

궤도차량의 지능제어 및 3D 시뮬레이터 개발

Development of a 3D Simulator and Intelligent Control of Track Vehicle

장영희¹, 신행봉¹, 정동연¹, 서운학¹, 한성현², 고희석³

1. 경남대학교 대학원 기계설계학과(Tel : 0551-49-2590, Fax : 0551-43-8133)
2. 경남대학교 기계설계학과(Tel: 0551-49-2624, Fax: 0551-43-8133, Email: shhan@kyungnam.ac.kr)
3. 경남대학교 전기공학과(Tel: 0551-49-2629, Fax: 0551-46-3807, Email: powersys@kyungnam.ac.kr)

ABSTRACT

This paper presents a new approach to the design of intelligent control system for track vehicle system using fuzzy logic based on neural network. The proposed control scheme uses a Gaussian function as a unit function in the neural network-fuzzy, and back propagation algorithm to train the fuzzy-neural network controller in the framework of the specialized learning architecture. Moreover, We develop a Windows 95 version dynamic simulator which can simulate a track vehicle model in 3D graphics space. It is proposed a learning controller consisting of two neural network-fuzzy based on independent reasoning and a connection net with fixed weights to simply the neural networks-fuzzy. The dynamic simulator for track vehicle is developed by Microsoft Visual C++. Graphic libraries, OpenGL, by Silicon Graphics, Inc. were utilized for 3D Graphics. The performance of the proposed controller is illustrated by simulation for trajectory tracking of track vehicle speed.

I. 서론

신경망 학설과 퍼지이론을 융합시키는 기술은 상당한 관심사로 부각되고 있다. 신경-퍼지 제어기의 기본원리는 신경단위 세포의 학습함수를 이용한 퍼지제어칙과 멤버쉽함수를 자동적으로 조정하는 제어방법이라 할 수 있다.

퍼지제어이론을 이용한 퍼지제어기의 설계시에는 퍼지제어기의 입력 데이터와 출력 데이터, 멤버쉽함수의 수, 멤버쉽함수의 범위에 관하여 제어기의 파라미터들을 맞추어야 하고, 신경회로망 이론을 사용한 신경망 제어는 기울기법 또는 역전파 알고리즘을 이용하여 모델링과 추정을 할 수 있는 특성을 지니며, 집합적 처리능력은 복잡한 지각입력들에 대한 빠른 응

답을 제공해 주는 것이 특징이다. 신경망 제어 기법의 특징은 입력과 출력정보가 불확실 할지라도 신경망 학습기능으로 인하여 좋은 역동학적 효과를 얻을 수 있다. 신경망은 비선형성, 학습, 병렬처리 등의 장점을 가지며, 신경망 학습법에서 비지도 학습은 외부교시에 의존하지 않지만 교시가 학습법으로 고려될 수 있고, 지도 학습은 외부교시를 요구하고 입력에 대한 희망출력을 산출하는 학습시스템을 제공하며, 보강학습은 교시라기보다는 추정하는 것에 가깝고, 입력에 대한 정확한 출력을 발견하고 학습의 출력을 기억한다.

본 연구에서는 궤도차량의 속도 및 방향제어를 위하여 역전파알고리즘에 의한 다중신경망 구조 및 가우스 멤버쉽함수의 혼합 퍼지추론법

을 적용한 새로운 구조의 뉴럴-퍼지(Neural-Fuzzy, NF)제어기법이 제안되고, 개발된 시뮬레이터를 이용하여 제안된 뉴럴-퍼지제어기법에 의해 제안된 제어기의 성능이 예증된다.

