

신경망을 이용한 복도에서의 구륜이동로봇의 위치추정

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

최경진* · 이용현* · 박종국**

Kyung-Jin Choi, Young-Hyun Lee, Chong-Kug Park

* 강남대학교 제3대학 전자시스템정보공학부

** 경희대학교 전자정보학부 전자공학과

요 약

본 논문에서는 비전 기반 구륜이동로봇이 복도에 설치된 조명을 표식으로 사용하여 복도를 주행하기 위해 필요한 벽면으로부터의 거리와 방향각을 신경망을 이용하여 추정하는 알고리즘에 대해 기술하였다. 복도의 천정에 설치된 조명은 구륜이동로봇의 위치에 따라 조명 배열선의 기울기가 변하며, 구륜이동로봇의 방향각에 따라 정의된 정의된 소멸점의 위치가 변한다는 특징을 이용하였다. 획득된 영상에서 조명은 크기가 제한되어 있으며, 모양이 원에 가깝다는 특징을 이용하여 단순한 알고리즘에 의해 추출하였다. 기지의 구륜이동로봇의 위치와 방향각에서 복도 영상을 획득하여 조명 배열선의 기울기와 소멸점의 위치를 계산하여 이들 사이의 관계를 확인하였다. 주행 중 구륜이동로봇의 위치와 방향각을 추정하기 위해 신경망을 구성하고, 획득된 데이터를 이용하여 역 전파 알고리즘(back propagation algorithm)에 의해 학습을 수행하였다. 구륜이동로봇의 제작하고, 학습결과를 이용하여 실제 복도 주행 실험을 수행하였다.

Abstract

This paper describes position estimation algorithm using neural network for the navigation of the vision-based Wheeled Mobile Robot (WMR) in a corridor with taking ceiling lamps as landmark. From images of a corridor the lamp's line on the ceiling in corridor has a specific slope to the lateral position of the WMR. The vanishing point produced by the lamp's line also has a specific position to the orientation of WMR. The ceiling lamps has a limited size and shape like a circle in image. Simple image processing algorithms are used to extract lamps from the corridor image. Then the lamp's line and vanishing point's position are defined and calculated at known position of WMR in a corridor. To estimate the lateral position and orientation of WMR from an image, the relationship between the position of WMR and the features of ceiling lamps have to be defined. Data set between position of WMR and features of lamps are configured. Neural network are composed and learned with data set. Back propagation algorithm(BPN) is used for learning. And it is applied in navigation of WMR in a corridor.

Key words : Neural Network, Position Estimation, Image Processing, wheeled mobile robot

1. 서 론

자율 주행체에 있어 주변 환경 하에서 자신의 위치와 방향을 파악하는 것은 매우 중요한 문제이다. 주행체에서 자신의 위치를 파악하기 위한 방법에는 맵(map)을 이용하는 방법[1,2]와 특정한 표식(landmark)을 이용하는 방법[3~5]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 구륜이동로봇이 복도

를 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 선형 근사화에 의한 방법과 신경망을 이용한 방법에 대해 설명한다. 5장에서는 모의실험에 통한 선형 근사화 방법에 의한 추정된 결과와 신경망을 통해 추정된 결과를 비교설명한다. 그리고 실제 복도 주행 실험을 통해 제안된 알고리즘의 효율성을 입증한다.

2. 구륜이동로봇의 위치, 방향각과 조명과의 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. 조명 배열선의 기울기는 영상처리를 통해 추출된 조명의 중심점을 이은 선이 수직선과 이루는 각으로 정의된다. 소멸점의 위치는 영상의 중심점으로부터 조명 배열선이 수평선과 만나는 위치 사이의 거리로 정의된다. 그림 1에서 θ 는 조명 배열선의 기울기, D 는 소멸점의 위치를 나타낸다.

