

강인 신경회로망 구조의 원전 출력 분포 제어 기법

A Robust Scheme with Neural Networks
for Nuclear Power Shape Control

최상철 · 최중인

경원대학교

성남시 수정구 복정동 산65번지

장진욱 · 이은철

서울대학교

서울시 관악구 신림동 산56-1

김종경

한양대학교

서울시 성동구 행당동 17

요 약

원전 출력분포의 동특성은 매우 비선형적이므로 출력 제어의 자동화가 어렵다. 이를 위하여 본 연구에서는 강인한 구조의 신경회로망을 갖는 제어 기법을 제시하였다. 이는 두 종류의 역동특성 모델의 신경회로망을 갖는 구조로서, 온라인 적응 능력을 통하여 강인성을 제공하였다. 이 제어 기법을 신형 원전의 부하추종운전에 적용하였고 그 결과를 통하여 이 기법이 출력분포의 자동 제어에 대한 좋은 해결 방법임을 보여주었다.

ABSTRACT

Automatic power control in nuclear plants is complicated by the highly nonlinear dynamics in power shape. A robust scheme with neural networks is presented for nuclear power shape control in this study. It includes two types of neural networks for inverse dynamics with on-line adaptation capabilities that provide robustness. The control scheme is applied to a part of load-follow operation in a revolutionary nuclear power plant. The results implies that the proposed control scheme can be a solution to automatic power shape control.

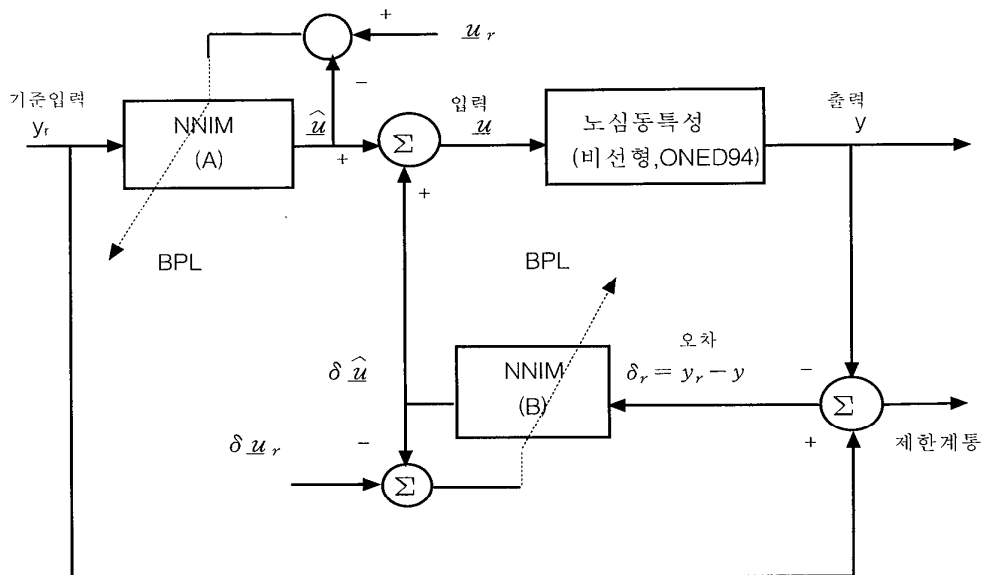
1. 서 론

원전의 상용부하추종 운전 능력 확보를 위해서는 출력 제어의 자동화가 필수적이며 이를 위한 핵심 사안은 원자로 출력분포 자동 제어 기술이다. 출력분포의 동적 특성이 매우 비선형적이므로 기존의 PID 등 단순한 제어 기법으로는 자동화가 매우 어렵다. 따라서 숙달된 운전원에 의해 수행되어지는 수동 제어 기법을 대체할 수 있는 지능 제어 기법의 개발이 요구되며 이를 위하여 전문

가의 지식의 모의에 적합한 퍼지 제어 기법이 고려되고 있다. 그러나 이를 위한 만들어진 다양한 제어 규칙 기반이 방대하여 검증에도 어려움이 있으며, 특히 본 연구의 적용 고려 대상인 신형 원전이 무봉산 노심을 사용할 경우 수동 제어를 규칙화 하기가 매우 어렵다. 그 이유는 보론의 경우 주입·회석으로 노심의 동특성에 미치는 영향이 일관되지만 제어봉의 경우에는 보다 복잡한 형태로 영향을 미치므로 훨씬 그 규칙을 정하기가 어려운 것이다. 따라서 본 연구에서는 보다 간략하고 온라인 적응성 및 강인성이 높은 신경회로망 구조를 갖는 제어 기법을 제시하고자 하는 것이다.

