

신경망을 이용한 복도에서의 구륜이동로봇의 위치추정

Position Estimation of Wheeled Mobile Robot in a Corridor Using Neural Network

최경진*, 이용현*, 박종국**
*강남대학교 전자시스템공학부
**경희대학교 전자정보대학 전자공학과

Kyung-Jin Choi*, Young-Hyun Lee*, Chong-Kug Park**
*Dept.of Electronic Engineering Kangnam University
**Dept.of Electronic Engineering Kyunghee University
E-mail : momo11@unitel.co.kr

요 약

본 논문에서는 비전 기반 구륜이동로봇이 복도를 주행하기 위해 필요한 벽면으로부터의 거리와 방향각을 신경망을 이용하여 추정하는 알고리즘에 대해 기술하였다. 복도에 설치된 조명을 표식으로 사용하였고, 구륜이동로봇의 위치와 각도에 따라 조명들의 배열선과 정의된 소멸점의 위치는 다르게 된다. 따라서 조명의 배열선과 소멸점의 위치에 관한 두개의 평면을 구성하였다. 조명의 배열선과 소멸점의 위치는 간단한 영상처리 알고리즘을 통하여 획득하였다. 기지의 위치와 각도에서의 조명의 배열선과 소멸점의 위치에 대한 데이터를 획득하였다. 획득된 데이터를 이용하여 신경망을 구성하고 학습시켰다. 학습을 통해 수정된 신경망을 이용하여 실제 주행에 적용하였다.

1. 서론

자율 주행체에 있어 주변 환경 하에서 자신의 위치와 방향을 파악하는 것은 매우 중요한 문제이다. 이동체에서 자신의 위치를 파악하기 위한 방법에는 맵을 이용하는 방법[1,2]과 특정한 표식을 이용하는 방법[3,4]이 있다. 맵을 이용하는 방법은 주행 중 센서를 통해 획득된 데이터와 저장된 맵 정보를 비교함으로써 자신의 위치를 파악한다. 이 경우 맵을 구성하기 위한 주변 환경에 대한 정보를 미리 획득하여야 한다는 것과 실제 데이터와의 정합에 있어서 문제점을 가지고 있다. 특정한 표식을 이용하는 방법은 주변 환경에서 이용 가능한 특징을 설정하고, 표식과의 관계를 정의한다. 정의된 관계로부터 주행 중 획득된 센서 데이터를 이용하여 실제 자신의 위치와 방향각을 추정하는 것이다.

본 논문에서는 비전 센서를 이용한 구륜이동로

봇이 복도를 주행하기 위해서 설치된 조명을 표식으로 사용하고, 신경망을 사용하여 구륜이동로봇의 위치와 방향각을 추정하는 알고리즘을 소개한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 구륜이동로봇의 위치와 방향각, 그리고 조명의 배열선의 기울기와 소멸점의 위치 사이의 관계를 정의한다. 3장에서는 획득된 영상에서 조명만을 분리하는 알고리즘에 대해 설명한다. 4장에서는 위치와 방향각을 추정하기 위한 서형근사화에 의한 방법과 신경망을 이용한 방법에 대해 설명한다. 5장에서는 선형근사화 방법에 의한 추정된 결과와 신경망을 통해 추정된 결과를 비교설명한다.

2. 구륜이동로봇의 위치와 방향각과 조명 사이의 관계

2.1 조명 배열선의 각도와 소멸점의 정의

복도에서 구륜이동로봇의 위치와 방향각에 따라 조명들의 배열은 특징을 갖는다. 이 특징에는 그림 1과 같이 조명들에 의해 형성된 직선의 기울기와 소멸점이다. 그림 1에서 θ 는 조명 배열선의 기울기, D 는 소멸점의 위치를 나타낸다.

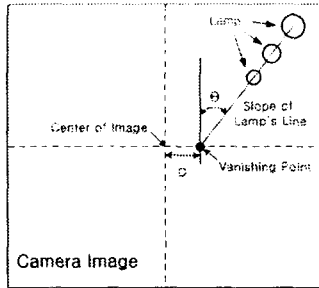


그림 1. 조명 배열선의 기울기와 소멸점의 정의

2.2 조명 배열선의 기울기와 구륜이동로봇의 위치 사이의 관계 정의

복도에서 구륜이동로봇의 위치와 조명 배열선의 기울기 사이의 관계는 그림 2와 같다.

