

원전 저출력하에서 증기발생기 수위제어를 위한 신경회로망 적용에 관한 연구

정 대 원*, 김 건 중**
호남대학교 전기전자공학부(*), 충남대학교 전기공학과(**)

Application Study on Neural Networks for PWR Steam Generator Level Control at Low Power Conditions

Dae-Won Chung(*), Kern-Joong Kim(**)
Honam University(*), Chungnam National University(**)

Abstract - 가압경수형 원전에서 증기발생기의 수위제어가 저출력하에서 유체거동이 부정확하고 비정상적이어서 기존의 PI제어기 만으로는 파라메타 설정이 곤란하여 효과적인 제어가 어렵다. 이러한 문제점을 개선하고자 인공지능기법의 일종인 신경회로망을 이용한 수위제어 알고리즘의 적용을 연구하였다. 저출력시에는 증기발생기내에서의 물리적인 현상이 상당히 복잡하여 정확한 수학적 모델링이 어렵기 때문에 기존의 PI제어기와는 별도로 입출력신호패턴에 근거한 수위변동의 경향인식으로 요구되는 수위레벨을 과도현상이 안정적으로 제어할 수 있었다. 이 연구결과에 기초하여 저출력시에 한하여 신경회로망을 적용한 컴퓨터로써 병렬운전을 수행한다면 효과적인 현장적용성을 높일 수가 있다.

2. 본 론

2.1 증기발생기의 수위 제어 시스템

현재 원자력발전소에서 사용되고 있는 수위제어 시스템에 대해서 간단히 살펴보면 [그림 1]에서 보인 바와 같이 발전소 열전달의 중간매체이며, 증기발생기내의 일정한 수위유지는 원자로 안전운전을 보장하는 매우 중요한 기능을 한다. 즉, 원자로에서 발생한 핵분열의 열에너지의 흡수원 측면에서 어떠한 경우이라도 열에너지의 흡수원은 보장되어야하기 때문에 저수위 제한치를 갖고 있으며, 포화증기에 의한 터빈구동시 고속회전의 터빈회전날개를 보호해야 하는 측면에서 증기내 수분(물방울)량은 매우 제한되어야 하기 때문에 고수위 제한치를 갖는다. 따라서, 일정량의 수위를 항상 유지하는 것은 원자로의 안전운전과 터-빈의 수명보장을 위해서 특히 중요한 운전변수이다. 따라서, 수위제어 시스템은 정상 운전시는 입력신호로써 측정된 수위신호와 증기유량 및 급수유량의 신호들이 사용되나 저출력 운전시에는 측정된 수위신호에 근거한 수위신호만이 입력신호로 사용된다. 그러나 신경회로망의 본래 목적인 입력 패턴의 정확한 경향분석을 위해서는 보다 많은 신호정보가 필요하기 때문에 본 논문에서는 출력준위에 상관없이 정상운전시 필요로 하는 모든 입력신호를 사용한다. 신경회로망을 제어시스템에 적용시 가장 큰 장점은 플랜트의 정확한 수학적 모델링이 불필요하다는 점이다. 즉, 플랜트의 입출력신호에 근거한 플랜트의 패턴을 사용함으로써 입출력패턴의 경향분석을 통해 경험적으로 얻을 수 있는 적절한 제어신호를 신경회로망의 연결가중치를 학습을 통해서 적절한 값으로 조절하여 정확한 출력신호를 발생할 수 있다는 점이다. 이 때문에 본 시스템의 적용을 위해서 별도의 시스템 모델링은 불필요하며, 다만 증기발생기의 수위신호의 예물레이션을 위하여 원자로계통의 해석 코-드인 LTC[5] 코-드를 사용하여 출력준위에 따른 적절한 플랜트의 입출력신호를 취득한다. 이들 신호들은 모두 일정한 값으로 사용하기 위해 정규화된 신호를 사용하며 그 제한치를 갖는다. 본 논문에 사용되는 신경회로망의 수위제어를 위한 전체 시스템의 구성과 입출력선도는 [그림 2]와 같다.

