

# 적응 퍼지제어

공성곤, 김민수

숭실대학교 전기공학과

## 1. 서론

제어 시스템의 설계에 있어서 가장 중요한 것은 제어대상의 입출력 특성을 방정식으로 표현하는 수학적 모델을 구하는 일인데, 대부분의 경우 제어대상은 복잡하고 예측하기 어려운 요소가 많이 포함되어 있으므로 시스템의 모델링은 매우 어려운 문제이다. 따라서 실제 시스템에 대해 정확한 수학적 모델링을 할 수 있는 경우는 거의 없고, 선형적으로 근사화하여 적절한 모델을 얻었다 하더라도 실제 제어대상과 모델사이에는 항상 모델링 오차가 존재하게 되므로 설계된 제어가 실제 환경에서도 좋은 결과를 낸다는 보장이 없다. 따라서 비선형성을 많이 포함하고 시간에 따라 특성이 변화하는 실제 시스템에 대해서는 미리 결정된(pre-determined) 제어법칙으로는 제한된 성능밖에 기대할 수 없으므로, 수학적 모델링이 불필요하고 동작조건의 변화에 대처할 수 있는 적응적인 제어방식이 필요하다.

퍼지제어 기법은 주관적인 불확실성을 수학적으로 취급할 수 있도록 해주는 퍼지집합 이론에 기초하여 제어대상의 수학적 모델을 구하지 않고 전문가의 경험이나 공학적인 상식을 가지고 효과적으로 제어를 할 수 있게 해 주는 특징을 가지고 있다.[1][2] 퍼지제어 시스템의 설계에서는 먼저 입·출력 변수들을 결정하고 각 변수에 대하여 적절한 수의 퍼지집합과 각 퍼지집합을 정의하는 멤버쉽함수를 할당시킨다. 정의된 퍼지집합들을 가지고 전문가의 제어지식을 “IF 〈condition〉 THEN 〈action〉”과 같은 언어형태로 기술한 퍼지규칙들을 이용하여 표현하는 규칙베이스를 생성한다. 많은 경우에 있어서 퍼지제어 규칙은 숙련된 전문가의 제어 동작을 관측하거나 입출력 데이터를 모델링하는 방법을 토대로 시행착오 과정을 거쳐 구하고 있으나 MacVicar-

Whelan[3]의 표준형태의 제어규칙을 토대로 변형된 형태를 취함으로써 규칙베이스를 정의할 수 있다. 퍼지규칙이 결정되면 퍼지추론 과정을 거쳐 주어진 입력에 대한 적절한 제어신호를 출력한다.

퍼지제어 규칙은 공학적인 상식을 통하여 쉽게 얻을 수 있기도 하지만 쉽게 얻기 어려운 경우도 많이 존재한다. 아울러 초기에 설계된 제어규칙 및 파라미터가 부적절할 경우 경험에 근거하여 성능을 향상시킬 수 있어야 하며 제어대상의 동특성의 변화에도 적응하여 충분히 보상할 수 있어야 한다. 이렇듯 규칙도출의 어려움과 적응능력에 대한 단점을 극복하기 위하여 Procyk와 Mamdani는 자기구성(self-organizing) 제어기[4]를 제안하였으며, 이러한 적응제어 기법은 보다 광범위한 응용을 위해 모델의 구성없이 입·출력 데이터를 통해 제어 규칙베이스를 자동 생성[5][6][7]해 내거나 모델에 근거해 다음 제어 상태를 예견해내는 모델참조 적응제어(Model Reference Adaptive Control; MRAC)[8][9]로 발전하였다. 그리고 고정된 제어규칙 베이스에서 퍼지 멤버쉽함수를 자기 조정하는 적응제어기법[10]과 신경회로망 알고리즘에 의해 수치데이터를 학습하여 제어규칙을 만들어내는 방법[11][12][13] 또한 활발히 연구되고 있다.

2절에서는 퍼지제어기의 기본 구성에 대해 간단히 다루고 3절에서는 모델에 근거해 다음 제어상태를 예견해 내는 제어기법인 모델참조 적응을 기반으로 한 적응 퍼지제어에 대해서, 그리고 4절에서는 신경회로망을 이용한 퍼지제어기의 파라미터의 조정과 클러스터링을 통해서 퍼지규칙을 예측하는 적응 퍼지제어기에 대해서 살펴보았다.

## 2. 퍼지 제어기의 기본구성

퍼지제어기(Fuzzy Logic Controller; FLC)의 기본 구성 요소는 퍼지규칙 베이스(fuzzy rulebase), 퍼지화(fuzzification), 퍼지추론(fuzzy Inference), 그리고 비퍼지화(defuzzification)와 같은 항목들로 이루어져 있다. 그림 1은 FLC의 기본 구성을 나타낸다. 퍼지 제어기의 입력으로는 기준입력( $r$ )과 제어대상의 실제출력( $y$ )의 차로 정의되는 오차  $E$ , 오차의 변화량  $\Delta E$  그리고 오차의 합  $\Sigma E$ 가 사용된다. 제어기의 출력은 제어신호  $U$  또는 제어신호의 변화량  $\Delta U$ 가 사용된다. 예를 들어  $E$ 와  $\Delta E$ 를 퍼지제어기의 입력으로 하였을 때, 출력으로  $\Delta U$ 가 사용되는 경우를 퍼지 PI제어기라고 하고  $U$ 가 출력되는 경우를 퍼지 PD제어기라 한다.

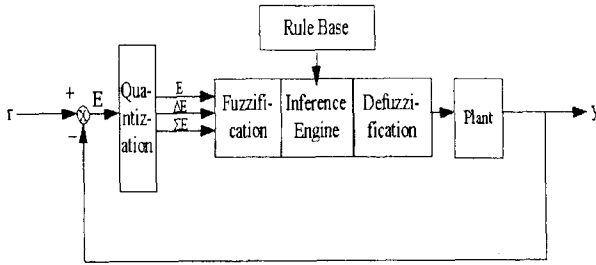


그림 1. 퍼지제어기의 기본구성.

