

입력 공간 분할에 따른 뉴로-퍼지 시스템과 응용

Neuro-Fuzzy System and Its Application by Input Space Partition Methods

곽근창*, 유정웅

충북대학교 전기공학과

Keun-Chang Kwak, Jeong-Woong Ryu

Department of Electrical Engineering

Chungbuk University

ABSTRACT

In this paper, we present an approach to the structure identification based on the input space partition methods and to the parameter identification by hybrid learning method in neuro-fuzzy system. The structure identification can automatically estimate the number of membership function and fuzzy rule using grid partition, tree partition, scatter partition from numerical input-output data. And then the parameter identification is carried out by the hybrid learning scheme using back-propagation and least squares estimate. Finally, we will show its usefulness for neuro-fuzzy modeling to truck backer-upper control.

I. 서론

퍼지 모델링은 숙련가의 경험적 지식과 제어 전문가 지식의 정성적인 언어 형태를 이용해서 복잡하고 불확실하며 비선형성을 포함한 시스템에 대해서 쉽게 수행할 수 있다[1].

그러나, 인간의 경험에 의존한다는 것은 인간의 지식이 종종 불완전하며 체계적이라고 하기 보다는 다소 우연적이다. 또한 지식을 획득하기 위한 공식적이고 효과적인 방법이 없기 때문에 여러 연구자들은 수치적인 입출력 데이터로부터 뉴로-퍼지 모델링을 자동화하도록 노력해왔다[2]. 뉴로-퍼지 시스템은 퍼지이론의 퍼지 if-then규칙의 지식표현과 신경회로망의 학습능

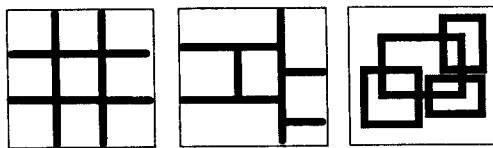
력, 적응성, 결합극복능력, 병렬처리능력과 같은 특성을 융합한 시스템 식별의 한 형태이며 구조 식별과 파라미터 식별의 두 형태를 포함하고 있다. 전자는 적당한 규칙과 소속함수 수와 입력공간 분할 등을 찾는 것과 관련되고 후자는 전제부 소속함수와 결론부의 선형 계수와 같은 시스템 파라미터의 조정과 관련되어진다.

구조 식별에 있어서 입력공간 분할을 통한 최적의 규칙과 소속함수를 구하는 문제는 아직 까지도 연구 중에 있으며 다루고자 하는 실제적인 문제에서 많은 문제점을 야기하고 있다. 입력공간 분할을 위한 방법에는 그림 1과 같이 대표적으로 그리드(Grid), 트리(Tree), 스캐터(Scatter) 분할 등이 있으며 그리드 분할은 상

태변수를 입력으로서 포함하는 기존의 퍼지 제어기를 설계하는데 있어서 자주 선택되는 방법으로 Lin과 Lee의 NN-FLCS, Jang의 ANFIS[3], Berenji와 Khedkar의 GARIC, Yager의 신경회로망을 이용한 퍼지 제어기 구현, Wang과 Mendel의 직교 최소 자승 학습 등이 있다. 트리 분할은 각각의 영역에 대응되는 결정 트리에 따라 특성화되어질 수 있도록 입력공간을 분할하는 방식으로 CART[4], ID3, 퍼지 k-d 트리 등이 있다. 스캐터 분할은 입력공간이 다차원일 경우 수치적인 데이터로부터 클러스터 중심을 추정하는 방법으로 Bezdek의 Fuzzy c-means, Yager의 Mountain 클러스터링, Wang의 Nearest Neighbor 클러스터링, Chiu의 Subtractive 클러스터링[5], 신경회로망을 이용한 자율학습 등이 있다.

따라서, 본 논문에서는 입력공간 분할방법을 이용하여 이미 알고 있는 지식없이 입출력 데이터를 근거로 한 구조 식별을 수행하고 역전파 알고리즘과 최소자승법을 결합한 하이브리드 학습에 의해 최적에 가깝도록 파라미터 식별을 수행할 수 있는 적응 뉴로-퍼지 추론 시스템을 구축한다.

시뮬레이션으로 뉴로-퍼지 제어 시스템의 성능을 입증하는 전형적인 예인 트럭 후진 제어(Truck Backer-Upper Control)를 이용하여 Ngu -yen의 신경회로망을 이용한 방법과 Kosko와 Kong, Wang과 Mendel의 퍼지 시스템을 본 논문에서 제안된 방법과 비교하여 유용성을 설명한다[6][7][8].



a)그리드분할 b)트리 분할 c)스캐터 분할

그림 1. 입력공간 분할 형태

II. 구조 식별

뉴로-퍼지 시스템을 구축하기 위해 입력변수 선택은 공학적인 상식으로 알려져 있다고 가정하고 이미 알고 있는 지식없이 입출력 데이터를 근거로 한 입력공간 분할에 따른 퍼지 규칙과 소속함수의 생성에 대해 다루어진다.