1. 서 론

증기발생기는 원자로계통으로부터 발생한 열을 전달하는 중간 매체로써 열에너지 변환장치인 터빈발전기를 구동하는데 필요한 고온고압의 포화증기를 발생시키는 원자로계통의 주요 기기이다. 증기발생기내에는 일정한 물의 질량을 유지시키는 것보다 항상 일정한 수위를 유지시키는 것이 요구되는데, 이는 원자로 발생열을 안정적으로 흡수원 확보측면에서 매우 중요하므로 이 수위제어는 원자로의 안전운전측면에서도 매우 중요한 변수이다. 수위조절은 기본적으로 증기발생기내로 유입되는 급수유량과 터-빈으로 유출되는 증기유량과의 차이에서 오는 수위오차신호에 따라 자동적으로 급수유량을 조정하도록 되어 있다. 그러나, 발전소가 저출력시에는 급수유량의 공급변동량과 증기유출의 변동량 사이에서 큰 차이가 발생하여 오차신호가 부정확하고, 증기발생기내의 온도차에 따른 열유체의 수축과 팽창현상이 심하게 발생하여 수위측정신호에서 그 정확성이 매우 떨어진다. 따라서, 국내를 비롯한 거의 모든 원자력발전소에서 이러한 저출력하에서 수위제어의 문제점을 해결하려는 일련의 노력과 연구가 꾸준히 진행되고 있으나 현재까지 괄목할만한 성과는 거두지 못하고 있는 실정이다. 한편, 기존 제어시스템의 문제점으로 지적되는 선형제어시스템에서 부정확한 시스템의 모델링과 플랜트의 복잡한 비선형 현상으로 인해 적절한 제어기의 설계가 매우 어려운 점도 본 수위제어의 어려운 점의 하나이다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하려는 하나의 방법으로 인공지능기법의 신경회로망을 이용한 수위제어방법을 연구하였다. 즉, 제어하려는 플랜트를 복잡한 수학적 모델링 과정없이 입출력 신호패턴에 기초한 운전경향을 학습시켜 각 운전패턴과 상향별로 적절한 제어 출력신호를 만들어 내는 운전경험바탕의 지식기반에 기초한 제어기법으로 요약된다. 현재 적용되고 발표되는 신경회로망도 사용목적에 따라 여러 형태가 있으나 본 논문에서는 동적 제어시스템에 적용하기 위하여 동적특성을 갖는 동적 역전파 신경회로망을 이용하였다. 적용한 시스템은 시뮬레이션 결과를 통해 그 타당성을 입증한다.

2.2 수위제어용 신경회로망

2.2.1 동적 역전파 신경회로망

제어시스템은 시간함수 변위를 갖는 동특성을 갖고 있으므로 신경회로망이 보다 정확한 시스템의 묘사와 동작을 위해서는 일반 패턴인식에서 널리 사용되는 정적인 신경회로망 응답과는 달리 동특성을 갖는 신경회로망이 필요하다. 따라서, 본 시스템의 적용을 위해 동특성 역전파 신경회로망 (Dynamic Back-Propagation Neural Network)을 사용하였다[3]. 이 신경망은 기존에 알려진 단층 신경회로망 모델을 바탕으로 출력층으로 나온 출력신호를 다시 출력활성화 함수의 전단축으로 재귀환시켜 전이함수가 동특성을 갖도록 한 점이 특징이