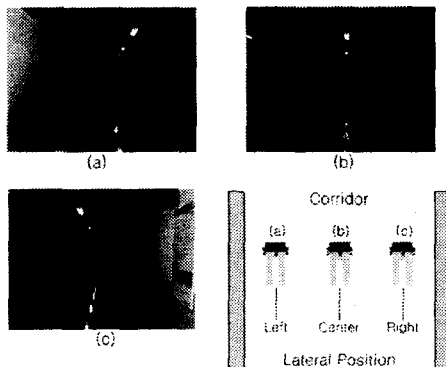


그림 2. 구륜이동로봇의 위치 변화에 따른 조명 배열선의 기울기 변화

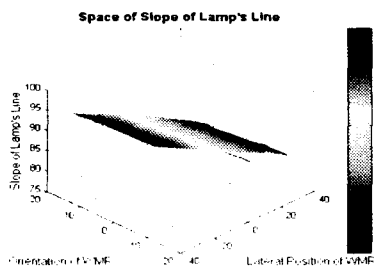


그림 3. 조명 배열선의 기울기와 구륜이동로봇의 위치 사이의 관계

그림 2에서 알 수 있듯이 구륜이동로봇의 위치의 변화에 대해 소멸점의 위치는 동일하나 조명 배열선의 기울기가 변함을 알 수 있다. 구륜이동로봇의 위치와 조명 배열선의 기울기 사이의 관계를 알아보기 위해 복도의 중앙을 중심으로

$\pm 80cm$ 에 대해 $10cm$ 간격으로, 정면을 중심으로 $\pm 12.5^\circ$ 에 대해 2.5° 간격으로 영상을 획득하여, 조명 배열선의 기울기를 조사하였고, 데이터를 이용하여 구성된 평면은 그림 3과 같다.

2.3 소멸점과 구륜이동로봇의 방향각 사이의 관계 정의

복도에서 구륜이동로봇의 방향각과 소멸점 사이의 관계는 그림 4와 같다. 그림 4에서 알 수 있듯이 구륜이동로봇의 방향각 변화에 대해 조명 배열선의 기울기는 변화가 없으나 소멸점의 위치가 변함을 알 수 있다. 구륜이동로봇의 방향각과 소멸점 사이의 관계를 알아보기 위해 2.2절과 같은 방법에 의해 소멸점의 위치를 조사하였고, 데이터를 이용하여 구성된 평면은 그림 5와 같다.

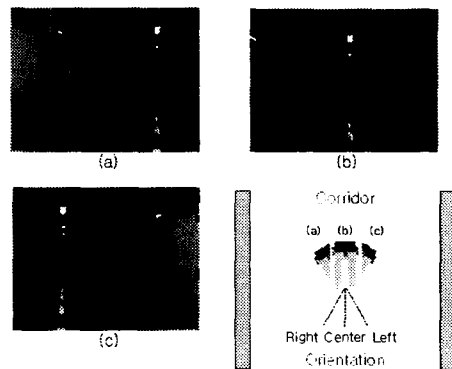


그림 4. 구륜이동로봇의 방향각 변화에 따른 소멸점의 위치 변화

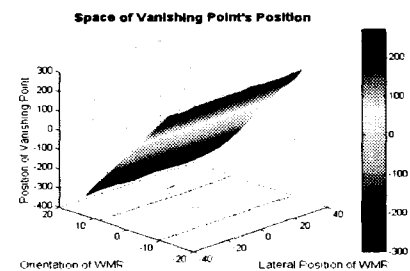


그림 5. 소멸점의 위치와 구륜이동로봇의 방향각 사이의 관계

3. 영상처리 알고리즘

획득된 복도이미지에서 조명만을 추출하기 위한 알고리즘은 그림 6과 같다. 전등만을 추출하기 위해 정의된 규칙은 다음과 같다.

규칙 1) 크기여과 및 경계치 설정

$$A1 \text{ - 물체를 구성하는 pixel의 수} < A2$$

규칙 2) 분산 경계치 설정

$$\sigma^2 = Target \ Shape < T$$

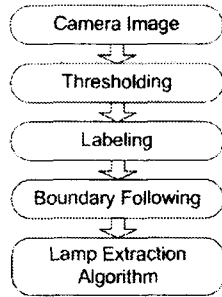


그림 6. 영상처리 알고리즘

추출된 조명의 위치는 다음 식에 의해 정의된다.

$$CX_n = \frac{1}{m_i} \sum_{i \in n} x_i \quad CY_n = \frac{1}{m_i} \sum_{i \in n} y_i$$

여기서 $n = 1, 2, \dots, k$ 이다.

