

원자력발전소 증기발생기의 인공지능 모델링에 관한 연구

Intelligent Modeling of Nuclear Power Plant Steam Generator

최진영, 이재기

서울대학교 전기공학부 ERC-ACI, ASRI

Jin Young Choi, Jae Gi Lee

School of Electrical Engineering ERC-ACI, ASRI Seoul National University

Abstract:In this research we continue the study of nuclear power plant steam generator's intelligent modeling. This model represents the input-output behavior and is a preliminary stage for intelligent control. Among many intelligent models available, we study neural network models that have been proven as universal function approximators. We select multilayer perceptrons, circular backpropagation networks, piecewise linearly trained networks and recurrent neural networks as the candidates for the steam generator's intelligent models. We take the input-output pairs from steam generator's reference model and train the neural network models. We validate trained neural network models as intelligent models of steam generator.

I. 서론

원자로의 충분한 냉각과 증기분리기, dryer의 성능 향상을 위해서 증기발생기의 수위제어는 매우 중요한 부분이다. 하지만, 증기발생기의 수위는 제어 초기에 급수량의 유입 정도와 반대되는 반응을 보이고 있다. 이런 현상은 shrink/swell이라고 불리우는 증기발생기 고유의 열수력학적 특성 때문이며, 이러한 현상은 출력이 낮을수록 더욱 심하게 나타난다. 또한 수위의 정밀한 제어를 위해서는 증기발생기의 동력학적 모델이 필요하고 따라서, 증기발생기의 동력학적 모델을 구하고자하는 많은 시도가 되어지고 있다[1],[2],[3]. 하지만, 이 과정은 복잡하고 많은 시간이 소요된다. 그리고, 현재까지 발표된 증기발생기의 동력학적 모델은 기존의 제어 방법을 적용시키기가 곤란한 형태를 취하고 있다[1],[2],[3].

본 연구에서는 증기발생기의 복잡한 열수력학적 모델을 대신해서 입출력 관계를 표현할 수 있는 지능모델에 대한 연구를 실시하였다. 지능모델에는 여러 종류가 있는데, 그 중에서 비선형 시스템의 식별에 적용된 사례가 많고 범용함수 근사자임이 밝혀진 신경회로망 모델을 검토하였다[6]. 현재까지 제시된 신경회로망 모델중에서 이미 비선형 시스템식별 분야에서 그 성능이 검증된 다층인식자(Multilayer Perceptron : MLPN)[6]를 비롯해서, 다층인식자와 비슷한 구조를 가지지만 패턴인식에서 더 나은 결과를 보여줌으로써 비선형 시스템 식별분야에서도 가능

성을 가지고 있는 원형역전파신경회로망 (Circular Backpropagation : CBPN)[7], 신경회로망 구조 자체가 동적 시스템의 형태를 나타내고 있기 때문에 동력학 시스템을 표현하기가 용이하고, 그 구조가 시스템 제어 이론을 적용하기에 유용하게 만들어진 회귀신경회로망 (Recurrent Neural Network : RNN)[8], 그리고 다층인식자의 단점인 느린 학습속도와 국부최소점 문제를 극복하여 빠른 학습속도를 특성으로 가지므로 실시간 적용이 가능한 모듈형 신경망의 일종인 부분선형신경회로망(Piecewise Linearly Trained Network : PLTN) [4]들에 대한 연구를 진행하였다.

II장에서는 증기발생기의 기준 모델에 대해 간단히 설명한다. 증기발생기의 지능모델을 위해 사용할 다층인식자, 원형역전파 신경회로망, 부분선형신경회로망 그리고, 회귀신경회로망에 대해 III장에서 설명하고, IV장에서는 증기발생기의 기준모델에서 학습데이터와 시험데이터를 얻고, 이를 이용하여 신경회로망 모델들을 학습시키고, 증기발생기의 새로운 모델로서의 유효성을 검증한다.

II. 증기발생기의 열수력학적 모델

본 연구에서는 검토된 몇가지 증기발생기의 기준모델중에서 Stromayer[1]의 4-node model을 수정한 Modified 4-node model[5]을 기초로 하여 열전달 및 momentum 식을 보완한 이윤준[3]의 모델을 이용하였다.

