

추가적 확장 칼만 필터를 이용한 불규칙적인 바닥에서 자율 이동 로봇의 효율적인 SLAM

An Effective SLAM for Autonomous Mobile Robot Navigation in Irregular Surface using Redundant Extended Kalman Filter

박재용, 최정원, 이석규, 박주현*

(Jae-Yong Park, Jeong-Won Choi, Suk-Gyu Lee, and Ju-Hyun Park)

Abstract : This paper proposes an effective SLAM based on redundant extended Kalman filter for robot navigation in an irregular surface to enhance the accuracy of robot's pose. To establish an accurate model of a caterpillar type robot is very difficult due to the mechanical complexity of the system which results in highly nonlinear behavior. In addition, for robot navigation on an irregular surface, its control suffers from the uncertain pose of the robot heading closely related to the condition of the floor. We show how this problem can be overcome by the proposed approach based on redundant extended Kalman filter through some computer simulation results.

Keywords : caterpillar type robot, redundant EKF, SLAM (Simultaneous Localization and Mapping), uncertain robot pose

I. 서론

자율 이동 로봇의 효율적인 주행을 위해서는 주위환경을 정확하게 인식하고 자기위치를 추정하는 것은 기본적이며 필수적인 기술이다. 위치 추정을 위해서 일반적으로 많이 사용되고 있는 방법은 주로 칼만 필터 혹은 확장 칼만 필터의 이론에 근거하고 있다. 그러나 로봇은 정확한 환경 정보를 얻기 위해서는 자기 위치를 정확히 추정해야 할 뿐 만 아니라 이를 위해서는 주위 환경에 대한 인식을 정확하게 해야 하기 때문에 이 문제에 대한 많은 연구가 있었음에도 불구하고 아직 믿을 만한 방법이 제시되지 않고 있다. 로봇의 자기 위치 추정과 지도작성의 관계는 로봇의 주위 환경 측정을 위한 센서 오차와 로봇 위치 및 자세 오차가 상호 깊은 연관을 가지고 있다. 즉, 주어진 환경에서 인식된 장애물의 위치는 측정 오차와 로봇의 추정된 자세 오차에 의해 영향을 받는다. 그러나 측정 오차와 달리 로봇 자세 오차는 환경에서 통계적인 성격을 가지고 있으며, 이를 비교적 명백하게 나타낼 수 있기 때문에 정확한 지도 작성은 정확한 로봇 자세의 추정 없이는 이루어질 수 없다[1,5].

로봇은 구동 방식에 따라 몇 가지로 나뉘 질 수 있으며, 가장 일반적인 구동 방법은 두 개의 바퀴를 이용한 차동 형태이다. 그 외에도 전 방향 형태, 무한궤도 형태, 4륜 형태 등이 있으며, 그 중에서 이륜 구동의 차동 형태 로봇은 다른 형태의 로봇에 비해 모션 모델과 그 오차를 구하기가 쉬운 장점 때문에 많이 사용되고 있다.

어떠한 구동 형식의 자율 이동 로봇이라도 주행 환경의 바닥 면의 상태에 영향을 간과할 수 없다. 이에 본 논문에서는 무한궤도 형태 이동로봇의 SLAM을 이용한 불규칙적인 바닥에서의 효율적인 주행에 관한 것을 다룬다. 여기서 불규칙적

인 바닥이라는 것은 실외 환경으로서 자율 이동 로봇의 주행을 가로막지 않을 정도의 장애물들이 존재하거나 인도의 보도 블록 정도의 노면을 의미한다. 무한궤도 형태의 로봇은 두 개의 바퀴를 이용한 차동형 로봇보다 다양한 주행 환경에서도 주행이 가능하나 무한궤도의 특성상 지면과의 마찰 면이 넓고 미끄러짐이 심하며, 기구학적 해석에 대한 어려움을 가지고 있다. 이러한 단점으로 인해 로봇의 모션 모델을 구하기가 어려울 뿐 아니라, 로봇이 거친 노면을 주행할 때, 로봇의 운행 방향이 노면 요철의 영향을 받아 로봇의 자세를 추정하는 것도 어렵다.

앞에서도 언급한 바와 같이 모션 모델을 구하기 쉽다는 장점으로 기인하여 이륜 구동의 차동 형태가 실험을 통한 SLAM의 검증에 많이 사용되고 있으나, 이는 주행 바닥이 평탄하고 매끄러운 한정된 실내 공간에서 이루어 졌다. 그러나 이는 실제 환경에 적용하기엔 한계가 있다.

본 논문에서는 실외 환경에서도 강인하게 SLAM을 수행할 수 있는 자율 이동 로봇에 대한 실제 환경 적용을 위해 시뮬레이션을 통한 추가적인 확장 칼만 필터를 사용함으로써 로봇의 자세를 보정하는 유용한 방법을 소개한다. 본 논문에서는 로봇이 확장 칼만 필터를 기본으로 한 SLAM을 수행하며, 추가적인 확장 칼만 필터는 난해한 로봇의 기구학적 특성과 불규칙한 주행 노면에 기인하는 불확실한 로봇의 자세를 보정하는데 사용된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 SLAM에 대한 전반적인 내용을 언급하며, III 장에서는 두 가지의 로봇 모션 모델의 비교를 설명한다. IV 장에서는 추가적인 확장 칼만 필터를 이용하여 불규칙한 노면에 의해 영향을 받는 로봇의 방향을 보정하는 방법을 제안하였다. V 장과 VI 장은 제안된 방법을 이용한 시뮬레이션 결과와 결론으로 이루어진다.

