

신경 회로망과 칼만 필터를 결합한 새로운 방식의 로봇 위치인식 알고리즘 A novel robot localization algorithm based on neural network and Kalman filter

이희성, 김은태, 박민용
연세대학교 전기전자공학부

HeeSung Lee, EunTai Kim, Mignon Park
Dept. of Electrical and Electronics Engineering in the Graduate School of
Yonsei University
E-mail : 4u2u@yonsei.ac.kr

요 약

본 논문에서는 외향 기반 접근법을 기반으로 한 로봇의 위치 추정 알고리즘을 제안 한다. 로봇이 작업을 수행할 공간에서 강한 상관관계를 갖는 영상들을 취득하여 eigenspace로 투영 시킴으로써 주성분의 추출을 수행한다. 이 추출된 주성분은 신경 회로망을 이용해 eigenspace에서의 연속 외향 함수(continuous appearance function)로 나타낼 수 있다. 로봇의 위치 추정을 위해 새로운 영상이 주어지면 이것을 eigenspace로 투영 시킨 후 연속 외향 함수를 통해 로봇의 현재 위치를 추정한다. 최종적으로는, 영상안의 데이터에 칼만 필터를 적용함으로써 로봇의 정확한 위치와 영상으로 획득된 정보 사이의 오차를 이용하여 보다 정확한 이동 로봇의 위치를 추정하는 알고리즘을 제안 한다

1. 서론

로봇이 자율적으로 주어진 작업을 수행하기 위해서는 이동 로봇의 위치 추정 기능은 가장 기본적이고 필수적인 능력이다. 위치 추정 기능을 구현하기 위해, 환경에 대한 3차원 정보를 종합적으로 제공하는 가장 진보적인 센서인 시각 센서를 통해 환경을 인식하고 행동하는 자율 이동 로봇의 연구가 현재 활발히 전개 되고 있다[1].

전통적인 시각 센서를 이용한 자율 로봇의 위치 인식은 로봇이 작업을 수행할 공간의 정교한 3차원 정보를 획득하는 것이었다. 이를 모델 기반 접근법(model-based approach)이라 한다. 하지만 배경의 3차원 정보를 로봇에게 학습시키는 것은 인간의 눈이 3차원 영상을 인식하는 것과는 달리 아주 복잡한 과정을 거쳐야 하며, 간단한 영상의 왜곡으로도 인식을 하는 작업에 큰 영향을 끼치는 단점이 있다. 이에 반해 외향 기반 접근법(appearance-based approach)은 학습 영상 집합에 의해 학습된 모델을 이용한다. 이 방법은

복잡한 영상에서 통계학적 수치를 이용한 것으로서 특징(feature) 추출이나 영상의 많은 계산이 필요한 전처리(pre-processing)과정을 피할 수 있다[2].

본 논문에서는 외향 기반 장소인식 방식과 칼만 필터[3]를 결합한 새로운 로봇의 위치 추정 알고리즘을 제안한다. 우선, 학습을 위해 로봇이 작업을 수행할 공간의 영상들을 취득 한다. 이 사진들은 같은 공간 내에서 취득된 영상이므로 강한 상관관계를 갖고 있을 것이다. 이것은 영상들을 eigenspace로 투영시킴으로써 주성분의 추출을 가능하게 한다. 이 추출된 주성분은 신경 회로망을 이용해 eigenspace에서의 연속 외향 함수(continuous appearance function)로 나타낼 수 있다. 로봇의 위치 추정을 위해 새로운 영상이 주어지면 이것을 eigenspace로 투영 시킨 후 연속 외향 함수를 통해 로봇의 현재 위치를 추정할 수 있다. 2단계에서는 이동 로봇의 바퀴 인코더 정보를 이용하여 로봇의 시각정보를 보정하며 이를 위해 칼만 필터를 사용한다. 이동 로봇은 이동함에 따라 발생하는 측정 오차와

슬립(slip)으로 인해 불확실성을 포함하게 되며, 칼만 필터는 로봇의 정확한 위치와 영상으로 획득된 정보 사이의 오차를 이용하여 보다 정확한 이동 로봇의 위치를 추정하는 역할을 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 PCA변환과 신경 회로망을 이용한 대략 위치 추정 알고리즘을 제안하고, 3장에서는 추정된 위치의 불확실성을 칼만 필터링을 통해 제거하는 미세 위치 추정 알고리즘에 대해 제안한다. 4장에서는 제안된 방법의 효용성을 보이기 위한 실험에 대해 고찰을 한 뒤 마지막으로, 5장에서는 결론과 추후 과제에 대한 설명을 한다.

