

모듈화된 신경망을 이용한 운전의지 판단 알고리즘

The Decision Algorithm for Driving Intension Using Moduled Neural Network

강준영*, 김성주*, 김용택*, 서재용**, 전홍태*

*중앙대학교 전자전기공학부

**한국기술교육대학교 정보기술공학부

*Joon Young Kang, *Seong Joo Kim, *Yong Taek Kim, **Jae Yong Seo, *Hong Tae Jeon

*School of Electrical and Electronics Eng., Chung-Ang Univ.

**School of Information and Technology. Korea university of Technology and Education
(bodysoul@orgio.net)

ABSTRACT

Recently, most vehicles has the Automatic transmission system as their transmission system. The automatic transmission system operates with fixed shift patterns. In the opposite of manual operation, it is easy and convenient for driving. Though these merit, the system can not evaluate the driver's intension because of usage of fixed shift pattern.

To consider driver's intension, we must consider both the driving intensity of driver and the status of vehicle.

In this paper, we developed flexible automatic transmission system by using the proposed moduled neural networks which can learn the status of the vehicle and driver's intensity.

As a result, we compare the transmission system using fixed shift pattern and the proposed transmission system and show the good performance in the change of shift position.

**Keywords : Neural network, Moduled, Automatic transmission system,
Back-Propagation, Decision Algorithm**

I. 서론

최근 차량의 경우 미리 설정된 쉬프트 패턴에 의해 변속되도록 고안된 자동변속기가 장착되어 있다. 자동변속기는 기존에 운전자가 수동으로 조작하는 방식과 달리, 자동으로 변속되므로 편안하고 편리하지만, 고정된 패턴을 이용해 변속하기 때문에 운전자의 의지를 반영하지 못한다. 운전자의 의지를 반영하기 위해서는 운전자의 성향뿐만 아니라, 차량의 상태도 같이 고려해야한다.

이에, 차량의 상태와 운전자의 조작상태를 모듈 화시켜 학습하여 종합적인 운전성향을 판

단하고 반영하여 변속을 결정하고자 한다.

본 논문에서는 모듈화된 신경망을 이용한 운전의지 판단 알고리즘을 자동차의 자동변속기에 적용하여, 기존에 운전자마다 동일하게 적용되던 고정된 패턴에 의해 변속되던 결과와 비교해 봄으로서, 운전자마다 다른 유동적인 운전의지를 반영한 결과가 우수함을 보이고자 한다.

II. 본론

기본적으로 자동변속기에서 변속을 결정하는 중요 변수로는 차속과 스톱들을 들 수 있다.

이 차속과 스톱의 값에 따라 변속여부를 결정하게 되는 데, 이 쉬프트 맵은 고정되어 있다. 즉, 운전자와 상황을 전혀 고려하지 못한 채 일괄적으로 적용되고 있는 것이다.

본 논문에서는 운전자의 운전성향을 고려한 변속이 이루어지도록 구성하였다. 운전성향을 반영하기 위한 입력으로는 우선 운전자의 직접적인 조작이라고 할 수 있는 스톱 조작과 브레이크 조작이 있으나 이것만으로 운전성향을 나타내기에는 불충분하다. 여기에 차량의 상태와 현 상황이 같이 고려되어야 한다.

차량의 상태를 나타내는 변수, 변속정보와 조작 량을 가지고 특정상황을 판단할 수 있는 신경망을 모듈화 시켜 구성하였다.

그 상황에 따른 입력데이터와 출력데이터에 의해 Off-Line으로 학습하였다. 전 방향 모델링 방식으로 학습이 끝난 후에는 적당한 추론을 할 수 있다.

