

人工神經 回路網과 퍼지(Fuzzy)규칙기반시스템을 이용한 加壓 경수로의 爐心재장전모형의 설계

1. 서 론

원자력발전소에서의 핵연료 재장전 문제는 안전성과 경제성 측면 모두에서 중요한 의미를 갖는다. 안전이라는 측면에서 볼때, 특정 핵연료집합체에서의 첨두출력이 정해진 제한값을 넘어설 경우에는 핵연료의 건전성이 위협을 받게 된다. 따라서 국부 첨두출력은 그 제한값을 넘어서서는 안된다.

반면에 주어진 핵연료로 최대의 에너지를 추출하는 것은 상당한 경제적인 이득을 가져다 준다. 따라서 가압 경수로에서의 핵연료 재장전의 일반적인 목표는 주어진 여러가지의 제한 조건을 만족하면서 단위 에너지 비용을 최소화 하는 것이다. 이것은 주어진 비용으로 최대의 에너지를 추출하는 것과 같은 의미를 갖는다.

지금까지 이러한 목적을 달성하기 위한 많은 연구가 수행되어 왔으며, 이들 연구들은 다음과 같은 공통점을 갖는다.

첫째, 최적화 기법들이 그들 기법상의 제한 때문에 최적해를 제공하지 못하며, 단지 근사적인 최적해만을 제공할 뿐이다. 둘째, 대부분의 방법들이 목적함수나 제한조건을 계산하기 위해 각종의 노심계산용 코드를 사용한다. 따라서 최적해를 얻기 위해 많

은 시간이 소요된다. 셋째, 가연성 독봉의 배치문제는 고려하지 않거나, 분리하여 고려한다. 이와 같은 공통적인 한계를 갖는 이유는 핵연료 재장전 문제가 매우 비선형적이고 탐색영역이 넓기 때문이다.

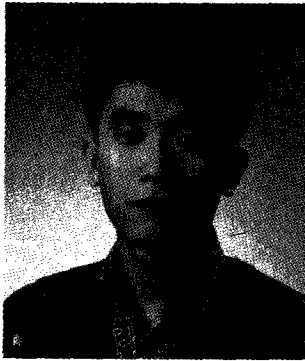
본 논문에서 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 애매논리를 이용한 규칙기반시스템과 인공지능회로망을 이용하여 최적 핵연료 배치모형을 찾을 수 있는 시스템의 개발에 관한 연구를 수

행하였다. 본 연구의 목적은 국부첨두 출력비는 기준값을 초과하지 않고 유효증배계수는 최대가 되는 핵연료 배치모형들을 찾는 것이다.

애매논리를 이용한 규칙기반시스템은 경험적인 규칙들을 이용해서 배치모형들을 규칙들을 만족하는 것과 만족하지 않는 것으로 분류한다. 분류된 모형들 중 규칙들을 만족하는 모형들은 인공지능회로망으로 전달되며, 인공지능회로망은 전달된 모형의 국부

표 1 애매규칙 사용에 따른 규칙기반시스템의 결과 비교

Ordinary RBS		Fuzzy RBS		
Accumulated CPU(sec)	Number of Patterns	Loading sequences	Number of patterns	Accumulated CPU(sec)
61	392	All fresh	126	22
175	4683	Twice 1	1276	145
457	22047	Twice 2	6139	221
1795	54079	Twice 3	15235	454
4148	76686	Twice 4	21592	893
6463	65836	Twice 5	18129	1306
7572	34841	Twice 6	9125	1531
7957	11370	Twice 7	2707	1627
8077	2212	Twice 8	471	1686
8145	2212	Once 1	471	1740
8242	2212	Once 2	471	1785
8318	2212	Once 3	471	1835
8400	2212	Once 4	471	1891
8499	2212	Once 5	436	1931
8594	1582	Once 6	322	1949



한국과학기술원 원자력공학과
김한곤, 장순흥, 이병호 연구팀

<김한곤 박사>

첨두출력비와 유효증배계수를 예측한다. 이와 같은 기능을 수행하는 핵연료 최적배치시스템이 개발되었다.

본 논문은 다음과 같은 가정하에 연구가 수행되었다. 첫째, 새로운 핵연료의 갯수는 정해져 있으며 모든 핵연료집합체들은 새로운 핵연료이거나 한 주기를 연소한 것, 또는 두 주기를 연소한 것 중 하나에 속한다. 둘째, 가연성 독봉의 배치는 고려하지 않는다. 셋째, 노심 중앙부에 가장 연소도가 높은 핵연료집합체를 배치한다.

