

인간 운용자 제어시스템의 퍼지-뉴럴 모델링

Fuzzy-Neural Modeling of a Human Operator Control System

이 석 재, 유 준*

(Seok-Jae Lee and Joon Lyou)

Abstract : This paper presents an application of intelligent modeling method to manual control system with human operator. Human operator as a part of controller is difficult to be modeled because of changes in individual characteristics and operation environment. So in these situation, a fuzzy model developed relying on the expert's experiences or trial and error may not be acceptable. To supplement the fuzzy model block, a neural network based modeling error compensator is incorporated. The feasibility of the present fuzzy-neural modeling scheme has been investigated for the real human based target tracking system.

Keywords : human operator control system, fuzzy modeling, neural network compensator

1. 서론

인간 운용자를 포함하는 수동제어시스템이 최적의 요구 성능을 만족하기 위해서는 제어기 설계시 플랜트의 특성과 함께 인간의 운용특성도 고려하여야 한다. 또한, 운용자는 제어기의 입력명령을 직접 생성하기 때문에 수동 제어기의 일부로 포함되어야 한다. 그러나, 인간의 감각과 운동특성은 시스템의 운용환경과 운용자의 비선형적인 특성 때문에 인간 운용자 제어시스템에 대한 수학적 모델링을 구하기에는 많은 어려움이 있다.

1960년대 McRuer가 적용한 crossover 모델은 전통적인 주파수 해석에 의한 방법으로 구조가 간단하여 널리 이용되었으나 다양한 인간특성을 표현하기에는 한계가 있었다[1]. 이후, 현대제어이론의 발달로 인간 운용자를 LQG제어기로 구현한 최적제어모델이 제안되었으나[2-4], 결정되어야 할 모델링 파라미터가 많아 실제 적용에는 어려움이 있었다[5]. 최근에 S. Lee와 H. S. Lee는 기존의 문제점을 해결하고자 인간의 시각 및 되먹임 힘에 의한 추적루프와 팔 근육의 운동특성을 분리하여 운용자를 표현하는 구조적 모델링 기법을 소개하였다[6]. 이 방법은 운용자 모델의 입력으로 눈 감각에 의한 시각추적과 되먹임 힘이 존재하는 경우로 구분이 가능하고, 신경근육의 동특성에 의한 힘을 출력으로 정확하게 표현할 수 있다는 장점이 있다. 그러나, 구조적 모델을 구성하기 위해서는 인간 운용자의 입출력 데이터를 실험적으로 측정하여 적절한 식별알고리즘을 통한 매개변수를 결정하여야 한다. 이러한 과정에서 운용자별 특성과 실험환경이 실제 시스템의 운용특성을 반영하기에 부적절하고 수동 입력명령장치의 비선형성에 의한 모델링 오차를 줄이기가 쉽지 않았다.

따라서, 불확실성과 비선형성을 가진 인간 운용자는 구조적이고 정량적인 모델링 기법보다는 인간의 정성적 특성과 비선형성을 직관적으로 표현이 가능한 퍼지이론을 이용

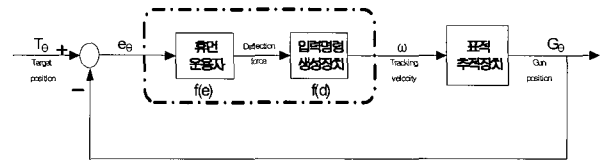


그림 1. 표적추적장치의 수동 제어기.

Fig. 1. Manual controller of the target tracking system.

한 모델링이 더 적합하다. 퍼지모델링은 시스템의 특성을 퍼지추론으로 표현하는 방법으로서 퍼지의 비선형성을 이용하여 시스템을 언어적으로 표현하므로 시스템의 묘사력이 뛰어나며, 운용자에게 직관적이고 설득력을 가진다[7, 8]. 즉, 그림 1과 같은 수동 표적추적장치의 경우 운용자는 목표물의 추적오차를 시각적으로 받아 들이며, 오차의 방향으로 오차의 변화가 증감하는 정도와 위치오차의 크기에 따라 추적명령을 정성적으로 표현가능하다.

퍼지모델링 방법은 입력공간을 퍼지분할하여 비선형 시스템을 복수개의 선형시스템의 조합으로 근사화한 Takagi-Sugeno 모델[7]과 패턴인식기법을 이용하여 제어기 구현이 쉽게 발전시킨 Sugeno-Yasukawa 모델[8]이 있다. 이들 퍼지 모델은 시스템의 묘사력도 뛰어나고 성능이 우수하여 많은 분야에서 이용되고 있다. 그러나 퍼지모델링은 입력 데이터로부터 퍼지화의 소속함수 조절과 퍼지 추론법칙 설정에 어려움이 있다[9]. 퍼지논리의 설계변수는 시스템의 특성을 잘 파악하는 전문가에 의해 설계되거나 경험적 접근방법으로 시행착오를 통하여 결정되어야 한다[13]. 이러한 퍼지 모델의 단점을 보완하기 위하여 자동으로 퍼지변수를 설계하는 많은 방법의 연구가 있었다. 예를들어, 임의의 퍼지규칙을 생성하고 수정가능한 자기조직 퍼지제어기 설계[10,11], 입력 데이터의 퍼지분할을 위한 클러스터링 알고리즘[12] 등이 있다. 또 다른 방법으로 퍼지제어기에 신경회로망의 훈련 또는 학습능력을 적용한 뉴로-퍼지모델링에 대한 연구가 있었다. 뉴로-퍼지회로망 방법은 퍼지논리에 신경회로망의 학습능력을 상호보완적으로 융합시키는 방법으로 퍼지 소속함수와 복잡한 퍼지규칙을 신경망의 장점인 학습능력을

