

적응형 신경망-퍼지 추론법에 의한 가스터빈 발전 시스템의 모델링 및 2자유도 PID제어기 튜닝

(Modeling and Tuning of 2-DOF PID Controller of Gas turbine Generation Unit by ANFIS)

김동화*

(Dong-Hwa Kim)

요 약

본 논문에서는 적응형 신경망-퍼지 추론(ANFIS) 방법을 이용해 가스터빈의 각 변수 변화에 대해 가장 최적으로 제어 될 수 있는 전달함수를 구하고 또 2자유도 PID제어기를 튜닝하는 문제를 연구하였다.

적응형 신경망-퍼지 추론(ANFIS)법은 기존의 퍼지나 신경망에 비해 플랜트 특성에 따라 소속함수의 모양을 적절하게 가변하면서 학습 할 수 있어 변수가 급격히 변하는 플랜트 제어에서 매우 효과적인 방법이다.

한편 가스터빈의 기동시간은 매우 짧고 제어변수도 많아 최적 기동을 위해서는 기동순간마다 제어변수 값을 가변시켜야 하나 실질적으로 이에 적합한 제어기를 설계하는 것은 매우 어렵다.

따라서 본 연구에서는 실용적인 지능형 제어기를 연구하기 위해 적응형 신경망 퍼지 추론법을 군산 가스터빈의 실제 운전 데이터에 적용하여 특성을 확인한 후 2자유도 PID 제어기를 적용하여 튜닝하였다. 그 결과 적응형 신경망을 이용한 결과가 기존의 PID 제어기에 비해 우수함을 나타내었다. 본 연구는 실제 운전되는 가스터빈의 데이터를 이용해 특성을 고찰한 것이므로 다른 유사한 프로세스에도 유용하게 활용 할 수 있을 것으로 기대된다.

Abstract

We studied an acquiring of transfer function and tuning of 2-DOF PID controller using ANFIS for the optimum control to turbine's variables variety. Since the shape of a membership function in the ANFIS vary on the characteristics of plant. ANFIS based control method is effective for plant that its variable vary.

On the other hand, a start-up time is very short and its variable's value for optimal start-up in gas turbine should be varied, but it is very difficult for such a controller to design.

In this paper, we tune 2-DOF PID controller after apply a ANFIS to the operating data of Gun-san gas turbine and verify the characteristics. Its results is compared to the conventional PID controller and discuss. We expect this method will be used for another process because it is studied on the real operating data.

1. 서 론

가스터빈은 기동시간이 짧고 부하변동에 대해 신속히 적용 할 수 있는 특성을 지니고 있을 뿐만 아

니라 디젤엔진과 같은 시동장치 등이 없어 부피가 작고 건설기간이 비교적 짧아 전력수요 증가가 급격히 예상되는 지역에 매우 유용하다.

또한 가스 발전설비는 완전연소가 가능하여 배기 물질을 현저히 줄일 수 있는 장점도 지니고 있고 석유, 석탄, 원자력 발전 설비 개발이 제한되어 있는 현실점에서는 중요한 발전설비로 부각되어 그 수요

* 정회원 : 대전산업대 제어계측공학과 교수
접수일자 : 1999년 9월 28일

는 더욱 증가 할 것으로 예상된다.[1]

이러한 장점에 의해 신도시 건설이나 공단의 신규 건설 등으로 급격한 늘어나는 전력 수요를 충족시키고 가스터빈의 배기 열을 증기 터빈용 열원 CHPC(Combined Heat and Power Cogeneration)이나 난방용 열원으로 이용해 열효율을 획기적으로 증가시킨 60~150[MW]급 정도의 복합발전 형태(Combined Cycle)를 한 터빈 발전소가 서인천, 일산, 군산 등과 같은 지역에 건설하여 현재 전력을 생산 중에 있다.[2]

특히 최근에는 급격히 증가하는 에너지 소비를 충족시키기 위해 신속한 에너지원 개발이 대두됨에 따라 단순히 폐기 처분하던 종래의 에너지원도 발전용이나 열원으로 개발하여 실용화 하여가는 추세에 있다. 따라서 가스터빈이나 복합 발전용 시스템 계통에 대한 제어연구가 다양한 방법으로 이루어지고 있다. 이와 같이 가스터빈의 유용성이 증가되고 있으나 가스터빈의 기동시간은 매우 짧고 최적 기동을 위해서는 튜닝 변수 값을 기동순간마다 변화 시켜야 함으로 제어기 설계가 어렵다.

