u 는 각각 이동모델 f 의 상태벡터와 입력에 대한 자코비안 행렬이다. 위첨자 “-”는 센서정보에 의해서 갱신되지 않은 예측된 상태임을 나타낸다. 이렇게 예측단계에서는 엔코더 신호로부터 받아들이는 로봇의 이동량 및

그림 1. 이동모델을 이용한 로봇의 위치 예측.

프로세스 잡음을 사용해서 로봇의 위치를 및 불확실성의 크기를 계산한다.

2.2 갱신단계

갱신단계에서는 시간 $t+1$ 에서 측정된 센서정보를 이용하여 예측단계에서 계산한 로봇의 위치와 불확실성을 보정한다. 본 연구에서는 GPS로 로봇의 위치를 관측하였으며, GPS로 획득한 위치 및 불확실성을 다음과 같이 표현한다.

$$Z_{t+1} = [x_{t+1}^{GPS} \ y_{t+1}^{GPS}]^T \quad (6)$$

$$\hat{Z}_{t+1} = h(X_{t+1}^-) = [x_{t+1}^- \ y_{t+1}^-]^T \quad (7)$$

$$R_{t+1} = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

여기서 Z_{t+1} 는 관측값이며, R_{t+1} 은 관측잡음 행렬이다. 관측값 Z_{t+1} 는 로봇의 위치만을 포함한다. $\hat{Z}_t$ 는 센서좌표계와 전역좌표계의 관계를 정의한 관측모델 h 에 의해 시간 $t+1$ 에서 예측한 GPS 위치정보이다. 본 연구에서는 GPS의 센서좌표계와 전역좌표계 모두 UTM(Universal Transverse Mercator) 좌표계를 사용하므로, 예측단계에서 계산한 로봇의 위치를 그대로 사용한다. σ_x 및 σ_y 는 GPS로 측정된 로봇의 위치의 x 와 y 값이 가지는 오차의 표준편차이다. 로봇의 상태벡터와 불확실성(공분산 행렬)은 다음과 같이 갱신한다.

$$K_{t+1} = P_{t+1}^- H_{t+1}^T [H_{t+1} P_{t+1}^- H_{t+1}^T + R_{t+1}]^{-1} \quad (9)$$

$$\hat{X}_{t+1} = \hat{X}_{t+1}^- + K_{t+1} \{Z_{t+1} - \hat{Z}_{t+1}\} \quad (10)$$

$$P_{t+1} = [I - K_{t+1} H_{t+1}] P_{t+1}^- \quad (11)$$

여기서 K_{t+1} 은 칼만이득, H_{t+1} 는 상태벡터에 대한 관측모델의 자코비안 행렬이다. 이로써 시간 $t+1$ 에서 추정된 로봇의 위치 $\hat{X}_{t+1}$ 와 그에 대한 불확실성을 나타내는 공분산 P_{t+1} 를 얻을 수 있다.

3. 표준편차를 이용한 GPS 위치정보 가중화

EKF를 통한 센서정보의 융합은 각 센서들의 단점을 상쇄하고 안정적인 주행을 가능하게 한다. 그러나 GPS로 측정된 로봇의 위치가 큰 오차를 가질 경우 위치추정 결과도 부정확해진다. 이 장에서는 GPS로 측정된 위치정보에 오차가 발생하는 이유를 설명하고, 환경에 따라 GPS의 정확도가 어떻게 달라지는지를 살펴본다. 또한, GPS로 측정된 위치의 정확성이 낮아질 경우, 그 값이 위치추정에 미치는 영향을 줄이기 위해 GPS 위치정보에 가중치를 부여하는 방법을 설명한다.

