

신경망을 이용한 속업소버 모델링 기법 개발

Shock Absorber Modeling using Artificial Neural Networks

이영찬(현대자동차 차체설계 1 팀), 한호성(현대자동차 기능시험 1 팀)

Lee Young Chan(Body Engineering Team 1), Han Ho Sung(Functional System Test Team 1)

ABSTRACT

In the automotive industry much use is made of dynamic vehicle simulations. Conventional computer models are often inadequate to represent vehicle behavior included nonlinear characteristic of vehicle component such as shock absorber. In this paper neural network modeling techniques are used to predict the complex behavior(frequency and input magnitude nonlinearity) of shock absorber.

Key Word : Shock absorber, Neural network, Nonlinearity

1. 서 론

1.1 연구 배경

오늘날 자동차 제조 업체에서는 소비자의 다양한 욕구에 따른 시장의 변화에 보다 빠르게 대응하기 위하여, 제품의 개발 기간 단축을 위한 치열한 기술 경쟁을 하고 있다. 또한 개발 기간의 단축과 더불어 가격 경쟁력 및 제품의 신뢰성 향상을 위한 기술 개발에 전력하고 있다.

현재 자동차 업체에서는 짧은 개발 기간 내에 보다 우수한 차를 개발하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 차량 개발 초기 단계부터 시행하여 원가 및 중량 절감을 위한 노력을 하고 있으며, 이로 인하여 컴퓨터 시뮬레이션에 대한 의존도가 증가하고 있는 추세이다.

그러나 현실적으로 비선형 특성 부품으로 인하여 해석의 정도와 신뢰성이 문제 시 된다.

이와 같은 문제에 대한 연구^[1]는 해석 코드 개발 업체 및 시험 장비 업체를 중심으로 지난 수년간 진행되어 왔으며, 이미 선진 자동차 제조 업체에서는 이러한 결과를

적용하여 해석의 정도를 대폭 향상시킨 것으로 확인^[2]된다.

1.2 연구 내용 및 목적

차량 동역학에 있어서 비선형 요소로써는 타이어, 속업소버 그리고 부시(BUSH) 등이 대표적인 부품이다. 이 중 차량의 승차감, 조종성 및 하중 예측에 있어서 속업소버는 그 비선형 특성으로 인하여 해석의 어려움을 가중시키고 있다.

그러나 시스템의 특성을 규명하는 학문(SYSTEM IDENTIFICATION)의 발전과 더불어 해석 정도 향상 기술은 많은 데이터를 효율적으로 분석할 수 있는 컴퓨터 응용 기술과 함께 발전하고 있다.

이에 본 연구에서는 시험 결과를 학습하여 새로운 입력에 대하여 시스템의 비선형성을 반영한 결과를 예측하는 신경망 이론을 속업소버에 적용하여, 비선형 특성을 모델링하는 방법을 모색하고자 한다.

2. 본 론

2.1 이론적 배경

2.1.1 비선형 특성의 모델링 방법

다음의 Fig.1 은 속업소버의 비선형성을 나타내는 것으로써, 속도와 하중이 일대일 대응이 되지 않음을 알 수 있다. 일반적으로 속업소버는 가진 위치와 크기 그리고 입력 주파수와 온도 등에 따라 그 출력 변수인 하중 값이 다르게 나타나는 것으로 알려져 있다.

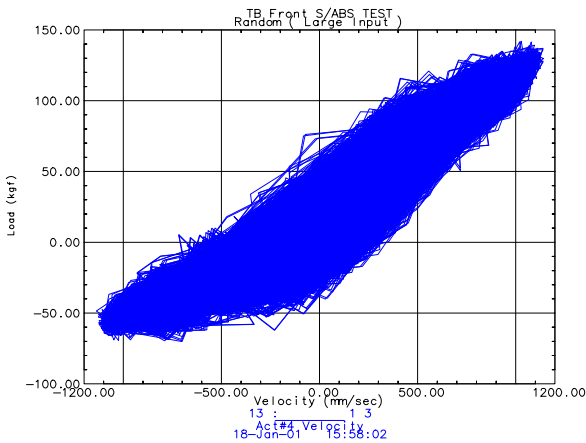


Fig.1 속업소버의 속도 하중 곡선

이와 같은 비선형 특성의 대표적인 것으로는 입력 크기에 따른 비선형성과 주파수에 따른 비선형성으로 분류할 수 있으며, 이를 모델링하는 방법으로는 해석적 방법과 실험적 방법이 있다.