본 연구에서는 가스터빈 발전 제어계통에 대한 실용성에 바탕을 둔 제어 방법을 연구하기 위해 군산 가스터빈의 실제 운전상에서 얻은 데이터를 이용해 전달함수를 얻고 이를 적응형 신경망-퍼지 추론(ANFIS)방법에 의해 모델링 한 결과와 비교하여 그 모델의 유효성을 확인한 후 가스터빈에 가장 적합한 적응형 신경망-퍼지 추론(ANFIS)방법을 적용한 2자유도 PID제어 방법을 연구하였다.

2. 가스터빈 발전 시스템의 구조 및 특징

복합 화력 발전 방식은 그림 1, 2에서 알 수 있는 바와 같이, 가스터빈, 보일러, 증기터빈(고압, 저압), 발전기 등으로 구성되어 있다. 특히 영월과 군산 복합화력 가스터빈의 경우는 정격출력 50(W), 회전수 3600(rpm), 단일축(single shaft) 3단 터빈, 17단의 공기 압축용 압축기, 배기가스 덕트 구(Exhaust gas), 냉각장치(Cooling system)로 되어 있는데 가스터빈 동력 중 압축기가 소비하는 동력은 전체 발생동력의 2/3정도 소비하는 특징을 가지고 있다[1].

복합 발전 설비의 제어 변수로는 가스터빈 제어

변수, 증기터빈 제어 변수, 전기적 부하변수 등 여러 개의 부 시스템으로 구성되어 있어 최적의 제어를 위해서는 터빈 고유 특성 외에 각 부 시스템(Subsystems)의 제어변수도 고려하여야 한다.

즉, 전 시스템은 부 시스템간에 상호 연결되어 있어 독립적으로 그 시스템을 평가, 제어하는 것이 매우 어렵다.

따라서 실질적인 제어방법을 연구하기 위해서는 기본적인 제어 알고리즘에 대한 연구 외에 운전 데이터를 이용해 제어시 발생하는 다양한 특성을 검토할 필요가 있게 된다.

가스터빈의 효율 및 제어특성에 영향을 미치는 것으로는 공기 및 연료계통 유량, 터빈 계통 및 발전 시스템 등으로 이들의 제어 및 구성방법 등에 따라 다르게 된다. 예를 들면 GE-frame 9,200(MW)급 가스터빈의 경우, 연소가스 온도가 1200(°C)일 때 배출 가스 온도는 550(°C)정도이고 각 유속은 전기적 출력에 따라 달라 연료 유속은 9(kg/s)정도이다. 또 공기/연료비율은 670[%], 연소기로 분사되는 물은 전 부하시 3.5[kg/s]정도이다[2-3].

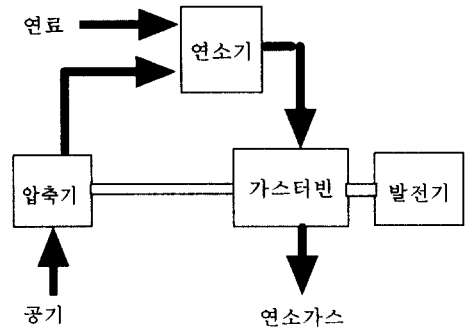
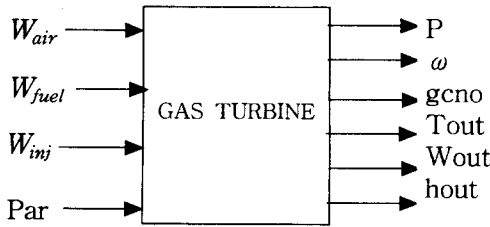


그림 1. 가스터빈의 구조
Fig. 1. The structure of gas turbine

따라서 가스터빈의 최적효율에 관계된 제어변수로는 그림 2에서 알 수 있는 바와 같이 입력변수[연료 유량, 공기유량(또는 공기/연료 비율), 공기온도, 물 분사 유량], 출력변수[전기출력(부하), 주파수(회전자 회전수), 배기가스 온도, 기타 부 시스템 등으로 시스템이 복잡하여 제어해야 할 변수가 많아 이들 제어 변수를 모두 고려해 최적으로 제어기 변수를 튜닝 하는 것이 어렵다[1-2].



