신경망 적응 제어를 이용한 보일러-터빈 제어시스템 설계

이선호 김관수 이병기 이순영
경상대학교 전기공학과

A Design of the Boiler-Turbine Controller Using Neural Adaptive Control Schemes

Lee, Sunho Kim, Gwansoo Lee, Byenggi Lee, Soonyoung
Dept. of Electrical Eng. of Gyeongsang National Univ.

Abstract - In this paper, it is proposed a neural adaptve control algorithm for boiler-turbine system. Control inputs are constructed using RBF Neural networks and variable structure inputs are added to improve the robustness. This proposed algorithm does not need the information about parameters and can assure the robustness under the output disturbance and parameter perturbations. The results of computer simulations is presented to verify the efficiency of the proposed algorithm.

1. 서 론

보일러-터빈 시스템은 화력 발전소에 있어서 가장 중요한 요소 중의 하나이며, 이의 정확한 제어는 전력계통의 원활한 운영 및 안전성, 효율성 등을 위하여 매우 중요하다. 이제까지 대부분의 제어는 주로 보일러-터빈 계통을 공칭점에서 선형화시킨 모델을 이용하여 제어기를 구성하여 왔다[1]. 이와 같은 선형화된 모델을 얻기 위해서는 보일러-터빈 계통에 대한 정확한 수학적 모델이 필요로 되는데, 이는 실제적으로 매우 어려운 일이다. 더구나 보일러-터빈 계통은 변수들 간의 결합성이 큰 매우 복잡한 비선형 계통이다. 따라서 선형화 모델을 사용하여 제어기를 구성할 경우 정확한 제어 성능을 기대하기 어려우며, 다양한 동작점에서의 제어도 힘들게 된다. 또한 동작중에 파라메타들이 변하는 시변적인 요소도 갖고 있으며, 뜻하지 않은 외란도 발생하게 되어 선형화된 모델을 사용할 경우 강인한 제어기 설계에도 한계가 있게 된다.

따라서 본 연구에서는 보일러-터빈 계통의 파라메타 값들에 대한 정보가 필요로 되지 않는 신경망 적응제어기를 구성하고자 한다. 이를 위하여 RBF신경망을 이용하여 시스템의 제어입력을 구하고, 적응제어칙을 이용하여 신경망의 하중함수를 on-line으로 조정한다. 또한 가변구조 입력항을 첨가하여 제어계의 강인성 향상을 꾀하였다. 이렇게 구성된 보일러-터빈 계통의 신경망 적응제어 알고리즘에 대한 효용성을 입증하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션 한 결과 만족할 만한 성능을 보였다.

2. 보일러-터빈 시스템

본 논문에서는 Bell과 Astrom의 160[MW]급 화력 발전소에 대한 모델에 대하여 제어기를 구성하였다. 보일러-터빈 모델의 동태방정식은 다음과 같다[2].

$$\frac{dx_1}{dt} = -0.0018u_2x_1^{\frac{9}{8}} + 0.9u_1 - 0.15u_3$$

$$\frac{dx_2}{dt} = (0.073u_2 - 0.016)x_1^{\frac{9}{8}} - 0.1x_2$$

$$\frac{dx_3}{dt} = \frac{(141u_3 - (1.1u_2 - 0.19)x_1)}{85}$$

$$x_4 = 0.05(0.13073x_3 + 100\alpha_{cs} + q_e/9 - 67.975)$$

$$y_1 = x_1, \quad y_2 = x_2, \quad y_3 = x_4$$

$$\alpha_{cs} = \frac{(1 - 0.001538x_3)(0.8x_1 - 25.6)}{x_3(1.0394 - 0.0012304x_1)}$$

$$q_e = (0.854u_2 - 0.147)x_1 + 45.59u_1 - 2.514u_3 - 2.096$$

여기서 x_1은 드럼증기압 (kg/cm^2), x_2는 전기적출력(MW), x_3는 드럼내의 유체밀도 (kg/cm^3), x_4는 드럼수위(m)를 나타낸다. 또한 α_{cs}는 증기의 질을 나타내는 계수이며, q_e는 증기의 증발비 (kg/sec)를 나타낸다. 이 보일러-터빈 모델은 입출력이 각각 3개씩인 다중 입출력 계통이다.