2.1 신경망 이론

1940년대 초에 뉴런(neuron)을 모델로 공학 적 응용을 한 이후 학습 이론 및 신경 회로망 이론이 활성화하기 시작하였다. 신경망은 수많은 인공 뉴런들로 이루어져 있고, 각 뉴런들 사이의 연결 강도에 의해 상호 연결되어 있으며 구조상 정적, 동적, 단층(single layer) 또는 다층(multilayer)으로 분류된다. 신경망은 기존의 방식과는 달리 분산 저장 방식을 갖고, 뛰어난 학습 능력, 일반성, 오류 허용(fault-tolerance)과 같은 특성을 갖는다. 신경망에 대한 중요한 성질을 살펴보면 다음과 같다.

- (1) 비선형 시스템 제어 (nonlinear system control) 능력
- (2) 병렬 분산 처리 (parallel distributed processing) 방식
- (3) 학습과 적응성 (learning and adaptation)
- (4) 다변수 시스템 (multi-variable system)

2.1 전 방향 네트워크

가장 널리 쓰이는 다층신경망 구조는 그림 1에 보이는 바와 같다. 이 전 방향 네트워크의 뉴런의 출력은 식(1)과 같이 표시할 수 있다.

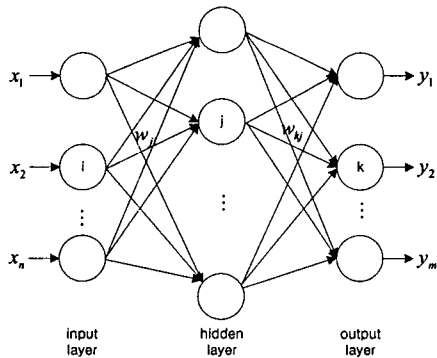


그림 1. 다층 신경망의 구조

$$v_k(n) = \sum_{j=0} w_{kj}(n) y_j(n) \quad (1)$$

$$y_k(n) = f(v_k(n)) \quad (2)$$

여기서 $v_k(n)$ 은 j번째 뉴런에 출력에 연결강도가 곱해서 모두 더한 값이다. 이 값이 활성화함수의 입력으로 들어간다. $y_k(n)$ 은 k번째 뉴런의 출력이다

2.2 오차역전파 알고리즘

역전파 학습 방법은 가장 널리 이용되는 감독학습(supervised learning)으로 동일한 입력 $x_i(n)$ 에 대해서 현재 연결강도에 의한 신경망 출력 $\hat{y}_k(n)$ 이 비선형 함수 출력 $y_k(n)$ 을 근사화하도록 한다. 이것은 에러 $e_k(n)$ 가 신경망에 대해 역전파되어 연결강도에 따른 에러 기울기가 계산되고 신경망의 연결강도가 조정된다

그림 1의 다층 신경망의 학습은 오차 역전파 학습알고리즘에 의해 진행되며 출력 단에서 전체 오차는 각 출력층 뉴런의 출력과 목표치와의 차이들의 합으로 다음과 같이 구할 수 있다.

$$E = \frac{1}{2} \cdot \sum_k (d_k - y_k)^2 \quad (3)$$

여기서, d_k 는 출력단 k번째 뉴런의 목표값이며, y_k 는 출력단 k번째 뉴런의 실제 출력값을 나타낸다.

연결강도들의 변화량은 Gradient descent 방법에 의해 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta w_{kj} &= -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \\ &= -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial v_k} \cdot y_j \end{aligned} \quad (4)$$

$$\delta_k = (d_k - y_k) \cdot f'(v_k) \quad (5)$$

여기에서,

$$f'(v_k) = \frac{\partial f(v_k)}{\partial v_k} \quad (6)$$

이다.

또한 η 는 학습률을 나타내고 δ_k 는 역방향으로부터 전달되어 오는 오차이다. 위 식에 의한 출력 단에서의 연결강도 변화와는 달리 중간층에서의 연결강도 변화량 ΔW_{ji} 는 다음 식에 의해 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta w_{ji} &= -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \\ &= \eta \cdot \delta_j \cdot y_i \end{aligned} \quad (7)$$

$$\delta_j = f'(v_k) \cdot \sum_k (\delta_k \cdot w_{kj}) \quad (8)$$

각 층에서의 새로운 연결강도들은 최종적으로 다음 식에 의해 조정된다.

