

무인 전기자동차의 신경회로망 조향 제어기 개발

Development of the Neural Network Steering Controller for Unmanned Electric Vehicle

°손석준 · 김태곤 · 김정희 · 류영재* · 김의선** · 임영철 · 이주상

Seok-Jun Son · Tae-Gon Kim · Jeong-Heui Kim · Young-Jae Ryoo*
Eui-Sun Kim** · Young-Cheol Lim · Ju-Sang Lee

전남대학교 전기공학과 & RRC

* 목포대학교 제어계측공학과

** 서남대학교 전기전자 멀티미디어공학부

ABSTRACT : This paper describes a lateral guidance system of an unmanned vehicle, using a neural network model of magneto-resistive sensor and magnetic fields. The model equation was compared with experimental sensing data. We found that the experimental result has a negligible difference from the modeling equation result. We verified that the modeling equation can be used in the unmanned vehicle simulations. As the neural network controller acquires magnetic field values(B_x , B_y , B_z) from the three-axis, the controller outputs a steering angle. The controller uses the back-propagation algorithms of neural network. The learning pattern acquisition was obtained using computer simulation, which is more exact than human driving. The simulation program was developed in order to verify the acquisition of the learning pattern, learning itself, and the adequacy of the design controller. A computer simulation of the vehicle (including vehicle dynamics and steering) was used to verify the steering performance of the vehicle controller using the neural network. Good results were obtained. Also, the real unmanned electrical vehicle using neural network controller verified good results.

I. 서 론

자동차 보급에 따라서 늘어나는 교통사고와 더불어 심한 교통정체로 인한 경제적인 손실 등의 문제점이 유발되고 있다. 이러한 문제들에 대한 대책으로는 교통안전과 편의성의 향상을 위해 한정된 도로에서 최대의 교통량을 관리하기 위한 자율주행 시스템의 개발에 대한 사회적 관심도가 증가하고 있다. 무인차율주행 시스템의 예로는 도로의 차선을 추적하기 위한 조향 제어, 충돌에 대한 경고, 원활한 교통의 흐름과 추돌 방지를 위한 속도제어 등을 들 수 있다[1].

무인 자율주행 차량의 조향 제어 기법에 사용되는 데이터 검출 방법에는 직접적인 검출 방법[2-3]과 간접적인 방법으로 나뉘는데 간접적인 검출 방법[4-9]은 도로에 정보를 설치하고 차량이 주행하면서 도로

에 설치되어있는 정보를 해석한 다음 도로의 기하학적 형태를 따라서 주행하는 것이다. 이방법은 기상조건이나 도로 주위환경에 관계없이 주행할 수 있는 장점을 가지고 있다.

본 논문에서는 AVHS분야 중에서 간접적인 검출 방법으로 도로면에 일정 간격으로 영구자석을 설치하고 차량에 자기장을 검출하는 센서를 장착하여 자기장의 변화에 따라 조향각을 제어하는 방법을 연구한다. 도로에 형성된 자기장(B_x , B_y , B_z)값과 조향각의 관계는 수학적으로 모델링하기가 매우 어렵기 때문에 비선형 제어에 우수한 성능을 보이는 신경회로망을 이용하여 조향 제어기를 설계한다.

설계한 신경회로망 조향 제어기를 학습시키기 위한 학습 패턴 획득용 시뮬레이터와 제안한 신경회로망 조향 제어기의 타당성을 검증하기 위한 무인 자율주

행 시뮬레이터를 개발한다.

신경회로망의 학습을 위한 입력패턴은 학습 패턴 용 시뮬레이터에서 도로를 생성하고 차량이 주행을 하면서 모델식에 의해 계산된 자기장(B_x , B_y , B_z)값을 사용하고, 목적패턴은 현재 차량과 도로의 측 방향으로 떨어진 거리, 그리고 도로 방향과 차량 진행 방향의 차이를 이용하여 얻은 조향제어값을 사용한다. 제안된 신경회로망 제어기는 역전파 학습 알고리즘을 이용하여 제어기를 학습한다.