퍼지제어 시스템을 설계하는 일반적인 방법은 다음과 같다.

단계 1 : FLC의 입·출력 변수를 결정한다.

단계 2 : 입출력 변수에 퍼지집합 및 멤버십함수를 대응시킨다.

단계 3 : FLC의 규칙베이스를 결정한다.

단계 4 : 퍼지추론 및 비퍼지화 방법을 결정한다.

먼저 제어기의 입·출력 변수를 결정하고, 각 변수가 가질 수 있는 값의 최대범위를 설정하여 변수의 전체공간(universe of discourse)으로 정의한다. 입·출력 변수에는 일정한 수의 퍼지집합이 대응되며, 각 퍼지집합은 퍼지 멤버십함수(membership function)에 의해 정의된다. 이때 변수에 할당되는 퍼지집합의 수에 따라 조합가능한 규칙의 수가 결정된다.

제어대상으로부터 관측되는 데이터는 항상 수치값이므로 이러한 값을 퍼지 시스템의 입력으로 이용하기 위해서는 주어진 수치데이터를 입력 퍼지변수의 각 퍼지집합에 속하는 멤버십값을 결정하는 과정이 필요한데 이 과정을 퍼지화라고 한다. 널리 사용되는 퍼지화 방법에는 퍼지 싱글톤(singleton)으로 변환시키는 방법과 측정된 데이터가 노이즈의 영향으로 불확실하다고 생각될 때 측정 데이터의 가능성 분포를 고려하여 모델링하는 방법이 있다.

퍼지 규칙베이스는 “IF <condition> THEN <action>”의 형태로 표현되는 퍼지규칙들로 이루어지며 <condition>부분을 전건부(antecedent)라 하고, <action>부분을 결론부(consequent) 또는 후건부라 한다. 규칙베이스를 구성하고 있는  $i$ 번째 제어규칙의 형태는 다음과 같다.

$$\text{IF } E \text{ is } E^i \text{ AND } \Delta E \text{ is } \Delta E^i \text{ AND } \Sigma E \text{ is } \Sigma E^i \text{ THEN } \Delta U \text{ is } \Delta U^i$$

여기서  $E, \Delta E, \Sigma E$ 는 입력변수,  $\Delta U$ 는 출력 변수이며  $E^i, \Delta E^i, \Sigma E^i, \Delta U^i$ 는 각 변수에 대응되는 퍼지집합을 나타낸다. 퍼지추론이란 주어진 사실이나 관계로부터 새로운 사실이나 관계를 도출하는 과정을 말한다. 퍼지시스템은 규칙베이스에서 제공되는 원인-결과의 관계를 추론하여 적절한 결론을 출력한다. 비퍼지화 과정은 퍼지추론에 의해 얻어진 출력 퍼지집합을 실제 시스템을 제어하기 위한 수치 출력값으로 변환하는 과정을 말한다. 비퍼지화 방법으로는 각 규칙의 부분적인 출력들을 합성한 다음 합성된 퍼지집합의 무게 중심에 해당하는 값을 출력하는 무게중심법과 각 부분출력 퍼지집합의 최대값들의 평균을 구하여 출력하는 최대치 평균법이 많이 사용되고 있다. 퍼지제어 시스템에서는 수치 입력이 주어지면 퍼지화과정에 의해 각 퍼지집합에 속하는 멤버십값을 구하고 퍼지추론에 의하여 각 퍼지규칙으로부터 부분적인 출력을 구하여 이것을 합성한 다음, 비퍼지화 과정을 통하여 적절한 수치 출력값을 생성한다.

## 3. 기준모델을 이용한 적응 퍼지제어기

퍼지제어기는 제어대상의 입출력 특성을 수학적으로 모델링하지 않아도 되는 장점이 있지만, 제어규칙, 퍼지집합의 수, 멤버십 함수, 입·출력 이득과 같은 많은 파라미터들을 가지고 있으므로 원하는 성능을 얻기 위해서는 시행착오를 통해 파라미터를 조정하여야 한다. 이 중에서도 퍼지제어 규칙은 퍼지제어기를 구현하는 과정에서 중요한 비중을 차지한다. 일반적으로 퍼지제어 규칙은 숙련된 전문가의 제어 지식과 경험을 언어규칙 형태로 나타내고 있으나 전문가를 통하여 제어규칙을 도출하는 것이 항상 가능하지 않다. 따라서 제어규칙이 부정확하게 표현되거나 누락되는 경우가 있으며 전문가의 경험지식에 포함되지 않은 제어대상의 동작은 예측과 적응이 어렵게 된다. 또한 FLC는 초기에 설계된 제어규칙 및 파라미터가 부적절할 경우 경험에 근거하여 성능을 향상시킬 수 있어야 하며 제어대상의 동특성에 적응하여 충분한 보상작용을 할 수 있고 비선형 시스템에 대한 적응능력 또한 우수해야 한다. 이러한 규칙도출의 어려움과 적응능력의 부족을 극복하기 위하여 자기구성 제어기가 제안되었다. 자기구성 제어기는 하위레벨 규칙과 상위레벨 규

칙으로 이루어져 있다. 하위레벨 규칙이 실제로 제어대상을 제어하는 데 반하여 상위레벨 규칙은 제어대상의 응답에 대한 제어성능을 평가하여 하위레벨 규칙을 수정한다.