II. SLAM

1. 확장 칼만 필터

기본적인 칼만 필터는 선형 시스템을 대상으로 하고 있으

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 7. 14., 채택확정 : 2008. 10. 31.

박재용, 이석규, 박주현 : 영남대학교 전기공학과

(announcer4@hotmail.com/sglee@ynu.ac.kr/jessie@ynu.ac.kr)

최정원 : 금오공과대학 전자공학부(consys@korea.com)

나, 대부분의 시스템은 비선형이기 때문에 이를 실제 사용하기 위해서는 선형화에 따른 근본적인 문제를 안고 있다. 시스템의 비선형성은 프로세스 모델 혹은 추정 모델 혹은 그 양쪽에 연관되어 있을 수 있다. 로봇의 프로세스 모델과 추정 모델은 비선형이기 때문에 확장 칼만 필터를 통해 선형화를 필요로 한다. 실제 물리적인 시스템의 상태 천이와 추정 방정식은 선형이 거의 없으며, 또한 로봇이 직선운동과 회전 운동을 할 때, 이러한 운동을 선형 상태 천이로 표현할 수 없다. 단일 최빈 확률의 가정 아래, 로봇의 운동에 대한 추정은 칼만 필터로 나타낼 수 있으나, 일반적인 로봇에 대해서는 적용이 되지 않는다[2].

$$X_{(k+1)} = f(X_{(k)}, U_{(k)}, V_{(k)}) \quad (1)$$

식 (1)은 현재 상태와 입력, 프로세스 오차에 의한 상태 방정식이다. $X_{(k)}$ 와 $X_{(k+1)}$ 는 현재 및 다음 상태, $U_{(k)}$ 는 제어 입력, $V_{(k)}$ 는 프로세스 오차를 각각 나타내고 있다. 로봇의 상태 방정식은 앞에서도 비선형이므로 위와 같이 나타내어 질 수 있다.

$$\begin{aligned} x_{(k+1)} &= x_{(k)} + T \frac{r_R w_{R(k)} + r_L w_{L(k)}}{2} \cos \theta_{(k)} \\ y_{(k+1)} &= y_{(k)} + T \frac{r_R w_{R(k)} + r_L w_{L(k)}}{2} \sin \theta_{(k)} \\ \theta_{(k+1)} &= \theta_{(k)} + T \frac{r_R w_{R(k)} - r_L w_{L(k)}}{l} \end{aligned} \quad (2)$$

식 (2)는 차동형 로봇의 일반적인 모션 모델이다. 여기서 T 는 제어 입력 주기, r_R, r_L 은 각각 로봇의 오른쪽, 왼쪽 바퀴의 반지름, w_R, w_L 은 제어 입력으로 주어지는 오른쪽, 왼쪽 바퀴의 각속도이며, l 은 로봇의 양쪽 바퀴 간의 거리이다. 이 함수는 이전 상태로부터 예측 상태를 계산하는데 사용될 수 있으며,

$$Z_{(k+1)} = h(X_{(k+1)}, M_{(k)}) \quad (3)$$

$$\begin{aligned} r &= \sqrt{(x_L - x)^2 + (y_L - y)^2} \\ \phi &= \tan^{-1} \left(\frac{y_L - y}{x_L - x} \right) - \theta \end{aligned} \quad (4)$$

식 (3)은 예측된 상태에서부터 로봇과 랜드마크 위치 (x_L, y_L) 의 거리와 각도 측정을 계산하는데 사용될 수 있다. 그러나 f 와 h 는 공 분산에 직접적으로 적용될 수는 없으며, 대신 자코비안 행렬이 계산되어야 한다. 각 시간 단위의 자코비안 행렬은 현재 예측된 상태로 계산되며, 이 행렬들은 칼만 필터 식에 사용된다. 위 식들은 이 과정은 현재 추정에 대한 함수의 비선형성을 선형화하는데 필수적이다. 식 (4)의 r 과 ϕ 는 벡터 $Z_{(k+1)}$ 의 원소로서 로봇과 랜드마크 사이의 거리와 각도를 구하는 식이다.

그림 1은 본 논문의 시뮬레이션에서 가정한 로봇의 형태를 간략화하여 나타낸 그림이다.

그림 2는 로봇이 랜드마크를 측정하였을 때를 도식화하여 나타낸 그림이다.

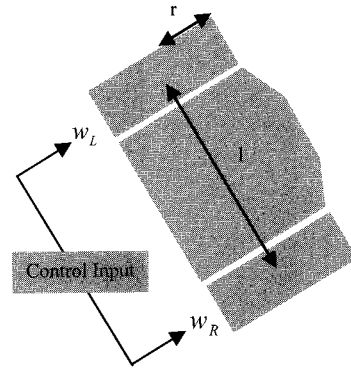


그림 1. 차동형 로봇 모델.

Fig. 1. Differential two wheel type robot.

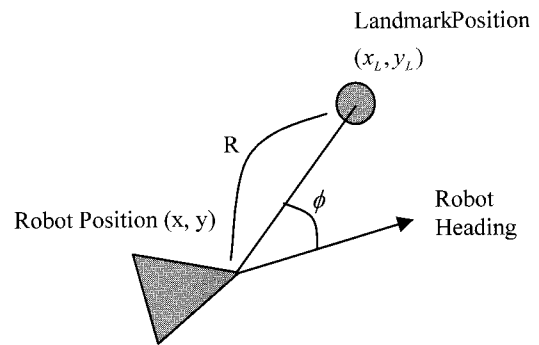


그림 2. 탐지 모델.

Fig. 2. Measurement model.

또한 확장 칼만 필터의 각 단계는 아래와 같다.

