

# 신경회로망을 이용한 부하추종운전중의 차세대 원자로 모델링

論 文
54D-9-7

## Nuclear Reactor Modeling in Load Following Operations for Korea Next Generation PWR with Neural Network

李相兪<sup>†</sup> · 張鎭旭<sup>\*</sup> · 成承桓<sup>\*\*</sup> · 李銀哲<sup>\*\*\*</sup>

(Sang-Kyung Lee, Jin-Wook Jang, Seung-Hwan Seong and Un-Chul Lee)

**Abstract** - NARX(Nonlinear AutoRegressive with eXogenous input) neural network was used for prediction of nuclear reactor behavior which was influenced by control rods in short-term period and also by the concentration of xenon and boron in long-term period in load following operations. The developed model was designed to predict reactor power, xenon worth and axial offset with different burnup states when control rods and boron were adjusted in load following operations. Data of the Korea Next Generation PWR were collected by ONED94 code. The test results presented exhibit the capability of the NARX neural network model to capture the long term and short term dynamics of the reactor core and the developed model seems to be utilized as a handy tool for the use of a plant simulation.

**Key Words** : NARX, Neural Network, Load Following Operation, KNGR

### 1. 서 론

현대는 정밀 산업의 고품질 전력요구가 늘고 있고, 하루 중 전력수요변화 형태가 최대 전력수요와 최소수요 간의 차이가 심화되는 쪽으로 변화하고 있다. 국내에서는 총 발전량 중 원자력발전의 비중이 커지면서 수력이나 화력발전소의 출력제어만 가지고는 전력의 계획치를 조절하기 어렵기에 원자력발전소에는 필연적으로 부하변동 요구에 따른 출력변화 운전, 즉 부하추종운전 능력이 요구된다. 원자력발전소에서 부하추종운전이란 좁은 의미에서 터빈 출력의 변화를 원자로 출력이 추종함을 의미한다. 능동적 출력조절방식은 붕산(Boric Acid)의 농도를 조절하거나 제어봉의 삽입 및 인출로 원자로의 반응도(Reactivity)와 출력분포를 제어하게 된다. 그런데 원자로의 반응도와 출력분포를 동시에 원하는 조건이 되도록 붕산과 제어봉을 조절하기 어렵기 때문에 원자로의 특성을 예측할 수 있다면 부하추종운전을 위한 제어가 용이해질 뿐만 아니라 발전소 운전원에게 운전지침을 제시해주는 역할도 가능하다.

신경회로망이 시스템의 입출력 관계를 기반으로 하고 있고 임의의 비선형 시스템을 식별할 수 있는 범용 함수 근사자 역할을 할 수 있음이 밝혀져 있기 때문에 원자로와 같이 비선형 특성을 갖고 모델링이 어려운 부분에서 효율적으로 사용될 수 있다. 가압경수로형 원자로에서 제어봉과 붕산을 사

용하여 이로 인한 원자로 출력, Axial offset, 반응도의 변화를 신경회로망으로 계산하는 연구<sup>[1]</sup>가 있었으나 정상 상태에서 시의 자료로 신경회로망을 학습하도록 하여 부하추종운전 모사를 위해 학습해야 할 영역이 늘어나고 제논(Xenon)에 대한 계산을 따로 해야 하는 단점이 있었다. 이에 반해 Mehrdad<sup>[2]</sup> 등은 원자로를 시간 연속 시스템의 관점에서 현재까지 오는 과거의 정보들로부터 다음 시간 간격에서의 결과를 예측하는 신경회로망 모델을 만들었다. 이는 정상 상태의 많은 주변 정보들을 이용하기보다 과거 정보를 이용하여 미래를 예측하는 방식이므로 부하추종운전같이 시간에 따른 원자로의 상태를 모사하는 데 적합한 방법이라 생각된다. 하지만 오류 역전과 알고리즘을 사용하여 학습 성능이 떨어지고 부하추종운전에 사용되는 붕산을 고려하지 않았으며 연소도(Burnup)에 따른 변화도 고려하지 않았다. 이런 점들을 개선하여 고리 1호기를 대상으로 원자로를 모델링 하였으나<sup>[3]</sup>, 본 논문에서는 부하추종운전시 단일 제어봉으로 조절하는 고리 1호기와는 다르게 다양한 제어봉군으로 부하추종운전을 해야 하는 원자력발전소에 적용이 가능하도록 모델을 개선하였다.