Modified-4 node model은 증기발생기를 steam dome, downcomer, riser, tube로 구성하였고, 다시 tube region을 saturated region과 subcooled region으로 나눈다.

이들을 해석하는 방법을 각 volume에 대해 질량 및 에너지 평형방정식을 사용하였고, 급수의 순환 경로를 따라 1 개의 momentum 식을 적용하였다.[1] 이윤준의 모델[3]에서는 증기발생기에서 subcooled water가 tube side를 따라 올라가면서 1차측에서 열을 전달받아 두개의 영역으로 구분되는 현상을 표현하기위해 각 구간에 대해서로 다른 열전달식을 사용하였다.

각 volume에서 평형방정식과 momentum 식을 이용하며, 다음과 같은 형태의 선형방정식을 얻을 수 있다.

$$A \cdot \frac{d}{dt} \Phi = B \quad (1)$$

벡터 Φ 는 기본변수들로 이루어져 있고, 행렬 A 의 각 요소들은 기본변수들의 미분값과 수위에 따라 변화되는 계수들로 표시되며, 기본변수의 미분값은 최종적으로

$$\rho_f(p), \rho_g(p), \frac{d\rho_f(p)}{dp}, \frac{d\rho_g(p)}{dp}, U_f(p), U_g(p), \frac{dU_f(p)}{dp}, \frac{dU_g(p)}{dp}, \frac{d\rho_f(p)}{dp}, \left(\frac{d\rho_o}{dU_o}\right), \left(\frac{d\rho_o}{dp}\right),$$

로 표현되며, 이 값은 다시 steam tabel에서 구할 수 있다. 이 식에서 프로세서 출력으로 볼 수 있는 기본변수들중에서 수위가 빠져있는데, 증기발생기의 기하학적 구조와 기본변수들의 함수로 나타나게된다.

이상에서 볼 수 있듯이 증기발생기의 열수력학적 모델은 제어기법을 응용하기에 유용하지않고, 기본변수를 구하는 식 (1)에서 행렬 A 의 각 요소들은 실험적으로 결정되고, 수위에 따라 불연속적인 계수를 가지고 있다.

이 열수력학적 모델을 이용하여 증기발생기 입력들에 대한 출력의 반응을 모의실험한 결과 증기량을 계단입력으로 주었을 때 수위가 초기에 오히려 높아졌다가 다시 적분회로와 같이 떨어지는 현상을 관찰할 수 있었고, 급수량을 계단입력으로 주었을 경우에는 초기에 수위가 낮아졌다가 다시 적분회로처럼 높아지는 경향을 보이고 있다. 이런 현상은 저출력에서 더욱 심하게 나타나는데, 저출력에서의 수위제어가 어려워지는 요인이된다. 나머지 급수온도와 1차측냉각제 온도에 대해서는 초기에 비선형의 특성을 보이지만 곧 정상상태가 되어 정상상태에서는 일정한 수위를

이루고 있는 것을 관찰할 수 있었다.

III. 신경회로망을 이용한 증기발생기의 지능모델

신경회로망을 이용하여 임의의 비선형 시스템을 학습에 의해 모델링하는 모형은 다음과 같다. 동적 시스템에서 주어진 플랜트에 의해서 정의되는 오퍼레이터 F 는 시간에 대한 함수인 입력과 출력, $u(t), y(t), t \in [0, T]$ 에 의해 정의된다. 목표는 $\|\hat{y} - y\| = \|\hat{P}(u) - P(u)\| \leq \epsilon, u \in U$ 가 되는 식별모델 \hat{P} 를 찾는 것이다.

이산 시간 시스템을 비선형의 차분방정식형태로 모델링하면,

$$y_p(k+1) = f(y_p(k), y_p(k-1), \dots, y_p(k-n+1); u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1))$$

로 표현할 수 있다. 본 연구에서는 증기발생기의 입출력 모델을 표시할 함수의 클래스(\hat{P})로서 신경회로망을 이용하였다. 식별모델의 비선형함수를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\hat{y}_p(k+1) = f(y_p(k), y_p(k-1), \dots, y_p(k-n+1); u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1))$$