3.1 GPS로 측정된 위치 오차의 표준편차

GPS를 사용하여 얻은 위치정보는 주변 환경의 상태에 따라서 매우 민감하게 변화한다. GPS로 측정된 위치는 수신기를 가리는 물체가 없는 환경에서는 비교적 작은 오차를 보이지만 건물이나 나무가 많은 환경에서는 오차의 크기는 급격하게 증가한다. 이 장에서는 GPS로 측정된 위치정보가 갖는 오차의 원인에 대해서 설명하고, 여러 환경에서 측정된 GPS 위치들의 정확도를 제시한다. GPS를 이용한 위치측정은 4개 이상의 위성에서 보내오는 각 위성들의 위치와 송신시각을 수신하여 수신기와 각 위성들간의 거리를 계산하고 이를 바탕으로 삼각측량법을 시행함으로써 이루어진다. 이 때 위성이 보낸 전파는 전리층을 통과하면서 굴절되고 지상의 건물과 나무들에 부딪혀서 여러 개의 경로를 생성하는 다중 경로 현상마저 겪게 되므로 GPS를 사용하여 측정된 위치는 오차를 포함하게 된다. GPS의 위치오차를 측정하는 과정은 다음과 같다. 로봇이 주어진 경로를 따라 이동하는 동안 GPS로 측정된 로봇의 위치를 기록한다. 이후 GPS로 측정된 위치들이 실제 주행한 경로와 얼마나 떨어져 있는지를 계산하고, 그 차이들의 평균을 구해서 GPS로 측정된 위치의 오차를 계산하였다.

그림 2(a)는 GPS 수신기의 신호 수신을 방해하는 장애물이 거의 없는 환경에서 위치를 측정하여 표시한 결과이며, 그림 2(b)는 나무가 우거진 환경에서 GPS로 위치를 측정된 결과이다. 그림 2(a)의 경우 위치를 측정된 결과가 로봇이 실제로 움직인 경로와 거의 유사하지만, 그림 2(b)의 경우 측정된 위치가 실제로 주행한 경로로부터 상당히 벗어나 있다. 따라서 그림 2(b)와 같은 환경에서 GPS로 측정된 로봇의 위치를 위치추정에 활용하는 경우 위치추정의 안정성은 저하된다. 그림 3과 같이 실제 경로

그림 2. 주어진 경로를 따라 움직이면서 GPS로 위치를 측정한 결과: (a) 넓은 공간에서 측정한 경우, (b) 주변에 나무가 많은 경우.

그림 3. 실제 주행 경로와 GPS로 측정한 위치와의 오차

와 GPS로 측정한 위치와의 차이를 계산하여 환경에 따른 GPS로 측정한 위치의 정확도를 비교하였다. 그림 2(a)에서 측정한 오차들의 평균은 0.38m, 그림 2(b)의 경우 1.31m이다.

3.2 GPS로 측정한 로봇 위치정보의 가중화 과정

GPS로 측정한 위치오차의 측정을 통해서 살펴보았듯이 개활지가 아닌 지역에서 GPS로 측정한 위치는 부정확하다. 특히, 나무가 많은 환경에서는 GPS로 측정한 위치의 반복 정밀도가 저하되어 GPS로 측정한 위치들간의 편차가 증가한다. 이 편차의 크기에 따라 GPS 신호의 불확실성을 변화시키면 GPS로 측정한 위치를 가중화시킬 수 있는데, 구체적인 과정은 다음과 같다.

$$\bar{x} = \frac{\sum_{k=1}^{20} x_{t-k+1}^{GPS}}{20}, \bar{y} = \frac{\sum_{k=1}^{20} y_{t-k+1}^{GPS}}{20} \quad (12)$$

$$\sigma_x^2 = \frac{\sum_{k=1}^{20} (x_{t-k+1}^{GPS} - \bar{x})^2}{20}, \sigma_y^2 = \frac{\sum_{k=1}^{20} (y_{t-k+1}^{GPS} - \bar{y})^2}{20} \quad (13)$$

$$R_{t+1} = \begin{bmatrix} C \cdot \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & C \cdot \sigma_y^2 \end{bmatrix} \quad (14)$$