먼저 그리드 분할로 Jang의 ANFIS을 이용하였다.

[단계1] 각 입력 공간을 두 개의 영역으로 분할한다.

[단계2] 각 입력공간에 분할 수만큼 소속함수를 서로 교차되게 균등 분할한다.

[단계3] 그리드 분할에 의해 각 영역에 규칙을 생성한다.

[단계4] 결론부 파라미터는 최소자승법으로 추정된다.

[단계5] 검증 데이터를 이용하여 RMSE(Root Mean Square Error)을 계산한다.

[단계6] 각 입력공간에 하나씩 분할 영역을 증가하면서 [단계2]에서 [단계5]까지 반복 실행하고 검증 데이터를 사용하여 가장 적은 RMSE값을 발생하는 분할 수를 선택한다.

트리 분할은 적응적인 방식으로 입력공간을 분할하는 CART 알고리즘을 이용하였다.

[단계1] 입력 데이터 분포를 일정영역으로 분할하고 후보 분할 값을 선택한다.

[단계2] 후보 분할 값을 기준으로 각각 크기를 비교하여 각각 두 부분으로 나누고, 각 부분에 대해 출력 값에 대한 MSE 값을 구한 후, 그 값의 합을 구한다.

[단계3] 최소 값의 합으로 선택된 값이 분할 값으로 되며 이 값은 서로 배타적인 영역으로 분할되어 노드2와 노드3의 child 노드를 형성한다.

[단계4] 터미널 노드2와 노드3은 각각 [단계2]에서 [단계3]까지 분할 수를 증가하면서 반복 실행하며 검증데이터를 이용하여 가장 적은 RMSE 값을 발생하는 트

리 분할 수를 선택한다.

스캐터 분할은 수치적인 데이터로부터 클러스터 중심을 추정하는 것에 대한 효과적인 방법인 Subtractive 클러스터링을 이용하였다.

[단계1] 데이터 포인트의 집합을 0과 1사이의 값으로 정규화한다.

[단계2] 각 데이터 포인트에 대한 포텐셜 값을 계산한다.

$$P_i = \sum_{j=1}^m e^{-a\|x_i - x_j\|^2} \quad (a = \frac{4}{r_0^2})$$

[단계3] 가장 높은 포텐셜을 가진 데이터 포인트를 클러스터로 선택하고 각 데이터 포인트의 포텐셜을 수정한다.

$$P_i \leftarrow P_i - P_1 e^{\beta\|x_i - x_1\|^2} \quad (\beta = \frac{4}{r_0^2})$$

x_1^* 은 첫 번째 클러스터 중심의 위치이며 P_1^* 은 그것의 포텐셜 값이다.

[단계4] 새 클러스터 중심을 획득하고 포텐셜을 수정하는 것의 절차는 $P_i^* < \epsilon P_1^*$ 가 만족할 때까지 반복 수행한다.

ϵ 를 하나의 값으로 설정하기가 어려우므로 클러스터 중심을 받아들이거나 거부하는 부가적인 기준은 [5]에 나타내어진다. 각 클러스터는 시스템의 특성을 표현하는 규칙으로 사용된다.

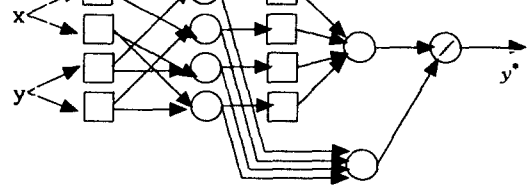
III. 파라미터 식별

파라미터 식별은 전제부 소속함수와 결론부의 선형 계수와 같은 시스템 파라미터의 조정과 관련되어지며 좀 더 빠르게 수렴하도록 역전과 알고리즘과 최소자승법을 이용하였다.

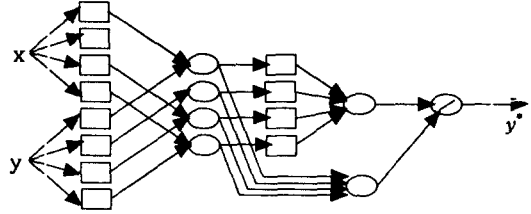
그림 2(a)는 그리드 분할, 그림 2(b)는 트리와 스캐터 분할에 의한 뉴로-퍼지 추론 시스템의 구조를 보여주고 있다.

