

## 초소형 바이너리 발전 플랜트를 위한 Neuro PID 제어

한건영\*

### Neuro PID Control for Ultra-Compact Binary Power Generation Plant

Kun-Young Han\*

\*Research professor, AI Grand ICT Research Center, Dong-Eui University, Busan, 47340 Korea

#### 요 약

초소형 바이너리 발전 플랜트는 열원과 냉각원 사이의 저온도차 열에너지를 이용하여 열에너지를 전력으로 변환한다. 실제 발전환경에서 플랜트의 특성치는 환경 조건이나 관련 장비의 부식과 같은 부정적인 영향으로 인해 변동하고, 플랜트 특성치의 변동은 PID 파라미터가 고정된 종래의 PID 제어시스템에서 불안정한 터빈 출력으로 이어진다. 본 논문에서는 플랜트의 특성치 변동에 따라 PID 파라미터를 적응적으로 조정하는 신경망 기반의 Neuro PID 제어시스템을 제안한다. 초소형 바이너리 발전 플랜트의 동작점 근방에서 동특성을 나타내는 이산시간 전달함수 모델을 도출하고, 제안된 제어시스템의 설계 전략을 기술한다. 제안된 Neuro PID 제어시스템을 종래의 PID 제어시스템과 비교하고, 시뮬레이션 결과를 통해 그 유효성을 보인다.

#### ABSTRACT

An ultra-compact binary power generation plant converts thermal energy into electric power using temperature difference between heat source and cooling source. In the actual power generation environment, the characteristic value of the plant changes due to any negative effects such as environmental condition or corrosion of related equipment. If the characteristic value of the plant changes, it may lead to unstable output of the turbine in a conventional PID control system with fixed PID parameters. A Neuro PID control system based on Neural Network adaptively to adjust the PID parameters according to the change in the characteristic value of the plant is proposed in this paper. Discrete-time transfer function models to represent the dynamic characteristics near the operating point of the investigated plant are deduced, and a design strategy of the proposed control system is described. The proposed Neuro PID control system is compared with the conventional PID control system, and its effectiveness is demonstrated through the simulation results.

**키워드** : 저온도차 열에너지, 바이너리 발전, 신경망, PID 제어

**Keywords** : Low-temperature difference thermal energy, Binary power plant, Neural Network, PID control

Received 30 April 2021, Revised 1 May 2021, Accepted 18 May 2021

\* Corresponding Author Kun-Young Han(E-mail:kyhan.akane@gmail.com, Tel:+82-51-890-2776)

Research professor, AI Grand ICT Research Center, Dong-Eui University, Busan, 47340 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2021.25.11.1495>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

© This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.  
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

## I. 서 론

지구 온난화 문제 및 화석연료 고갈 등의 환경·에너지 문제는 세계 모든 국가에서 중요한 이슈이고, 환경문제 대응능력은 국가 경쟁력을 좌우하는 중요한 요소가 되고 있다. 최근, 정부는 제19차 유엔기후변화협약 당사국총회 결정문 2(b)항에 따라 탄소중립을 달성하기 위한 2050 장기저탄소발전전략(LEDS) 및 2030 국가 온실가스 감축목표(NDC)를 확정하고, ‘한국판 뉴딜’의 일환인 ‘그린 뉴딜’ 정책을 경제성장의 중요한 한 축으로 선언하며, 선제적으로 에너지 공급 체계를 친환경으로 전환하기 위해 관련 산업투자와 육성을 본격화하고 있다. 하지만, 정부가 최근 제출한 NDC는 기존 자발적 국가 온실가스 감축목표(INDC)와 차이가 없어 2050년 탄소중립 경로로 가기에는 부족하다는 평가 속에 국제사회로부터 이를 상향 조정하라는 요구에 직면해 있고 또, 국내 재생에너지원을 주로 태양광, 풍력에 의존하면서 좁은 국토로 인한 적당량 부지 확보, 민원 발생 등으로 인해 증가하는 에너지 수요에 대응하기는 다소 어려운 실정에 있다[1, 2].

