

논문 2004-41CI-6-5

외향 기반 환경 인식을 사용한 이동 로봇의 위치인식 알고리즘

(Localization of a mobile robot using the appearance-based approach)

이 희 성*, 김 은 태**

(Hee-Sung Lee and Euntai Kim)

요 약

본 논문에서는 외향 기반 접근법을 기반으로 한 로봇의 위치 추정 알고리즘을 제안한다. 우선, 제안한 알고리즘은 주성분 분석(PCA: Principal Component Analysis)을 이용하여 취득한 영상들을 eigenspace로 투영시킴으로써 영상을 압축한다. 추출된 주성분은 eigenspace에서의 연속 외향 함수(continuous appearance function)로 나타낼 수 있다. 신경 회로망은 로봇의 위치 추정을 위해 새로운 영상이 주어지면 이것을 eigenspace로 투영시킨 후 연속 외향 함수를 통해 로봇의 현재 위치를 추정한다. 최종적으로는, 영상안의 데이터에 칼만 필터를 적용함으로써 로봇의 정확한 위치를 추정할 수 있다. 제안한 알고리즘을 실제 이동 로봇에 탑재하여 적용시킨 결과 로봇의 위치를 정확히 추정할 수 있음을 확인 할 수 있었다.

Abstract

This paper proposes an algorithm for determining robot location using appearance-based paradigm. First, this algorithm compresses the image set using Principal Component Analysis(PCA) to obtain a low-dimensional subspace, called the eigenspace, and it makes a manifold that represent a continuous-appearance function. Neural network is employed to estimate the location of the mobile robot from the coefficients of the eigenspace. Then, Kalman filtering scheme is used for the fine estimation of the robot location. The algorithm has been implemented and tested on a mobile robot system. It is shown that the robot location is estimated accurately in several trials.

Keywords: Localization, appearance based approach, PCA, Neural Network, Kalman filter

I. 서 론

근대에 이르러 많은 공학자들은 정해진 위치에서 주어진 작업만을 수행하는 산업용 로봇으로부터 진일보된 인간과 유사한 특징을 갖는 휴먼 로봇을 개발하기 위한 노력을 경주해오고 있다. 이동 로봇은 이러한 노력의 일환으로서 공장자동화, 무인탐사, 무인 경비, 극한 작업, 가정용 로봇과 같은 각종 이동 서비스에 응용이 가시화됨에 따라 중요한 연구 대상으로 부상하였다.

이동 로봇의 응용에 있어 가장 기본적이면서도 가장 중요한 기능인 위치 추정 기능을 구현하기 위해, 센서를 통해 환경을 인식하고 행동하는 자율 이동 로봇의

연구가 현재 활발히 전개되고 있다. 이동 로봇의 자율적인 행동은 센서의 관측 정보에 의존하게 되는데, 환경을 관측하기 위해 사용되는 대표적인 센서로는 초음파 센서, 레이저 거리 센서, 시각 센서 등이 있다. 시각 센서는 많은 정보를 로봇에 제공함으로써 복잡한 환경에서 보다 정확한 위치 파악 기능을 구현 가능하게 한다. 그러므로 시각 센서는 환경에 대한 3차원 정보를 종합적으로 제공하는 가장 진보적인 센서이며, 처리속도가 빠른 고성능 컴퓨터의 개발에 힘입어 시각 센서를 이용한 이동 로봇 시스템을 개발하기 위한 많은 연구가 진행되고 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 영상

* 학생회원, ** 평생회원, 연세대학교 전기전자공학부
(School of Electrical and Electronic Engr., Yonsei Univ.)

접수일자: 2004년1월12일, 수정완료일: 2004년11월15일

을 인식하는 것과는 달리 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 특징추출이나 영상의 많은 계산이 필요한 전처리 과정을 피할 수 있다^[2].

본 논문에서는 외향 기반 장소인식 방식과 칼만 필터^[3]를 결합한 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 함수로 나타낼 수 있다. 로봇의 위치 추정을 위해 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. 로봇은 이동함에 따라 발생하는 측정 오차와 슬립(slip)으로 인해 불확실성을 포함하게 되며, 칼만 필터는 로봇의 위치와 영상으로 획득된 정보 사이의 오차를 이용하여 보다 정확한 로봇의 위치를 추정하는 역할을 한다.