해석적 접근 방법은 비선형 요소의 물리적 특성을 수학적으로 모델링 하는 것으로 일반적으로 유체역학 및 동역학에 바탕한 미분 대수 방정식을 풀어 나가야 한다. 그러나 이와 달리 블랙 박스 모델링이라 일컫는 실험적 방법은 시스템 구성을 공학적으로 모델링 하지 않고, 시스템 입력에 대한 출력의 관계만을 고려하는 것이다.

해석적 접근 방법은 시스템의 구성 변수의 변경이 시스템 출력에 미치는 영향을 파악할 수 있는 장점이 있으나, 일반적으로 해석 시 많은 시간이 소요되며, 모델링 기법이 시스템에 따라 달라지고 블랙 박스 모델링에 비하여 복잡하다.

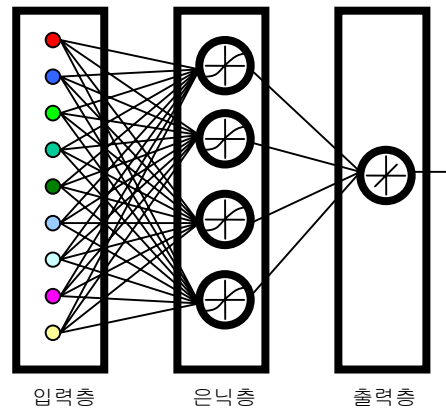
이에 비하여 블랙 박스 모델링 기법은 시스템의 입출력 관계만을 고려하는 것으로써, 전달함수를 보간하는 방법과 볼테라 급수(Volterra Series)에 의한 방법이 있다.

그러나 본 연구에서는 기존의 방법에 비하여 구현하기 용이하며, 예측 정도가 좋은 신경망 이론을 이용하여 속업소버의 비선형 특성을 모델링 하고자 한다.

물론, 신경망을 이용한 본 기술은 블랙 박스 모델링 기법으로써 시스템의 내부 설계 인자에 대한 영향을 평가할 수 없는 단점은 있다. 그러나 완성된 신경망의 결과는 해석적 접근 방법에 의한 것보다 그 결과 예측 시간이 현저하게 빠르며, 그 정도 또한 만족할 수준이다.

2.1.2 동적 시스템

일반적으로 신경망은 Fig.2 와 같이 다층 구조^[6]로 구성된다. 즉, 시스템의 입력 신호를 받아들이는 입력층과 시스템 결과를 출력하는 출력층 그리고 신경망의 학습 능력을 향상 시키기 위한 은닉층으로 구성되



어 있다.

Fig.2 다층 구조의 신경망

각 층은 외부의 자극에 반응하는 뉴런(Neuron)이라는 “세포체”로 이루어 진다. 또한, 신경망은 생물학적으로는 시냅스(Synapse)에 해당되는 연결 강도에 의해 새로운 정보를 학습하고 이를 경험이나 지식으로 기억하게 된다.

신경망은 학습을 위한 여러 가지 알고리즘을 사용할 수 있으며, 본 연구에서는 오류 역전파(Error Backpropagation) 알고리즘을 사용하였다. 이는 학습 도중 발생하는 오차를 최소화 하기 위하여 연결 강도를 조절하는 것으로써 다음과 같이 표현된다.

$$W_{kj}^t = W_{kj}^{t-1} + \Delta W_{kj}^t \quad (\text{식 1})$$

이때 결합 강도의 변화는 다음과 같이 표현 된다.

$$\Delta W_{kj} = \eta \delta_k O_j \quad (\text{식 2})$$

$$\delta_k = -(D_k - O_k) \Psi'[net_k] \quad (\text{식 3})$$

$$net_k = \sum_j W_{kj} O_j \quad (\text{식 4})$$

여기서, 변수는 다음과 같다.

D_k : 원하는 출력값

O_k : 출력층의 출력값

O_j : 은닉층의 출력값

$\Psi[]$: 비선형 활성화 함수의 미분

이와 동일한 방법으로 은닉층에 대한 결합강도의 변화를 정의할 수 있다.

본 연구에서는 학습 수렴 속도를 향상 시키기 위하여 모멘텀항(momentum term)을 추가하여 사용하였으며, 이는 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\Delta W^t = -\eta \Delta E^t + \alpha \Delta W^{t-1} \quad (\text{식 5})$$

여기서 η 와 α 는 각각 학습률과 모멘텀 값을 나타낸다.