무인 자율주행 시뮬레이터를 구성하기 위해, 차량의 각종 요소들을 모델링하고, 도로, 차량, 센서와의 관계를 해석하고, 그 요소들을 이용하여 제작할 차량과 도로 환경에 맞도록 자율주행 시뮬레이터를 개발한다. 제안한 신경회로망 조향 제어기와 비례미분(PD) 조향제어기를 통하여 직선 및 곡선을 주행 비교하여 신경회로망 조향 제어기의 우수성을 검증한다.

또한 자석이 설치되어 있는 도로 주변 환경에 의해 존재하는 지구 자기장 왜형을 보정용 센서를 이용하여 보정하여 지구 자기장을 제거한다.

실제 차량에 제안한 방법을 적용하기 위하여 전기 자동차를 제작하여 제안한 자율주행 기법의 유용성을 검증하기 위하여 실험차량과 일정간격으로 영구자석을 도로 중심에 설치하여 제안한 신경회로망 제어기로 자율주행 실험을 통해 제안한 신경회로망 제어기의 유용성을 검증한다.

2. 자기장의 모델식

영구자석을 자기 쌍극자로 가정하면 자기장 분포는 식(1)과 같이 수학적으로 모델링 할 수 있다[4].

$$B = \frac{M}{4\pi r^3} (3xz a_x + 3yz a_y + (2z^2 - x^2 - y^2) a_z) \quad (1)$$

여기서, M : 자기 쌍극자 모멘트

$$r : \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \text{ 이다.}$$

모델 식을 이용하여 얻은 자기장 값과 실제 실현을 통하여 측정한 값을 그림1에서 보여준다. 그림에서 보는 것처럼 식에 의한 값과 실제 측정한 값 사이의 오차는 무시할 정도로 작은 것임을 알 수 있다. 모델 식은 자석을 일정 간격으로 배치한 자석열의 경우에도 적용될 수 있다. 따라서 이 모델 식은 시뮬레이터에서 자기장의 검출에 사용할 수 있다.

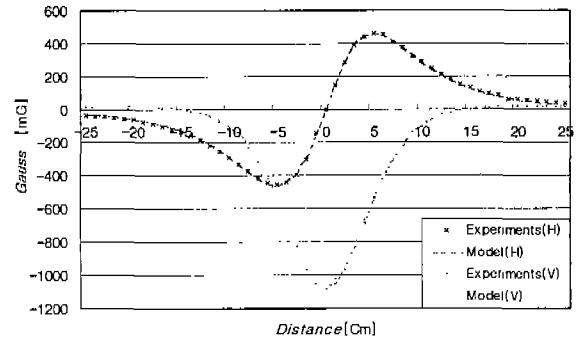


그림 1. 실측값과 모델식에 의한 결과 비교

3. 조향각 제어기의 설계

3.1 제어기의 구조

차량이 자석열에 의해 형성된 자기장을 벗어나지 않고 자석열을 따라서 주행하려면 측정된 3축 방향의 자기장 세기(B_x , B_y , B_z)에 따라서 조향각 제어기는 적절한 출력력을 내보내야 한다. 그러나 자기장의 세기와 조향각의 관계는 비 선형적이므로 일반적인 선형제어기로는 조향각 제어가 매우 곤란하다. 따라서 본 논문에서는 비 선형 제어에 우수한 성능을 보이는 신경회로망의 역 전파 알고리즘을 이용하여 조향각 제어기를 설계하였다. 설계된 제어기의 구조는 그림 2와 같다. 제어기의 입력은 3축방향의 자기장값이고 그에 따른 출력은 조향각이다. 또한 은닉층의 소자 수는 10개로 하였다.

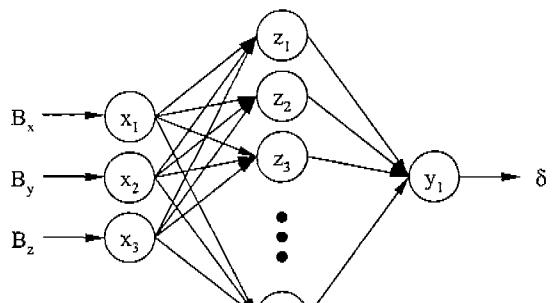


그림 2. 조향각 제어기의 구조

3.2 학습패턴의 획득 및 학습

신경회로망의 학습을 위한 학습 패턴은 사람이 도로를 따라서 운전하면서 3축 방향의 자기장 값과 그 때의 조향각을 얻어서 이용하면 좋다. 그러나 아무리 숙련된 운전자라 할지라도 조향각에 오버슈트가 있기 마련이고, 필요가 없는 흔들림이 많이 존재

한다.