2. 대략 위치 추정 시스템

2.1. PCA변환

PCA변환은 고차원 입력 벡터를 저차원의 형태로 표현하는 방법으로써, 전체 영상의 데이터를 가지고 그것의 분산이 큰 몇 개의 고유 방향에 대한 축으로 선형 투사시켜서 차원을 줄이는 방법을 말한다[4]. 얼굴 인식, 데이터 압축, 문자 인식 등에 널리 쓰이고 있으며 최근에는, 이동 로봇의 시각 데이터를 나타내는 유용한 방법 중 하나로 제안되기도 하였다[5]. PCA변환을 통해, 입력 벡터는 데이터 분포에 대한 정보를 그대로 유지하지만, 계산상의 부하를 감소시키고, 노이즈를 제거하며, 데이터 압축과 같은 효과를 가질 수 있다. 다음과 같은 n 차원의 벡터 N 개가 존재할 때,

$$\{X_1, X_2, \dots, X_N\}, \quad X_i \in R^n \quad (1)$$

평균벡터는 식 (2)로 정의되고,

$$X_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (2)$$

공분산 행렬(Covariance matrix)은 식 (3)과 같이 표현된다.

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i X_i^T - X_m X_m^T \quad (3)$$

(4)식을 통해 C 의 고유벡터(Eigenvector) e_k 와 고유값(Eigenvalue) λ_k 를 결정할 수 있다.

$$\lambda_k e_k = C e_k \quad (4)$$

고유값이 $\{\lambda_k | k=1, 2, \dots, I\}$, ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_I$)일 때, 각각의 고유값과 상호 대응하는 고유벡터는 $\{e_k | k=1, 2, \dots, I\}$ 이다. 적절한 I 를 선택하여 고유벡터들을 재정렬하면 새로운 행렬 A 를 만들 수 있다. 벡터 X_k 는 행렬 A 를 변환 행렬로 사용하며, 벡터 Y_k 로 변환할 수 있는데, 이를 식 (5)로 표현한다.

$$Y_k = A(X_k - X_m) \quad (5)$$

A 와 같은 변환을 PCA변환이라 한다.

2.2. 로봇 위치 추정을 위한 신경 회로망

본 장에서는 다층 신경 회로망을 이용하여 연속 외향 함수를 구현하고 이를 통해 로봇의 대략적인 위치를 추정한다. 신경 회로망을 universal approximator로 사용하여[7] 영상의 외향(appearance)으로부터 로봇의 위치를 역으로 추정하는 새로운 알고리즘을 제안한다.

다층 신경 회로망은 입력 층, 출력 층과 하나의 은닉 층을 갖도록 설계한다. 신경 회로망의 입력으로는 PCA계수를 사용하며 Q 개의 PCA변환의 결과인 Y_k 와 각각 대응하는 로봇의 위치인 목표치(target) t_i 가 존재한다고 할 때,

$$\{Y_{k_1}, t_1\}, \{Y_{k_2}, t_2\}, \dots, \{Y_{k_Q}, t_Q\}, \quad Y_{k_i} \in R^I \quad (6)$$

입력 벡터는 식 (7)과 같이 정의되고

$$Z = \begin{bmatrix} Y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad Y = [Y_{k_1}, Y_{k_2}, \dots, Y_{k_Q}] \quad (7)$$

weight와 bias를 묶는 벡터 W 를 생각해보면, 출력(output)은 $a = W^T Z$ ($a \in R^Q$)과 같이 표현되고, MSE(Mean Square Error)는 식 (8)과 같이 표현된다.

$$F(W) = E[e^T e] = E[(T - W^T Z)^T (T - W^T Z)] \quad (8)$$

where $T = [t_1, t_2, \dots, t_Q]$

제곱 오차의 평균값이 k 번째 반복에서의 제곱 오차로 대체할 수 있기 때문에 식 (8)은 다음과 같이 근사화 할 수 있다.

