

신경망 및 퍼지 시스템에 의한 모델없는 제어방식

공 성 곤, 박 충 규
승실대학교 전기공학과

Model-free Control based on Neural Networks and Fuzzy Systems

Seong-Gon Kong and Chung-Kyu Park
Dept. of Electrical Eng., Soongsil University

Abstract

This paper compares performance of neural and fuzzy truck backer-upper control systems. Conventional controllers require a mathematical model of how outputs depend on inputs. Neural and fuzzy control systems offer a key advantage over conventional control systems. They are model-free controllers. Neural networks learn a control process by examples (training samples). Fuzzy systems directly encode designer's experience as IF-THEN rules.

For robustness test, we gradually removed training samples for the neural controller, and fuzzy rules for the fuzzy system. The errors increased faster in the neural controller than in the fuzzy system.

1. 개요

종래의 제어 방식은 제어 시스템의 입력과 출력의 관계를 정의하는 시스템 함수에 대한 수학적 모델이 필요하다. 일반적으로 어떤 제어 대상이 단순한 선형 모델로써 잘 근사화 되는 경우는 많지 않고, 또한 비선형 제어는 해를 구하기가 용이하지 않다. 신경망이나 퍼지 시스템은 이와 같은 종래의 제어 방식에 비하여 제어 대상에 대한 모델링을 하지 않고 주어진 입출력 데이터의 학습을 통하여 또는 전문가의 경험을 바탕으로한 제어 규칙들을 이용하여 제어기를 구성할 수 있다는 주된 잇점을 제공한다[1]. 즉 사용자는 제어기의 출력이 입력에 대해 수학적으로 어떻게 관계가 되어야 하는가에 관한 가정을 할 필요가 없다. 그 대신 설계자는 제어기가 어떻게 행동하여야 하는가하는 언어적 표현 또는 통계적으로 입출력 관계란 잘 대표해주는 학습 데이터만 제공해 주면 된다.

신경망 및 퍼지 시스템은[2] 다른 형태의 제어 데이터에 의해 구성된다. 신경망 제어기는 연산의 기본단위인 뉴론과, 한 뉴론의 출력값을 다른 뉴론에 전달하는 연결 강도로 이루어져 있다. 신경망의 연결 강도는 주어진 제어 과정의 입력과 출력의 관계를 정의하는 많은 수의 수치적인 학습 데이터를 사용하여 학습 된다. 반면에 퍼지 시스템 제어기는 숙련된 전문가의 경험 또는 다른 적용 예측기로부터 얻어지는 적은 수의 체계적인 언어적 입출력 데이터에 의한 지식 체계를 구성함으로써 구현된다.

신경망과 퍼지 시스템중 어떤 방법이 주어진 제어 대상에 더 좋은 성능을 보이는가는, 얻을수 있는 데이터의 형태에 의해 좌우된다. 만일 전문가가 제어기에 대한 체계적인 지식 베이스를 제공할수 있고, 충분한 수치적인 학습 데이터를 얻을수 없을 경우에는 퍼지 제어에 의한 접근 방식이 바람직할 것이다. 그러나 수치적인 데이터만이 주어지고, 전문가에 의한 제어기의 지식 체계를 얻을수 없을 경우에는 신경망 제어 방식이 더 용이할 것이다.

2. 신경망 및 퍼지 시스템 제어 방식

2-1. 트럭 후진 주차 문제

그림 1은 모사 트럭과 주차 공간을 나타내고 있다. 트럭 후진 주차 문제는[3],[4] 주어진 초기 위치(좌표 (x_0, y_0) 및 각도 θ_0)로부터 방향 핸들의 각도 δ 를 조절하여 모사 트럭을 후진시켜 최종 목표(좌표 $(x_r, y_r)=(50, 100)$ 및 각도 $\theta_r=90^\circ$)에 도달하도록 제어하는 것이 목적이다.

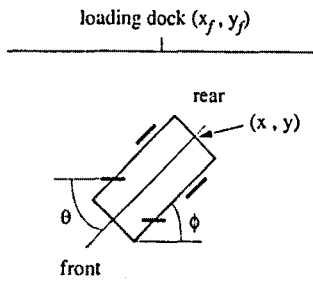


그림 1: 모사 트럭과 주차 공간의 구성도

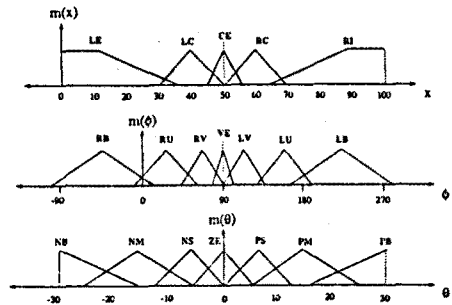


그림 2: (a) 퍼지변수 x , ϕ , θ 의 멤버쉽 함수.

