

자기센서 기반 자율주행차량의 도로방향 인식

Recognition of Road Direction for Magnetic Sensor Based Autonomous Vehicle

柳泳材* · 金義善** · 金明俊*** · 任永徹§

(Young-Jae Ryoo · Eui-Sun Kim · Myoung-Jun Kim · Young-Cheol Lim)

Abstract - This paper describes a recognition method of a road direction for an autonomous vehicle based on magnetic sensors. Using the sensors mounted on a vehicle and the magnetic markers embedded along the center of road, the autonomous vehicle can recognize a road direction and control a steering angle. Using the front lateral deviation of a vehicle and the rear one, the road direction is calculated. The analysis of magnetic field, the acquisition technique of training data, the training method of neural network and the computer simulation are presented. According to the computer simulation, the proposed method is simulated, and its performance is verified. Also, the experimental test is confirmed its reliability.

Key Words : road direction, magnetic sensor, autonomous vehicle, neural network

1. 서 론

자율 주행 차량에 대한 연구는 지난 수년간 많은 관심의 대상이 되어왔으며 그 실용화의 단계 또한 높아져서 실제의 도로상에서 고속 주행할 수 있을 정도의 연구가 진행되고 있다. 이런 자율 주행 차량이 도로상에서 주행을 하기 위한 대표적인 연구방법으로는 종축제어 시스템으로서의 지능순항 제어 (intelligent crouse control) 시스템과 횡축제어 시스템으로서의 차선추종 및 변경 (lane keeping and change) 시스템에 대한 연구방법이 있다.[1,2]

본 연구는 횡축제어 시스템의 한 축이 되어온 도로 중앙에 일정 간격으로 마그네틱 마커(magnetic marker: 영구자석을 여러 개 쌓아서 만든: 이하 마커)를 설치하고 차량에 자기장을 검출하는 센서를 장착하여 차량의 위치나 방향에 따라 자기 센서에서 검출되는 자기장으로 차량의 진행 방향을 제어하는 방법에 대한 연구이다. 차량이 도로 중앙을 따라 자율 주행하기 위해서는 적절한 조향제어가 필요하며, 이는 센서를 통해 얻은 자기장을 분석하여 차량이 도로로부터 떨어진 정도인 측방향을 계산하여 도로의 위치 관계를 인식해 적절한 조향제어를 한다. 따라서, 측방향을 계산하는 것이 대단히 중요하며, 이를 계산하기 위해 신경망이나 퍼지, H_∞ 등 여러 가지 제어기들이 이용되어 왔다[3-5]. 차량이 고속 주행을 하는 경우에는 이 측방향 요소만을 가지고도 적절한 조향 제어가 가능하다. 하지만, 차량이 초기 방향각을 가지고 도로 중앙으로

진행을 하거나 곡률 반경이 작은 도로를 저속으로 주행해야 하는 경우 방향각을 고려하지 않을 때에 차량의 방향각에 대한 적절한 제어가 이루어지지 않아 차량이 주행하면서 출렁 거리는 현상이 발생하게 된다[6,7]. 따라서, 차량이 더 안정적인 자율 주행을 위해서는 측방향과 함께 방향각에 대한 제어가 필요하게 된다.

따라서 본 논문에서는 자율주행차량이 도로 주행시 방향각을 계산할 수 있는 새로운 방법을 제안하여, 측방향과 함께 방향각을 제어 변수로 이용해 조향제어를 하는 방법을 제안한다. 제안된 방법의 타당성을 검증하기 위해 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하고 실제의 제어를 차량에 적용하여 경로인식 시스템의 성능을 개선하고 평가한다.

2. 경로 인식시스템 분석

2.1 시스템 변수와 자기장 분석

차량이 도로의 중앙으로부터 벗어난 정도를 측방향 또는 LD (Lateral Deviation : 이하 LD)라 하고, 도로방향과 차량 진행 방향간의 차이를 방향각 또는 HA (Heading Angle : 이하 HA)이라고 한다. 자율 주행 차량의 제어는 센서를 통해 기준선 및 차선을 인식하고 이로부터 측정된 시스템 변수 LD와 HA를 가지고 조향각을 제어하는 것이다. LD와 HA의 측정에 사용되는 센서 및 유도로는 본 연구에서는 마커의 자기장을 측정하는 자기 센서 및 마커를 이용하였다.