W_{air} = air flow to the turbine,
 W_{fuel} = fuel flow to the turbine
 W_{inj} = steam(water) injection flow,
 Par = enthalpy, density, pressure and temperature of inlet air, temperature of injection liquid,

그림 2. 가스터빈 제어변수
 Fig. 2. The control variable of gas turbine

따라서 각 시스템의 특성을 고려한 모델 방정식을 구하고 이를 실질적인 대한 운전 데이터와 비교하여 특성을 확인한 후 이를 바탕으로 제어기를 설계하거나 제어변수를 조절하는 방법이 필요하다.

3. 군산 가스터빈 제어시스템의 모델링 및 제어기 설계

3.1 운전데이터를 이용한 군산가스터빈 발전 시스템의 전달함수

본 논문에서는 실질적인 제어방법을 연구하기 위해 군산 가스터빈의 실제 운전 데이터를 이용해 제어시스템에 대한 전달함수를 구하였다. 가스 터빈은 연료신호에 대한 연료량 제어계통, 연료에 대한 전기적 출력 계통, 배기가스 온도계통, 터빈속도계통으로 크게 나뉘어지는데 이들 각 계통에 대한 전달함수를 구해 전체적으로 하나의 전달함수를 얻을 수 있다.

그림 3은 군산 가스터빈에 대한 제어시스템 블록도로 상단 부분은 연료 제어계통에 대한 전달함수이고 하단부분은 온도제어 계통에 대한 전달함수이다[3].

운전데이터는 군산 가스터빈을 기동(start-up)-운전(run)-정지(stop)과정을 반복하면서 각 변수 취득 개소에 연결된 데이터 취득 장치(data acquisition

board)를 이용해 각 변수의 변화값을 얻었다. 이 데이터를 이용해 각 변수의 변화에 따른 특성 곡선을 얻고 이 특성 곡선과 일치하도록 운전 데이터를 이용해 전달함수를 구하였다. 사용한 S/W는 Laview이고 데이터 취득 보드는 Laview회사에서 제시하는 사양에 맞는 것을 이용하였다[4].

3.2 적응 뉴로-퍼지 추론에 의한 군산 가스터빈의 모델링

지능제어기 설계 방법에는 다양한 기법이 있어 어떤 방법을 적용하느냐에 따라 여러 가지 다른 결과를 얻을 수 있다[5-8]. 퍼지 제어기설계는 오래 전부터 지능제어기 설계에 이용되어 온 방법이나 최근에는 퍼지만의 이론으로는 제어기 설계에 한계가 있어 신경망을 적용하고자 하는 연구가 많다[7-8].

신경망의 역 전파 학습 알고리즘을 퍼지논리 추론에 적용하는 경우 시스템이 제어하고자 하는 대상 시스템의 입,출력 관계를 제어대상의 변수 변화에 따라 추종하면서 정확히 학습시킴으로서 시스템 모델을 얻어낼 수 있고 제어기 튜닝시에도 좋은 효과를 얻을 수 있다[9-10].

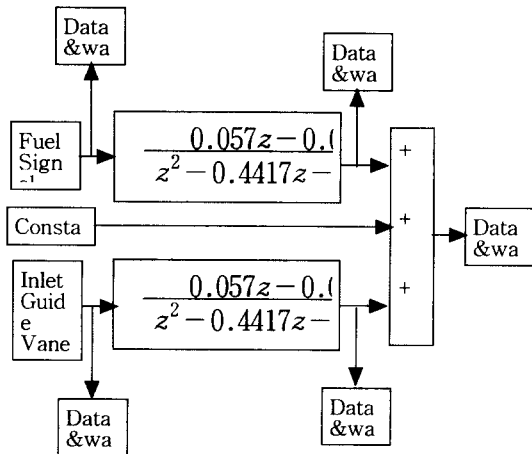


그림 3. 군산 가스터빈 발전 시스템의 운전데이터에 의해 구한 전달함수 블록도
 Fig. 3. Transfer function block diagram based on the operating data of Gunsan gas turbine

신경회로망만을 이용하는 경우 신경회로망 모델의 각 매개변수들과 입-출력 데이터들과의 관계가 명확

히 알 수 없기 때문에 매개변수들을 체계적으로 정할 수 없어 일반적으로 일정 영역 안에서 무작위로 설정함으로써 학습시간이 많이 걸린다. 그러나 뉴로-퍼지 모델의 경우 각 매개 변수들이 실질적으로 의미를 갖는 점을 이용해 퍼지 시스템의 초기 매개변수 값을 효율적으로 정하여 신경망의 학습 알고리즘 효과를 높일 수 있다[7-8].