로봇은 최근 20개의 GPS 위치정보를 저장한다. 본 연구에서 사용한 시스템은 2.1 GHz로 동작하는 Intel Core

2 Duo CPU를 탑재하였으며, 만약 본 연구에 사용된 시스템과 성능이 다른 시스템이라면 최적의 GPS 위치정보의 수는 달라질 수 있다. 한편, 본 연구에 사용된 GPS 신호 수신기는 10Hz의 속도로 GPS 정보를 송신하므로, 이 20개의 위치정보는 약 2초 동안의 GPS 정보에 해당한다. 식 (12)에서, $\bar{x}$ 와 $\bar{y}$ 는 저장된 20개의 GPS 값들의 평균이며, σ_x 와 σ_y 는 20개의 GPS 값들의 표준편차이다. 누적된 20개의 GPS 값들과 이 위치들의 평균값과의 차를 구한 다음, 이를 토대로 분산을 구한다. 이렇게 구한 분산에 경험적으로 얻어진 비례상수 C 를 곱하여, 그 결과를 GPS의 관측잡음을 나타내는 행렬 R 의 요소로서 대입한다. 이후 식 (14)을 따라 계산된 관측잡음 행렬 R_{t+1} 을 식 (9)에 대입하여 칼만이득을 계산하여 상태벡터와 공분산을 갱신한다. 매 주기마다 계산되는 최근 20회의 GPS 위치의 표준편차는 주변 상황에 따라 바뀌며, 이는 GPS의 잡음을 정의하는 행렬 R 의 요소에 반영된다. 이에 따라, 칼만이득 K 도 변하게 되어 GPS로 측정한 로봇 위치가 위치추정결과에 미치는 영향이 달라진다.

4. GPS 위치와 지도와의 정합을 통한 위치추정

3장에서 제안한 표준편차를 이용한 GPS 위치정보의 가중화를 통한 위치추정 실험은 GPS 위치들이 제한된 편차를 보이는 나무가 많은 환경에서 수행되었다. 하지만 건물이 많은 환경에서는 GPS로 측정한 위치의 편차가 매우 클 뿐만 아니라, 관측한 위성의 숫자가 부족해서 수신기가 위치를 제공해 주지 못할 때도 있다. 이런 경우에는 GPS로 측정한 위치들의 가중화만으로는 안정된 위치추정을 수행할 수 없다. 따라서 이러한 문제점을 해결하기 위해 GPS로 측정한 위치와 지도를 정합하는 방법을 제안한다.

아래의 그림 4는 환경에 대한 지도와 GPS로 측정한 위치를 정합시키는 과정을 개략적으로 나타낸다. 그림 4(a)는 레이저스캐너를 통해 획득한 거리정보를 바탕으로 생성한 2.5-D 고도지도이다. 지형분류 알고리즘을 사용해서 이 지도에서 로봇이 주행할 수 있는 영역과 그렇지 못한 영역으로 나눈다. 이렇게 주행 가능 영역이 표시된 지도(traversability map, TM)에 GPS로 측정한 위치를 정합해서 주행이 가능한 지역과 정합이 되면 관측값으로 사용을 하지만, 주행이 불가능한 영역과 정합이 되면 관측값으로 사용하지 않고 EKF의 갱신단계를 건너뛴다. 이와 같은 알고리즘을 사용하면 GPS 신호 수신 상태가

그림 4. GPS 위치 및 2.5-D 고도지도의 정합에 대한 개념도: (a) 2.5-D 고도지도, (b) 2.5-D 고도지도의 지형을 분류하여 주행 가능 영역을 표시한 지도 작성, (c) GPS 위치정보와 주행 가능 영역을 표시한 지도와의 정합.

종지 않은 지역에서도 좀 더 안정적인 위치추정이 가능하다.