* 책임저자(Corresponding Author)
 논문접수 : 2007. 1. 25., 채택확정 : 2007. 2. 17.
 이석재 : 국방과학연구소(lsj@add.re.kr)
 유 준 : 충남대학교 전자공학과(jlyou@cnu.ac.kr)

이용하여 최적의 값을 결정하는 방법이다. 신경회로망의 학습방법으로는 역전파 학습, 다층구조 신경회로망, 자율 학습 알고리즘, RBF(Radial Basis Function) 훈련등이 많이 이용되었다[14,15]. 그러나, 신경회로망을 이용한 퍼지모델링은 퍼지추론법칙과 소속함수를 동시에 최적화하기 어려우며, 신경망에 의한 퍼지법칙의 표현이 이해하기 힘들고 많은 데이터와 시간을 요구한다. 따라서 퍼지모델에 신경회로망과 적응 알고리즘을 적용하여 보다 쉽고 간편하게 시스템의 성능을 향상시키는 뉴로-퍼지 제어기법이 소개되었다[16,17].

본 논문에서는 기존의 휴먼모델을 퍼지추론기를 이용하여 모델링하고, 시스템의 변화나 운전자 개인의 특성에 따라 퍼지모델의 성능이 떨어지는 것을 보상하기 위하여 신경회로망을 외부에 추가하여 모델링 오차를 보상하도록 하였다. 이 방식은 오차의 보상을 위하여 이미 설계된 퍼지모델을 다시 설계하거나 수정할 필요가 없기 때문에 그림 1과 같은 수동표적추적장치에서 인간 운용자가 시스템의 수동제어기로 긴밀하게 결합된 경우에 뛰어난 성능을 보여준다. 운전자 모델에 입력되는 오차의 크기와 변화는 퍼지모델에 의해 처리되며, 모델링오차는 신경회로망의 출력으로 보상한다. 보상기의 신경회로망은 다층구조의 역전파 알고리즘을 이용하였다[10].

II. 기존의 인간 운전자 모델링 방법

1. Crossover 모델

Crossover 모델은 운용자의 반응특성을 주파수영역에서 간단한 입출력의 관계로 모델링한 것으로 다음과 같이 표현된다[1].

$$H_c(s) = \frac{Ke^{-D}}{Ts+1} \tag{1}$$

여기서, K는 입력주파수 변화에 따른 운용자의 대역폭을 결정하며, D는 시간영역에서 입력과 출력의 총 시간지연, T는 시각계의 시상수를 의미한다.

Crossover 모델은 구조가 간단하여 최근까지 널리 이용되었으나, 전통적인 주파수 해석에만 의존하여 시스템의 변화에 따른 다양한 운전자 모델설정에는 적합하지 않다.

2. 구조적 모델

구조적 모델은 운용자를 제어기로 일부로 간주하고 그림 2와 같이 입력부에 해당하는 시각각계와 출력부 근육계의 팔 동특성으로 구분하여 모델링한다[6]. 원래 구조적 모델은 운용자의 입력센서로 힘 회귀루프를 구분하여 표현하고 있으나, 수동표적추적장치의 경우 목표물로부터 팔 근육에 직접 회귀되는 힘은 존재하지 않으므로 운용자는 시각에만 반응하는 것으로 모델링한다.

먼저 오차에 반응하는 입력 시각계를 다음과 같은 시간함수로 표현한다.

$$v(t) = b_v \frac{de(t)}{dt} + k_v e(t) \tag{2}$$

여기서, v(t)는 오차에 대한 시각계의 출력이며, b_v와 k_v는 뎀핑과 강성을 나타낸다. 시각각에 의한 반응으로 운용자는

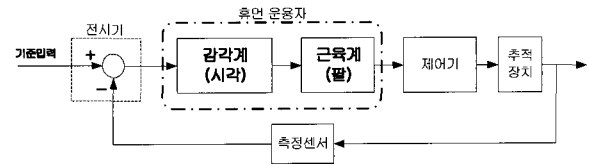


그림 2. 인간 운용자의 구조적 모델.

Fig. 2. Structured model of the human operator.

오차의 크기에 따라 팔 근육의 힘 f(t)를 출력으로 보낸다.

$$f(t) = \frac{1}{a_m \frac{d^2 v(t)}{dt} + b_m \frac{dv(t)}{dt} + k_m v(t)} \tag{3}$$

이제 주어진 모델의 파라미터를 구하기 위하여 전달함수의 형태로 두면 다음과 같다.

$$G(s) = \frac{F(s)}{E(s)} = \frac{b_v s + k_v}{a_m s^2 + b_m s + k_m} \tag{4}$$

3. 매개변수 식별

전달함수로 표현된 운전자 모델 (1) 또는 (4)의 매개변수를 구하기 위하여 (5)와 같이 일반화된 전달함수에 대해 오차가 최소가 되도록하며, 모델링 대상에 대한 주파수응답 특성 실험으로 구할 수 있다.