원활한 급전을 위해서는 전기적 출력 y_2가 기준입력을 잘 따라가도록 제어기가 설계되어야 하며, 증기압과 드럼수위도 적절히 제어되어 보일러-터빈 계통의 안전성을 유지하여야 한다. 보일러 드럼수위의 경우 수위가 너무 크면 물이 스팀 통로로 넘치게 되어 터빈 날개를 부술 수 있게 되고, 반대로 너무 낮게되면 보일러 용기를 과열시키게 된다. 따라서 어느 경우에도 드럼수위는 일정한 범위 내에서 유지되도록 제어되어야 한다. 입력은 u_1, u_2, u_3로서 각각 연료 제어밸브 위치, 증기의 양 제어밸브 위치, 급수량 제어밸브 위치를 나타낸다. 모든 밸브들은 0과 1사이에 위치하며 다음과 같은 변화율에 대한 제약조건을 갖고 있다.

$$\left|\frac{du_1}{dt}\right| \le 0.007/\text{sec}$$

$$\left|\frac{du_2}{dt}\right| \le 0.02/\text{sec}$$

$$\left|\frac{du_3}{dt}\right| \le 0.05/\text{sec}$$

3. 신경망 적응제어기 설계

위의 보일러-터빈 시스템은 입출력이 각각 3개인 다중 입출력 비선형 방정식으로 표현될 수 있다. 위의 식을 이용하면 보일러-터빈 시스템은 다음과 같이 된다.

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u \tag{1}$$

여기서 $x = [x_1\ x_2\ x_4]^T$, $u = [u_1\ u_2\ u_3]^T$

$f(x) = [0\ f_1(x_1, x_2)\ f_2(x_1, x_3)]^T$

$g(x) = diag[g_1(x_1)\ g_2(x_1)\ g_3(x_1)]^T$

그리고 비선형함수 $g_i(x)$의 상한치를 $g_h \geq g_i(x) > 0$로 둔다.

그러나 드럼수위는 미분방정식 형태가 아니므로 입출력 선형화 기법을 사용하기 위하여 수위에 대한 1계 미분을 취하면 다음과 같다[3].

$$\frac{dx_4}{dt} = f(x_1,\ x_3) + g_3(x_1)u_2 \tag{2}$$

제어목적은 출력 x가 원하는 출력특성을 갖는 x_m을 따라가도록 하는 제어입력을 u를 설계하는 것이다.

위 식에서 비선형함수 $f(\cdot)$와 $g(\cdot)$를 정확히 알고 있다면 제어입력 u는 다음과 같이 구성될 수 있다[5].

$$u^* = g^{-1}(-f + \mathrm{K}e + \dot{x}_m) \tag{3}$$

여기서 $\mathrm{K} = diag(k_1\ k_2\ k_3)$, $e = [e_1\ e_2\ e_3]^T$

위의 플랜트 식(1)과 제어입력 식(2)로부터 오차 ($x_m - x$)방정식을 유도하면,

$$\dot{e} = -\mathrm{K}e \tag{4}$$

가 된다. 따라서 k_i의 값을 임의의 양의 값을 취하면 $\lim_{t\to\infty} e = 0$이 되어 출력은 기준모델을 추종하게 됨을 알 수 있다.

그러나 비선형함수 $f(\cdot)$와 $g(\cdot)$를 정확히 알지 못 하므로 본 논문에서는 제어입력으로 RBF신경망을 통하여 구성하고, 또한 가변구조입력을 첨가하여 제어입력 ($u = u_c + u_s$)를 구성한다.

$$\begin{aligned} u_c &= \theta\zeta(x) \\ u_s &= \mathrm{H}\ \mathrm{sgn}(e) \end{aligned} \tag{5}$$

여기서 $\mathrm{sgn}(e) = [sgn(e_1)\ sgn(e_2)\ sgn(e_3)]^T$

$\theta = diag[\ \theta_1^T\ \theta_2^T\ \theta_3^T]$

$\mathrm{H} = diag[h_1\ h_2\ h_3]$

또한 $\theta \in \mathrm{R}^{3\times 3m}$, $\theta_j \in \mathrm{R}^{m\times 1}$ (단, j=1, 2, 3)는 RBF 신경회로망의 하중벡터이며, $\zeta(x) \in \mathrm{R}^{3m\times 1}$는 다음과 같이 구성되는 Gaussian함수이다.

$$\begin{aligned} \zeta^T(x) &= [\ \zeta_1^T(x_1)\ \ \zeta_2^T(x_1, x_2)\ \ \zeta_3^T(x_1, x_3)] \\ \zeta_i(x) &= \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|}{\sigma_i^2}\right) \end{aligned} \tag{6}$$

여기서 i은 RBF신경회로망 은닉층의 개수 m를 나타내며 c_i와 σ_i은 상수 파라메타로 각각 중간치와 교정치를 나타낸다[4][6].