예측 단계 :

$$\hat{X}_{(k+1|k)} = f(\hat{X}_{(k|k)}, U_{(k+1)}, 0) \quad (5)$$

$$P_{(k+1|k)} = F_{(k)} P_{(k|k)} F_{(k)}^T + G_{(k)} Q_{(k)} G_{(k)}^T \quad (6)$$

식 (5)는 현재 상태와 제어 입력에 의해 다음 상태를 예측하는 식이며, 식 (6)은 로봇의 위치와 랜드마크 사이에 공분산을 예측하는 식이다. F 는 상태 천이 행렬로 시스템 모델이며, G 는 제어 입력 모델, Q 는 프로세스 오차의 공분산이다.

보정 단계 :

$$\tilde{A}_{(k+1)} = Z_{(k+1)} - h(\hat{X}_{(k+1|k)}, 0) \quad (7)$$

$$S_{(k+1)} = H_{(k)} P_{(k+1|k)} H_{(k)}^T + R_{(k)} \quad (8)$$

$$K_{(k+1)} = P_{(k+1|k)} H_{(k)}^T S_{(k+1)}^{-1} \quad (9)$$

$$\hat{X}_{(k+1|k+1)} = \hat{X}_{(k+1|k)} + K_{(k+1)} \tilde{A}_{(k+1)} \quad (10)$$

$$P_{(k+1|k+1)} = P_{(k+1|k)} - K_{(k+1)} S_{(k+1)} K_{(k+1)}^T \quad (11)$$

여기서 \tilde{A} 는 실제와 추정 측정치 간의 오차, S 는 이노베이션 공분산, H 는 탐지 모델, K 는 칼만 이득이다.

확장 칼만 필터는 순환적인 추정기로서 이것은 다음 상태의 추정에 대한 계산을 위해 이전 단계의 추정 상태와 현재의 측정이 쓰인다는 것을 의미한다. 일련의 추정 과정과는 다르게 추정에 대한 과거 정보는 필요치 않다. 일반적으로

시간 공간에서 이루어지며, 지역 통과 필터와 같이 대부분의 필터는 주파수 대역에서 계산되고 시간 대역으로 변환되는 과정을 가진다[4].

위에서 나타난 바와 같이 확장 칼만 필터는 예측과 보정, 이 두 단계로 나뉘어진다. 예측 단계는 이전 단계의 상태에서부터 다음 상태를 추정하는 과정에 사용되며, 보정 단계의 경우는 현재의 측정 정보로부터 추정된 상태를 좀더 정확하게 하는 과정이다.

2. 확장 칼만 필터 기반의 SLAM

SLAM은 1986년 논문에서 소개된 이후 1989년 처음으로 실제 시스템에 적용되었다[5,9]. 이 접근법은 로봇의 자세와 환경 지도를 통한 확률을 추정하기 위해 확장 칼만 필터를 사용하였으며, 확장 칼만 필터는 지도상의 모든 특징점과 로봇의 자세를 통하여 고차원의 가우시안으로서 SLAM의 확률을 개략화하였다.

확장 칼만 필터 기반의 SLAM에서 지도는 랜드 마크와 같은 특징점 기반으로 이루어져 있으며, 계산 시간을 단축하기 위하여 랜드 마크의 갯수는 적게 사용하는 경우가 많다[3]. 또한 확장 칼만 필터의 접근법은 랜드 마크들에 대한 애매모호성이 작을수록 잘 동작하는 경향이 있기 때문에 확장 칼만 필터 기반의 SLAM은 특징점을 추정하는 중요한 기술을 필요로 하며 이를 위해 인공적인 비콘을 사용하기도 한다[7].

본 논문의 시뮬레이션에서는 인공 랜드 마크로서 총 네 개의 비콘이 있고 로봇은 그것들의 인식번호를 판별할 수 있다고 가정한다. 확장 칼만 필터 기반의 SLAM 알고리즘이 표 1에 나타나 있다[8].

표 1. EKF 기반의 SLAM 알고리즘.

Table 1. Algorithm of the EKF SLAM.

1:	Algorithm of the EKF SLAM ($X_{k-1}, P_{k-1}, U_k, Z_k$)
2:	$\hat{X}_{(k k-1)} = f(\hat{X}_{(k-1)}, U_{(k)})$ $P_{(k k-1)} = F_{(k)} P_{(k-1 k-1)} F_{(k)}^T + G_{(k)} Q_{(k)} G_{(k)}^T$
3:	if robot detects landmark $Z_{(k)} = h(X_{(k)}, M_{(k)})$
4:	if have not seen
5:	augmentation(insert landmark's position and covariance to state vector and covariance respectively)
6:	else if
7:	$\tilde{A}_{(k)} = Z_{(k)} - h(\hat{X}_{(k k-1)}, 0)$
8:	$S_{(k)} = H_{(k)} P_{(k k-1)} H_{(k)}^T + R_{(k)}$
9:	$K_{(k)} = P_{(k k-1)} H_{(k)}^T S_{(k)}^{-1}$
10:	$\hat{X}_{(k k)} = \hat{X}_{(k k-1)} + K_{(k)} \tilde{A}_{(k)}$
11:	$P_{(k k)} = P_{(k k-1)} - K_{(k)} S_{(k)} K_{(k)}^T$
12:	return $\hat{X}_{(k k)}, P_{(k k)}$
13:	else back to the line 2

표 1은 확장 칼만 필터 기반의 SLAM 알고리즘으로서 그 단계를 나타낸 것이다. 로봇은 이전 단계에서 마지막으로 보정된 로봇의 위치와 공분산을 회수하여 예측 단계만으로 진행하다가 랜드 마크에 대한 탐지가 발생하면 그 랜드 마크가 최초 발견된 랜드 마크이면 로봇의 상태 벡터 속에 랜드 마크의 위치를 삽입하고 재발견된 랜드 마크이면 보정 단계를 실행한다. 보정된 로봇의 위치와 공분산은 다시 다음 단계 회수 되어 알고리즘이 순환적으로 진행하게 된다.