부분선형신경회로망

본 연구에서 사용되고 있는 신경회로망 모델중에서 부분선형신경회로망은 입력공간을 국부영역으로 분할하고, 이 국부영역에서 선형사상을 나타내도록 하는 모듈형 신경회로망의 하나이다. 이 신경회로망은 범용근사자로 함수 f 를 임의의 정확도를 갖도록 근사화할 수 있다[4]. 이 신경회로망에 의해 근사화된 함수 \hat{f} 는 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{f}(x(k)) = \sum_{j=1}^M \mu_j(x(k)) \psi_j(x(k))$$

$$\psi_j(x(k)) = w_j^T x(k) + b_j$$

$$\mu_j(x(k)) = \frac{\mu_j(x(k))}{\sum_{i=1}^M \mu_i(x(k))}, \mu_j(x(k)) = \exp\left(-\frac{\|x(k) - c_j\|^2}{\gamma}\right)$$

이 신경회로망은 특정 국부영역의 중심점을 매개변수로 갖고 있는 RF(Receptive Field) 노드와 유사사상을 담당하며 가중치를 매개변수로 하는 LF(Linear Fitting) 노드로 구성되어 있으며, RF 노드의 매개변수는 소속패턴의 평균값으로 학습시키고, LF 노드의 매개변수는 최소자승법을 이용하여 갱신한다.

원형역전파신경회로망

원형역전파신경회로망은 신경회로망의 입력으로 입력패턴에 각각의 재공함이 들어가는 형식의 차이되는 다층인식자와 동일한 구조를 가지고 있다[7]. 원형신경회로망을 수식으로 표현하면,

$$\hat{y} = \sum_{j=1}^n w_j^{(2)} \sigma(s_j(k)) + b \quad (1)$$

$$s_j(k) = \sum_{i=1}^m w_{ij}^{(1)} x_i(k) + \sum_{j=1}^n w_j^{(2)} x_j^2(k), w_j^{(2)} \geq 0$$

와 같이 나타나며, 입력에 제곱항이 포함되어 다층인식자와 달리 입력공간을 원 또는 타원으로 분할하여 다층인식자의 특징과 방사형기저함수의 특징을 동시에 나타낼 수 있는 장점을 지닌다[7].

회귀신경회로망

회귀신경회로망을 수식으로 표현하면,

$$\hat{x}(k+1) = D\hat{x}(k) + AT(\hat{x}(k)) + Bu(k)$$

$$\hat{y}(k) = C\hat{x}(k)$$

$$T(\hat{x}(k))^T = [\tanh(x_1(k)), \dots, \tanh(x_n(k))]$$

와 같으며, 동력학적 시스템을 표현하기에 적합한 형태로 비선형함수를 임의의 정확도로 근사화할 수 있음이 밝혀져 있다[8]. 또한 표현방식이 상태방정식의 형태를 취하고 있어 제어기법의 응용이 용이한 장점을 가지고 있다.

증기발생기의 지능모델

증기발생기를 신경회로망 모델에 적용시키기 위해서 입출력관계를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$L_w(k) = [L_w(k-1), L_w(k-2), \dots, L_w(k-n),$$

$$w_s(k-d), w_s(k-d-1), \dots, w_s(k-n),$$

$$w_{fw}(k-d), w_{fw}(k-d-1), \dots, w_{fw}(k-n),$$

$$T_{pin}(k-d), T_{pin}(k-d-1), \dots, T_{pin}(k-n),$$

$$T_{fco}(k-d), T_{fco}(k-d-1), \dots, T_{fco}(k-n)]$$

여기서 d 는 상대차수를 나타내며, n 은 시스템의 차수를 나타낸다. 위 식에서 증기발생기는 4개의 입력외란 ($w_s, w_{fw}, T_{pin}, T_{fco}$)과, 1개의 출력을 갖는 함수 식으로 표현할 수 있음을 알 수 있다.

