

논문 2003-12-5-03

자기 센서 방식 자율 주행 차량의 경로 인식 성능 개선김명준^{*}, 김의선^{**}, 류영재^{***}, 임영철^{*}**Roadway recognition performance improvement for an autonomous vehicle using magnetic sensor****Myoung-Jun Kim^{*}, Eui-Sun Kim^{**}, Young-Jae Ryoo^{***} and Young-Cheol Lim^{*}****요 약**

도로의 중앙에 일정한 간격으로 마그네틱 마커를 설치하고 차량에 자기 센서를 장착하여 차량의 이동에 따른 자기장의 변화를 측정하여 차량의 주행 경로를 인식하는 시스템의 성능을 개선하는 방법을 제안한다. 도로에 설치하는 마그네틱 마커들의 설치비를 절감하기 위하여 마커들 간의 설치간격을 기존의 경우보다 넓혔다. 이를 위하여 마커들의 간격에 따른 자계의 분석을 행하여 적절한 마커들의 간격을 알아내고, 6개 센서들의 배치방법과 신경회로망을 이용한 제어방법을 제안하였다. 자기장 분석, 지자기 소거, 학습패턴 획득, 신경망 학습에 의해 조향 제어를 구성하고 컴퓨터 주행 시뮬레이션을 통해 제안된 방법에 의한 자율주행 차량의 성능이 개선될 수 있음을 확인하였다.

Abstract

This paper is proposed that roadway recognition performance improvement for autonomous vehicle using magnetic markers that are embedded along the road center and the sensors mounted on a vehicle, and which changing of magnetic field that is measured along with vehicle driving. For Retrenchment of equipment cost, interval of markers is more expensive than existing method. In order to this, This paper is proposed that interval of markers is founded using magnetic field analysis, and which arrangement method of six magnetic sensors and control method of neural network. This paper is carried out magnetic field analysis, the acquiring of the training patterns, the training of the neural network and composition of steering control, and is verified that roadway recognition performance can improve using computer simulation with proposed methods.

Key Words : roadway recognition, magnetic markers, sensor arrangement, computer simulation

1. 서 론

자율 주행이란 차량이 운전자의 조작없이 도로의 차선을 따라 스스로 주행하는 것을 말하며, 차량이 자율 주행할 수 있도록 하는 대표적인 연구방법중의 하나가 차선 추종 및 변경시스템

(lane keeping and change)에 대한 것이다^[1-2]. 이는 차량이 차선을 추종하도록 차량의 조향제어를 기본으로 하고 있다. 본 연구는 이런 차량의 조향제어를 가능하도록 하는 방법중의 하나인 자기센서방식을 이용한 연구이다^[3-4].

자기센서를 이용한 차선 인식은 도로에 차선을 의미하는 유도선로나 영구자석을 차선 중앙에 설치하고 이것들로부터 발생하는 자기장을 센서로 인식하는 방법이다. 유도선로의 경우 도로에 전선을 설치하고 전기를 지속적으로 공급해야 하므로 실제로 적용하기 어렵다. 그러나 영구자석의

* 전남대학교 전기공학과 (Dept. of Electrical Engineering, Chonnam National University)

<접수일자 : 2003년 4월 28일>

경우는 자기장을 유지하기 위해 전기를 공급할 필요가 없고 저가의 자기 센서와 프로세서로 자기장을 검출 할 수 있고 도로 시설보다 수명이 더 길다는 장점을 갖는다. 하지만, 자석을 설치하기 위해서는 도로 전체에 대한 공사가 필요하며 자석의 개수와 설치 간격에 따른 비용문제가 있다. 따라서, 자석을 설치하는 간격을 최대한 넓히는 방법이 중요한 문제이다.

따라서 본 연구에서는 자석의 설치비용을 절감하기 위해서 자석의 설치 간격을 넓힐 수 있는 센서배치 방법과 설치된 센서로부터 측정된 도로의 자기장을 분석하여 적절한 데이터를 추출할 수 있는 알고리즘을 제안해 차량이 자율 주행할 수 있는 조향제어기를 설계한다. 조향제어기는 신경회로망을 이용하였으며, 컴퓨터 주행 시뮬레이션을 통해 제안한 방법이 자율 주행이 가능함을 확인하였다.