II. 퍼지-뉴럴 제어기 설계

본 연구에서 채택된 퍼지제어에서 퍼지추론은 수지노의 퍼지추론의 특별한 경우로써 설명될 수 있는 단순화된 혼합 추론법이다. 사실, 퍼지신경회로 제어법은 수지노의 퍼지추론의 끝단의 함수가 상수가 되거나 또는 최소-최대 도심법의 끝단에서의 퍼지집합의 범위가 미소값, 즉 싱글톤(singleton)이 될 때의 경우와 일치한다. 따라서, 임의의 i번째 제어칙은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$H_i : \text{If } x_1 = M_{i1} \text{ and...and } x_n = M_{in} \\ \text{then } \Gamma_i = N_{i1} \text{ and...and } N_{in} \quad (1)$$

여기서, H_i 는 i번째 제어칙을 나타내고, M_{ij} 는 i번째 제어칙에서 j번째 입력변수와 결합되는 선행단에서의 퍼지집합이고 N_{ij} 는 i번째 제어칙의 끝단에서의 j번째 변수와 결합되는 상수를 나타낸다. 신뢰도 $\sigma M_{i1}(x_1), \dots, \sigma M_{in}(x_n)$ 을 적용하면, 선행단에서의 신뢰도 Q_i 는 다음과 같이 정의된다.

$$Q_i = \sigma M_{i1}(x_1) \cdot \sigma M_{i2}(x_2) \dots \cdot \sigma M_{in}(x_n) \quad (2)$$

j번째 출력 결과는 가중치 Q_j 에 관하여 N_{ij} 의 가중 평균치로써 다음과 같이 계산된다.

$$\Gamma_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n Q_j N_{ij}}{\sum_{j=1}^n Q_j}, \quad j = 1, \dots, n \quad (3)$$

멤버쉽함수는 다층의 신경망 내의 단위함수에 대하여, $[0,1]$ 의 구간을 갖는 다음의 함수로 정의한다.

$$F(\mu x) = (e^{\mu x} + 1)^{-1} \quad (4)$$

여기서, μ 는 영보다 작은 상수이다.

그림.1에서 보여지는 신경망을 적용하면, 영에서 중심을 가지는 결과류 함수는 식(5)와 식(5)의 음의 값을 부과함으로서 구성될 수 있다.

$$F(x_i) = [e^{a(bx_i + c)}]^{-1} \quad (5)$$

여기서, a, b, c 및 d는 임의의 상수를 나타낸다.

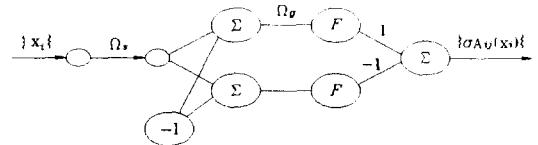
퍼지 시그모이드 신경회로망은 유사 사다리꼴류 함수가 다른 기호를 가진 두개의 시그모이드 유니트 함수를 합하는 것으로 구성되기 때문에, 선행단에서의 멤버쉽함수를 산출하기 위한 부과의 중간층들을 요구한다는 것을 생각할 필요가 있다. 또한 이러한 사실은, 연결 중

간층에서의 단일체(unity)들의 수는 퍼지 라벨들의 수가 커짐으로써 성장하는데 원인이 있다. 퍼지-신경망은 단위 함수로써 정의되는 가우스 함수로써 정의할 수 있다.

$$F(x) = e^{\ln(1/2)x^2} \quad (6)$$

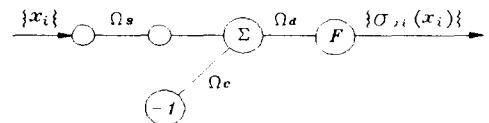
이 경우에 대하여, 신경망을 이용한 멤버쉽 함수의 구성은 그림.2에 나타내고 있다. 여기서, 연결 가중치 Ω_c 는 가우스 함수에 대한 중심값을 나타내고, Ω_d 는 표준화된 후원집합에서 가우스함수 0.5를 갖는 중심 Ω_c 로부터 편차의 역의 값을 나타낸다. 결과적으로, 신경망과 식(6)의 계산을 이용해서 다음과 같은 가우스류 함수를 나타낼 수 있다.

$$F(x_i) = e^{\ln(1/2) [\Omega_d(\Omega_c x_i - \Omega_c)]^2} \quad (7)$$



(Ⅰ) (Ⅱ) (Ⅲ) (Ⅳ) (Ⅴ)

그림.1 멤버쉽 함수를 생성시키는 뉴럴네트워크



(Ⅰ) (Ⅱ) (Ⅲ) (Ⅳ)