다. 이 구조는 출력층의 신호를 입력층으로 재귀환시켜 자율경쟁학습을 유도하는 기존의 재귀적 호-필드망 (Recurrent Hopfield Nets)(1,4)과는 그 구조와 응답특성면에서 구별된다. 이 새로운 신경망은 정적인 구조를 갖는 기존의 역전파 신경망이 주로 오-프라인 학습을 통해서 연결가중치를 조절하던 학습방식에 반하여 온-라인 학습이 가능하여 실시간 제어시스템의 적용문제에서 꼭 해결해야 할 온-라인 학습방법이 현실적으로 가능하여 제어시스템의 목적인 제어목표치를 지나친 과도시간이 없이 스스로 적응하여 추정하는 큰 장점을 갖고 있다. 그리하여, 제어시스템의 비선형함수를 근사화하기 위한 신경회로망은 이와 비슷한 동특성구조를 가져야 하고 이는 다음 식 (1)과 같이 표현된다.

$$T_i y = -y_i + f(s_i) + u_i, \quad f(s_i) = \sum_{j=1}^N w_{ij} x_j \quad (1)$$

여기서, T_i, i, j : 각각 뉴-런의 응답시정수, 입력 및 연결 뉴-런의 갯수이며 x_j 는 입력유니트, $f(s_i)$ 는 뉴-런의 전이 함수, u_i 는 Bias 신호, w_{ij} 는 연결 가중치, $-y_i$ 는 출력의 피드백 신호를 각각 나타낸다. 한편, [그림 3]에서 이 신경망을 구성하고 있는 뉴-런의 구성은 p 개의 입력 뉴-런, q 개의 은닉층 뉴런과 r 개의 출력층 뉴-런으로 구성된다. 즉, $N=p+q+r$ 개의 뉴-런으로 구성된다.

2.2.2 재귀적 역전파 신경망의 학습방법

재귀적 역전파 신경망의 학습을 위해 제어목표출력오차인 식(2)의 목적함수를 최소화 하도록 연결가중치를 조절한다.

$$E = \frac{1}{2} \int_0^T [(d(t) - y(t))^T (d(t) - y(t))] dt \quad (2)$$

여기서, $d(t)$ 는 학습목표치 벡터이며, $y(t)$ 는 뉴-런의 출력벡터이다. (단, $()^T$ 는 전이행렬을 뜻함). 한편, 식 (1)에서 계산의 단순화를 위해 응답시정수 $T_i=1$ 로 두고 가중치 (w_{ij})로 편미분하면 식 (3), (4)를 얻는다.

$$\dot{y}_k = -y_k + f(s_k) + u_k, \quad k=1, \dots, N \quad (3)$$

$$\frac{\partial \dot{y}_k}{\partial w_{ij}} = -\frac{\partial y_k}{\partial w_{ij}} + f'(s_k) [\delta_{ik} y_j + \sum_{l=1}^N w_{kl} \frac{\partial y_l}{\partial w_{ij}}] \quad (4)$$

$$\text{여기서, } f(s_k) = \sum_{i=1}^N w_{ki} x_i, \quad f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}$$

$$\delta_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{if } i=k \\ 0, & \text{if } i \neq k \end{cases} : \text{Kronecker delta}$$

$k=1, 2, \dots, N$: 뉴런의 수

식 (2)의 목적함수에서 모든 뉴-런을 포함한 평가함수는 다음 식 (5)로 표현되고, 이 평가함수의 편차량은 식 (6)으로 정리된다.

$$E = \frac{1}{2} \int_0^T \sum_{k=1}^N (d_k(t) - y_k(t))^2 dt, \quad t \rightarrow \infty \quad (5)$$

$$\delta E = - \sum_{k=1}^N \int_0^T [e_k(t) \delta y_k(t)] dt \quad (6)$$

$$\text{여기서, } e_k(t) = \begin{cases} d_k(t) - y_k(t), & \text{if } y_k(t) \text{ 출력층신호검출} \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases}$$

또한, w_{ij} 는 독립변수써 출력편차량은 식 (7)로 된다.

$$\delta y_k = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \frac{\partial y_k}{\partial w_{ij}} \delta w_{ij} \quad (7)$$