$$H(s) = \frac{B(s)}{A(s)} = \frac{b_m s^m + b_{m-1} s^{m-1} + \dots + b_1 s + b_0}{a_n s^n + a_{n-1} s^{n-1} + \dots + a_2 s^2 + a_1 s + a_0} \tag{5}$$

where, $n \geq m$ and $a_n = 1$

$$\min \|e\| = \min \left\| \frac{G_d(j\omega)}{G_a(j\omega)} - \frac{B(j\omega)}{A(j\omega)} \right\|^2 \tag{6}$$

$$G(j\omega) = \frac{j b_v \omega + k_v}{-a_m \omega^2 + j b_m \omega + k_m} \cong \frac{j b_v \omega + k_v}{-a_m \omega^2} = X \cdot C \tag{7}$$

$$H(j\omega) = \frac{B(j\omega)}{A(j\omega)} = |H(j\omega)| \angle H(j\omega) = H_R + j H_I \tag{8}$$

여기서

$$X = \begin{bmatrix} \frac{1}{\omega^2} & -j \frac{1}{\omega} \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} -\frac{k_v}{a_m} \\ \frac{b_v}{a_m} \end{bmatrix} \tag{9}$$

따라서, (6)을 만족하는 최적의 계수행렬을 구한후 (9)와 비교하여 각각의 변수값을 다음과 같이 구할 수 있다.

$$C = \left[\begin{matrix} (H_R^T H_R)^{-1} (H_R^T G_R G_R^T H_R) \\ (H_I^T H_I)^{-1} (H_I^T G_I G_I^T H_I) \end{matrix} \right] \tag{10}$$

III. 퍼지-신경회로망에 의한 인간운전자 모델링

1. 시스템 구성

인간 운용자에 의한 수동표적추적장치를 퍼지-신경망 구조로 모델링하기위해 전체 시스템을 그림 3과 같이 구성한다. 수동제어기의 입력은 운용자의 눈 시각에 보여지는 표

적위치와 추적위치간의 오차이며, 운용자는 이 위치오차값을 최소화시키는 방향으로 조종핸들을 구동하여 추적장치에 구동명령을 발생시킨다. 이때 운용자의 표적추적용 핸들은 입력명령생성기를 거쳐서 속도명령을 발생시킨다. 퍼지-신경망으로 구현된 운용자가 포함된 수동제어루프는 오차와 오차변화에 대한 기대 출력치를 퍼지추론방식으로 구현한다. 설계된 퍼지추론기는 이상적인 인간 운용자의 특성을 표현한 것으로 실제 운용자 또는 운용 환경의 변화로 모델링 오차가 존재한다. 따라서, 퍼지출력에 대한 오차를 최소화 하여 수동제어장치의 모델링 오차를 줄이고자 신경회로망에 의한 오차 보상을 추가한다. 신경회로망은 퍼지제어기의 동작에 따라 가중치를 업데이트하여 퍼지추론을 변경하지 않고 시스템의 변화에 적응하는 효과를 가지게 된다. 즉, 기존의 퍼지모델을 수정하지 않고 인간 운용자에 입력되는 위치오차와 그 변화량을 이용하여 실제 운용자 모델의 변화량을 보상한다.

2. 퍼지추론기 설계

퍼지 인간 운용자 모델은 시각적 표적정보를 인간의 판단에 따라 언어적으로 표현하여 추적명령을 생성하는 것으로 입력특성에 따라 함축적인 퍼지규칙으로 구현이 가능하다. 퍼지운용자 모델을 그림 4와 같이 입력신호로부터 퍼지화, 퍼지추론, 역퍼지화등과 같은 요소로 구성된다[13]. 여기서 입력신호는 퍼지법칙의 세분화 설계 및 표현의 정확도를 높이기 위해 위치오차와 위치오차의 변동을 함께 사용한다. 먼저 퍼지화기에서 오차 입력신호에 대한 소속함수는 그림 5와 같이 5개의 삼각함수(NB, NS, ZE, PS, PB)로 설정하고, 오차변화 입력신호는 운용자의 시각에 따라 반응하는 것으로 3개의 크기(small, medium, large)로 나누어 소속함수를 갖도록 그림 6과 같이 설정한다. 또한, 역퍼지화의 소속함수는 그림 7과 같이 5개의 운용자의 행위(left2, left1, center, right1, right2)로 표현한 후 무게중심법으로 출력값을 계산한다.

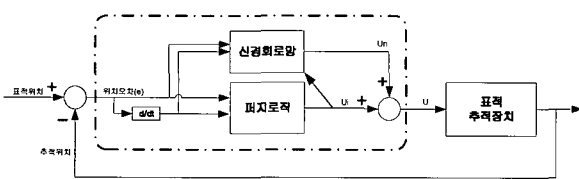


그림 3. 퍼지-신경회로망을 이용한 인간 운용자 모델.
Fig. 3. Human operator model using fuzzy-neural networks.

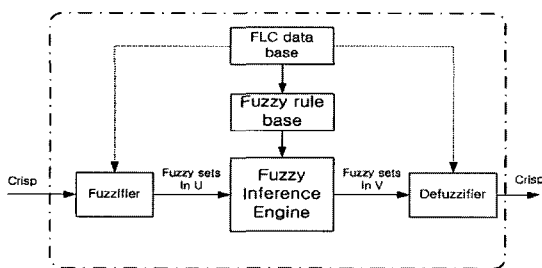


그림 4. 퍼지모델의 구조.
Fig. 4. Structure of the fuzzy model.