이 모델에 여러 가지 신경회로망을 적용하기 위해 신경회로망의 입출력 관계를 다음과 같이 설정하였다. 신경회로망의 출력을 $y(k) = L_w(k)$ 로 정의하고, 입력은

$$x(k)^T = [L_w(k-1), L_w(k-2), \dots, L_w(k-n),$$

$$w_s(k-d), w_s(k-d-1), \dots, w_s(k-n),$$

$$w_{fw}(k-d), w_{fw}(k-d-1), \dots, w_{fw}(k-n),$$

$$T_{pin}(k-d), T_{pin}(k-d-1), \dots, T_{pin}(k-n),$$

$$T_{fco}(k-d), T_{fco}(k-d-1), \dots, T_{fco}(k-n)]$$

로 정의하였다. 따라서 신경회로망은 증기발생기의 입출력 함수관계인 $y(k) = f(x(k))$ 를 학습하여

$$\hat{y}(k) = \hat{f}(\theta, x(k))$$

를 출력하도록 모델링한다. $\hat{f}(\cdot)$ 는 임의의 신경회로망을 나타내며, θ 는 신경회로망의 가변매개변수를 의미한다.

IV. 모의실험

이상에서 구한 증기발생기의 신경회로망 모델을 오프라인으로 학습시키기 위해서 시스템의 특

성을 완전히 표현할 수 있는 입출력 데이터가 필요하며, 가장 유용하게 사용할 수 있는 것이 백색 잡음이다[6]. 백색 잡음을 그대로 사용할 경우 시뮬레이터를 통해서만 데이터를 얻을 수 있을지는 모르지만, 실제 시스템에 적용할 시 입력값의 한계로 인해 시뮬레이터에 대응하는 데이터를 얻을 수 없다. 또한, 실제 실험에서도 들어났지만, 시뮬레이터에서도 안정된 입출력값을 구할 수 없었다. 백색 잡음을 입력으로 주었을 때 안정된 입출력 데이터를 얻기 위하여 백색잡음의 크기를 전력량에 따라 변화시키고, 전력량을 연속적으로 변화시키는 것이 아니라, 변화할 때마다 증기발생기의 내부상태를 정상상태로 초기화시켜서 첨가된 재료가 안정한 입출력 쌍을 나타낼 수 있도록 하였다.

신경회로망의 성능을 전동작 영역에서 검증하기 위해서는 전동작 영역을 표현할 수 있는 시험데이터가 필요하지만, PI제어방법을 이용해서는 이 과정이 불가능하였다. 따라서 입력측 외란이 만들어지는 방법에 따라 한번의 계단압력을 양의 방향과 음의 방향으로 주어 각각 2가지의 시험데이터를 구성하고 연속적인 계단입력을 6 가지 방법으로 주어 시험데이터를 구성하여 총 10 가지의 시험데이터를 구성하여 성능 검증을 실시한다.

이상에서 구해진 학습데이터를 이용한 각 신경회로망 모델의 학습결과를 살펴보면, 다층인식자, 원형역전파신경회로망, 회귀신경회로망 모델은 보통 10,000회의 반복학습을 거쳐야 수렴하는 반면, 부분선형신경회로망 모델의 경우 3회에서 5회 정도의 반복을 거치면 학습이 완료되어 매우 빠른 학습속도를 보여주고 있다. 또한 최종 학습 오차도 표(1)에서 보듯이 가장 적게 나타났다. 회귀신경회로망 모델의 경우 학습속도가 매우 느리게 나타나지만, 앞서 말한 바와 같이 회귀신경회로망 모델은 제어기법 응용에서 많은 장점을 지니고 있으므로 고려할 가치가 있다.

신경회로망	MLFN	CBFN	RNN	PLTN
절대오차의 합	13.36	13.58	47.28	0.0349

표 1. 신경회로망 학습결과

또한 10가지의 시험데이터에 대해 신경회로망 모델의 유효성을 검증해 본 결과는 표(2)에 정리되어있다. 전체적으로 볼 때 원형역전파신경회로망은 다층인식자와 비슷한 성능을 보여 주었고 온라인 적용을 하였을 경우 식별능력이 크게 향상됨을 보여주었다. 회귀신경회로망은 온라인 적용이 없을 경우에는 식별 오차가 매우 크게 나타

나고 있다. 하지만, 온라인 적용을 하는 경우에는 다른 신경회로망들에 비해 매우 좋은 결과를 나타내었고, 구조가 제어이론의 적용에 매우 용이하다는 잇점이 있었다. 부분선형신경회로망은 다른 신경회로망들에 비해 좋은 식별능력을 보여 주었다. 부분선형신경회로망은 표(2)에서 보듯이 검증 단계에서도 가장 좋은 성능을 보여주고 있다. 부분선형 신경회로망의 시험결과 일부를 살펴보면 그림(1)에서 (4)까지와 같다. 그림에서 보듯이 증기발생기의 입출력 특성을 매우 잘 나타내고 있음을 알 수 있다.

