

시뮬레이터에서 동역학 실시간 처리를 위한 신경망 적용

Real-Time Dynamic Simulation of Vehicle and Occupant Using a Neural Network

손 권*, 최경현**, 송남용***, 이동재***
Kwon Son, Kyunghyun Choi, Namyong Song, Dongjae Lee

ABSTRACT

A momentum backpropagation neural network is prepared to carry out real-time dynamics simulations of a passenger car. A full-car model of fifteen degrees of freedom was constructed for vehicle dynamics analysis. Human body dynamics analysis was performed for a male driver(50 percentile Korean adult) restrained by a three point seatbelt system. The trained data using the neural network were obtained using a dynamic solver, ADAMS. The neural network were formed based on the dynamics of the simulator. The optimized hidden layer was obtained by selecting the optimal number of hidden layers. The driving scenario including bump passing and lane changing has been used for the estimation of the preposed neural network. A comparison between the trained data and neural network outputs is found to be satisfactory to show the applicability of the suggested approach.

주요기술용어 : Simulator(시뮬레이터), Neural network(신경망), Real-time(실시간), Dynamics(동역학), Hidden layer(은닉층)

1. 서 론

주행상태를 모사하는 차량 시뮬레이터에서 기본적으로 갖추어야 하는 것은 현실감과 실시간성 확보이다. 현실감은 객관적인 정보전달 보다는 시각, 청각, 촉각 등, 사실적인 감성의 제공이 중요하며 이에 대한 실시간 처리가 필요하다. 현실 세계에서 운전자는 차량 주변환경과 주행조건에 대해 실시간으로 지각하고 인지하므로 차량 시뮬레이터도 운전자의 조작에 실시간으

로 반응을 보여야 한다.

시뮬레이터의 구성요소 중에서 실시간 처리에 가장 큰 영향을 미치는 것은 그래픽과 동역학 해석이다. 그래픽 처리의 경우 컴퓨터 하드웨어의 발달로 고수준의 가상환경을 구현할 수 있고 현재는 실제 환경과 차이점을 감소·제거하는데 주력하고 있다.¹⁾ 차량동역학 해석의 경우 부상(rubber bush)과 같은 비선형 요소의 모델링²⁾과 탄성체 해석등을 고려해야 하고, 인체 해석의 경우는 차량에 비해 비선형 요소가 훨씬 많고 물리적인 모델링의 난이도가 높은 이유로 실시간으로 해석하는 것에는 어려움이 있다. 속도변환법³⁾ 등의 동역학 알고리즘의 개선이나 무질량 링크⁴⁾

* 회원, 부산대학교 기계공학부

** 회원, 제주대학교 기계생산에너지공학부

*** 회원, 부산대학교 대학원

등의 모델링 방법의 수정에도 불구하고, 동역학 해석치리에 있어 여전히 컴퓨터 자원의 대부분을 차지하고 있다. 따라서 단일 컴퓨터시스템에서 차량동역학과 그래픽의 실시간 처리가 힘들다.

동역학 데이터처럼 비선형 특성이 매우 큰 데이터의 분류나 여러 가지 요인에 의한 복합적인 자료처리 등을 빠른 시간 내에 수행하기 위해 다층 퍼셉트론 신경망이 많이 사용되고 있다. 그 이유는 비선형 분리문제를 은닉층을 이용하여 해결할 수 있다는 장점 외에도, 알고리즘이 간결하고 안정성이 수학적으로 증명되어 있다는 점을 들 수 있다. 다층 퍼셉트론 신경망은 여러 응용분야에 다양하게 사용되어 왔는데 그 우수성을 인정받아 최근에는 함수 근사에까지 그 응용범위가 확대되었다. Kolmogorov⁵⁾는 $[0,1]^m$ 에서 R^m 으로 사상하는 어떠한 다변수 연속함수도 일변수 연속함수의 선형 조합에 의해 근사화될 수 있다고 발표하였고, Irie와 Miyake⁶⁾ 등도 다층 퍼셉트론 신경망의 함수 근사화에 관한 이론적 연구를 수행하였다. 다층 퍼셉트론 신경망의 이러한 가능성에 대해 해석모델 개발과 수치해석 알고리즘의 적용가능성 등이 연구되었다.^{7,8)}

본 논문에서는 단일 컴퓨터 시스템 환경에서 동역학 및 그래픽의 실시간 처리를 위해 동역학 모듈에 역전파 알고리즘을 이용한 다층 퍼셉트론 신경망(backpropagation neural network)을 적용하여 실시간성을 확보하였다. 신경망을 훈련하기 위한 데이터 생성을 위해 먼저 아담스(ADAMS)에서 차량과 인체에 대한 동역학 해석을 수행하였다. 은닉층의 노드 수와 은닉층의 수에 따른 영향을 평가하여 최적화된 신경망을 구성하였다. 성능평가를 위해 주행 시나리오를 구성하여 아담스와 신경망의 수행 결과를 비교하여 평가하였고 실시간 처리가 가능함을 보였다.