II. 경로 인식시스템 분석

1. 마커에 의한 자기장 패턴

도로의 중앙에 마그네틱 마커(magnetic marker: 이하 '마커')를 일정간격으로 설치하여 도로를 따라 자계를 형성시킨 다음, 차량에 장착된 자기센서를 통하여 검출된 자기장을 설계된 조향각 제어기에 입력하면 제어기는 적절한 조향각을 출력하여 차량이 도로의 중앙을 따라 자율 주행하도록 한다. 여기서 마커는 영구자석을 여러 개 적층하여 자기장을 세게 한 자석 덩어리를 말한다.

실험에는 직경 25[mm], 높이 5[mm]이고, 자기 모멘트가 $9.585 \times 10^7 [wb \cdot m]$ 인 한국 마그넷 알로이 사의 페라이트 영구자석을 세계 적층하여 마커로 구성하고, 이를 일정한 간격으로 도로 면에 설치한 상태에서 자기장을 분석하였다. 센서로는 $\pm 2000[mG]$ 의 측정범위를 갖는 미국 Honeywell사의HMR2300 3축 자기 센서를 사용하였다. 또한 자기 센서로부터 측정된 자기장에는 지구자기장과 차량의 차체를 비롯한 주위의 자기장이 포함되어 있어 시스템의 외란으로 작용한다. 따라서, 이런 외란을 제거하기 위해 두개의 센서의 차이를 구하여 이를 적용하는 방법을 이용하였다^[5]. 그림1은 센서의 측정방

선정도이다.

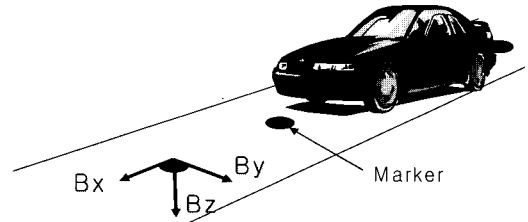


그림 1. 센서의 위치와 좌표선정.

Fig. 1. Position of sensor and its coordinates.

그림 2와 3은 마커를 30(cm)와 50(cm) 간격으로 각각 도로 면에 설치하여 마커의 간격에 따른 자기장 패턴을 각각 비교한 것이다.

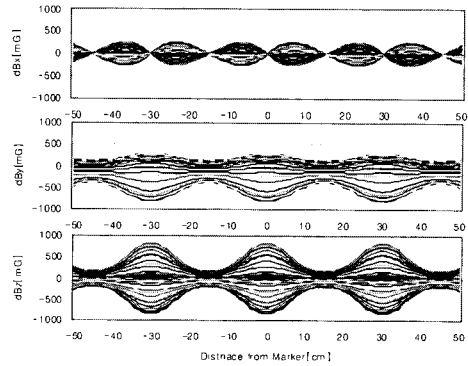


그림 2. 마커간격 30[cm]에서의 3축 자기장 패턴.

Fig. 2. Magnetic field components in 3axes at 30[cm] distances to a marker.

그림 2에서 마커 간격을 30[cm]로 했을 경우 X축을 제외한 구간에서 자기장이 고루게 분포되어 경로 인식에 필요한 자기장 정보를 가지고 있지만, 그림 3에서는 $\pm 15 \sim \pm 35[cm]$ 구간에서는 자기장이 거의 없어서 도로의 정보를 얻을 수가 없다. 따라서 지금의 경로인식 시스템으로는 마커의 간격을 50[cm]로 늘렸을 경우 안정된 자율주행이 되지 못한다. 그러므로, 마커의 간격을 늘리더라도 이를 인식할수 있는 새로운 방법을 강구해야 한다. 또한 3축의 자기장중 X축에 대해서는 자기장이 작아 경로 인식에 유효한 데이터가 아니므로 2축의 dB_y , dB_z 만을 경로인식 데이터로 사용해 센서의 비용을 절감한다.