그림.2 가우시안 멤버쉽 함수에 대한 뉴럴네트워크

본 논문에서는 구동토크와 플랜트의 출력 정보 사이의 관계식을 얻기 위하여 제어기의 영역에서 폭넓게 사용되는 컴퓨터 토크제어기를 모델기준서보제어기로 활용하였다. 이러한 설계기법으로부터 얻어진 제어원리 및 기본구조가 2개의 퍼지-신경망으로 구성되는 학습제어기에 적용된다. 제안된 제어기에서 모델기준서보제어기의 구조를 분석하면, $\Gamma_r = \Gamma_V + \Gamma_\theta$, $\Gamma_t = \Gamma_V - \Gamma_\theta$ 의 관계식이 주어짐을 알 수 있다. 여기서, Γ_V 는 궤도차량의 속도의 측정을 이용하여 궤도차량의 속도를 제어하기 위하여 요구되는 토크이고, Γ_θ 는 궤도차량의 방향각의 측정을 이용하여 궤도차량의 방향각을 제어하기 위하여 요구되는 토크이다. 만약 Γ_V 가 입력

으로써 속도오차 δ_v 와 속도오차의 비를 가진 퍼지신경망(FNN[1])과, T_θ 가 입력으로써 방향각 오차 δ_θ 와 방향오차의 비를 갖는 퍼지신경망(FNN[2])으로부터 산출된다면, 궤도차량의 속도와 방향각에 대한 학습제어기는 구성된다. 이러한 사실로부터 수행단에서 연결 가중치 ω_s , ω_c , ω_d 들에 의하여 각각의 퍼지신경망에 대한 멤버쉽함수를 정확히 맞출 수 있고, 그리고 상수들 ω_b 에 의하여 제어칙들을 확인할 수 있다.

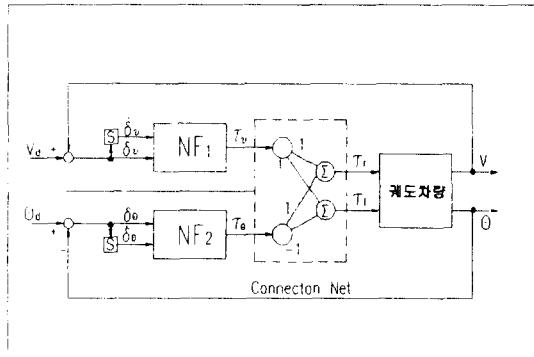


그림.3 퍼지-뉴럴 제어기의 전체 구조

III. 시뮬레이터 개발

3.1 시뮬레이터 구성

시뮬레이터 프로그램은 Windows 95가 기본적으로 지원하는 그래픽 사용자 인터페이스 환경을 이용하여 사용자가 보다 쉽게 이용할 수 있도록 여러 가지 대화상자 및 마우스 기능, 단축키 기능 등을 추가하였다. 그리고, 궤도차량의 3차원 모델링은 OpenGL을 이용하여 구성하였다.

OpenGL은 컴퓨터 그래픽에서 유명한 미국의 실리콘 그래픽스가 워크스테이션에서 사용하던 IRIS GL을 플랫폼이나 운영 체제와 관계없이 사용할 수 있도록 여러 회사들과 컨소시엄을 구성하여 만든 그래픽 라이브러리이다. OpenGL은 우수한 성능과 기능에도 불구하고 PC상에서는 성능이 미약하여 많이 알려지지 않았지만 Windows 95에 포함되어 있고, OpenGL을 지원하는 가속기 등이 속속 발표되고 있어 대중적인 기반을 마련할 뿐만 아니라 3D 그래픽의 표준 API로 자리잡고 있다. 이 라이브러리의 사용으로 보다 빠른 애니메이션이 가능하였고, 고정밀도 애니메이션시 기존의 Windows용 GDI(Graphic Device Interface)에서 존재하던 깜박거림을 없앨 수 있었다.

그림.4는 개발된 시뮬레이터 프로그램의 구성도이다. 시뮬레이터 프로그램은 설정, 시뮬레이-

션, 성능평가의 3부분으로 나누어 볼 수 있다. 설정부분에서는 궤도차량의 파라메터 입력, 다양한 시뮬레이션 조건 입력 등을 수행하고, 시뮬레이션 부분에서 Setting 부분에서 입력한 조건을 가지고 앞에서 유도한 방정식을 이용하여 시뮬레이션을 수행하고, 성능평가 부분에서는 수치 시뮬레이션 데이터를 이용한 3차원 애니메이션과 성능평가를 수행한다.