증기는 발전소뿐만 아니라 많은 산업 분야의 중·소규모 보일러에서 가열, 세척을 위해 생산되고 있고, 이러한 보일러에서 생성되는 방대한 열에너지 대부분은 이용되지 않고 폐기되고 있으며 또, 대부분 온천에서는 온천수를 적정 온도로 식혀서 사용되고 있다. 하지만, 공장폐열, 온천열 등의 저온도차 열에너지는 전력으로 변환하려고 해도 증기를 작동매체로 사용하는 랭킨 사이클에서는 폐열 온도와 비점 온도 차이가 작고 효율이 낮아 그 활용이 아직 미비한 실정이다.[3, 4]. 최근, 저온도차 열에너지의 유효·활용을 위해 화력발전과 같이 물을 직접 가열해 생산한 증기로 터빈을 회전시키는 방식이 아니라, 비점이 낮은 작동매체를 외부 열원으로 가열시켜 그 증기로 발전하는 방식의 바이너리 발전이 고효율화에 의해 주목받고 있다[5]. 바이너리 발전은 종래에 이용할 수 없었던 저온도차 열에너지에 대해서도 발전할 수 있어 장기적인 관점에서 탄소중립 달성을 위한 하나의 실행 방안이 될 수 있다. 하지만, 미활용 저온도차 열 에너지를 이용한 바이너리 발전의 도입·확대를 위해서는 열원의 저온성이나 열원 분산에 의한 저온도차 열 에너지 고유의 특성을 고려한 바이너리 발전 플랜트 개발과 그 제어방식의 연구개발이 필요하다.

바이너리 발전의 열사이클 있어서, 작동매체로 순매체의 암모니아를 사용한 랭킨사이클이 있다[6]. 그 후, 사이클의 열효율 향상을 위해 칼리나 사이클이 사용되었다[7]. 하지만, 칼리나 사이클을 사용하는 경우 사이클의 열효율은 향상되지만, 혼합매체의 작동매체를 사용하기 때문에 플레이트(plate)식의 증발기나 응축기의 전열 성능이 낮아지는 문제가 발생한다. 이를 보상하기 위해 열교환기의 교환 열량을 감소시켜 특히, 플레이트식 응축기의 교환 열량을 가능한 한 작게 하는 우에하라(Uehara) 사이클이 개발되었다[8]. 한편, 공장이나 온천에서 배출되는 폐열로 대표되는 열원은 실제 발전환경에서 때때로 시간에 따라 온도가 변동할 수 있고 또, 부식 성분을 가지는 불순물을 포함하고 있다. 이와 같은 환경 조건이나 관련 장비 부식 등의 부정적인 영향은 터빈의 불안정한 출력으로 이어지며, 부정적인 영향으로 인해 특성치 변동을 동반하는 바이너리 발전 플랜트의 제어에 있어서, 제어기 설계 및 파라미터 미세 조정은 주요 어려운 문제이다. S.Quolin 등[9]은 바이너리 발전 플랜트에 대해 설계가 간단하고 외란에 강건한 PI 제어 시스템을 제안했지만, 플랜트의 특성치 변동을 동반하는 제어대상에 대해서는 수식 모델을 다시 도출하고, 도출된 수식 모델에 대해 PID 파라미터를 재설계해야 함으로써 제어성능에는 한계가 있다. S. Shikasho 등[10]은 비선형성을 가지는 바이너리 발전 플랜트에 대해 신경망을 이용한 PID 제어 시스템을 제안하여 신경망의 효과를 검증하였으나, 신경망을 이용한 제어기의 기본적인 특성에 대해 검토하고 있다.

본 논문에서는 공장 폐열, 온천열 등의 저온도차 열 에너지를 활용하여 소규모 공장이나 온천지 등에서 발전 가능한 초소형 바이너리 발전 플랜트 개발과 실제 발전 환경에서 부정적인 영향으로 인한 플랜트의 특성치 변동에도 PID 파라미터를 적응적으로 조정하여 안정한 발전을 유지할 수 있는 신경망 기반의 Neuro PID 제어 시스템을 제안한다. 본 논문의 구성은 II장에서 초소형 바이너리 발전 플랜트의 구성과 플랜트 동작점 근방에서의 이산시간 전달함수 모델을 도출하고, III장에서는 신경망 기반 Neuro PID 제어 시스템의 설계 전략에 관해 기술한다. IV장에서는 제안된 Neuro PID 제어 시스템을 종래의 PID 제어 시스템과 비교하고, 시뮬레이션 결과를 통해 그 유효성을 검증한다. V장에서는 본 논문의 결과를 정리하여 결론을 맺는다.