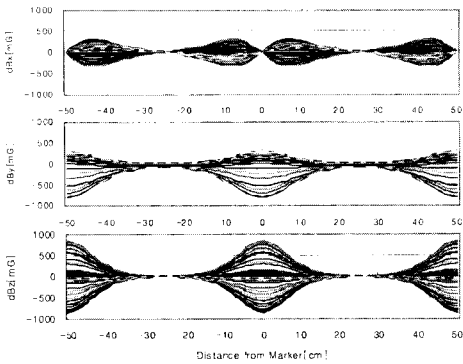


그림 3. 마커간격50[cm]에서의 3축 자기장 패턴.
Fig. 3. Magnetic field components in 3axes at 50[cm] distances to a marker

2. 자기 센서의 배치에 따른 경로 인식

도로에서 차량의 위치를 구분할 수 있는 2가지의 변수로는 측방향(lateral deviation: 이하 LD)과 방향각(heading angle: 이하 HA)이 있다. 경로인식은 바로 LD와 HA 모두가 0이 되도록 조향각을 제어하는 것 목적이다.

센서로부터 측정된 자기장으로부터 LD와 HA를 구하기 위해서는 차량 앞부분의 LD와 뒷부분의 LD를 신경회로망을 이용하여 얻은 다음, 센서간의 거리 정보를 이용하여 HA를 계산할 수 있다⁽⁶⁾. 그러나, 마커와 마커의 중앙 부근에 센서들이 위치했을 때에는 앞에서 설명한 것과 같이 마커로부터 거리가 멀어져 자기장이 매우 작아져 경로 인식에 충분한 정보를 얻지 못하고 정확한 조향각의 산출이 어렵게 된다.

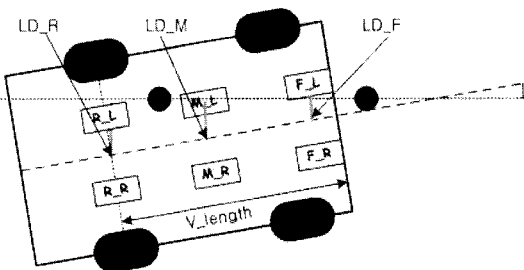


그림 4. 센서의 배치.
Fig. 4. Sensor arrangement.

따라서 본 논문에서는 차량의 중심좌표인 뒤에 한쌍의 센서를 설치하고, 그 지점으로부터 2 * M_distance 만큼의 앞에 한쌍의 센서를 설치한

다. 그리고, 이 지점으로부터 M_distance/2 만큼의 뒷부분에 한쌍의 센서를 더 설치하여 전술한 조건에서 LD를 측정할 수 있도록 한다. 이는 센서와 마커의 위치에 따라 측정된 자기장을 분석해서 3쌍의 센서중 어느 센서의 자기장을 이용할것인지를 선택하는 알고리즘을 이용하며, 여기서 측정된 LD에 의해 HA를 예측하여 조향각을 산출한다. 그림 4는 센서의 배치도이다.

조향각은 LD와 HA 모두가 0이 되도록 제어되어야 하므로 식(1)을 이용하여 얻을 수 있다. 이는 LD와 HA을 조향각 제어기에 입력하면 제어기는 적절한 조향각을 출력하여 차량이 자율주행할 수 있게 된다는 것이다.

$$Steer = K_{LD} \times LD + K_{HA} \times HA \dots \dots \dots (1)$$

여기서 K_{LD} 와 K_{HA} 은 비례상수이다.

III. 경로 인식시스템 설계

1. 차량의 모델링

차량의 동역학적 특성을 모델링하기 위해서 4륜 차량을 간단히 2륜 차량과 동일하게 취급하였다. 또한 실세계 좌표를 차량좌표로, 그리고 최종적으로 센서들의 좌표로 계산하였다. 그림 5에 각각 센서의 위치와 차량의 동적 모델을 표시하였다. 각 센서들의 좌표들은 식(2)부터 식(7)을 이용하여 구한다.

