

모듈화된 신경망을 이용한 운전의지 판단 알고리즘

The Decision Algorithm for Driving Intension Using Moduled Neural Network

강준영* · 김성주* · 김용택* · 서재용** · 전홍태*

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

* 중앙대학교 전자전기공학부

** 한국기술교육대학교 정보기술공학부

요 약

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 모듈화시켜 학습하여 종합적인 운전성향을 판단하고 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.

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.

Key Words : Neural network, Moduled, Automatic transmission system, Back-Propagation, Decision Algorithm

1. 서 론

자동차는 인간에게 있어 편리함을 제공해 주는 도구로서 널리 사용되고 있다. 최근 판매되고 요구되는 차량에 장착된 변속 시스템은 미리 설정된 쉬프트 패턴에 의해 변속되도록 고안된 자동변속기가 대부분이다. 전문가에 의해 설정된 변속 패턴에 의해 수동으로 변속하던 일을 자동 변속 시스템에 의해 대신하도록 고안되었다. 자동변속기는 기존에 운전자가 수동으로 조작하는 방식과 달리, 자동으로 변속되므로 편안하고 편리하지만, 고정된 패턴을 이용해 변속하기 때문에 주행 중에 발생하는 여러 여건들을 고려한 운전자의 의지를 반영하지 못한다. 또한 운전자마다 다른 운전 성향(정속운전, 다이내믹 운전 등)에 대한 적절한 대응을 할 수 없으며 내리막길 주

행 상황에서 잦은 변속은 운전자로 하여금 불만을 유발하고 있다. 결국 현재의 자동변속시스템은 운전자의 의지에 따른 개별적 반응을 나타내지 못하고 모든 운전자에게 일정한 패턴의 변속 반응을 내고 있으며 이러한 점은 자동 변속시스템의 단점으로 지적되고 있다.

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

모듈화된 신경망은 각 모듈에 기능을 부여하고 부여된 기능을 올바르게 학습할 수 있는 입력과 출력을 학습함으로써 모듈의 기능을 수행하도록 모듈 형태로 구성된 신경망으로써 동일한 입력을 여러 기능 학습에 사용함으로써 복합적인 판단 및 추론 시스템에 적합한 구조를 지니고 있다.

자동 변속시스템을 모듈화된 신경망으로 학습하기 위해서는 운전자의 성향뿐만 아니라, 차량의 상태도 같이 고려해야 한다. 다시 말해, 엔진의 제어부(TCU)로부터 얻어지는 다양한 차량 주행 변수 및 운전자의 조작 변수

접수일자 : 2001년 9월 15일

완료일자 : 2001년 12월 1일

감사의 글 : 본 연구는 과학기술부 뇌과학연구프로젝트에 의해 지원 받았습니다.

를 차량 상태 판단 모듈, 운전자 운전의지 판단 모듈에 입력으로 적용하여 모듈의 기능을 수행할 수 있도록 학습하는 것이다. 이와 같은 방법으로 차량의 상태와 운전자의 조작상태를 모듈화된 신경망으로 학습하여 종합적인 운전성향을 판단하고 반영하여 운전자의 의지를 고려한 자동변속을 결정하고자 한다.

2. 본 론

수동 변속 시스템의 경우 운전자는 현재 주행상황에 따라 쉬프트 업을 하기도 하고 쉬프트 다운을 하기도 한다. 이는 운전자의 자의적 판단에 의존하는 변속 방식이다. 따라서 도로 주행 상태나 운전 의지는 전적으로 운전자의 습관 내지는 체감 운전 상황에 따라 자의적으로 해석되고 이는 운전자로 하여금 만족스런 변속 패턴을 만들 수 있게 한다.

그렇지만 최근 편안함과 편리함을 장점으로 많이 요구되고 널리 사용되는 자동 변속 시스템은 전문가에 의해 설정된 고정된 쉬프트 패턴을 지니고 있으며 쉬프트 패턴은 기본적으로 자동변속기에서 변속을 결정하는 중요 변수인 차속과 스로틀의 관계에서 결정된다.