기준모델은 기준입력에 대해 전체 제어시스템에 요구되는 제어성능을 특성화하고 수량화하는 퍼지제어기 설계기준으로 사용된다. 따라서 전문가의 운전경험 및 지식을 기준모델로 표현하여 플랜트에서 요구되는 성능지수를 정량적으로 규정하는 것이 가능하다. 이것은 미지 플랜트의 동특성을 식별하기 위한 신호로 사용되어 플랜트의 정보를 얻는데 이용된다. 즉, 기준모델의 출력과 플랜트의 실제 출력의 오차는 추종오차 정보가 되어 적응 메카니즘의 입력으로 사용된다.

기준모델을 이용한 적응 퍼지제어는 직접 자기조직 퍼지 제어 방법과 간접 자기조직 퍼지제어 방법으로 나눌 수 있다. 직접제어 방법은 실제 제어대상의 출력과 원하는 출력과의 오차신호로부터 직접 제어기의 파라미터를 조정(tuning)한다. 간접제어 방법은 우선 제어대상의 입출력 데이터로부터 제어대상의 식별과정(identification)을 통해 제어대상의 파라미터가 결정되고 이러한 식별된 모델이 실제 제어대상의 파라미터를 표현한다는 가정아래 페루프 제어가 구성된다.

### 3.1. 직접 자기조직 퍼지제어기

직접 자기조직 퍼지제어기(Direct Self-Organizing FLC; SOFLC)는 제어대상의 변화나 환경의 변화에 따라 제어방법을 선택하는 FLC를 말한다. 일반적인 기준모델에 의한 적응 퍼지제어기의 구성은 그림 2와 같다. 기준모델에 의한 희망출력  $y_d$ 와 플랜트의 실제출력  $y$ 의 차가 추종오차  $e$ 로 정의된다. 추종오차  $e$ 는 적응 메카니즘의 입력으로 사용되어 플랜트 출력이 기준모델의 출력을 완벽하게 추종하도록 규칙조정에 필요한 수정량을 발생한다.

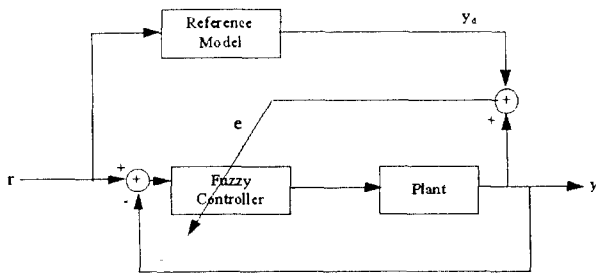


그림 2. 기준모델을 이용한 직접 자기조직 퍼지제어기의 개념.

그림 3은 직접 자기조직 퍼지제어기의 구성을 나타내며 기본레벨(basic level)과 자기조직 레벨(self-organizing level)로 구성된다. 기본레벨은 특정한 조건하에서 설계된

규칙베이스를 가지고 있는 제어기이며, 입·출력 변수와 각 변수와 연관된 퍼지집합 및 멤버쉽 함수, 추론방법, 샘플링 간격, 양자화 형태, 퍼지화, 비퍼지화 등이 정의되어 있다. 자기조직 레벨은 성능지수(performance measure)를 평가해서 기본레벨 규칙을 조정하는 적응 메카니즘(learning mechanism) 과정으로 이루어져 있다.

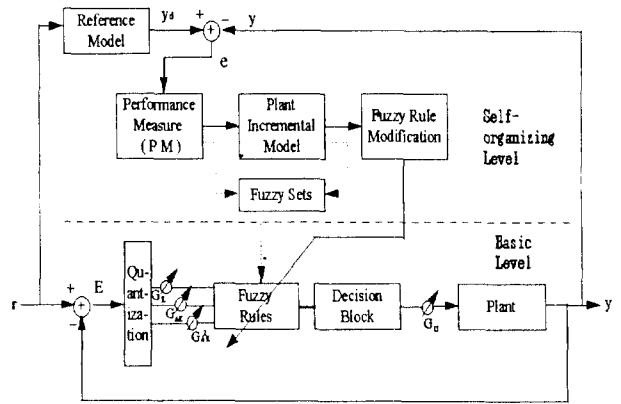


그림 3. 직접 자기조직 퍼지제어기의 구성도.

초기 SOFLC는 오차와 오차의 변화량만을 제어기의 입력으로 가지는 PI제어기의 형태를 사용하였으나 높은 차수의 모델로 근사화되는 제어대상에서는 오차와 오차의 변화량으로는 수렴속도와 정상상태 오차에 부적절하기 때문에 오차의 2차변화량을 추가입력으로 사용한다. SOFLC에서 조정하고자 하는 파라미터는 입·출력 변수의 이득, 퍼지제어 규칙, 그리고 멤버쉽 함수의 세가지가 있다. FLC에 많은 영향을 주는 퍼지제어기의 변수는 입력변수의 이득( $G_E, G_{\Delta E}, G_{\Delta^2 E}$ )과 출력변수의 이득( $G_U$ ) 그리고 퍼지규칙이기 때문에 이들을 조정하는 방법은 주로 사용되나 멤버쉽 함수를 조정하는 방법은 실제 SOFLC에서는 크게 영향을 주지 못하기 때문에 잘 사용되지 않는다. 여기에서는 퍼지규칙을 조정하는 방법에 대해 살펴본다.

퍼지규칙을 조정하는 방법에서 제어 성능지수는 전역적인 성능과 국부적인 성능으로 나누어진다. 전역적인 성능은 상승시간(rise time), 정정시간(settling time), 퍼센트 오버슈트, 제곱오차 적분(ISE), 하중 절대오차 적분(ITAE), 절대오차 적분(IAE) 등이 사용되며 성능지수의 선택과 제어 동작에 의한 성능지수의 변화와 연관되어 있다. 성능지수의 변화는 FLC의 비선형 형태로 인해 적절하지 못하게 변화될 수 있는 문제가 있으므로 이를 해결하기 위해 좋은 성능 측정인지 결정하는 과정으로서 국부적인 성능 측정이 첨가되어 적절하지 못한 성능지수의 변화를 막아준다. 또한 빠른 상승시간과 최소 오버슈트, 그리고 영 정상상태 오차와 같은 이상적인 제어기의 설계조건은 기준모델(reference model) 응답에 의해 표현된다.