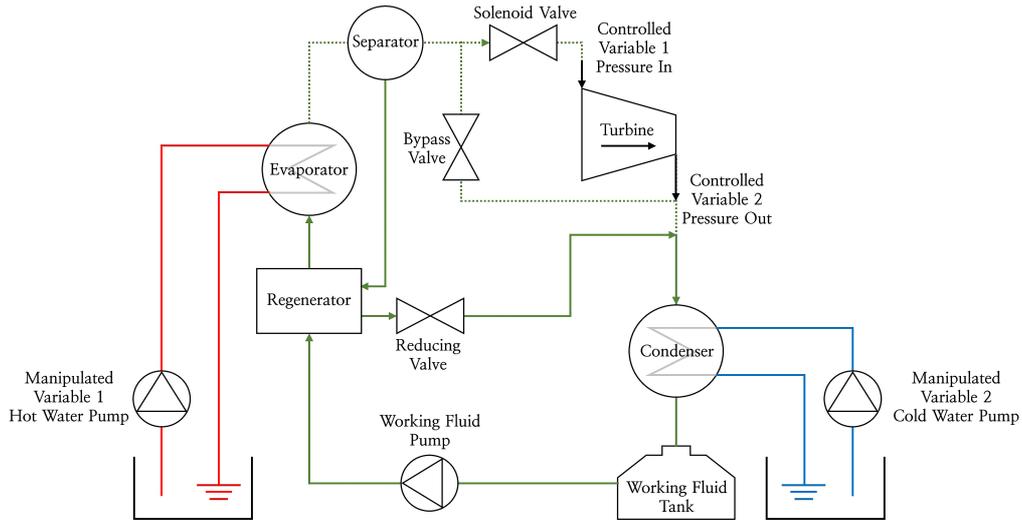


Fig. 1 Conceptual diagram of an ultra-compact binary power plant

## II. 초소형 바이너리 발전 플랜트 구성 및 모델링

### 2.1. 초소형 바이너리 발전 플랜트의 개요

바이너리 발전은 비점이 낮은 암모니아 펜탄, 플론 등을 외부 열원으로 가열하여 생산한 증기로 발전하는 방식으로 종래에 이용할 수 없었던 저온도차 열에너지에 대해서도 발전할 수 있다. 이러한 발전은 열·냉각원인 온·냉수와 암모니아 등 서로 다른 작동매체 2종류를 이용해 발전하기 때문에 바이너리(binary) 발전이라고 불린다[11]. 바이너리 발전의 사이클에는 터빈, 증발기, 응축기로 구성되는 기본 사이클의 랭킨 사이클, 랭킨 사이클에 재생기와 분리기, 흡수기를 추가해 열효율을 향상시킨 칼리나 사이클, 칼리나 사이클에 가열기를 추가해 열효율을 향상시킨 우에하라 사이클이 있다. 랭킨 사이클은 비교적 고온의 열원(약 160~100°C), 칼리나 사이클은 저온 열원(약 100~70°C)에 적합하다. 본 논문에서는 저온 열원을 이용하기 때문에 칼리나 사이클을 이용한다.

### 2.2. 초소형 바이너리 발전 플랜트의 구성

본 논문에서 대상으로 하는 초소형 바이너리 발전 플랜트는 그림 1과 같이 작동매체를 증발시키는 증발기, 작동매체를 증기와 액체로 분리하는 분리기, 증기 터빈, 작동매체 증기를 응축·액화시키는 응축기, 온·냉수 펌프,

프, 작동매체를 저장하는 작동매체 탱크, 작동매체 순환용 펌프 및 작동매체를 예열하는 재생기로 구성된다. 칼리나 사이클에는 작동매체로 암모니아/물을 이용하기도 하지만, 본 논문에서는 작동매체로 R-22를 이용한다. 작동매체 R-22의 물성치와 열·냉각원의 온도(온수: 약 60°C, 냉수: 약 9°C) 조건을 고려한 터빈 블레이드(blade)와 노즐(nozzle)을 제작하고, 터빈 입·출구의 압력차가 0.4[Mpa]로 되도록 설계하였다. 한편, 이와 같은 바이너리 발전에서 발전량은 식 (1), 정미 출력은 식 (2)와 같이 계산된다.

