

# Eigenspace를 이용한 신경회로망 기반의 로봇 위치 인식 시스템

## Neural Network-based place localization for a mobile Robot using eigenspace

이 회 성, 이 윤 회, 김 은 태, 박 민 용

\* 연세대학교 전기전자공학부(전화:(02)2123-2863, 팩스:(02)313-2879, E-mail : 4u2u@yonsei.ac.kr)

**Abstract :** This paper describes an algorithm for determining robot location using appearance-based paradigm. This algorithm compress the image set using PCA(principal component analysis) to obtain a low-dimensional subspace, called the eigenspace, and it makes a manifold that represent a continuous-appearance function. To determine robot location, given an unknown input image, the recognition system first projects the image to eigenspace. Neural network use coefficients of the eigenspace to estimate the location of the mobile robot. The algorithm has been implemented and tested on a mobile robot system. In several trials it computes location accurately.

**Keywords :** Eigenspace, Robot localization, PCA, Backpropagation

### 1. 서론

근대에 이르러 많은 공학자들은 정해진 위치에서 주어진 작업만을 수행하는 산업용 로봇으로부터 진일보된 인간과 유사한 특징을 갖는 휴먼 로봇(Human Robot)을 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[1].

이동 로봇의 응용에 있어 위치 추정 기능은 가장 기본적이면서도 가장 중요한 기능이다. 초기의 이동 로봇의 주행 시스템의 단점을 극복하기 위해 센서를 통해 환경을 인식하고 행동하는 자율적인 이동 기능을 갖는 이동 로봇의 연구가 활발히 전개되었다. 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 가능

하게 한다. 그러므로 시각 센서는 환경에 대한 3차원 정보를 종합적으로 제공하는 가장 진보적인 센서이며, 처리속도가 빠른 고성능 컴퓨터의 개발에 힘입어 시각 센서를 응용한 이동 로봇 시스템을 개발하기 위한 많은 연구가 진행되고 있다.

전통적인 시각 센서를 이용한 자동 로봇의 위치 인식은 로봇이 작업을 수행할 공간의 정교한 3차원 정보를 획득하는 것이었다. 이를 모형 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 과정을 피할 수 있다[2].

본 논문에서는 외향 기반 접근법을 기반으로 한 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 투영시킨 후 연속 외향 함수를 통해 로봇의 현재 위치를 추정할 수 있다.

## II. 위치 추정 시스템

### 1. Eigenspace

Karhunen-Loeve 변환 또는 Hotelling 변환이라고 불리이기도 하는 PCA변환은 고 차원 입력 벡터를 저 차원의 형태로 표현하는 방법으로써, 전체 영상의 데이터를 가지고 그것의 분산이 큰 몇 개의 고유 방향에 대한 축으로 선형 투사시켜서 차원을 줄이는 방법을 말한다. 얼굴인식, 데이터 압축, 문자인식 등에 널리 쓰이고 있으며 최근에는, 산업로봇이나 이동로봇의 시각 데이터를 나타내는 유용한 방법 중 하나로 제안되기도 하였다. PCA 변환을 통해 입력 벡터의 차원을 감소시키는 것은 데이터 분포에 대한 정보는 그대로 유지하지만, 계산상의 부하를 감소하고, 노이즈를 제거하며, 데이터 압축과 같은 효과를 가질 수 있도록 한다.

다음과 같은  $n$ 차원의 벡터  $N$ 개가 존재할 때,

$$\{X_1, X_2, \dots, X_N\} \quad (1)$$

평균벡터는

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

로 정의되고,

공분산 행렬(Covariance matrix)은

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

이다.

$C$ 의 고유 벡터(Eigenvector)  $e_k$ 와 대응하는 고유 값(Eigenvalue)  $\lambda_k$ 는 널리 알려진 Eigenstructure decomposition problem로 결정할 수 있다.

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

Eigenstructure decomposition problem의 결과인 고유 값(Eigenvalue)은  $\{\lambda_k | k=1, 2, \dots, I\}$ 이고 이때  $\{\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_I\}$ 이 성립한다. 그리고 각각의 고유 값과 대응하는 고유 벡터는  $\{e_k | k=1, 2, \dots, I\}$ 이다. 그리고 적절한  $I$ 를 선택하여 고유 벡터들을 재 정렬하면 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 표현할 수 있다.

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

$A$ 와 같은 변환을 PCA변환이라 한다. 여기서  $I$ 개의 고유벡터의 크기는  $n$ 이다. 또한  $I$ 는 여러 패턴 인식 이론에서 소개된 제약 조건에 의해 계산할 수 있다[3].