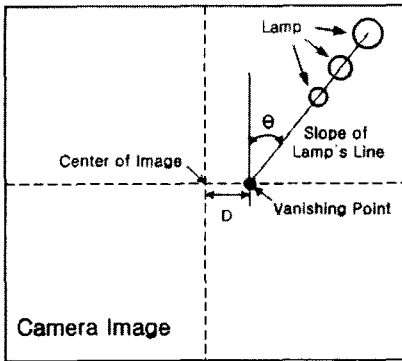


그림 1. 조명 배열선의 기울기와 소멸점의 정의
Fig. 1. Defining the slope of lamp's line and the position of vanishing point

2.2 조명 배열선의 기울기와 구륜이동로봇의 위치 사이의 관계

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

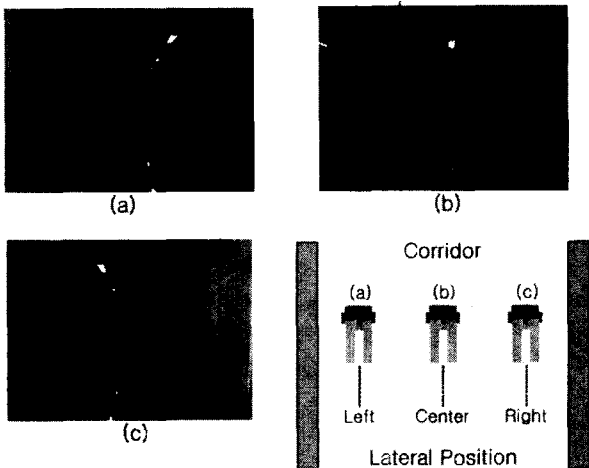


그림 2. 구륜이동로봇의 위치 변화에 따른 조명 배열선의 기울기 변화
Fig. 2. The variation of the slope of lamp's line according to the lateral position of WMR

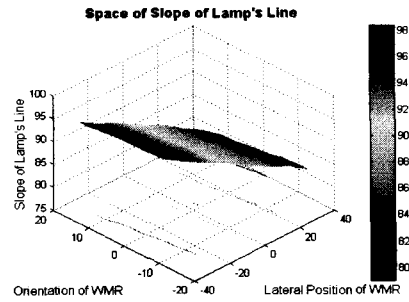


그림 3. 조명 배열선의 기울기와 구륜이동로봇의 위치, 방향각 사이의 관계
Fig. 3. Relationship between the lateral position, orientation of the WMR and the slope of the lamp's line

2.3 소멸점과 구륜이동로봇의 방향각 사이의 관계

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

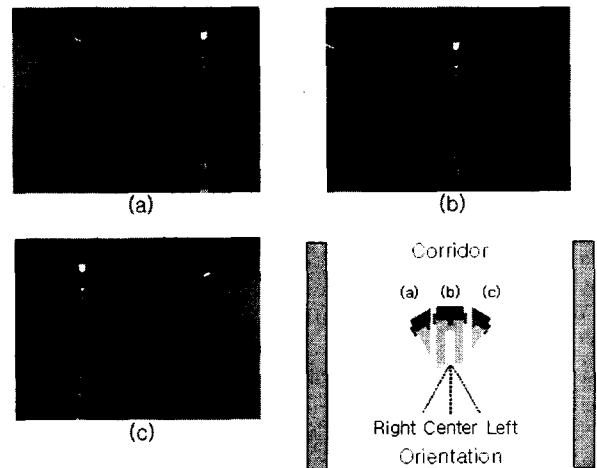


그림 4. 구륜이동로봇의 방향각 변화에 따른 소멸점의 위치 변화
Fig. 4. The variation of the position of vanishing point according to the orientation of WMR

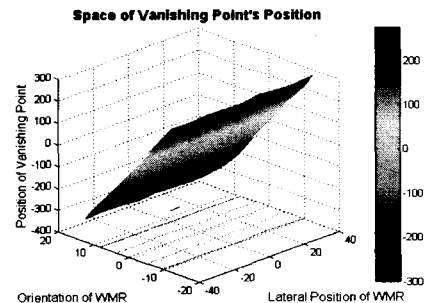


그림 5. 소멸점의 위치와 구륜이동로봇의 위치, 방향각 사이의 관계
Fig. 5. Relationship between the lateral position, orientation of the WMR and the position of vanishing point

소멸점 사이의 관계를 알아보기 위해 2.2절과 같은 방법에 의해 소멸점의 위치를 조사하였고, 데이터를 이용하여 구성된 평면은 그림 5와 같다.