III. 무한궤도 형태의 자율 이동 로봇

일반적인 바퀴 두 개의 차동 형태의 경우, 그 모션 모델은 식 (2)와 같이 나타내어 질 수 있으나 무한 궤도를 사용한 로봇의 경우는 그와 같이 구할 수가 없다. 이에 본 논문의 시뮬레이션에서는 바퀴의 각속도를 입력으로 가하는 대신 무한궤도의 선속도를 입력으로 하였다.

$$\begin{aligned} x_{(k+1)} &= x_{(k)} + T \frac{V_{R(k)} + V_{L(k)}}{2} \cos \theta_{(k)} \\ y_{(k+1)} &= y_{(k)} + T \frac{V_{R(k)} + V_{L(k)}}{2} \sin \theta_{(k)} \\ \theta_{(k+1)} &= \theta_{(k)} + T \frac{V_{R(k)} - V_{L(k)}}{l} \end{aligned} \quad (12)$$

식 (12)에서 보는 바와 같이 바퀴의 오른쪽과 왼쪽에 입력으로 가하는 각속도 대신 무한궤도의 선속도로 대체하였다.

그림 3은 본 논문의 시뮬레이션에 대한 실제 실험을 위해 개발 중인 무한궤도를 구동방법으로 하는 자율 이동 로봇이다.

그러나 식 (12)와 모션 모델을 변형함으로써 입력을 가하고 그것에 의해 위치를 예측하는 부분이 쉬워졌다. 하지만 무한궤도 형태의 자율 이동 로봇은 그 모션 모델을 유도하기가 쉽지 않아 그 이상의 오차는 보정 알고리즘을 통하여 로봇의 위치를 추정해야 한다. 이것을 해결하기 위해 본 논문에서는 추가적인 확장 칼만 필터를 사용하여 로봇 자세의 불확실성을 줄이는 방법을 제안한다.

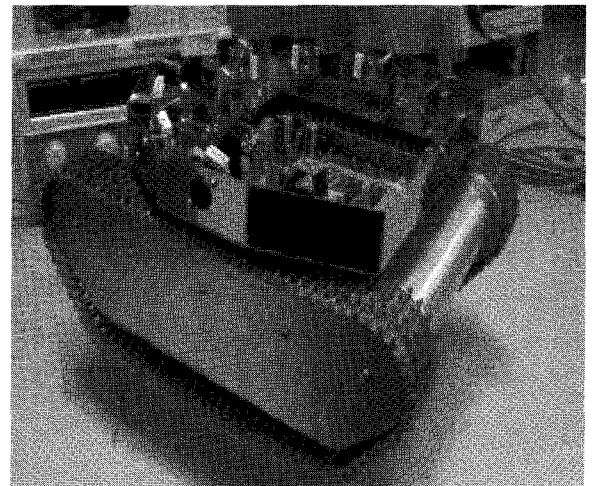


그림 3. 실제 무한궤도 형태의 로봇.

Fig. 3. Caterpillar type robot model.

IV. 로봇 방향의 보정을 위한 추가적인 확장 칼만 필터

로봇의 방향은 주행 노면의 상태에 많은 영향을 받으며[6], I 장에서 언급한 바와 같이, 로봇은 그 자세를 정확하게 추정해야만 환경 지도 작성을 정확하게 할 수 있다. 로봇의 방향을 보정하기 위해, 본 논문의 시뮬레이션에서는 로봇은 자이로를 이용하여 절대적인 방향의 측정을 통하여 로봇의 방향을 보정할 수 있다. 결과적으로 표 1의 기본적인 확장 칼만 필터 기반의 SLAM 알고리즘은 다음과 같이 변화된다.

표 2는 기존의 확장 칼만 필터 기반의 SLAM 알고리즘 속에 로봇의 방향을 보정하는 확장 칼만 필터를 추가한 것이다. 기존의 로봇의 상태 벡터와 공분산 행렬을 가져오되 표 2의 줄 번호 2에서 로봇의 방향 성분만을 다시 가져와 로봇의 방향 보정만을 위한 확장 칼만 필터가 추가 되었다.

표 2. 로봇의 방향 보정을 위한 추가적 확장 칼만 필터를 이용한 확장 칼만 필터 기반의 SLAM.