1층의 모든 노드는 그리드 분할의 경우는 벨모양 함수, 트리와 스캐터 분할의 경우는 가우시안 함수의 소속 값을 출력으로 가진 노드이다.

2층은 그리드 분할의 경우 아래와 같이 TSK퍼지 모델에 대한 규칙을 생성할 수 있다.



(a) 그리드 분할의 경우



(a) 트리와 스캐터 분할의 경우

그림 2. 뉴로-퍼지 시스템의 구조

- R^1 : If x is A_1 and y is B_1 , then $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$
- R^2 : If x is A_1 and y is B_2 , then $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$
- R^3 : If x is A_2 and y is B_1 , then $f_3 = p_3x + q_3y + r_3$
- R^4 : If x is A_2 and y is B_2 , then $f_4 = p_4x + q_4y + r_4$

2층의 모든 노드는 입력을 곱하는 노드로 1층에서 퍼지화 된 소속 값을 규칙별로 곱한 가중치를 다음 층으로 출력한다.

$$O_i^2 = W_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y)$$

3층에서는 다음과 같이 가중치와 결론부의 곱으로 이루어진다.

$$O_i^3 = W_i f_i = W_i(p_i x + q_i y + r_i)$$

4층에서는 가중치와 결론부의 곱으로 표현된 전체적인 합으로 다음과 같이 이루어진다

$$O_i^4 = \sum_i W_i f_i = \sum_i W_i(p_i x + q_i y + r_i)$$

5층에서는 전체적인 추론 값이 다음과 같이 가중 평균법에 의해 구해진다.

$$O_i^5 = y_i^* = \frac{\sum_i W_i f_i}{\sum_i W_i} = \frac{\sum_i W_i(p_i x + q_i y + r_i)}{\sum_i W_i}$$

그래서, 역전과 알고리즘과 최소자승법으로 전제부 및 결론부 파라미터가 조정되어 실제 데이

터 출력과 퍼지 모델 출력사이의 오차를 최소화 하는 것이다.

IV. 시뮬레이션 및 결과

트럭 후진 제어문제는 비선형 문제를 신경회로망이나 퍼지 시스템과 같은 지능 시스템을 이용하여 성공적으로 제어할 수 있는 대표적인 예라고 할 수 있다. 트럭 후진 제어문제는 한정된 주차공간에서 임의의 위치에 정해 둔 주차위치에 주차시키는 것을 목표로 하고 있으며 그림 3에는 모의실험 된 트럭의 다이어그램과 주차 영역을 나타내고 있다.

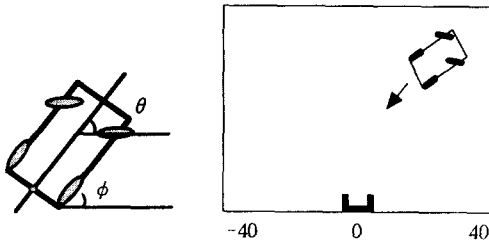


그림 3. 트럭의 다이어그램과 주차공간

트럭의 근사화 된 모델 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= x(k) + v \cdot t \cdot \cos[\psi(k)] \\ y(k+1) &= y(k) + v \cdot t \cdot \sin[\psi(k)] \\ \psi(k+1) &= \psi(k) + v \cdot t/l \cdot \tan[\theta(k)] \end{aligned}$$

후진속도 $v = -5m/s$, $t = 0.5sec$, 트럭길이 $l = 4m$.

입력변수는 x 축 좌표의 거리와 수평축에 대한 트럭각 ψ 이고 출력변수는 조향각 θ 로 하고 트럭과 주차위치 사이의 충분한 거리유지를 가정해서 y 축 좌표의 거리는 무시하고 변수 범위는 다음과 같다.

$$-40 \leq x \leq 40, \quad 0 \leq y \leq 50, \quad -90 \leq \psi \leq 270, \quad -45 \leq \theta \leq 45$$

제어기의 성능은 정확한 주차와 얼마나 최단거리의 이상적인 궤적을 따라 주차하였는가에 의해 결정된다. 따라서, 이 문제는 트럭의 현재

상태에 대해 가장 적절한 조향각을 발생시켜주는 제어기를 설계하는 것이다.