본 논문에서 제어봉의 움직임으로 인해 반응도나 Axial offset 등에 단기적으로 영향을 주고 제논으로 인해 장기적으로 영향을 주는 복합적인 역학을 보이는 원자로를 모사하기 위해서 NARX 신경회로망을 채택하였다. 학습방법으로는 Scaled conjugate gradient 알고리즘을 사용하였고 신경회로망의 입력으로는 현재 및 과거 시간에서의 제어봉 위치, 붕산 농도, 제논반응도가, 원자로 출력 그리고 Axial offset 으로 설정하였으며, 신경회로망의 출력으로는 현재 이후 시간 간격에서의 제논반응도가, 원자로 출력, Axial offset 으로 정의하였다. 학습 및 검증에 위한 자료는 ONED94 코드로 차세대 원자력발전소를 대상으로 일일부하추종운전을 계산하여 구하였고 제안된 신경회로망 모델을 다양한 연소도에 대하여 검증하였다.

<sup>†</sup> 교신저자, 正 會 員 : 서울대학교 原子核學科 博士課程  
E-mail : blood812@snu.ac.kr

<sup>\*</sup> 非 會 員 : 韓國原子力研究所

<sup>\*\*</sup> 正 會 員 : 韓國原子力研究所 · 工博

<sup>\*\*\*</sup> 正 會 員 : 서울대학교 原子核學科 教授 · 工博

接受日字 : 2005年 6月 10日

最終完了 : 2005年 7月 26日

## 2. 원자로 모델링

### 2.1 부하추종 운전

원자력발전소에서 터빈의 출력 변화에 따라 원자로 출력이 추종하도록 하는 것을 부하추종 운전이라 하는데, 이때에 원자로 출력준위 변화에 따른 출력결손과 제논 농도 및 분포의 변화, 원자로내의 감속재 온도변화에 의해 반응도가 변한다. 원자로는 반응도가 일정하게 유지되어야하므로 제어봉의 삽입정도와 봉산 농도로 조절해 준다. 현재 국내 가압경수로형 원자력발전소는 안전을 위해서 원자로 상하부의 출력 편차가 기준 범위 안에 유지되도록 제어봉과 봉산농도를 조절하게 되어있다. 그런데 부하추종운전을 하게 되면 원자로의 출력을 변화시켜야 하며 이를 위해 제어봉을 사용함으로써 원자로 상하부 어느 한쪽으로 출력이 치우쳐 안전운전 한계를 벗어날 가능성이 커지게 되고 제논 진동 현상에 의한 원자로 불안정 문제도 발생된다. 제어봉은 양의 반응도가 필요하면 인출하고 반대의 경우에는 삽입하면 되는데 원자로의 출력분포에 크게 영향을 주기 때문에 반응도 제어 입장에서는 원하는 양 만큼의 반응도를 주되 출력 분포에는 영향을 주지 않을 것을 요청하게 되고 출력분포 제어의 경우에는 그 반대되는 요청을 하므로 반응도 제어와 출력분포 제어 두가지를 어떻게 조화하느냐가 관건이다. 봉산은 원자로의 출력분포에는 영향을 거의 주지 않으면서 반응도를 제어할 수 있고 개념적으로는 주로 비교적 느린 변화인 제논 농도 변화에 따른 반응도 보상에 사용된다. 조절하는데 시간이 많이 걸리고 액체 폐기물이 수반되는 단점이 있기 때문에 시스템의 건전성을 해치지 않을 정도의 최소 봉산을 사용하는 방식을 채택한다.