그에 대한 대안으로 인간이 운전하기보다는 시뮬레이션을 통하여 학습패턴을 얻는다. 시뮬레이션에서 도로를 생성하면 도로의 구조를 알고 있기 때문에 차량이 주행하면서도 현재 차량과 도로의 측 방향으로 떨어진 거리, 그리고 도로 방향과 차량방향의 차이를 알 수 있다. 그래서 두 가지 변수, 측 방향 오차와 진행 방향 오차를 이용하여 제어하면 우수한 주행 성능을 얻을 수 있다. 이와 같이 주행을 하면서 3축 방향의 자기장 값과 그 때의 조향각을 얻어서 학습패턴으로 이용하는데, 이 과정의 블록다이어그램을 그림 3에서 보여준다.

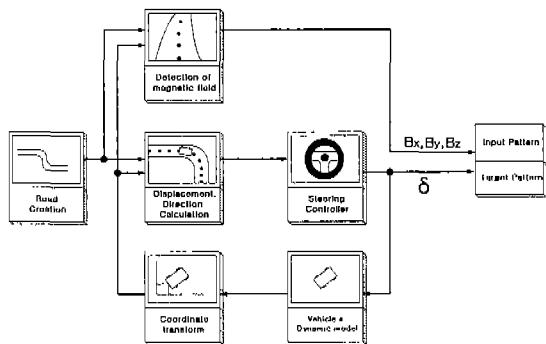


그림 3. 학습패턴 획득의 블록 다이어그램

본 논문에서 얻은 학습패턴은 855개이고, 학습율은 0.025, 3000회 반복 학습하였다. 학습 종료 후, 신경회로망 내의 연결 가중치들은 제어기의 성능을 나타내며, 학습에 포함되지 않았던 도로 조건이 제어기에 입력되더라도 제어기는 적절한 조향각을 출력한다.

4. 시뮬레이터

자율주행 시뮬레이션의 블록 다이어그램을 그림 4에 나타냈다. 먼저, 차량의 각종 요소들을 모델링하고, 동적 모델을 구한 다음, 도로와 차량의 관계를 해석하여 좌표변환 모델을 얻는다. 이를 바탕으로 윈도우즈98 환경에서 비쥬얼 베이직을 이용하여 시뮬레이터를 완성하였다.

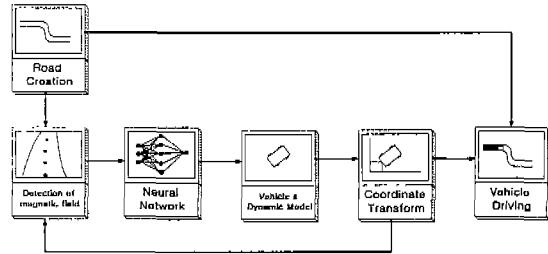


그림 4. 시뮬레이터의 블록 다이어그램

직선 부분과 곡선 부분이 있는 도로를 생성하고, 도로의 중앙에 자석을 일정간격으로 배치한다. 차량의 초기 위치와 방향을 설정하고 주행을 시작하면, 자석열에 의한 3축 방향의 자기장 값을 모델식을 이용하여 얻는다. 얻어진 자기장 값 B_x, B_y, B_z 가 조향각 제어기인 신경회로망에 입력되면, 제어기는 적절한 조향각을 출력한다. 조향각과 차량의 동적 모델에 의하여 차량의 다음 위치가 결정되면, 화면상의 그 위치에 차량을 그린다. 이상의 과정을 반복하여 차량은 자율 주행하게 된다.

5. 시뮬레이션 결과 및 고찰

차량의 속도는 2[m/s]이고, 샘플링 시간은 50[ms]로 하였다. 도로의 폭은 1.20[m]로 하고 자석은 0.10[m]의 간격으로 설치하였다. 차량폭은 0.62[m], 길이는 1[m]로 하였으면 센서는 차량의 맨 앞에 지상으로부터 0.15[m]위치에 장착하였다.