2. 시뮬레이터의 구성

시뮬레이터는 사실적인 시정각 정보와 운동감, 그리고 물리적인 형상이 주는 구속력이나 반

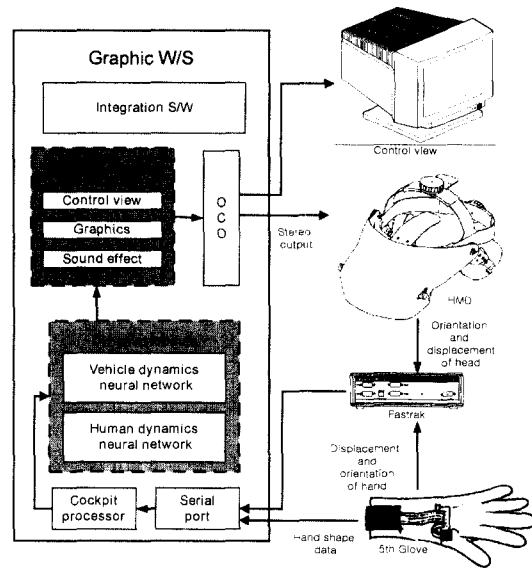


Fig. 1 Structure of graphic simulator

력 등을 실제 차량과 같이 제공할 수 있도록 구성된다. 운전자에게 현실감 있는 운전 모의 상황을 전달해야 하므로 시뮬레이터는 가상현실 인터페이스를 통해 탑승자의 행위를 인식하고 이에 대해 실시간으로 반응해야 한다.

대표적인 시뮬레이터인 차량 시뮬레이터의 경우, 차량의 거동해석, 제어 및 하드웨어 장치를 이용한 운동재현, 가상현실을 이용한 시정각구현 등으로 나눌 수 있다. 그러나 Fig. 1과 같이 그래픽 시뮬레이터는 운동을 재현해주는 하드웨어 장치가 없이 단일 컴퓨터 시스템으로 이루어져 있다. 따라서 운동재현에 의한 운전자의 시야 변화를 표현하기 위해서는 별도로 인체 거동 해석이 수행되어야 한다.

3. 동역학 해석

3.1 차량 모델

차량 모델은 소형 차량으로서 범용 동역학 해석 프로그램인 아담스를 이용하여 모델링과 해석을 수행하였다. 차량의 거동은 총 15자유도로 기술되며 Fig. 2에서와 같이 샤시(chassis)가 3차

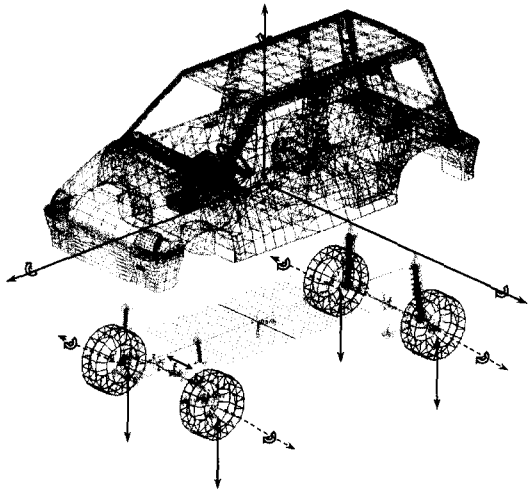


Fig. 2 Fifteen degrees of freedom of car

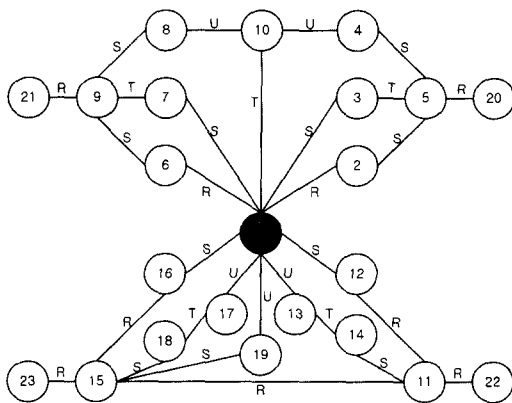


Fig. 3 Multibody structure of car

원에서 자유롭게 운동하기 위한 6자유도, 바퀴의 회전자유도 4개와 현가장치에 의한 수직방향 운동 자유도 4개, 마지막으로 차량의 조향을 나타내기 위한 1자유도이다. 차량의 현가장치는 전륜에 맥퍼슨형 서스펜션, 후륜에 솔리드 엑슬로 구성되어 있고 이를 모델링하였다.