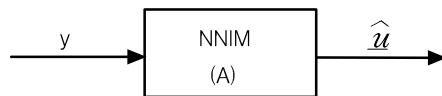
2. 출력 분포 제어 기법

원전의 부하추종 운전시 출력 분포 제어를 위하여 강인한 신경회로망 구조를 갖는 자동 제어 기법을 그림1에서 보여주고 있다. 먼저 ONED94로 모의되는 노심의 비선형 동특성에서 제어하고자 하는 출력변수 'y' 는 노심의 출력분포를 나타내는 ASI 이고 이를 위한 입력 벡터 'u' 는 제어봉의 위치로서 Bank 1, Bank 2 그리고 Bank 3 각각의 위치에 해당하는 'u₁', 'u₂', 그리고 'u₃'를 원소로 가지고 있다.



BPL : Back Propagation Learning

- 입력 $u = [u_1, u_2, u_3]^T$
 $u_1 = \text{Bank 1의 위치}, u_2 = \text{Bank 2의 위치}, u_3 = \text{Bank 3의 위치}$
- 출력 $y = \text{ASI (Axial Shape Index)}$
- NNIM (Neural Network Inverse Model) (A)



- NNIM (Neural Network Inverse Model) (B)

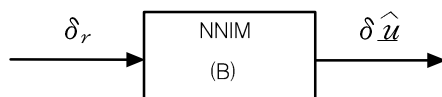
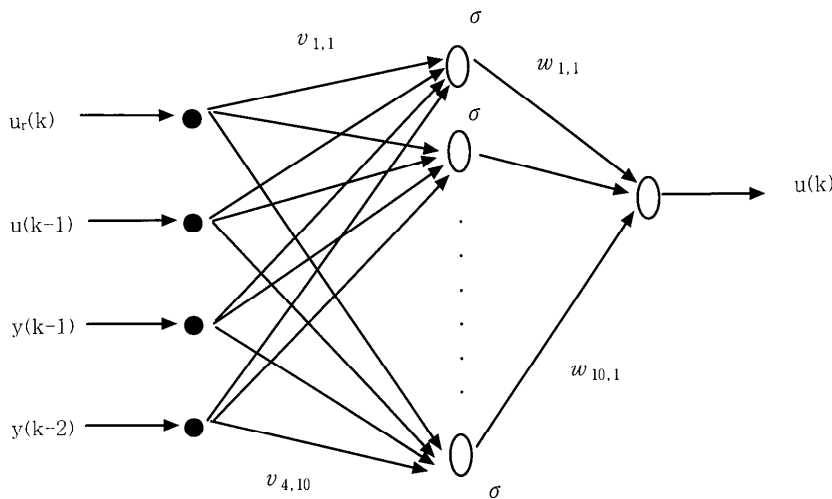


그림 1 신경회로망 구조의 노심출력분포를 위한 지능제어기

이를 위하여 그림 1과 같은 강인한 신경회로망 구조를 갖는 제어기법을 개발하였다. 여기서 ASI 제어를 위한 목표치 $y_r(t)$ 는 off-line 모의를 통하여 부하추종 운전을 위한 설계치로 주어지며 여기에 해당하는 입력 벡터가 \underline{u} 이다.

먼저 제어의 기본 구조를 살펴보면 2개의 역동특성 모델을 위한 신경회로망인 'NNIM (Neural Network Inverse Model) (A)' 'NNIM (B)'가 중요한 요소로 되어 있다. 이는 노심의 동특성의 입출력을 전환한 형태로 원하는 출력에 대한 입력값을 구하는 것이다. NNIM(A) 와 NNIM(B)는 모두 동일한 다층구조의 신경회로망의 형태로서, 입출력의 종류가 서로 다르다. 먼저 NNIM(A)는 ASI 값인 y 를 입력으로 Bank 위치 벡터인 \underline{u} 를 출력으로 하며, NNIM(B)는 ASI 값의 변화량을 입력으로 Bank 위치 변화량 벡터를 출력으로 하고 있다.