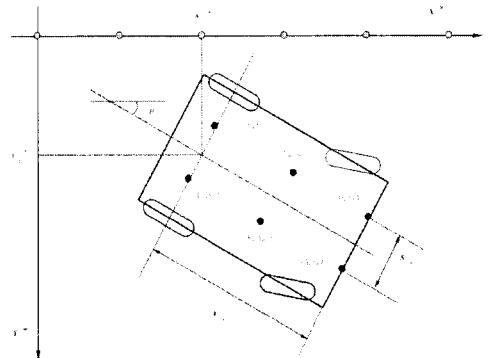


그림 5. 차량의 동적모델과 센서의 좌표
Fig. 5. Dynamic model of Vehicle and Coordinates of sensors

$$\begin{bmatrix} x_{fl} \\ y_{fl} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_c^w \\ y_c^w \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2M_distance & \frac{S_D}{2} \\ 2M_distance & \frac{S_D}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ \sin\theta & -\cos\theta \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} x_{fr} \\ y_{fr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_c^w \\ y_c^w \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2M_distance & \frac{S_D}{2} \\ 2M_distance & \frac{S_D}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} x_{ml} \\ y_{ml} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_c^w \\ y_c^w \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{M_distance}{2} & \frac{S_D}{2} \\ \frac{M_distance}{2} & \frac{S_D}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ \sin\theta & -\cos\theta \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\begin{bmatrix} x_{mr} \\ y_{mr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_c^w \\ y_c^w \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{M_distance}{2} & \frac{S_D}{2} \\ \frac{M_distance}{2} & \frac{S_D}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} x_{bl} \\ y_{bl} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_c^w \\ y_c^w \end{bmatrix} + \frac{S_D}{2} \begin{bmatrix} \sin\theta \\ -\cos\theta \end{bmatrix} \dots \dots \dots (6)$$

$$\begin{bmatrix} x_{br} \\ y_{br} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_c^w \\ y_c^w \end{bmatrix} + \frac{S_D}{2} \begin{bmatrix} -\sin\theta \\ \cos\theta \end{bmatrix} \dots \dots \dots (7)$$

2. 신경 회로망의 설계

센서들로부터 얻어지 자기장과 LD의 관계는 대단히 비선형적이고 복잡하여 수학적으로 표현하기가 어렵다. 따라서, 비선형 제어에 우수한 성능을 보이는 신경회로망을 이용하여 LD를 계산한다. 신경회로망의 학습을 위한 학습패턴은 시뮬레이션을 통하여 얻는다. 도로에 설치된 마커의 자기장 분포는 동일 규격의 마커를 동일 간격, 동일한 방향으로 설치하였으므로 그림 6과 같이 창으로 씌운 부분이 연속적으로 반복된다는 것을 알 수 있다.

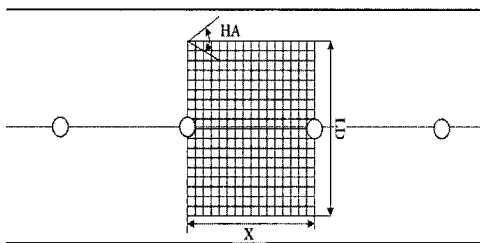


그림 6. 학습 데이터 획득 구간.
Fig. 6. Region of acquiring training patterns.

따라서, 신경회로망을 학습시키기 위해서 모든 구간에 대해서 학습 데이터를 얻을 필요가 없이

하나의 창 내부에서 X, LD, HA을 변화시키면서 간편하게 학습 데이터를 얻을 수 있다. 그림 7은 학습데이터 획득 시뮬레이션이다.

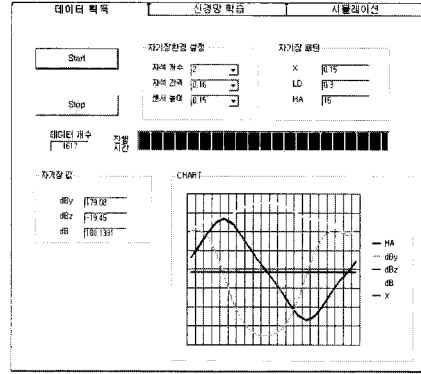


그림 7. 학습 데이터 획득 시뮬레이션.
Fig. 7. Simulation of acquiring training patterns.