그림 6의 영상처리 알고리즘에 의해 수행된 이미지는 그림 7과 같다. 그림 7(a)는 CCD 카메라를 이용하여 획득된 영상이다. 그림 7(b)는 임계치 설정을 통해 획득된 이진영상이다. 이진영상에서 조명만을 추출하기 위해 규칙 1을 적용시킨 결과가 그림 7(c)의 영상이다. 그리고 규칙 2를 적용시킨 결과가 그림 7(d)의 영상이다.

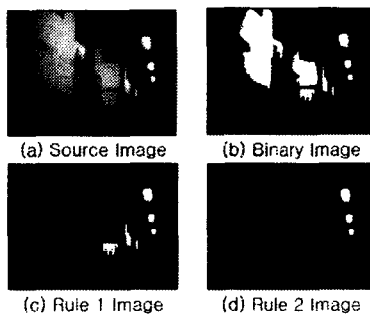


그림 7. 조명 추출 과정

4. 구륜이동로봇의 위치와 방향각 추정 알고리즘

4.1 선형 근사화 방법에 의한 구륜이동로봇의 위치 및 방향각 추정

구륜이동로봇이 복도 주행시 획득된 이미지로부터 조명 배열선의 기울기와 소멸점의 위치가 영상처리를 이용하여 추출된다. 추출된 데이터를 이용하여 그림 3과 그림 5의 평면으로부터 두개의 직선이 추출되고, 그림 8과 같이 추출된 두 직선의 교점이 구륜이동로봇의 위치와 방향각이 된다. 이때 선형 근사화된 두 직선의 방정식은 다음과 같다.

$$\begin{pmatrix} P_{WLR} \\ \theta_{WLR} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -4.5284 & 0.0064 \\ 0.03487 & -0.0441 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \theta_{Lamp} \\ P_{Lamp} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 403.64 \\ -4.001 \end{pmatrix}$$

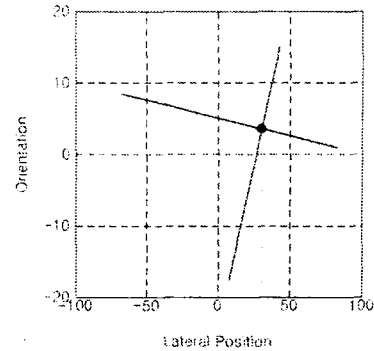


그림 8. 선형 근사화에 의한 구륜이동로봇의 위치와 방향각

4.2 신경망을 이용한 구륜이동로봇의 위치 및 방향각 추정

본 논문에서는 그림 9와 같은 구조의 신경망을 사용하여 획득된 데이터를 이용하여 학습을 수행하였다.

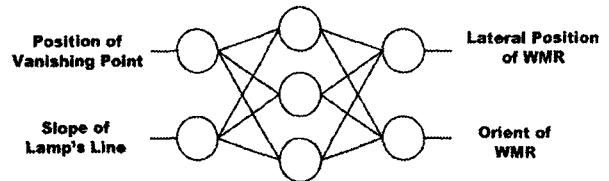


그림 9. 신경망 구조

학습은 오류 역전파(BPN : Backpropagation) 알고리즘에 의해 학습을 수행하였고, 이때 사용한 전달함수는 시그모이드(Sigmoid) 함수를 사용하였다. 각 노드의 출력은 다음과 같은 수식에 의해 결정된다.

$$u_j^{k+1} = \sum_{p=1}^N W_{ij}^k \cdot a_i^k \quad (P = i, j)$$

학습 과정에서 각 노드에서의 오차는 아래와 같이 발생한다.

$$\delta_j^{k+1} = a_i^{k+1} (1 - a_i^{k+1}) e_i^k$$

연결 강도 변화량은 아래와 같다.

$$\begin{aligned} W_{ij}(t+1) &= W_{ij}(t) + \eta \cdot \delta_j^{k+1} \cdot a_j^k + \Delta W_{ij}(t) \end{aligned}$$

반복된 학습결과 학습률(η)은 0.1로 하였을 경우 약 1000번의 반복 학습을 시켜준 결과 최저의 오차를 나타내었다.

5. 모의 실험

그림 3과 그림 5를 구성하기 위해 측정된 데이터를 이용하여 선형근사화 방법과 신경망을 이용한 방법에 대해 모의실험을 수행하였다.

그림 9는 선형근사화 방법에 의해 구륜이동로봇의 위치와 방향각 추정값과 실제값의 오차이

다. 위치 추정오차의 범위는 $-3.658 \sim 2.544(\text{cm})$ 이고, 방향각 추정오차의 범위는 $-0.57 \sim 1.018(^{\circ})$ 이다.