Fig. 3은 차량을 다물체계로 모델링한 것으로 소형 차량의 연결구조를 알 수 있다. 전차량 모델은 강체로 이루어진 몸체 23개, 각 물체 연결부에 들어있는 부싱을 조인트로 모델링한 회전 조인트 9개, 병진 조인트 5개, 구면 조인트 11개, 유니버설 조인트 5개 등으로 구성되어 있다.

신경망을 위한 차량 주행 모델 선정은 일반적인 주행 환경에서 가장 많이 접하게 되는 차선변경과 범프통과를 선택하였다. 범프통과의 경우에는 반사인(half sine) 범프로 모델링하여 속도, 높이, 폭 등을 변수로 선택하여 수행하였다. 차선변경 시뮬레이션은 차량의 속도와 조향 속도를 변수로 하여 수행하였다.

3.2 인체 모델

본 연구에서 사용한 인체모형은 15개 부분으로 나누어진 Hybrid III 모형을 사용하였다. 미공군에서 개발한 인체자료생성 프로그램인 GEBOD (GEnerator of BOdy Data)으로부터 대한민국 성인의 평균키와 평균몸무게를 적용하여, Hybrid III에 대한 기하학적, 관성적 데이터를 획득하였다. 다물체 시스템의 운동을 기술하기 위해서는 각 물체마다 국부 좌표계의 정의가 필요하다. 인체 모형에서 각 지체의 국부 좌표계의 중심을 선정하는데 있어서, 팔, 다리, 그리고 아랫몸통 지체의 국부 좌표계 중심은 팔, 다리 지체에 연결된 조인트에 위치하도록 하였다. 그리고 머리, 목, 윗몸통, 척추의 국부 좌표계 중심은 Hybrid III에서의 목과 척추의 중심에 위치하도록 하였다.

인체 모형을 동역학적인 측면에서 정의하는데 가장 잘 표현할 수 있는 타원체를 사용하였다. 이 타원체는 차량 내부 환경 및 승객 구속장치와 상호작용을 하게 되며 타원체가 차량 내부 환경 혹은 승객 구성장치와 접촉할 때 타원과 타원 또는 타원과 평면과의 중첩 깊이에 따라 상호작용하는 하중이 가한다.

Fig. 4는 인체 모델의 다물체계를 나타낸 것으로 인체의 전체적인 연결구조를 알 수 있는데 더미의 각 요소는 기본적으로 구면 조인트(spherical joint)로 연결이 되어 있다.

Hybrid III 인체 모형에서는 구면 조인트가 프리 조인트(free joint)로 나타나 있는데 조인트 복원력을 생성할 수 기능을 포함하고 있다. 오일러 조인트(Euler joint)는 상대방위를 오일러 각으로 표시하는 것처럼 ZXZ의 차례로 회전 조인트가

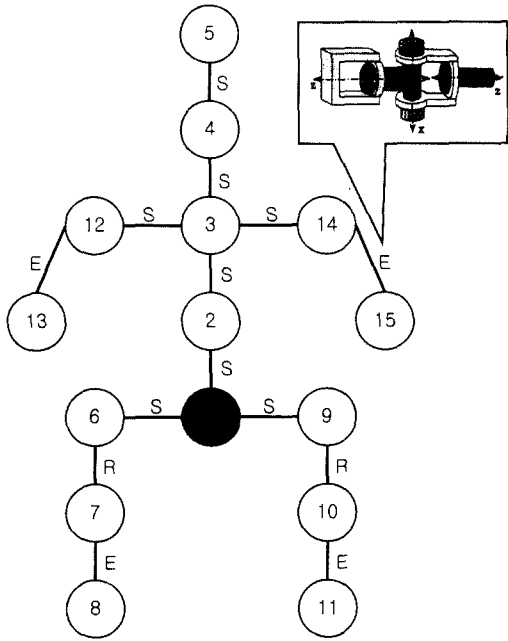


Fig. 4 Multibody structure of human body

연결된 모양으로 되어 있는 조인트로서 구면 조인트와 달리 각각의 회전조인트에 구속조건을 줄 수 있는 장점이 있다.