그리고, $p_{ij}^k \equiv \frac{\partial y_k}{\partial w_{ij}}$ 로 정의하면, 식 (6)로부터 식(8)

가중치에 대한 목적함수의 변화량인 편미분을 얻는다.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = - \sum_{k=1}^N \int_0^T [e_k(t) p_{ij}^k(t)] dt \quad (8)$$

$$p_{ij}^k = -p_{ij}^k + f'(s_k) [\delta_{ik} y_j + \sum_{l=1}^N w_{kl} p_{ij}^l] \quad (9)$$

$$w_{ij} = -a \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (10)$$

$$p_{ij}^k(t_0) = 0 \quad (11)$$

여기서, a 는 학습계수(학습율)으로써 $0 < a \leq 1$ 이다. 절

국 재귀적 역전파망의 학습 알고리즘은 식(8),(9),(10) 및 (11)으로 정리되어 Widrow의 일반적 델타룰과 유사한 형태이고, p_{ij}^k 를 온-라인을 통해 재귀적연산으로 구하여 가중치를 조절하는 형태로 요약된다. 여기서, 출력의 초기조건 ($y_k(t_0)$)은 가중치 (w_{ij})에 무관하므로 온-라인으로 구할 수 있다. 따라서, 실시간 제어에서 새로운 환경에 적응하기 위해 필요한 제어 정보를 실시간으로 취득하고 적용된 정보는 저장되어 같은 상황이 반복될 시에 과도현상없이 곧 바로 응답하는 장점을 갖고 있다. 이 경우에도 온-라인 상태에서 수렴하는 안정성이 엄격히 보장되어야 한다.

2.2.3 동적 역전파 신경회로망의 제어기 설계

본 논문에서 사용된 제어용 신경회로망은 [그림 3]와 같은 구조를 갖는 다층구조의 동적 역전파 신경망이다. 입력신호로써 보다 정확한 운전 패턴의 경향을 습득하기 위하여 가능한 다양하고 여러 시간동안 누적된 신호가 요구되어 수위신호, 증기유량신호, 급수유량신호, 원자로 출력레벨 및 상하한 수위제한치 신호를 사용한다. 이들 신호들은 한결같이 증기발생기 수위패턴을 결정하는 중요한 설계요소들으로써 다양한 운전모드별로 고유한 신호패턴을 갖을수록 정확한 출력량을 결정할 수가 있다. 또한, 비선형 특성을 보다 현명하게 판단하기 위하여 2개의 은닉층을 갖는 다층구조의 신경망을 사용한다. 따라서, 앞서 유도한 학습규칙에 따라 신경회로망의 연결가중치는 식 (12)로 정리된다.

$$w^i(k+1) = w^i(k) + \Delta w^i(k)$$

$$w^i(k+1) = w^i(k) - \frac{\alpha}{T_i} \sum_{i=k-T_i+1}^k \Delta E(w, i) \quad (12)$$

여기서, α 는 학습계수(학습율)이며, $\Delta E(W, k)$ 은 시간 k 에서 그라디언트 벡터로써 식 (13)으로 표현된다.

$$\Delta E(W, k) = \sum_{i=1}^N (d_i - y_i) \frac{\partial f(s_i)}{\partial w_{ij}} h_i \quad (13)$$

$$\text{여기서, } h_i = g\left(\sum_{k=0}^N w_{ik} x_k\right) : \text{은닉층의 출력}$$

입출력변수 및 제어목표의 벡터는 식 (14)와 같다.

$$x(k) = [SF(k) \quad FF(k) \quad CL(k) \quad Rx(k) \quad LV(k)] \quad (14)$$

$$y_i(k+1) = [LV(k+1)], \quad d_i(k+1) = [DL(k+1)]$$

여기서, SF: steam flow, FF: feedwater flow, CL: change of level, Rx: reactor power, LV: measured level, DL: desired level를 각각 뜻한다. 또한, 설계기준사건에 대하여는 다음 [표 1]과 같이 설정하였다.