3. 영상처리 알고리즘

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

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. 추출된 조명의 위치는 식(1)에 의해 정의된다[6].

- 규칙 1) 크기여과 및 경계치 설정
 $A1 < \text{물체를 구성하는 pixel의 수} < A2$
- 규칙 2) 분산 경계치 설정
 $\sigma^2 = \text{target shape} < T$

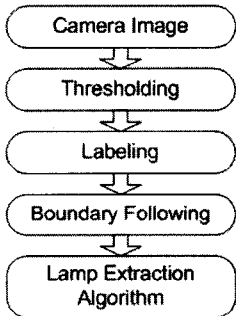


그림 6. 영상처리 알고리즘
 Fig. 6. Image processing algorithm

$$CX_n = \frac{1}{m_i \in n} \sum x_i, \quad CY_n = \frac{1}{m_i \in n} \sum y_i \quad (1)$$

여기서 $n = 1, 2, \dots, k$

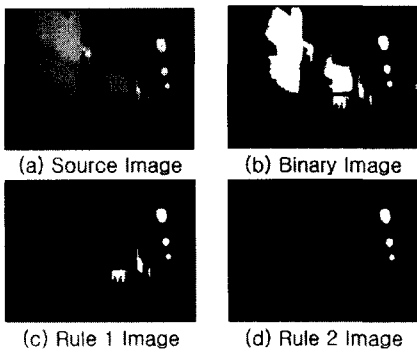


그림 7. 조명 추출 과정
 Fig. 7. Lamp extraction

4. 구륜이동로봇의 위치와 방향각 추정 알고리즘

4.1 선형 근사화 방법에 의한 구륜이동로봇의 위치 및 방향각 추정

구륜이동로봇이 복도 주행 시 획득된 이미지로부터 조명 배열선의 기울기와 소멸점의 위치가 영상처리를 이용하여 추출된다. 그러나 그림 3에서 알 수 있듯이 동일한 조명 배열선의 기울기를 갖는 구륜이동로봇의 위치는 다양하다. 또한 그림 5에서 알 수 있듯이 동일한 소멸점의 위치를 갖는 구륜이동로봇의 방향각은 다양하다. 따라서 영상처리를 통해 추출된 조명 배열선의 기울기와 소멸점의 위치에 대한 구륜이동로봇의 위치와 방향각은 여러 가지이고, 이 중에서 하나의 값만이 실제 구륜이동로봇의 위치와 방향각이 된다. 계산된 조명 배열선의 기울기와 소멸점의 위치를 이용하여 그림 3과 그림 5의 평면으로부터 두개의 직선을 추출하고, 그림 8과 같이 추출된 두 직선의 교점이 구륜이동로봇의 위치와 방향각이 실제 구륜이동로봇의 위치와 방향각이다. 이때 선형 근사화된 두 직선의 방정식은 식(2)와 같다.

$$\begin{pmatrix} P_{WMR} \\ \theta_{WMR} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -4.5284 & 0.0064 \\ 0.03487 & -0.0441 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \theta_{Lamp} \\ D_{Lamp} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 403.64 \\ -4.001 \end{pmatrix} \quad (2)$$