Table 2. Algorithm of the EKF SLAM to correct robot heading using redundant EKF.

```

1: Algorithm of the EKF SLAM for correction of
   heading ( $X_{k-1}, P_{k-1}, U_k, Z_k$ )
2:  $\hat{X}_{(k|k-1)} = f(\hat{X}_{(k-1)}, U_{(k)},)$ 
    $P_{(k|k-1)} = F_{(k)} P_{(k-1|k-1)} F_{(k)}^T + G_{(k)} Q_{(k)} G_{(k)}^T$ 
    $\hat{\Theta}_{(k|k-1)} = f(\hat{\Theta}_{(k-1)}, U_{\Theta(k)},)$ 
    $P_{\Theta(k|k-1)} = F_{\Theta(k)} P_{\Theta(k-1|k-1)} F_{\Theta(k)}^T + Q_{\Theta(k)}$ 
    $\tilde{A}_{\Theta(k)} = Z_{\Theta(k)} - h(\hat{\Theta}_{(k|k-1)}, 0)$ 
    $S_{\Theta(k)} = H_{\Theta(k)} P_{\Theta(k|k-1)} H_{\Theta(k)}^T + R_{\Theta(k)}$ 
    $K_{\Theta(k)} = P_{\Theta(k|k-1)} H_{\Theta(k)}^T S_{\Theta(k)}^{-1}$ 
    $\hat{\Theta}_{(k|k)} = \hat{\Theta}_{(k|k-1)} + K_{\Theta(k)} \tilde{A}_{\Theta(k)}$ 
    $P_{\Theta(k|k)} = P_{\Theta(k|k-1)} - K_{\Theta(k)} S_{\Theta(k)} K_{\Theta(k)}^T$ 
   return  $(\Theta_{(k|k)}, P_{\Theta(k|k)})$ 
3: if detect landmark
4: if have not seen
5: augmentation (insert landmark's position and
   covariance to state vector and covariance
   respectively)
6: else if
7:  $\tilde{A}_{(k)} = Z_{(k)} - h(\hat{X}_{(k|k-1)}, 0)$ 
8:  $S_{(k)} = H_{(k)} P_{(k|k-1)} H_{(k)}^T + R_{(k)}$ 
9:  $K_{(k)} = P_{(k|k-1)} H_{(k)}^T S_{(k)}^{-1}$ 
10:  $\hat{X}_{(k|k)} = \hat{X}_{(k|k-1)} + K_{(k)} \tilde{A}_{(k)}$ 
11:  $P_{(k|k)} = P_{(k|k-1)} - K_{(k)} S_{(k)} K_{(k)}^T$ 
12: return  $\hat{X}_{(k|k)}, P_{(k|k)}$ 
13: else
    back to the line 2
    
```

Correction of heading

$$\theta_{k+1} = \theta_k + T \frac{V_{R(k)} - V_{L(k)}}{l} \tag{13}$$

예측 식은 식 (13)과 같다. 하지만 실제 로봇의 방향은 예측 식의 결과와는 차이가 있다. 이에 현재 로봇의 실제 방향을 알 수 있는 방법으로 측정 벡터 $Z_{\Theta(k)}$ 를 자이로를 통하여 획득하고 예측치 $(\Theta_{(k|k-1)})$ 와 실측치 $(Z_{\Theta(k)})$ 와의 오차를 계산한 값 $(S_{\Theta(k)})$ 을 통해 이에 대한 게인 값을 예측치에 취해 줌으로서 로봇의 방향을 보정할 수 있다.

이렇게 보정된 로봇 방향의 값을 가지고 랜드 마크를 측정하였을 경우 랜드 마크의 측정에 대한 오차 또한 줄일 수 있으며 랜드 마크에 대한 측정 오차가 적을 수록 로봇의 위치를 보다 정확하게 추정할 수 있게 되는 연쇄적인 이점을 보장할 수 있다.

그러나 기존의 확장 칼만 필터 기반의 SLAM은 로봇의 상태 벡터에 위치와 방향에 대한 요소를 포함하여 이에 대한 예측이 동시에 이루어 진다. 또한, 랜드 마크의 측정이 이루어지는 탐지 단계를 통하여 로봇의 위치와 자세를 보정하게 되는데, 이는 높은 정확성을 보장할 수 없다. 왜냐하면 로봇의 방향에 대한 예측이 불확실할 경우, 즉 로봇의 방향에 오차가 상당 포함되어 있을 경우는 랜드 마크에 대한 탐지가 발생할 경우 식 (4)에 의해서 랜드 마크와 로봇간의 거리 및 각도를 계산하게 되는데 각도를 계산하는 식에서 로봇의 방향에 대한 오차가 랜드 마크의 위치를 계산 하는데 까지 영향을 미쳐 로봇은 실제와는 다른 랜드 마크의 위치를 인식하게 된다. 이러한 악순환으로 인해 SLAM을 수행하였을 경우 그 결과는 실제와 달리 뒤틀려지게 된다.

확장 칼만 필터 기반의 SLAM의 경우, 자율 이동 로봇은 랜드 마크를 탐지할 때마다 그 랜드 마크가 새로운 것인지 이전에 탐지하였던 것인지를 판단하고 새로운 것이면 그 탐지의 결과로 랜드 마크의 위치를 자율 이동 로봇의 상태 벡터에 추가하게 되며 이전에 탐지 했던 랜드 마크를 재 탐지해야만 자율 이동 로봇의 자세와 위치, 랜드 마크의 위치를 보정할 수 있게 된다. 만약 자율 이동 로봇이 외부 환경에 대해 아무런 정보를 가지고 있지 않다면 로봇은 경로에 대한 폐 경로를 형성하기 전까지는 예측만을 거듭하여 주행을 하게 되고 랜드 마크에 대한 탐지가 발생하지 않는다면 로봇에 위치와 자세에 대한 보정이 발생하지 않고 그 오차는 누적된다. 이 문제를 해결하기 위해 랜드 마크에 대한 정보를 많이 추출하고 한 번에 여러 개의 랜드 마크를 탐지하는 다중 탐지를 하게 되면 기하급수적으로 늘어나는 계산량 $(O(N^2)N$: 랜드 마크의 개수)의 문제와 다중 탐지 시 발생하는 랜드 마크의 정체 구분에 대한 문제점이 발생한다. 추가적인 확장 칼만 필터를 사용하여 랜드 마크를 재 탐지하기 전까지 로봇의 자세만을 보정하는 시뮬레이션 결과를 통하여 그 타당성을 검증코자 하겠다.