4.1 TM의 생성과 GPS 위치의 정합

GPS로 측정한 위치와 지도와의 정합을 위해서는 우선 환경에 대한 지도가 필요하다. 이를 위해서 본 연구에서는 레이저스캐너를 일정 각도만큼 기울인 채로 주어진 경로를 따라 로봇을 움직이면서 레이저 거리정보를 저장하여 지도를 작성하였다. 작성된 고도지도를 지형분류 알고리즘^[6]을 사용하여 로봇이 주행 가능한 영역과 주행이 어려운 영역을 나타내는 TM를 작성한다. 지형 분류 알고리즘은 2.5-D 고도지도의 각 격자들의 높이의 편차 정보를 이용해서 주행 가능한 영역을 표시한 지도를 생성하는데, 그 방법은 다음과 같다. 먼저 작성된 고도지도에서 모든 격자에 대해 그림 5와 같은 정사각형의 지형패치를 정의한 다음에, 지형패치 내의 모든 격자에 대한 고도의 표준편차가 임계값보다 작으면 그림 5(a)와 같이 주행 가능 격자, 임계값보다 크면 그림 5(b)와 같이 주행 불가능

그림 5. 지형패치의 중심격자에 대한 주행 가능 여부 판단: (a) 주행 가능 격자, (b) 주행 불가능 격자.

Non-traversable cell									
0.5	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.5	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	1.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.5	0.5	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

그림 6. 지형 분류를 통해 생성된 주행 가능 영역을 표시한 지도

격자로 분류한다.

TM에서 로봇이 주행 가능한 영역의 격자는 1.0, 주행이 어려운 지역은 0.0 그리고 주행 가능 여부를 판별하지 못한 지역의 격자는 0.5의 값을 가진다.

이렇게 작성된 지도에 GPS로 측정한 위치를 정합하는 방법은 다음과 같다. GPS로부터 계산된 위치가 주행 가능 영역지도에서 어떤 격자와 정합하는지를 결정한다. 만약 정합이 이루어진 격자에 저장된 값이 1.0일 경우 GPS로 측정한 위치를 그대로 EKF의 갱신단계에 이용한다. 반면에, 정합된 격자에 저장된 값이 0.0 또는 0.5일 경우 로봇이 주행이 불가능한 영역이거나 주행 여부를 판별하지 못한 지역이라는 의미이므로 EKF의 갱신단계에 사용하지 않는다. 이와 같은 과정을 통해서 GPS로 측정한 위치의 품질을 평가하고 갱신단계에 사용할지 여부를 결정함으로써 위치추정의 안정성을 향상시킨다.

5. 실험 결과

5.1 실험 환경 및 사용 장비

3장에서 기술한 표준편차를 이용한 GPS 위치정보 가중화 방법에 대한 실험은 그림 7(a)에 나타난 제 2공학관 앞의 비교적 넓은 공간(110m x 110m)에서 수행되었다. 이 공간의 대부분은 그림 7(a)에 표시된 지역 A와 같이 가시선이 확보된 공간이나 지역 B는 높은 나무들로 인해 가시선을 확보하기 어려운 공간이다. 가시선의 확보 여부는 GPS 신호 수신에 매우 큰 영향을 미치는 요소이다. 따라서 그림 7(a)의 공간은 제한한 알고리즘의 성능을 시험해 보기에 적합한 장소이다.

한편, 4장에서 설명한 TM과 GPS 위치정보의 정합을 활용한 위치추정에 대한 실험은 그림 7(b)에 나타난 ‘ㄷ’

그림 7. 실험환경 설명: (a) 3장의 알고리즘 실험 환경, (b) 4장의 알고리즘 실험 환경.

자 모양의 제 2공학관을 로봇이 일주하면서 위치추정 결과를 수집하는 방식으로 진행되었다. 그림 7(b)는 제 2공학관과 그 주변환경을 포함한 가로 200m, 세로 150m의 범위의 공간을 나타낸 것이다. 그림 7(b)에서 A로 표시한 지역은 비교적 트인 공간이라 GPS 수신에 큰 문제가 없는 반면에, B로 표시한 지역은 건물 사이에 위치한 협소한 공간으로서 다중 경로 현상 때문에 정확한 GPS 신호를 수신하기 매우 어려운 지역이다.