본 논문에서는 원자로를 모델링하기 위해 하루를 주기로 정격 출력에서 2시간 동안 50% 출력으로 내려서 6시간 동안 유지하다가 다음 2시간 동안 전출력으로 복귀하여 14시간 동안 전출력 운전을 계속하는 형태인 100-50-100%P 14-2-6-2 hr 일일부하추종 운전 형태를 택하였다.

### 2.2 신경회로망 모델

부하추종 운전시에 반응도를 유지하면서 원자로 상하부의 출력편차를 일정 범위 안에 유지하도록 제어봉과 봉산 농도를 조절하는 것이 어렵기 때문에 미리 제어봉 움직임과 봉산 농도 변화에 따른 원자로의 상태를 알 수 있다면 원하는 출력 형태가 되는 제어봉의 삽입정도와 봉산 농도를 찾을 수 있을 것이다.

원자로에서 제어봉과 봉산 농도를 변화시켰을 때 원자로 출력, 제논반응도가, Axial offset의 값을 알 수 있는 모델을 만들기 위해 신경회로망을 사용하였다. 그림 1에서와 같이 신경회로망 모델의 입력으로는 현재(t)와 과거에서의 제어봉 균들의 위치와 봉산농도, 원자로 출력, Axial offset, 제논반응도가 사용하며 신경회로망 모델의 출력은 다음 시간 간격(t+1)에서의 원자로 출력, Axial offset, 제논반응도가로 구성한다. 신경회로망의 입출력 관계를 표시하면 다음과 같다.

$$(P(t+1), Xe(t+1), A.O(t+1)) = F [Xe(t), \dots, Xe(t-q), P(t), \dots, P(t-q), A.O(t), \dots, A.O(t-q), CR_{P2}(t), \dots, CR_{P2}(t-p), CR_{P1}(t), \dots, CR_{P1}(t-p), CR_R(t), \dots, CR_R(t-p), BC(t), \dots, BC(t-p)]$$

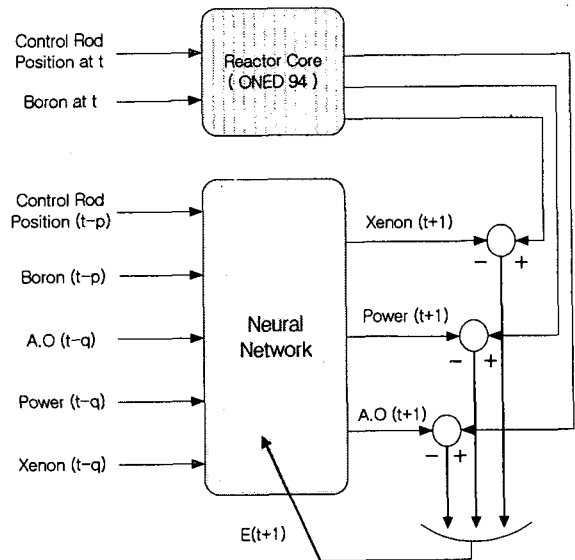


그림 1. 원자로 모델링을 위한 신경회로망 구조  
Fig. 1 Neural network structure for reactor modeling

여기서 P는 원자로출력, Xe는 제논반응도가, A.O는 Axial offset, CR은 제어봉 위치, BC는 봉산농도를 의미한다. 위의 식은 원자로에 적용되는 4개의 미분방정식을 Z-변환한 식과 유사하며 p와 q는 시간지연단위를 나타내는 값으로 각각 2와 5의 값을 사용했다.<sup>[2][3]</sup> 이와 같이 다층신경회로망 구조에서 입력으로서 시간 지연된 값들과 신경회로망의 출력 값을 다시 재환하여 시간 지연된 값을 사용하는 NARX 신경회로망은 장·단기적 역학이 동시에 나타나는 비선형 시스템을 모사하는데 있어 효과적이다.<sup>[4]</sup>