실험에는 직경 25[mm], 높이 5[mm]이고, 자기 모멘트가 9.585×10^{-7} [Wb · m]인 페라이트 자석을 두 개 적층하여 마커를 구성하고, 이를 30[cm]간격으로 도로 면에 설치한 다음, 센서는 마커로부터 15[cm]의 높이로 고정된 상태에서, 자기장을 분석하였다. 센서로는 최대 ± 2000 [mG]의 측정범위를 갖는 2축 자기센서를 사용하여 기존의 3축센서를 사용하는 것

* 正 會 員 : 木浦大 制御시스템工學科 助敎授 · 工博

** 正 會 員 : 西南大 電氣電子工學科 助敎授 · 工博

*** 正 會 員 : 全南大 電氣工學科 碩士課程

* 正 會 員 : 全南大 電氣工學科 敎授 · 工博

接受日字 : 2003年 3月 12日

最終完了 : 2003年 7月 10日

보다 비용을 절감한다. 또한 자기 센서로부터 측정된 자기장에는 지구자기장과 차체를 비롯한 주위의 자기장이 포함되어 있어 시스템의 외란으로 작용한다. 따라서, 이를 제거하기 위해 두 개의 센서의 차이를 구하여 이를 적용하는 방법을 이용하였다. 그림 1은 실험장치의 구성도이다.

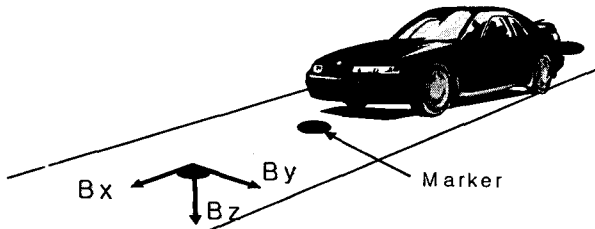


그림 1 실험장치의 구성도.
Fig. 1 Schematic of test device.

차량이 직선 도로의 중앙을 따라 고속으로 주행을 하게 될 때 LI에 대한 제어는 쉽게 가능하지만, HA의 변화는 큰 값으로 나타나지 않기 때문에 HA에 대한 제어는 의미가 없게 된다. 하지만, 차량이 초기 HA를 가지고 출발하여 도로 중앙으로 주행하고자 할 경우 HA에 대한 제어가 필요하게 된다. 또한 차량이 곡률 반경이 작은 도로를 저속으로 주행하고자 할 경우에 그 속도를 유지하며 주행해야 하기 때문에 적절한 방향각을 고려해주어야 한다. LD만을 가지고 이런 주행을 할 경우 차량이 방향각을 찾지 못해 출렁거리는 현상이 발생한다. 따라서, 자율주행차량의 조향제어에는 LD뿐만 아니라 HA도 함께 제어되어야 한다.

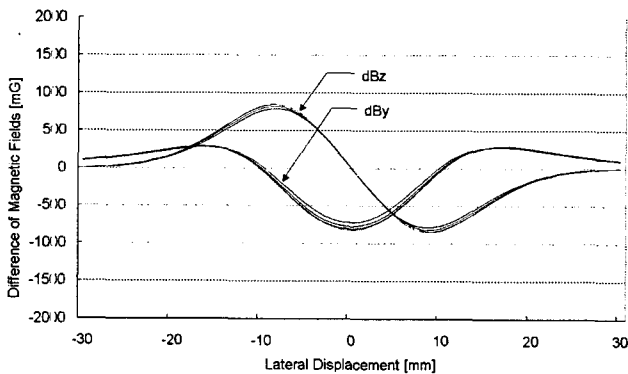


그림 2 HA의 변화에 따른 자기장.
(HA: -15,-10,-5,0,5,10,15[deg])
Fig. 2 Magnetic field with the variation of HA.
(HA: -15,-10,-5,0,5,10,15[deg])

그림 2에서는 HA를 -15[deg]에서 15[deg]까지 변화시킬 때 한 쌍의 센서로 측정된 자기장이 어떠한 분포를 가지고 있는지를 보여주고 있다. 그림에서 보면 자기장 dB_y와 dB_z 모두 HA가 변하더라도 자기장의 변화는 거의 구분할 수가 없다. 이는 한 쌍의 자기 센서로부터 얻은 자기장으로는 HA를 계산하는 것은 매우 어렵다는 것을 알 수 있다. 따라서 HA를 감지하기 위한 새로운 방법을 강구하여야 한다.