실험에 사용된 로봇은 그림 8(a)에 나타난 Mobile-Robots사의 차동 구동 형태의 로봇으로서 실험 중 주행 속도는 평균 0.5m/sec를 유지하였다. GPS 수신기는 그림 8(b)의 NovAtel사의 'FlexPak-G2' 모델로, 위치측정 오차는 3장에서 설명한 바와 같이 GPS 신호 수신에 용이한 환경에서 평균 0.34m였다. 로봇 바퀴의 엔코더 정보를 통해 생성되는 오도메트리의 잡음에 대한 분산의 크기는 좌우의 바퀴 모두 100 cm²으로 가정했다.

그림 8. 사용된 실험장비: (a) GPS 신호 수신기 NovAtel FlexPak-G2, (b) GPS 수신기가 장착된 MobileRobots사의 로봇 Pioneer 3AT.

5.2 GPS 위치정보의 가중화를 이용한 위치추정 실험

제안한 알고리즘의 성능을 확인하기 위해서 그림 9(a)의 환경에서 위치추정 실험을 수행하였다. 가중치의 조절 없이 GPS로 측정한 위치를 그대로 사용하여 오도메트리와 융합하는 경우에는 그림 9(b)와 같이 B 영역에서 융합된 결과가 GPS로 측정한 위치에 크게 영향을 받는다.

그림 9. 위치추정 실험 결과: (a) 환경에 따른 편차의 변화, (b) 기존의 EKF를 사용한 경우, (c) 제안한 기법을 사용해서 위치추정을 수행한 경우, (d) 기존의 방법과 제안한 방법의 위치추정 오차의 절대값 비교. 좌측은 A 지역의 오차, 우측은 B 지역의 오차를 나타냄.

반면에, 누적시킨 GPS로 측정한 위치의 편차를 분석하여 그 가중치를 조절하여 사용하는 경우에는 B 영역에서도 위치추정 결과가 GPS의 잡음에 좀더 강인해졌음을 확인할 수 있다. 실제로 로봇은 B 지역에서 일정한 방향을 향하면서 직진 주행을 하였지만, 그림 9(b)에 따르면 로봇은 전진과 후진을 반복한 것처럼 보인다. 하지만 제안한 알고리즘을 따라 GPS 위치의 가중치를 조절한 그림 9(c)의 경우에는 이러한 현상이 나타나지 않았다. 그

결과 정확도와 안정성이 향상되어 위치추정 오차도 감소시킬 수 있었다. 그림 9(d)의 좌측에 나타난 그래프는 GPS 신호 수신에 원활히 이루어지는 A 지역에서의 오차의 변화를 나타낸 그래프이며, 그림 9(d)의 우측의 그래프는 나무가 많아서 GPS 수신 환경이 좋지 않은 B 지역에서의 오차의 변화를 나타낸 그래프이다. A 지역에서 기존의 EKF 알고리즘과 제안된 알고리즘을 사용하였을 때의 오차의 평균은 각각 0.33m와 0.32m로서 큰 차이가 없었다. 반면에, B 지역에서의 평균 오차는 기존 EKF의 경우 2.76m에 달하는 반면에 제안된 알고리즘을 사용한 경우에는 오차가 0.75m로 감소하였다. 이렇게 GPS로 측정한 위치들의 편차를 이용하면 어느 정도 위치추정의 안정성을 향상시킬 수 있었다.