2-2. 퍼지 시스템 제어방식

퍼지 시스템은 2개의 입력 변수와 1개의 출력 변수로 구성되었다. 입력 변수는 트럭의 X 위치좌표 x 와 트럭이 수평선과 이루는 각도 ϕ 이고, 출력 변수는 방향 핸들의 각도 θ 로 정의되었다. 최종 목표와 트럭의 초기 위치와의 거리가 충분하다면 Y좌표는 고려할 필요가 없다. 각 변수들이 갖는 값의 범위는 $0 < x < 100$, $-90 < \phi < 270$, 그리고 $-30 < \theta < 30$ 이다. 양수의 θ 은 방향 핸들의 시계 방향으로의 회전을 의미한다.

각 퍼지 변수들에 대한 퍼지 집합 및 그에 따른 멤버쉽 함수는 제어기의 성능과 계산량의 고려에 따라 그림 2(a)와 같이 정의하였다. 퍼지 변수 x 는 5개의 퍼지 집합 LE, LC, CE, RC, 그리고 RI 로, 퍼지변수 ϕ 는 7개의 퍼지집합 RB, RU, RV, VE, LV, LU, 그리고 LB 로 구성 하였다[3]. 따라서 입력 변수의 조합으로 총 35개의 퍼지 규칙이 가능하며, 이것을 그림 2(b)와 같은 표로 나타내었다. 각 블록은 하나의 퍼지 규칙을 정의한다. 예를 들어 1번 블록은 퍼지 데이터 (LE, RB; PS) 또는 "IF $x=LE$ AND $\phi=RB$, THEN $\theta=PS$ " 와 같은 퍼지 제어 규칙을 의미한다. 18번 규칙 (CE, VE; ZE)은 평형 상태에서의 규칙을 나타낸다.

각 퍼지 규칙은 상관-최소 (Correlation-Minimum) 퍼지 추론 방식을 사용하여 [1] 주어진 입력에 대한 출력을 계산한다. 방향 핸들의 각도 θ 가 구해지면, 다음 식에 의해서 트럭은 현위치 (x, y, ϕ) 에서 새위치 (x', y', ϕ') 로 이동한다.

$$\phi' = \phi + \theta \quad (1)$$

$$x' = x + r \cos(\phi') \quad (2)$$

$$y' = y + r \sin(\phi') \quad (3)$$

여기서 r 은 각 스텝에서의 일정한 후진거리이다.

	X				
	LE	LC	CE	RC	RI
RB	¹ PS	² PM	³ PM	⁴ PB	⁵ PB
RU	⁶ NS	⁷ PS	PM	PB	PB
RV	NM	NS	PS	PM	PB
VE	NM	NM	¹⁸ ZE	PM	PM
LV	NB	NM	NS	PS	PM
LU	NB	NB	NM	NS	PS
LB	NB	NB	NM	NM	¹⁵ NS

그림 2: (b) 퍼지 규칙 베이스

2-3. 신경망 제어 방식

그림 3은 트럭 후진 주차를 제어하기 위한 신경망 제어기의 구조를 나타낸 것으로, Nguyen 과 Widrow의 방식[4]을 변형한 것이다. 신경망 제어기는 제어기 부분과 애플레이터 부분으로 나눌 수 있다. 제어기는 3층 구조로 이루어진 신경망인데, 3개의 입력뉴론과, 1개의 출력뉴론, 그리고 24개의 중간 뉴론들로 되어 있다. 따라서 3개의 입력 데이터값에 대해, 1개의 출력 데이터인 방향 핸들의 각도값을 발생한다. 제어기의 각뉴론의 연결 강도는 주어진 입출력 학습 데이터에 대해 역전파 (Backpropagation) 알고리즘에 의해 학습하였다.

애플레이터 부분은 현재 위치의 좌표와 각도에서 제어기에 의해 구해진 방향 핸들의 각도에 대해 모사트럭의 다음 위치를 계산한다. 애플레이터도 3층구조를 갖는 신경망으로 구성할 수 있으나, 식 (1)-(3)을 이용하여 계산하였다.