표 1. 성능 지수표.

Performance Measure Rules		$\Delta e$	
		-VE	+VE
-VE	-VE	(1)	(3)
	+VE	(3)	(2)
+VE	-VE	(3)	(1)
	+VE	(3)	(1)

표 1은 추종오차  $e$ 와 오차의 변화량  $\Delta e$ 의 값에 따라 유한한 성능지수 영역을 가지고 있는 퍼지규칙들을 세 개의 그룹으로 표현한 것이다. 여기서 VE는 추종오차와 추종오차의 변화량의 값의 범위를 표현한 것이다.

규칙군 (1) : 오차가 증가하고 있는 영역

규칙군 (2) : 정상상태

규칙군 (3) : 오차가 감소하고 있는 영역

규칙군 (1)에서는 추종오차와 추종오차의 변화량이 같은 부호이므로 추종오차가 증가하게 된다. 따라서 제어기 조정은 오차를 감소시키도록 이루어진다. 규칙군 (2)에서는 정상상태에 도달한 경우를 나타내고 있으므로 제어기의 조정이 불필요한 영역을 나타낸다. 규칙군 (3)에서는 추종오차와 추종오차의 변화량이 다른 부호인 경우로서 추종오차가 감소되는 상태이다. 따라서 제어기의 조정은 관성으로 조절하는 지역이다.

잘못된 제어규칙으로 인해 제어대상이 원하는 상태에 있다면, 제어의 변화로 인해 응답신호가 발산하는 것을 방지하고 효과적인 초기 제어규칙을 설정하기 위해서 성능지수에 다음과 같은 세가지 과정을 고려하여야 한다.

- 1) 만약  $e$ 나  $\Delta e$ 가 거의 영이면 제어동작을 취하지 않는다.
- 2) 만약  $e$ 나  $\Delta e$ 가 같은 부호일 경우, 제어기의 출력은 반대부호를 갖는다.
- 3) 제어 규칙베이스는 대칭이 된다.

1)에서 주어진 규칙은 출력이 기준입력에 도달했을 경우 평형을 보장해 주는 효과를 가지고 있다. 2)의 규칙은 수렴속도를 빠르게 하고 3)의 규칙은 수렴속도가 개선되나 오버슈트를 발생시키는 효과를 가진다.

적용 메카니즘은 폐루프 시스템이 기준모델과 같이 동작하도록 FLC의 규칙을 조정하는 역할을 수행한다. 퍼지규칙의 조정은 기준모델의 출력  $y_d(k)$ 과 제어대상 출력  $y(k)$ 의 차  $e$ 에 의해 동작한다. 적용 메카니즘은 FLC의 규칙조정을 위한 퍼지추론 모델과 추론된 수정량에 따라 수정하는 규칙조정부로 구성된다. 규칙조정 퍼지모델은 제어대상과 기준

모델의 추종오차를 영으로 만들기 위해 제어대상의 입력을 변화시키는데 필요한 수정값으로 변환하는 역할을 한다. 조정실행부는 규칙조정 퍼지모델에서 추론된 수정값으로 제어대상 입력을 효과적으로 변화시키기 위해 FLC의 규칙에 대한 조정을 실행하고 저장하는 역할을 한다.

제어규칙을 조정하기 위한 퍼지모델의 입·출력 변수는 퍼지 IF-THEN 규칙으로 다음 식과 같이 정의된다.

**IF  $e(k)$  is Positive Big and  $\Delta e(k)$  is Negative Small THEN  $MV(k)$  is Positive Medium**

여기서  $e(k)$ 는 기준모델의 출력과 제어대상의 실제출력 간의 오차이며( $e(k) = y_d(k) - y(k)$ ),  $\Delta e(k)$ 는 오차의 변화량을 나타낸다( $\Delta e(k) = e(k) - e(k-1)$ ). 그리고  $MV(k)$ 은 제어규칙의 결론부 수정값이다. 규칙조정 모델은 매 샘플링마다  $e(k)$ 가 입력이 되어 기준모델의 출력과 제어대상의 실제출력 사이의 오차가 영이 되도록 하는데 필요한 수정값  $MV(k)$ 를 구하게 된다.

### 3.2. 간접 자기조직 퍼지제어기

직접 적응 퍼지제어기(SOFLC)에서는 제어기의 파라미터가 제어대상의 식별과정 없이 원하는 출력과 제어대상의 실제출력의 차에 의해 직접 도출되었다. 간접 자기조직 퍼지제어기(Indirect Self-Organizing FLC; ISOFLC)는 실시간 모델(on-line model) 혹은 제어대상의 파라미터 식별과정을 통해 폐루프 제어기로 구성되어 진다. 그림 4는 기준모델을 이용한 간접 자기조직 퍼지제어기의 구성을 나타낸다. 식별된 플랜트 모델의 출력과 기준모델에 의한 희망출력의 차로 정의되는 제어오차  $e_e$ 는 직접 자기조직 퍼지제어기와 동일한 절차를 통해 퍼지제어기의 파라미터를 조정하며 식별된 플랜트 모델과 실제 플랜트의 출력의 차이인 모델오차  $e_m$ 은 식별된 플랜트 모델의 파라미터를 조정한다.

