
자율이동 로봇의 위치추정을 위한 변형된 칼만필터 방식

엄기환* · 강성호** · 김주웅*

Modified Kalman Filter Method for the Position Estimation of an Autonomous Mobile Robot

Ki-hwan Eom* · Seong-ho Kang** · Joo-woong Kim*

요 약

본 논문에서는 칼만 필터 위치 추정 방식에서 노이즈 공분산에 의해 발산이 되는 문제점을 개선하기 위해 바뀌로 구성된 자율이동 로봇에 노이즈를 고려한 위치추정 방식을 제안하였다. 제안한 방식은 신경회로망을 이용한 변형된 칼만 필터 설계 방식으로, 신경회로망을 이용하여 시스템 노이즈와 측정노이즈의 공분산을 추정함으로써 발산을 방지하는 것이다. 제안한 방식의 유용성을 자체 제작한 자율이동 로봇을 대상으로 시뮬레이션 및 실험을 통하여 칼만 필터 위치 추정방식보다 우수함을 확인하였다.

ABSTRACT

In order to improve on the divergence by noise covariance in the Kalman filter position estimation, we propose a method of position estimating through compensating the autonomous mobile robot's noise. Proposed method is the modified Kalman filter using neural network. It is prevented the divergence by the estimation of measurement noise covariance and system noise covariance. In order to verify the effectiveness of the proposed method, we performed simulations and experiments for position estimation. The results show that convergence and position error is reduced than the Kalman filter method.

키워드

Autonomous Mobile Robot, Position Estimation, Kalman Filter, Neural Network, Noise covariance

I. 서 론

오늘날 로봇은 혁신적인 이동성(mobility)과 자율성(autonomy)을 갖고 있다. 로봇의 이동성은 주위 환경을 자유롭게 움직일 수 있는 정도를 의미하며, 로봇의 자율성은 자신의 임무를 수행하기 위하여 주위환경으로부터 정보나 사전 지식에 의존하는 정도를 의미한다[1].

자율이동로봇에 있어 항해(navigation)는 한 장소에서

다른 장소로 안전하게 이동하는 것을 의미한다. 로봇항해에 있어 자신이 어디쯤에 있는지 찾는 것을 위치추정이라 하고, 자율이동로봇의 위치추정은 자율이동로봇 설계에 있어 핵심적인 문제이다[2-3].

로봇은 자신의 위치를 파악하기 위해 주위환경의 상황이나 자신이 취한 행동을 상대적이거나 절대적인 측정(測定)방식으로 접근한다. 이러한 측정방식으로 획득한 정보로 로봇은 가능한 정확하게 자신의 위치를 결정

* 동국대학교
** (주)마스타 연구소

해야 한다. 그러나 로봇의 정확한 위치 파악을 어렵게 하는 것은 로봇의 구동과 센싱에 불확실성이 존재하기 때문이다. 로봇은 일반적으로 항해하는 동안 자신의 위치를 파악하기 위해 가속센서, 관성센서, 기록센서 등 다양한 센서를 사용하며, 이러한 센서들의 측정값은 바닥위에서 로봇의 변위를 추정하고 이러한 추정값은 로봇의 위치추정에 이용된다.

그러나 여러 가지 센서들의 노이즈 성분 때문에 측정값은 부정확하여 로봇은 여러센서의 측정값에 오차의 개념을 가지고 있을 필요가 있으며, 오차의 개념을 로봇의 위치를 추정할 때 고려하여야 한다[4-5].

자율이동로봇의 위치추정방식은 지형기반 Markov 위치추정, Grid기반 Markov 위치추정, 칼만필터 위치추정 방식 등이 있다. 칼만필터 방식은 불확실한 정보로부터 관심있는 정보를 추정하기 위한 추정의 한 방식이며, 일반적으로 노이즈에 영향을 받는 센서의 측정값으로부터 통계적인 상태추정기로 이용되며, 최적 상태추정기로 알려져 있다[5-7].

그러나 일반적으로 칼만필터 방식은 시스템의 수식적인 모델이 정확하다는 가정하에 개발 되었지만 실제로 시스템 모델은 완전히 알 수는 없으며, 잘못 선택한 노이즈 공분산은 칼만필터의 발산의 원인이 되고 있다 [3-4][8].

본 논문에서는 칼만필터 위치추정 방식의 문제점을 해결하기 위해 바뀌로 구성된 자율이동로봇에 노이즈를 고려한 위치추정 방식을 제안한다. 제안한 방식은 노이즈 공분산으로 인한 칼만필터 방식의 발산을 방지하기 위해 신경회로망을 이용한 변형된 칼만필터 설계 방식이다. 즉 제안한 방식의 목적은 신경회로망을 이용하여 노이즈 공분산을 추정하는 것이다. 제안한 방식의 유용성을 확인하기 위하여 로봇의 위치 추정에 대하여 제안한 신경회로망을 이용한 칼만필터 방식과 기존의 일반적인 방식에 대하여 시뮬레이션 및 제작한 자율 이동 로봇의 실험을 통하여 비교 검토한다.

II. 신경회로망을 이용한 칼만필터 방식의 성능 개선

칼만필터 방식은 프로세스의 운동특성과 프로세스에 영향을 주는 노이즈 성분들이 제로 평균 백색잡음이

고, 정확하게 알려져 있는 것을 요구하며, 칼만필터의 이론적인 동작과 실제적인 동작이 일치하지 않는다면 발산의 문제가 발생할 수 있다[5-6].

2.1 일반적인 칼만필터 방식

노이즈 영향을 받고 있는 선형 시스템의 이산 상태방정식은 식 (1)과 같고, 측정 방정식은 식 (2)와 같다[6].

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

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

여기서, \mathbf{x}_{k+1} 는 시스템의 다음 상태, \mathbf{x}_k 는 시스템의 현재 상태, \mathbf{u}_k 는 입력벡터, \mathbf{A} 는 상태전이 행렬, \mathbf{B} 는 제어입력 행렬, \mathbf{w}_k 는 프로세스노이즈, \mathbf{z}_k 는 측정값 벡터, \mathbf{H} 는 측정행렬, \mathbf{v}_k 는 측정 노이즈를 나타낸다.

랜덤변수인 프로세스 노이즈 \mathbf{w}_k 와 측정 노이즈 \mathbf{v}_k 는 서로 독립이고, 화이트(white)이며 제로 평균인 정규분포로 가정한다[8].

$$P(\mathbf{w}) \sim N(0, \mathbf{Q}) \quad (3)$$

$$P(\mathbf{v}) \sim N(0, \mathbf{R}) \quad (4)$$

여기서, \mathbf{Q} 는 프로세스노이즈의 공분산, \mathbf{R} 은 측정노이즈의 공분산을 나타낸다. 칼만필터는 최적으로 시스템의 상태 \mathbf{x}_{k+1} 를 찾는 것이다. 칼만필터의 경우 \mathbf{x}_{k+1} 를 추정하기 위한 최선의 조합은 식 (5)와 같다. 식 (5)는 칼만 갱신(update) 방정식으로 유명하다[1][8].

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k} = \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k \left\{ \mathbf{z}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} \right\} \quad (5)$$

여기서, $\hat{\mathbf{x}}_{k/k}$ 는 \mathbf{x}_k 의 추정값, $\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}$ 는 \mathbf{x}_k 의 사

전(priori) 추정값, \mathbf{K}_k 는 칼만계수, \mathbf{z}_k 는 측정값, $\hat{\mathbf{H}}\mathbf{x}_{k/k-1}$ 은 사전 측정값의 추정을 나타낸다.