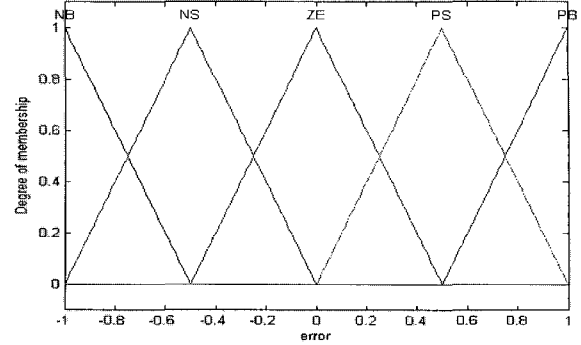


그림 5. 오차입력에 대한 소속함수.
Fig. 5. Membership function of the error input.

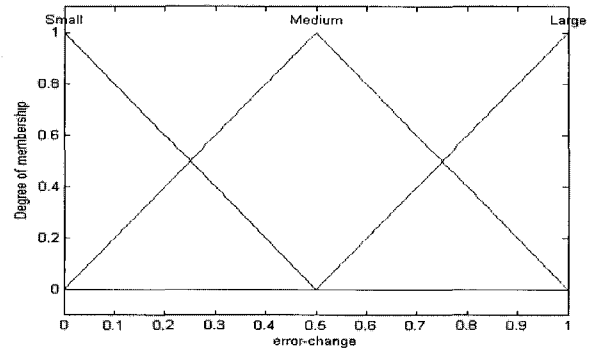


그림 6. 오차변화에 대한 소속함수.
Fig. 6. Membership function of the error variance.

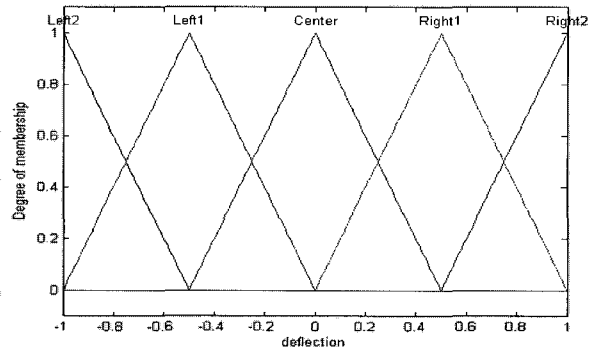


그림 7. 역퍼지화기의 소속함수.
Fig. 7. Membership function of the defuzzifier.

퍼지모델 성능의 중요한 요소중 하나인 퍼지추론법칙은 표적추적장치에 대한 운용자의 경험과 오차실행에 의해 표 1 및 그림 8과 같은 추론법칙으로 속도명령을 생성한다.

3. 신경회로망 보상모델

퍼지모델링에 의한 휴먼모델의 변동요소를 소속함수와 퍼지추론법칙의 수정없이 외부에 모델링오차를 보상하는 신경회로망을 구성한다[17]. 신경회로망은 퍼지제어기의 출력에 대한 오차를 최소화할 수 있도록 다음과 같이 목적함수를 설정한다.

표 1. 퍼지추론로직 설계결과.

Table 1. Fuzzy inference logic for human operator model.

추론법칙	위치오차	위치오차변화	속도명령
1	NB	Small	Left1
2	NB	Midium	Left2
3	NB	Large	Left2
4	NS	Small	Center
5	NS	Midium	Left1
6	NS	Large	Left2
7	ZE	Small	Center
8	ZE	Midium	Center
9	ZE	Large	Center
10	PS	Small	Center
11	PS	Midium	Right1
12	PS	Large	Right2
13	PB	Small	Right1
14	PB	Midium	Right2
15	PB	Large	Right2

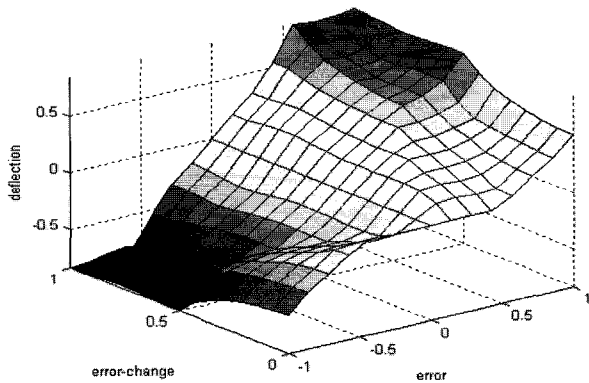


그림 8. 퍼지추론법칙.

Fig. 8. Fuzzy inference rule.

$$E = \frac{1}{2} u_i^2 \tag{11}$$

여기서 $u_i = f(e_\theta, \dot{e}_\theta)$ 이며, 퍼지제어기와 신경회로망에 의한 속도명령의 관계는 퍼지로직에 의한 출력을 u_i , 신경회로망에 의한 보상명령을 u_n 라고 할때 실제 시스템에 입력되는 속도명령은 다음과 같다.

$$u = u_i + u_n \tag{12}$$

역전과 학습 알고리즘을 유도하기위하여 먼저 신경회로망의 구조를 그림 9와 같이 입력을 X_i , 출력을 u_n , 입력층수를 N_i , 은닉층수를 N_h , 출력층수를 N_o 로 두면 다음과 같다. 여기서 각층의 비선형함수는 시그모이드 함수를 사용하고 학습률을 η 로 정의한다.