제어입력에 첨가된 가변입력항은 부호함수를 포함하고 있으므로 채터링 현상이 발생한다. 따라서 본 논문에서는 채터링을 줄이기 위하여, $|e| < \delta$, (δ는 임의의 작은 양의 상수), 일 경우 $\mathrm{sgn}(e)$를 e/δ로 대치하였다.

그리고 파라메타 오차를 $\Phi = \theta - \theta^*$로 두고, 근사오차를 $\omega \equiv u_c(x|\theta^*) - u_c^*$로 정의하면 오차방정식은 아래와 같다.

$$\dot{\mathrm{e}} = -\mathrm{Ke} + \mathrm{g}\Phi\zeta(x) - \mathrm{g}\omega - \mathrm{gHsgn(e)} \tag{7}$$

이제 하중벡터를 다음과 같은 적응칙을 사용하여 조정한다. 여기서 $\gamma > 0$이다.

$$\dot{\Psi} = -\gamma\ \mathrm{sgn}(\mathrm{E}\Psi)\mathrm{E}\ \zeta(x) \tag{8}$$

또한 $\Psi^T(x) = [\ \Phi_1^T\ \ \Phi_2^T\ \ \Phi_3^T]$,

$\mathrm{E} = diag[e_1 \ldots . e_1\ \ e_2 \ldots . . e_2\ \ e_3 \ldots . e_3]$

안정도를 증명하기 위해 다음과 같은 스칼라 함수를 가정한다.

$$V = \frac{1}{2}\left(\mathrm{e}^T\mathrm{e} + \frac{g_h}{\gamma}\ \Psi^T\Psi\right) \tag{9}$$

도함수를 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V} = &-\ \mathrm{e}^T\mathrm{Ke} + \mathrm{e}^T\mathrm{g}\Phi\zeta(x) - \mathrm{e}^T\mathrm{g}\omega \\ &- \mathrm{e}^T\mathrm{gHsgn(e)} - \mathrm{g_h}\Psi^T\ \mathrm{sgn}(\mathrm{E}\Psi)\mathrm{E}\ \zeta(x) \\ \leq &\sum_{j=1}^{3}\sum_{i=1}^{m}(|e_j\phi_{ji}|g_j\zeta_{ji} - |e_j\phi_{ji}|g_h\zeta_{ji}) \\ &+ \sum_{j=1}^{3}(|e_j\|\omega_j|g_j - |e_j|h_jg_j) \end{aligned}$$

따라서 $|\omega_j| \leq h_j$고 두면 $\dot{V} \leq 0$이 되므로 원하는 제어목적을 달성할 수 있다.

4. 시뮬레이션 및 검토

일반적으로 보일러-터빈은 동작점에서 사용되다가 출력을 변화시킬 경우 계단적인 급격한 변화가 아닌 ramp적으로 서서히 변화시키는 것이 일반적이다. 본 시뮬레이션에서 사용한 공칭동작점은 중간부하점(half load point)으로 그 값들은 다음과 같다.

$\mathbf{x} = [108\ \ 66.65\ \ 428]^T$

$\mathbf{u} = [0.34\ \ 0.69\ \ 0.436]^T$

$\mathbf{y} = [108\ \ 66.65\ \ 0]^T$

그림1은 공칭동작점에서 동작하다가 t>100에서 전기적 출력을 5분 동안에 30% 증가시킨 경우에 대한 결과를 나타낸다. 그림에서 알 수 있듯이 출력은 기준모델을 잘 따라가고 있으며 증기압은 거의 변하지 않고 있으며 드럼수위도 크게 변하지 않고 있음을 알 수 있다. 그림2는 증기압을 t>100에서 5분 동안에 20% 감소시킨 경우에 대한 시뮬레이션 결과로서 이 경우에도 전기적 출력이나 수위에는 거의 영향을 미치지 않으며 증기압은 기준모델을 잘 추종하고 있다.