2.2 신경회로망을 이용한 측정 노이즈 공분산의 추정
시스템의 상태 방정식으로부터 측정 방정식을 다시 쓰면 식 (6)과 같다.

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (6)$$

식 (6)으로부터 측정 노이즈에 대하여 방정식을 전개하면 식 (7)과 같다.

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}\mathbf{x}_k \quad (7)$$

식 (7)은 측정값과 측정 추정값 사이의 오차를 의미하고, 이러한 오차를 공분산의 정의에 따라 전개하면 식 (8)과 같고, 이론적인 노이즈 공분산의 추정값이 된다.

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} \left[\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}} \right]^T \left[\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}} \right] \quad (8)$$

여기서, $\bar{\mathbf{v}}$ 는 \mathbf{v} 의 평균값이며 식 (9)와 같다.

$$\bar{\mathbf{v}} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{v}_i \quad (9)$$

노이즈 공분산의 추정값과 실제 공분산 \mathbf{R} 사이의 차는 공분산 추정 오차 이므로 식 (10)과 같이 전개할 수 있고, 이러한 오차를 평균 제곱오차(mean square error)를 취함으로써 다층 신경회로망의 성능지수(performance index)가 된다.

$$\mathbf{e}_{Rk} = \mathbf{R}_k - \hat{\mathbf{R}}_k \quad (10)$$

신경회로망은 학습을 통하여 최적의 노이즈 공분산

추정 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 를 얻을 수 있을 것이며, 신경회로망의 입력으로 측정 노이즈 \mathbf{v}_k , 신경회로망의 출력으로 측정 노이즈 공분산 \mathbf{R}_k 를 사용할 수 있다.

제안한 방식에서 신경회로망의 구조는 그림 1과 같다.

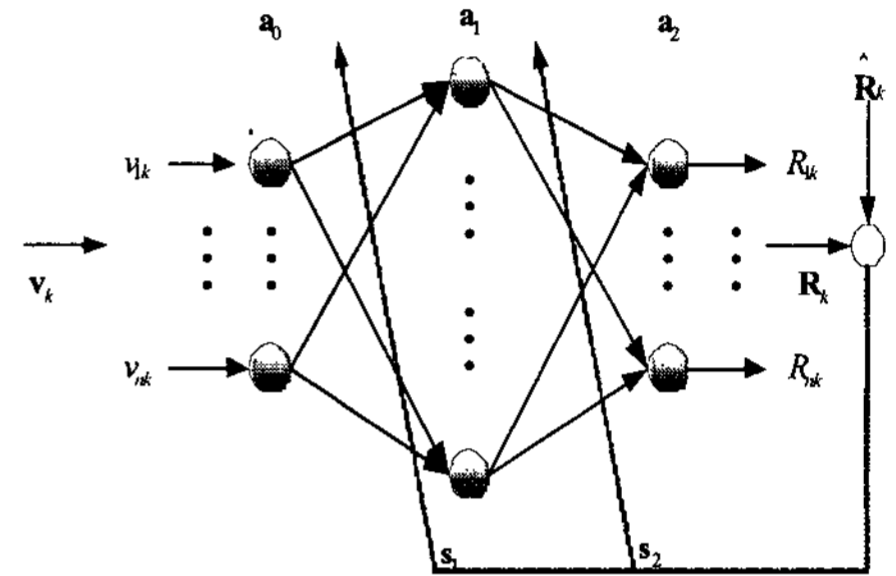


그림 1. 측정 노이즈 공분산에 대한 신경회로망 구조.

Fig. 1. Neural network for measurement noise covariance.

제안한 방식에서 신경회로망의 구조는 다층 신경회로망(multi-layer neural network) 구조이며, 오차 역전파(error backpropagation) 학습규칙을 이용한다[4][8]. 오차 역전파 학습규칙은 성능지수가 최소가 되도록 연결강도를 조정한다. 성능지수는 식 (11)과 같은 공분산 오차에 평균 제곱오차(mean square error)를 취한다.

$$F(\mathbf{e}) = E \left[\left\{ \mathbf{R}_k - \hat{\mathbf{R}}_k \right\}^T \left\{ \mathbf{R}_k - \hat{\mathbf{R}}_k \right\} \right] \quad (11)$$

여기서, $\hat{\mathbf{R}}_k$ 는 목표값 벡터, \mathbf{R}_k 는 신경회로망의 출력 벡터, E 는 기대값 연산자이다.

2.3 신경회로망을 이용한 시스템 노이즈 공분산의 추정

시스템의 상태 방정식을 다시 쓰면 식 (12)와 같다.

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k \quad (12)$$

식 (12)로부터 시스템 노이즈에 대하여 방정식을 전개하면 식 (13)과 같다.

$$\mathbf{w}_k = \mathbf{x}_{k+1} - \{\mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_k\} \quad (13)$$

식 (13)에서 $\{\mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_k\}$ 는 실제 추정하고자 하는 시스템의 상태로 볼 수 있으며, \mathbf{x}_{k+1} 은 노이즈 성분을 포함한 시스템 상태 추정값으로 볼 수 있으므로 식 (13)은 식 (14)와 같이 상태추정오차로 표현할 수 있다.

$$\mathbf{e}_{xk} = \hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k \quad (14)$$

식 (14)로부터 시스템 노이즈 공분산 추정에 관한 식으로 전개하면 식 (15)과 같이 표현할 수 있다.

$$\hat{\mathbf{Q}}(k) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} \left[\mathbf{e}_{xi} - \bar{\mathbf{e}}_x \right]^T \left[\mathbf{e}_{xi} - \bar{\mathbf{e}}_x \right] \quad (15)$$

여기서, $\bar{\mathbf{e}}_x$ 는 식 (16)과 같다.

$$\bar{\mathbf{e}}_x = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{e}_{xi} \quad (16)$$

시스템 노이즈 공분산의 추정값과 실제 공분산 \mathbf{Q} 사이의 차는 공분산 추정 오차이므로 식 (17)과 같이 전개할 수 있고, 이러한 오차를 평균 제곱 오차(mean squared error)를 취함으로써 신경회로망의 성능지수가 된다.

$$\mathbf{e}_{Qk} = \mathbf{Q}_k - \hat{\mathbf{Q}}_k \quad (17)$$

앞에서와 같이 식 (17)로부터 신경회로망은 학습을 통하여 최적의 노이즈 공분산 추정 $\hat{\mathbf{Q}}_k$ 를 얻을 수 있을 것이며, 신경회로망의 입력으로 측정 노이즈 \mathbf{e}_{xk} , 신경

회로망의 출력으로 측정 노이즈 공분산 \mathbf{Q}_k 를 사용할 수 있다.

시스템 노이즈 공분산에 대한 신경회로망의 구조는 그림 2와 같다.