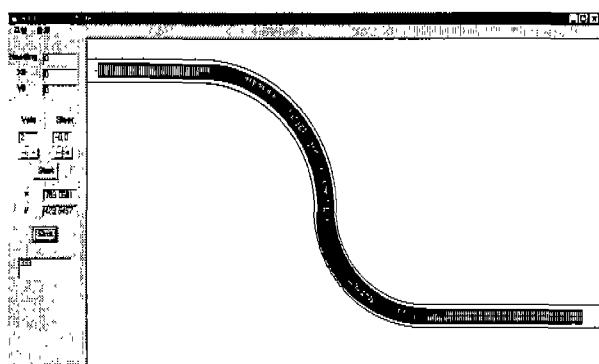


그림 5. 곡선도로에서의 주행

그림 5은 원쪽과 오른쪽으로 휘어진 곡선도로가 포함되어 있는 경우의 주행 화면인데, 곡선도로에서도 탈선하지 않고 잘 주행하는 것을 보여준다. 그림6은 직선 및 곡선도로를 주행시 PD 제어기를 통해서 주행할 때의 측면 거리변화와 신경회로망 제어기를 통해서 주행할 때의 측면 거리변화를 나타낸 것이다. 이는 1차 곡선과 2차 곡선에서 신경회로망 제어기를

통해서 주행할 때 생기는 측면거리가 PD제어기를 통해서 주행할 때보다 안정된 작은 오차 값을 가지고 주행함을 알 수 있다.

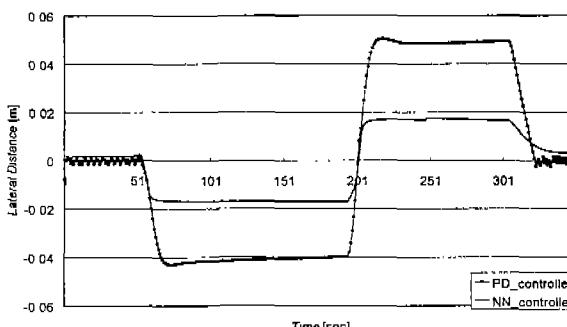


그림 6. 곡선도로 주행시의 측 방향 오차

6. 주위 영향에 대한 지구자기장 보정

자기저항센서의 Full-scale이 $\pm 2[\text{G}]$ 임에 반하여 지구자기장은 각 축(B_x, B_y, B_z)당 300~400[mG]의 값을 가지고 있다. 이는 제어하는데 문제점을 가지고 있다. 따라서 자석의 영향을 받지 않는 차량 윗부분에 자기저항센서2를 설치하였다. 이는 순수한 지구자기장값만을 측정하기 위한 것이다. 그리고 차량 범퍼(bumper)에 설치한 자기저항센서1에서는 지구자기장 및 자석에 의한 자기장 값을 얻게 된다. 제어에 사용되는 자기장은 자석에 의한 자기장이다. 그리고 자기저항 센서1과 자기저항 센서2는 같은 방향으로 설치되었다. 왜냐하면 자기저항센서 1과 자기저항 센서2는 방향변화에 따라서 값은 비율로 변하는데 그 크기는 offset과 scalefactor가 다르기 때문에 다른 양상을 보인다. 따라서 자기저항센서2에서 얻은 값을 가지고 지구자기장의 각도를 얻는다. 그리고 그 각도를 가지고 자기저항센서1에서 얻어지는 지구자기장을 제거시킬 수 있다.