본 연구에서는 안전벨트 모델로 가장 많이 사용되는 삼점식 좌석벨트를 선택하였다. 삼점식 좌석벨트를 모델링하는데 어려움은 B필라(B-pillar) 부근의 벨트 수축장치로부터 바깥쪽 고정점(outer anchor)까지의 안전벨트가 하나의 띠로 연결된다는 점이다. 이러한 점을 고려해서 삼점식 벨

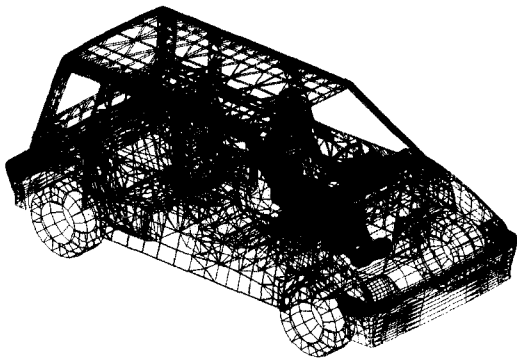


Fig. 5 Car and human body models

트모델을 모델링하기 위해 4개의 벨트로 구성하였다.⁹⁾ 운전 자세에 대한 최적 범위를 구한 연구와 탑승자 자세에 대한 연구 성과를 바탕으로 하여 인체 모델 해석을 위해 기존에 발표된 운전자 자세 데이터를 사용하여 인체모델에 적용하였다.¹⁰⁾ Fig. 5는 차량과 인체모델을 아담스에서 모델링 수행한 그림이다.

4. 신경망

4.1 신경망 구성

동역학의 비선형 특성을 고려하여 입력과 출력부분의 개선을 통한 다중신경망을 구성하였다. 신경망에서 입력과정의 데이터 정규화 과정과 출력부분의 환원 과정을 거치게 되면 동역학 데이터는 범위와 크기 비율에 따른 수치적 오차를 가지게 된다. 이러한 오차를 최소화하기 위해 자동차의 기어조작에 착안한 입력층 전단계로 속도 전처리 과정을 포함시켰다. 또한 출력성분 별로 각각의 특성에 맞는 신경망을 구성하여 Fig. 6과 같이 최종적으로 다중신경망을 구성하였다. 시스템의 비선형 특성이 아주 큰 경우에는 신뢰할 만한 출력데이터를 얻기 위해서 신경망의 입력층의 노드 수가 출력층의 노드 수보다 많아야 한다. 본 연구에서는 입력층의 노드 수 25개, 출력층의 노드 수 1개로서 구성되어 있어 이와 같은 조건을 충족하고 있다.

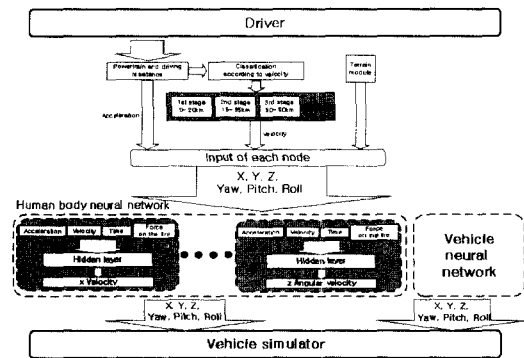


Fig. 6 Structure of neural network for real-time dynamics simulation

출력 데이터는 차량 사시에 대한 데이터로서 3차원 공간에서의 움직임의 나타낼 수 있도록 X, Y, Z축의 병진 데이터 성분과 롤(roll), 피치(pitch), 요(yaw)의 회전 데이터 성분 등 6개로 구성되어 있다. 입력층의 경우에는 타이어에서 들어오는 외부힘과 동력전달장치에 의해 가속되는 외부 힘, 그리고 사시의 움직이는 속도 등 25개의 입력 성분으로 구성되어 있다. 타이어에 가해지는 힘은 3축방향의 병진성분의 힘과 토크, 즉 회전방향 힘이 있다. 아담스에서 해석 데이터 형태에 의해 동력전달장치와 브레이크에 의해 발생하는 타이어의 토크는 사시에 가해지는 가감속으로 대체 하였다. 따라서 타이어의 경우에 지면과의 상호작용으로 인한 병진성분의 힘만을 입력층을 위한 데이터로 선정하였다.

4.2 은닉층 선정

은닉층은 시스템에 따라 최적의 상태가 다르기 때문에 은닉층이 1개일 때와 은닉층이 2개일 때 등의 두가지로 나누어 테스트를 하였다.