따라서 이 차속과 스로틀의 값에 따라 쉬프트 단의 변속여부를 결정하게 되는 데, 이 쉬프트 맵은 고정되어 있다. 즉, 운전자의 의지와 차량 주행 상황을 전혀 고려하지 못한 채 일괄적으로 적용되고 있는 것이다.

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

차량의 상태를 나타내는 변수, 변속정보와 조작량을 가지고 특정상황을 판단할 수 있도록 신경망을 모듈화시켜 구성하였다. 또한 운전자의 다양한 성향을 학습할 수 있도록 다양한 운전자의 주행 데이터를 학습의 대상으로 설정하였으며, 도로의 상황 또한 평지 주행, 경사로 주행, 내리막 주행 등 다양한 여건에서 주행한 데이터를 얻어 학습 데이터로 사용하고 있다.

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 공학적 응용을 한 이후 학습 이론 및 신경 회로망 이론이 활성화하기 시작하였다. 신경망은 수많은 인공 뉴런들로 이루어져 있고, 각 뉴런들 사이는 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. 기존 제어기에서는 시스템에 대한 동적 특성을 나타내는 다이내믹스(Dynamics)가 필요하지만 신경망의 경우 시스템에 대한 정확한 수학적 모델없이 학습이 가능하여 복잡한

비선형 시스템의 학습 문제에 적합한 특징을 지니고 있다. 또한 학습에 직접 사용되지 않은 입력에 대해서도 적응적인 출력을 낼 수 있는 특징이 있다. 이러한 이유로 인해 널리 사용되고 있는 신경망에 대한 중요한 성질을 요약하면 다음과 같다.

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

2.2 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.

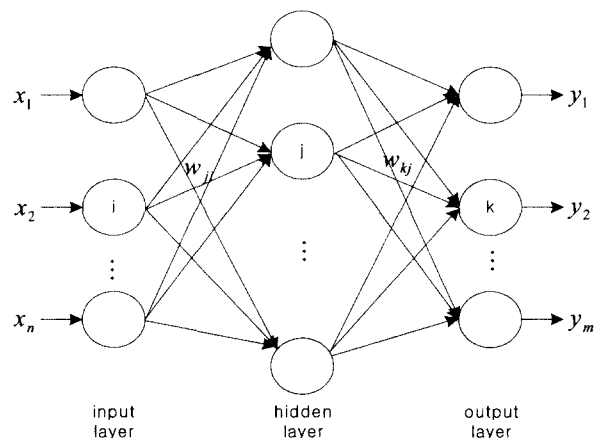


그림 1. 다층 신경망의 구조

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

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

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

2.3 오차역전파 학습알고리즘

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 k 번째 뉴런의 목표 값이며, y_k 는 출력단 k 번째 뉴런의 실제 출력 값을 나타낸다.

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

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

$$\begin{aligned} &= \eta \cdot \delta_k \cdot y_j \\ \delta_k &= (d_k - y_k) \cdot f'(v_k) \end{aligned} \quad (5)$$

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.

$$\Delta w_{ji} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} &= \eta \cdot \delta_j \cdot y_i \\ \delta_j &= f'(v_k) \cdot \sum_k (\delta_k \cdot w_{kj}) \end{aligned} \quad (8)$$

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, 최종적으로 원하는 오차 이하의 값을 나타낼 때 학습이 완료된다.

3. 운전자 운전의지 판단 알고리즘

운전자의 운전성향과 차량상태를 고려하여, 운전의지를 반영한 모듈을 그림과 같다.

각 모듈들은 여러 개의 서브 신경망으로 구성되어 있고, 각 신경망은 특정 상황을 판단할 수 있도록 그 상황 판단에 필요한 입력데이터와 그에 따른 미리 정의된 출력데이터에 의해 off-line으로 학습되었다. 전방향 모델링 방식으로 학습이 끝난 후에는 적당한 추론을 할 수 있다.