$$W = m(h_1 - h_2)\eta \quad (1)$$

$$W_{net} = \text{Generator Electrical Power Output} - \text{Pump Electrical Power Consumption} \quad (2)$$

여기서,  $m$ 은 작동매체 유량,  $h_1$ 과  $h_2$ 는 각각 터빈 입·출구에서의 엔탈피(enthalpy),  $\eta$ 는 열효율이다. 따라서, 터빈 입·출구에서 작동매체의 압력, 온도, 유량을 제어하는 것이 바람직하지만, 6개의 제어변수를 제어하기 위해서는 일반적으로 6개의 조작변수가 사용된다. 다수 조작변수 액추에이터(actuator)를 사용하면, 조작변수 액추에이터의 전력소비가 커지는 문제가 발생하므로 조작변수 액추에이터의 전력소비와 제어성능의 열화를 고려하여 조작변수와 제어변수를 선정할 필요가 있다.

일반적으로, 바이너리 발전에서는 주어진 온수와 냉수 조건으로부터 최대 발전효율을 얻을 수 있도록 운전조건이 정해져 있고, 터빈 입구에서 작동매체의 증기 압력이 높을수록 또, 냉각되고 응축 시의 압력이 낮을수록 발전출력이 커진다. 하지만, 터빈 입·출구의 압력차가 너무 크면 터빈에 과도한 부하가 걸리기 때문에 파손 방지를 위해 배관 등 내구성을 향상시킬 필요가 있다. 한편, 터빈 입·출구의 압력차를 적절히 제어하기 위한 조작변수로 작동매체 유량이 일정하다고 하면, 열·냉각원의 온도나 전력 부하 변동에 대해 온·냉수의 유량을 온·냉수의 펌프 회전수로 조작하는 것이 효과적이다. 본 논문에서는 초소형 바이너리 발전 플랜트를 그림 2와 같이 2입력 2출력의 다변수(Multivariable) 시스템으로 고려하고, 온·냉수의 펌프 회전수로 터빈 입·출구의 압력을 제어하는 것으로 한다. 본 논문에서의 조작변수와 제어변수를 표 1에 정리한다.

**Table. 1** Manipulated variables and Controlled variables

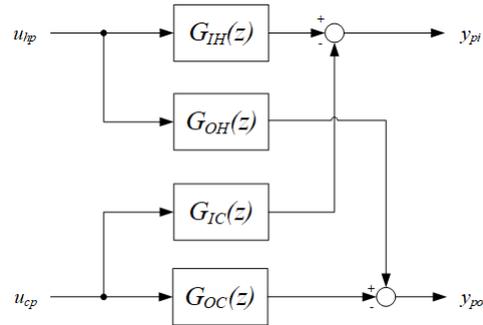
Manipulated variables	Controlled variables
$u_{hp}$ : Hot water pump (r/min)	$y_{pi}$ : Pressure of Turbine Inlet[Mpa]
$u_{cp}$ : Cold water pump (r/min)	$y_{po}$ : Pressure of Turbine Outlet[Mpa]

**2.3. 초소형 바이너리 발전 플랜트의 수식 모델**

초소형 바이너리 플랜트는 터빈 운전 사양에 따라 터빈 입·출구의 압력차를 0.4[Mpa]로 유지할 필요가 있다. 따라서, 터빈 입구에서 압력 1.1[Mpa], 출구에서 압력 0.7[Mpa]을 제어목표로 하고, 초소형 바이너리 발전 플랜트의 동작점 근방을 유지하는 진폭의 스텝 응답을 측정해, 그 실제 스텝 응답으로부터 2입력 2출력의 이산시간 전달함수 모델을 도출한다.

**Table. 2** Experimental conditions of Step responses

	Manipulated variables	Controlled variables
Condition 1	$u_{hp}$ : Mass of Hot water (Step input) [60 ℓ/min (10Hz) → 283 ℓ/min (60Hz)]	$y_{pi}$ : Pressure of Turbine Inlet[Mpa]
	$u_{cp}$ : Mass of Cold water (Fixed) [265 ℓ/min (60Hz)]	
Condition 2	$u_{hp}$ : Mass of Hot water (Fixed) [240 ℓ/min (50Hz)]	$y_{po}$ : Pressure of Turbine Outlet[Mpa]
	$u_{cp}$ : Mass of Cold water (Step input) [120 ℓ/min (20Hz) → 265 ℓ/min (60Hz)]	