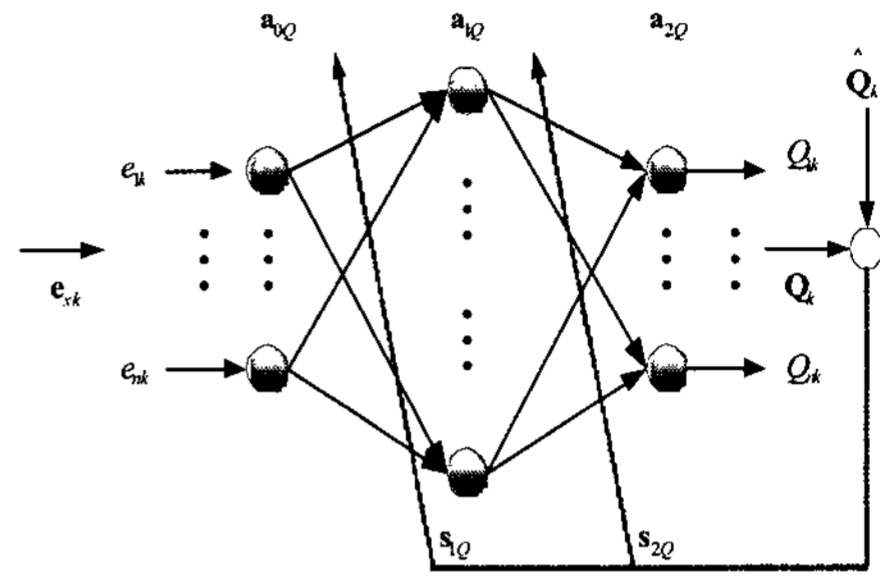


그림 2. 시스템 노이즈 공분산에 대한 신경회로망의 구조.

Fig. 2. Neural network for system noise covariance.

측정 노이즈 공분산과 마찬가지로 오차 역전파 학습 알고리즘을 이용한다[8].

III. 시뮬레이션

시뮬레이션을 하기위한 로봇 구동용 DC모터의 상태 방정식은 식 (18)과 같다.

$$w_m = K_v \left\{ V_{in} - R_m \left(I_0 + \frac{\tau_m}{k_r} \right) \right\} \quad (18)$$

여기서, K_v 는 속도 상수, V_{in} 은 인가 전압, R_m 은 종단저항, I_0 는 초기 전류, k_r 는 토크 상수, τ_m 은 토크이며, 토크에 관한 식은 식 (19)와 같다.

$$\tau_m = k_r (I_{in} - I_0) \quad (19)$$

여기서, I_{in} 는 인가전압이다. 시뮬레이션에 적용한 자율이동로봇은 differential 구동형이며 상태 방정식은 식 (20)과 같다.

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} v \\ w \end{bmatrix} \quad (20)$$

여기서, v 는 로봇의 선형 속도, w 는 로봇의 각속도 이고, 식 (21)와 같다.

$$\begin{aligned} v &= \frac{r_w}{2\eta} (\omega_l + \omega_r) \\ w &= \frac{r_w}{l\eta} (\omega_l - \omega_r) \end{aligned} \quad (21)$$

여기서, r_w 는 로봇바퀴의 반지름, η 는 기어비, ω_l 은 왼쪽 바퀴의 각속도, ω_r 은 오른쪽 바퀴의 각속도, l 은 로봇 바퀴간의 거리이다. 시뮬레이션에서 로봇바퀴의 반지름은 0.04m, 기어비는 48:1로 자체 제작한 실제 시스템 파라미터를 사용하였다.

3.1 일반적인 칼만필터 방식에 의한 위치 추정

이동로봇에 위치 추정을 위하여 칼만필터 이론을 적용한 일반적인 칼만필터 방식에 대하여 시뮬레이션한다[2].

시뮬레이션에 적용한 시스템 노이즈 공분산은 [10.5 10.5 5]이며, 측정 노이즈 공분산은 [50 50 20]이다. 주어진 공분산의 의미는 시스템 노이즈 보다 측정 노이즈에 영향을 많이 주고 있다는 의미이다[7-8].

그림 3은 로봇의 실제 위치를 나타내는 그림으로 모든 시뮬레이션에서 동일하게 사용한다.

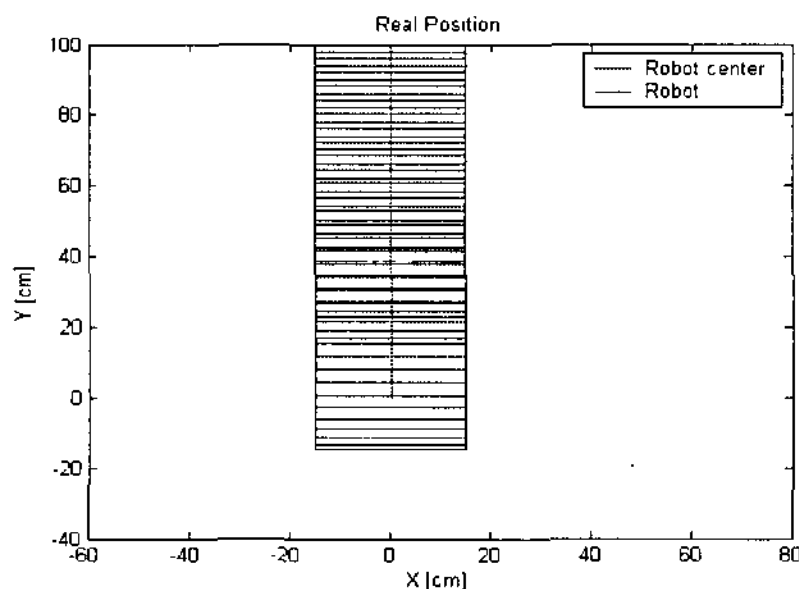


그림 3. 로봇의 실제 위치.
Fig 3. The real position of the robot.

그림 3에서 사각형은 로봇의 외형을 나타내며 실선은 로봇의 중심에서 위치 변화를 나타내는 그림이다. 그림 4는 센서에서 측정한 로봇의 위치 정보이다.

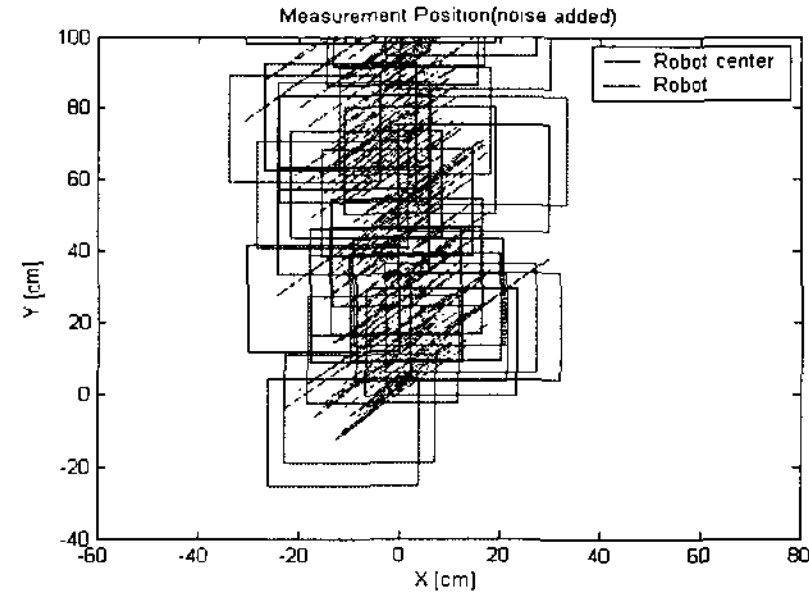


그림 4. 센서에서 측정한 로봇의 위치.
(측정노이즈가 큰 경우)

Fig. 4. The measured position of the robot.
(Large measurement noise)

그림에서 측정 노이즈에 의해서 로봇의 위치는 상당히 영향을 받고 있는 것을 확인할 수 있다. 그림 5는 일반적인 칼만필터 방식에 의하여 필터링된 위치 정보이다.