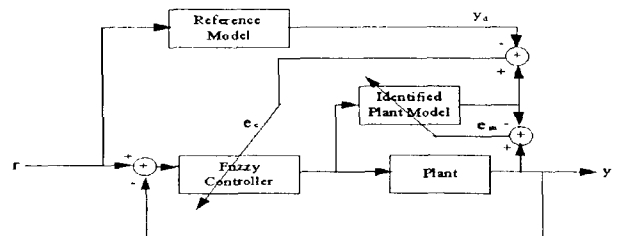


그림 4. 기준모델을 이용한 간접 적응 퍼지제어기의 구성도.

ISOFLC는 크게 세가지 장점을 가지고 있다. 첫째, 제어대상의 모델을 만듦으로서 파라미터 변화에 따른 일시적 특성을 파악할 수 있다. 둘째, 제어기의 설계와 모델 적응을

분리함으로서 제어기의 성능과 시스템의 안정을 분리하여 해석함으로서 모델이나 파라미터의 수렴을 가능하게 해준다. 셋째, 새로운 환경의 제약에서도 규칙베이스의 영향을 주지 않고도 제어기의 성능지수를 변화시킬 수 있다.

#### 4. 신경회로망을 이용한 적응 퍼지제어

신경회로망을 이용한 적응 퍼지제어 방법에는 수치 데이터의 학습을 통하여 FLC의 파라미터를 조정하거나 퍼지규칙을 예측하는 방법이 있다. 퍼지제어 이론과 신경망 이론을 융합한 퍼지-뉴럴 제어이론은 신경회로망의 구조와 학습능력을 이용하여 제어환경으로부터 얻은 입출력 정보로부터 언어변수의 소속함수와 제어규칙을 제어 대상에 맞게 자동조정하는 방식이다. 여기서는 오차역전과 알고리즘을 이용한 적응제어 기법과 클러스터링을 이용한 적응제어기법에 대해 살펴보았다.

신경회로망에서 학습이란 뉴런 사이의 연결강도의 값을 변화시키는 것을 의미한다. 다층 퍼셉트론 신경회로망을 학습시킬 수 있는 학습 알고리즘으로 오차 역전파(backpropagation) 알고리즘을 사용하는데 이 방법은 주어진 입력에 대해 원하는 출력과 실제출력의 차이를 오차로 정의하고 이 오차를 줄이도록 연결강도를 조정하는 알고리즘이다. 오차 역전파 알고리즘으로 학습시킨 다층 퍼셉트론 네트워크는 원하는 만큼의 정도를 가지고 입력패턴을 분류할 수 있다.

##### 4.1. 다층 신경회로망을 이용한 적응 퍼지제어

오차 역전파 알고리즘을 이용한 적응 퍼지제어기는 퍼지 IF-THEN 규칙으로 이루어진 FLC와 입출력 데이터를 학습하여 FLC의 파라미터를 조정하는 부분으로 이루어진다. 개념적으로 적응 퍼지제어기는 규칙으로 표현되는 언어정보와 입출력 쌍으로 표현되는 수치정보의 결합으로 볼 수 있다. 이러한 제어기의 동작을 살펴보면, 우선 초기 언어정보를 통한 FLC의 설계를 통하여 개략적인 제어기의 파라미터 값을 구하고 입출력 수치정보를 가지고 오차 역전파 알고리즘에 적용하여 FLC의 파라미터를 미세조정 한다. 그림 5는 퍼지규칙과 퍼지 추론과정을 신경회로망을 이용하여 나타낸 것이다. 퍼지추론 방법은 Takagi와 Sugeno[14]가 제안한 혼합법을 사용하였으며 후건부 멤버십 함수를 입출력 선형 관계식으로 표현하여 비퍼지화를 추론기관에 포함시킨 형태이다. M개의 입력변수를 가지고 규칙의 후건부가 입력의 선형관계식으로 이루어졌을 때 j번째 규칙은 다음과 같이 표현된다.

$$\text{IF } x_1 \text{ is } A_{1j} \text{ AND } \dots \text{ AND } x_M \text{ is } A_{Mj} \text{ THEN } y_j = f_j(x_1, x_2, \dots, x_M)$$

여기서  $x_1, x_2, \dots, x_M$ 은 퍼지시스템의 입력,  $A_{1j}, A_{2j}, \dots, A_{Mj}$ 는 j번째 규칙에서 각 변수에 대응되는 퍼지집합, 그리고  $y_j$ 는 j번째 규칙의 출력을 나타낸다. 이때 후건부는 입력  $x_1, x_2, \dots, x_M$ 과 상수계수  $a_{0j}, a_{1j}, \dots, a_{Mj}$ 의 선형결합으로 표현된다.

$$y_j = f_j(x_1, x_2, \dots, x_M) = a_{0j} + a_{1j}x_1 + \dots + a_{Mj}x_M$$

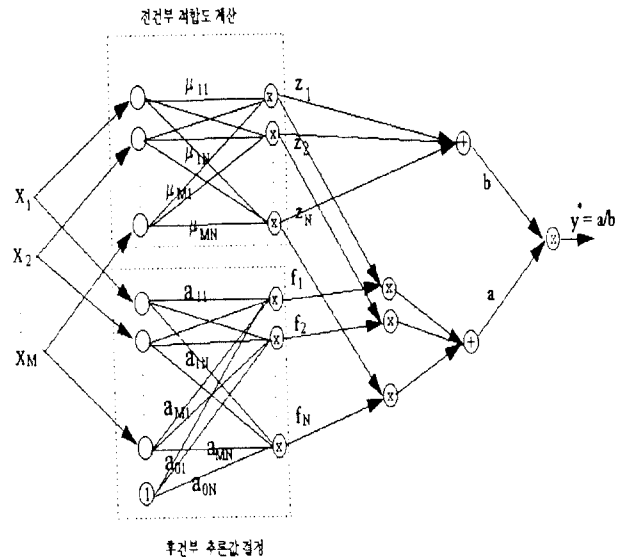


그림 5. 다층 신경회로망을 이용한 적응 퍼지제어기의 구조.