각 센서들로부터 얻어진 자기장은 정규화 과정을 거쳐 신경회로망의 입력패턴으로 하고, 그때의 LD를 목적패턴으로 하여 신경망 학습을 시킨다. 또한 어느 구간에서든 학습 데이터에서 얻은 자기장에 대한 LD값은 동일하기 때문에 각쌍의 센서로부터 입력된 자기장에 따라 각각의 LD가 출력되므로 간단한 학습구조를 갖고, 학습시간도 줄일 수 있다. 신경회로망의 입출력 관계는 그림 8과 같이 센서들로부터 측정된 자기장을 입력으로 하고 LD를 출력으로 갖는다. 그림 9는 학습 시뮬레이션을 통해 얻어진 목적패턴과 실제 제어기 출력의 결과를 보여준다. 그림에서와 같이 목적패턴과 제어기의 출력은 거의 일치하여 학습은 잘 되었음을 확인할 수 있다.

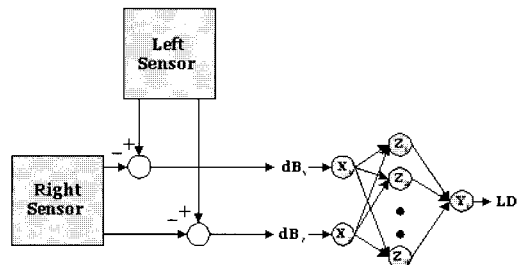


그림 8. 신호처리와 신경회로망의 구조.
Fig. 8. Structure of signal process and neural networks.

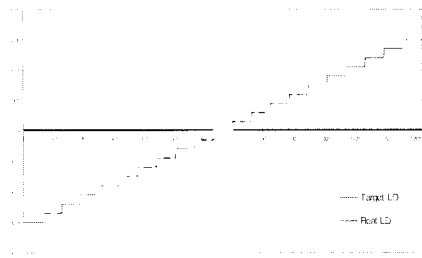


그림 9. 목적 패턴과 실제출력의 비교
 Fig. 9. Comparison of target pattern and real output

IV. 경로인식 시뮬레이션 및 결과

경로 인식시스템에 의해 컴퓨터 시뮬레이션을 작성하였고, 그림 10은 경로인식 시뮬레이션도이다. 먼저 직선부분과 곡선부분이 있는 도로를 생성하고 50[cm] 간격으로 마커를 설치한다.

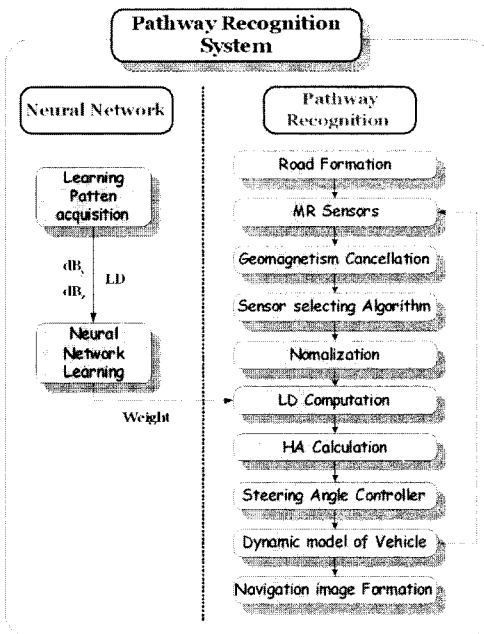


그림 10. 경로인식시스템 시뮬레이션 블록도.
 Fig. 10. Block diagram of pathway recognition system simulation

주행이 시작되면 외란과 지구자기장을 제거한 자기장만을 센서로부터 검출하는데 여기서 센서 선택 알고리즘을 통해 센서로부터 측정된 자기장

을 비교해 어떤 센서의 자기장을 사용할것지를 선택해 그 값을 정규화 과정을 통해 신경회로망에 입력한다. 신경회로망은 LD 값을 출력한다. 얻어진 LD와 센서배치에 따른 수식에 의해서 HA가 산출되고, 조향각 제어기는 조향각을 출력한다. 차량의 동적모델을 통하여 차량은 다음 위치로 이동하고 이 모든 과정은 반복함으로서 자율주행이 이루어 진다.