그림 10은 신경망에 의한 추정값과 실제값의 오차이다. 위치 추정오차의 범위는 $-1.604 \sim 1.397(\text{cm})$ 이고, 방향각 추정오차의 범위는 $-0.624 \sim 0.374(^{\circ})$ 이다. 표 1은 두 방법에 의해 추정된 위치와 방향각의 오차에 대한 RMS(root mean square) 에러를 계산한 것이다. 이것은 평균값을 중심으로 분산정도를 나타내는 것으로 신경망을 이용한 방법이 위치 추정시 약 37.9% 향상되었으며, 방향각 추정시 약 35.3% 향상되었음을 알 수 있다.

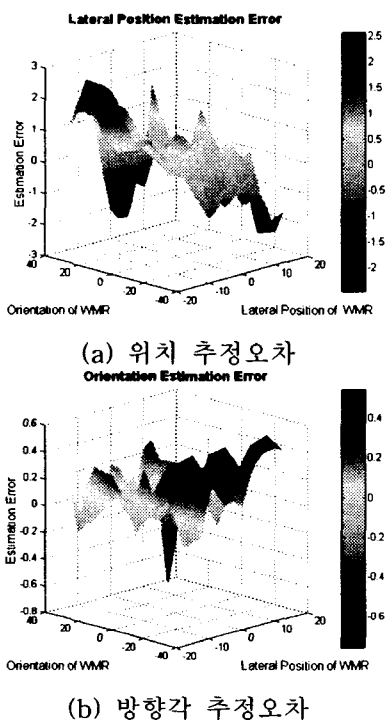
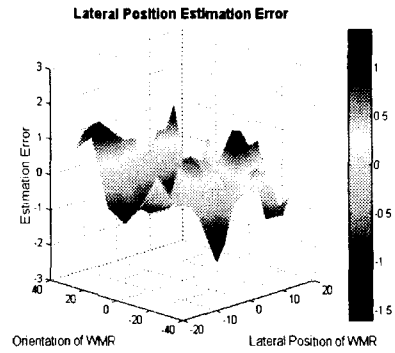


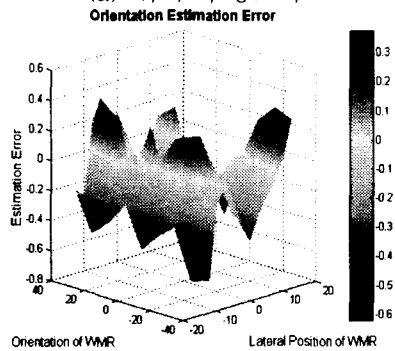
그림 9. 선형 근사화에 의한 추정오차

6. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 비전 기반 구륜이동로봇이 복도를 주행하기 위해 필요한 벽면으로부터의 거리와 방향각을 신경망을 이용하여 추정하는 알고리즘에 대해 기술하였다. 신경망을 적용함으로써 추정오차가 약 36.6% 향상되었음을 알 수 있었다. 그러나 본 연구를 통하여 수행되어야 할 내용은 복도에서의 조명의 위치에 따른 관계를 정의하는 것이다. 또한 본 논문에서 제안된 추정 알고리즘을 적용하여 실제 이동로봇을 주행하는 실험을 수행할 예정이다.



(a) 위치 추정오차



(b) 방향각 추정오차

그림 10. 신경망에 의한 추정오차

추정방법	선형근사화	신경망
RMS Error		
위치 추정오차	1.135	0.705
방향각 추정오차	0.400	0.259

표 1. 추정오차 RMS Error 비교

7. 참고문헌

- [1] Yoshio Matsumoto, Masayuki Inaba and Hirochika Inoue, "Visual Navigation using View-Sequenced Route Representation", Proceedings of the 1996 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.83~88, 1996.
- [2] R. Talluri and J. K. Aggarwal, "Mobile Robot Self-Location using Model-Image Feature Correspondence", IEEE Transaction on Robotics and Automation, Vol. 12, No. 1, 1996.
- [3] A.Gilg and G. Schmidt, "Landmark-Oriented Visual Navigation of a Mobile Robot", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 41, No. 4, pp.392~397, 1994.
- [4] Zhi-Fang Yang and Wen-Hsiang Tsai, "Viewing Corridors as Right Parallelepipeds for Vision-Based Vehicle Localization", IEEE Transaction on Industrial Electronics, Vol. 46, No. 3, pp.653~661, 1999.