또한, 속업소버와 같은 동적 시스템은 정적 시스템과 달리 과거의 시스템 상태 변수가 현재의 결과에 영향을 미치는 시스템이다. 이를 공학적으로 표현하면 아래와 같이 표현 할 수 있다.

$$y^t = f(y^{t-1}, y^{t-2}, \dots, x^t, x^{t-1}, \dots) \quad (\text{식 6})$$

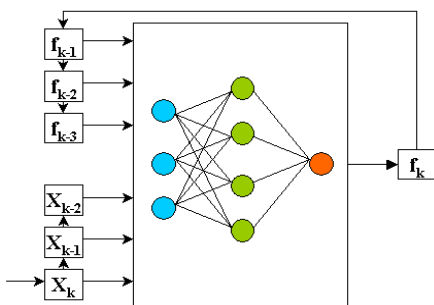


Fig.3 동적시스템에 대한 신경망 모델링

즉, 속업소버의 현재의 출력 신호는 현재의 입력 신호와 과거의 입력 및 출력을 포함하는 동적 시스템으로 구성된다.

2.2 연구 방법

본 연구에서는 속업소버의 비선형 특성을 학습하고 이를 검증하기 위한 신호를 생성하는 시험부분과, 시험의 결과를 프로그램에서 학습하는 학습부로 구성되어 있다.

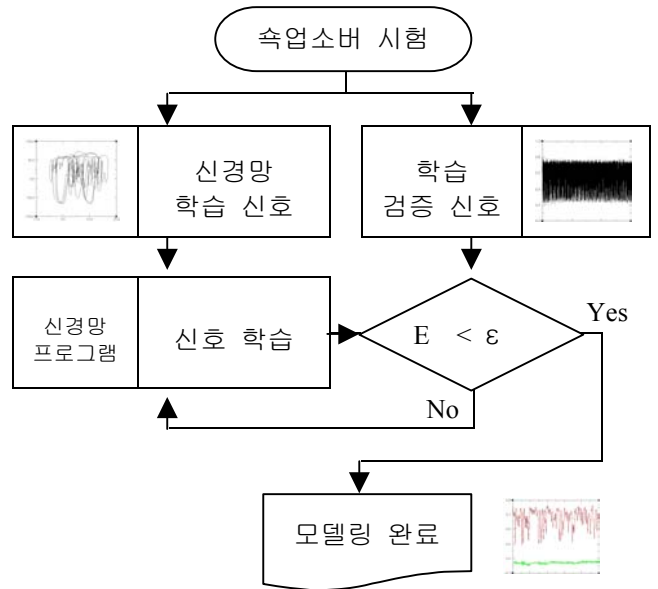


Fig.4 실험적 방법에 의한 속업소버 모델링 프로시저

2.2.1 실험 조건

본 연구를 위한 시험 장치는 Fig.5 와 같이 관성력을 배제하기 위하여 바닥에 고정된 하중 측정 장치와 속업소버를 가진하기 위한 가진기로 구성된다.

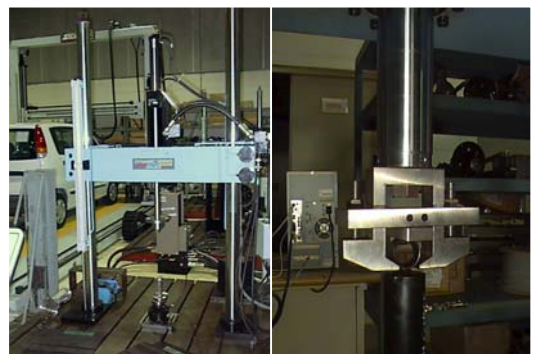


Fig. 5 속업소버 실험 장치

2.2.2 학습 입력 신호

입력 변위 신호는 Fig.6 에서와 같이 랜덤(Random) 가진 신호이다. 그리고 Fig.6 의

아래쪽 그림은 변위 입력에 대한 측정 하중 값이다.

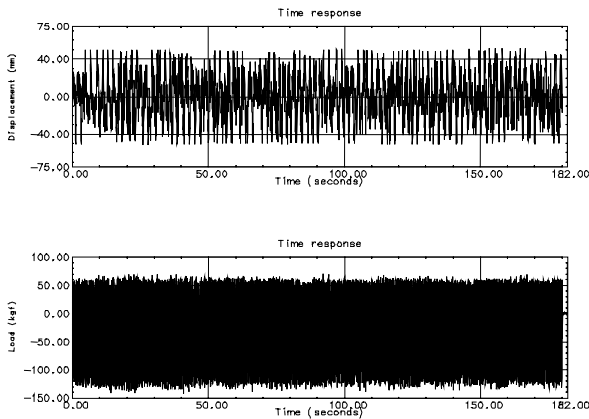


Fig.6 학습을 위한 랜덤 신호

또한 이때의 변위 신호^[7]는 Fig.7 과 같이 파워 스펙트럼 밀도가 주파수의 제곱에 반 비례하며, 가우스 정규 분포 곡선을 만족하는 신호를 속업소버의 특성을 학습하는 신호로 사용하게 된다.