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w_{kj} \quad (9)$$

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji} \quad (10)$$

여기서, 위의 식을 출력 단에서 입력 단까지 계속적으로 반복하면 각 뉴런의 출력 오차가 감소하도록 연결강도가 변하게 되며, 마지막에는 오차가 없게 되어 학습이 완료된다.

3. 운전자 운전의지 판단 알고리즘

운전자의 운전성향과 차량상태를 고려하여, 운전의지를 반영한 모듈을 그림과 같다.

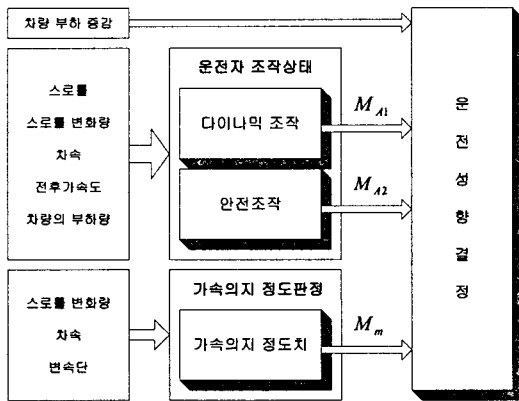


그림 2. 운전자 운전성향 결정 블록도

각 모듈의 세부기능은 출력을 M_{A1} , M_{A2} 로 내는 첫 번째 블록에서는 운전자의 성향에 따른 조작정도, 즉 파워 다이내믹 드라이빙을 선호하는 운전자인지, 안전과 편안함을 원하는 운전자인지를 판단하는 모듈이다. 두 번째 블록의 출력은 M_m 으로 표시하며 가속의지 정도를 판정하여 다음 블록에 반영하기 위함이다. 마지막 블록은 이 두 블록의 결과와 차량의 부하상태를 종합적으로 판단하여 최종 변속에 반영하는 블록으로 쉬프트 맵을 이동시키게 된다.

3.1 운전자 조작상태 결정

이 블록에는 두 개의 모듈이 있는데 그 중 첫 번째 모듈에서는 운전자의 다이내믹 성향을 판단하기 위한 모듈로서 입력으로는 스로틀, 스로틀 변화량과 전후 가속도, 차속이다. 다이내믹한 운전하는 운전자의 주된 특징으로는 가감속 변화가 심한 것을 알 수 있는데, 이런 변화가 클 경우에 다이내믹 운전성향을 가졌다고 판단하는 것이다. 즉 큰 폭의 감속의지가 있는 후에 다시 큰 폭의 가속의지가 있다고 판단하는 경우에 다이내믹 운전성향이라 판단한다.

두 번째 블록에서 판단기준은 차량부하량이 크지 않은 상태에서 스로틀, 스로틀 조작량, 전후 가속도가 크지 않은 상태가 유지되면 안전 운전이라 판단한다. 안전운전한 상황이 아니라고 판단하는 경우는 스로틀, 스로틀 조작량이나

가감속 정도가 큰 경우에 안전운전을 하는 상황이 아니라고 판단한다.

3.2 가속의지 판정 모듈

SHIFT맵의 특성상 다운 쉬프트선 근처에서 스로틀 조작을 급격하게 하면 변속단이 떨어지게 된다. 이 때에의 운전자는 더 빠른 주행을 원하는 것이고, 그것을 위해서는 구동력이 확보가 되어야 한다. 스로틀 증가에 따라 차속도 증가하게 되면 변속이 이루어지는데 이런 경우의 변속은 올바르지 않다. 즉, 이 모듈은 일정 차속 이상의 경우에서 급격한 스로틀 조작에 의해 변속이 이루어지는 경우를 판단하는 모듈이다.