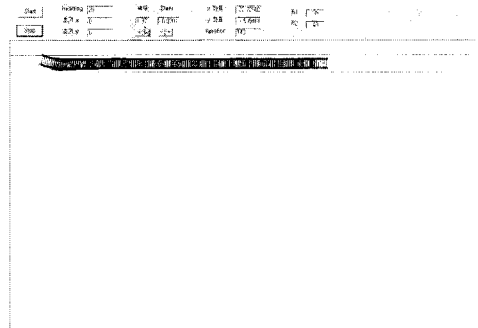


그림 11. 직선도로 주행시 주행궤적.
 Fig. 11. Trajectory during straight road driving.

그림 11은 도로중심에서 HA가 20(deg) 벗어난 상태에서 출발하여 직선도로를 주행한 주행 궤적을 나타내며, 그림 12는 기존방법과 제안한 방법을 비교한 결과이다. 제안된 방법이 기존방법보다 더 빨리 추종하며, 안정적임을 알 수 있다.

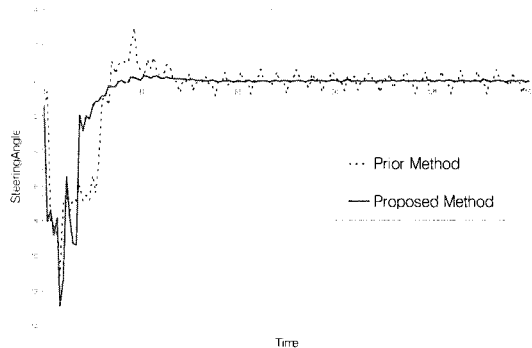


그림 12. 직선도로 주행 결과 비교.
 Fig. 12. Comparison result of straight road driving.

그림 13는 직선 30[m], 우로 굽은 30[m] 반경의 곡선과 좌로 40[m] 반경의 곡선, 그리고 직선 30[m]인 곡선도로의 주행 결과이다.

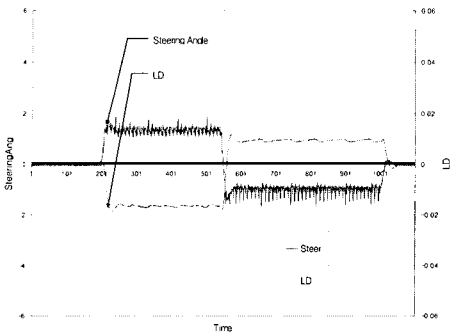


그림 13. 곡선도로주행 시뮬레이션결과 LD, 조향각.
Fig. 13. Simulation result of curved road driving.

그림14는 센서를 4개 사용한 경우와 제안된 방법으로 주행했을 때의 조향각의 출력 결과이다. 도로의 모든 구간에서 조향제어가 좋지 않음을 알 수 있다. 이는 마커간격이 넓어지면서 자기장이 매우 작아져 경로인식에 충분한 정보를 얻지 못해서 정확한 조향각 제어가 이루어지지 않기 때문이다. 제안된 방법으로 같은 조건에서 실험했을 경우는 마커 간격이 넓혀졌어도 가운데 센서에 의해서 충분한 자기장 정보를 얻을 수 있기 때문에 정확한 조향각이 계산되어 주행함을 알 수 있다. 따라서, 제안한 방법이 옳다는 것을 알 수 있다.