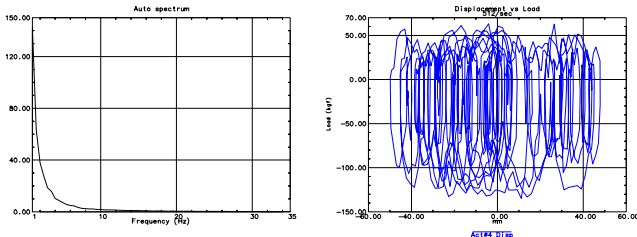


Fig.7 입력 신호의 특성

기존의 속업소버 모델링 시에는 속도에 대한 하중을 보간 함수에 의해 표현하였으나, 본 연구에서는 변위 및 과거의 하중 입력을 입력 신호로 하였으며, 이때 별도의 속도를 구하는 미분기를 만들 필요가 없다. 이는, 신경망에 의해 내부적으로 그 특성을 모델링 하기 때문이다. 이는 신경망 모델링 의 또 다른 장점이다.

시험 시 생성하는 신호는 시간역에서는 서로 상이하나 상기 조건을 만족하는 두개의 신호를 만들게 된다. 첫번째 신호는 신경망 프로그램이 학습하기 위한 것이며, 다른 하나는 학습을 검증하기 위한 것이다.

2.2.3 신경망의 구성

본 연구에서는 신경망을 구성하기 위하여 여러 가지 구조의 신경망에 대하여 시행 착

오법으로 접근하였다. 먼저, 변위 입력에 대하여 3 층의 은닉층을 갖는 구조가 다른 구조에 비하여 결과가 좋았으며, 과거 하중 입력에 대하여는 단층의 은닉층을 갖는 구조가 수렴성이 우수 하였다.

그러므로 본 연구에서는 변위 입력에 대한 3 개의 은닉층과 하중 입력에 대하여 1 개의 은닉층을 갖는 복합 형태의 신경망을 구성하였다.

또한 뉴런의 개수가 증가하면 학습 성능은 좋았으나 계산량이 증가하며, 또한 과도 근사(Overfit)의 경향이 있었으므로, 입력 층과 은닉층을 15 개의 뉴런으로 구성하였다.

그리고 은닉층 뉴런의 비선형 활성화 함수는 시그모이드 함수를 사용하였으며, 출력층은 시그모이드 함수 또는 선형 함수를 사용하였으나 그 경향은 동일하였다.

3. 실험 결과 및 검토

3.1 예측 결과 검증

다음은 본 연구에서 구현한 신경망 프로그램에 검증 신호를 입력한 결과로서 신경망이 예측한 결과를 시험 결과값과 비교 하였다.

먼저, Fig.8 은 시간역에서의 비교 결과로써 시험과 예측의 결과가 잘 일치함을 알 수 있었다.

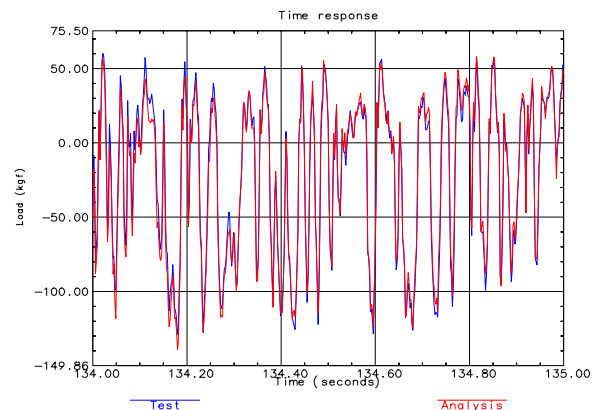


Fig.8 시간역에서의 결과

또한, Fig.9 는 신경망 예측 하중과 시험 결과 하중에 대한 파워스펙트럼을 도시하였다.

40Hz 이하에서는 신경망의 결과값이 시험치 대비 다소 적으나 전체적으로 그 형상 및 크기가 일치함을 알 수 있다. 신경망의 학습 알고리즘을 개선하고, 학습 회수를 증가시키면 보다 잘 일치할 것으로 사료된다.