V. 시뮬레이션 결과

시뮬레이션은 사각형의 경로와 원형 경로를 따르게 하여 odometry 정보만으로 주행, 확장 칼만 필터 기반의 SLAM 수

행, 제안한 방법으로 SLAM 수행하여 2회씩, 총 6회, matlab을 통하여 실시하였다. 시뮬레이션에 앞서, 실제 환경에서의 실험과 동등한 오차를 시뮬레이션에서 가하기 위하여 실제 자율 이동 로봇을 가지고 간단한 주행 실험을 각 10회 실시하였다. 로봇이 일정 구간을 주행하는 동안 주행 노면에 높이 약 3cm 가량의 요철을 균일한 간격으로 설치하여 그 방향의 뒤틀림을 측정한 결과, 그 오차의 변화 폭이 $-0.15 \sim -0.20$ rad/sec로 나타났다. 또한 로봇의 방향 전환 시의 오차를 측정한 결과 그 오차의 변화 폭이 $-0.01 \sim -0.02$ rad/sec 정도로 나타났다. 위의 기초 실험을 바탕으로 시뮬레이션에서는 로봇이 이동하는 일정 거리 간격으로 주행 노면 요철에 해당하는 방향 오차를 $-0.15 \sim -0.20$ rad/sec 사이에서 무작위로 가하였으며, 방향 전환 시 또한 기초 실험에서 획득한 정보로 $-0.01 \sim -0.02$ rad/sec 사이에서 무작위로 오차를 가하였다. 각 시뮬레이션마다 실제 로봇의 방향과 추정된 로봇의 방향의 차를 구하여 로봇 방향의 뒤틀림과 보정 정도의 확인을 용이하게 하기 위하여 그래프로 나타내었다.

그림 4는 첫 번째 대조 시뮬레이션으로서, odometry 정보만으로 로봇이 주행했을 때의 시뮬레이션 결과이다. 굵은 실선이 로봇의 목표 궤적이며 그 선 위에 있는 삼각형이 로봇의 목표 자세이다. 가는 실선은 실제 추정된 로봇의 궤적이며 목표 궤적에 상당히 떨어져 있는 삼각형이 실제 추정된 로봇의 자세이다. Odometry 오차의 누적뿐만 아니라 불규칙한 지면의 영향으로 방향의 흐트러짐으로 인하여 실제 궤적이 목표 궤적에 비해 상당히 벗어났음을 확인할 수 있다.

그림 5의 두 번째 대조 시뮬레이션에서는 확장 칼만 필터에 기반한 SLAM을 수행했을 때의 결과를 보여준다. 환경의 특징점, 즉 랜드 마크를 탐지함으로써 로봇의 위치를 보정하고 있지만 지속적으로 로봇의 방향을 보정하지 못하여 odometry 정보만으로 주행했을 때보다는 정확한 위치추정을 하였지만 여전히 추정된 로봇의 궤적은 큰 오차 값을 가지고 있다. 또한 이로 인하여 탐지한 랜드 마크의 위치까지 영향을 받아 그 위치가 어긋나 있음을 확인할 수 있다.

본 논문에서 제시한 추가적인 확장 칼만 필터를 사용하여

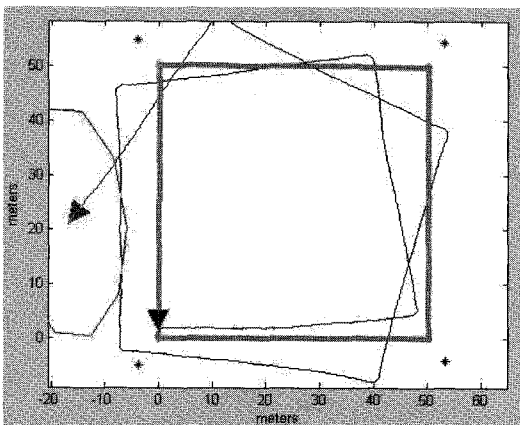


그림 4. Odometry 정보만을 이용한 로봇의 위치 추정 (사각형의 경로).

Fig. 4. Estimation of robot's position with odometry (rectangular path).

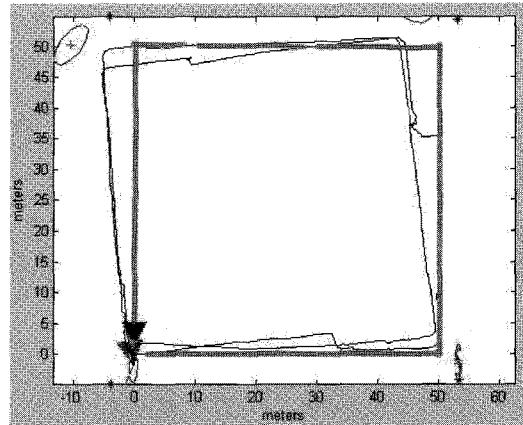


그림 5. 확장 칼만 필터 기반의 SLAM (사각형의 경로).

Fig. 5. SLAM based on EKF (rectangular path).

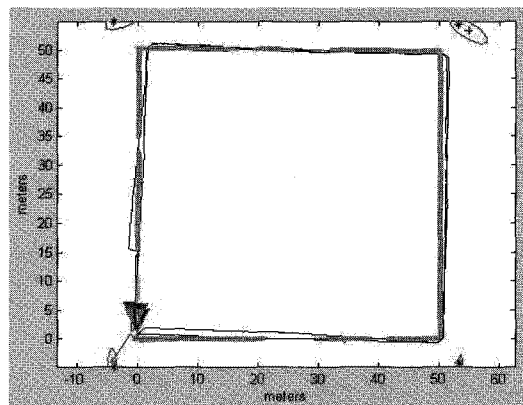


그림 6. 추가적인 확장 칼만 필터를 사용한 EKF SLAM (사각형의 경로).