3.3 운전자의 조작의지 종합 판정 모듈

차량의 부하량은 수식에서 구하는데, 이 차량부하는 최대토크와 가속토크의 비로 나타낼 수 있다.

$$L_{ve} = \frac{TE_{ACC}}{TE_{MAX} - TE + TE_{ACC}} \quad (11)$$

여기서, TE_{ACC} 는 가속토크, TE 는 엔진토크, TE_{MAX} 는 최대엔진토크를 나타낸다.

운전자 성향에 대한 종합적인 판단은 앞단에서 판단한 출력에 M_{A1} , M_{A2} , M_m 과 차량부하량의 증감정도를 바탕으로 SHIFT LINE 이동계수를 결정한다.

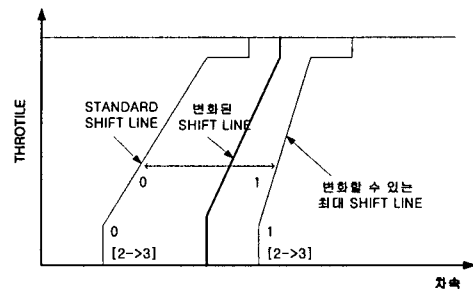


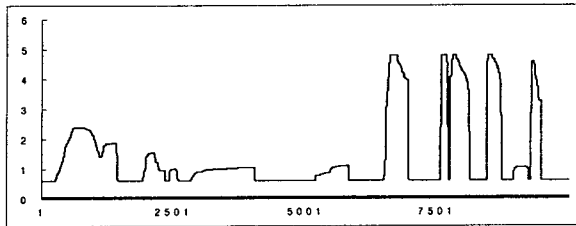
그림 3. 그래프 해석을 통한 변속패턴 수정방식

그림3은 2->3단 UP SHIFT선도에서 기존의 스탠다드 선도와 변화할 수 있는 최대 SHIFT LINE을 나타낸 것이다.

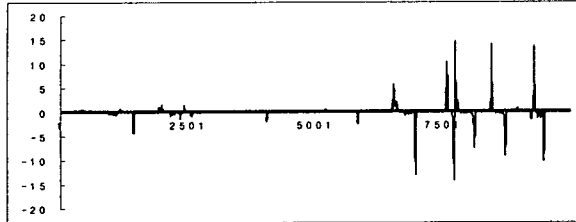
맵 이동 계수 값은 스탠다드 SHIFT LINE을 0으로 하고, 최대이동 가능 SHIFT LINE을 1로 하여 그 사이에서 이동되게 된다. 이 모듈의 맵 이동계수 값은 2->3단은 0.3까지, 3->4단 0.5까지 나오도록 학습하였다.

4. 차량에 적용 결과

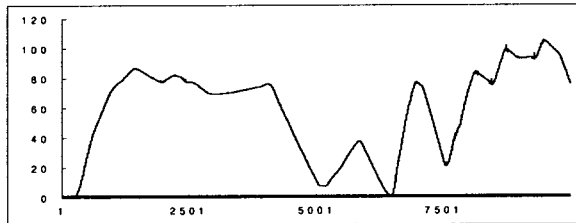
그림 4는 모듈화된 신경망을 이용하여 운전자의 운전의지를 반영한 결과를 보인 것이다.