3.1 전방향 전파식

$$s_j = \sum_{i=1}^{N_i} x_i w_{ij} + b_j \tag{13}$$

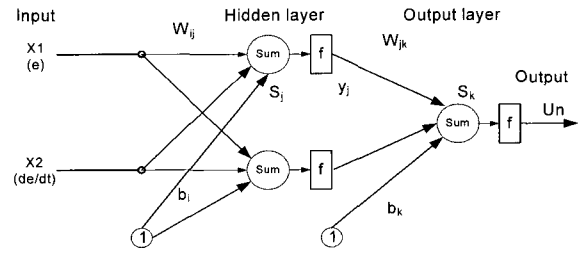


그림 9.2 은닉층 구조의 신경회로망.

Fig. 9. Structure of the neural networks with two hidden layers.

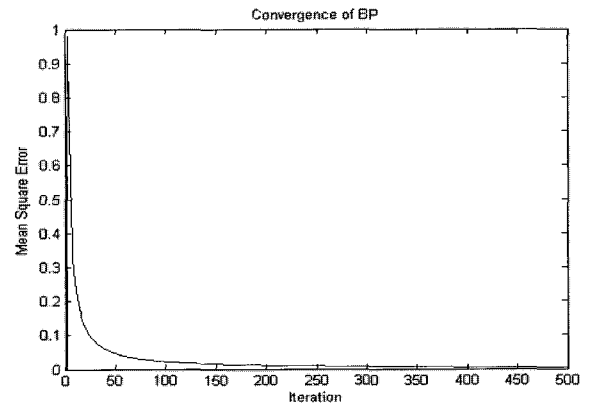


그림 10. 역전파 알고리즘의 오차 수렴(η=0.3).

Fig. 10. Error convergence of the back-propagation algorithm.

$$y_j = f(s_j) = \frac{1}{1 + e^{-s_j}} \tag{14}$$

$$s_k = \sum_{j=1}^{N_h} y_j w_{jk} + b_k \tag{15}$$

$$u_n = \sum_{k=1}^{N_o} f(s_k) = \sum_{k=1}^{N_o} \frac{1}{1 + e^{-s_k}} \tag{16}$$

3.2 역전파 업데이트식

- 출력층 업데이트식:

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \Delta w_{jk}(t) \tag{17}$$

$$b_k(t+1) = b_k(t) + \Delta b_k(t) \tag{18}$$

여기서 가중치의 변화량은 (19)와 (20)으로 계산된다.

$$\Delta w_{jk}(t) = \eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \eta \cdot u_i \cdot u_n \cdot (1 - u_n) \cdot y_j \tag{19}$$

$$\Delta b_k(t) = \eta \frac{\partial E}{\partial b_j} = \eta u_i f'(s_k) \tag{20}$$

- 은닉층 업데이트식:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t) \tag{21}$$

$$b_j(t+1) = b_j(t) + \Delta b_j(t) \tag{22}$$

위의 (21), (22)의 가중치는 다음과 같이 업데이트 된다.

$$\Delta w_{ij}(t) = \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \eta \cdot y_j \cdot (1 - y_j) \cdot x_i \cdot \left(\sum_{k=1}^{N_o} u_i \cdot u_n \cdot (1 - u_n) \cdot w_{jk} \right) \quad (23)$$

$$\Delta b_j(t) = \eta \frac{\partial E}{\partial b_j} = \eta \cdot y_j \cdot (1 - y_j) \cdot \left(\sum_{k=1}^{N_o} u_i \cdot u_n \cdot (1 - u_n) \cdot w_{jk} \right) \quad (24)$$

이제, 신경회로망의 성능과 수렴성을 보기위해 그림 9와 같이 2입력, 1출력의 다층(2 은닉층)망을 구성하고 역전파 알고리즘을 통한 학습결과 그림 10과 같이 빠른 수렴성을 보였다. 여기서 신경망의 입력은 위치오차와 오차의 미분값을 사용하고, 퍼지모델의 출력을 (17)-(24)의 업데이트 과정에 적용하였다. 그리고 역전파 알고리즘의 수렴성능을 최적화 하기위해 반복 시뮬레이션을 수행한 결과 구해진 최적의 학습률(η)은 0.3으로 적용하였다.

IV. 시뮬레이션 결과

퍼지-신경회로망을 이용한 모델링 방법을 그림 1의 표적 추적시스템의 인간 운용자가 포함된 수동제어기에 적용하여 보상 모델의 타당성과 실 장비에 적용 가능성을 보이고자 한다.

1. 기존의 인간 운용자 모델링 결과

기존의 crossover 모델과 구조적 모델은 구조가 간단하여 많이 이용되고 있으며, 확정된 모델의 파라미터만 최적으로 결정하면 된다. 2장의 (1)에서 미지의 파라미터는 간단한 시험을 통하여 인간 운용자의 특성을 표현할 수 있다. 여기서는 실제 운용자 핸들을 이용하여 기준입력을 추종하는 운용자의 시간지연과 주파수 응답특성으로 표 2와 같은 결과를 얻었다. 또한, 기준입력이 0.1Hz 사인파일때 운용자에 의한 핸들출력과 모델의 출력은 그림 11과 같은 결과를 보였다. 기존의 모델은 시스템의 변동이 적고 외란이 없는 환경에서는 우수한 성능을 가짐을 알 수 있다.