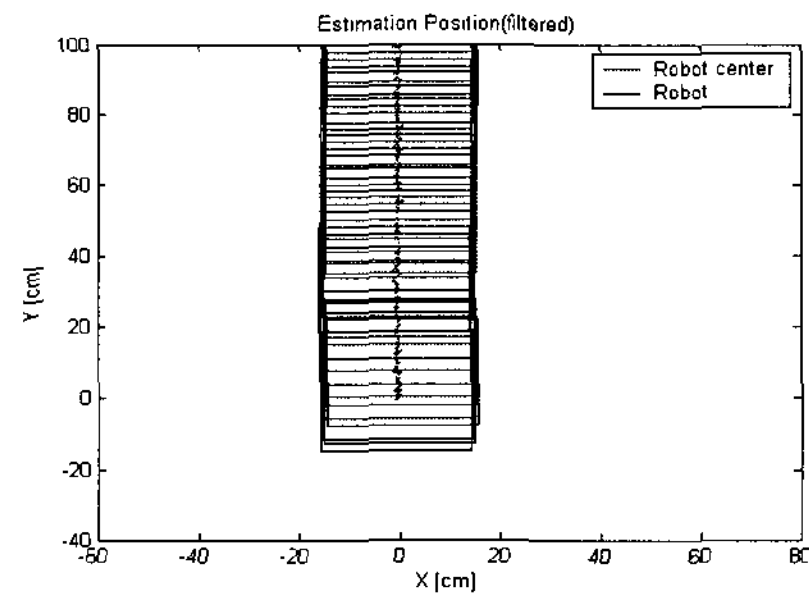


그림 5. 일반적인 칼만필터 방식에 의한 위치 추정.(측정노이즈가 큰 경우)

Fig. 5. The estimated position of the robot by the general Kalman filter method.(Large measurement noise)

그림 4에서 칼만필터 방식은 측정 노이즈에 강인한 성질을 갖고 있음을 확인할 수 있다. 그림 6은 좌표축에 따른 일반적인 칼만필터 방식의 위치 추정에 대한 오차를 나타내는 그림이다.

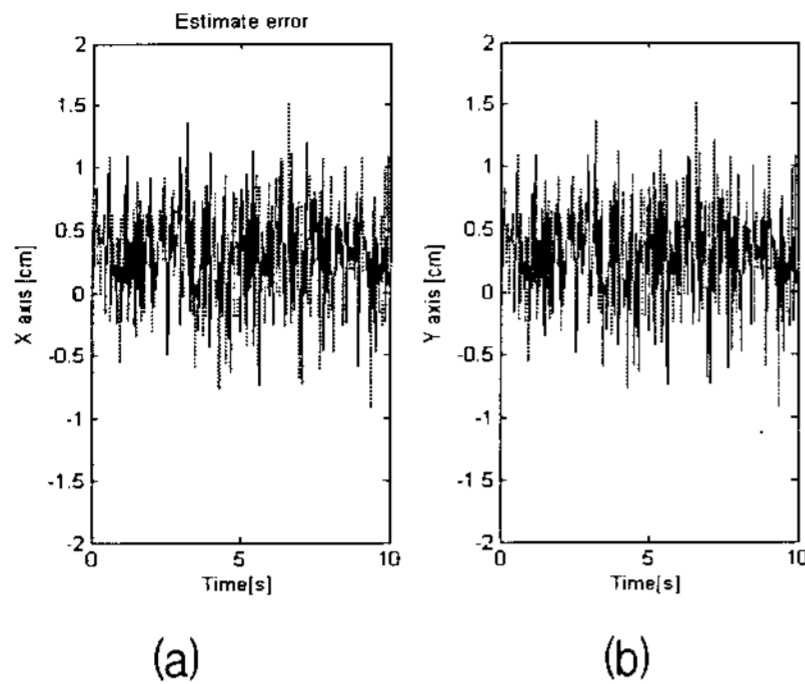


그림 6. 축에 따른 일반적인 칼만필터 방식에 의한 위치 추정 오차. (a) x축오차, (b) y축오차
 Fig. 6. The estimated position error by the general Kalman filter method, in regard to axis.

그림 6(a)는 x축에 관하여 시간에 따른 오차를 나타내고 그림6(b)는 y축에 관하여 시간에 따른 오차를 나타내는 그림이다. X축에 대하여 평균 0.43cm, Y축에 대하여 평균 0.37cm 위치 오차가 발생했다

3.2 일반적인 칼만필터 방식의 발산

다음은 일반적인 칼만필터 방식의 발산에 관하여 시뮬레이션 한 결과이다. 시뮬레이션에 적용한 시스템 노이즈 공분산은 [50 60 40]이며, 측정 노이즈 공분산은 [20 10 10]이다. 주어진 공분산의 의미는 시스템 노이즈가 측정 노이즈 보다 영향을 많이 받고 있다는 의미이다. 이는 시스템 모델링 단계에서 오차율이 크다는 것을 의미한다.

그림 7은 센서에서 측정한 로봇의 위치를 나타내는 그림이다.

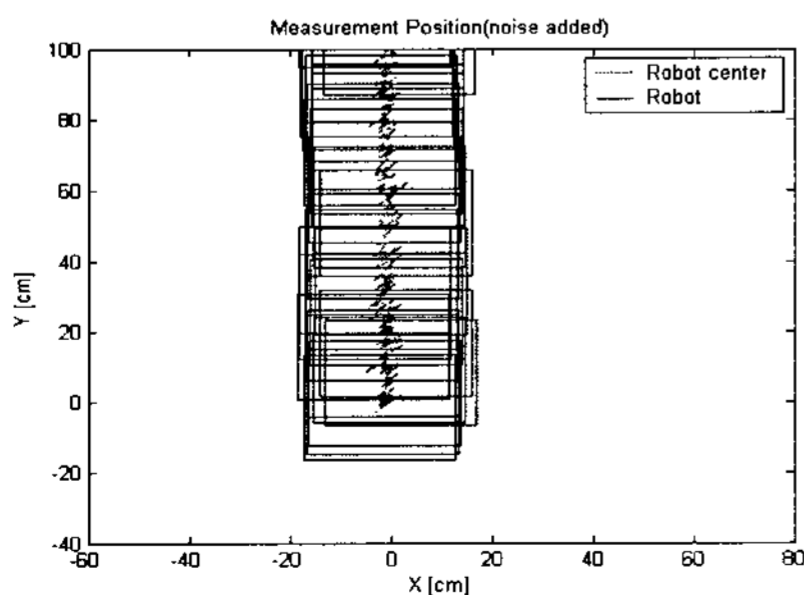


그림 7. 센서에서 측정한 로봇의 위치. (시스템 노이즈가 큰 경우)
 Fig. 7. The measured position of the robot. (Large system noise)

그림 8은 일반적인 칼만필터 방식에 의해 추정된 로봇의 위치를 나타내는 그림이다.