은닉층의 경우에는 노드 수가 많을수록 기하급수적으로 학습시간이 증가하나 신경망의 일반화 성능은 은닉층 노드 수에 비례하지 않는다.^{11,12)} 은닉층의 최적화 문제는 아직도 완전한 해법은 없는 실정이다. 본 논문의 입력층의 노드 수는 25개로서 은닉층의 노드 수를 임의로 선정하지 않고 은닉층의 개수에 의한 영향과 은닉층 노드 수에 따른 영향을 평가한 후 최적의 은닉층의 개수와 노드 수를 결정하였다. 수렴여부를 측정하는 방법으로 MSE(mean square error)를 사용하였다. MSE는 SSE(sum square error)를 입력패턴으로 나눈 것을 의미하며 SSE는 아래 식과 같다.

$$SSE = \sum_{k \in \text{patterns}} \sum_{j \in \text{output}} (t_{kj} - o_{kj})^2 \quad (1)$$

$$MSE = SSE/n \quad (2)$$

여기서, t_{kj} 는 신경망에 의해 얻어진 값이고, o_{kj} 는 아담스에서 수행된 실제값, 마지막으로 n은 패턴의 개수를 의미한다.

신경망의 수렴기준은 시스템의 구성에 따라 다르나 일반적으로 MSE가 5.0 이하이면 만족할 만한 결과로 인정한다.¹³⁾ 그러나 본 논문에서는 SSE로서 수렴여부를 측정하였는데 이는 MSE의 변화량이 작아 성능비교에 어려움이 있었기 때문이다.

4.2.1 은닉층이 1개인 경우

기존의 연구 사례로부터 일반적인 은닉층 선정의 경우를 고려하여 실험할 은닉층의 노드 수의 범위를 10개부터 90 사이로 결정하였다. 신경망 훈련을 위한 데이터는 각각의 시물레이션 조건에 따라 400개의 패턴을 가진 20초간의 시물레이션 결과를 이용하였다. 신경망의 구성에 따라 최적의 학습률과 모멘텀률이 다르나 동일조건에서의 실험결과를 얻기 위해 학습률 0.5, 모멘텀률 0.1로 일괄적으로 적용하였다.

Figs. 7과 8은 은닉층 노드 수에 따른 실험 결과로서 노드 수에 따른 SSE와 학습시간을 보여준다. Fig. 8을 보면 노드 수가 많을수록 초기 값은 낮아지나 수렴하는 속도는 떨어짐을 알 수 있다. 수렴속도, 즉 학습속도를 증가시키기 위해 학습율을 증가시키면 신경망이 수렴하지 않는 현상을 보인다. 이는 은닉층의 노드 수가 많을수록 그 현상이 두드러졌다. 본 연구에서 노드 수 90의 경우 10만번의 훈련횟수를 지정했음에도 불구하고