2. 퍼지-뉴럴 운용자 모델링

기존의 모델링방법은 실제 수동 표적추적시스템이 운용되는 환경에서는 외란과 불확실성이 많아 구현의 한계가 있다. 즉, 인간 운용자의 수동제어기는 비선형시스템으로 모델링에 많은 어려움을 가지고 있다. 모델링을 위한 실험

표 2. 인간 운용자 모델의 파라미터.

Table 2. Parameters of the human operator model.

모델	파라미터	설계방법	
Crossover 모델	K = 1.0, D = 0.3 T = 0.1	확정적 모델구조 주파수응답시험	
구조적 모델	mh = 0.1 b = 0.02~0.07 k = 0.15~0.22		
퍼지-신경망 모델	퍼지 모델	소속함수: 삼각 15 inference logic	운용자 경험 시스템 특성
	신경망 모델	2 inputs, 1 output 2 layer back-propagation	BP 학습알고리즘 퍼지출력 오차보상

데이터는 실제 수동표적추적장치가 탑재된 전투차량에서 운용자가 여러 조건의 표적을 추적하면서 수집한다. 인간 운용자의 핸들에 직접 가해지는 외란과 차량주행진동 또는 기울임에 의한 외란은 각각 그림 12 및 13과 같은 특성을 보였다. 이러한 외란의 환경에서 운용자는 표적전시기에 표시되는 표적의 위치와 포의 지향오차를 이용하여 위치오차가 최소가 되도록 추적임무를 수행한다. 시스템에서 측정된

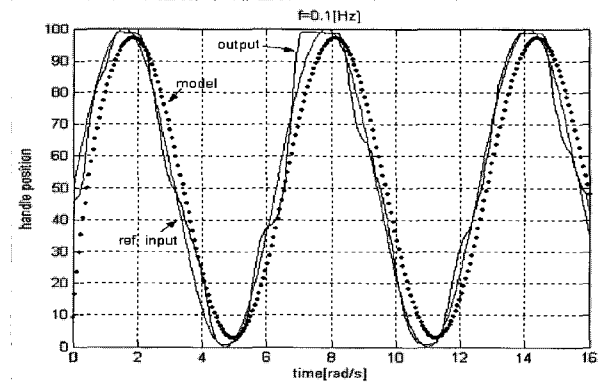


그림 11. 구조적 모델링 실험결과.
Fig. 11. Test results of human modeling using structure model.

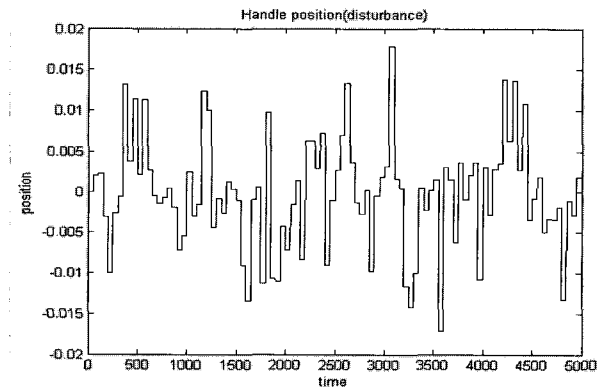


그림 12. 운용자 핸들의 외란특성.
Fig. 12. Disturbance of the operator's handle.

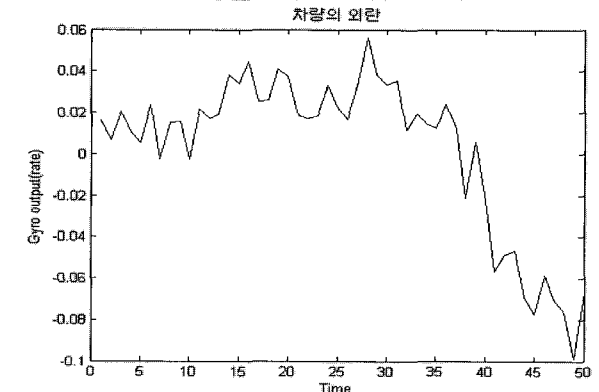


그림 13. 차량의 외란특성.
Fig. 13. Disturbance of the vehicle.

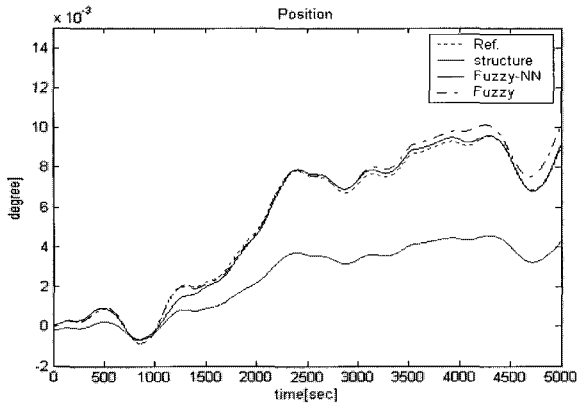


그림 14. 표적추적 위치.