다층 신경회로망의 구조로 나타낸 퍼지제어기의 동작은 다음과 같다. 신경회로망의 첫 번째 단계는, 입력은  $x_1, x_2, \dots, x_M$ 로서 오차 E와 오차의 변화량  $\Delta E$ 에 해당한다. 멤버십함수를 가우시안 함수 형태로 표현하였을 경우 퍼지규칙의 i번째 입력변수의 값  $x_i$ 가 퍼지집합  $A_{ij}$ 에 대응되는 멤버십 값  $\mu_{ij}(x_i)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\mu_{ij}(x_i) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - c_{ij}}{w_{ij}}\right)^2\right)$$

여기서  $c_{ij}$ 는 가우시안 함수형태의 멤버십 함수의 최대값의 위치를 나타내고,  $w_{ij}$ 는 멤버십함수의 폭을 나타내는데, 이는 퍼지집합의 퍼지성을 결정하는 파라미터이다. 만일 Max-product 추론방법을 사용한다면, j번째 퍼지규칙의 적합도값  $z_j$ 은 각 멤버십값을 곱하여 얻을 수 있다.

$$z_j = \mu_{1j}(x_1) \cdot \mu_{2j}(x_2) \cdot \dots \cdot \mu_{Mj}(x_M) \quad j=1, \dots, N$$

여기서 N은 퍼지규칙의 수를 나타낸다. 또한, 입력  $x_1, x_2,$

...,  $x_M$ 과 계수  $a_0, a_1, \dots, a_M$ 의 곱으로 이루어진 퍼지추론의 후건부 값  $y_1, y_2, \dots, y_N$ 을 계산한다. 두 번째 단계는, 첫 번째 단계에서 출력으로 계산된 적합도  $z_1, z_2, \dots, z_N$ 과 퍼지 규칙 후건부 값  $y_1, y_2, \dots, y_N$ 을 각각 곱하고 총합하여  $a$ 를 구하고 퍼지규칙 후건부 값  $y_1, \dots, y_N$ 를 총합하여  $b$ 를 구한다.

$$a = \sum_{j=1}^N z_j \cdot f_j(x_1, x_2, \dots, x_M)$$

$$b = \sum_{j=1}^N z_j$$

세 번째 단계는, 두 번째 층에서 구해진  $b$ 를  $a$ 로 나누어 최종 추론값  $y^* = a/b$ 를 구한다. 구해진  $y^*$ 는 퍼지제어기에서 비퍼지화한 수치 값에 해당한다.

다층 신경회로망에 의한 적응 퍼지제어기의 미세조정 과정은 두 단계로 이루어진다. 첫 단계는 입력데이터  $x_1, x_2, \dots, x_M$ 에 대한 실제 출력  $y^*$ 를 계산하고 원하는 출력  $y_d$ 와의 오차  $\epsilon = y_d - y^*$ 의 제곱의 합을 최소화하도록 역방향으로 멤버쉽 함수의 위치  $c_{ij}$ , 멤버쉽 함수의 폭  $w_{ij}$ , 그리고 후건부의 선형결합식의 계수  $a_0, a_1, \dots, a_M$ 를 조정한다.

오차역전파 알고리즘을 이용한 퍼지제어기가 갖는 잇점을 살펴보면 첫째, 오차 역전파 알고리즘을 이용한 적응 퍼지 제어기는 제어기가 갖는 파라미터들의 물리적인 의미가 분명해진다는 점이다. 즉, 퍼지제어기의 각 파라미터들은 그 물리적인 의미가 분명하기 때문에 초기 파라미터의 선택 방법으로 FLC가 사용되어 수렴속도를 향상시켜 준다. 그러나 오차 역전파 알고리즘의 경우에는 파라미터의 물리적인 의미가 분명하지 않기 때문에 초기치를 랜덤하게 설정할 수밖에 없으며 이에 따라 수렴속도가 느리게 된다. 둘째, 시스템의 관점에서 오차 역전파 알고리즘을 이용한 적응 퍼지 제어기는 퍼지 IF-THEN의 언어정보와 입·출력 데이터로 이루어진 수치정보의 결합이다.

#### 4.2. 클러스터링을 이용한 적응 퍼지제어

퍼지제어 규칙을 생성하는 문제는 퍼지시스템을 실제로 응용하기 위해서 매우 중요하다. 많은 응용분야에 있어서 전문가의 경험이나 공학적인 상식에 의해서 제어규칙을 생성할 수 있는 경우가 존재하지만, 그와 같은 지식을 미리 가지고 있지 않은 경우에는 퍼지제어 규칙을 예측하는 방법이 필요하게 된다. 제어대상에 대한 지식을 미리 가지고 있지 않지만 제어대상을 잘 표현해주는 입출력 공간에서의 학습 데이터를 가지고 있는 경우에는 신경회로망과 같은 클러스터링 알고리즘을 적용하여 퍼지규칙을 예측할 수 있다. 적응 퍼지시스템은 수치 데이터를 이용하여 퍼지제어규칙을

생성하는 시스템을 의미한다.

트럭후진제어(Truck Backer-Upper)문제는 비선형 제어 문제를 신경회로망이나 퍼지시스템과 같은 지능시스템을 이용하여 성공적으로 제어할 수 있는 대표적인 예라고 할 수 있다. 이 문제는 도립진자(Inverted pendulum)의 제어문제와 함께 뉴로퍼지 제어시스템의 성능을 입증하는 전형적인 예로 사용되고 있다. 트럭후진제어문제는 한정된 주차공간에서 임의의 위치에 놓여 있는 트럭을 후진 이동만을 하여 미리 정해 둔 주차위치/loading dock)에 주차시키는 것을 목표로 하고 있다. 제어기의 성능은 주차위치에 얼마나 정확하게 주차하였는가와 얼마나 최단거리의 이상적인 궤적을 따라 주차하였는가에 의해 결정된다. 따라서 이 문제는 트럭의 현재상태에 대해 가장 적절한 조향각(steering angle)을 발생시켜 주는 제어기를 설계하는 것이다.