2.2 센서의 배치 및 HA의 산출

한 쌍의 센서로부터 측정된 자기장만을 가지고는 HA를 제대로 구할 수 없음을 앞 절에서 살펴보았다. 따라서, HA를 구하기 위한 새로운 방법이 필요하다. 이를 위해서 센서들을 차량의 앞과 뒤에 각각 한 쌍씩 배치하여 앞뒤의 LD들을 얻은 다음, 그 LD들로부터 기하학적으로 HA를 산출하는 방법을 제안한다. 두 쌍의 센서를 그림 3과 같이 차량의 앞뒤에 각각 배치한다. S1, S2에 의하여 차량 앞부분의 LD_{front} 산출하고 S3, S4를 이용하여 차량 뒷부분의 LD_{rear} 산출할 수 있다. 또한 두 쌍의 센서로부터 얻어진 LD와 두 지점간의 거리를 알고 있다면 HA는 식(1)을 이용하여 수학적으로 계산할 수가 있음을 알 수 있다. 차량의 LD값은 뒷바퀴 축의 중앙으로 식(2)와 같이 정한다.

$$HA = \sin^{-1} \left(\frac{LD_{rear} - LD_{front}}{V_{length}} \right) \quad (1)$$

$$LD = LD_{rear} \quad (2)$$

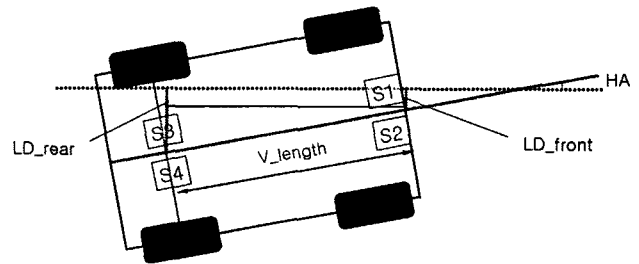


그림 3 센서의 배치와 HA의 기하학적인 계산.
Fig. 3 Sensor arrangement and Geometrical calculation of HA.

3. 경로 인식시스템 설계

3.1 차량의 모델링

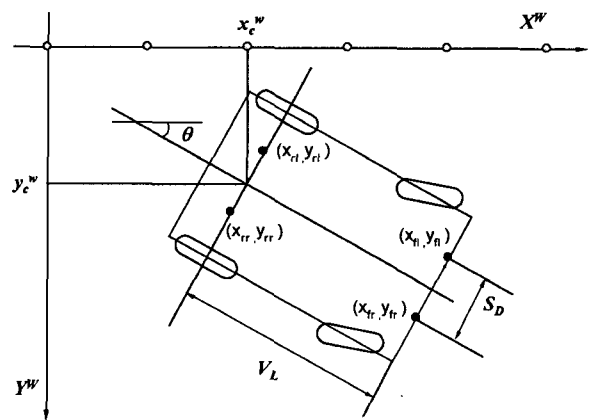


그림 4 차량의 동적모델과 센서의 좌표.
Fig. 4 Dynamic model of vehicle and coordinates of the sensors.

차량의 동역학적 특성을 모델링하기 위해서 4륜 차량을 간단히 2륜 차량과 동일하게 취급하였다. 또한 실세계 좌표를 차량좌표로, 그리고 최종적으로 센서 좌표로 계산하였다. 그림 4에 각각 센서의 위치와 차량의 동적 모델을 표시하였다. 각 센서 좌표는 식(3)부터 식(6)을 이용하여 구한다.

$$x_{fl} = x_c^w + V_L \cos \theta + \frac{S_D}{2} \sin \theta \tag{3}$$

$$y_{fl} = y_c^w + V_L \sin \theta - \frac{S_D}{2} \cos \theta$$

$$x_{fr} = x_c^w + V_L \cos \theta - \frac{S_D}{2} \sin \theta \tag{4}$$

$$y_{fr} = y_c^w + V_L \sin \theta + \frac{S_D}{2} \cos \theta$$

$$x_{rl} = x_c^w + \frac{S_D}{2} \sin \theta \tag{5}$$

$$y_{rl} = y_c^w - \frac{S_D}{2} \cos \theta$$

$$x_{rr} = x_c^w - \frac{S_D}{2} \sin \theta \tag{6}$$

$$y_{rr} = y_c^w + \frac{S_D}{2} \cos \theta$$

3.2. 신경 회로망의 설계

센서들로부터 얻어진 자기장과 LD의 관계는 대단히 비선형적이고 복잡하여 수학적으로 표현하기가 어렵다. 따라서, 비선형 제어에 우수한 성능을 보이는 신경회로망을 이용하여 LD를 계산한다. 신경회로망의 학습을 위한 학습패턴은 시물레이션을 통하여 얻는다. 도로에 설치된 마커의 자기장 분포는 동일 규격의 마커를 동일간격으로 설치되므로 그림 5와 같이 창으로 씌운 부분이 연속적으로 반복된다는 것을 알 수 있다. 따라서, 신경회로망을 학습시키기 위해서 모든 구간에 대해서 학습데이터를 얻을 필요가 없이 하나의 창 내부에서 X, LD, HA를 변화시키면서 간편하게 학습 데이터를 얻을 수 있다. 실험을 위해 마커를 도로에 설치할 경우 마커간의 간격에 오차가 발생할 수 있다. 이와 같은 오차는 신경회로망의 일반화 특성을 적용하여 극복할 수 있다.