Fig. 14. Target position while tracking.

표 3. 모의시험 결과 1.

Table 3. Results of the simulation(case 1).

시험 회차	표적추적 명령[RMS]			
	실 운전자	기존의 모델	퍼지 모델	퍼지-뉴로 모델
1	0.0033	0.0026	0.0035	0.0035
2	0.0044	0.0035	0.0043	0.0043
3	0.0060	0.0045	0.0064	0.0063
4	0.0074	0.0055	0.0070	0.0072
5	0.0087	0.0065	0.0088	0.0087
6	0.0100	0.0075	0.0101	0.0100
7	0.0113	0.0085	0.0102	0.0110
8	0.0138	0.0106	0.0144	0.0139

표 4. 모의시험 결과 2.

Table 4. Results of the simulation(case 2).

시험 회차	표적추적 명령[RMS]			
	실 운전자	기존의 모델	퍼지 모델	퍼지-뉴로 모델
1	0.0033	0.0026	0.0035	0.0035
2	0.0059	0.0045	0.0062	0.0061
3	0.0087	0.0065	0.0079	0.0082
4	0.0113	0.0085	0.0119	0.0112
5	0.0139	0.0106	0.0138	0.0139
6	0.0191	0.0146	0.0196	0.0192
7	0.0274	0.0206	0.0269	0.0273

표적위치, 포 구동위치, 운용자의 표적속도 명령등을 이용하여 앞장에서 설계된 인간 운용자의 퍼지-뉴로 모델링에 의한 시뮬레이션을 수행하였다. 모델링 성능은 시스템의 실제 위치오차와 모델의 시뮬레이션 위치오차로 평가된다.

실제 차량과 운용자의 외란이 존재하는 수동추적장치에서 인간 운용자가 표적을 추적하는 시험을 수행한 결과 표적을 추적하는 위치는 그림 14와 같다. 추적속도와 시간이 누적되면서 기존의 구조적 모델은 많은 오차를 보이고 있다. 반면, 퍼지-뉴로 모델은 퍼지모델의 오차를 보상하여 좋은 모델링 결과를 보여주고 있다.

본 논문에서 적용한 퍼지-뉴로 모델의 실용성을 보이고

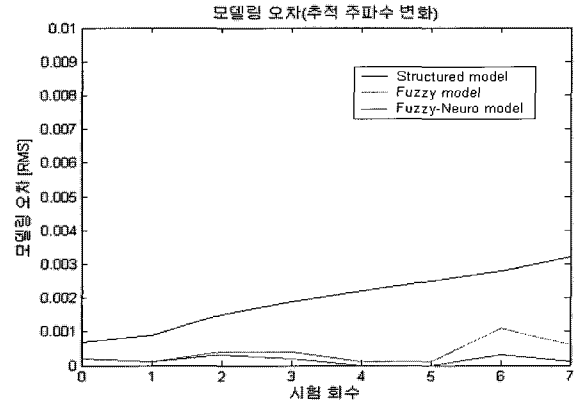


그림 15. 모델링 오차 1.

Fig. 15. Modeling error(case 1).

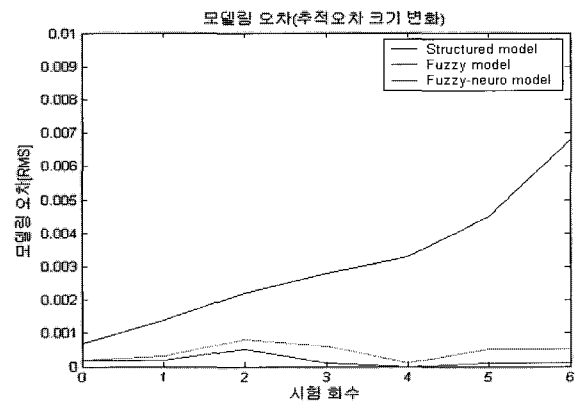


그림 16. 모델링 오차 2.

Fig. 16. Modeling error(case 2).

자 그림 1과 같은 표적추적장치의 인간 운용자가 포함된 수동제어기의 모델링 결과를 다양한 시험조건으로 비교 검증하였다. 먼저, 인간 운용자에 대한 표적위치오차 명령의 주파수가 변화 할때 각 모델별 표적추적명령은 표 3와 같다. 즉, 실 운용자의 추적명령에 대한 모델링 오차는 퍼지-뉴로 모델이 가장 적음을 보여주고 있다. 한편, 표 4는 인간 운용자가 추종해야하는 표적위치오차의 크기가 변화 할때 실 운용자가 발생하는 표적추적명령과 각 모델의 명령을 각 시험회차별로 보여주고 있다. 표적의 위치오차가 클때도 기존의 모델링 결과 보다 퍼지-뉴로 모델은 실 운용자에 근접한 것으로 나타났다.

표 3과 4의 시험결과를 각 모델링 구조에 따라 실 운용자와의 모델링 오차를 계산하면 그림 15와 16으로 표현된다. 모델링 오차의 크기를 보면 퍼지-뉴로 모델링 결과가 가장 우수함을 많은 시험결과를 통하여 보여주고 있다.