### 2. 역전파 알고리즘

신경망은 인간의 뇌가 작업을 수행할 때 신경의 최소 단위인 뉴런들을 통해 자극을 보내며 이 자극 값이 어느 한도를 넘어야 자극을 다음 단계로 진행시키는 것에서 착안한 방법으로 패턴 인식의 여러 분야에서 광범위 하게 활용되고 있다.

이 논문에서는 신경망 알고리즘 중에서도 가장 널리 이용되고 있는 역전파 알고리즘(Back-propagation algorithm)을 이용하여 위치 추정 작업을 수행하였다.

역전파 알고리즘은 입력 층과 출력 층의 두 개의 층으로 이루어진 퍼셉트론(perceptron)과는 달리 은닉 층을 가지고 있어 흔히 다층 퍼셉트론이라 불리기도 한다. 학습은 입력 데이터와 그에 따르는 목표 데이터가 필요한 지도 학습(supervised learning)을 따른다.

역전파 알고리즘에서의 각 뉴런들 간의 weight의 업데이트는 목표치(target)와 출력(output)값 사이의 오차를 줄이기 위해 이루어지는데, 이 두 값은 MSE(mean square error)를 최소화하는 방향으로 찾아나간다. 이때 벡터  $X$ 를 신경망의 weight와 bias라 하고,  $T$ 를 목표치(target),  $a$ 를 출력(output),  $e$ 를 오차(error)라 하면, 다음과 같이 표현 가능하다.

$$F(x) = E[e^T e] = E[(t - a)^T (t - a)] \quad (6)$$

여기서 LMS(least mean square)알고리즘을 이용하면, 다음과 같이 근사화 할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{F}(x) &= (t(k) - a(k))^T (t(k) - a(k)) \\ &= e(k)^T e(k) \end{aligned} \quad (7)$$

즉, 제곱 오차의 평균값이  $k$ 번째 반복에서의 제곱 오차로 대체되었다.

이제, MSE를 최소화하기 위해 수치해석적인 steepest

descent 방식으로 접근하기 위해, 우선  $F(x)$ 를 최소화 하는  $X$ 를 업데이트 하는 방법은 식 (8),(9)와 같다.

$$X_{K+1} = X_K + a_K p_K \quad (8)$$

$$\text{또는 } \Delta X_K = (X_{K+1} - X_K) = a_K p_K \quad (9)$$

여기서  $p_k$ 는 방향벡터를 나타낸다.

$F(x)$ 가 최소값을 갖는  $X$ 는 어떤  $K$ 에 대해서도 식 (10)이 성립한다.

$$F(X_{K+1}) < F(X_K) \quad (10)$$

좌변을 테일러급수를 이용해 전개하면,

$$F(X_{K+1}) = F(X_K + \Delta X_K) \approx F(X_K) + g_K^T \Delta X_K \\ g_K \equiv \nabla F(x)|_{x=x_K} \quad (11)$$

으로 표현될 수 있고,  $K+1$ 번째에서  $F(x)$ 가 최소값을 가지려면  $g_K^T \Delta X_K < 0$  이어야만 한다.

$g_K^T \Delta X_K = a_K g_K^T p_K$ 이고  $a$ 는 양의 실수 이므로  $g_K^T p_K$ 가 최소값이어야 한다. 두 벡터의 내적이 최소인 경우는 서로 절대값은 같고 부호가 다른 경우이다. 즉,  $p_K = -g_K$ 이어야 하고,  $X$ 에 대한 업데이트(update) 식은 다음과 같이 정리된다.

$$X_{K+1} = X_K + a_K g_K \quad (12)$$

그리고 steepest descent 알고리즘을 이용하여 MSE를 근사하면, 각 단계로서의 weight와 bias는 식 (13),(14)로 표현할 수 있다.

$$w_{ij}^m(k+1) = w_{ij}^m(k) - a \frac{dF}{db_{ij}^m} \quad (13)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - a \frac{dF}{db_i^m} \quad (14)$$

식(13),(14)를 이용하여 weight와 bias를 업데이트 하여 주어진 입력에 대하여 목표치와 가장 가까운 출력을 낼 수 있도록 weight와 bias를 정해 주어야 한다 [4].

### 3. 위치 추정 알고리즘 설계

본 논문에서는 신경회로망을 universal approximator로 사용하여 영상의 appearance로부터 로봇의 위치를 역으로 추정하는 새로운 알고리즘을 제안한다. 신경회로망의 입력으로는 복도의 PCA계수를 사용한다[5].