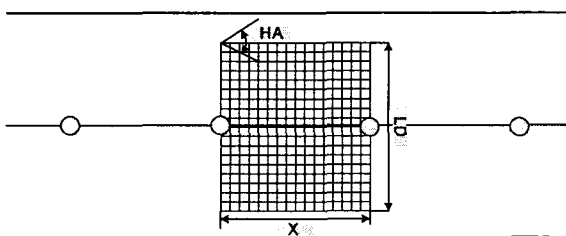


그림 5 학습 데이터 획득 패턴구간.
Fig. 5 Region of acquiring training patterns.

얻어진 자기장 dB_y, dB_z 는 정규화과정을 거쳐 신경회로망의 입력패턴으로 하고, 그 때의 LD값을 목적패턴으로 하여 신경망 학습을 시킨다. 또한 어느 구간에서든 학습데이터에

서 얻은 자기장에 대한 LD값은 동일하기 때문에 앞측의 자기장을 입력하면 앞측의 LD가, 뒤측의 자기장에 대해 뒤측의 LD가 출력되기 때문에 간단한 학습 구조를 갖고, 학습 시간도 줄인다. LD 산출에 사용될 신경 회로망의 구조는 그림 6과 같으며, 역전파 학습규칙을 이용하여, 학습데이터 1323개, 은닉층 15개, 학습률 0.01로 학습을 시켰다.

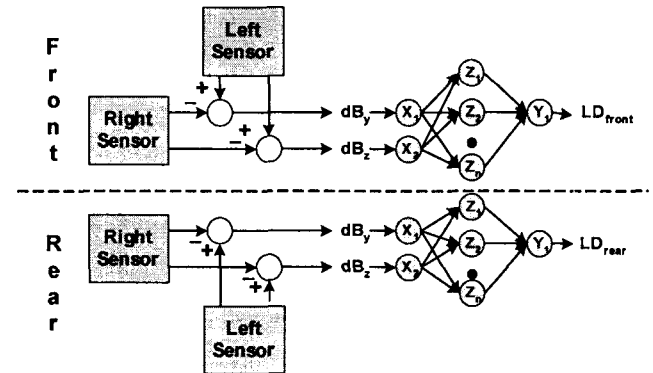


그림 6 신경회로망의 구조.
Fig. 6 Structure of neural networks.

경로인식시스템은 마커에 의하여 생성된 자기장을 자기센서로 측정하여 얻어진 자기장으로부터 LD와 HA를 산출하여 최종적으로 조향각을 도출하는 것이다. 따라서, 제안된 방법으로 경로시스템을 설계하여 성능을 개선하는데 목적이 있다. 그림 7은 경로인식시스템의 블록도이다.

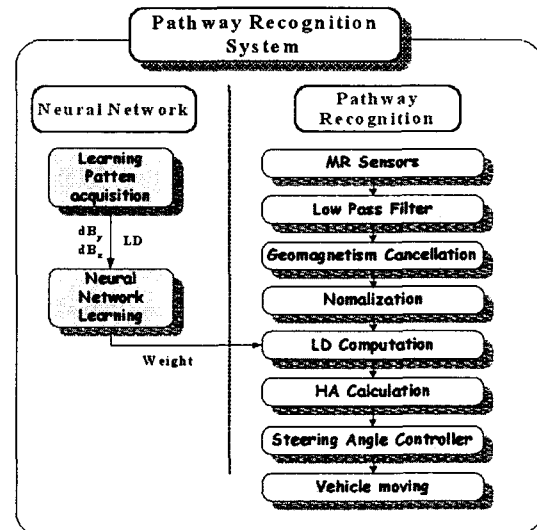


그림 7 경로인식시스템의 블록도.
Fig. 7 Block diagram of pathway recognition system.

4. 자율주행 시뮬레이션

자율 주행 시뮬레이터의 블록도는 그림 8에 나타냈다. 먼 저 직선부분과 곡선부분이 있는 도로를 생성하고 일정 간격

으로 마커를 설치한다. 마커에서 발생하는 자기 신호와 센서에서 검출하는 신호는 [8]에서 해석된 모델에 의하여 계산된다. 자율 주행이 시작되면 자기장을 검출하고 그 값을 신경 회로망에 입력한다. 신경 회로망은 LD 값을 출력하는데 이 과정을 차량의 앞과 뒤에 반복한다. 얻어진 차량 앞부분의 LD와 뒷부분의 LD를 이용하여 HA를 산출하고, 차량 뒷부분의 LD와 HA 값을 이용하여 조향각 제어는 조향각을 출력한다. 차량의 동적 모델을 통하여 차량은 다음 위치로 이동하고 이 모든 과정은 반복함으로써 자율주행이 이루어진다.