5.3 TM과 GPS 위치 정보 정합 이용한 위치추정 실험

그림 7(b)의 환경에서 GPS로 측정한 위치와 주행 가능한 영역을 표시한 지도의 정합 기법을 사용하여 GPS로 측정한 위치를 선별적으로 사용하여 위치추정 실험을 시행하였다. 건물이 많은 경우, 특히 좁은 도로의 양쪽으로 건물이 서 있는 경우 GPS 위성신호가 다중경로 현상의 영향을 받아 GPS로 측정한 위치에 대한 오차도 급격히 증가하므로 알고리즘의 성능을 평가하기에 적합하였다.

아래의 그림 10(c)는 기존의 EKF를 이용하여 위치추정을 수행한 결과이며, 그림 10(d)는 GPS로 측정한 위치와 주행 가능 영역 지도의 정합을 통하여 위치추정을 수행한 결과이다.

그림 10(c)와 10(d)를 비교해 보면 그림 10(d)의 결과가 그림 10(c)에 비하여 실제 경로에 좀더 근접해 있음을 알 수 있다. 그림 10(b)는 기존의 EKF를 사용한 경우와 제안된 알고리즘을 사용하여 위치추정을 수행한 경우의 오차의 변화를 나타낸다. 기존의 알고리즘을 사용한 경우의 평균오차는 7.93m인데 비해서, 제안된 알고리즘을 사용한 경우에는 3.12m의 평균 오차를 보였다. 이러한 결과로부터 해당 알고리즘을 사용하면 위치추정의 정확도를 높일 수 있음을 알 수 있다. 하지만 GPS로 측정한 위치를 사용하지 않고 오도메트리만으로 위치추정을 시행한 일부 구간에서는 오차가 누적되어 정확도가 저하되었다. 이렇게 주행한 구간은 전체의 31.7%이며, 그림 7(b)에서 B로 표시한 지역에서 주로 나타났다. 이는 그림 10(d)에 오도메트리만으로 주행한 구간을 표시하였으므로 쉽게 확인할 수 있다.

그림 10. 위치추정 결과: (a) 주행 가능 영역의 표시 지도, (b) 기존의 EKF와 제안된 알고리즘의 위치추정 오차의 절대값 비교 그래프 (c) 기존의 EKF를 사용한 경우, (d) 제안한 기법을 사용해서 위치추정을 수행한 경우.

5.3 표준편차, TM과의 정합법을 사용한 위치추정 실험

그림 11(a)는 그림 7(b)의 환경에서 3장에서 제안한 표준편차 정보를 활용한 GPS 위치정보 가중화 기법과 TM과 GPS 정보를 정합하는 방법을 함께 사용하여 위치추정 실험을 수행한 결과이다. GPS로 측정한 위치가 TM의 주행 가능 영역에 정합이 되지 않을 경우에는 오도메트리 정보만을 사용하였으며, 정합이 된 경우에는 GPS의 분산정보를 위치추정에 활용하였다. 이를 통해 5.2장에서 보인 TM과 GPS 위치 정보를 정합하는 방법만을 사용해서 위치추정을 수행한 결과에 비해 좀더 안정적인 결과를 얻을 수 있었다. 하지만 오차의 절대값의 평균을 계산한 결과는 3.11m로 5.2절에서 계산한 오차 평균의 절대값 3.12m와 비교해 보면 오차의 큰 감소는 없었다. 이는

그림 11. 위치추정 결과: (a) 제안한 알고리즘을 사용하여 위치추정을 시행한 결과, (b) 기존의 EKF와 제안된 알고리즘의 위치 추정 오차의 절대값 비교 그래프

이미 TM과의 정합을 이용하여 신뢰성이 낮은 GPS의 위치 정보의 대부분을 걸러내었기 때문에 표준편차 정보를 이용한 GPS 위치정보 가중화 방법이 미치는 영향이 미미했기 때문으로 생각된다.