Nguyen과 Widrow「15」은 각각 다층 신경회로망으로 이루어져 있는 제어기 네트워크와 에뮬레이터 네트워크를 가지고 이 문제를 해결할 수 있다는 것을 보여주었다. 제어기 네트워크는 트럭의 현재 위치에 대해 원하는 조향각을 출력하고, 이와 직렬로 연결되어 있는 에뮬레이터 네트워크는 제어기 네트워크로부터 조향각이 주어지면 이를 이용하여 트럭을 일정한 거리만큼 후진시키는 역할을 한다. 문제를 단순하게 하기 위하여 트럭은 매 단계마다 일정거리만큼만 후진한다고 가정한다.

반면에 Kong과 Kosko「12」는 퍼지시스템을 이용하여 이 문제를 해결할 수 있다는 것을 보여주었다. 사용된 퍼지시스템은 트럭부분만에 대해서는 35개의 규칙, 트레일러까지 고려한 경우에는 105개의 규칙을 사용하였으며, 모든 퍼지 규칙은 상식적인 수준에서 발생되었고 문제의 대칭성을 고려하면 간단히 생성될 수 있다. 또한 퍼지시스템을 이용한 제어기는 몇 개의 규칙을 잃어버린 경우에도 잘 수렴하였고, 지속적으로 잃어버리는 규칙의 수를 증가시켜도 평균적인 수렴특성은 크게 나빠지지 않았다. 신경회로망의 경우에는 충분히 학습되지 않았을 경우에는 아주 극단적으로 나쁜 수렴특성을 가끔씩 보여주었다. 그림 6은 공학적인 상식에 의해 얻어진 35개의 퍼지규칙에 의해 생성된 제어평면, 즉 특정한 입력  $\phi$  및  $x$ 가 주어졌을 때 퍼지추론에 의해 계산된 출력값  $\theta$ 의 관계를 보여주고 있다.

그림 7은 신경회로망의 경쟁학습 방법에 의해 입·출력 공간에서 주어진 학습 데이터를 클러스터링하여 퍼지 제어규칙을 예측하고, 예측된 퍼지 제어규칙을 이용하여 생성한 제어평면을 보여준다. 그림에서 알 수 있는 바와 같이 예측된 제어규칙의 제어평면이 수동적으로 구하여 미세조정을 거친 제어평면과 유사한 특성을 보여주고 있으며, 실제로 미세조정을 거쳐 얻어진 퍼지규칙의 경우에 비하여 성능이 크게 저하 하지 않는다는 것을 알 수 있다.

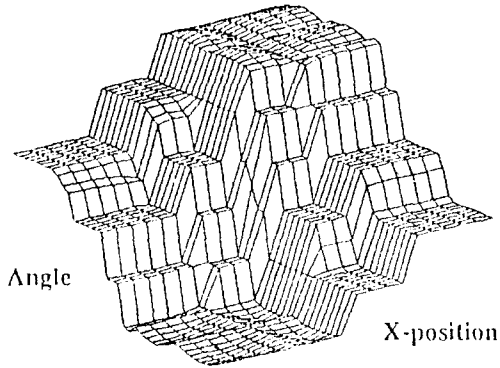


그림 6. 미세조정된 퍼지제어 규칙의 제어평면.

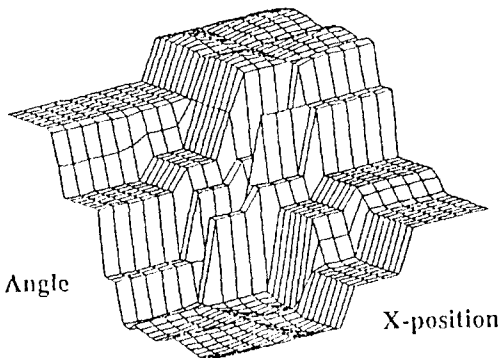


그림 7. 클러스터링에 의해 예측된 퍼지제어 규칙의 제어평면.

## 5. 결 론

지금까지 제어대상의 수학적 모델링을 하는 과정없이 전문가의 경험과 공학적인 제어상식을 언어규칙으로 표현하는 퍼지제어기의 기본구성을 소개하였고, 퍼지 제어규칙의 주관성 및 제어대상의 동작조건의 변화에 따른 적응성을 향상시키기 위하여 고안된 적응 퍼지제어 기법을 고찰하였다. 이러한 적응 제어기법으로 기준모델에 의하여 퍼지제어기의 파라미터를 조정하는 방법과 신경회로망의 학습능력을 이용하여 입·출력 데이터를 통하여 퍼지제어기를 조정하는 방법들을 생각할 수 있었다.

기준모델에 의하여 퍼지제어기를 적용시키는 방법은 직접 자기조직 퍼지제어기와 간접 자기조직 퍼지제어기를 구분할 수 있다. 직접 자기조직 퍼지제어기는 기준모델에 제어성능을 구체적으로 명시함으로써 기준모델과 실제 제어대상의 차이인 추종오차에 의해 제어규칙을 조정하며 간접 자기조직 퍼지제어기의 특징은 직접 자기조직 퍼지제어기에 제어대상의 식별과정이 포함된 형태로서 제어오차와 모델오차에 의해 퍼지제어기와 제어대상의 파라미터를 조정할 수 있다.