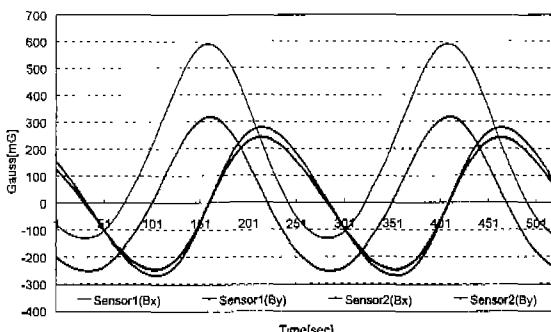


그림 8. 획득된 지구자기장

그림8은 차량을 2바퀴 회전했을때의 B_x 와 B_y 의 값을 나타낸 것이다. 그림에서 알수 있듯이 Sensor1과 Sensor2의 B_x, B_y 는 크기만 다를뿐 위상에 따라 같은 변화를 나타냄을 알 수 있다. 따라서 scale factor와 offset을 수식(2), (3)에 의해서 보정할 수 있다.

$$X_{sf} = 1 \text{ or } (Y_{\max} - Y_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}), \text{ whichever is greater} \quad (2)$$

$$Y_{sf} = 1 \text{ or } (X_{\max} - X_{\min}) / (Y_{\max} - Y_{\min}), \text{ whichever is greater}$$

$$X_{off} = [(X_{\max} - X_{\min})/2 - X_{\max}] * X_{sf} \quad (3)$$

$$Y_{off} = [(Y_{\max} - Y_{\min})/2 - Y_{\max}] * Y_{sf}$$

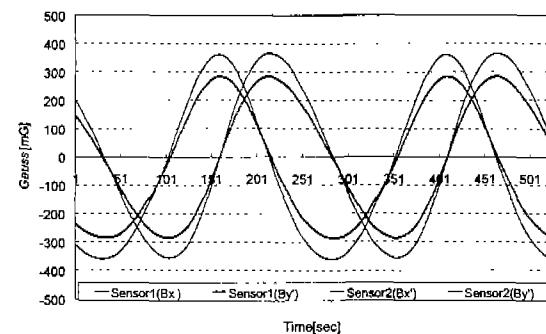


그림 9. 보상된 지구자기장

$$X_{value} = X_{sf} \times X_{reading} + X_{off} \quad (4)$$

$$Y_{value} = Y_{sf} \times Y_{reading} + Y_{off}$$

수식(4)는 수식(2), (3)을 이용하여 철이나 기타 주위환경의 자화상태의 영향을 받지 않도록 출력값을 보정하기 위한 것이다. 그림9는 같은 센서에서 B_x 와 B_y 가 같은 크기에 90° 의 위상차이만 생기고 Sensor1과 Sensor2는 같은 위상에 크기만 다르다. 따라서 지구자기장을 제거하기 위해서는 Sensor2에서 얻은 각도와 Sensor1의 크기를 이용해서 제거할 수 있다. 그러면 Sensor1에서는 차량의 방향의 변화에 따른 자기장은 제거되고 순수한 자석에 의한 자기장값만 획득할 수 있다.

7. 실 험

설계된 차량은 CEVA(Chonnam national university Electrical Vehicle for Autonomous driving)로써 그림 10에 나타내었다.

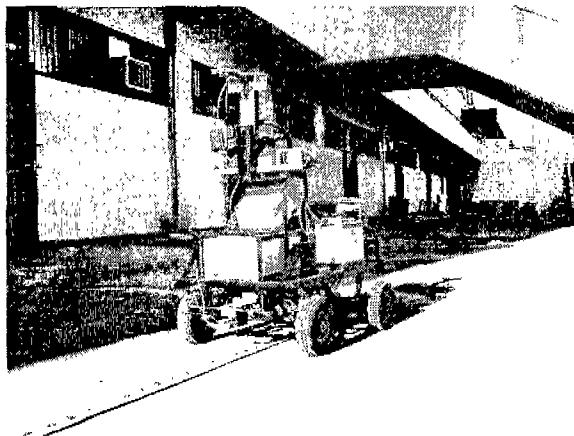


그림 10. 제작된 차량 외관

7.1 차량의 기계적인 구조

테스트 차량의 크기는 일반 승용차의 1/3이며, 조향 시스템은 일반 승용차의 구조와 같다. 다만 구동력은 유압 장치 대신 전기 에너지를 사용하는 DC 모터를 이용하였다. 최대 조향 각도는 좌 20[deg]에서 우 20[deg]이다. 차량은 후륜구동형이며 구동력은 기어비 18: 1의 감속기어가 내장된 3상 유도 전동기에 의하여 발생된다.