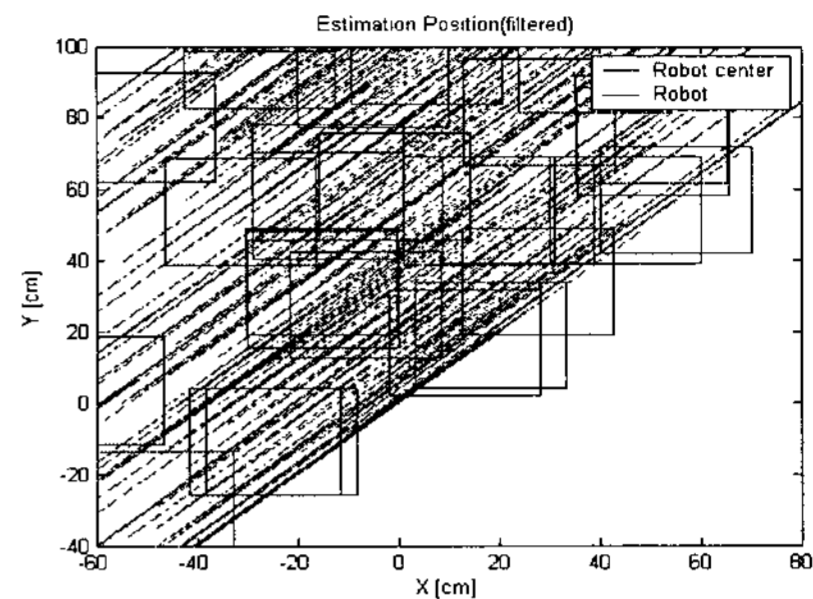


그림 8. 일반적인 칼만필터 방식에 의한 로봇의 추정된 위치.(시스템노이즈가 큰 경우)
 Fig. 8. The estimated position of the robot by the general Kalman filter method.(Large system noise)

칼만필터 방식은 그림 5와 같이 측정 노이즈에 강인하나, 그림 8과 같이 시스템 노이즈에 대하여서는 발산하는 것을 알 수 있으므로, 이는 칼만필터 설계시 주의를 하여야 한다.

3.3 제안한 신경회로망을 이용한 칼만필터 방식

신경회로망의 구성은 시스템 노이즈 공분산과 측정 노이즈 공분산에 대하여 각각 입력층에 3개의 뉴런과 은닉층에 5개의 뉴런 출력층에 3개의 뉴런을 사용하여 간단하게 구성하였다.

신경회로망의 학습률은 0.01, 초기 바이어스항은 1, 초기 가중치는 1과 1사이의 랜덤한 값, 활성화 함수는 log-sigmoid 함수를 사용하였다. 노이즈 공분산인 시스템 노이즈 공분산은 [50 60 40], 측정 노이즈 공분산은 [20 10 10]으로 일반적인 칼만필터 방식에서 발산했을 때와 같은 조건을 적용하였다.

그림 9는 센서에서 측정한 로봇의 위치를 나타내는 그림이다.

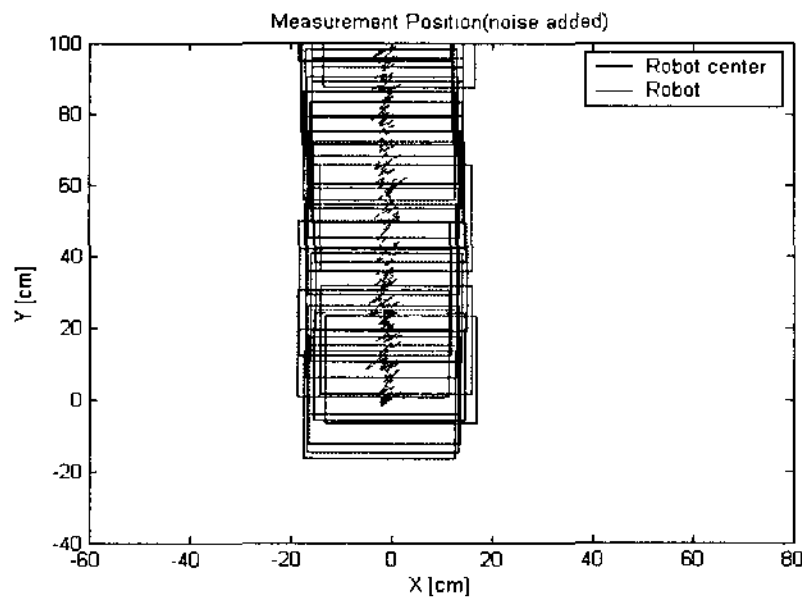


그림 9. 센서에서 측정한 로봇의 위치.
Fig. 9. The measured position of the robot.

그림 10은 제안한 방식을 이용한 로봇의 위치 추정을 나타내는 그림이다.

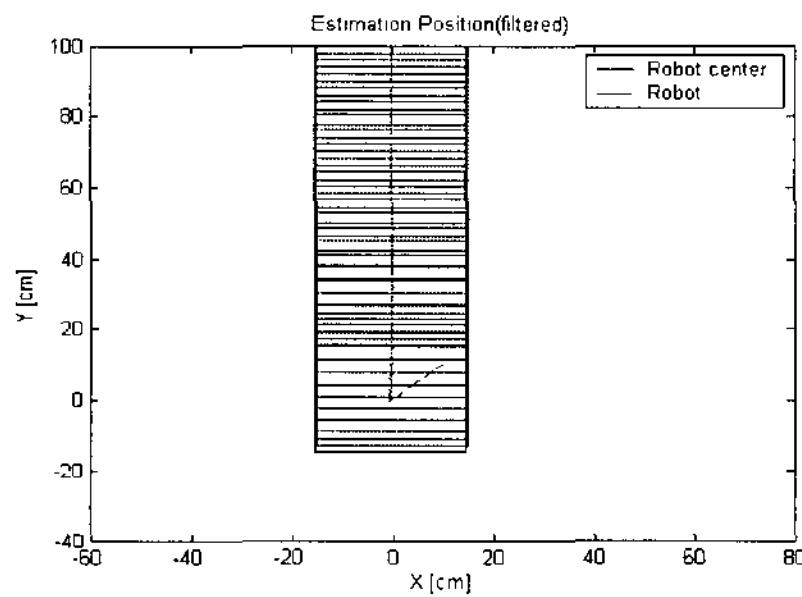


그림 10. 제안한 방식에 의한 위치 추정.
Fig. 10. The estimated position of the robot by the proposed method.

그림 11은 위치 오차를 나타내는 그림이다.

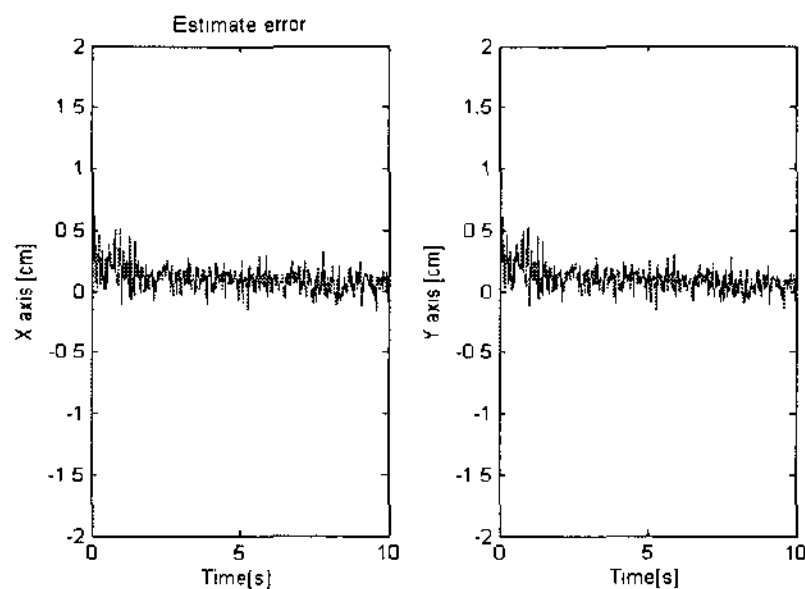


그림 11. 축에 따른 제안한 방식에 의한 추정된 위치 오차.