신경회로망을 이용한 적응 퍼지제어기 중에서는 다층 신

경회로망을 이용한 적응 퍼지제어기와 신경회로망의 클러스터링 기능을 이용하여 입출력 공간에서 학습 데이터를 클러스터링하여 퍼지규칙을 예측하는 방법을 들 수 있다. 다층 신경회로망을 이용한 적응 퍼지제어기의 특징은 퍼지제어기를 다층 신경회로망 구조로 표현하여 학습시킴으로서 퍼지제어기의 파라미터를 조정할 수 있었고, 클러스터링 기법을 이용한 적응 퍼지제어기의 특징은 학습데이터가 주어지면 퍼지규칙을 예측할 수 있다는 장점이 있으므로, 전문가의 제어지식을 얻기 어려우나 학습데이터는 얻을 수 있는 경우에 적용할 수 있다.

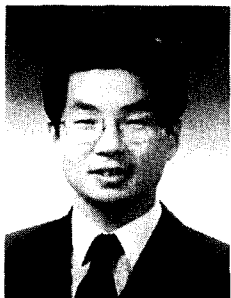
적응 퍼지제어기도 몇가지 문제점들을 가지고 있다. 예를 들면, 기준모델을 이용한 적응 제어기법은 성능지수의 기준역시 전문가의 경험에 의존한다는 문제점을 가지며 신경회로망을 이용한 적응제어 기법에서는 조정된 파라미터의 최적값이 초기 파라미터나 학습률 등에 좌우되며 오차역전과 알고리즘이 가지는 국부최적해로의 수렴 가능성이라는 문제가 따르므로 진화연산과 같은 새로운 접근방법을 이용하여 이와 같은 문제들을 해결하기 위한 연구가 진행되고 있다.

## 참 고 문 헌

- [1] C. C. Lee, "Fuzzy Logic in Control System : Fuzzy Logic in Controller Part I," IEEE Trans. on System, Man and Cyber., Vol. 20, 404-418, 1990.
- [2] C. C. Lee, "Fuzzy Logic in Control System : Fuzzy Logic in Controller Part II," IEEE Trans. on System, Man and Cyber., Vol. 20, 419-435, 1990.
- [3] P. J. MacVicar-Whelan, "Fuzzy Sets for Man-Machine Interaction," Int. J. Man-Machine Studies, Vol. 8, 687-697, Nov. 1976.
- [4] T. J. Procyk and E. H. Mamdani, "A Linguistic Self-Organizing Process Controller," Automatica, Vol. 15, 15-30, 1979.
- [5] C. J. Harris and C. G. Moore, "Intelligent Identification and Control for Autonomous Guided Vehicles using Adaptive Fuzzy based Algorithms," Eng. Applic. of AI, Vol. 2, 267-285, 1989.
- [6] S. Shao, "Fuzzy Self-organizing Control and its Applications for Dynamical Systems," Fuzzy Sets and Systems, Vol. 26, 151-164, 1988.
- [7] D. A. Linkens and M. F. Abbod, "Self-organizing Fuzzy Logic Controllers for Real time Processes," Proc. of IEE Control '91 Conference, 971-976, 1991.
- [8] C. J. Harris and C. G. Moore, "Real time Fuzzy based Self-learning Predictors and Controllers,"

- 12th IFAC World Congress, Vol. 7, 180-186, 1990.
- [9] C. J. Harris and C. G. Moore and M. Brown, Intelligent Control—Aspects of Fuzzy Logic and Neural Nets, World Scientific, 215-253, 1993.
- [10] G. Bartolini, G. Casalino, F. Davoli, M. Mastrella, R. Minciardi and E. Morten, “Development of Performance Adaptive Fuzzy Controllers with Applications to Continuous Casting Plants,” in M. Sugeno (Ed.) Industrial Applications of Fuzzy Control, North Holland, 41-46, 1985.
- [11] B. Kosko, Neural Networks and Fuzzy Systems, Prentice-Hall, 1992.
- [12] 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, 1992.
- [13] L. X. Wang, Adaptive Fuzzy Systems and Control: Design and Stability Analysis, Prentice-Hall, 1994.
- [14] T. Takagi and M. Sugeno, “Fuzzy Identification of Systems and its Application to Modeling and Control,” IEEE Trans. Syst. Man Cybernet., Vol. 15, 116-132, 1985.
- [15] D. Nguyen and B. Widrow, “The Truck Backer-Upper: An Example of Self-Learning in Neural Networks,” Proc. of Int. Joint Conference on Neural Networks (IJCNN’89), Vol. 2, 357-363, June 1989.

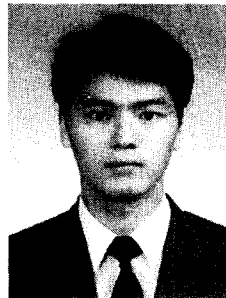
## 저 자 소 개



**공 성 곤(公 聖 坤)**

1982年 8月 서울대학교 전기공학과 졸업 (공학사). 1987年 2月 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업 (공학석사). 1991年 12月 미국 University of Southern California 졸업(공학박사). 1982年 8月~1985年 2月 금성기전 연구원 1985年 8月~

1987年 7月 한국 전자통신 연구소 연구원 1992年 3月~현재 송실대학교 공과대학 전기공학과 조교수  
주관심 분야: 영상 및 신호처리, 퍼지시스템, 신경회로망  
(156-743)서울 동작구 상도5동 1-1  
TEL)(02)820-0831 / FAX)(02)814-3627



**김 민 수(金 旼 秀)**

1971年 2月生. 1995年 2月 송실대학교 공과대학 전기공학과 졸업(공학사) 1995年 2月~현재 송실대학교 공과대학 전기공학과 석사과정  
주관심 분야: 퍼지시스템, 지능제어  
(156-743)서울 동작구 상도5동 1-1  
TEL)(02)820-0831 /  
FAX)(02)814-3627