뉴로-퍼지 모델은 여러 개의 퍼지 IF-THEN를 집합에 의하여 형성된 퍼지논리 시스템을 기준으로 형성되었기 때문에 제어하고자 하는 대상 시스템에 대한 인간의 지식을 좀더 지능적인 방법으로 반영시킬 수 있다는 특징을 가진다.

본 연구에서는 이와 같은 장점을 가진 적용형 신경망과 퍼지를 결합하여 제어시스템의 동특성에 따라 퍼지 함수를 능동적으로 가변 할 수 있도록 한 추론 방법을 군산 가스터빈의 모델에 적용하여 전달 함수를 구하고 이를 이용해 지능적으로 튜닝 할 수 있는 문제를 연구하였다. 이 방법을 구현하기 위한 3입력 1출력 시스템의 구조를 갖는 적용형 신경망-퍼지추론 구조를 나타내면 그림 4와 같다.

퍼지 추론에 이용하는 1차 시스템에 대한 스키노 퍼지 모델(Sugeno fuzzy model)을 나타내면

Rule 1 : If x is A1 and y is B1,

then f1 = p1x+q1y+r1,

Rule 2 : If x is A2 and y is B2,

then f2 = p2x+q2y+r2,

와 같고 그림 4의 각 노드(node)에 대한 정의는 다음과 같다.

1) Layer1

이 layer에서 모든 노드는 노드함수에 대해 적용적 노드를 갖는다.

$$O_{1,i} = h_{A_i}(x), \quad i = 1, 2$$

$$O_{1,i} = h_{B_{i-2}}(y), \quad i = 3, 4$$

여기서 x, y는 노드 i 에 대한 입력을 나타내고 A_i (또는 B_{i-2}) 는 각 노드에 대한 “적다(Small), 크다(Large)” 와 같은 언어적 라벨을 나타낸다. 즉, O_{1,i}는 퍼지 집합 A(= A₁, A₂, B₁, B₂)의 소속 함수 등급(grade)을 나타내고 주어진 입력 x, y가 언어적 표현량 A를 만족하도록 결정한다.

여기서 A 에 대한 소속함수는

$$h_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b}}$$

로 주어지고 파라미터 a_i, b, c_i 값을 가변함으로써 벨 모양의 소속함수 모양도 변하게 된다. 즉, a_i, b, c_i는 소속함수의 모양을 변화시키기 위한 변수이다.

2) Layer 2

이 layer에서 모든 노드는 고정된 값을 갖고 입력 신호를 받는 기능을 하며 입력신호에 일정한 이득을 곱하여 출력을 내보낸다. 이 함수를 전제 변수라 한다.

$$O_{2,i} = w_i = h_{A_i}(x) h_{B_i}(y), \quad i = 1, 2$$

3) Layer 3

이 layer에서 노드는 고정된 값을 갖고 i차 노드는 모든 규칙의 점화강도의 합계(the sum all rule's firing strength)에 대해 i 차 규칙의 점화강도 비율을 계산하는 역할을 한다.

$$O_{3,i} = \overline{w_i} = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2$$

4) Layer 3

이 layer에서 노드는 적용노드 함수를 갖고

$$O_{4,i} = \overline{w_i f_i} = \overline{w_i} (p_i x + q_i y + r_i)$$

로 주어진다. w_i는 이미 layer 3에서 정의된 값이다.

5) Layer 3

이 layer에서 고정된 노드를 갖고 모든 입력의 합으로서 계산된다.

$$\text{전체의 합} = O_{5,1} = \sum_i \overline{w_i f_i} = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

이들 함수를 이용해 적절하게 가변 하여 네트워크를 구성 할 수 있다. 예를 들면 4개의 layer만을 갖는 네트워크를 얻기 위해서는 layer 3과 4를 결합할 수 있고 그 대신 마지막 layer에서 가중함수를 이용해 정상적인 값을 조절 할 수 있다.