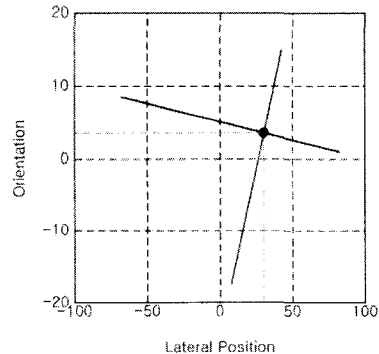


그림 8. 선형 근사화에 의한 구륜이동로봇의 위치와 방향각
 Fig. 8. Lateral position and orientation of WMR by means of linear approximation method

4.2 신경망을 이용한 구륜이동로봇의 위치 및 방향각 추정

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

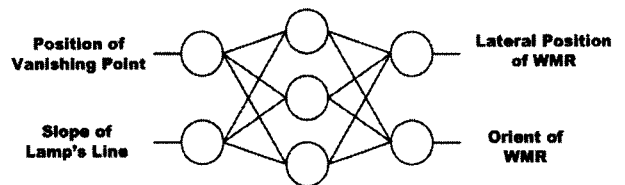


그림 9. 신경망 구조
 Fig. 9. Neural network model

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

$$u_j^{k+1} = \sum_{p=1}^N W_{\bar{y}}^k \cdot a_i^k \quad (\text{여기서 } p = i, j) \quad (3)$$

학습 과정에서 각 노드에서의 오차는 아래와 같이 발생한다.

$$\delta_j^{k+1} = a_i^{k+1} (1 - a_i^{k+1}) e_i^k \quad (4)$$

연결 강도 변화량은 아래와 같다.

$$W_{\bar{y}}(t+1) = W_{\bar{y}}(t) + \eta \cdot \delta_j^{k+1} \cdot a_j^k + \Delta W_{\bar{y}}(t) \quad (5)$$

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

5. 모의실험 및 복도주행

5.1 모의실험

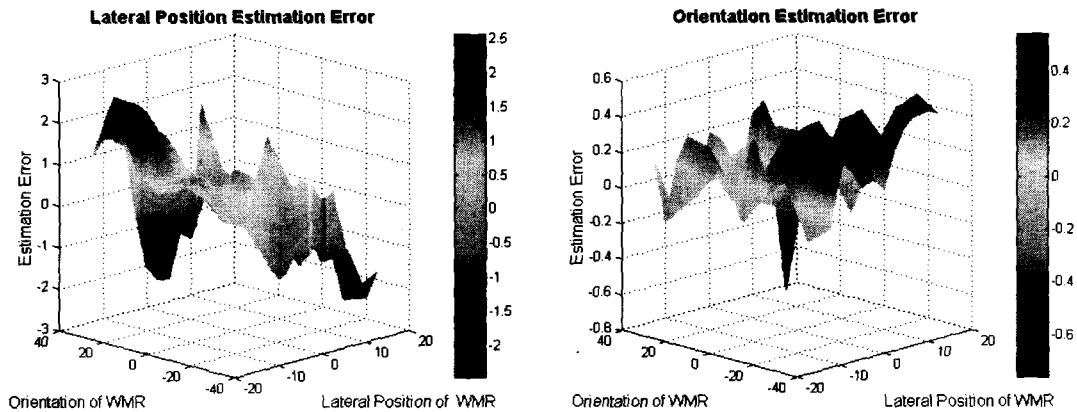
그림 3과 그림 5를 구성하기 위해 측정된 데이터를 이용하

여 선형 근사화 방법과 신경망을 이용한 방법에 대해 기지의 위치와 방향각에서 영상을 획득하여 모의실험을 수행하였다.

그림 10은 선형 근사화 방법에 의해 구리이동로봇의 위치와 방향각 추정 값과 실제 값의 오차이다. 위치 추정오차의 범위는 $-3.658 \sim 2.544(cm)$ 이고, 방향각 추정오차의 범위는 $-0.57 \sim 1.018(^{\circ})$ 이다.