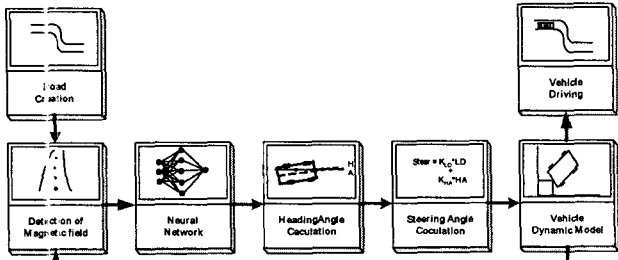


그림 8 자율주행 시뮬레이션의 블록도.
Fig. 8 Block diagram of autonomous driving simulation.

그림 9는 우로 굽은 12[m] 반경의 곡선과 좌로 굽은 9[m] 반경의 곡선 도로 주행의 화면이다.

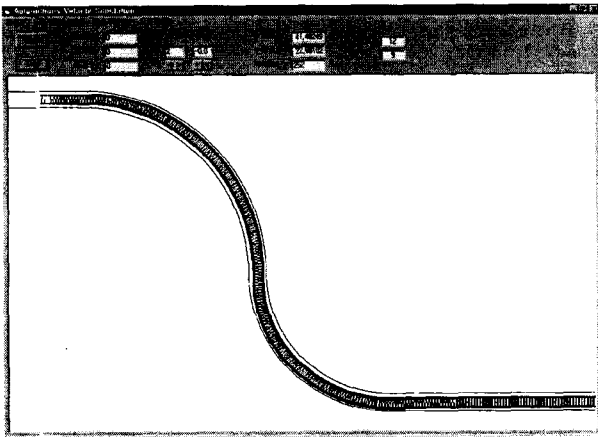
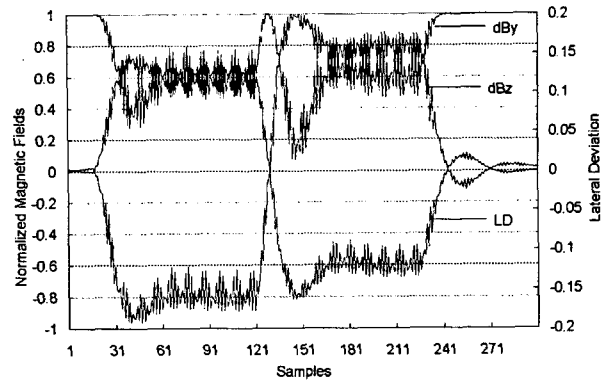
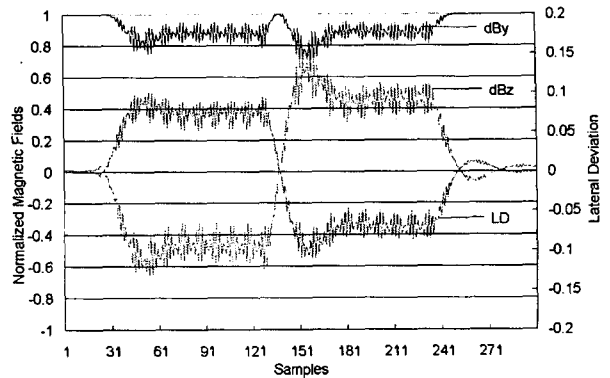


그림 9 곡선도로주행의 시뮬레이션 화면.
Fig. 9 Trajectory of curved road driving.

그림 10은 곡선도로 주행시 앞뒤 센서로부터 얻어진 자기장 dB_y 와 dB_z 그리고, LD값을 나타낸 결과이다. 그림에서 보면 앞뒤에서 모두 정규화 된 자기장에 따라 LD가 산출됨을 알 수 있고, 앞뒤에서 얻어진 데이터는 크기만 다를 뿐 비슷한 패턴을 가지고 있어 곡선도로 주행 시에 앞뒤 센서로부터 얻어진 자기장에 의해 LD_{front} 와 LD_{rear} 가 계산됨을 알 수 있다.



(a) Front



(b) Rear

그림 10 곡선도로주행의 시뮬레이션 결과 dB_y , dB_z , LD.
Fig. 10 Simulation result of curved road driving.