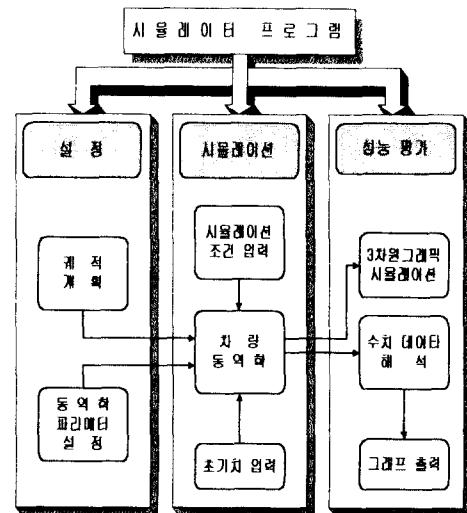


그림.4 시뮬레이터 프로그램의 구성

(1) Vehicle Type 설정

시뮬레이션 초기 조건으로 차량 형태를 선택하게 되는데, 이것은 그림.5와 같은 대화상자를 통해서하게 된다. 이 대화상자는 차량 형태를 선택하면 바로 차량에 대한 이미지를 보이도록 하여 사용자가 차량을 쉽게 선택할 수 있도록 했다.

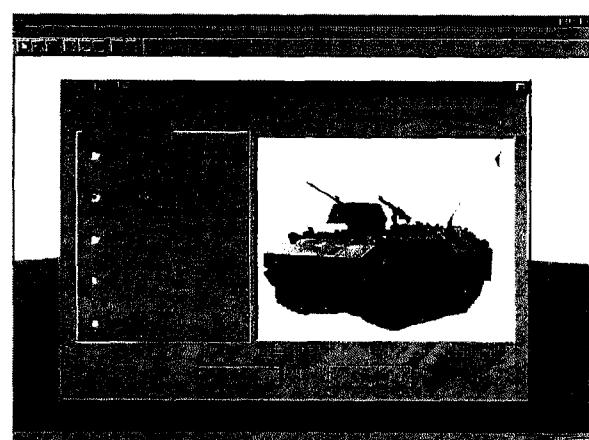


그림.5 Vehicle Type 설정

(2) 조건 입력 Dialog Box

그림.6는 시뮬레이션 조건입력 Dialog Box는 보여준다. 여기서는 차량의 중량, 전면적, 스

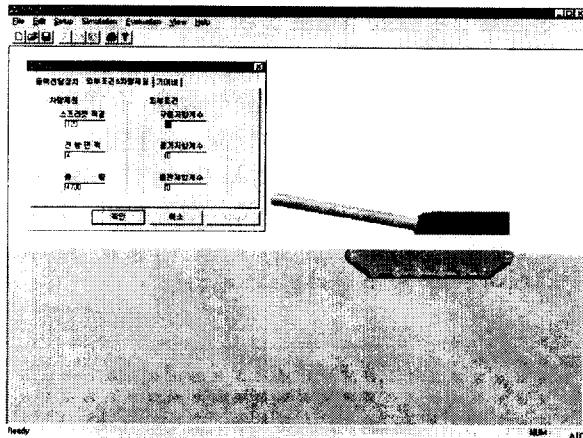


그림. 6 조건 입력 대화상자

프라켓 직경 그리고 외부조건(구동저항계수, 공기저항계수, 등판저항계수)을 입력한다. 이 Dialog Box는 시뮬레이션 조건에 대한 추가를 쉽게 하기 위해 Property Page와 Property Sheet를 이용하여 구성하였다.

3.2 3차원 그래픽 시뮬레이션

3차원 그래픽 시뮬레이션은 차량 동역학에 의해 시뮬레이션된 데이터로서 3차원 애니메이션이 수행된다. 그림. 7은 3차원 애니메이션 그래픽을 보여주고 있다.