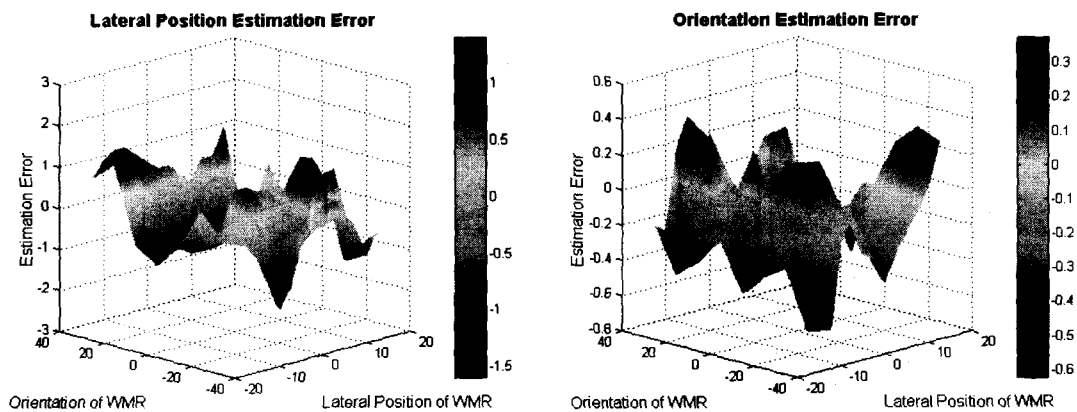
그림 11은 신경망에 의한 추정 값과 실제 값의 오차이다.

위치 추정오차의 범위는 $-1.604 \sim 1.397(cm)$ 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 추정 시 약 37.9% 향상되었으며, 방향각 추정 시 약 35.3% 향상되었음을 알 수 있다.



(a) 위치 추정오차 (b) 방향각 추정오차
(a) Estimation error of laterla position (b) Estimation error of orientation

그림 10. 선형 근사화에 의한 추정오차
Fig. 10. Estimation error by means of linear approximation method



(a) 위치 추정오차 (b) 방향각 추정오차
(a) Estimation error of laterla position (b) Estimation error of orientation

그림 11. 신경망에 의한 추정오차
Fig. 11. Estimation error by means of neural network

표 1. 추정오차 RMS error 비교

Table 1. RMS error

Estimation method	linear approximation	neural network
RMS Error		
lateral position	1.135	0.705
orientation	0.400	0.259

5.2 복도주행 실험

그림 12는 실험을 위해 제작된 구륜이동로봇이고, 그림 13은 구동 프로그램 GUI(graphic user interface)이다. 주행 중에 획득된 이미지에 대해 영상처리를 수행하여 소멸점의 위치와 조명 배열선의 기울기를 계산하고, 신경망을 이용하여 구륜이동로봇의 각도와 위치를 추정한다. 설정된 복도의 중앙으로부터 이탈된 위치와 각도를 보정하기 위한 구동구륜의 속도 제어는 그림 14와 같은 속도케지에 의해 수행된다. 그림 15는 복도 주행 시 추정된 구륜이동로봇의 위치와 방향각이며, 그림 16은 구동 구륜의 속도이다.

복도에서의 주행 시 초기에 특정 방향각과 복도의 중앙에서 일정거리 이동된 지점에서 시작되었다. 그림 14에서 알 수 있듯이 구륜이동로봇은 복도의 중앙으로 정면을 향해 수렴되고 있음을 알 수 있다. 또한 주행 중 바닥면의 요철로 인해 구륜이동로봇의 위치와 방향각이 갑자기 변하게 되는 현상이 발생하였는데 이에 대해서도 적절히 보상이 되고 있음을 알 수 있다.