그림 11은 곡선도로 주행에서 얻어진 앞뒤LD와 이것으로부터 계산된 HA를 나타낸 결과이다. 이는 신경 회로망에 의해 산출된 앞뒤LD를 가지고 제안된 HA 계산 방법을 이용할 때 HA에 대한 추출이 이루어짐을 보여주고 있다.

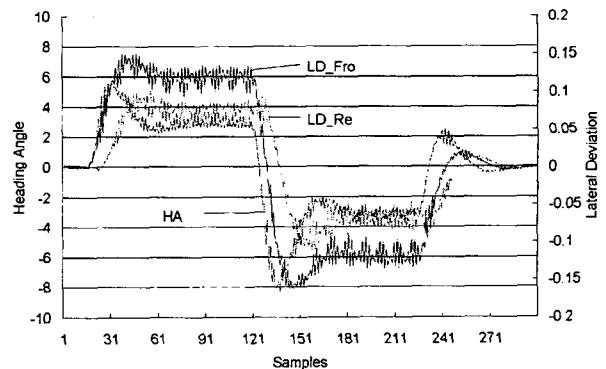


그림 11 곡선도로주행 시뮬레이션 결과 LD_{front} , LD_{rear} , HA
Fig. 11 Simulation result of curved road driving

그림 12는 곡선도로로 주행에서 얻어진 LD, HA, 조향각을 나타낸 결과이다. 조향각은 계산된 LD와 HA에 의해서 제어됨을 알 수 있다.

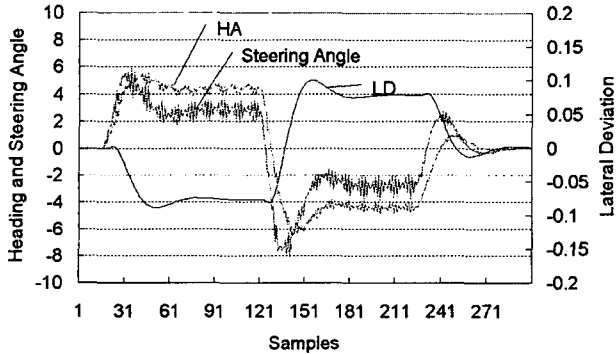


그림 12 곡선도로주행 시뮬레이션 결과 LD, HA, 조향각
Fig. 12 Simulation result of curved road driving

그림 13은 센서를 2개 사용하여 HA를 고려하지 않은 경우와 센서 4개를 사용하여 HA를 고려했을 때의 조향각의 출력 결과이다. 곡선 부분을 주행하는 부분을 보면 HA를 고려하지 않을 경우 차량이 HA를 찾지 못해 출렁거리는 현상이 발생하지만 HA를 고려했을 때 출렁거리는 현상이 상당히 없어지는 것을 볼 수가 있다. 이는 제안한 방법이 타당함을 보여준다.

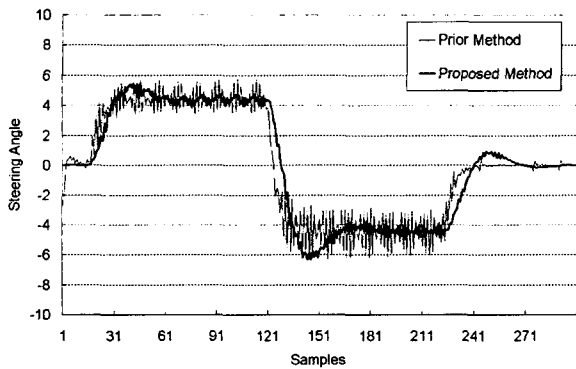


그림 13 곡선도로로 주행의 조향각 비교.
Fig. 13 Steering Angle comparison of curved road driving.

5. 실험 결과 및 고찰

제안된 센서 배치와 설계된 신경회로망 제어기를 실험용 차량에 탑재하고 평평한 환경의 실험용 도로에서 주행 실험을 하였다. 그림 14는 실험용 차량의 주행모습이다. 실험에서 센서의 설치 위치는 차량의 앞부분에 자석 표면으로부터 약 15[cm] 높이에 장착하였고, 센서의 좌우 간격은 16[cm], 전후 간격은 60[cm]로 하고 마커의 설치 간격은 30[cm]로 하였다.