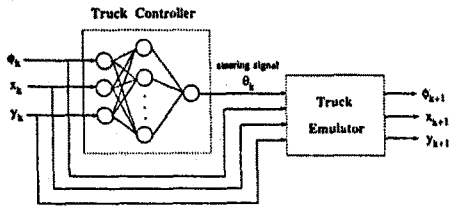


그림 3: 신경망에 의한 제어의 구조

3. 신경망 및 퍼지 제어 방식의 비교

신경망 제어 방식과 퍼지 제어 방식중에서 어떤 방법이 더 좋은가하는 절대적인 비교는 어려운 일이다. 두 시스템 모두 주어진 제어 과정을 서로 다른 방식을 통해 예측했기 때문이다. 일반적으로 신경망 제어기는 수치 데이터를 학습하여 구성되는데, 학습하는데 시간이 많이 소요되고, 입출력 관계를 통계적으로 잘 표현해주는 학습 데이터를 확보하기가 어려운 단점이 있다. 퍼지 제어 방식은 이와같은 학습과정이 필요없지만, 퍼지 규칙을 잘 정립하기가 곤란할 경우는 사용하기가 어렵고, 퍼지 규칙 및 멤버쉽함수를 구하는데 시행착오적인 튜닝과정을 필요로 한다.

그림 4는 트럭 후진제어의 입력 조건에 대한 두 방식의 출력 특성을 나타낸다. 신경망의 학습은 주어진 데이터의 보간을 하는 과정이므로 부드러운 입출력 특성을 보이고 있으나, 퍼지 시스템은 규칙 베이스로 이루어져 있으므로 과감한 방향전환도 허용할수 있도록 되어있다.

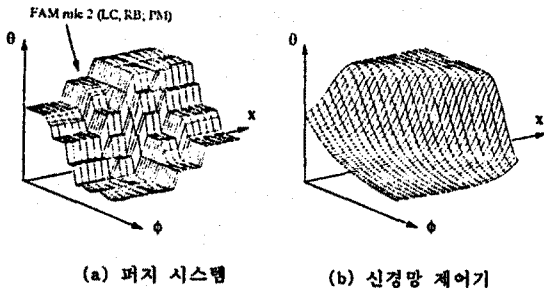
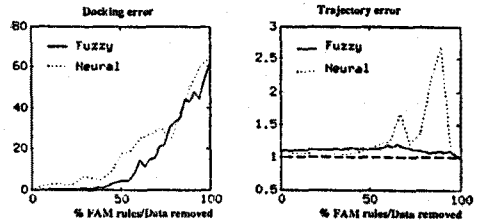


그림 4: 퍼지 시스템 및 신경망 제어기의 입출력 특성.

신경망과 퍼지 시스템의 강인성을 비교하기 위하여, 퍼지 시스템의 경우는 퍼지 규칙을, 신경망에 대해서는 학습 데이터를 점차로 제거해 나가면서, 두 방식의 에러율이 어떻게 증가하는가를 관찰하였다. 에러율은 모사트럭이 최종목표에 얼마나 정확히 주차하는가 하는 값 (도킹오차)과, 또 얼마나 최단거리를 이동하였는가 하는 값 (궤적오차)가 있다.

두 방식모두 50 퍼센트 정도까지 제거해도 성능은 크게 저하하지 않았다. 그러나 신경망의 경우가 좀더 큰 오차의 증가율을 보여주었다. 그림 5는 이와같은 두 방식의 차이점을 보여주고 있다.



(a) 도킹오차 (b) 궤적오차

그림 5: 두 제어기의 강인성 비교.

4. 결론

모델링이 불필요한 지능 제어 방식으로서, 퍼지 시스템과 신경망에 의한 제어를 트럭의 후진 주차 문제에 적용하였다. 퍼지 제어기를 구성하기 위해서는 전문가의 경험에 의한 지식체계를 이용하였고, 신경망 제어기를 위해서는 주어진 학습 데이터를 학습하여 연결강도를 구함으로써 구현하였다. 주어진 입력에 대해, 퍼지 제어기는 퍼지 추론에 의해, 그리고 신경망 제어기는 연결강도에 의해서 출력을 계산하였다.

퍼지 및 신경망 제어기 모두 퍼지 규칙과 학습 데이터의 수에 대해 강인하다는 것을 보여주고 있다. 따라서 퍼지 제어기나 신경망 제어는 충분히 적은 수의 퍼지 규칙 또는 학습 데이터를 가지고도 제어기의 특성을 크게 열화시키지 않는다는 것을 의미한다.

5. 참고문헌

- [1] Y. F. Li and C. C. Lau, "Development of Fuzzy Algorithms for Servo Systems, IEEE Control Systems Magazine, April 1989.
- [2] B. Kosko, *Neural Networks and Fuzzy Systems*, Prentice-Hall, 1992.
- [3] S.-G. Kong and B. Kosko, "Adaptive Fuzzy Systems for Backing Up a Truck-and-Trailer," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 3, No. 2, March 1992.
- [4] D. Nguyen and B. Widrow, "The Truck Backer-Upper: An example of self-learning in neural networks," Proc. of IJCNN-89, Vol. II, June 1989