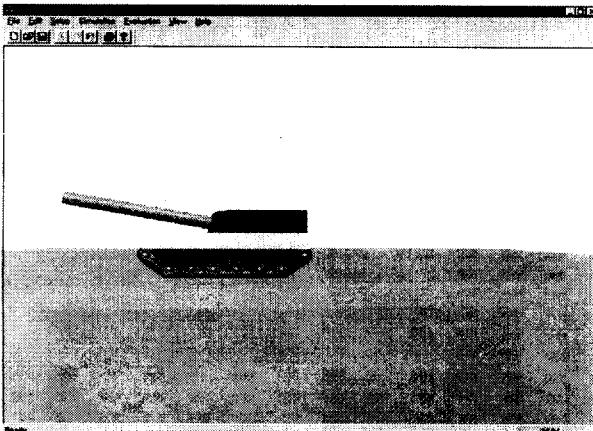


그림. 7 3차원 그래픽

3.3 시뮬레이션 조건

궤도차량의 성능시험을 NF제어기법에 의해 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 수행하였다. 수치실험은 미지의 외란 및 파라미터의 불확실성을 고려한 상태에서 궤도차량의 속도 및 방향 제어에 대한 성능 시험을 수행하였고 그 결과를 토크 계산법과 비교하였다. 위의 궤도차량 모델의 시뮬레이션 조건은 적분 구간 1[ms]를 가

진 4차 Runge-Kutta 법을 이용하였고, 샘플링 기간은 5[ms]인 것으로 가정한다. 또한, 기준 속도 V_s 는 300[mm/s]로써 주어졌고, 상태변수의 초기값은 $x = [0 \ 0 \ 0]^T$ 로써 주어졌다. 궤도차량의 물리적인 파라미터들은 완전하게 알려지지 않은 것으로 추정한 상태에서 표 2.에서 보여진 것처럼 7개의 제어 라벨들이 각각 입력변수에 적용된 49개의 제어칙을 사용했다. 즉 이 표에서 상수값들은 각각의 퍼지-신경망에 대한 초기 연결 가중치들 Ω_b 로써 적용되었다. 7개의 라벨들 중 중심값 Ω_c 는 -9, -6, -3, 0, 3, 6, 9이고, 편차 Ω_d 의 보상값들은 후원집합 [-9, 9]상의 모든 라벨들을 똑같이 분배하기 위하여 모두 단일체(unity)에서이다. 궤도차량의 물리적인 파라미터들의 사양은 다음과 같다. $M_v = 10[\text{kg m}^2]$, $m = 200[\text{kg}]$, $L = 0.3[\text{m}]$, $f_k = 5$, $M_w = 0.005[\text{kg m}^2]$, $f_c = 0.05 [\text{kg/s}]$, $R = 0.1[\text{m}]$. Ω_s 의 관련 학습 결과들은 표 1.에서 도표화되었다. 시뮬레이션 실험후, 표 2.에 나타낸 초기값들에 의하여 Ω_b 를 얻었다. 이로부터, 세번의 시뮬레이션 실험후에 만족스런 제어결과들을 얻을 수 있었다. 시뮬레이션 실험에 있어서 시뮬레이션시 고려된 파라메타의 불확실성의 고려는 주어진 궤도차량의 모든 제원에서 훨의 관성모멘트 및 절성마찰력에 대한 파라미터 값을 증감시키는 방법으로 고려하였다.

표 1 기준궤적에 대한 Ω_s 의 학습 결과

		초기치		4차반복	
Ω_s	속도(V)	300	300	300.18	300.11
	방위(θ)	257.8	257.8	255	257.9

표 2 7 라벨에 대한 49개의 규칙

δ	δ						
	NB	NM	NS	Z0	PS	PM	PB
NB	-9	-9	-6	-9	-6	-6	-6
NM	-9	-6	-3	-6	-6	-6	-3
NS	-6	-3	-3	-3	0	3	6
Z0	-9	-6	-3	0	3	6	9
PS	-6	-3	0	3	3	3	6
PM	3	6	6	6	3	6	9
PB	6	6	6	9	6	9	9

시뮬레이션 결과를 출력할 때 위의 3차원 그래프 시뮬레이션을 시킬 수 있고, 그 결과를 그래프를 통해서도 알아 볼 수 있다. 그래프는 그림. 8과 같이 나타난다.