극단적인 경우 전 네트워크를 동일한 변수를 갖는 싱글 네트워크로 할 수 있으나 노드함수와 네트워크

의 구조는 임의로 할 수 있다. 이 경우도 각 layer와 모듈의 함수는 어떤 의미를 가져야 한다. 각 규칙 ($f_i, i=1, 2$)의 출력은 결론에 의해 얻어진 소속 함수와 점화강도(firing strength)를 결합하여 얻어진다. Min-max합성법을 이용하는 Mamdani추론법에서 적용 네트워크를 구성하는 경우는 무게 중심에 의해 비퍼지화 할 때 적분을 이산 추론법(discrete approximation)으로 대체하면 된다. 그러나 그 결과에 의한 적용추론은 단순한 Sugeno나 Tsugamoto 추론법 보다도 매우 복잡하게 된다. 그러나 Mamdani 퍼지 모델에서 합-곱(sum-product) 합성과 (composition) 무게중심 비 퍼지 방법을 채택하는 경우 적용 추론법을 구성하면 쉽게 할 수 있다.

3.3 군산 가스터빈용 2자유도 PID제어기

본 논문에서는 실용화에 바탕을 둔 실용적인 지능형 제어기를 설계하기 위해 그림 4와 같은 추론법을 그림 5와 같은 제어계통으로 구성하여 이를 튜닝하는 문제를 연구하였다.

2자유도 제어기에 대한 기본적인 이론 및 종류는

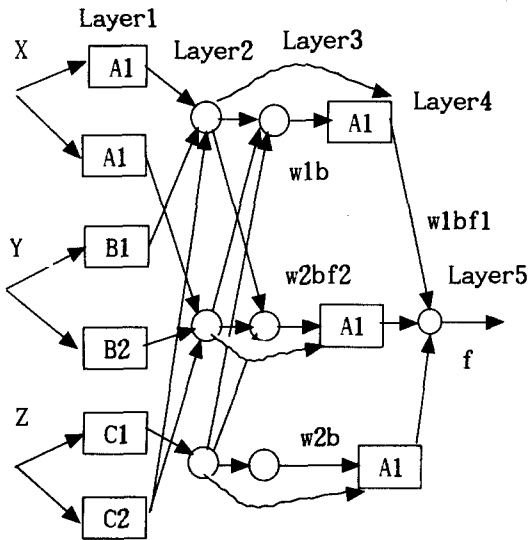


그림 4. 3개의 규칙인 경우 적용 네트워크 구조
Fig. 4. The structure of ANFIS with three input

여러 가지가 있으나 본 연구에서는 참고문헌[10]에서 소개한 방법중 목표치 필터형을 적용하였고 그림 6에 그 블록도가 나타나 있다.

목표치 필터형에 대한 상세한 이론 및 특성은 참고문헌[9]의 것을 그대로 이용하였다. 그러나 이의 튜닝에 대한 방법과 이론 등은 아직 제시된 바가 없어 여러 가지 방법으로 시행착오적인 방법으로 수행하는 것이 일반적이다. 따라서 이의 튜닝에 대한 연구는 절실하다.

4. 군산 가스터빈에 대한 적용 및 시뮬레이션

그림 7은 군산 가스터빈의 기동-운전-정지 과정중 연료 제어계통의 연료량 변화특성을 나타낸 것으로 곡선 변화중 순간적인 외란 특성을 포함하고 있는 상부의 것이 실제 운전데이터에서 얻은 연료량 변화이고 하단부의 진동이 없는 것이 적응형 신경망-퍼지학습(ANFIS) 방법을 계통에 적용하여 나타낸 것이다.

실제의 운전 데이터를 이용해 얻은 응답은 신호 변화를 그대로 반영하여 곡선중에 매우 많은 외란을 포함하고 있는데 반해 퍼지-신경망 방법을 적용한 것은 곡선이 매끄럽게 나타나 더 안정한 상태인 것을 알 수 있다.

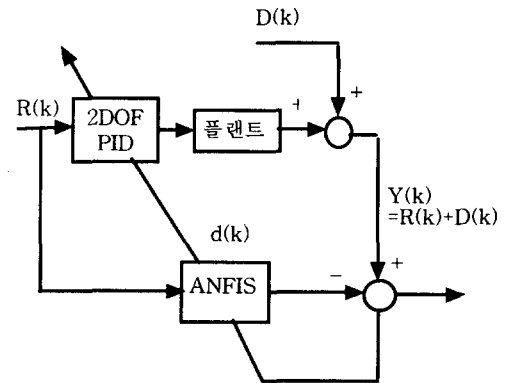
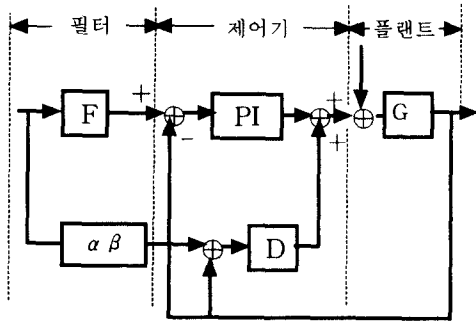