7.2 조향 제어 시스템 구조

전기 자동차의 제어 컴퓨터는 전체 시스템을 총괄 관리하는 기능을 가지며 주로 주행 중에 측정된 자기장값을 입력으로 하는 신경회로망 제어기에 의해 조향각을 제어한다. 컴퓨터 사양은 CPU (Pentium 200MHz) 이다. 제어 시스템은 자기장 센싱부, 조향 제어부로 이루어졌다. 자기장 센싱부는 도로에 설치된 자석에서 형성되는 자기장값을 측정하여 조향제어부에 값을 보낸다. 조향 제어부는 현재의 조향각을 읽어 들이는 Potentiometer, 도로 추적 제어기가 출력하는 조향각 명령을 아날로그 값으로 변환하는 D/A 변환기, 조향각 명령과 현재의 조향각을 비교하여 증폭하는 차동증폭기, PC controller로 구성되어 도로의 중심을 따라서 주행 할 수 있도록 조종한다. 또한 차량을 이용한 학습시 학습데이터를 획득하기 위해 A/D 변환기를 장착하였다.

8. 주행실험 및 고찰

그림11은 직선 및 곡선도로에서 도로 중심을 따라 주행하는 궤적을 나타내었다. 이는 직선 및 곡선 도

로를 1.0[m/sec]의 속도로 주행할때 6초마다 캡처한 것을 나타낸다.

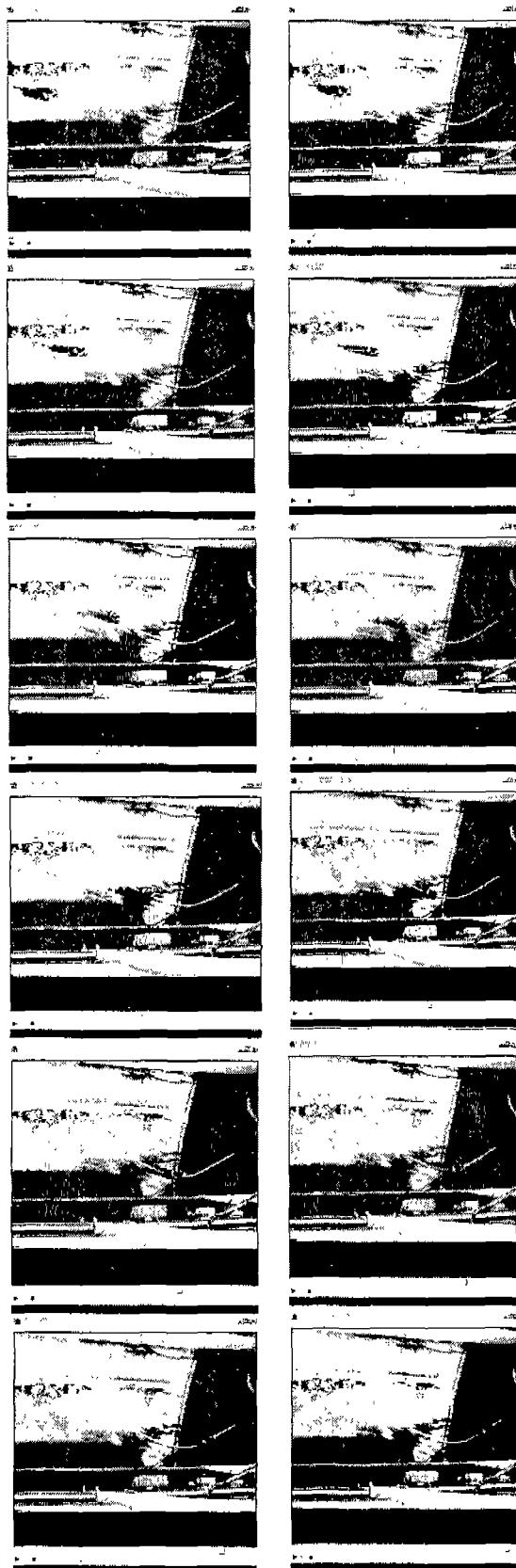


그림 11. 직선 및 곡선도로 주행시 궤적

9. 결 론

본 논문에서는 AVHS분야 중에서 간접적인 검출방법으로 도로면에 일정 간격으로 영구자석을 설치하고 차량에 자기장을 검출하는 센서를 장착하여 자기장의 변화에 따라 조향각을 제어하는 방법을 연구하였다. 도로에 형성된 자기장(B_x, B_y, B_z)값과 조향각의 관계는 수학적으로 모델링하기가 매우 어렵기 때문에 비선형 제어에 우수한 성능을 보이는 신경회로망을 이용하여 조향 제어기를 설계하였다. 설계한 신경회로망 조향 제어기는 입력총 3개, 은닉총 10개, 출력총 1개로 구성되었다.