II. 신경망을 이용한 대략 위치 추정 시스템

제안하는 시스템은 그림 1과 같이 신경망을 이용한 대략 위치 추정 시스템과 칼만 필터를 이용한 미세 위치 추정시스템의 두개의 시스템으로 구성된다.

1. Eigenspace

PCA변환은 고차원 입력 벡터를 저차원의 형태로 표현하는 방법으로써, 전체 영상의 데이터를 가지고 그것의 분산이 큰 몇 개의 고유 방향의 축으로 선형 투사시켜서 차원을 줄이는 방법을 말한다^[4]. 얼굴 인식, 데이

터 압축, 문자 인식 등에 널리 쓰이고 있으며 최근에는, 산업 로봇이나 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,

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

평균벡터는 식 (2)로 정의되고,

$$X_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \tag{2}$$

공분산 행렬은 식 (3)과 같이 표현된다.

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

C 의 고유벡터(Eigenvector) e_k 와 대응하는 고유값(Eigenvalue) λ_k 는 널리 알려진 고유구조 분해 문제(Eigenstructure decomposition)로 결정할 수 있다.

$$\lambda_k e_k = C e_k \tag{4}$$

고유구조 분해 문제(Eigenstructure decomposition)의 결과인 고유값은 $\{\lambda_k | k=1, 2, \dots, I\}$ 이고 이 때 각 고유값은 $\{\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_I\}$ 이 성립한다. 그리고 각각의 고유값과 상호 대응하는 고유벡터는 $\{e_k | k=1, 2, \dots, I\}$ 이다. 여기서 I 는 선택된 최대 고유값 개수이다. 그리고 적절한 I 를 선택하여 고유벡터들을 재정렬하면 새로운 행렬 A 를 만들 수 있다. 벡터 X_k 는 행렬 A 를 변환 행렬로 사용하여 벡터 Y_k 로 변환할 수 있다.

$$Y_k = A(X_k - X_m) \tag{5}$$

A 와 같은 변환을 PCA변환이라 한다.

2. 로봇 위치 추정을 위한 신경 회로망

본 장에서는 다층 신경 회로망을 이용하여 연속 외향 함수를 구현하고 이를 통해 로봇의 위치를 추정한다. 신경 회로망을 비선형 함수 근사기(universal approximator)로 사용하여^[6] 영상의 외향으로부터 로봇의 위치를 역으로 추정하는 알고리즘을 제안한다.

다층 신경 회로망은 세 개의 층(layer)을 갖도록 설계하고, 신경 회로망의 뉴런들의 weight는 목표치와 출력값 사이의 평균제곱오차(MSE: Mean Square Error)를

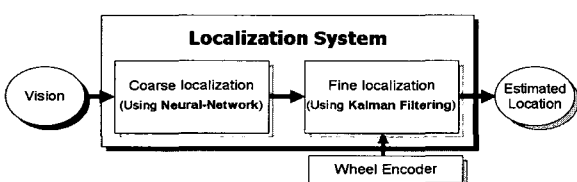


그림 1. 시스템 블록 다이어그램
Fig. 1. Block Diagram of Localization system.

최소화 하는 방향으로 업데이트(update)가 이루어진다. 신경 회로망의 입력으로는 PCA계수를 사용하며 Q 개의 PCA변환의 결과인 Y_k 와 각각 대응하는 로봇의 위치인 목표치(target) t_i 가 존재한다고 할 때,

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

입력 벡터 Z 를 다음의 식 (7)과 같이 정의하고,

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

weight와 bias를 하나로 묶는 벡터 W 를 생각한다. 출력(output)은 $a = W^T Z$ ($a \in R^Q$)이기 때문에, MSE는 식 (8)과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} F(W) &= E[e^T e] \\ &= E[(T-a)^T(T-a)] \quad , \quad T = [t_1, t_2, \dots, t_Q] \quad (8) \\ &= E[(T-W^T Z)^T(T-W^T Z)] \end{aligned}$$

제공 오차의 평균값이 k 번째 반복에서의 제공 오차로 대체할 수 있기 때문에 식 (8)은 다음과 같다.