그림 5. ANFIS를 이용한 제어 시스템
Fig. 5. The control system using by ANFIS



$$D = \frac{K_p T_d s}{1 + \eta T_d s}, \quad PI = K_p \left(1 + \frac{1}{T_i s}\right)$$

$$F = \frac{1}{1 + \beta T_f s}$$

그림 6. 군산 가스터빈용 2자유도 PID 제어기
Fig. 6. The 2-DOF PID controller for Gunsan gas turbine

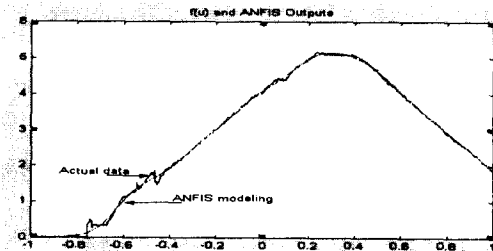


그림 7. 실제 운전에 의한 변수 출력과 모델링 출력
Fig. 7. The output of the operating data and the modeling output by ANFIS

그림 8은 모델링에 의해 얻은 전달함수를 이용해 스팀터빈의 기동-운전-정지과정에서 각 변수들의 변화 특성곡선을 나타낸 것이고 그림 9는 각 변수의 변화 특성을 명확히 관찰하기 위해 기동 과정만을 확대하여 나타낸 것이다.

그림 10(a)는 ANFIS시스템을 가스터빈에 적용한 경우 초기 소속함수 모양을 나타내고 그림 10(b)는 최종단에서의 소속함수 모양을 나타낸다. 그림에서 볼 수 있는 바와 같이 초기와 최종단에서의 소속함수 모양이 다를 수 있는데 이와 같이 다른 모양을 나타내는 것은 학습과정에서 제어변수 변화에 따라 그에 적합하도록 소속함수 모양을 변경 시켰기

때문이다. 이러한 점이 기존의 퍼지제어와 적응적 신경망-퍼지 제어기의 다른 점이라 할 수 있다.

그림 11은 적용한 적응형 신경망-퍼지 시스템의 학습오차를 나타낸 것으로 초기에는 오차가 컸으나 최종과정에서 오차가 매우 적은 상태로 됨을 알 수 있다. 또 그림 12는 기존의 PID 제어기를 가스터빈에 적용하고 운전하는 경우 기동과정에서의 가스온도, 가이드베인 열림변화, 연료량 신호 및 연료량 변화에 대한 각 변수들의 변화 특성곡선이다.

각 변수들을 정밀하게 튜닝하여도 연료량 변화에 따라 연료가 잘 추종하지 못하는 특성을 나타내어 정밀한 제어에는 한계가 있음을 나타내고 있다.

특히 앞서 설명한 바와 같이 신호가 변하는 과정에서 외란이 발생하는 경우 그대로 신호에 반영되어 연료량 변화도 많은 외란을 그대로 나타내고 있다.

그림 13은 가스터빈의 온도 전달함수에 PID제어기를 적용하고 제어를 한 것으로 제어가 거의 이루어지고 있지 않음을 알 수 있다. 즉, 연료 전달함수에 PID 제어기를 적용하고 제어를 하는 경우는 제어가 이루어지고 있으나 온도 전달함수에만 제어기를 적용하는 경우는 가스터빈의 특성상 제어가 되지 않고 있다. 이러한 특성은 현재 구성되어 있는 실제의 제어계통 특성과도 일치한다. 한편 그림 14-15는 2자유도 PID제어기를 연료 전달함수에 적용하고 ANFIS를 이용해 튜닝한 결과를 나타낸 것으로 기존의 PID 제어기를 적용한 경우는 연료량 변화에 많은 잡음을 내포하고 있는데 반해 이 방법을 적용한 경우는 연료량 변화가 매우 안정한 결과를 나타내고 있어 제어기의 우수성을 입증 할 수 있다.