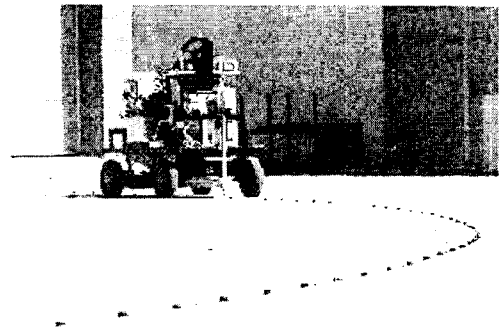
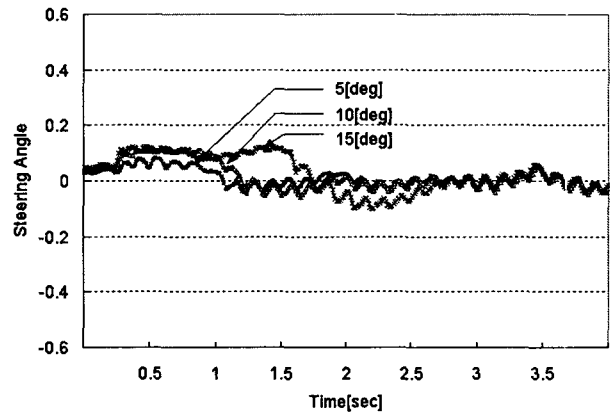
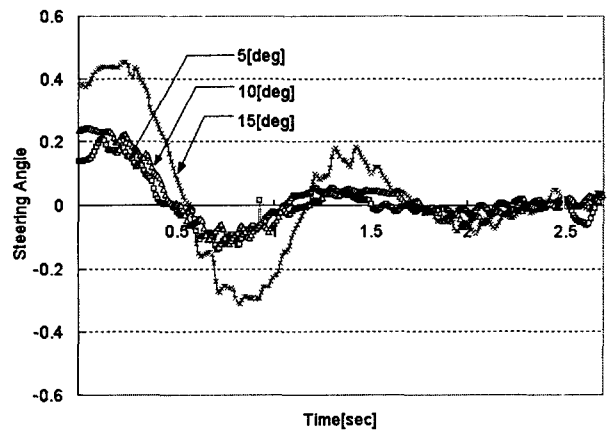


그림 14 실험 차량의 사진
Fig. 14 Photo graph of experimental vehicle

그림 15는 LD를 0[cm]로 하고 HA를 각각 5,10,15[deg]로 하여 출발시켰을 때 실험 결과이다. 그림(a)는 HA에 따라 조향각의 변화가 없지만 (b)는 출발 초기에 HA에 따라 조향각이 다르게 출력되어 사람이 운전하는 것과 유사한 형태로 적절한 조향제어가 이루어짐을 알 수 있다.



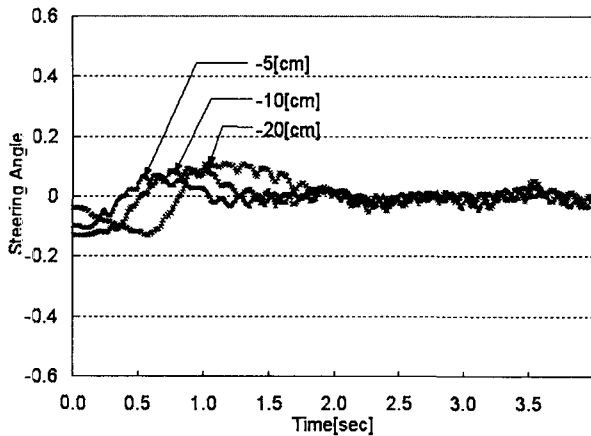
(a) Prior



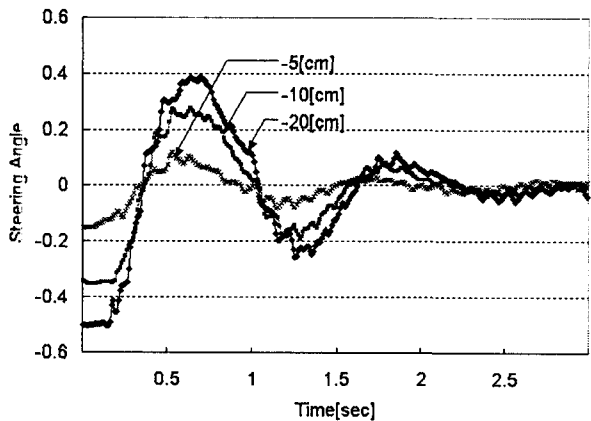
(b) Proposed

그림 15 직선도로주행시의 HA에 따른 비교
Fig. 15 Comparison by HA of strait road driving

그림 16도 HA를 0[deg]로 하고 LD를 각각 5,10,15[cm]로 하여 출발시켰을 때 실험결과이다. 그림에서 보면 (a)는 LD에 따라 조향각의 변화가 없는 것에 비해 (b)는 LD에 따라 적절한 조향각을 출력함으로써 사람이 운전하는 실제 주행시와 같은 경향을 나타냈다는 것을 알 수 있다. 이것으로 제안된 센서 배치가 직선 형태의 도로에서 LD와 HA에 따른 자기장 변화를 인식함을 알 수 있고 신경망 회로 제어기는 상황에 맞는 제어량을 출력하는 것을 알 수 있다.