Fig. 6. Correction of robot's heading using redundant EKF (rectangular path).

SLAM을 수행한 결과, 그림 4, 그림 5와 비교하여 그림 6에서 나타난 것과 같이 보다 정확한 SLAM의 결과를 확인할 수 있다. 추가적인 확장 칼만 필터를 이용하여 지속적으로 로봇의 방향을 보정해줌으로써 추정된 로봇의 궤적이 목표 궤적을 잘 추적했을 뿐 아니라 로봇의 자세가 정확하게 추정

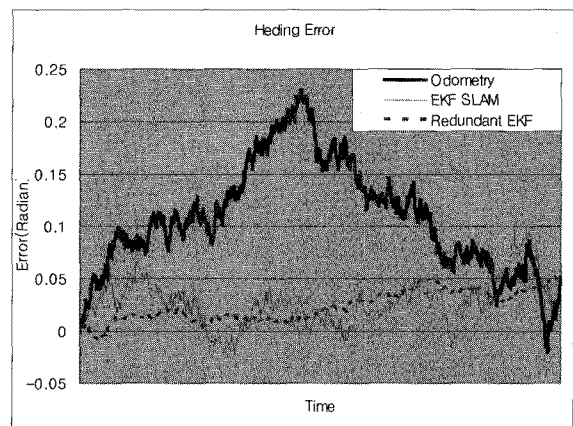


그림 7. 각 시뮬레이션에서 heading 오차 그래프.

Fig. 7. Graph of heading error (rectangular path).

됨으로써 로봇이 탐지한 랜드마크의 위치 또한 정확하게 측정되었다.

위 시뮬레이션을 통하여 로봇이 직선으로 주행하는 일정 구간의 방향 오차를 그래프로 나타내었다.

Odometry 정보만으로 로봇이 주행했을 경우, 그림 7에서 보는 바와 같이 그 오차의 변화 폭이 상당히 크다. 단일의 확장 칼만 필터를 사용하여 랜드마크의 탐지를 통해 로봇 자세의 보정이 실행됐지만 추가적인 확장 칼만 필터를 사용하여 그 오차를 보정한 시뮬레이션보다 정확하다.

아래 그림에서와 같이 원형의 궤적을 추적하는 시뮬레이션 결과 또한 비슷한 양상을 보여준다.

그림 11에서는 보는 바와 같이 원형 궤적을 추적하는 시뮬레이션도 odometry 정보만으로 주행했을 때는 시간이 흐를수록 그 오차가 계속 누적되어 방향에 관한 오차 또한 증가한다. 확장 칼만 필터 기반의 SLAM은 랜드마크의 탐지로 일정한 보정은 이루어지지만 여전히 그 오차의 변화가 많다. 그러나 추가적인 확장 칼만 필터를 적용한 시뮬레이션 결과는 그 오차가 지속적으로 보정되기 때문에 방향의 오차 변화 폭이 적다.

VI. 결론

본 논문에서 로봇이 불규칙한 노면 주행 환경에서 SLAM을 수행할 때, 노면의 영향을 많이 받는 로봇의 방향을 보정

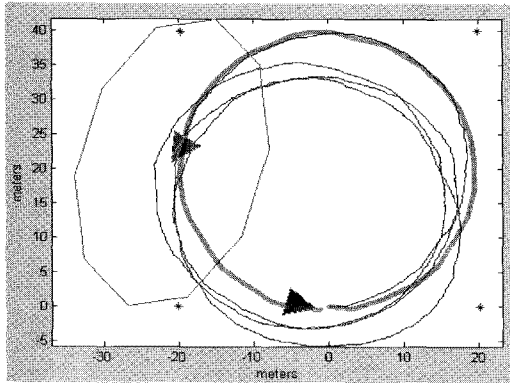


그림 8. Odometry 정보만을 이용한 로봇의 위치 추정 (원형의 경로).
Fig. 8. Estimation of robot's position with odometry (circular path).

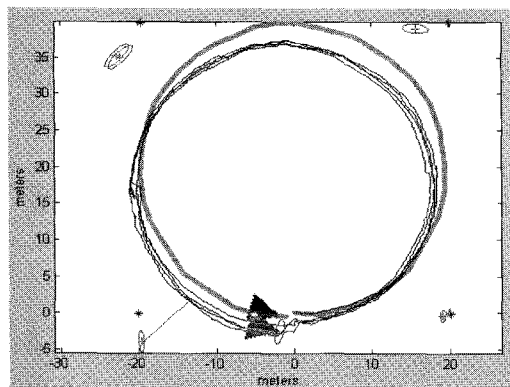


그림 9. 확장 칼만 필터 기반의 SLAM(원형의 경로).
Fig. 9. SLAM based on EKF (circular path).

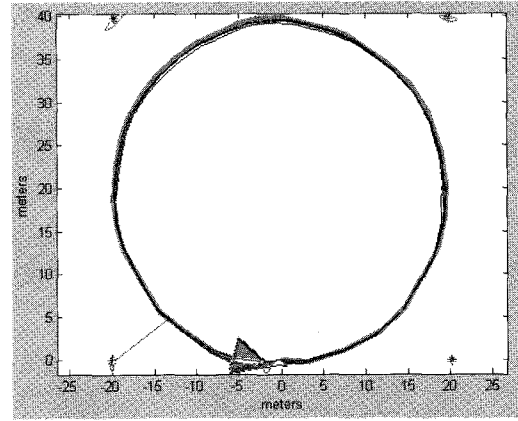


그림 10. 추가적인 확장 칼만 필터를 사용한 EKF SLAM (원형의 경로).
Fig. 10. Correction of robot's heading using redundant EKF (circular path).