2. 노심변수의 예측을 위한 인공신경회로망

인공신경회로망은 가압경수로의 노심변수들을 빠른 시간내에 예측하기 위해서 개발되었으며, 학습회로망의 일종인 Back-Propagation Network(BPN)이 사용되었다. 이 회로망은 두개의 변수, 즉 국부첨두출력비와 유효증배계수를 예측하는 두개의 회로망으로 구성되어 있으며 입력층의 신경단위의 수는 21개, 출력층의 신경단위의 수는 18개, 그리고 중간층의 신경단위의 수는 각각 120개와

393개로 이루어져 있다.

아직 BPN의 설계시 중간층의 신경단위의 수를 어떻게 결정하는 것이 가장 최적인가에 대한 일반적인 이론이 존재하지 않는다. 따라서 본 연구에서는 실험적인 방법으로 최적의 신경단위의 수를 찾아냈다.

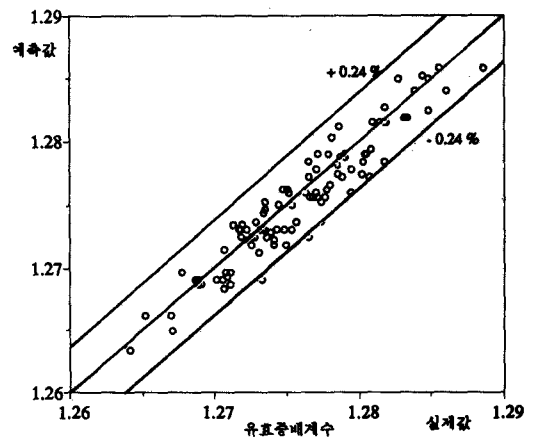
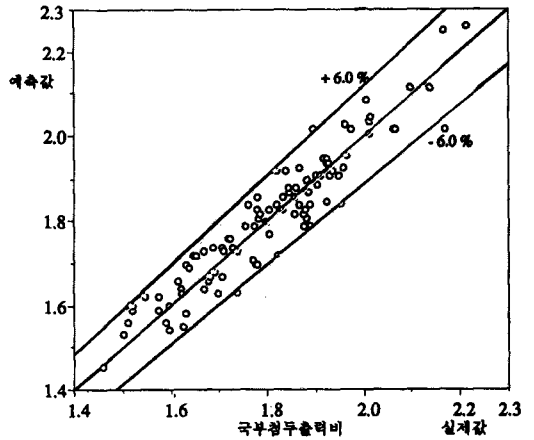
학습패턴은 한국과학기술원의 조남진 교수팀에서 개발한 QCC 코드를 이용하여 1000개를 무작위로 추출했으며, 모사패턴은 같은 코드를 이용하여 100개를 추출했다. 물론 학습패턴과 모사패턴은 전혀 중복되지 않도록 했다.

본 논문에서는 기존의 인공신경회로망의 학습기법을 대폭 향상시킨 새로운 학습기법을 제안했다. 기존의 학습기법은 학습률 계수(η)의 값이 일정한 상수로 고

정되어 있어 학습이 어느정도 진행되고 나면 매우 느리게 수렴하는 단점을 가지고 있다.

본 연구에서는 이러한 점에 착안하며 식 (1) 및 (2)와 같이 학습률계수를 오차에 반비례하도록 조절함으로써 보다 능률적인 학습이 가능하도록 한 것으로, 원하는 오차수준에 수렴하는

그림 1 : 모사모형에 대한 예측결과



〈 연구 논문 〉

기존의 학습기법보다 약 10배 이상 빠른 능력을 나타냈다.

$$\eta(E_{av}) = \eta_0 \frac{1}{E_{av}^{1/2}} \quad (1)$$

$$\Delta\omega_{jk} = \eta_0 \left(-\frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}} \right) E_{av}^{-1/2} \quad (2)$$

위식에서 η 는 학습률계수를 나타내며 E_{av} 는 평균오차, 그리고 ω_{jk} 는 각 신경단위 사이의 가중치(weight)를 나타낸다.