(a) Prior



(b) Proposed

그림 16 직선도로주행시의 LD 비교
Fig. 16 LD comparison of strait road driving

6. 결 론

본 논문에서는 방향각 추출법을 통한 자율 주행 차량의 경로 인식시스템 설계에 대해 제안하였다. 자기장의 분석, 신경회로망 학습을 위한 학습패턴의 획득, 신경회로망의 학습 등

을 수행하고, 제안한 방법에서의 모의실험을 행하기 위하여 통합 환경의 컴퓨터 시뮬레이션 프로그램을 개발하였다. 실제 차량에 적용하기에 앞서 모의실험 결과 우수한 성능을 입증하였으며, 실험 차량을 이용한 주행 실험에서도 우수한 성능을 확인하였다.

차량 앞쪽의 횡축과 뒤쪽의 횡축 그리고 앞뒤의 측정위치간 거리를 이용하여 기하학적으로 방향각을 추출하는 새로운 방법을 제안하였다. 그리고 횡축은 신경회로망을 학습시켜 사용하는데 1개의 신경회로망만으로 앞과 뒤에 공통적으로 사용할 수 있는 장점이 있다. 각각의 센서는 2축 센서를 사용함으로써 기존에 사용되던 센서 축의 개수보다 적어짐으로써 센서의 가격을 절감하면서도 더 우수한 성능을 보이는 것을 입증하였다.

참 고 문 헌

- [1] Seibum B. Chioi, "The design of a look-down feedback adaptive controller for the lateral control of front-wheel-steering autonomous highway vehicles", IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 49, No. 6, pp. 2257-2269, Nov. 2000.
- [2] James G. Bender, "An overview of system studies of automated highway systems", IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 40. No. 1, pp. 82-99, Jan. 1991.
- [3] Ching-Yao Chan, "Magnetic sensing as a position reference system for ground vehicle control", IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement, Vol. 51, No. 1, pp. 43-52, Feb. 2002.
- [4] Han-hue Tan, Jurgen Guldner, Satyajit Patwardhan, Chi-do Chen, and Benedicte Bougler, "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, Sep. 1999.
- [5] 김의선, "신경회로망을 이용한 자율주행 전기자동차의 도로곡률에 따른 조향각 및 속도의 협조제어", 전남대학교 박사학위 논문, 1999.
- [6] 김태곤, "자기저항센서와 신경회로망을 이용한 자율 주행 차량의 조향제어", 전남대학교 박사학위 논문, 2002.
- [7] 김태곤, 손석준, 유영재, 김의선, 임영철, "자기장을 이용한 자율주행 전기자동차의 조향제어", 센서학회지, 제10권, 제2호, pp. 134-141, 2001. 3.
- [8] 김정희, 손석준, 임영철, 김태곤, 김의선, 유영재, "MR센서를 이용한 실외형 자율이동 로봇의 퍼지 조향제어기에 관한 연구," 한국퍼지 및 지능시스템학회, Vol. 12, No. 1, pp. 27-32, 2002. 2.

저 자 소 개



유 영 재 (柳 泳 材)

1968년 1월 9일생. 1991년 전남대 전기공학과 졸업(학사). 1993년 동 대학원 전기공학과(석사). 1998년 동 대학원 전기공학과(박사). 1999년 미국 NCA&T대 Visiting Researcher. 2000~현재 목포대학교 제어 시스템공학과 조교수.

Tel : +82-61-450-2754

Fax : +82-61-453-4843

email : yjryoo@mokpo.ac.kr



김 의 선 (金 義 善)

1981년 전남대학교 계측공학과 (공학사), 1987년 전남대학교 전기공학과 (공학석사) 1999년 전남대학교 전기공학과 (공학박사) 현재 서남대학교 전기전자공학과 조교수. email : eskim@seonam.ac.kr



김 명 준 (金 明 俊)

2000년: 전남대학교 전기공학과 졸업. 2000년~현재: 전남대학교 전기공학과 석사 과정. 관심분야: 퍼지 및 신경망 제어, 로봇 제어

E-Mail : pidaki@hotmail.com



임 영 철 (任 永 徹)

1953년 4월 23일생. 1975년 전남대 전기공학과 졸업. 1977년 고려대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1990년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 1997년 호주 모나시 대학 Visiting Scholar. 현재 전남대 전기공학과 교수. 한국과학재단 지정 전남대 고품질 전기전자부품 및 시스템 연구센터 소장. 당 학회 국제이사.