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

식 (9)에 gradient를 취해주면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \nabla \hat{F}(W) &= \nabla e(k)^T e(k) \quad (10) \\ [\nabla e(k)^T e(k)]_j &= \frac{\partial e(k)^T e(k)}{\partial w_{1,j}} = 2e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial w_{1,j}} \\ &\quad \text{for } j = 1, 2, \dots, Q \\ [\nabla e(k)^T e(k)]_{Q+1} &= \frac{\partial e(k)^T e(k)}{\partial b} = 2e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial b} \end{aligned} \quad (11)$$

최대 하강 알고리즘(Steepest descent algorithm)을 이용하여 $F(W)$ 를 최소화하는 W 를 업데이트 하는 방법은 식 (12)이다.

$$W_{K+1} = W_K - \alpha \nabla F(W) |_{w=w_K} \quad (12)$$

$\nabla F(W)$ 을 $\nabla \hat{F}(W)$ 로 치환하면 다음과 같다.

$$W_{K+1} = W_K - \alpha \nabla e(k)^T e(k) |_{w=w_K} \quad (13)$$

$$w_{i,j}^m(k+1) = w_{i,j}^m(k) - \alpha \frac{\partial \hat{F}}{\partial w_{i,j}^m} \quad (14)$$

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

net-input n_i^m 을 이용하여 식 (15-2)를 얻는다.

$$n_i^m = \sum_{j=1}^{S^{m-1}} w_{i,j}^m a_j^{m-1} + b_i^m \quad (15-1)$$

$$\frac{\partial n_i^m}{\partial w_{i,j}^m} = a_j^{m-1}, \quad \frac{\partial n_i^m}{\partial b_i^m} = 1 \quad (15-2)$$

다시, 식 (15-2)를 이용하여 식 (16)을 구한다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{F}}{\partial w_{i,j}^m} &= \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \times \frac{\partial n_i^m}{\partial w_{i,j}^m} = \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \times a_j^{m-1} \\ \frac{\partial \hat{F}}{\partial b_i^m} &= \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \times \frac{\partial n_i^m}{\partial b_i^m} = \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \times 1 \end{aligned} \quad (16)$$

식 (16)을 이용해서 식 (14)에 대입하면 weight와 bias의 업데이트 식을 얻을 수 있다^[7].

$$\begin{aligned} w_{i,j}^m(k+1) &= w_{i,j}^m(k) - \alpha \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \times a_j^{m-1} \\ b_i^m(k+1) &= b_i^m(k) - \alpha \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \end{aligned} \quad (17)$$

같은 공간 내에서 취득된 영상은 강한 상관관계를 갖고 있을 것이다. 이것은 PCA변환을 통해 적은 수의 주 성분으로 효과적으로 영상의 압축을 가능하게 한다. 이 적은 수의 주성분을 다층 신경 회로망을 이용해 eigen-space에서의 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.

III. 칼만 필터를 이용한 미세 위치 추정 시스템

보통 사산법(dead reckoning)에 의한 위치 추정치는 이동 로봇이 이동함에 따라 발생하는 측정 오차와 슬립(slip)으로 인해 불확실성을 포함하게 되며, 이러한 불확실성은 주행거리가 길어짐에 따라 점차 증가한다. 앞에서 설명한 알고리즘을 이용하여 이동 로봇이 현재 위치를 파악해도, 이동 로봇의 위치가 불확실성을 포함하고 있으므로, 추정된 위치도 역시 불확실성을 포함하게 된다. 본 논문에서는 칼만 필터를 적용하여 이동 로봇의 위치에 대한 최적의 추정치를 계산한다.

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

$$\hat{x}_i = x_i + v_i \quad (18)$$

여기서 \mathbf{x}_i 는 이동 로봇의 실제 위치이고, $\hat{\mathbf{x}}_i$ 는 식 (19)과 같은 평균과 분산을 갖는 오차를 포함하고 있다.

$$E[v_i] = 0, \quad E[v_i v_i^T] = S_i \quad (19)$$

이동 로봇의 실제 위치인 \mathbf{x}_i 와 추정하려는 파라미터인 \mathbf{a}_i 의 관계는 식 (20)으로 표현할 수 있다.