원자로 모델링에 사용된 신경회로망 구조는 입력층, 1개의 은닉층 그리고 출력층의 구조를 가지고 있고 은닉층은 입력 노드수의 2배에 해당하는 노드로 구성하였다. 오류 역전파 알고리즘이 오차함수로 1차 근사를 사용하고 사용자 정의를 필요로 하는 파라미터들로 인해 학습 성능이 떨어지는 문제와 오차함수를 2차 근사로 사용하는 학습 방법이 가지고 있는 문제인 Hessian 행렬로 인한 계산 시간과 메모리의 증가를 극복할 수 있는 Scaled Conjugate Gradient 방법<sup>[5]</sup>을 신경회로망 학습 알고리즘으로 사용하였다.

## 3. 신경회로망 모델의 학습 및 검증

ONED94 코드<sup>[6]</sup>를 통해 차세대 원자력발전소에서 연소도가 1000(BOC), 6063(IOC), 16000(EOC) MWD/MTU 인 경우에 대해 100-50-100%P 14-2-6-2hr 일일부하추종운전을 PbXb 운전<sup>[6]</sup> 방식으로 3일 동안 운전한 자료를 각각 구하였다. 이때 제논은 천이상태로 하였고 데이터 획득시간 간격은 12분을 사용했다. 차세대 원자력발전소에서 부하추종 운전시 사용되어진 제어봉군은 3가지이고 이를 적용한 신경회로망 모델의 입력의 개수는 30, 은닉층의 노드 수는 60, 출력의 개수는 3이다.

신경회로망의 학습은 Scaled Conjugate Gradient 알고리즘을 이용하여 Mean Squared Error가  $10^{-5}$  이하가 되거나 Epoch가 1500번이 될 때까지 학습을 시켰다. 핵연료가 연소

함에 따라 달라지는 원자로 상태에 대해서도 가능한지를 판단하기 위해 3가지의 연소도에 대해 학습과 검증을 하였다. 각 연소도에 대해 2일 동안의 자료로 학습을 하고 마지막 3일째에 해당하는 자료로 검증한 것을 그림 2에서 4까지 나타내었다. 점선은 신경회로망 모델에서 계산한 ASI(음의 Axial offset), 원자로 출력, 제논반응도가를 나타내고 실선은 학습 및 검증을 위해 코드에서 계산된 값이다.