개발된 인공신경회로망을 이용해서 노심변수들을 예측한 결과가 (그림 1)에 나타나 있다. (그림 1)에서 보듯이 국부침투출력비에 대해서는 예측에 사용된 핵연료 장전모형의 95% 이상 오차범위 6% 이내를 나타냈으며, 유효중배계수에 대해서는 최대오차 0.235% 이내의 정확성을 갖는 결과를 얻었다.

또한 이들 변수들을 예측하는데 소요되는 QCC 코드에 비해서는 약 100배 이상, CITATION 코드에 비해서는 약 700배 이상 빠른 것으로 나타났다.

3. 애매논리를 이용한 규칙기반시스템

규칙기반시스템은 핵연료의 배치모형을 몇가지 경험적인 규칙들을 이용하여 분류하기 위한 것으로 지금까지 상당한 연구가 있어온 분야이다.

그러나 기존의 규칙기반시스템들은 고정된 규칙만을 사용함으로써 효과적인 탐색에 어려움이 있었다. 이 논

문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 기존의 규칙들에 애매논리를 적용한 애매규칙을 제안하여 보다 효율적인 분류가 가능하도록 하였다.

시스템의 구조는 애매규칙이 존재하는 것을 제외하면 일반적인 규칙기반시스템과 유사하다. 지식베이스에는 추론에 사용되는 경험적인 규칙들과 노심과 핵연료의 특성들을 나타내는 데이터들이 내장되어 있다.

이들 지식들을 이용해서 추론 기관에서는 추론을 수행하게 되는데 기본적인 추론 방법으로는 전방향 추론방식을 택했으며, 깊이우선 탐색기법(Depth-First Searching Algorithm)과 넓이우선 탐색기법(Breadth-First Searching Algorithm)을 같이 사용하여 효율적인 탐색을 수행토록 했다.

지금까지 애매논리를 실제 문제에 적용할 때, 가장 어려운 점 중의 하나가 소속함수를 결정하는 문제였다. 대부분의 연구에서는 단순한 삼각형 모양의 함수나 사다리꼴 모양의 함수를 사용하는 것으로 문제를 단순화시키고 있으나, 소속함수의 값이 결과에 따라 큰 영향을 미칠때는 이러한 접근 방법은 바람직하지 않다.

따라서 이 연구에서는 애매규칙내에 존재하는 소속함수를 자동적으로 결정하는 기법을 개발함으로써 애매논리가 가지고 있는 문제점을 해결하고자 했다. 즉, 초기에 임의의 소속함수를 정하면, 그 소속함수의 값에

따라 예측된 결과가 실제의 결과와 부합되면 식 (3)에 의해 소속함수가 조정되고, 실제의 예측결과와 부합하지 않으면 식 (4)에 의해 소속함수가 조정되어 점차 최적의 소속함수로 수렴하는 것이다.

$$P_{n+1}(x) = (1 - \alpha_{ad})P_n(x) + \alpha_{ad} \quad (3)$$

$$P_{n+1}(x) = (1 - \alpha_{ad})P_n(x) \quad (4)$$

위 식에서 $P_n(x)$ 은 n번째 단계에서의 소속함수를 나타내며, α_{ad} 는 적응함수로 0보다 크되 1보다는 매우 작은 조건을 만족하는 상수이다.

애매규칙을 사용한 규칙기반시스템과 사용하지 않은 것과의 비교가 표 1에 나타나 있다. 표 1에서 보듯이 탐색을 수행한 결과 애매규칙을 사용하지 않은 기존의 규칙기반시스템과 같은 결과를 얻는데, 소요되는 시간 및 생성되는 모형의 갯수도 약 20%로 줄어들었다.

생성된 모든 배치모형에 대하여 노심변수들은 모두 노심변수의 값들이 기준값을 초과하는 것으로 나타나 애매규칙을 이용한 규칙기반 시스템이 매우 효율적인 탐색을 수행하는 것으로 나타났다.

4. 전문가시스템의 개발

이상과 같은 방법론들을 이용하여 가압경수로의 최적 핵연료 배치모형

가압경수로의 최적 핵연료 배치모형을 찾을 수 있는 원형 전문가시스템이 개발되었으며, OFSS(Optimal Fuel Shuffling System)라 명명되었다. 이 전문가시스템은 C 언어와 Prolog 언어를 사용하여 개발하였으며, SUN SPARC2 컴퓨터 상에서 구현되었다.