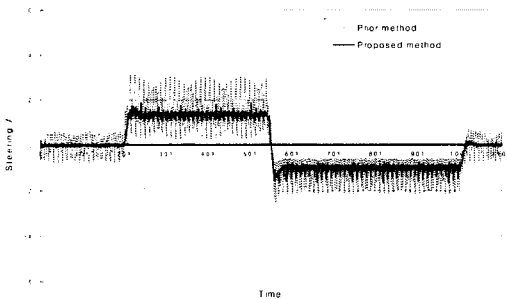


그림 14. 곡선도로 주행의 조향각 비교.
Fig. 14. Steering Angle comparison of curved road driving.

V. 결론

본 논문에서는 자기센서배치방식과 센서선택 알고리즘을 통해서 자율 주행 차량의 경로인식 시스템의 성능 개선에 대해 제안한다. 자기장의 분석, 신경회로망 학습을 위한 학습패턴의 획득, 신경회로망의 학습 등을 수행하고, 제안한 방법

으로의 모의 실험을 행하기 위하여 통합환경의 컴퓨터 시뮬레이션 프로그램을 개발하여 주행시험을 확인하였다.

6개의 자기센서배치 방식을 제안함으로써 기존 4개의 센서를 이용했을 경우 충분히 얻지 못했던 자기장을 얻을 수 있었으며, 3쌍의 자기센서로부터 적절한 센서의 자기장을 추출하기 위해 센서선택 알고리즘을 이용해 마커간격이 50 [cm]인 도로에서도 정확한 제어가 이루어짐을 입증하였다. 또한 데이터 획득, 신경망 학습, 자율주행등의 통합시뮬레이션을 개발해 하나의 시뮬레이션 틀안에서 다양한 실험을 체계적으로 효과적으로 할 수 있음을 확인하였다. 그리고, 각각의 센서는 2축의 센서를 사용함으로써 기존에 사용되던 센서축의 개수보다 적어져 센서추가에 따른 비용을 대체할수 있었다. 본 실험을 통해 마커간격을 50[cm]로 늘려 차석의 설치비용을 크게 절감하면서도 우수한 성능을 보임을 확인하였다.

감사의 글

이 논문은 2002년도 전남대학교
학술연구비 지원에 의하여 연구되었음

참고 문헌

- [1] James G. Bender, "An Overview of System Studies of Automated High-way Systems", IEEE Transaction on vehicular Technology, Vol. 40, No.1, February 1991
- [2] Young-jae Ryoo and Young-Cheol Lim, "Neuro-fuzzy control system for vision-based autonomous vehicle", 1999 IEEE Fuzzy Systems conference Proceedings, pp.1643~1648, 1999.
- [3] Seibum B. Chioi, "The Design of a Look-Down Feedback Adaptive Controller for the Lateral Control of Front-Wheel-Steering Autono-

mous Highway Vehicles", IEEE Transaction on vehicular Technology, vol. 49, No.6, November 2000.

- [4] Ching-Yao Chan, "Magnetic Sensing as a Position Reference System for Ground Vehicle Control", IEEE Transaction on instrumentation and measurement, vol.51, No.1, February 2002.

[5] 김태곤, "자기저항센서와 신경회로망을 이용한 자율 주행 차량의 조향제어", 전남대학교 박사학위 논문, 2002.

[6] 김홍렬, "자기센서를 이용한 자율주행 차량의 경로인식시스템", 목포대학교 박사학위 논문, 2002.

著 者 紹 介



김 명 준(金明俊)

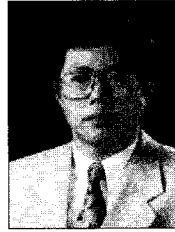
2000년 : 전남대학교 전기공학과 졸업(학사).

2003년 : 전남대학교 전기공학과 대학원 졸업(석사)

현재 (주)바이오닉스 연구원

관심분야 : 퍼지 및 신경망 제어, 로봇 제어

E-Mail : pidaki@hotmail.com



김 의 선(金義善)

1981년 전남대학교 계측공학과 (공학사),

1987년 전남대학교 전기공학과 (공학석사) 1999년 전남대학교 전기공학과 (공학박사)

현재 서남대학교 전기전자공학과 조교수

E-Mail : eskim@seonam.ac.kr