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 역전파 알고리즘을 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.

### III. 실험 결과

실험을 위해 우선 그림 1과 같은 직선의 복도 815cm를 로봇이 45cm의 간격으로 12회 왕복하면서 영상을 취득하였다. 빛의 변화나 간섭을 피하기 위해 학습 데이터는 밤에 얻어졌다.

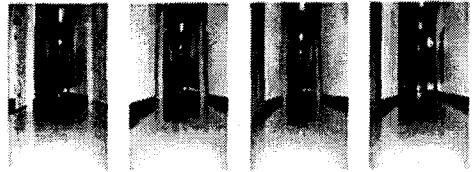


그림 1 학습에 사용된 영상들

우선, 학습 데이터들의 PCA변환을 통해 고유 값을 추출하였다. 그림 2는 PCA변환 후 얻어진 고유 벡터들의 영상으로써 각각의 고유 벡터는 차례대로 가장 큰 4개의 고유 값들과 대응한다.

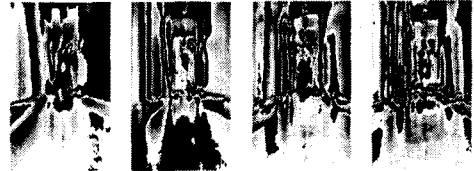


그림 2 고유 벡터

30개의 큰 고유 값과 대응하는 고유 벡터를 이용해 Eigenspace를 구성한 다음, 30개의 주성분을 추출하였다. 이것은 역전파 알고리즘의 입력이 되고, 30개의 주성분에 대응하여 원래 영상을 얻은 위치를 수치화 한 것은 목표치(target)가 된다. 은닉 층의 뉴런의 수는 500개, 학습률은 0.005로 했을 때 역전파 알고리즘은 연속 외향 함수를 구성하고, 그 모양은 그림 3과 같다.(본 실험에서 연속 외향 함수는 30차원의 함수이지만, 눈으로 확인하기 위하여 그림 3은 가장 큰 3개의 차원만을 표현하였다.)

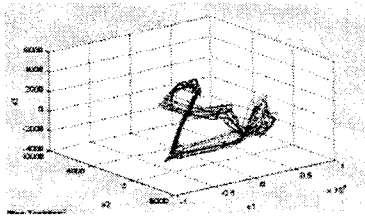


그림 3 연속 외향 함수

제시한 알고리즘을 테스트하기 위해 임의의 위치에 있는 로봇의 위치를 추정해 보았다. 여기서 임의의 위치란 학습을 위해 찍은 위치와 다른 위치를 의미한다. 테스트는 120회 시행되었고, 오차의 히스토그램은 그림 4와 같았다.

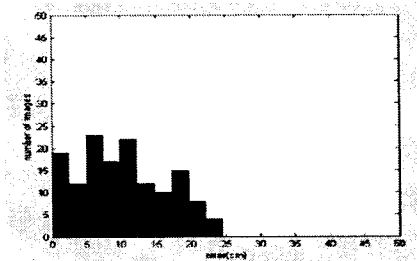


그림 4 위치 오차

#### IV. 결론

본 논문에서 제안된 인식 방법은 임의의 이동 로봇의 위치를 PCA변환과 신경망 회로를 이용해 계산해 낼 수 있음을 보여주었다. 그러나 본 논문에서 제안된 방법은 복도를 직선으로만 주행해야 하는 단점이 있다. 따라서 추후 과제로 회전부분을 인식하는 알고리즘에 관한 연구가 수행되어야 할 것이다.

#### 참고문헌

- [1] W.E. Snyder, *Industrial Robots: computer interfacing and control*, Prentice-Hall International, Inc., Englewood Cliffs, USA, 1985.
- [2] Aleix M. Martinez, Jordi Vitria "Clustering in Image Space for Place Recognition and Visual Annotations for Human-Robot Interaction" *IEEE TRANS. Systems*, vol. 31, No.5 Oct, 2001
- [3] Shree K. Nayar, Sameer A. Nene, Hiroshi Murase, "Subspace Method for Robot Vision" ,

*IEEE TRANS. Robot. Automat.*, vol. 12, pp. 750-758, Oct. 1996

- [4] Hagan, *Neural network design* , Thomson Learning, 1995
- [5] Funahashi. K, "On the approximate realization of continuous mappings by neural networks", *Neural Networks*, vol. 2, pp.183-192