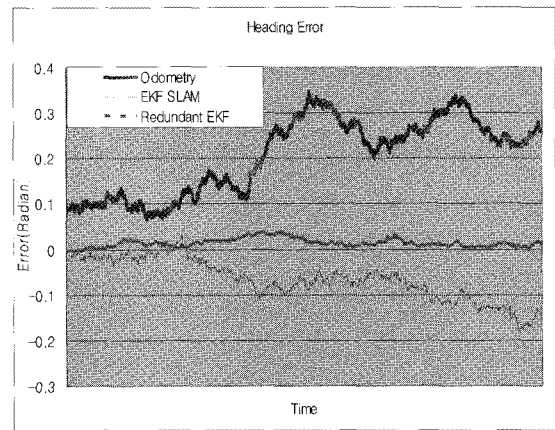


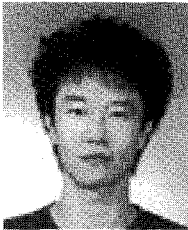
그림 11. 각 시뮬레이션에서 heading 오차 그래프.
Fig. 11. Graph of heading error (circular path).

하기 위해 추가적인 확장 칼만 필터의 적용을 제안하였다. 시뮬레이션 결과의 비교를 통하여 제안한 방법이 적용 가능한 것을 증명하였다. 로봇이 odometry 정보만으로 주행할 때, 누적되는 오차와 로봇의 자세 보정을 위해 확장 칼만 필터 기반의 SLAM을 수행했지만 무한궤도를 구동 방법으로 하는 로봇의 기구학적 특성 때문에 로봇의 자세 보정이 정확히 이루어지지 않았다. 그러나 추가적인 확장 칼만 필터의 적용으로 로봇의 방향 보정까지 정확하게 함으로써 정확한 로봇의 위치 추정과 랜드마크의 탐지가 동시에 이루어졌다. 이는 기존의 자율 이동 로봇을 이용한 SLAM 수행에 있어서 매끄럽고 평탄한 제한된 환경에서의 검증 한계를 개선할 수 있는 여지를 제시하였다. 현재 실제 실험에서의 검증을 위한 무한궤도 형태의 자율 이동 로봇의 제작이 완료된 상태이며 알고리즘 탑재를 위한 작업이 진행 중이다.

그러나 추가적인 확장 칼만 필터의 적용은 확장 칼만 필터에 기반한 SLAM보다 높은 계산상의 복잡성을 요구한다. 랜드마크의 개수가 많아지면 이는 심각한 문제를 야기하므로 이에 대한 연구가 진행 되어야 할 것이다.

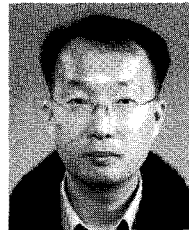
참고문헌

- [1] M. Dissanayake, P. Newman, S. Clark, H. D.-Whyte, and M. Csorba, "A solution to the simultaneous localization and mapping (slam) problem," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 17, no. 3, pp. 229-241, 2001.
- [2] D. Simon, *Kalman filtering*, Embedded Systems Programming, pp. 72-79, 2001.
- [3] E. F. Schneider and D. Wildermuth, "Using extended Kalman filter for relative localization in a moving robot formation," *Fourth International Workshop on Robot Motion and Control*, pp. 85-90, June 2004.
- [4] G. Welch, and G. Bishop, "An introduction to the Kalman filter," *ACM SIGGRAPH Tutorial*, 2001.
- [5] R. C. Smith and P. Cheeseman, "On the representation and estimation of spatial uncertainty," *International Journal of Robotics Research*, vol. 5, no. 4, pp. 56-68, 1986.
- [6] J. Tardos, J. Niera, P. Newman, and J. Leonard, "Robust mapping and localization in indoor environments using sonar data," *International Journal of Robotics Research*, vol. 21, no. 4, pp. 311-330, 2002.
- [7] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, "Probabilistic robotics," The MIT Press, 2005.
- [8] M. Montemerlo, "Fast SLAM : a factored solution to the simultaneous localization and mapping problem with unknown data association," *American Association for Artificial Intelligence*, 2003.
- [9] P. Moutarlier and R. Chatila, "An experimental system for incremental environment modeling by an autonomous mobile robot," *1st International Symposium on Experimental Robotics*, vol. 139, pp. 327-346, June 1989.



박재용

2007년 영남대학교 전기공학과(공학사).
2007년~현재 영남대학교 대학원 전기공학과 석사과정 재학 중. 관심분야는 자율 이동 로봇의 위치 인식과 지도작성 (SLAM).



최정원

1995년 영남대학교 전기공학과(공학사).
1997년 영남대학교 전기공학과(공학석사). 2002년 영남대학교 전기공학과(공학박사). 2003년~2006년 STX중공업(주) 연구소 과장. 2006년~현재 국립 금오 공과대학 전자공학부 교수. 관심분야는 이동 로봇, Fuzzy-Neural net 시스템, Linear Motor Control, 섬유키기 제어.



이석규

1979년 서울대학교 전기공학과(공학사).
1981년 서울대학교 전기공학과(공학석사). 1989년 Univ. of California, Los Angeles (공학박사). 1982년~현재 영남대학교 전기공학과. 관심분야는 홈네트워킹, 모바일 로봇, 임베디드 시스템, 리니어 모터 제어.



박주현

1990년 경북대학교 전자공학과(공학사).
1997년 POSTECH 전자전기공학과(공학박사). 2000년~현재 영남대학교 전기공학과. 관심분야는 비선형제어이론 및 응용.