이 시스템은 그래픽을 사용하여 사용자접속부를 구현함으로써 사용자가 보다 쉽게 전문가시스템의 탐색과정 및 결과를 이해할 수 있도록 하였으며, 전 탐색과정이 자동으로 수행되도록 설계되었다.

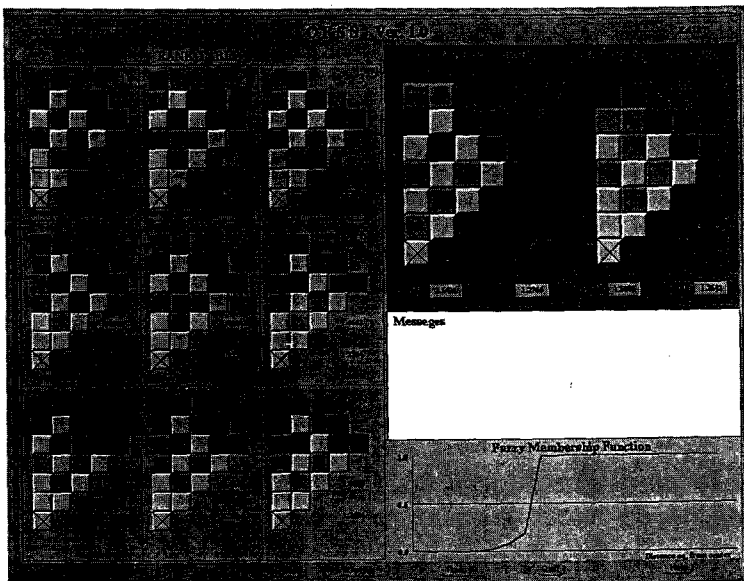
그림 2는 OFFSS의 사용자접속부와 탐색이 수행된후의 결과화면을 보여주고 있다. 그림 2에서 우측 상단의 모형은 이 예제에서 사용된 기준모형이며 이 전문가시스템은 이 모형보다 우수한 모형을 탐색한다. 이 문제에서

는 고리 원자력발전소 1호기의 제 1주기 핵연료 장전모형을 기준모형으로 선택했다. 기준모형의 국부첨두출력의 값은 1.5005이며, 유효증배계수의 값은 1.2642이다.

그 옆의 모형은 현재 시스템이 탐색하여 찾은 모형이며, 기준모형보다 우수하다고 판단된 모형들이 화면의 좌측에 나타나 있다. 즉, 좌측에 나타난 모형들은 국부첨두출력 값은 기준모형보다 작으면서 유효증배계수의 값은 기준모형보다 큰 모형인 것이다.

화면의 우측 하단에는 퍼지규칙내의 소속함수가 탐색이 진행되는 동안 어떻게 변하는가를 보여준다. 이 문제에서는 초기 소속함수를 값이 1인 상수함수로 정했으나, 그림에서 보듯이 'S'가 형태로 최적화되어 있는 것을 알 수 있다.

그림 2 OFSS의 결과화면



5. 결 론

위에서처럼 이 논문의 의의에 대해 다음과 같은 결론을 도출해 낼수 있다.

첫째, 이 연구에서 개발된 전문가시스템은 핵연료의 재배치를 실제로 수행하는 설계자를 도와주기 위한 것으로 설계자가 보다 쉽고 빠르게 보다 최적의 핵연료 재장전 모형을 찾을 수 있도록 도와줄 수 있다.

둘째, 인공신경회로망이나 퍼지 규칙기반시스템과 같은 첨단 기법들을 혼합하여 사용하는 것이 각 기법이 가지고 있는 단점을 서로 보완할 수 있기 때문에 단일 기법에 의한 최적화보다 더 유용하다.

셋째, 이 논문에서 개발된 인공신경회로망이나 퍼지 규칙기반시스템은 다른 최적기법들과 같이 사용하여도 충분히 그 능력을 발휘할 수 있다.

넷째, 이 논문에서 제안한 인공신경회로망의 새로운 학습기법이나 퍼지논리를 응용할때 소속함수를 자동적으로 결정하는 방법 등은 기존의 방법을 크게 개선시킨 것으로 이후 인공신경회로망이나 퍼지논리를 응용코자하는 연구자에게 큰 도움이 될 수 있을 것으로 판단된다.

다섯째, 이 연구에서 개발된 전문가시스템을 실용화하기 위해서는 이 연구에서 사용한 가정들이나 EOC상태의 고려 등을 통한 계속적인 연구가 이루어져야 한다.