6. 결 론

기존의 EKF를 사용한 위치추정 알고리즘은 부정확한 GPS 정보까지 모두 사용함으로써 그에 따른 성능저하를 피할 수 없었다. 이를 개선하기 위해서 GPS 위치값의 표준 편차를 이용해서 가중치를 부여하는 방법과 TM을 이용해서 갱신 여부를 결정하는 방법을 사용해서 위치추정의 안정성을 향상시킬 수 있었다. 그러나 GPS 정보에 대한 가중치가 낮거나 이를 사용하지 않는 상태에서 장시간 주행을 계속하게 되면 오도메트리에 의한 오차 누적을 피할 수 없게 된다. 즉 GPS 정보를 사용하지 않는 시간이 길어질수록 그 오차가 점점 커져서 위치추정 정확도가 떨어지게 되므로 이를 보완하기 위해서는 레이저 스캐너를 사용하여 작성한 지도 정보와의 스캔매칭 등의 방법을 사용하여 GPS 정보를 사용하지 않을 때에도 로봇의 위치와 방위를 보정해야 할 것으로 생각된다. 따라서 추후 연구에서는 이러한 점을 고려하여 지속적으로 정확하고 안정적인 위치 추정을 수행할 수 있도록 할 예정이다.

참고문헌

- [1] Da, Dila, Ren, "Investigation of a low-cost and high-accuracy GPS/IMU system", Proc. of the ION National Technical Meeting, Santa Monica, pp.955-963, 1997.
- [2] S. Sukkarieh, E. M. Nebot and H. F. Durrant-Whyte, "A high integrity IMU/GPS navigation loop for autonomous land vehicle applications", IEEE Trans. Robotics and Automation, Vvol.15, No.3, pp.572-578, 1999.
- [3] Rainer Kümmerlem, Rudolph Triebel, Patrick Pfaff, Wolfram Burgard, "Monte Carlo localization in outdoor terrains using multilevel surface maps", Journal of Field Robotics, Vol.25, Issue6-7, pp.346-359, 2008.
- [4] Keith Yu Kit Leung, Christopher M. Clark, Jan P. Huissoon, "Localization in urban environments by matching ground level video images with an aerial image," IEEE International Conference on Robotics and Automation, Pasadena, pp.551-556, 2008.
- [5] K. Ohno, T. Tsubouchi and B. Shigematsu, "Differential GPS and odometry-based outdoor navigation of a mobile robot," Advanced Robotics, Vol.18, No.6, pp.611-635, 2004.
- [6] 노치원, 김승훈, 김문준, 강성철, 홍석교, "DGPS와 연석추출을 이용한 순찰용 로봇의 개발," 제어자동화시스템공학 논문지, 13권, 2호, pp.140-146, 2007.
- [7] Luka Teslić, Igor Škrjanc and Gregor Klančar, "Using a LRF sensor in the Kalman-filtering-based localization of a mobile robot," ISA Trans., Vol.49, No.1, pp.145-153, 2010.
- [8] 지용훈, 이용주, 송재복, 주상현, "고도지도와 레이저 거리데이터에서 추출한 다양한 특징을 통한 지형분류," 한국군사과학기술학회 종합학술대회 논문집, pp.1861-1864, 2010.

배 지 훈

2010 고려대학교 기계공학부
(공학사)
2011~현재 고려대학교 메카트
로닉스학과 석사과정
관심분야: 이동로봇의 주행

송 재 복

1983 서울대학교 기계공학과
(공학사)

1986 서울대학교 기계설계학
과(공학석사).

1992 MIT 기계공학과(공학박사).

1993년 현재 고려대학교 기계
공학부 교수.

관심분야: 안전 머니플레이터, 이동로봇의 주행, 지
능로봇 시스템의 설계 및 제어

최 지 훈

2002 고려대학교 기계공학과
(공학석사)

2011 현재 고려대학교 기계공
학과 박사과정. 국방과학
연구소 수석 연구원

관심분야: 다중센서 융합을 통한 위치추정, 이동로
봇의 장애물 회피, 영상기반 위치추정 및
SLAM