입·출력 데이터는 7개의 서로 다른 초기위치와 다양한 각으로부터 입출력 데이터를 시작한 매 단계마다 조향각 θ 를 결정하고 공학적인 상식에 근거로 해서 초기치 상태에서부터 여러번의 시행착오 후에 성공적인 궤적에 대응되는 원하는 입·출력 데이터 쌍을 선택한다. 그래서, 1500개 데이터는 학습 데이터로 모델을 형성하는데 사용되어지고 나머지 1300개의 데이터는 검증 데이터로 모델 검증에 사용하였다. 즉, 결과적인 모델이 training 데이터를 향해 편중되지 않고 새로운 데이터에 타당한 보편성 있는 모델인가를 평가하는 것이다.

그림 4는 입출력 공간에서 주어진 학습 데이터 분포를 보여주고 있다.

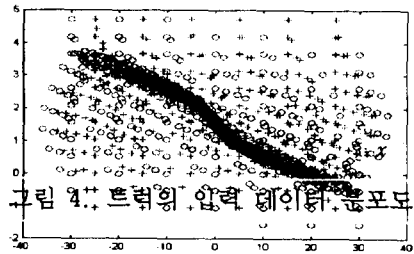


그림 4. 트럭의 입력 데이터 분포도

다음은 트럭 후진 주차 제어를 하기 위해 각 입력공간 분할에 대하여 뉴로-퍼지 제어기를 설계하였다.

1) 그리드 분할의 경우

각 입력 소속함수를 최소 2개부터 최대 8개까지 생성하면 퍼지 규칙의 수는 최소 4개부터 64개의 규칙까지 생성을 할 수 있다. 1epoch동안 검증 데이터의 RMSE가 최소 값을 가지는 전제부 소속함수를 선택하여 그리드 분할에 의한 적절한 규칙 수를 선택한다.

시뮬레이션 결과 검증 데이터의 최소 값을 갖는 그리드 분할 수로 입력 x 는 4개의 소속함수, 입력 ψ 는 3개의 소속함수가 선택하여 12개의 규칙을 생성하였다.

2) 트리 분할의 경우

최소분할 수 2개부터 최대분할 수 30개까지 수행하면서 1epoch 동안 검증 데이터의 오차가 최소가 되는 분할 수를 선택한 후 결정된 각 트리 영역의 중심을 클러스터로 하여 규칙과 소속함수를 생성한다.

시뮬레이션 결과 검증 데이터의 최소 값을 갖는 트리 분할 수는 10개를 선택하였으며 각 트리 영역은 시스템 특성을 기술하는 규칙으로서 사용되어진다.

3) 스캐터 분할의 경우

클러스터 범위 r_0 를 0.5에서 0.1까지 0.05간격으로 변화하면서 검증 데이터의 오차가 최소 값을 가지는 r_0 를 선택하고 이에 따르는 퍼지 규칙을 자동적으로 생성할 수 있다.

시뮬레이션 결과 r_0 가 0.15에서 검증 데이터의 오차가 최소인 5개의 클러스터를 발생시키고 각 클러스터는 트리 분할과 같이 규칙으로서 사용되어진다.

그림 5는 스캐터 분할을 이용한 경우이며 임의의 초기치에 대해 정확한 주차와 이상적인 궤적을 따라 주차함을 볼 수 있으며 그리드와 트리의 경우도 조향각의 범위를 ± 15 도를 확장함에도 불구하고 기존의 논문에 비해 적은 규칙의 수로 좋은 성능을 보이고 있음을 알 수 있다.

표 1은 트럭후진 제어에 대한 기존의 논문과 각 입력공간 분할에 따른 모델 형태와 규칙수가 비교되어진다.

그림 7 ~ 그림 9는 각 입력공간 분할에 따른 100epoch까지 학습 결과 후의 전체부 소속함수 형태를 보이고 있다. 그림 10은 임의의 초기치에 대한 트럭의 입출력 응답곡선을 보여주고 있다.

그림 5. 트럭의 궤적

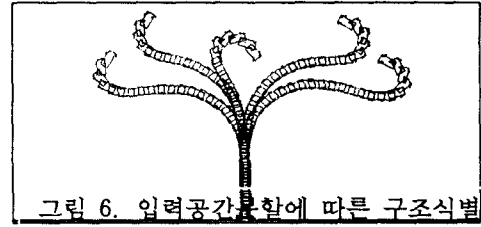


그림 6. 입력공간 분할에 따른 구조식별

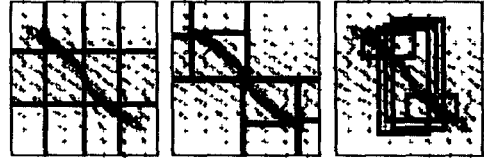


표 1. 모델 형태와 규칙 수 비교

	모델 형태	규칙 수
Nguyen[6]	신경회로망	-
Kosko[7]	Mamdani 모델	35
Wang[8]	Mamdani 모델	27
그리드분할	(a) TSK 모델(x)	12
트리분할	TSK 모델	10
스캐터분할	TSK 모델	5