$$f(\mathbf{x}_i, \mathbf{a}_i) = 0 \quad (20)$$

벡터 \mathbf{x}_i 와 파라미터 \mathbf{a}_i 가 랜덤 변수라면 다음과 같이 식 (20)을 선형화 할 수 있다.

$$f(\hat{\mathbf{x}}_i, \mathbf{a}_{i-1}) + \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_i} (\mathbf{x}_i - \hat{\mathbf{x}}_i) + \frac{\partial f}{\partial \mathbf{a}} \Big|_{\mathbf{a}=\mathbf{a}_{i-1}} (\mathbf{a}_i - \mathbf{a}_{i-1}) \quad (21)$$

위 식을 다시 배열하면 식 (22)로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} -f(\hat{\mathbf{x}}_i, \mathbf{a}_{i-1}) + \frac{\partial f}{\partial \mathbf{a}} \Big|_{\mathbf{a}=\mathbf{a}_{i-1}} \mathbf{a}_{i-1} \\ = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{a}} \Big|_{\mathbf{a}=\mathbf{a}_i} \mathbf{a}_i + \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_i} (\mathbf{x}_i - \hat{\mathbf{x}}_i) \end{aligned} \quad (22)$$

선형 시스템에서 식 (22)는 다음과 같은 방정식의 형태를 갖는다.

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{M}_i \mathbf{a}_i + \mathbf{u}_i \quad (23)$$

여기서 \mathbf{y}_i 는 새로운 측정벡터이며, \mathbf{M}_i 는 관측벡터와 로봇의 현재 위치간의 관계를 규정하고, \mathbf{u}_i 는 측정 벡터의 오차로써, 식 (24)와 같은 관계를 갖는다.

$$\begin{aligned} E[\mathbf{u}_i] &= 0 \\ E[\mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T] &= \mathbf{W}_i = \left(\frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_i} \right) \mathbf{S}_i \left(\frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_i} \right)^T \end{aligned} \quad (24)$$

여기서 \mathbf{y}_i 와 \mathbf{M}_i 는 이미 알고 있는 값이고, 만약 \mathbf{u}_i 의 평균과 분산을 알고 있다면, 관측벡터 $\hat{\mathbf{x}}_i$ 가 주어질 때, 칼만 필터링을 적용하여 $E[(\mathbf{a}_i - \hat{\mathbf{a}}_i)^T (\mathbf{a}_i - \hat{\mathbf{a}}_i)]$ 를 최소로 하는 $\hat{\mathbf{a}}_i$ 의 최적 추정치와 분산을 계산 할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{a}}_i &= \hat{\mathbf{a}}_{i-1} + \mathbf{K}_i (\mathbf{y}_i - \mathbf{M}_i \hat{\mathbf{a}}_{i-1}) \\ \mathbf{K}_i &= \mathbf{P}_{i-1} \mathbf{M}_i^T (\mathbf{M}_i \mathbf{P}_{i-1} \mathbf{M}_i^T + \mathbf{W}_i)^{-1} \\ \mathbf{P}_i &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_i \mathbf{M}_i) \mathbf{P}_{i-1} \end{aligned} \quad (25)$$

식 (25)에서 \mathbf{K}_i 는 칼만 이득이고, \mathbf{P}_i 는 i 번째 측정벡터에 의해 갱신된 오차 공분산, $\hat{\mathbf{a}}_i$ 는 i 번째 측정벡터에 의해 갱신된 로봇의 현재 위치의 추정치이다. 초기 파라미터, 다시 말해서 로봇의 초기 위치인 \mathbf{a}_0 와 오차 공분산 \mathbf{P}_0 는 이동 로봇의 주행 환경에 따라 정해지며, n

개의 측정벡터에 대하여 반복 계산한 최종적인 로봇의 추정된 위치와 분산은 $\hat{\mathbf{a}}_n$ 과 \mathbf{P}_n 이 된다.

IV. 실험 결과

실험을 위해 우선 그림 2와 같은 직선의 복도 900cm를 로봇이 45cm의 간격으로 12회 왕복하면서 영상을 취득하였다.

우선, 학습 데이터들의 PCA변환을 통해 고유값을 추출하였다. 그림 3은 PCA변환 후 얻어진 가장 큰 고유값을 갖는 고유벡터들의 영상이다.