파라메타 불확실성 및 변화에 대한 강인성을 보이기 위하여 보일러-터빈 모델의 파라메타 중에서 3개의 값을 t>100에서 약 10%식 변화시킨 경우에 대한 응답특성을 그림3에 나타내었다. 그림4는 외란에 대한 강인성을 보이기 위해서 전기전 출력 y_2에 출력의 3%에 해당하는 외란을 t>100에서 지속적으로 인가하였을 때의 결과이다. 그림에서 알 수 있듯이 위와 같은 변화에도 보일러-터빈 출력이 기준모델을 잘 따라가고 있으며 드럼수위도 크게 변하지 않고 있음을 알 수 있다.

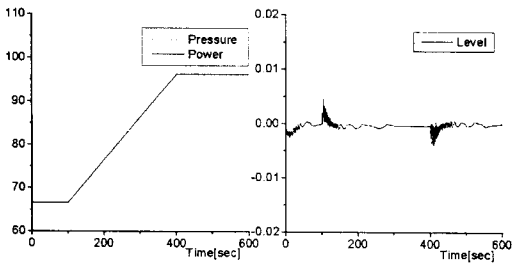

Fig. 1. Responses in case of increasing power

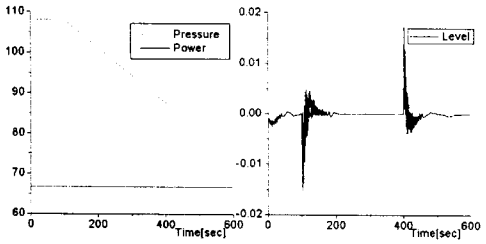

Fig. 2. Responses in case of decreasing pressure

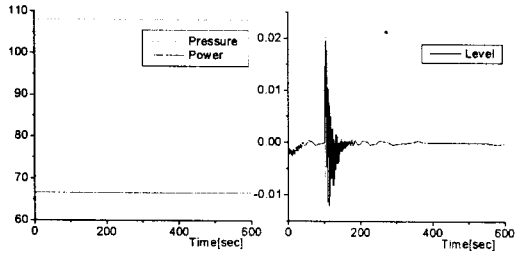

Fig. 3. Responses in case of parameter change

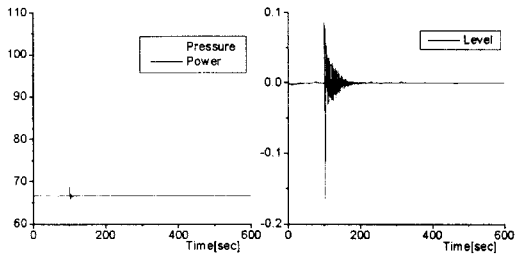

Fig. 4. Responses in case of output disturbance

5. 결 론

본 연구에서는 신경망 적응제어를 이용한 보일러-터빈 시스템의 제어기를 구성하였다. RBF신경망을 이용하여 제어입력을 설계하였으며, 외란이나 파라메타 변화 등에 대한 강인성을 부여하기 위하여 가변구조입력을 첨가하였다. RBF신경망의 하중함수는 적응제어칙을 사용하여 조정되도록 하였다. 이렇게 함으로써 보일러-터빈 계통의 파라메타에 대한 정보가 필요로 되지 않으며, 출력외란이나 파라메타 변화 등에 대하여 강인성을 갖는 제어기를 구성할 수 있었다. 또한 다양한 경우에 대한 시뮬레이션을 행한 결과가 제안한 알고리즘의 효용성을 입증할 수 있었다.

[참 고 문 헌]

[1] F. P. de Mello. "Boiler models for system dynamic performance studies", IEEE Trans. on Power Systems, vol. 6, no.1, pp. 66-74, Feb, 1991

[2] R. D. Bell and K. J. Astrom "Dynamic models for drum boiler-turbine-alternator units : data logs and parameter estimation for a 160MW unit", Report TFRT-3192, Lund Institute of Technology, Sweden, 1987

[3] L. X. Wang, "Adaptive Fuzzy Systems and Control", Prentice Hall, 1994

[4] K. J. Hunt, D. Sbarbaro, R. Zbikowski, and P. J. Gawthrop, "Neural Networks for Control Systems-A Survey", Automatica, vol. 28, pp. 1083-1112, 1992.

[5] S. Sastry and M. Bodson, "Adaptive Control : Stability, Convergence, and Robustness", Prentice-Hall, 1994

[6] L. X. Wang, "A Course in Fuzzy Systems and Control", Prentice Hall, 1997