Fig. 11. The estimated position error by the proposed method in regard to axis.

그림 11에서 확인 할 수 있듯이 제안한 방식의 초기 위치 오차는 상당히 크지만, 발산하지 않으며 X축에 대하여 평균 0.28cm, Y축에 대하여 평균 0.19cm 위치 오차가 발생했다.

IV. 실험

이 장에서는 시뮬레이션에서 검토한 방식들을 자체 제작한 실제 시스템에 적용하고 기존의 방식과 제안한 방식을 비교 검토 한다.

4.1 제작한 자율이동로봇

표 1은 실험에 이용한 시스템 사양을 나타내는 표이다.

표 1. 시스템 사양
Table 1. System specification

시스템 사양	
프로세서	AVR(Atmega 128), 16MHz
모터	Maxonmotor(118730)
모터엔코드	Maxonmotor encoder(201937)
엔코드분해능	512(counts per turn)
기어비	48:1
차대 가공오차	평균 0.15mm미만
모터구동IC	L298
가속센서	analog device (ADXL202E)
병렬확장포트	Intel(82C55A)
정전압 레귤레이터	On semiconductor (LM2575)
전체 무게	2.5kg
모터 구동방식	PWM(Pulse Width Modulation)방식

그림 12는 자체 제작한 자율이동로봇을 나타내는 사진이다.

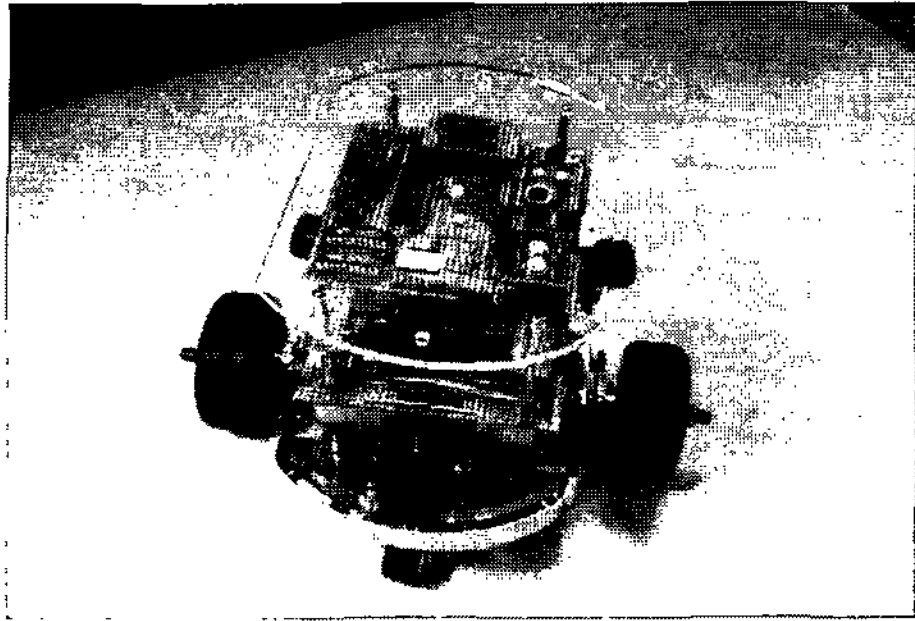


그림 12. 자율이동로봇의 사진.

Fig. 12. The Photograph of autonomous mobile robot.

4.2 제안한 신경회로망을 이용한 칼만필터의 성능 개선

실험에 이용한 시스템 노이즈 공분산은 [30 40 10] 이며, 측정 노이즈 공분산은 [30 30 20]이다. 제안한 방식에서 신경회로망은 시뮬레이션과 같은 조건을 사용하였다.

(1) 일반적인 칼만필터 방식

실험은 시뮬레이션 조건과 같은 조건으로 일정한 속도로 로봇은 직진 운동을 하도록 하였다.

그림 13은 실제 로봇의 위치를 나타낸다.

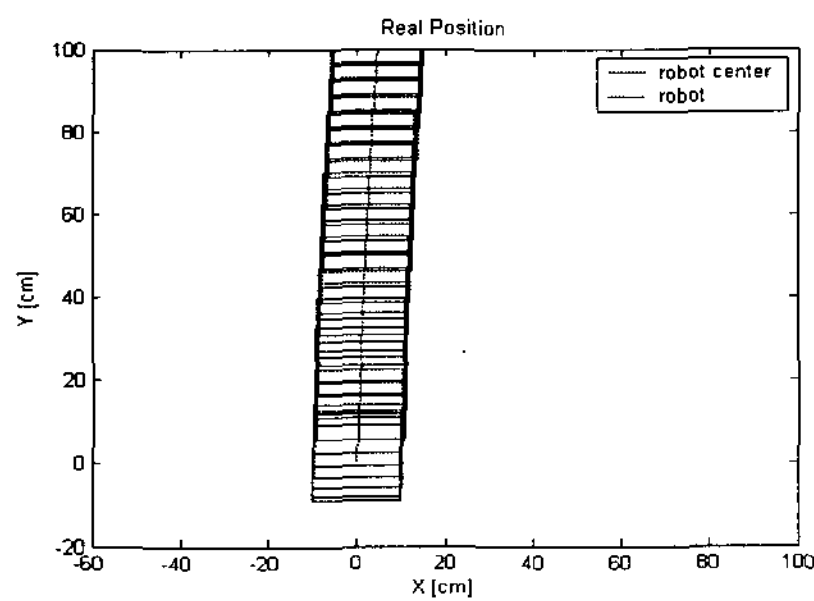


그림 13. 로봇의 실제 위치.

Fig. 13. The real position of the robot.

그림 14는 센서가 측정한 로봇의 위치이다.

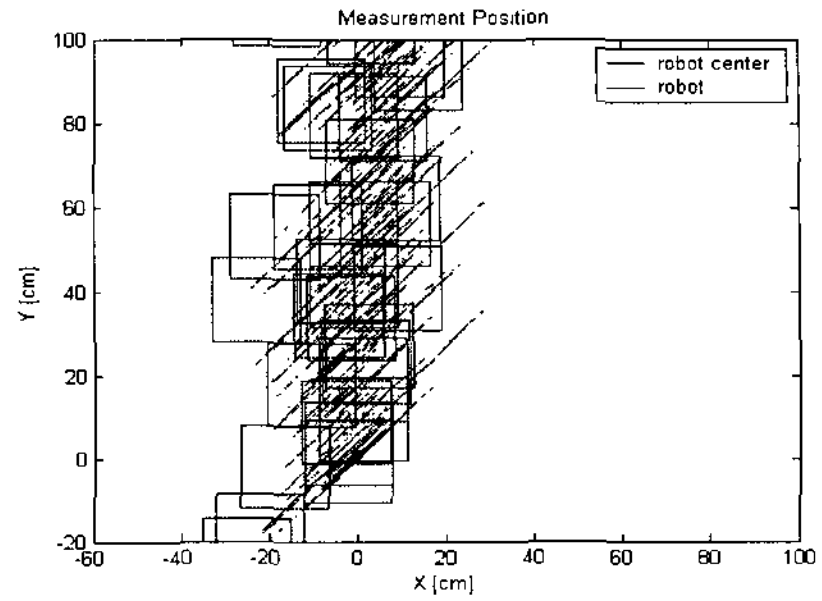


그림 14. 센서에서 측정한 로봇의 위치.