여기서 노심 제어 입력 변수로 Lead Bank 위치만을 고려하고 상대차수를 2로 할 경우 입력 마디는 4개가 되며 출력마디수는 1개가 되어 역동특성 신경회로망인 NNIM의 구조는 매우 간단하여진다. 이 경우 중간 은닉층의 마디수를 10개로 하였을 때 4-10-1 형태의 신경회로망으로 그림 2와 같이 표시 할 수 있다.



여기서

$\sigma(\cdot)$: 활성화 함수로서 hyperbolic tangent function

v_{lm} : 입력층과 은닉층 사이의 연결 가중치

w_{m1} : 은닉층과 출력층 사이의 연결 가중치

그림 2 대상 노심에 적용을 위한 역모델 신경회로망 NNIM(A)의 구조

이때 출력마디의 최종값인 Lead Bank의 위치는 다음과 같다.

$$u = \sum_{m=1}^{10} [w_{m1} \cdot \sigma(\sum_{l=1}^4 v_{lm} \cdot x_l)] \quad \text{식[1]}$$

x 는 입력으로서

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_r(k) \\ y(k-1) \\ u(k-1) \\ u(k-2) \end{bmatrix} \quad \text{식[2]}$$

여기서 y_r 는 원하는 ASI 기준치이다.

이때 학습을 위한 Back-Propagation 알고리즘으로 다음과 같이 오차에 의한 가중치 조정을 수행한다.

$$\hat{E}(k) = \frac{1}{2} \tilde{e}(k)^2 = \frac{1}{2} [u_r - u(k)]^2 \quad \text{식[3]}$$

이 오차에 의하여 가중치 조정은

$$\begin{aligned} w_{m1}(k+1) &= w_{m1}(k) - \eta \cdot \frac{\partial \hat{E}(k)}{\partial w_{m1}(k)} \\ &= w_{m1}(k) + \eta \cdot \frac{\partial \hat{E}(k)}{\partial w_{m1}(k)} \cdot \tilde{e}(k) \\ &= w_{m1}(k) + \eta \cdot \sigma \left(\sum_{l=1}^4 v_{lm} \cdot x_l(k) \right) \cdot \tilde{e}_i(k) \end{aligned} \quad \text{식[4]}$$

및

$$\begin{aligned} v_{lm}(k+1) &= v_{lm}(k) - \eta \cdot \frac{\partial \hat{E}(k)}{\partial v_{lm}(k)} \\ &= w_{m1}(k) + \eta \cdot \frac{\partial y(k)}{\partial v_{lm}(k)} \cdot \tilde{e}(k) \\ &= w_{m1}(k) + \eta \cdot \sigma \left(\sum_{l=1}^4 v_{lm} \cdot x_l(k) \right) \cdot w_{m1} \cdot \tilde{e}(k) \end{aligned} \quad \text{식[5]}$$

여기서 η 는 학습율이다.

먼저 요구되는 기준 입력 명령이 NNIM(A) 으로 들어 왔을 때 설계단계에서 운전 모의에 의한 변수들의 기준값들을 데이터베이스로 가지고 Back Propagation 에 의한 온라인 학습을 통하여 이에 해당하는 입력값을 계산한다. 이는 매우 빠르게 원하는 값에 수렴함으로 온라인 적용이 용이하다. 이 입력값이 실제 노심에 주어졌을 때 나오는 출력값의 오차를 NNIM(B) 로 입력시킨다. 이 모델 역시 역동특성 모델로서 이를 보상하기 위한 입력값의 변화를 계산한다. 이와같은 과정을 통하여 오차가 기준범위에 도달할 때까지 제어를 수행한다. 여기서 중요한 것은 신속한 수렴성으로 이는 역모델 신경회로망의 정확도에 달려있다. Off-line으로 계산된 기준값들의 데이터베이스가 실제 노심과의 차이가 적다면 이는 항상 보장할 수 있기 때문에 정확한 데이터베이스의 유지가 요구된다. 이는 운전 수행을 통하여 얻어지는 노심 동특성 이력 자료를 바탕으로 온라인 보정이 이루어질 수 있을 때 보다 높은 강인성을 확보할 수 있게된다.