[표 1] 설계기준 이벤트의 종류 및 설정치

사례 번호	수위조절의 제어요건	출력준위(%)
1	+1 %/분 (경사함수 증가)	5-15%
2	-1 %/분 (경사함수 감소)	5-15%
3	+1 %/분 (계단함수 증가)	5-15%
4	-1 %/분 (계단함수 감소)	5-15%

2.3 시뮬레이션 및 결과고찰

본 논문에서 제안된 신경망을 이용하여 증기발생기의 수위제어기로 모의실험을 수행하였다. 본 시뮬레이션을 위해서 사용된 하드웨어의 구성도를 [그림 4]에서 보인다. 플랜트 에뮬레이션용으로 앞서 언급한 원자로 계통 제어시스템 해석코드인 LTC코드를 사용하였으며, 모든 입출력신호는 0-5V의 신호를 [0-1]범위의 신호로 정규화하였다. 신경망의 입력층 노드수는 5개 신호를 사용하였고 출력층은 1개의 노드를, 2개의 은닉층은 6개의 노드를 각각 사용하였다. 초기 연결가중치는 0에서 0.01

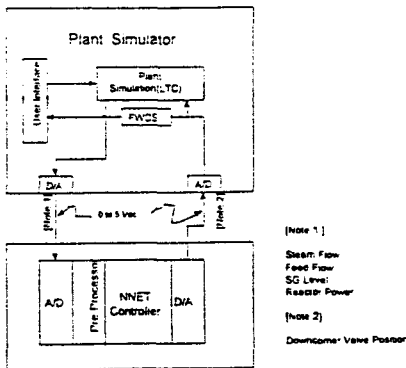
사이의 랜덤변수로 설정하였으며, 학습율은 0.001로 하였다. 모의 실험에 사용된 대표적인 이벤트는 [표 1]의 4개로 선정하였으며, 각 이벤트별 시뮬레이션 결과를 보여 준다. 본 시뮬레이션의 결과를 통하여 원자력발전소의 저출력시에 주로 운전원의 수동에 의존한 수위제어방법에 비하여 본 신경회로망을 적용시 보다 안정적이고 과도기가 현격히 감소한 수위제어의 결과를 보여준다. 또한, 수위조절용 급수발브의 개폐량의 정도는 과도기를 아주 짧은 시간내에 마무리짓고 매우 안정적인 동작을 하여 요구되는 수위를 정확하게 유지하여 매우 바람직한 시험결과를 보인다.

3. 결 론

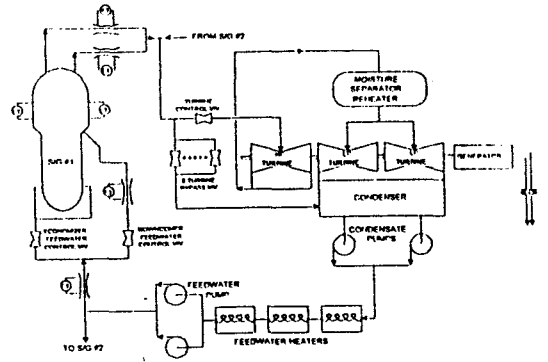
본 논문은 현재 원자력발전소에서 저출력 운전시 증기 발생기 수위제어의 어려움을 겪고 있던 문제점을 해결하려는 하나의 방법으로 인공지능기법인 신경회로망을 적용한 수위제어 시스템의 구현 가능성을 보였다. 그 결과 매우 안정적인 수위제어가 이루어 지고 있음을 확인할 수 있었다. 제어시스템에 사용되는 신경회로망은 기존의 정적인 구조에 비하여 동적인 구조를 갖는 동적 역전과 신경회로망이 보다 우수한 성능을 갖고 있음을 확인하였다. 본 논문에서는 LTC 코-드에 의한 에뮬레이터로써 증기발생기의 실제 신호를 대신하였으며, 정규화된 신호를 사용하여 보다 용이하게 모의실험을 수행할 수 있었다. 여기에 제안된 인공지능기법은 하나의 연구에 지나지 않으나 실제시스템의 적용을 위해서는 정상운전시에는 기존의 PI 제어기로 운전함이 바람직하고, 저출력운전시와 같이 특히 주의가 요구되는 특별한 경우에만하여 본 신경회로망의 제어 알고리즘을 사용하여 기존 시스템에 병렬로 운전을 수행한다면 현실적인 제어시스템의 구현이 가능할 것으로 보며, 이를 제안한다.