본 논문에서 제안한 신경망은 모듈 형태로 구성되었으며 이는 변속 시스템의 여러 기능을 세분화할 수 있다는 장점과 특정 차종이 아닌 다양한 차종에 따라 원하는 형태로 변속 시스템을 구성할 수 있는 특징이 있다. 즉, 차종 및 도로 여건이 각기 다른 곳에서는 전문가에 의해 정해진 쉬프트 패턴은 만족스럽지 못하다. 그렇지만 본 논문에서 제안한 모듈화된 신경망으로 학습된 변속 시스템의 경우, 이를 극복할 수 있다. 세분화된 모듈 중에서 특정 기능을 담당하는 모듈에 대한 학습을 다시 수행하게 되면 모듈의 기능은 새로운 형태로 변하게 된다. 또한, 이 경우 이후 운전 성향 판단 및 쉬프트 맵의 결정은 변경 사항없이 기존의 모듈을 사용할 수 있다. 모

듈화된 신경망을 사용한 장점은 이와같이 세부 모듈의 상세 기능 변경, 차종 변경시 새로운 학습에 의한 변속 시스템의 기능 학습이다. 차량의 자동 변속 시스템은 무엇보다 안전이 우선되어야 하는 사항이므로 본 논문에서는 최대의 성능을 발휘하는 변속 시스템의 구성과 동시에 안전을 고려하여 설계하였다. 즉, 개선된 기능에 의해 변속단을 결정하지만 오류가 발생할 경우 기존의 고정된 변속단을 저장하고 있음으로 해서 오류 발생시에도 변속이 이루어지도록 고려하였다.

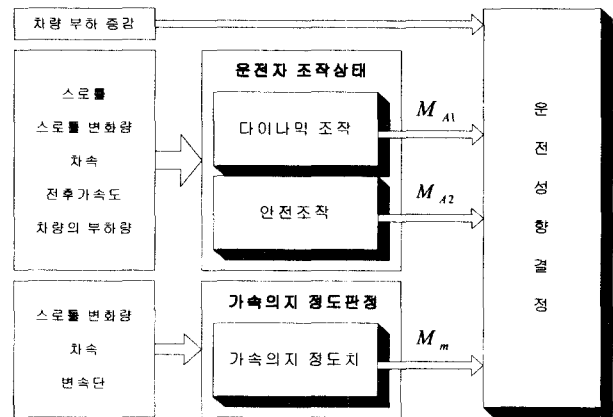


그림 2. 운전자 운전성향 결정 블록도

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

위와 같이 구성된 모듈에 의해 지능형 자동 변속 시스템은 운전자의 운전 성향을 사전에 여러 형태의 조건에서 학습된 상태로써 어떤 상황에서 어떤 형태의 운전자 요구에도 적절한 반응을 나타낼 수 있도록 최적의 쉬프트 맵을 지니게 된다

3.1 운전자 조작상태 결정

운전자의 조작이 차량에 반영되어 가속과 감속의 형태로 출력되는 실차의 상태를 고려함으로써 운전자의 조작 의지를 명확하게 판단하는데 기여할 수 있다. 즉, 운전자의 조작 상태와 함께 변화되는 차량의 상태를 관찰함으로써 운전자의 의도와 함께 운전자의 조작의지가 다양한 환경과 차량상태에 의해 적용되는 정도를 고려할 수 있는 장점이 있다.

이 블록에는 두 개의 모듈이 있는데 그 중 첫 번째 모듈에서는 운전자의 다이나믹 성향을 판단하기 위한 모듈로서 입력으로는 스로틀, 스로틀 변화량과 전후 가속도, 차속이다. 다이나믹한 운전을 하는 운전자의 주된 특징으로는 가감속 변화가 심한 것을 알 수 있는데, 이런 변화가 클 경우에 다이나믹 운전성향을 가졌다고 판단하는 것이다. 즉 큰 폭의 감속의지가 있을 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 안전운전이라 판단한다. 안전운전 한 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(리프트 풋업 ; Lift Foot Up). 이 때 운전자는 더 빠른 주행을 원하는 것이고, 그것을 위해서는 구동력이 확보되어야 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. 킥다운(kick down)을 고려한 운전자의 가속 의지 정도, 즉 구동력을 어느 정도 확보하고자 하는지에 대한 기준을 마련해 준다. 이러한 정보를 이용하여 킥다운시의 운전자 가속의지를 판단하여 정량화 함으로써 운전자의 조작의지를 판단할 수 있는 정보를 제공할 수 있다.