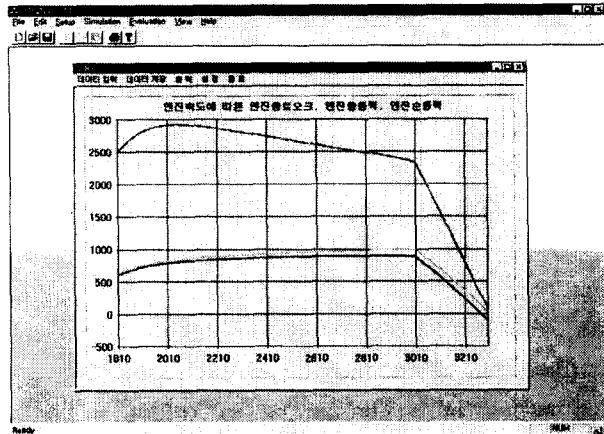


그림. 8 그래프 출력 결과

IV. 결론

본 연구에서는 퍼지로직과 신경회로망을 이용한 궤도차량의 주행제어 및 3D 시뮬레이터 개발에 관한 연구를 수행하였다. 제안된 퍼지-뉴럴 제어기는 학습능력에 의해 스스로 적용할 수 있는 신경제어 구조와 퍼지 추론을 통해 제어입력을 생성하는 퍼지제어 구조를 결합한 새로운 구조의 실시간 제어 가능한 지능형 뉴럴-퍼지제어기법이 제안되었다.

제어구조의 특징은 가우스 멤버쉽함수를 적용한 퍼지추론법과 역전파 알고리즘을 통한 다층구조의 신경망 제어구조로 설계함으로써 미지 외란 및 파라미터의 불확실성에 대한 매우 향상된 견실성이 유지됨을 시뮬레이션을 통하여 검증되었다.

향후 연구내용은 개발된 시뮬레이터 및 지능제어 알고리즘을 실제 실험을 통하여 입증하고 그 적용 가능성을 검증하고자 한다.

V. 참고문헌

- (1) A. Hemami, M. G. Mehrabi, and R. M. H. cheng, 1992, "Synthesis of an Optimal Control Law for Path Tracking in Mobile Robots", *Automatica*, Vol. 28, No. 2, pp. 383-387.
- (2) T. Iwata, K. Machida, and Y. Toda, "Fuzzy Control Using Neural Network Techniques", *World Congress on Neural Networks*, Portland, Oregon, July 11-15, 1993, vol. 3, pp. 365-370.
- (3) E. H. Mamdani, 1974, "Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant", *Proc. IEEE*, Vol. 121, No. 12, pp. 1585-1588.
- (4) D. E. Rumelhart, and J. L. McClelland, 1987, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, Vol. 1, MIT Press, Mass.
- (5) S. Horikawa, T. Furuhashi, S. Okuma, And Y. Uchikawa, 1991, "A Learning Fuzzy Controller Using a Neural Network", *Trans. SICE*, Vol. 27, No. 2, pp. 208-215.
- (6) S. Horikawa, et al., 1990, "A Fuzzy Controller Using a Neural Network and Its Capability to Learn Expert's Control Rules", *IIZUKA'90*: 103-106.
- (7) D. Psalitis, A. Sideris, and A. Yamamura, 1988, "A Multilayered Neural Network Controller", *IEEE Control Systems Magazine*, April, pp. 17-21.
- (8) M. Sugeno, 1988, *Fuzzy Control*, Nikkan-kogyo-shinbun-sha, Tokyo.
- (9) M. Mizumoto, 1989, "Simple Fuzzy Theories", *Computrol*, Vol. 28, pp. 32-45.
- (10) M. Mizumoto, 1989, "Fuzzy Reasoning Methods for Fuzzy Control", *J. of the Society of Instrument and Control Engineers*, Vol. 28, No. 11, pp. 959-963.
- (11) E. H. Mamdani, 1974, "Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant", *Proc. IEEE*, Vol. 121, No. 12, pp. 1585-1588.
- (12) D. E. Rumelhart, 1986, and J. L. McClelland, and The PDP research group (Eds), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition*, Vol. 1: Foundations, MIT Press, Cambridge: MA.