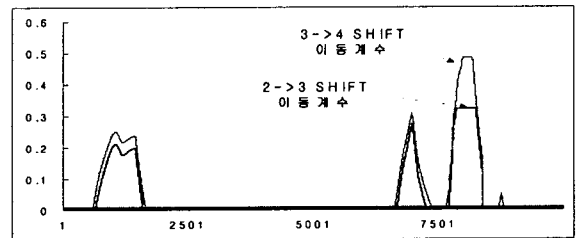
(a) 스톱 개도전압



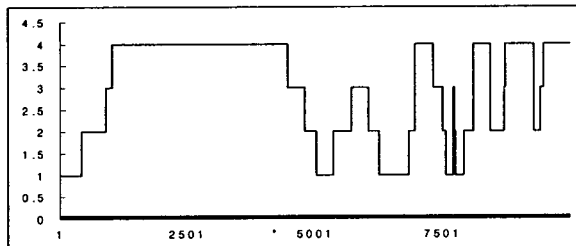
(b) 스톱 변화량



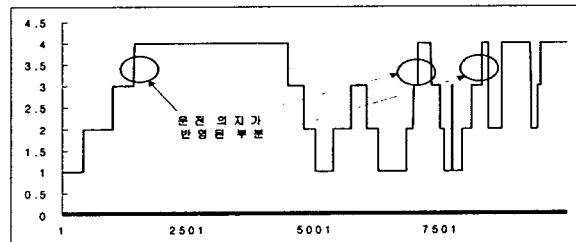
(c) 차속



(d) 맵 이동계수



(e) 기존의 자동변속기를 이용한 변속결과



(f) 운전의지 반영한 변속결과
그림 4. 시뮬레이션 결과

위 결과는 스톱 변화를 많은 주어 운전한 데이터를 바탕으로 비교해 본 것이다.

(e)의 그림은 일반 자동변속기로 적용했을 때의 변속상태를 나타낸 것이고, (f)는 운전자의 운전성향을 반영하여 나타낸 것이다. 스톱 변화에 따른 차속의 증가, 이를 위해 변속을 늦춤으로서 구동력 확보를 하는 부분을 볼 수 있다.

스톱의 변화가 급격한 경우, 특히 스톱을 급격히 떼 후, 스톱을 급격히 밟은 경우에 맵 이동 계수가 발생하여 변속이 늦게 이루어 졌음을 알 수 있다.

III. 결론

본 논문에서는 운전자의 성향과 차량의 상태에 적절하게 변속할 수 있는 모듈화된 구조의 변속시스템을 제안하였다.

변속단을 최적으로 결정하기 위해서는 도로의 경사 여부 등도 중요하겠지만, 운전자의 운전성향을 판단하는 것도 중요하다. 이런 판단을 단순 신경망으로 구성한다면, 망 크기도 방대해지고, 그에 따라 학습하기도 어렵게 된다. 본 논문에서 제안한 구조는 이러한 판단 상황들을 여러 개의 모듈로 구성하여 전체적인 시스템 구조를 단순화하였고 학습시간에 있어서 효율성을 보여준다고 할 수 있다.

본 논문의 운전의지 판단 시스템은 운전자의 운전 성향과 차량의 상태 판단 결과에 따라 자동변속선도의 변속선도를 연속적으로 변화시키는 계수를 결정하고 있다. 이것은 기존의 한정된 변속 패턴에 의한 변속단 결정에 비해서 모든 운전자의 운전성향 따른 무한대의 변속 패턴을 형성할 수 있다.

모의실험 결과 급격한 스톱 조작과 그에 따른 차속이 증가하는 상황에서 변속을 늦추어 엔진구동력을 확보해주는 것을 확인할 수 있다.

향후 과제는 더 많은 실측데이터와 시뮬레이션을 바탕으로 안정성 검증과 실제 차량에 적용하여 발생할 수 있는 문제점을 보완하고자 한다.

감사의 글 : 본 연구는 (주)현대자동차에 의해 지원 받았습니다.

IV. 참고문헌

- [1] Simon Haykin, *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*, Macmillian College Publishing Company Inc., 1994.
- [2] R. K. Elsley, "A learning architecture for control based on Back-Propagation neural network", *Proc. of the IEEE Conf. on Neural Networks*, vol. 2 .pp 587-594. 1988
- [3] S. R. Chi, R. Shouresshi, and M. Tenorio, "Neural Networks for system identification", *IEEE Contr. syst. Mag.*, vol. 10, pp. 31-34, 1990.