$$\hat{F}(W) = (t(k) - a(k))^T (t(k) - a(k)) = e(k)^T e(k) \quad (9)$$

식 (9)의 양변에 Gradient를 취해주면 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} [\nabla e(k)^T e(k)]_j &= \frac{\partial e(k)^T e(k)}{\partial w_{1,j}} = 2 e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial w_{1,j}} \\ [\nabla e(k)^T e(k)]_{q+1} &= \frac{\partial e(k)^T e(k)}{\partial b} = 2 e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial b} \end{aligned} \quad (10)$$

for $j = 1, 2, \dots, Q$

α 를 학습율이라 할때, Steepest descent algorithm을 이용하여 $F(W)$ 를 최소화하는 W 를 업데이트 하는 방법은 식 (11)이다.

$$W_{k+1} = W_k - \alpha \nabla F(W) |_{w=w_k} \quad (11)$$

$\nabla F(W)$ 대신 식 (9)의 $\nabla \hat{F}(W)$ 로 대체하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} w_{i,j}^m(k+1) &= w_{i,j}^m(k) - \alpha \frac{\partial \hat{F}}{\partial w_{i,j}^m} \\ b_i^m(k+1) &= b_i^m(k) - \alpha \frac{\partial \hat{F}}{\partial b_i^m} \end{aligned} \quad (12)$$

식 (12)를 직접적으로 계산하기 어렵기 때문에 chain rule을 이용한다. 식(13-1)의 net-input n_i^m 을 이용하여 식 (13-2)를 유도한다.

$$n_i^m = \sum_{j=1}^{S^{m-1}} w_{i,j}^m a_j^{m-1} + b_i^m \quad (13-1)$$

$$\frac{\partial n_i^m}{\partial w_{i,j}^m} = a_j^{m-1}, \quad \frac{\partial n_i^m}{\partial b_i^m} = 1 \quad (13-2)$$

식 (13-2)를 식 (12)에 적용하기 위하여 식 (14)를 구한다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{F}}{\partial w_{i,j}^m} &= \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \times \frac{\partial n_i^m}{\partial w_{i,j}^m} = \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \times a_j^{m-1} \\ \frac{\partial \hat{F}}{\partial b_i^m} &= \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \times \frac{\partial n_i^m}{\partial b_i^m} = \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \times 1 \end{aligned} \quad (14)$$

다시, 식 (14)를 이용해서 식 (12)에 대입하면 목표와 가장 가까운 출력을 얻을 수 있는 weight와 bias의 업데이트 식을 얻을 수 있다[6].

$$w_{ij}^m(k+1) = w_{ij}^m(k) - \alpha \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \times a_j^{m-1} \quad (15)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m}$$

같은 공간 내에서 취득된 영상은 강한 상관관계를 갖고 있을 것이다. 이것은 PCA변환을 통해 적은 수의 주성분으로 효과적으로 영상의 압축을 가능하게 한다. 이 적은 수의 주성분을 다층 신경 회로망을 이용해 eigenspace에서의 연속 외향 함수로 만들 수 있다. 로봇의 위치 추정을 위해 새로운 영상이 주어지면, 이것을 eigenspace로 투영 시킨 후 연속 외향 함수를 통해 로봇의 현재 위치를 추정할 수 있다.

3. 미세 위치 추정 시스템

보통 사산법(dead reckoning)에 의한 위치 추정치는 이동 로봇이 이동함에 따라 발생하는 측정 오차와 슬립(slip)으로 인해 불확실성을 포함한다. 본 논문에서는 칼만 필터를 적용하여 이동 로봇의 위치에 대한 불확실성을 제거한다.

i 번째 관측벡터, 다시 말해서 2장에서 제시하고 있는 알고리즘을 통해서 예측된 이동 로봇의 위치를 \hat{x}_i 라 가정하자.

$$\hat{x}_i = x_i + v_i \quad (16)$$

여기서 x_i 는 이동 로봇의 실제 위치이고, \hat{x}_i 는 식 (17)과 같은 평균과 분산을 갖는 오차를 포함하고 있다.

$$E[v_i] = 0, \quad E[v_i v_i^T] = S_i \quad (17)$$

이동 로봇의 실제 위치인 x_i 와 추정하려는 파라미터인 a_i 의 관계는 비선형 관계식인 식 (18)으로 표현할 수 있다.

$$f(x_i, a_i) = 0 \quad (18)$$

벡터 x_i 와 파라미터 a_i 가 랜덤 변수라면 다음과 같이 식 (18)을 선형화 할 수 있다.