Fig. 14. The measured position of the robot.

그림 15는 일반적인 칼만필터 방식에 의해서 추정된 위치이다.

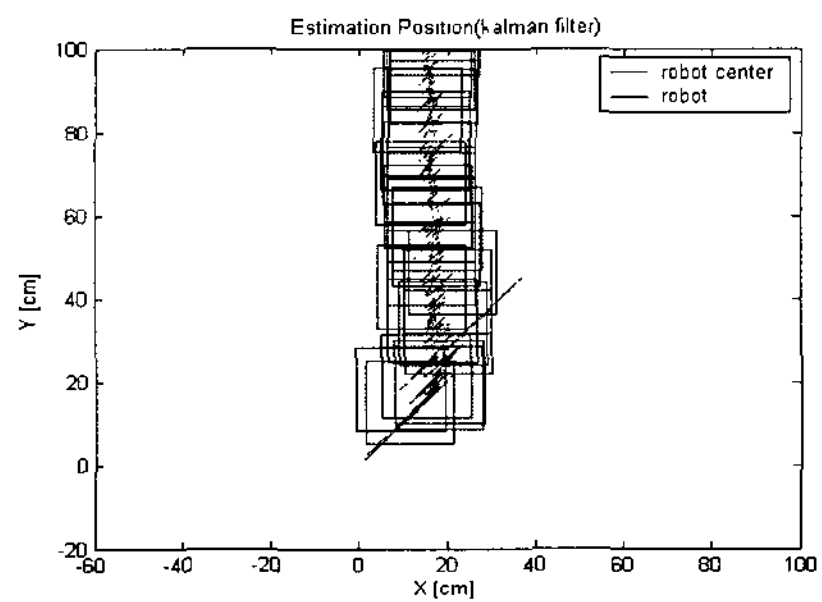


그림 15. 일반적인 칼만필터 방식에 의한 추정 위치.

Fig. 15. The estimated position by the general Kalman filter.

그림 16은 각 좌표축에 대하여 추정위치 오차를 나타낸다.

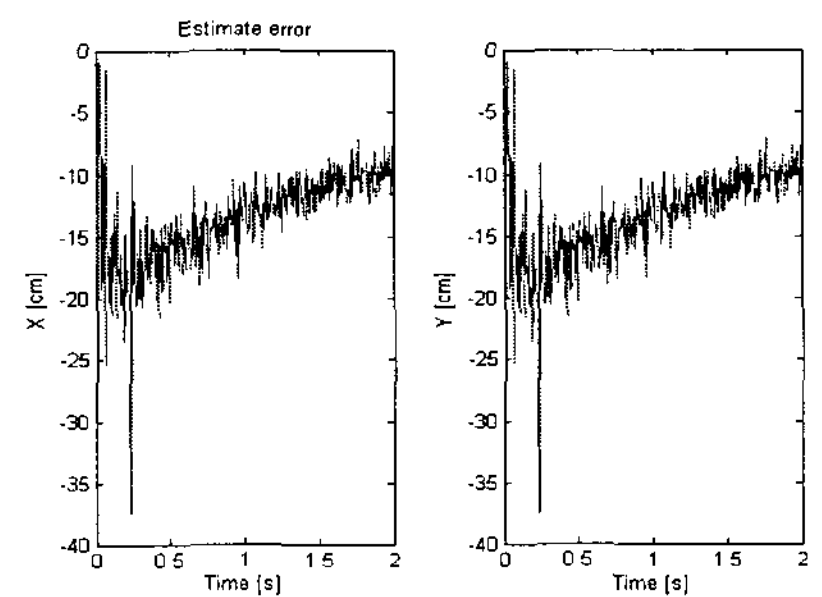


그림 16. 축에 따른 일반적인 칼만필터 방식에 의한 추정된 위치 오차.

Fig. 16. The estimated position error by the general Kalman filter in regard to axis.

X축에 대하여 평균 -14.24cm, Y축에 대하여 평균 -15.35cm 위치 오차가 발생하였다.

(2) 제안한 신경회로망을 이용한 칼만필터 방식
 일반적인 칼만필터와 같은 조건으로 일정한 속도로
 로봇은 직진 운동을 하도록 하였다.
 그림 17은 센서에서 측정한 위치 정보이다.

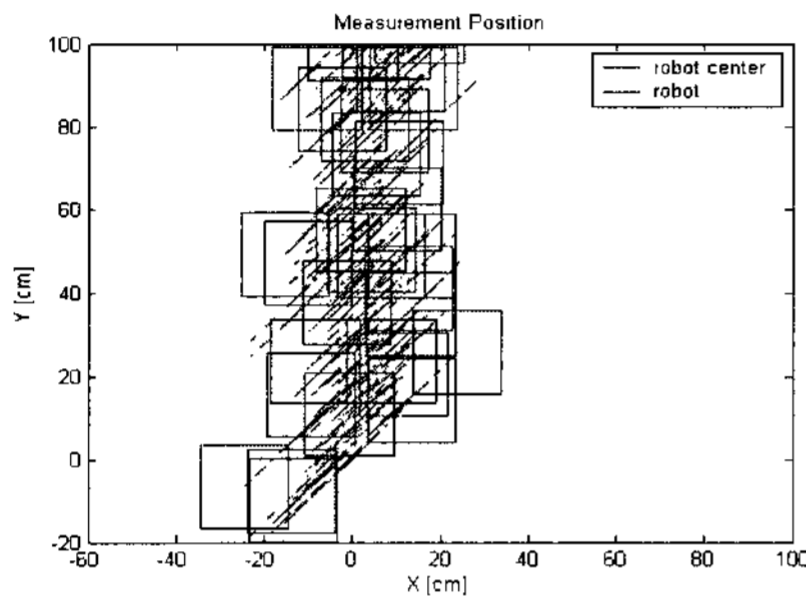


그림 17. 센서에서 측정한 로봇의 위치.
 Fig. 17. The measured position of the robot.

그림 18은 제안한 방식에 의해 추정된 로봇의 위치이다.