3. 부하추종 운전 적용 및 평가

이상의 살펴본 강인 신경회로망 구조를 가진 출력분포 제어기를 연구의 대상 노심의 일일부하 추종운전에 적용 평가하였다. 여기서 Lead Bank의 움직임이 비교적 많은 구간에 대하여 ASI를 기

준값으로 제어하는 운전을 모의하였다. 이 구간의 시간 변수는 12분 단위의 이산적 시간 간격 k 로 변환하였하였고 제어변수들은 $[0,1]$ 사이의 값으로 정규화 하였다. 먼저 신경회로망 NNIM(A)를 위한 제어 입출력 변수들의 기준치 데이터가 그림 3에 주어져 있으며 NNIM(B)를 위한 입출력 변수의 변화량에 대한 기준치 데이터가 그림 4에 주어져 있다.

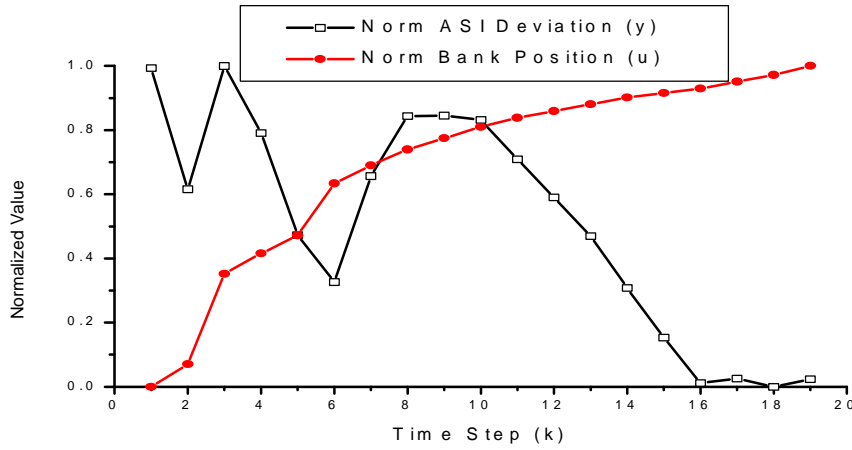


그림 3 신경회로망 NNIM(A)를 위한 입출력 기준치 데이터

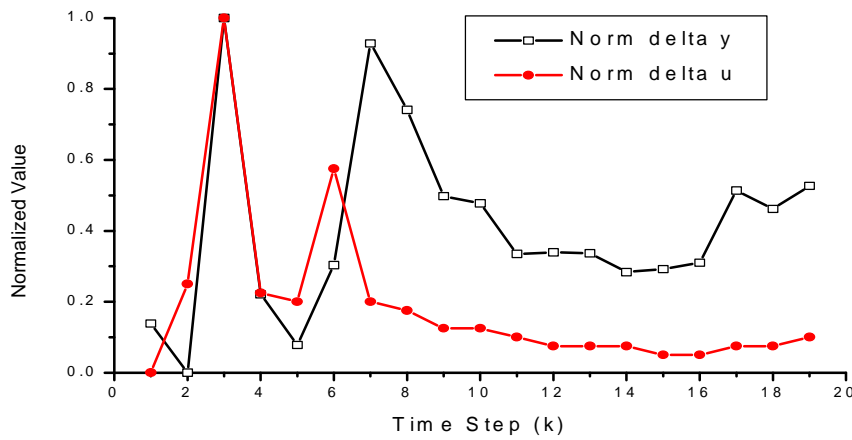


그림 4 신경회로망 NNIM(B)를 위한 제어변수 변화량 기준치

이와같은 데이터 베이스를 바탕으로 그림 1 과 같이 설계된 강인 신경회로망 구조의 출력 제어 기법을 이 모의 구간에 적용하였다. 그 모의 결과로서 입출력 변수의 거동이 그림 5 및 그림 6에 주어져 있다.