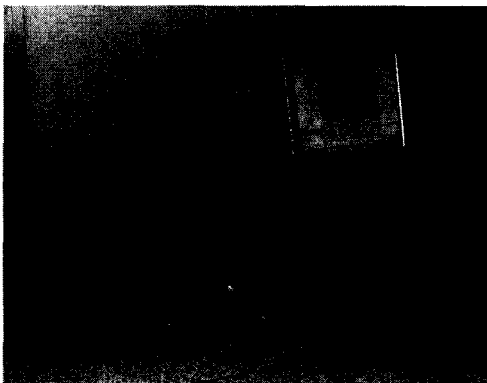


그림 12. 구륜이동로봇
Fig. 12. Wheeled mobile robot

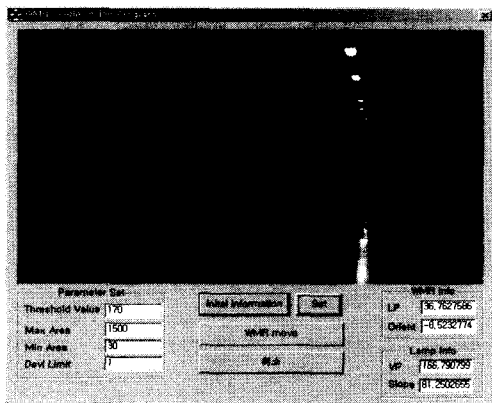


그림 13. 구동 프로그램 GUI
Fig. 13. Program GUI

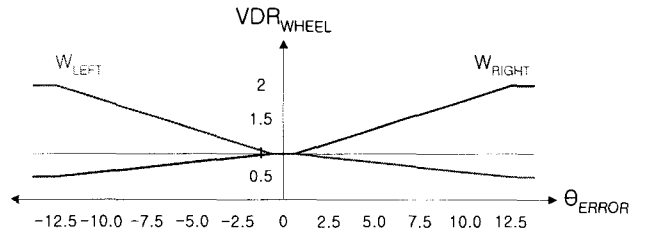
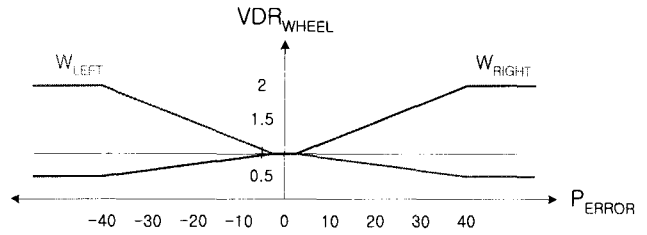