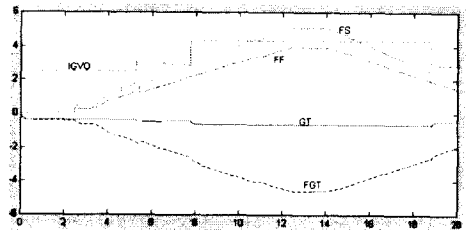


그림 8. 가스터빈 발전 시스템의 기동-운전-정지과정에서의 각 변수 변화 특성
Fig. 8. The characteristics of gas turbine generating system

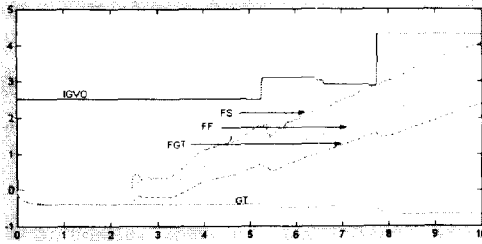


그림 9. 가스터빈 발전 시스템의 기동중 각 파라미터 변화 특성
 Fig. 9. The characteristics of gas turbine generating system during start-up

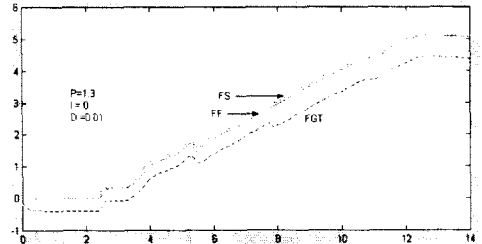
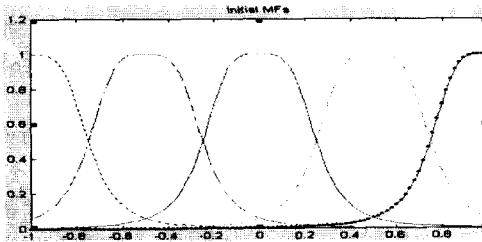
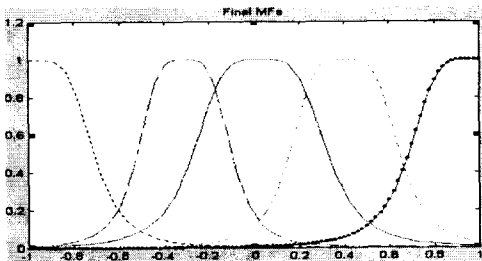


그림 12. 가스터빈 제어계통에 PID제어기를 적용한 결과(P=1.3, I=0, D=0.01)
 Fig. 12. The results of gas turbine by PID controller to gas turbine control system (P=1.3, I=0, D=0.01)



a) 초기의 소속함수



b) 최종 소속함수

그림 10. ANFIS의 소속함수
 Fig. 10. The membership in ANFIS

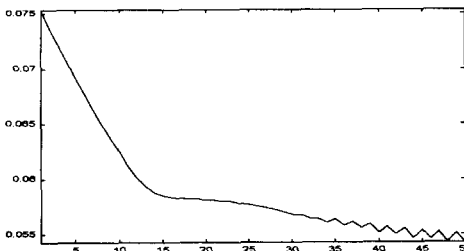


그림 11. 소속함수가 5개인 경우 ANFIS의 학습오차
 Fig. 11. The learning error of ANFIS in case of 5 membership

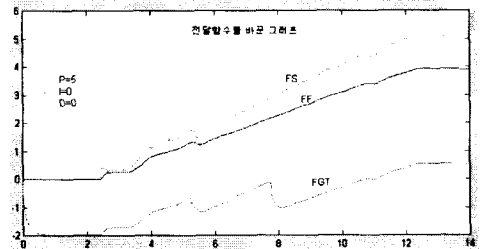


그림 13. 가스터빈의 온도 전달함수에 PID제어기를 적용한 결과
 Fig. 13. The result application of PID controller to temperature transfer function

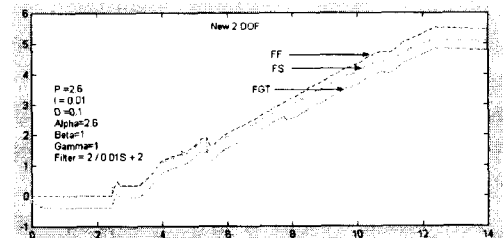


그림 14. 가스터빈 제어계통에 적응형 제어기를 적용한 결과
 Fig. 14. The results of gas turbine by ANFIS gas turbine control system