$$f(x_i, a_i) = 0$$

$$\approx f(\hat{x}_i, a_{i-1}) + \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{x=\hat{x}_i} (x_i - \hat{x}_i) + \frac{\partial f}{\partial a} \Big|_{a=a_{i-1}} (a_i - a_{i-1}) \quad (19)$$

위 식을 다시 배열하면 식 (20)로 표현할 수 있다.

$$-f(\hat{x}_i, a_{i-1}) + \frac{\partial f}{\partial a} \Big|_{a=a_{i-1}} a_{i-1} = \frac{\partial f}{\partial a} \Big|_{a=a_{i-1}} a_i + \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{x=\hat{x}_i} (x_i - \hat{x}_i) \quad (20)$$

선형 시스템에서 식 (20)는 다음과 같은 방정식의 형태를 갖는다.

$$y_i = M_i a_i + u_i \quad (21)$$

여기서 y_i 는 새로운 측정벡터이며, M_i 는 관측벡터와 로봇의 현재 위치간의 관계를 규정하고, u_i 는 측정

벡터의 오차로써, 식 (22)와 같은 관계를 갖는다.

$$E[u_i] = 0$$

$$E[u_i u_i^T] = W_i = \left(\frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{x=x_i} \right) S_i \left(\frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{x=x_i} \right)^T \quad (22)$$

여기서 y_i 와 M_i 는 이미 알고 있는 값이고, 만약 u_i 의 평균과 분산을 알고 있다면, 관측벡터 \hat{x}_i 가 주어질 때, 칼만 필터링을 식 (21)에 적용하여 $E[(a_i - x_i)^T (a_i - x_i)]$ 를 최소화 하는 a_i 의 최적 추정치와 분산을 계산 할 수 있다.

$$a_i = a_{i-1} + K_i (y_i - M_i a_{i-1})$$

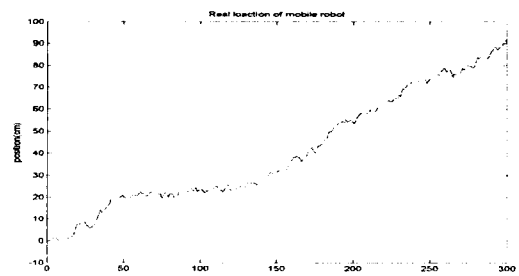
$$K_i = P_{i-1} M_i^T (M_i P_{i-1} M_i^T + W_i)^{-1} \quad (23)$$

$$P_i = (I - K_i M_i) P_{i-1}$$

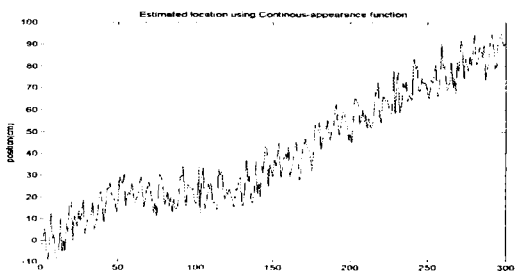
식 (23)에서 K_i 는 칼만 이득이고, P_i 는 i 번째 측정 벡터에 의해 갱신된 오차 공분산, a_i 는 i 번째 측정 벡터에 의해 갱신된 로봇의 현재 위치의 추정치이다. 초기 파라미터, 다시 말해서 로봇의 초기 위치인 a_0 와 오차 공분산 P_0 는 이동 로봇의 주행 환경에 따라 정해지며, n 개의 측정벡터에 대하여 반복 계산한 최종적인 로봇의 추정된 위치와 분산은 a_n 과 P_n 이 된다.

4. 실험 결과

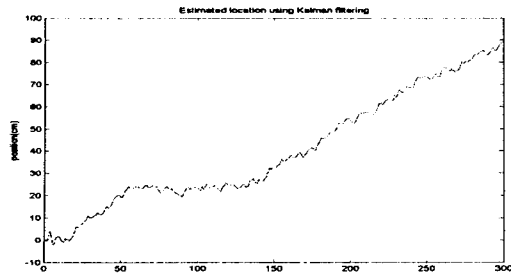
실험은 로봇의 초기 위치 a_0 와 분산 P_0 를 이미 알고 있는 경우(case I)와 로봇의 초기 위치 a_0 와 분산 P_0 를 알지 못하는 경우(case II)의 두 가지 경우에 대해 수행하였다. 그림 1은 로봇의 초기 위치 a_0 와 분산 P_0 를 이미 알고 있는 경우(case I)의 실제 로봇의 이동 경로(a)와 연속 외향 함수에 의해 추정된 로봇의 이동 경로(b), 칼만 필터에 의해 위치 추정의 불확실성이 감소된 로봇의 이동 경로(c)를 각각 보여주고 있다.