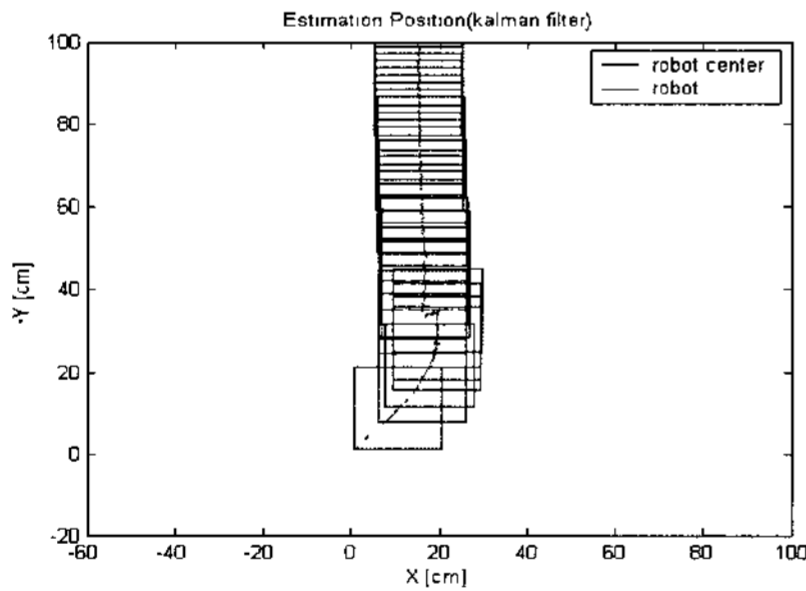


그림 18. 제안한 방식에 의한 추정 위치.
 Fig. 18. The estimated position by the proposed method.

그림 19는 각 좌표축에 대하여 추정오차를 나타내는 그림이다.

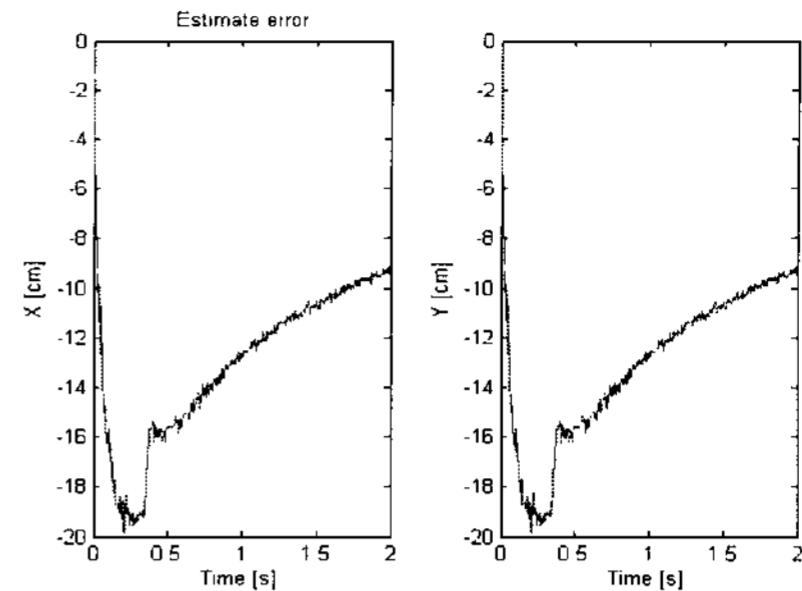


그림 19. 축에 따른 제안한 방식에 의한 추정된 위치 오차.
 Fig. 19. The estimated position error by the proposed method in regard to axis.

X축에 대하여 평균 -13.12cm, Y축에 대하여 평균 -14.30cm의 위치 오차가 발생하였으며, 칼만필터에 비해 노이즈 성분이 감소했음을 확인할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 칼만필터 위치 추정 방식에서 노이즈 공분산에 의해 발산이 되는 문제점을 해결하기 위해 바퀴로 구성된 자율이동로봇에 노이즈를 고려한 위치추정 방식을 제안하였다. 제안한 방식은 신경회로망을 이용한 칼만필터 설계 방식으로 신경회로망을 이용하여 노이즈 공분산을 추정함으로써 발산을 방지하는 것이다. 제안한 방식의 유용성을 확인하기 위하여 자율이동 로봇의 노이즈를 고려한 위치 추정에 대하여 제안한 신경회로망을 이용한 칼만필터 방식과 기존의 일반적인 칼만필터 방식에 대하여 시뮬레이션 및 자체 제작한 자율이동 로봇의 실험을 통하여 비교 검토한 결과는 다음과 같다.

- 시스템 노이즈보다 측정 노이즈에 영향을 많이 받는 경우에 제안한 방식과 기존의 칼만필터 방식은 측정노이즈에 강인하였다.
- 시스템 노이즈가 측정노이즈 보다 영향을 많이 받는 경우에는 기존의 칼만필터 방식은 발산하였으나 제안한 방식은 발산하지 않고 강인하였다.
- 시스템 노이즈와 측정 노이즈가 비슷하게 영향을 주는 경우에는 제안한 방식은 X축에 대하여 평균 -13.12cm, Y축에 대하여 평균 -14.30cm 위치오차가

발생하였고, 기존의 칼만필터 방식은 X축에 대하여 평균 -14.24cm, Y축에 대하여 평균 -15.35cm 위치오차가 발생하였다.

참고문헌

- [1] Roland Siegwart and Illah R. Nourbakhsh, Introduction to Autonomous Mobile Robots, The MIT Press, 2004.
- [2] Michele Lacagnina, Giovanni Muscato and Rosario Sinatra, "Kinematics, dynamics and control of a hybrid robot Wheeleg," Robotics and Autonomous Systems, Volume 45, Issues 3 4, pages 161 180, December 2003.
- [3] Dongbing Gu and Huosheng Hu, "Neural predictive control for a car like mobile robot," Robotics and Autonomous Systems, Volume 39, Issue 2, pages 73 86, May 2002.
- [4] Meghdari, D. Naderi and M.R. Alam, "Neural network observer for real time tipover estimation," Mechatronics, Volume 15, Issue 8, pages 989 1004, October 2005.
- [5] Dan Simon, "Training radial basis neural networks with the extended Kalman filter," Neurocomputing, Volume 48, Issues 1 4, pages 455 475, October 2002.
- [6] Mohinder S. Grewal and Angus P. Andrews, Kalman Filtering (Theory and Practice Using MATLAB), A Wiley Interscience Publication, 2001.
- [7] Kalman R. E., "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems," Transaction of the ASME Journal of Basic Engineering, pages 35 45, March 1960.
- [8] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth and Mark Beale, Neural Network Design, PWS Publishing, 1996.

저자소개

엄 기 환(Ki-hwan Eom)



1972년 동국대학교
전자공학과 학사 졸업
1986년 동국대학교
전자공학과 박사 졸업

1989년~1990년 Toho Univ. Post Doc
2000년~2001년 Univ. of Canterbury Visiting Professor
1994년~현재 동국대학교 전자공학과 교수
※관심분야: 통신전자제어, 센서네트워크

강 성 호(Seong-ho Kim)



2000년 2월 진주산업대학교
전자공학과 학사
2002년 2월 동국대학교 전자공학과
석사

2006년 2월 동국대학교 전자공학과 제어계측전공 박사
2008년 현재 (주)마스타 연구소 기술개발부 근무
※관심분야: 지능 시스템, 비전관련 통합시스템

김 주 웅(Joo-woong Kim)



1996년 동국대학교
전자공학과 학사 졸업
1998년 동국대학교
전자공학과 석사 졸업

2003년 동국대학교 전자공학과 박사 졸업
1994년~현재: 뉴파워전자(주) 연구개발실장
1998년~현재 유한대학 전자정보과 겸임교수
※관심분야: 관심 분야: 통신전자제어, 센서네트워크, SMPS