이 때, 추출된 고유값의 개수(I)를 30개로 결정하였다. 그림 4는 전체 고유값의 합에 대한 I 개의 고유값의 합의 비율을 나타낸다. I 가 30일 때 이 비율이 0.95이상임을 알 수 있다. 따라서 실험에서 획득한 영상들의 I 가 30일 때 PCA변환은 원래 영상의 95%이상의 정보를



(a)d=0cm (b)d=90cm (c)d=270cm (d)d=360cm

그림 2. 학습에 사용된 영상들

Fig. 2. Examples of training images.



(a) e_1 (b) e_2 (c) e_3 (d) e_4

그림 3. 고유벡터

Fig. 3. Eigenvectors.

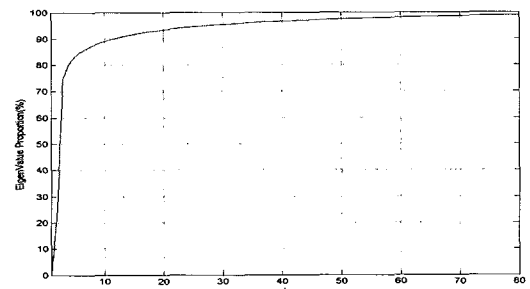
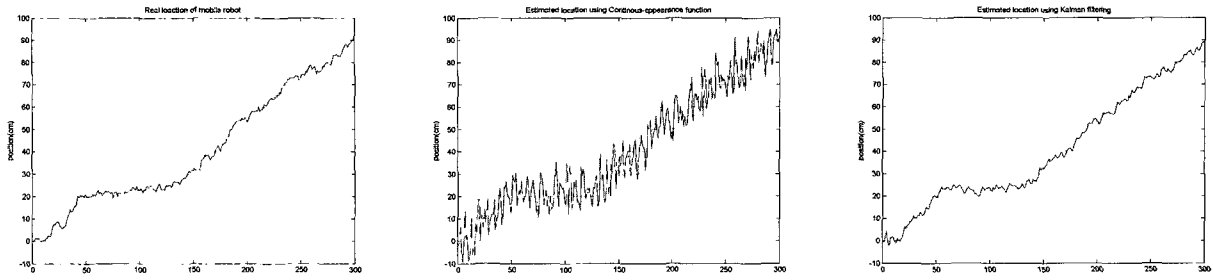


그림 4. 고유값의 비율

Fig. 4. Eigenvalue Proportion.



(a)실제 로봇의 이동 경로

(b)연속외향함수에 의해 추정된 이동 경로

(c)불확실성이 감소된 로봇의 이동 경로

그림 7. 초기 위치 a_0 와 분산 P_0 를 알고 있는 경우
Fig. 7. A case that a_0 and P_0 are known a priori.

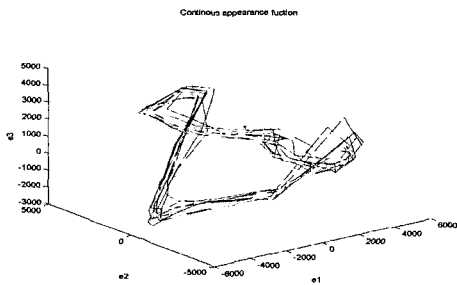
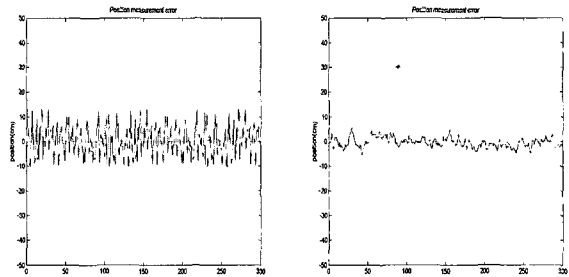


그림 5. 연속 외향 함수
Fig. 5. Continuous appearance function.



(a)실제 위치와 추정된 위치의 오차

(b)칼만 필터링에 의한 불확실성이 감소된 오차

그림 8. 위치 측정 오차(case I)
Fig. 8. Position measurement error(case I).