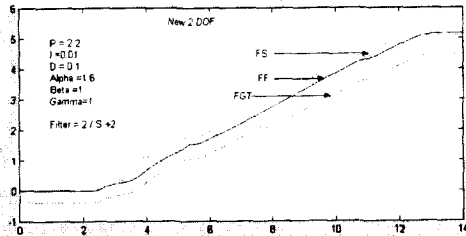


그림 15. 가스터빈 제어계통에 적응형 제어를 적용한 결과
 Fig. 15. The results of gas turbine by ANFIS gas turbine control system

5. 결론

가스터빈의 기동시간은 매우 짧아 최적 기동을 위해서는 기동순간마다 그 변수 값을 가변시켜야 함으로 기존의 퍼지추론이나 지능형 방법으로는 효과적인 튜닝 및 제어가 어렵다.

이러한 플랜트에 적응형 신경망-퍼지 추론(ANFIS)법을 이용하는 경우 기존의 퍼지나 신경망에 비해 플랜트의 특성에 따라 능동적으로 소속함수의 모양을 적절하게 가변하면서 학습을 할 수 있어 매우 효과적이거나 그 적용 방법은 플랜트에 따라 다르게 된다.

따라서 본 연구에서는 근산 가스터빈 발전 시스템에 대한 실용적인 지능형 제어방법을 연구하기 위해 온-라인상 얻은 운전데이터를 이용해 얻은 응답특성과 적응형 신경망-퍼지 추론(ANFIS) 방법을 이용해 모델링한 결과와 비교하여 시스템을 확인한 후 가스터빈의 각 변수 변화에 대해 가장 적합하게 제어될 수 있는 2자유도 PID 제어기의 지능형 튜닝 방법을 연구하였다

기존의 PID 제어를 적용한 경우와 비교 고찰한 결과 기존의 PID 제어를 적용한 경우는 각 P, I, D 각 변수를 정밀하게 튜닝하였음에도 불구하고 연료량 변화에 많은 잡음을 내포하고 있어 제어에 한계가 있고 특히 온도전달 함수계통에서는 제어가 거의 이루어지고 있지 않음을 나타내고 있다. 이에 반해 본 논문에서 연구한 적응적 추론 방법을 적용한 경우는 연료량 신호변화에 대해 잘 추종하고 연료량

변화도 매우 안정한 결과를 나타내고 있어 제어기의 우수성을 입증 할 수 있다. 특히 온도전달함수에 적용한 경우에는 특성이 매우 우수한 결과를 나타내었다.

참고 문헌

- [1] H. Cohen, "Gas turbine theory", Cataloging-in-publishing data," PP. 49-129, 1996.
- [2] W. W. Hung, "Dynamic simulation of gas-turbine generating unit," IEE proceeding, Vol. 138, No. 4, 342-350, 1991.
- [3] J.C.Bachhen, "Gun-san gas turbine manual," 749-780,1998, Kluwer Academic Publisher.
- [4] "Labview manual."
- [5] Chin-Teng Lin C. S. George Lee, "neural fuzzy system," PPIPE, 1996.
- [6] J. S. R. Jang, "Adaptive-network based fuzzy inference system," IEEE Transactions Man, and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, PP. 665-685, 1993.
- [7] C. S. George Lee, "Reinforcement structure/parameter learning for Neural-network-based fuzzy logic control systems," IEEE Transactions Man, and Cybernetics, Vol.23, No.3, PP.665-685, 1993.
- [8] J. Kim, "Adaptive neuro-fuzzy inference systems and their application to nonlinear dynamical systems," Neural network, Vol.12, No.9, PP.1301-1319, 1999.
- [9] Kim, Dong Hwa, "Application of multivariable 2-DOF PID controller with Neural network Tuning method to the Heat exchange," FUZZ-IEEE99, '99.10.22-23, Seoul.
- [10] 김동화, "인공지능 자동화 공정제어," 기다리, 1998.8.

◇ 저자소개 ◇

김 동 화 (金東和)
 1991년 아주대학원졸(박사), 1985~86 캐나다 원자력 연구소 객원연구원 1976.11~1993.3 한국원자력 연구소 1993~현재 대전산업대학교 제어계측공학과 교수.

본 연구는 1998년도 기초전력공학공동연구소 지원에 의해 이루어졌음 과제번호 : 98-지정-01