신경망 구조는 스로틀 변화량, 변속단, 차속을 입력으로 사용하는 신경망 구조로써 킥다운을 고려한 가속의지 정도치를 출력으로 계산한다.

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.

즉, 위식의 의미는 현재 가속에 사용할 수 있는 최대토크중에서 현재 가속에 사용되는 토크비이다.

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

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

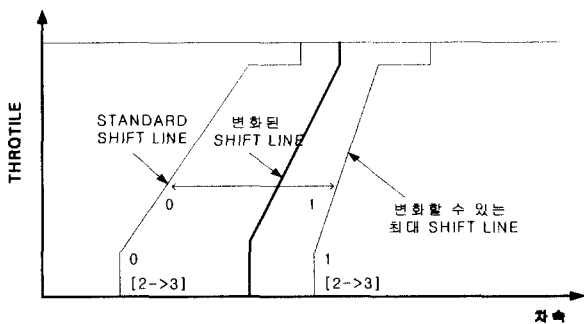
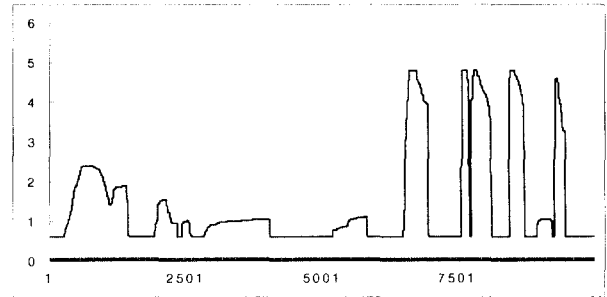


그림 3. 그래프 해석을 통한 변속패턴 수정방식

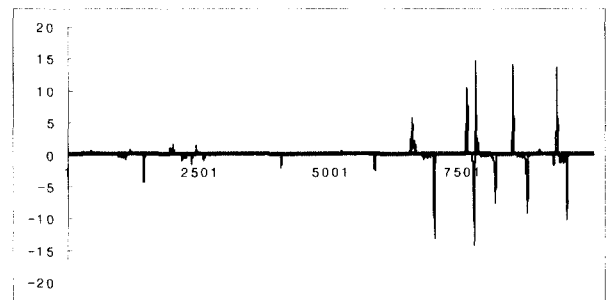
맵 이동 계수 값은 스탠다드 SHIFT LINE을 0으로 하고, 최대이동 가능 SHIFT LINE을 1로 하여 그 사이에서 이동되게 된다. 이 모듈의 맵 이동계수 값은 2->3단 은 0.3까지, 3->4단 0.5까지 나오도록 학습하였다.

3.4 차량에 적용 결과

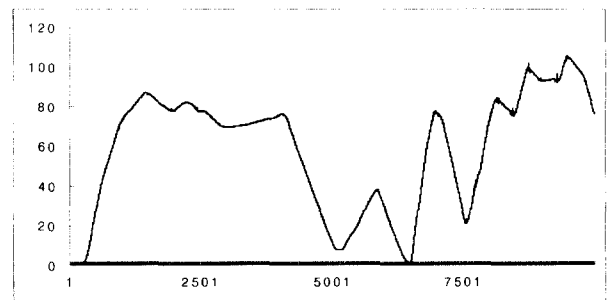
그림 4는 모듈화된 신경망을 이용하여 운전자의 운전 의지를 반영한 결과를 보인 것이다.