신경회로망 시위데이터	MLPN	CBPN	RNN (with online adaptation)	PLTN
Test Set 1	19.34	8.38	7.05	3.82
Test Set 2	32.00	27.90	9.65	14.97
Test Set 3	12.30	8.94	10.83	1.26
Test Set 4	30.63	5.15	7.52	0.779

표 2. 신경회로망 검증결과

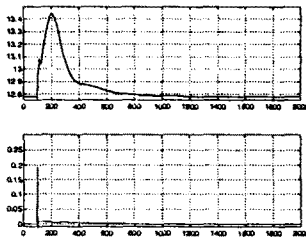


그림 1. Test set 1에 대한 PLTN 결과

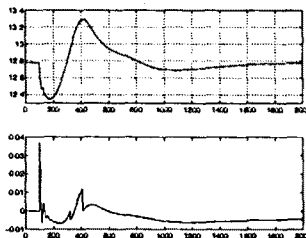


그림 2. Test set 2에 대한 PLTN 결과

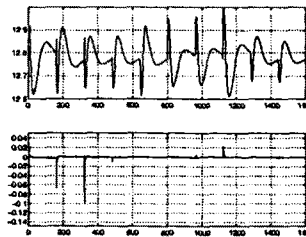


그림 3. Test set 3에 대한 PLTN 결과

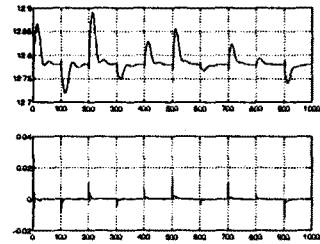


그림 4. Test set 4에 대한 PLTN결과

V. 결론 및 향후과제

증기발생기에 수위제어기를 첨가했음에도 불구하고 진동작용역에서의 안정된 학습데이터를 얻기가 어려웠다. 부분적으로 학습된 신경회로망들이 어느 정도 증기발생기의 식별이 가능했기 때문에 신경회로망 모델을 이용한 제어기를 구성하고 기존의 수위제어기보다 넓은 영역에서 수위를 제어할 수 있게 되면, 학습데이터를 증기발생기의 동작영역을 확대해감으로써 구할 수 있을 것이다.

신경회로망 모델들은 학습시 미리 정해주어야 하는 변수들을 가지는데, 이들은 실험적으로 결정할 수 밖에 없었다. 유전자 알고리즘과 같은 탐색 알고리즘을 적용시켜 이 값들을 찾는 방법도 고려할 만하다.

참고문헌

- [1]STROHMAYER, Dynamic Modeling for Vertical U-Tube Steam Generators for Operational Safety Systems., PhD Thesis,MIT (1982)
- [2]Suh and H. C. No,Dynamic Modeling and Optimum Level Controller Design for Steam Generators in Pressurized Water Reactor, Nuclear Science and Engineering 90, pp 236-247 (1985)
- [3]이윤준,원자력발전소 증기발생기의 저출력 수위조절에 대한 연구, 박사학위논문, 서울대학교(1991)
- [4]Choi and R. M. Kil, IEEE International Conference on Neural Network(ICNN), pp 1359-1363, June 1994.
- [5]Choi, Non-Linear Digital Control for Steam Generator System in Pressurized Water Reactor, PhD Thesis, MIT(1987)
- [6]Kumpati S. Narentdra and Kannan Parthasarathy, Identification and control of dynamical systems using neural networks, IEEE Trans. on Neural Networks, 1(1):4-27, March 1990
- [7]Sandro Ridella, Stefano Rovetta, and Rodolfo Zunino, Circular backpropagation networks for classification, IEEE Trans. on Neural Networks, 8(1):84-136, Jan. 1997
- [8]M. A. Bryds, G. J. Kulawski and J. Quevedo, Recurrent networks for nonlinear adaptive control, To be appeared