그림 14. 구동구륜 속도 케직
Fig. 14. Velocity profile of actuated wheel

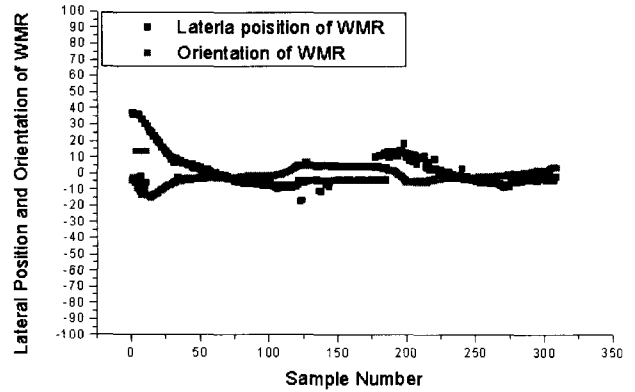


그림 15. 주행시 구륜이동로봇의 위치와 방향각
Fig. 15. Lateral position and orientation of WMR

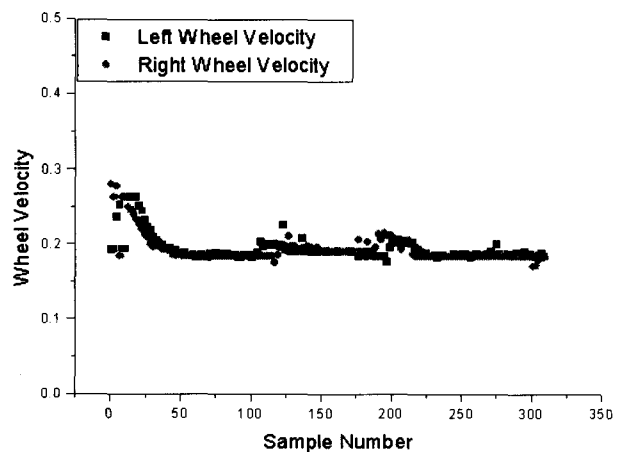


그림 16. 구동 구륜의 속도
Fig. 16. Velocity of actuated wheel

6. 결 론

본 논문에서는 비전 기반 구륜이동로봇이 복도를 주행하

기 위해 필요한 벽면으로부터의 거리와 방향각을 신경망을 이용하여 추정하는 알고리즘에 대해 기술하였다. 구륜이동로봇의 위치와 각도를 추정하기 위해 복도 천정에 설치된 조명을 표식으로 사용하였다. 구륜이동로봇의 위치와 조명 배열선의 기울기 사이의 관계를 유도하고, 구륜이동로봇의 각도와 소멸점의 위치 사이의 관계를 유도하였다. 카메라로부터 획득된 영상에서 조명을 추출하기 위해 간단한 영상처리 알고리즘을 구현하였다. 기지의 위치와 각도에서 획득된 조명 배열선의 기울기와 소멸점의 위치에 대한 데이터를 구성하고, 선형 근사화 방법과 신경망을 이용하여 구륜이동로봇의 위치와 각도를 추정 비교하였다. 결과 신경망을 적용함으로써 RMS 추정오차가 선형 근사화 방법보다 위치 추정 시 약 37.9% 향상되었으며, 방향각 추정 시 약 35.3% 향상되었음을 알 수 있었다. 또한 본 논문에서 PC 기반 구륜이동로봇을 제작하고, 제안된 추정 알고리즘을 적용하여 주행하는 실험을 수행하였다. 그 결과 구륜이동로봇은 벽과 충돌 없이 복도의 중앙을 주행하였다.

참 고 문 헌

- [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.
- [5] Sinisa Segvic and Slobodan Ribaric, "Determining the Absolute Orientation in a Corridor Using Projective Geometry and Active Vision", IEEE Transaction on Industrial Electronics, Vol. 48, No. 3, pp.696~710, 2001.
- [6] Ramesh Jain, Rangachar Kasturi and Brain G. Schunck, Machine Vision, MIT Press and McGraw-Hill, 1995.

저 자 소 개



최경진(Kyung-Jin, Choi)

1996년 : 경희대 전자공학과 졸업.
1998년 : 동 대학원 전자공학과 석사졸업
2004년 : 동 대학원 전자공학과 박사졸업
2004년~현재 : 강남대학교 전자시스템정보공학부 대우교수

관심분야 : 비선형이론, Machine Vision, 마이크로프로세서 응용, 구륜이동로봇

Phone : +82-31-280-3713
Fax : +82-31-280-3497
E-mail : momo11@unitel.co.kr



이용현(Young-Hyun, Lee)

1981년 : 성균관대 전자공학과 졸업(학사).
1986년 : 독일 RWTH Aachen 전기공학 학사
1991년 : 동 대학원 컴퓨터공학 석사
1995년 : 동 대학원 공학 박사
1998~ 현재 : 강남대학교 전자시스템정보공학부 교수.

Phone : +82-31-280-3807
Fax : +82-31-280-3497
E-mail : yhlee@kangnam.ac.kr



박종국(Chong-Kug, Park)

1971년 : 서울대 물리학과 졸업(학사)
1975년 : 연세대 전기공학과 석사
1979년 : 연세대 전기공학과 박사
1980~ 현재 : 경희대학교 교수, 정보통신대학원장 겸 전자정보대학장, 대한전자공학회 부회장, 일본계측자동제어학회(SICE)

Fellow, IEEE-IE Transaction 편집위원,
퍼지 및 지능시스템학회 회장 (1998-1999), 제어자동화시스템학회 부회장 (2002-2003)

Phone : +82-31-201-2523
Fax : +82-31-203-4968
E-mail : ckpark@khu.ac.kr