

변형된 칼만 필터를 이용한 이동 로봇의 위치 추정

*강성호, *정경권, **이용구, *엄기환
 *동국대학교 전자공학과, **한림성심대학 의료기기정보과
 e-mail : kihwanum@dongguk.edu

Position estimation of mobile robot using modified kalman filter

*Seon Ho Kang, *Kyung Kwon Jung, **Yong Gu Lee, *Ki Hwan Eom
 *Department of Electronic Engineering, Dongguk University
 **Department of Medical Instrument and Information, Hallym College

Abstract

This paper proposes a method of position estimating through compensating the autonomous mobile robot's noise. Proposed method is that estimated position error by modified Kalman filter method using neural network. We use a neural network for measurement noise covariance and system noise covariance. In order to verify the effectiveness of the proposed method, we performed experiments for position estimation. The results show that convergence and position error is reduced than the Kalman filter method.

I. 서론

칼만 필터 방식은 불확실한 정보로부터 관심있는 정보를 추정하기 위한 추정의 한 방식이며, 일반적으로 노이즈에 영향을 받는 센서의 측정값으로부터 통계적인 상태추정기로 이용되며, 최적 상태추정기로 알려져 있다. 또한, 칼만 필터에서 연속적으로 얻어지는 정보들은 가장 최신의 정보로 통합하기 때문에 모든 데이터를 저장할 필요가 없다. 일반적으로 칼만 필터는 시스템의 수식적인 모델이 정확하다는 가정하에 개발되었지만 실제로 시스템 모델은 완전히 알 수는 없다. 잘못 선택한 노이즈 공분산은 칼만 필터의 발산의 원인이 될 수 있다[1].

본 논문에서는 이러한 문제점들을 해결하기 위해 바퀴로 구성된 자율이동로봇의 노이즈를 고려한 위치추정 방식을 제안한다.

II. 제안한 칼만 필터

칼만 필터는 노이즈 영향을 받고 있는 선형 시스템의 최적의 상태를 추정하기 위한 순환 데이터 처리 알고리즘이다[1].

노이즈 영향을 받고 있는 선형 시스템의 이산 상태 방정식은 식 (1)과 같고, 측정 방정식은 식 (2)와 같다.

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{w}(k), \quad (1)$$

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k), \quad (2)$$

2.1 측정 노이즈 추정

추정한 측정 노이즈 공분산 행렬을 $\hat{\mathbf{R}}$ 이라 하고, 식 (3)과 같다.

$$\hat{\mathbf{R}}(k) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} [\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}}]^T [\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}}] \quad (3)$$

여기서 $\bar{\mathbf{v}}$ 는 평균값으로 식(4)와 같다.

$$\bar{\mathbf{v}} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{v}_i \quad (4)$$

측정 공분산의 추정 오차를 식(5)와 같다고 하면, 성능지수를 식(6)과 같이하여 역전파알고리즘을 이용하여 신경회로망을 학습시킨다.

$$\mathbf{e}_R(k) = \mathbf{R}(k) - \hat{\mathbf{R}}(k). \quad (5)$$

$$F(\mathbf{e}) = E \left[\left\{ \mathbf{R}(k) - \hat{\mathbf{R}}(k) \right\}^T \left\{ \mathbf{R}(k) - \hat{\mathbf{R}}(k) \right\} \right] \quad (6)$$

2.2 시스템 노이즈 추정

식(1)을 이용하여 시스템 노이즈를 전개하면 식 (7)과 같다.

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{x}(k+1) - \{ \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) \} \quad (7)$$

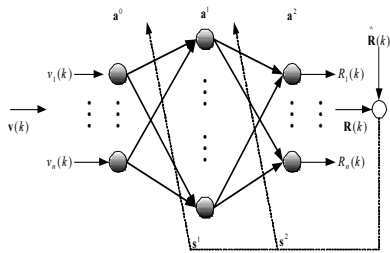
시스템 공분산의 추정은 식(8)과 같다.

$$\hat{\mathbf{Q}}(k) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} \left[\mathbf{e}_{x_i} - \bar{\mathbf{e}}_x \right]^2, \quad (8)$$

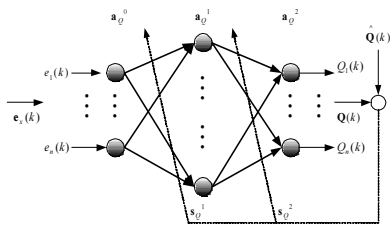
시스템 공분산의 추정 오차를 식(9)와 같다고 하면, 성능지수를 식(10)과 같이하여 역전파알고리즘을 이용하여 신경회로망을 학습시킨다.

$$\bar{\mathbf{e}}_x = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{e}_{x_i} \quad (9)$$

$$\mathbf{e}_Q(k) = \mathbf{Q}(k) - \hat{\mathbf{Q}}(k) \quad (10)$$



(a) 측정 노이즈 공분산 신경회로망



(b) 시스템 노이즈 공분산 신경회로망
그림 1. 신경회로망을 이용한 칼만 필터

II. 실험

그림 2와 같은 이동 로봇을 제작하여 칼만 필터 방식과 제안한 방식을 비교하였다.

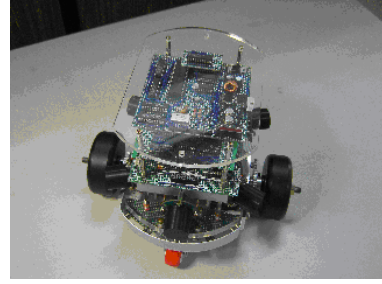


그림 1. 이동 로봇

그림 2는 기존 칼만 필터 방식의 실험 결과이고 그림 3은 제안한 방식의 결과이다.

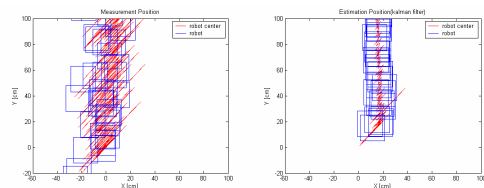


그림 2. 칼만 필터 방식의 측정 위치

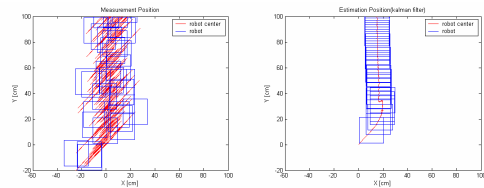


그림 3. 제안한 방식의 측정 위치

IV. 결론

본 논문에서는 이동 로봇의 노이즈를 보상하는 위치 추정 방식을 제안하였다. 제안한 방식은 위치 에러 추정에 신경회로망을 사용하는 수정된 칼만 필터를 사용하는 방식으로, 칼만 필터의 측정 노이즈 공분산과 시스템 노이즈 공분산에 신경회로망을 사용하였다. 제안한 방식의 유용성을 확인하기 위하여 실험을 통하여 기존의 칼만필터 방식과 비교한 결과, 위치 오차에 대해서 제안한 방식이 11.08%가 감소한 것을 확인하였다.

참고문헌

[1] Simon Haykin, Kalman Filtering and Neural Networks, Wiley, 2001.