[참 고 문 헌]

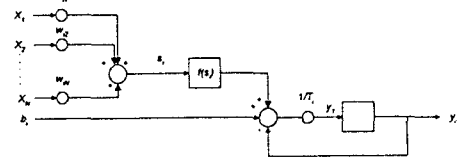
- [1] Jack M. Zurada, "Introduction to Artificial Neural Network System", West Publishing Com., 1992
- [2] K. Warkwick, et al., "Neural Networks for Control and Systems", IEE Control Engin'g, Series 46, '92.
- [3] Fu C. Chen, "Back Propagation Neural Networks for Non-linear Self Tuning Adaptive Control", IEEE Control System Magazine, 1990, April.
- [4] Simon Haykin, "A Comprehensive Foundation of Neural Networks", Macmillan Publishing Com., 1994.
- [5] LTC Code, "Long Term Cooling Code", ABB-CE, KOPEC-NSSS.
- [6] 정 대 원, "신경회로망을 이용한 비선형 플랜트의 적용 제어", 시스템공학회 추계논문발표, 제 1권, 1997년 10월.
- [7] 최진영, 박현주, "신경회로망을 이용한 시스템 모델링 및 제어", 시스템 공학지 (ISSN 1225-9853), 제 1권 3호, 1995년 11월.



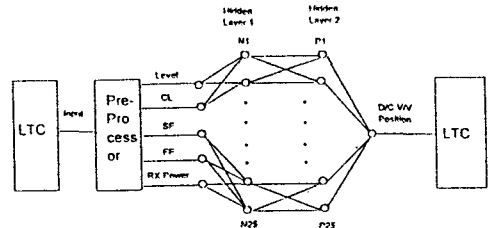
[그림 4] 수위제어 신경회로망 성능평가를 위한 시뮬레이션 장치의 구성도



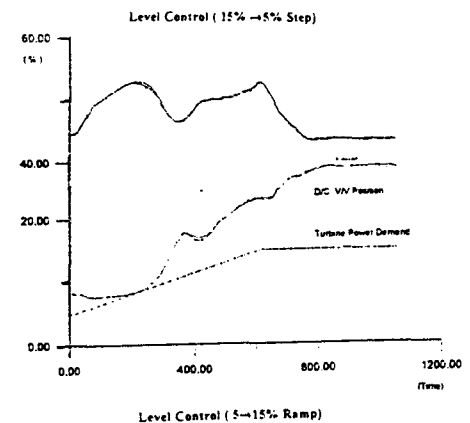
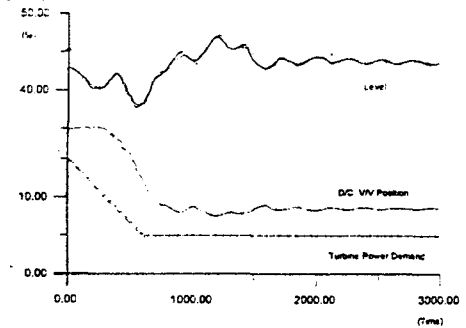
[그림 1] 원자력발전소 계통 구성과 증기발생기



[그림 2] 동적 역전과 신경회로망의 모델



[그림 3] 증기발생기 수위제어용 신경회로망의 구성



[그림 5] 신경회로망에 의한 수위제어 시뮬레이션 결과