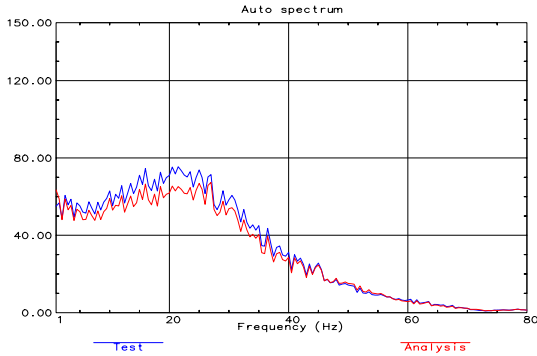


Fig.9 주파수역에서의 결과

그리고, Fig.10 은 측정 결과와 신경망 예측 결과를 나타내었다. 그림에서 실선은 기울기가 1 로써 시험과 예상치가 완전히 일치하는 경우를 나타내며, 신경망 예측결과와 측정 결과를 나타내는 점들이 실선에 가깝게 나타남을 알 수 있다.

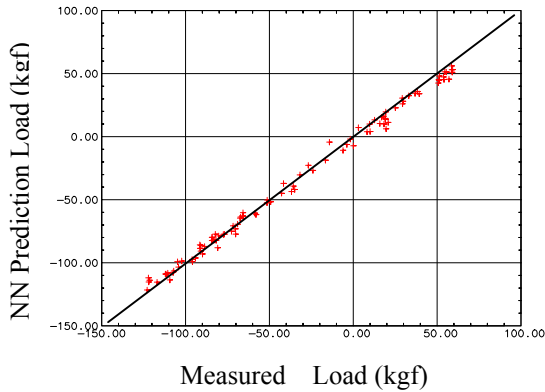


Fig.10 시험결과와 신경망 예측 결과

3.2 개선 사항

상기 결과에서 신경망이 시간역에서의 랜덤 가진에 대하여 잘 추종하는 것으로 생각된다.

그러나, 랜덤 가진에 대하여 학습한 결과에 사인 스위프 함수(Sine Sweep Function)에 대한 결과를 입력할 경우 현재 상당한 차이를 나타낸다. 즉, 그 진폭은 유사하나 오프셋(Offset)이 크며, 그 위상도 반대이다. 이는 신경망이 내부적으로 미분기의 역할은

하고 있으나, 랜덤 가진에 의해 생성된 오프셋에 해당되는 임계치(bias) 값은 사인 스위프 함수에 적용하기에는 부적절함을 알 수 있으며, 향후 개선의 여지가 있다.

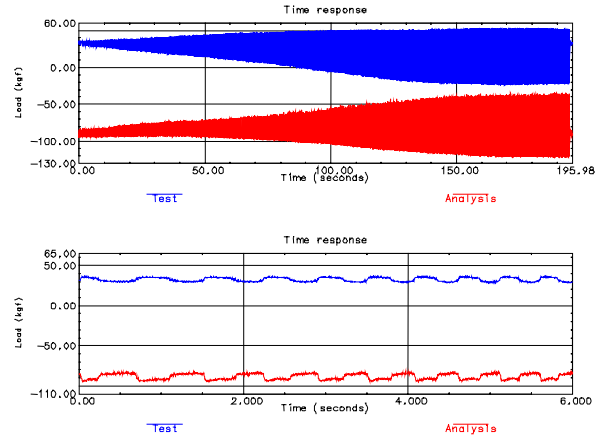


Fig.11 사인 스위프 함수에 대한 결과

4. 결 론

속업소버의 복잡한 거동을 모델링 하기 위하여 자체 개발한 신경망 프로그램을 개발한 본 연구를 통하여 다음과 같은 결과를 얻을 수 있었다.

- (1) 속업소버는 가진 크기 및 주파수에 따른 비선형 특성을 나타내며, 신경망 이론을 이용하여 이와 같은 비선형 특성을 모델링 할 수 있는 기술을 확보하였다.
- (2) 본 기술을 이용하여 당사 속업소버에 적용하여 랜덤 가진에 대하여 그 정도를 확인할 수 있었으며, 그 타당성을 입증하였다.
- (3) 향후 본 기술의 응용을 위해 저주파 진동 해석 시 신경망 학습 능력에 대한 개선의 소지는 있으나, 그 가능성을 확인할 수 있었다.

5. 참고 문헌

1. Andrew J. Barber, "Accurate Models

for Complex Vehicle Components using Empirical Methods”, SAE 2000-01-1625

2. J.W. Fash , “Modeling of Shock Absorber Behavior using Artificial Neural Networks”, SAE 940248, 1994