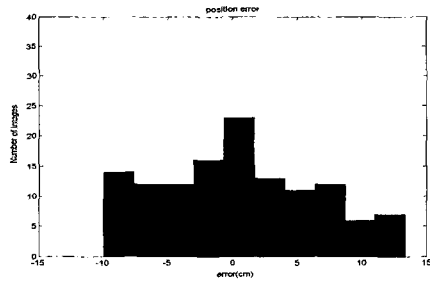


그림 6. 위치 오차 히스토그램
Fig. 6. Position error histogram.

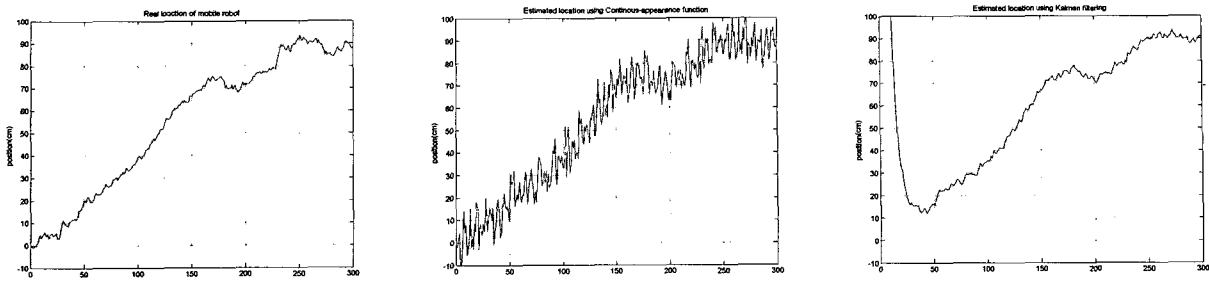
가지고 있다. I 가 커질수록 100%에 가까운 정보를 가지고 있지만 계산상의 부하를 줄이기 위해서 I 를 30으로 결정하였다.

30개의 큰 고유값과 대응하는 고유벡터를 이용해 eigenspace를 구성한 다음, 30개의 주성분을 추출하였다. 이것은 다층 신경 회로망의 입력이 되고, 30개의 주성분에 대응하여 영상을 얻은 로봇의 위치는 목표치가 된다. 은닉 층의 뉴런의 수는 500개, 학습율은 0.005로 했을 때 다층 신경 회로망은 연속 외향 함수를 구성하고, 그 모양은 그림 5와 같다.

II장의 알고리즘을 테스트하기 위해 임의의 위치에서 로봇의 위치를 추정해 보았다. 여기서 임의의 위치란 학습을 위해 영상을 얻은 위치와 다른 위치를 의미

한다. 테스트는 120회 시행되었고, 오차의 히스토그램은 그림 6과 같이 거의 가우시안 분포를 가지고 있기 때문에 칼만 필터로 효과적으로 에러를 보정할 수 있다.

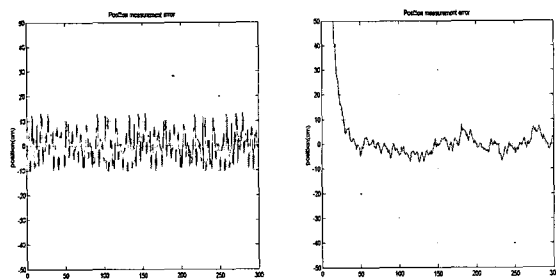
칼만 필터의 효용성을 알아보기 위해 로봇의 초기 위치 a_0 와 분산 P_0 를 이미 알고 있는 경우(case I)와 알지 못하는 경우(case II)의 두 가지 경우에 대해 실험을 수행한다. 그림 7은 case I일 때의 실제 로봇의 이동 경로와 연속 외향 함수에 의해 추정된 이동 경로, 칼만 필터에 의해 위치 추정의 불확실성이 감소된 로봇의 이동 경로를 각각 보여준다. 칼만 필터에 의한 위치 추정의 불확실성의 감소 효과를 그림 8을 통해 확인 할 수 있다. 로봇의 초기 위치 a_0 와 분산 P_0 를 알지 못하는 경우(case II), 실제 로봇의 이동 경로와 연속 외향 함수에 의해 추정된 로봇의 이동 경로, 칼만 필터에 의해 위치 추정의 불확실성이 감소된 로봇의 이동 경로를 그림 9는 보여주고 있다. 비록 초기 위치 a_0 와 분산 P_0 를 알지 못하여도, 칼만 필터에 의한 위치 추정의 불확실성의 감소가 효과적으로 이루어졌음을 그림 10을 통해 알 수 있다. 칼만 필터링 후에도 존재하는 에러는 이동 로봇의 바퀴 인코더 정보의 오차에 의해 발생한다.