설계한 신경회로망 조향 제어기를 학습시키기 위한 학습 패턴 확득용 시뮬레이터와 제안한 신경회로망 조향 제어기의 타당성을 검증하기 위한 무인 자율주행 시뮬레이터를 개발하였다.

신경회로망의 학습을 위한 입력패턴은 학습 패턴 용 시뮬레이터에서 도로를 생성하고 차량이 주행을 하면서 모델식에 의해 계산된 자기장(B_x, B_y, B_z)값을 사용하였고, 타겟패턴은 현재 차량과 도로의 측 방향으로 떨어진 거리, 그리고 도로 방향과 차량 진행 방향의 차이를 이용하여 얻은 조향제어값을 사용하였다. 제안된 신경회로망 제어기는 역전파 학습 알고리즘을 이용하여 제어기를 학습하였다.

자율주행 시뮬레이터를 구성하기 위해, 차량의 각종 요소들을 모델링하고, 도로, 차량, 센서와의 관계를 해석하였고, 그 요소들을 이용하여 제작할 차량과 도로 환경에 맞도록 자율주행 시뮬레이터를 개발하였다. 제안한 신경회로망 조향 제어기와 비례미분(PD) 조향제어기를 통하여 직선 및 곡선을 주행 비교한 결과 신경회로망 조향 제어기의 우수성을 검증하였다.

또한 자석이 설치되어 있는 도로 주변 환경에 의해 존재하는 지구 자기장 왜형을 보정용 센서를 이용하여 보정하여 지구 자기장을 제거하였다.

마지막으로 실제 차량에 제안한 방법을 적용하기 위하여 전기자동차를 제작하여 제안한 자율주행 기법의 유용성을 검증하기 위하여 실험차량과 일정간격으로 영구자석을 도로 중심에 설치하여 제안한 신경회로망 제어기로 자율주행 실험한 결과 제안한 신경회로망 제어기의 유용성을 검증하였다.

참고문헌

- [1]James G. Bender, "An Overview of System Studies of Automated Highway Systems", *IEEE Transaction on vehicular Technology*, vol. 40. No.1, february 1991
- [2]Ronald K and Jurgen, "Smart cars and highway go global," *IEEE Spectrum*, pp. 26~36, 1991.
- [3]Young-jae Ryoo and Young-Cheol Lim, "Neuro

-fuzzy control system for vision-based autonomous vehicle," *1999 IEEE Fuzzy Systems conference Proceedings*, pp.III-1643~1648, 1999.

[4]Wei-bin Zhang and Robert E.Parsons, "An intelligent roadway reference system for vehicle lateral guidance/control," *PATH report*, pp. 96-100, 1992.

[5]Gregory F. Jacobs, "A magnetic pavement marking and sensor system for lateral control/guidance of vehicle," *VERTIS*, pp. 1236-1241, 1995.

[6]Angus P. andrews, "The accuracy of navigation using magnetic dipole beacons," *Science center*,

[7]Han-Shue Tan, "Development of an Automated Steering Vehicle Based On Roadway Magnets-A Case Study of Mechatronics System Design," *IEEE/ASME Transactions on mechatronics*, VOL, 4, NO.3, september 1999

[8]Jurgen Guldner, "Study of Design Direction for Lateral Vehicle Control", *Proceedings of the 36th Conference on Decision & Control*, December 1997

[9]Seok-Jun Son and Young-Jae Ryoo "The Lateral Guidance System of an Autonomous Vehicle Using a Neural Network Model of Magneto-Resistive Sensor and Magnetic Fields", *ICEE2K*, pp477-480, 2000.