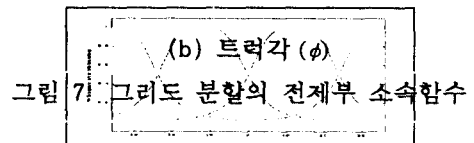


그림 7. 그리드 분할의 전체부 소속함수

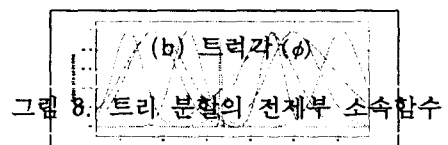
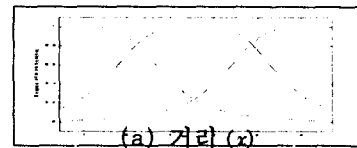
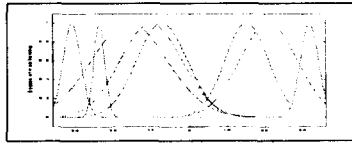


그림 8. 트리 분할의 전체부 소속함수

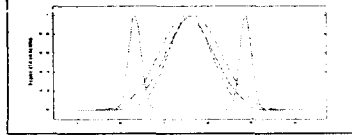


(a) 거리 (x)

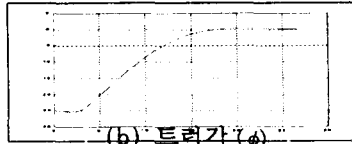


(b) 트럭각 (φ)

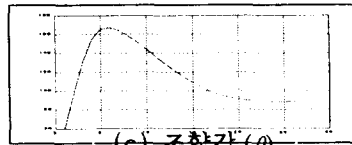
그림 9. 스캐터 분할의 전체부 소속함수



(a) 거리 (x)

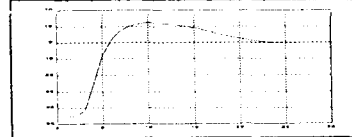


(b) 트럭각 (φ)



(c) 조향각 (θ)

그림 10. 트럭의 입출력 응답곡선(-25, 50°, 60°)



V. 결 론

본 논문은 전문가적 지식, 공학적인 상식과 같은 이미 알고 있는 지식없이 수치적인 입출

력 데이터로부터 입력공간 분할에 따른 구조 식별과 하이브리드 파라미터 학습을 이용하여 뉴로-퍼지 추론 시스템을 구축하였다.

시뮬레이션으로 트럭 후진 제어에 적용하여 기존의 방법과 비교하여 유용성을 보였다.

입력공간 분할에 따른 뉴로-퍼지 추론 시스템을 구축할 때 원하는 시스템의 특성에 알맞게 입력공간을 분할하여 규칙과 소속함수를 생성해야 하며 향후 과제로는 최근 들어 적용적 탐색과 학습 및 최적화를 통한 공학적인 문제의 해결에 많이 적용되는 유전 알고리즘을 이용하여 입력공간 분할에 따른 최적적인 구조 식별을 수행할 계획이다.

참고 문헌

- [1] M.Sugeno, T.yasukawa, " A Fuzzy - logic based Approach to Qualitative Modeling." *IEEE Trans. Fuzzy Systems*. Vol.1 No.1 pp.7-31. 1993.
- [2] J.S.R.Jang, C.T.Sun, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing." *Prentice Hall*. 1997.
- [3] J.S.R.Jang, "ANFIS : Adaptive-Network based Fuzzy Inference System." *IEEE Trans. System Man Cybern*, Vol.23 No.3 pp.665-685, 1993.
- [4] J.S.R.Jang, "Structure Determination in Fuzzy Modeling : A Fuzzy CART approach " *Proc. of IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 1994.
- [5] S.Chui, "Fuzzy Model Identification based on Cluster Estimation." *Journal of Intelligent Fuzzy Syst.* Vol.2, NO.3, 1994.
- [6] D.Nguyen and B.Widrow, " An Example of Self-Learning in Neural Networks. " in *Proc. IJCNN-89*, vol.2, pp.357-363, 1989.
- [7] S.G.Kong, B.Kosko, "Comparison of fuzzy and neural truck backer upper control system." in *Proc. IJCNN-90*, vol.3, pp.349 -358, 1990.

- [8] Li-Xin Wang, J.M.Mendel, "Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples." *IEEE Trans. System Man Cybern*, Vol.22. No.6 pp.1414-1427, 1992.