(a) 스로틀 개도전압



(b) 스로틀 변화량



(c) 차속



(d) 전후가속도

3. 결론

본 논문에서는 운전자의 성향과 차량의 상태에 적절하게 변속할 수 있는 모듈화된 구조의 지능형 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 자동변속전도의 변속전도를 연속적으로 변화시키는 계수를 결정하고 있다. 이것은 기존의 한정된 변속 패턴에 의한 변속단 결정에 비해서 모든 운전자의 운전성향에 따른 무한대의 변속 패턴을 형성할 수 있다. 이는 전문가의 지식에 의해 결정된 고정된 변속 패턴을 지니고 몇 개의 변속 패턴으로 변속 시스템의 출력을 결정하는 기존의 자동 변속 시스템에 비해 월등히 향상된 성능을 보장해 준다.

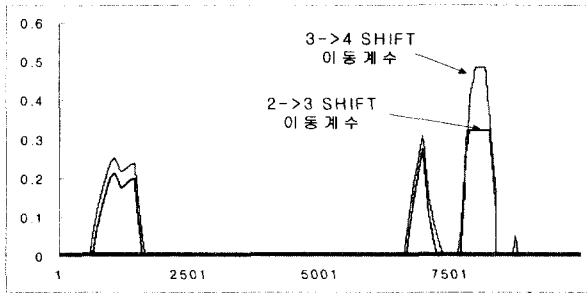
또한, 모듈화된 구성으로 이루어졌기 때문에 세부 모듈의 기능 조정이 용이하며, 차종 변경이나 주행 환경 변화에 따른 재설정이 용이하여 경제적인 자동 시스템의 개발을 가능하게 한다.

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

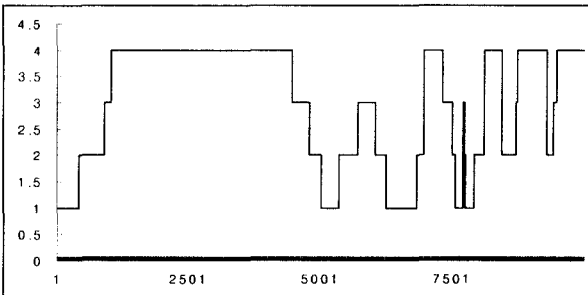
향후 과제는 더 많은 실측데이터와 시뮬레이션을 바탕으로 안정성 검증과 실제 차량에 적용하여 발생할 수 있는 문제점을 보완하고자 한다.

4. 참고문헌

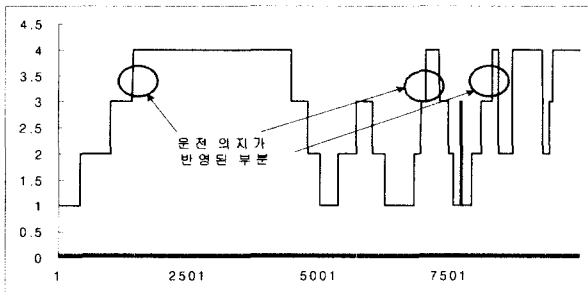
- [1] Simon Haykin, *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*, Macmillian College Publishing Company Inc., 1994.
- [2] R. K. Elsley, "A learning architecture for control based on Back-Propagation neural network", *Proc. of the IEEE Conf. on Neural Networks*, vol. 2 .pp 587-594. 1988
- [3] S. R. Chi, R. Shouresshi, and M. Tenorio, "Neural Networks for system identification ", *IEEE Contr. syst. Mag.*, vol. 10, pp. 31-34, 1990.
- [4] D. L. Gray and A. N. Michel, , "A Training algorithm for binary feedforward neural Network", *IEEE Trans. Neural Networks*, pp. 176-194, Mar. 1992.
- [5] S. Kung and J. Hwang, "Parallel architecture of artificial neural network," in *IJCNN*, vol. 2, pp. 165-172, 1988.



(e) 맵 이동계수



(f) 기존의 자동변속기를 이용한 변속결과



(g) 운전의지 반영한 변속결과

그림 4. 시뮬레이션 결과

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

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

스로틀의 변화가 급격한 경우, 특히 스로틀을 급격히 뺐 후, 스로틀을 급격히 밟은 경우에 맵 이동 계수가 발생하여 변속이 늦게 이루어 졌음을 알 수 있다.