V. 결론

인간 운용자에 의한 수동제어시스템은 운용자 개인의 특성과 운용환경 또는 시스템의 변화에 의한 모델링 오차가 크고 정확한 모델링이 쉽지 않다. 따라서, 본 논문에서는 인간 운용자에 의한 수동제어시스템을 경험과 지식기반으

로 설계된 퍼지모델로 구현한 후 모델의 변동에 의한 오차를 신경회로망으로 보상하였다. 신경회로망은 학습능력을 가지므로 시스템의 변동에 스스로 적응하여 모델링 오차를 최소화하는 역할을 한다.

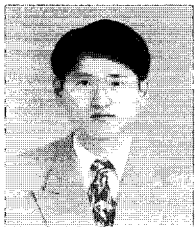
기존의 수학적 확정모델은 많은 실험을 통하여 주파수 특성분석으로 파라미터를 결정해야 하는 단점을 가진 반면 본 논문에서 적용한 퍼지-신경회로망 구조의 모델은 퍼지 추론을 이용한 비선형요소 표현의 편이성과 신경회로망의 학습적응에 따른 모델링 오차보상으로 성능향상을 동시에 구현 가능하였다. 제시된 모델링 방법의 타당성을 보이기 위해 기동차량에 탑재된 수동 표적추적장치에 대한 다양한 시험을 수행하고 이 데이터를 이용하여 시뮬레이션을 모델링별로 수행하였다. 시험은 목표물의 추적오차가 변동하는 주파수의 변화와 크기의 변화로 구분하여 수행하였으며, 각 시험별로 발생하는 추적명령과 모델링 오차를 비교하였다. 퍼지모델로 설계된 기존의 인간 운용자 모델은 수동제어기의 구성요소 추가 또는 수정없이 학습에 의한 신경망의 오차 보상으로 쉽게 성능을 향상시킬 수 있었다.

참고문헌

- [1] D. T. McRuer and H. R. Jex, "A review of quasi-linear pilot models," *IEEE Transactions on Human Factors in Electronics*, vol. 8, pp. 231-249, Sept. 1967.
- [2] D. L. Kleinman, S. Baron, and W. H. Levison, "An optimal control model of human response, part 1: Theory and validation," *Automatica*, vol. 6, 1970.
- [3] D. T. McRuer, "Human dynamics in man-machine systems," *Automatica*, vol. 16, 1980.
- [4] J. M. E. Van De Vegte, P. Milgram, and R. H. Kwong, "Teleoperator control models: Effects of time delay and imperfect system knowledge," *IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics*, vol. 20, no. 6, pp. 1258-1272, Nov./Dec. 1990.
- [5] M. R. Anderson, "A model of the human operator using sensitivity function shaping," *Proc. of the American Control Conference*, June 1994.
- [6] S. Lee and H. S. Lee, "Modeling, design, and evaluation of advanced teleoperator control systems with short time delay," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 9,

no. 5, October 1993.

- [7] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control," *IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics*, vol. 15, no. 1, pp. 116-132, 1985.
- [8] M. Sugeno and T. Yasukawa, "A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 1, no. 1, pp. 7-31, Feb. 1993.
- [9] E. Kim, M. Park, S. Ji, and M. Park, "A new approach to fuzzy modeling," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 5, no. 3, August 1997.
- [10] S. Shao, "Fuzzy self-organizing controller and its application for dynamic processes," *Fuzzy sets and systems*, vol. 26, pp. 151-164, 1988.
- [11] R. Tanscheit and E. M. Scharf, "Experiments with the use of a rule-based self-organizing controller for robotics applications," *Fuzzy sets and systems*, vol. 26, pp. 195-214, 1988.
- [12] M. Sugeno and K. T. Kang, "Structure identification of fuzzy model," *Fuzzy sets and systems*, vol. 28, pp. 15-33, 1988.
- [13] L. X. Wang, "Stable adaptive fuzzy control of nonlinear systems," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 1, no. 2, May 1993.
- [14] S. Horikawa, T. Furuhashi, and Y. Uchikawa, "On fuzzy modeling using fuzzy neural networks with the back-propagation algorithm," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 3, no. 5, Sept. 1992.
- [15] J. S. Roger Jang and C. T. Sun, "Functional equivalence between radial basis function networks and fuzzy inference systems," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 4, no. 1, Jan. 1993.
- [16] J. S. Roger Jang, "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system," *IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics*, vol. 23, no. 3, May 1993.
- [17] Z. L. Liu and J. Svoboda, "A new control scheme for nonlinear systems with disturbances," *IEEE Transactions on Control Systems technology*, vol. 14, no. 1, January 2006.



이 석 재

1990년 경북대학교 전기공학과 졸업. 1992년 동 대학원 석사. 1992년~현재 국방과학연구소 선임연구원. 관심분야는 시스템 식별 및 모델링, 퍼지추론 제어, 센서신호처리, 최적제어 등.



유 준

1978년 서울대 전자공학과 졸업. 1980년, 1984년 한국과학기술원 전기전자공학과(공학석사, 공학박사). 1984년~현재 충남대학교 전기정보통신공학부 교수. 1989년 2월~1990년 2월 미쉬건 주립대학교 객원교수. 1993년 12월~1994

년 2월 독일 후라우호퍼 생산공학 및 자동화(IPA) 연구소 방문연구원. 1997년 2월~1998년 2월 캘리포니아 주립대학교(데이비스) 객원교수. 관심분야는 산업공정제어, 센서신호처리, IT 기반 로봇, 항법시스템 등.