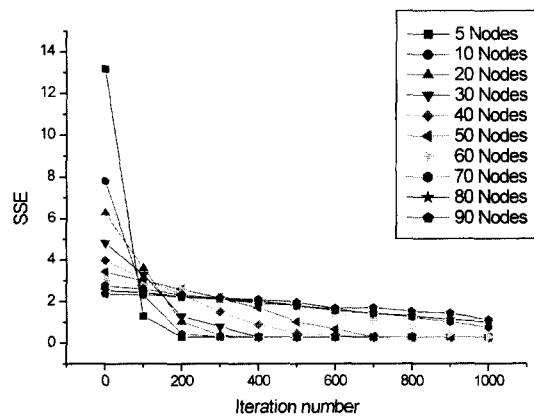


Fig. 7 Convergence of neural network

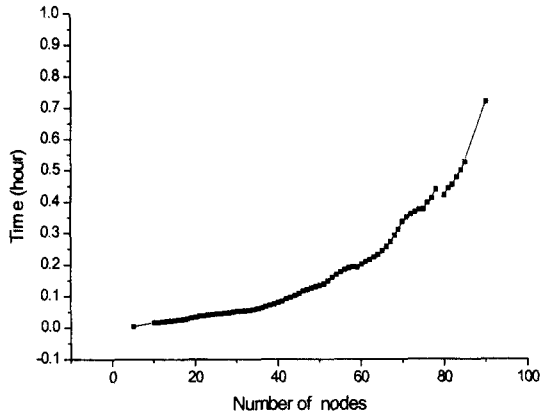


Fig. 8 Iteration time for various numbers of nodes in hidden layer

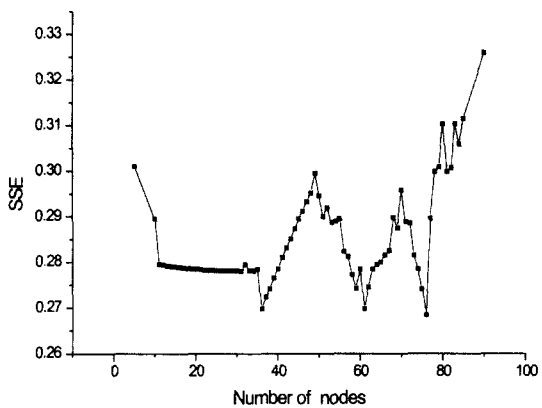


Fig. 9 SSE for various numbers of nodes in hidden layer

고 SSE가 지속적으로 변화였다. Fig. 9의 수렴 결과로부터 얻은 최적의 노드 수는 78개이지만, 긴 훈련시간과 실제 신경망의 처리 속도를 고려하여 결과에 큰 차이가 없는 36개의 노드 수를 선택하였다.

4.2.2 은닉층이 2개인 경우

본 논문에서는 은닉층이 2개일 때 노드 수의 변화에 따른 수렴결과를 살펴보았는데 각각의 은닉층의 노드 수는 다음과 같이 결정하였다. 첫 번째 은닉층의 노드 수는 앞서 실험 결과인 36개와 임의의 수로 20개를 선정하였고, 두 번째 은닉층의 노드 수는 5개부터 25개까지 5개씩 증가시

키면서 실험을 하였다.

오류역전과 알고리즘을 이용한 다층 퍼셉트론 신경망의 경우, 은닉층이 하나인 3층의 계층 구조에서도 임의의 비선형 연속매핑을 표현할 수 있는 능력이 충분이 있는 것으로 증명되었으나,¹⁴⁾ 연삭가공의 트러블 인식¹⁵⁾같은 일부 적용사례에서 복수의 은닉층을 적용하여 비선형 데이터에 대한 일반화 성능을 향상시키고자 하였다. 3개 이상의 은닉층은 빠른 속도를 요구하는 시뮬레이터의 특성상 의미가 없으므로 실험 대상에서 제외하였다.

Figs. 10과 11은 은닉층의 노드 수에 따른 수렴 결과와 훈련시간을 보여준다. 실험 결과로부터 본 논문의 시스템에 대해 복수 은닉층의 효과는 뚜렷하지 않음을 알 수 있다. Figs. 9와 11을 비교하면 은닉층이 1개일 때보다 더 좋은 결과를 얻지 못함을 알 수 있고 수렴결과의 경향도 불규칙적이다. 게다가 은닉층의 1개 증가하므로 인해 수렴시간이 크게 증가하는 단점으로 인해 본 신경망 시스템에서는 2개의 은닉층 구성방법은 제외하였다.