(a) 실제 로봇의 이동경로



(b) 연속외향함수에 의해 추정된 이동 경로

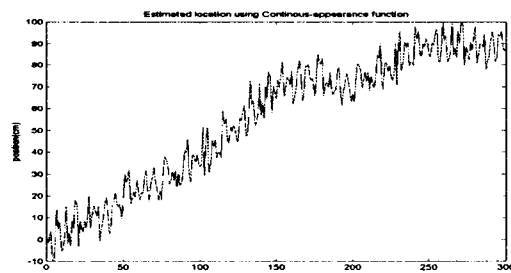


(c) 불확실성이 감소된 로봇의 이동 경로
 그림 1. 로봇의 초기 위치 a_0 와 분산 P_0 를 이미 알고 있는 경우(case I)

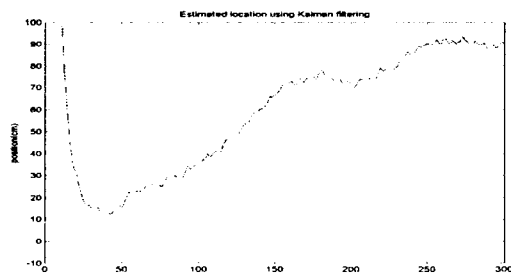
로봇의 초기 위치 a_0 와 분산 P_0 를 알지 못하는 경우(case II), 실제 로봇의 이동 경로(a)와 연속 외향 함수에 의해 추정된 로봇의 이동 경로(b), 칼만 필터에 의해 위치 추정의 불확실성이 감소된 로봇의 이동 경로(c)를 그림 2는 보여주고 있다.



(a) 실제 로봇의 이동 경로



(b) 연속외향함수에 의해 추정된 이동 경로



(c) 불확실성이 감소된 로봇의 이동 경로
 그림 2. 로봇의 초기 위치 a_0 와 분산 P_0 를 알지 못하는 경우(case II)

초기 위치 a_0 와 분산 P_0 를 알지 못하여도, 칼만 필터에 의한 위치 추정의 불확실성의 감소가 효과적으로 이루어졌음을 알 수 있다. 즉, 제한한 알고리즘은 초기 위치의 불확실성과 외부 외란에도 불구하고 주어진 제어 목적을 잘 달성하는 것을 볼 수 있다.

5. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 영상의 외향기반 환경인식과 칼만 필터를 결합한 새로운 방식의 로봇 위치인식 알고리즘을 제안하였다. 본 논문에서 제안된 인식 방법은 임의의 이동 로봇의 위치를 PCA변환과 신경 회로망을 이용하여 계산해 내고 이 때 발생하는 로봇 위치의 불확실성을 칼만 필터를 통해 제어할 수 있음도 보여주고 있다. 그러나 본 논문에서 제안된 방법은 복도를 직선으로만 주행해야 하는 단점이 있다. 따라서 추후 과제로 회전부분을 인식하는 알고리즘에 관한 연구가 수행되어야 할 것이다.

6. 참고문헌

- [1] A. Ohya, A. Kosaka, and A. Kak, "Vision-based navigation by a mobile robot with obstacle avoidance using single-camera vision and ultrasonic sensing," *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, vol. 14, pp. 969-978, Dec. 1998.
- [2] A. M. Martinez and J. Vitria, "Clustering in Image Space for Place Recognition and Visual Annotations for Human-Robot Interaction," *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 31, No. 5, Oct. 2001.
- [3] M. S. Grewal and A. P. Andrews, *Kalman Filtering Theory and Practice*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, USA, 1993.
- [4] A. M. Martinez and A. Kak, "PCA versus LDA," *IEEE Transaction on Pattern analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, No. 2, pp. 228-233, Feb. 2001.
- [5] S. K. Nayar, S. A. Nene, and H. Murase, "Subspace Method for Robot Vision," *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, vol. 12, pp. 750-758, Oct. 1996.
- [6] M. T. Hagan, H. B. Demuth, and H. Beale, *Neural network design*, PWS publishing Company, USA, 1995.
- [7] L. Funahashi, "On the approximate realization of continuous mappings by neural networks," *Neural Networks*, vol. 2, pp.183-192, 1989.