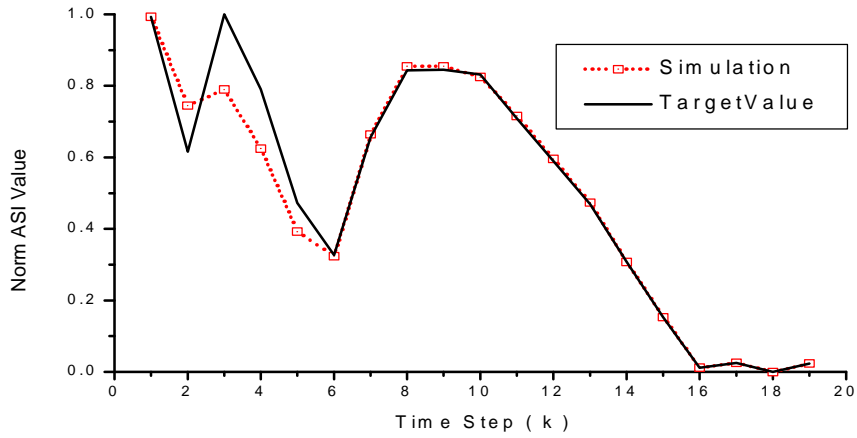


그림 5 노심출력분포 지능 제어기의 출력변수 ASI 성능모의

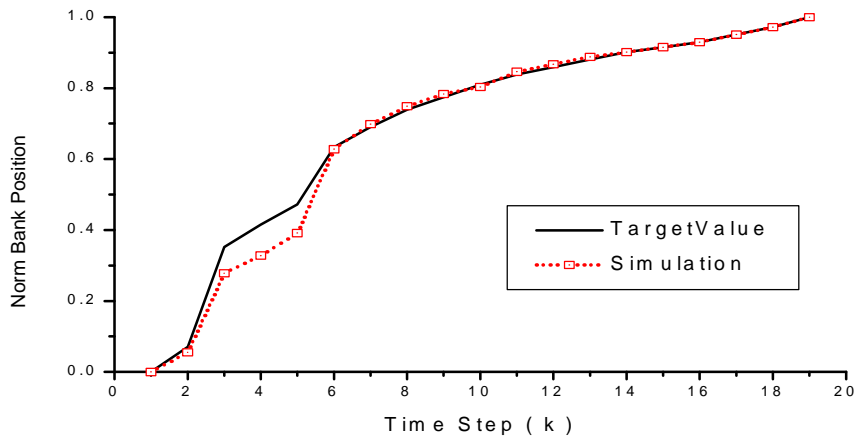


그림 6 노심출력분포 지능 제어기의 입력 변수 성능 모의

4. 결론

본 연구에서는 원전의 출력 분포 자동 제어를 위한 강인 신경회로망 구조의 지능 제어 기법을 제시하였다. 이는 두 개의 역동특성 모델의 신경회로망을 통하여 온라인 적응성과 강인성을 제공하였다. 이 기법을 신형 원전을 위한 무봉산 노심의 부하추종운전에 적용하였으며 그 결과를 통하여 'Model-Free' 및 'Rule-Free' 한 방법으로 비선형 제어에 대한 좋은 해결 방법을 보여주고 있다.

참 고 문 헌

- [1]. 최진영, 박현주, "신경회로망을 이용한 시스템 모델링 및 제어", 제어·자동화·시스템공학회지 제1권 제3호, 1995.
- [2]. Jacek M.Zurada, "Introduction to Artificial Neural Systems", PWS Publishing Company, pp. 494-499, 1992.
- [3]. J.h.Jang, B.G Jeon, G.J Jeon, "Neuro-Controller Design for the Line of Sight Stabilization System Containing Nonlinear Friction", ICASE, Vol.3 No.2, 1997.4.
- [4]. Simpson, "Neural Networks Theory, Technology, and Application", IEEE.
- [5]. 최중인 외, "원자로 출력 운전을 위한 디지털 고등 제어 기법의 연구", 기초전력공학공동연구소, 1998.
- [6]. 이은철 외, "무봉산 운전을 위한 운전방식의 개선 연구", 기초전력공학공동연구소, 1997.