4.3 신경망 평가

구성되어진 동역학 처리를 위한 신경망을 실제 아담스와의 비교를 위해 시나리오를 상정하

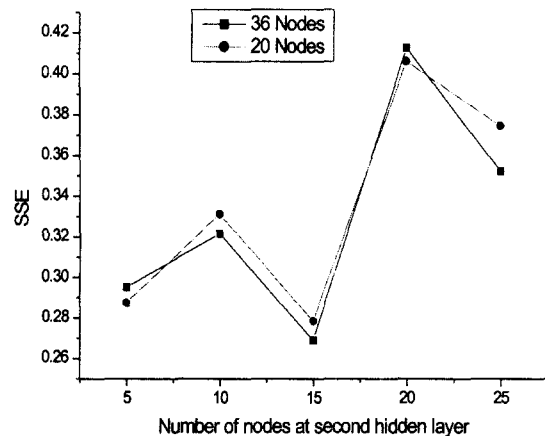


Fig. 10 SSE for various numbers of nodes in second hidden layer

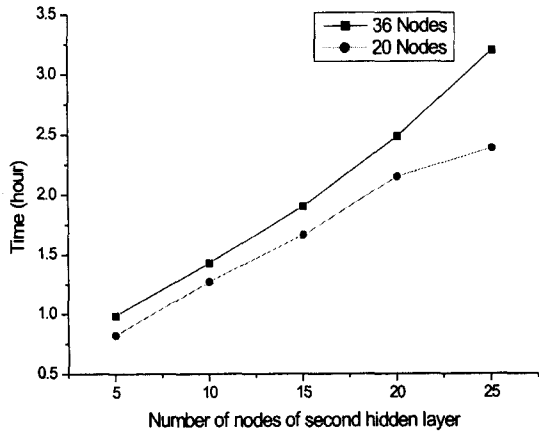


Fig. 11 Iteration time for various numbers of nodes in second hidden layer

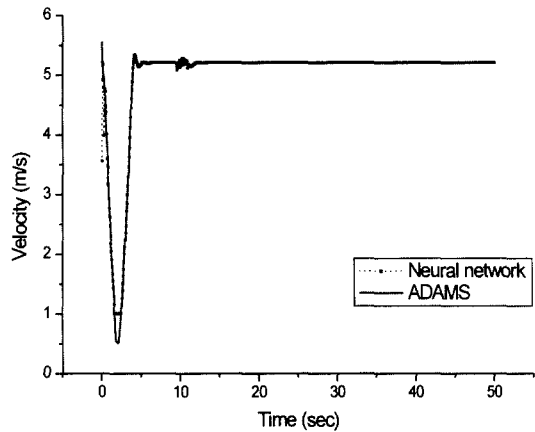


Fig. 13 Velocity in X direction when scenario driving

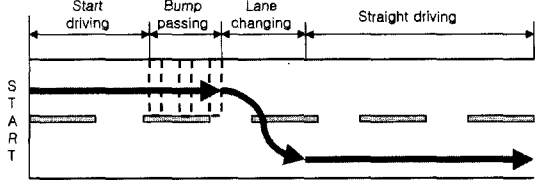


Fig. 12 Scenario for the comparison between neural network and ADAMS

여 비교하였다. 시나리오는 Fig. 12와 같이 구성하였다. 일반적인 도로환경에서 주행시 나타날 수 있는 상황인 범프통과와 차선변경을 구성하였다.

아담스의 결과와 신경망의 결과를 비교하기 위해 구성된 시뮬레이션 환경은 펜티엄 III 500MHz 이고 1초에 20프레임 기준으로 50초 동안의 차량 주행에 대해 비교하였다. 시뮬레이션 시간은 아담스에서는 차량 주행 해석의 경우 2분 21초가 소요되었으며, 인체 거동이 포함된 해석의 경우 1시간 46분 25초가 소요되었다. 신경망의 경우 알고리즘 내부의 병렬처리로 인해 1초 이내에 모든 데이터 획득이 완료되어 실시간 처리가 가능함을 보였다.

Figs. 13과 14는 일반주행 시나리오에 따른 아담스 시뮬레이션 결과와 신경망 결과를 비교한 것이다. Fig. 13는 X축 방향 속도를 나타낸 것으

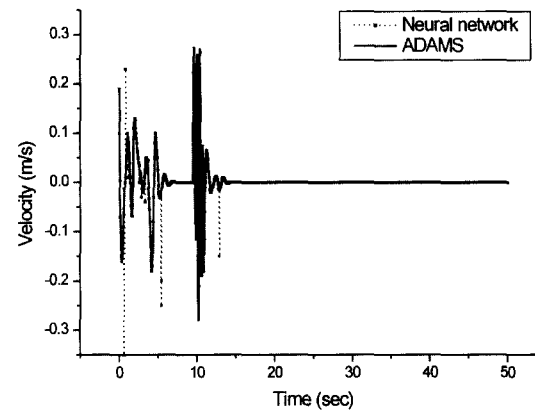


Fig. 14 Velocity in Z direction when scenario driving

로 초기 출발 때의 충격부분에서 오차가 발생하였고 감속구간에서 계단현상이 발생하였다. Fig. 13은 Z축 방향 속도를 나타낸 것으로 안정화단계의 불규칙한 구간을 제외하고는 아담스의 결과와 유사하게 추종하였다.

두 그림에서 공통적으로 보이는 현상인 그래프의 데이터가 튀는 이유는 다음과 같이 사료된다. 우선 아담스에서 해석결과를 보면 초기에 차량이 정상상태를 찾아가는 과정에서 타이어에 미치는 힘이 불규칙하고 차량의 가속도와 속도도 불규칙하여 시나리오의 차량의 속도가 신경망을 구성할 때 조건범위를 충족하더라도 타이어에 미치는 힘이나 차량의 가속도 등이 조건범

위를 벗어나는 경우가 있다. 다음은 아담스에서 범프를 10개 단면으로 모델링하였는데 속도에 따라 단면에 타이어가 부딪히는 상황이 다르기 때문에 시나리오에서 속도가 신경망의 조건범위 안에 있어도 지면으로부터 타이어에 가해지는 힘은 신경망의 조건범위를 벗어나는 경우가 발생하였다.