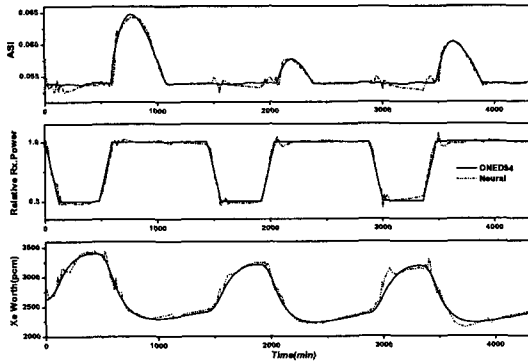


그림 2. BOC에서의 학습 및 검증 결과  
Fig. 2 Results of training and test at BOC

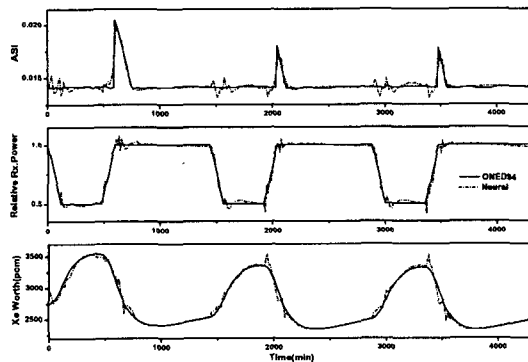


그림 3. IOC에서의 학습 및 검증 결과  
Fig. 3 Results of training and test at IOC

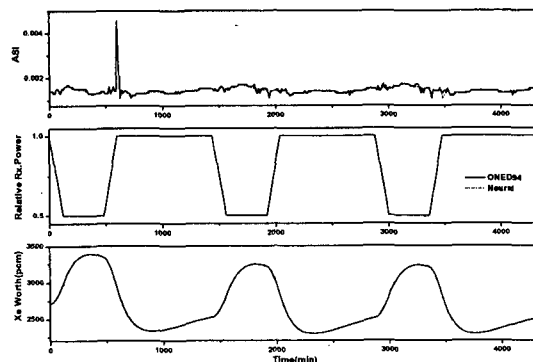


그림 4. EOC에서의 학습 및 검증 결과  
Fig. 4 Results of training and test at EOC

표 1. 검증결과의 평균절대오차비율

Table 1 MAPE of test results

	ASI	원자로출력	제논반응도가
BOC	$1.75 \times 10^{-4}$	0.0096	0.0099
IOC	0.0086	0.0182	$4.56 \times 10^{-4}$
EOC	0.0060	$2.15 \times 10^{-4}$	$7.64 \times 10^{-4}$

표 1은 검증단계의 성능을 알아보기 위해 평균절대오차비율(Mean Absolute Percent Error)을 계산한 결과이다. 원자로 시스템이 가지고 있는 해석영역이 상당히 넓지만 부하추종운전은 운전방식이 미리 정해지면 유사한 운전 형태를 하기 때문에 전체 영역을 학습시키지 않아도 시스템 특성을 잘 반영하고 있다는 것을 볼 수 있다.

#### 4. 결 론

본 논문에서 차세대 원자력발전소와 같이 부하추종운전시 다양한 제어방식이 사용되는 원자로에 대해 제어방과 봉산의 변화에 따른 원자로 출력, Axial offset, 제논반응도가를 예측할 수 있는 신경회로망 모델을 만들었고 다양한 연소도에 대해서도 예측 성능이 좋은 것을 확인하였다. 이 모델에 사용되어진 제논반응도가는 실제 원자력발전소에서 계측할 수 없다. 그러나 3차원 코드를 통해 얻어진 제논 반응도가를 신경회로망을 학습하기만 하면 모사하려는 처음 시간의 제논반응도가는 정상 상태에서의 초기 제논반응도가를 입력으로 사용하고 그 이후 시간의 제논반응도가 입력은 신경회로망에서 계산된 출력 값이 회귀되는 것이므로 더 이상 제논반응도가 정보를 요구하지 않는 장점이 있다. 정밀한 원자로 계산을 해주지만 계산시간이 느려 부하추종운전 제어에 활용하지 못하는 3차원 코드로부터 자료를 구하고, 다양한 운전방식에 대해 적용할 수 있도록 모델 개선이 필요하다. 이렇게 개발된 모델은 다른 시스템의 신경회로망 모델링과 연계하여 운전원 지원시스템으로써의 모사기를 구성하는 것도 가능하다.

#### 참 고 문 헌

- [1] S.H. Seong, et.al, "Application of neural networks to analyze load-follow operation in a pressurized water reactor," *Nuclear Technology*, vol.128, pp.276-283, 1999.
- [2] Mehrdad, B., Mohammad B. G., Caro L., "Identification of a nuclear reactor core(VVER) using recurrent neural network," *Annals of Nuclear Energy*, vol.29, pp.1225-1240, 2002.
- [3] 이상경 외, "NARX 신경회로망을 이용한 원자로 부하추종 운전 모사," 한국원자력학회 2003 춘계학술발표회 논문집, 2003.
- [4] Medsker, L.R., Jain, L. C., *Recurrent neural network design and applications*. CRC Press, Boca Raton, 2000.
- [5] Moller M., "A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning," *Neural Networks*, vol.6, pp.525-533, 1993.
- [6] KAERI, *User's manual ACE/ONED*, 1996.