(a)실제 로봇의 이동 경로 (b)연속외향함수에 의해 추정된 이동 경로 (c)불확실성이 감소된 로봇의 이동 경로

그림 9. 초기 위치 a_0 와 분산 P_0 를 알지 못하는 경우

Fig. 9. A case that a_0 and P_0 are unknown.



(a)실제 위치와 추정된 위치의 오차 (b)칼만 필터링에 의한 불확실성이 감소된 오차

그림 10. 위치 측정 오차(case II)

Fig. 10. Position measurement error(case II).

V. 결 론

본 논문에서는 영상의 외향기반 환경인식과 칼만 필터를 결합한 새로운 방식의 로봇 위치인식 알고리즘을 제안하였다. 본 논문의 방식은 Kosaka et al. 의해 제안된 방식^[8]과 유사한 면이 있으나 신경망을 이용한 연속 외향 함수를 이용하여 환경의 3차원 모델을 필요로 하지 않는다는 특징이 있으며, 칼만 필터의 적용방식^[8]에 제안된 방식과는 전혀 다른 특징을 갖는다. 본 논문에서 제안된 인식 방법은 임의의 이동 로봇의 위치를 PCA변환과 신경 회로망을 이용하여 계산해내고 이 때 발생하는 로봇 위치의 불확실성을 칼만 필터를 통해 제어할 수 있음도 보여주고 있다. 또한, 본 논문에서 제안한 방법은 다른 연구와는 달리 학습을 위해 영상을 얻은 위치들 사이에서도 로봇의 위치를 예측하는 것에 초점을 맞춘 새로운 연구이다. 그러나 본 논문에서 제안된 방법은 복도를 직선으로만 주행해야한다는 단점이 있다. 따라서 추후 과제로 회전부분을 인식하는 알고리즘에 관한 연구를 진행한다. 또한 초음파 센서와의 융

합에 관한 연구와 주변 조명이 변화하는 경우의 연구도 함께 진행한다.

참 고 문 헌

- [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 Trans. 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 Trans. 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, 1993.
- [4] A. M. Martinez and A. Kak, "PCA versus LDA," *IEEE Trans. Pattern analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, pp. 228-233, Feb. 2001.
- [5] S. K. Nayar, S. A. Nene, and H. Murase, "Subspace Method for Robot Vision," *IEEE Trans. Robotics and Automation*, vol. 12, pp. 750-758, Oct. 1996.
- [6] L. Funahashi, "On the approximate realization of continuous mappings by neural networks," *Neural Networks*, vol. 2, pp.183-192, 1989.
- [7] M. T. Hagan, H. B. Demuth, and H. Beale, *Neural network design*, PWS publishing Company, 1995.
- [8] A. Kosaka and A. Kak, "Fast vision-guided mobile robot navigation using model-based reasoning and prediction of uncertainties," *CVGIP-Image Understanding*, vol. 56, no. 3, pp. 271-329, Nov. 1992.

저 자 소 개



이 희 성(학생회원)
 2003년 연세대학교 기계전자
 공학부 졸업(공학사)
 2003년 ~ 현재 연세대학교 전기
 전자공학부 석사 과정
 <주관심분야: Computational intel-
 ligence, 로봇 비전, 패턴 인식>



김 은 태(평생회원)
 1992년 연세대학교 전자공학과
 졸업(공학사, 전체수석)
 1994년 연세대학교 전자공학과
 석사과정 졸업(공학석사)
 1999년 연세대학교 전자공학과
 박사과정 졸업(공학박사)
 1999년 3월~2002년 2월 국립환경대학교
 제어계측공학과 조교수
 2002년 3월~현재 연세대학교 전기전자공학부
 조교수
 2003년 University of Alberta, visiting researcher
 1998년~현재 IEEE TFS, IEEE SMC, IEEE
 CAS, FSS등에서 심의위원 활동 중.
 2003년 대한 전자공학회 해동상 수상.
 <주관심분야: Computational intelligence, 지능형
 로봇>