따라서 주행조건이 신경망의 조건범위를 충족한다면 신경망의 결과는 아담스의 결과와 비교해서 거의 차이가 없으나 범위를 벗어나면 불규칙한 결과를 보이므로 이를 해결하기 위해 보다 다양한 주행조건에 대한 선행 연구와 시뮬레이션 수행하여 신경망을 추가로 학습시켜야 한다.

5. 결 론

본 연구에서는 신경망을 적용하여 동역학 해석의 실시간 처리를 구현하여 얻은 결론은 다음과 같다.

1) 동역학 데이터의 비선형 특성에 대처하기 위해 속도에 따른 전처리 단계를 포함하고 6개의 출력성분별 신경망으로 이루어진 다중신경망을 구성하는 방법을 제시하였다.

2) 동역학 해석의 경우 2개의 은닉층 가진 신경망이 1개 은닉층을 가진 신경망에 대해서 별다른 이점은 없었다.

3) 은닉층의 노드 수가 많다고 해서 더 좋은 수렴결과를 얻을 수 있는 것이 아니므로 시스템에 따라 개별적으로 실험을 해야 함을 알 수 있었다.

4) 본 연구에서 신경망을 훈련시킨 데이터의 범위 안에서 신경망은 동역학 해석과 비교해서 정확한 결과와 실시간 처리가 가능함을 보여주었다.

본 논문에서 제시한 신경망이 범용성을 가지기 위해서는 실제 운전상황에서 일어날 수 있는 다양한 조건에 대한 선행 연구 및 타이어와 지형과의 상호작용을 구현하는 모듈에 대한 추가 연구가 필요하다. 그리고 차량의 몸체는 강체가 아

닌 탄성체로서 모델링을 수행하고, 조인트의 경우 비선형 요소로서 부싱 등이 포함된 시뮬레이션을 하여 해석의 정확도를 높일 필요가 있다. 이러한 연구를 통해서 실제 동역학 해석에 근접한 신경망을 구현할 수 있을 것이다.

후 기

본 연구는 97년도 과학재단 특정연구(97-0200-1001-5)의 지원으로 수행되었음.

참 고 문 헌

- 1) H. K. Dister, "Velocity Constancy in Virtual Reality Environments," Association for Research in Vision and Ophthalmology '97, 1997.
- 2) M. V. Blundell, "The Influence of Rubber Bush Compliance on Vehicle Suspension Movement," Material and Design, Vol.19, pp.29-37, 1998.
- 3) 이병훈, "속도변환법을 이용한 탄성 다물체계의 동역학적 해석," 한국과학기술원 박사학위논문, 1992.
- 4) 정보선, "실시간 시뮬레이션을 위한 효율적인 차량 모델링," 부산대학교 석사학위논문, 1999.
- 5) R. H. Nieson, "Komogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem," IJCNN'87, Vol. 3, pp.11-13, 1987.
- 6) B. Irie, S. Miyake, "Capabilities of Three-Layered Perceptrons," IJCNN'88, Vol.1, pp.641-648, 1988.
- 7) 이승창, 박승권, 이병해, "신경망을 이용한 근사 해석 모델의 원형 개발," 전산구조공학 회논문집, 제10권 제2호, pp.273-281, 1997.
- 8) 박승권, 이병해, "신경망과 수치 해석 알고리즘의 비교 연구," 전산구조공학회논문집, 제10권 제2호, pp.265-272, 1997.
- 9) 장태성, "DADS를 이용한 차량 정면 충돌시 승객거동 시뮬레이션 및 좌석벨트 설계," 한국과학기술원 석사학위논문, 1995.
- 10) 한국자동차공학회, 자동차기술핸드북-시험, 평가편, pp.215-224, 1996.
- 11) S. Y. Kung, J. N. Hwang, "An Algebraic Projection Analysis for Optimal Hidden Unit Size

- and Learning Rates in Backpropagation Learning," ICNN '88, Vol.I, pp.363-370, 1988.
- 12) J. K. Kruschke, "Improving Generalization in Backpropagation Networks with Distributed Bottlenecks," IJCNN'89, Vol.III, pp.443-447, 1989.
 - 13) B. A. Paya, "Artificial Neural Network Based Fault Diagnostics of Rotating Machinery Using Wavelet Transforms as a Preprocessor," *Mechanical Systems and Signal Processing*, pp.751-765, 1997.
 - 14) Laurene Fausett, *Fundamentals of Neural Networks*, Prentice Hall, pp.320-330, 1994.
 - 15) 하만경, 광재섭, 송지복, 김건희, 김희슬, "신경회로망을 이용한 연삭가공의 트러블 인식에 관한 연구(1)," 한국정밀공학회지, 제13권 제9호, pp.149-155, 1996.