**Fig. 2** Block diagram of 2I-2O system

먼저, 열원 온수량 (약 60℃)을 스텝 입력상에 변화시켜 터빈 입·출구 압력의 스텝 응답을 측정한다. 그때, 냉수량 (약 9℃)은 일정하게 유지한다. 같은 방법으로, 냉각원인 냉수량을 스텝 입력상에 변화시켜 터빈 입·출구 압력의 스텝 응답을 측정하고, 다른 변수는 일정하게 유지한다. 스텝 응답 측정에 있어서, 일정 입력 2분 후에 스텝 입력상에 변화시켜 정상상태에 도달하는 4분간 240개의 데이터를 측정했다. 본 논문에서의 실험 조건을 표 2에 정리한다.

한편, 연속시간 전달함수 모델은 1차 지연요소×부동시간(dead time)요소와 2차 지연요소의 조합으로 도출되었다[12]. 하지만, 신경망 기반의 제어시스템을 설계하기 위해서는 연속시간 전달함수 모델을 이산시간 전달함수 모델로 변환할 필요가 있다. 본 논문에서는 ZOH(zero-order hold) 방법을 사용하고, 샘플링 시간 ( $T_s$ )를 0.01[sec]로 설정하여 이산시간 전달함수 모델로 변환한다. 이 방법은 스텝 입력에 대해 시간 도메인에서 연속시간 시스템과 이산시간 시스템 간의 정확한 일치성을 제공한다. 연속시간 전달함수 모델을 이산시간으로 변환된 전달함수 모델은 식 (3)-식 (6)과 같다.

- 온수에서 터빈 입구까지의 전달함수

$$G_{IH}(z) = \frac{5.53 \times 10^{-5} z^{-1} - 8.74 \times 10^{-5} z^{-2} + 1.8 \times 10^{-4} z^{-3} - 1.2 \times z^{-4}}{1 - 3.34 z^{-1} + 4.02 z^{-2} - 2.03 z^{-3} + 0.34 z^{-4} + 6.50 \times 10^{-4} z^{-5} + 9.02 \times 10^{-4}} \quad (3)$$

- 온수에서 터빈 출구까지의 전달함수

$$G_{OH}(z) = \frac{5.64 \times 10^{-5} z^{-1} - 9.72 \times 10^{-5} z^{-2} + 1.66 \times 10^{-5} z^{-3} - 1.6 \times 10^{-5} z^{-4} - 2.3 \times 10^{-1} z^{-5}}{1 - 3.34 z^{-1} + 4.02 z^{-2} - 2.03 z^{-3} + 0.34 z^{-4} + 6.50 \times 10^{-4} z^{-5} + 9.02 \times 10^{-4}} \quad (4)$$

- 냉수에서 터빈 입구까지의 전달함수

$$G_{IC}(z) = \frac{2.42 \times 10^{-5} z^{-1} + 1 \times 10^{-6} z^{-2} + 4.39 \times 10^{-7} z^{-3} - 3.2 \times 10^{-10} z^{-4}}{1 - 2.99 z^{-1} + 2.98 z^{-2} - 0.99 z^{-3}} \quad (5)$$

- 냉수에서 터빈 출구까지의 전달함수

$$G_{OC}(z) = \frac{1.45 \times 10^{-7} z^{-1} + 7.84 \times 10^{-7} z^{-2} + 2.63 \times 10^{-7} z^{-3}}{1 - 2.99 z^{-1} + 2.976 z^{-2} - 0.98 z^{-3}} \quad (6)$$

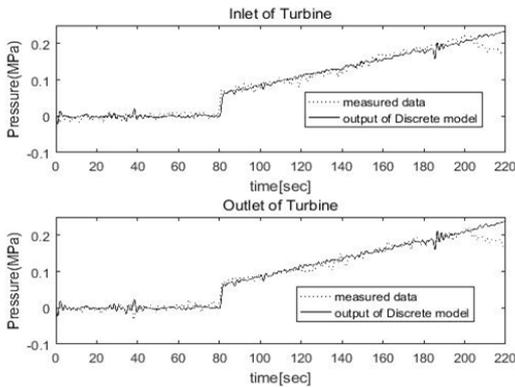


Fig. 3 Step responses by Hot water step input

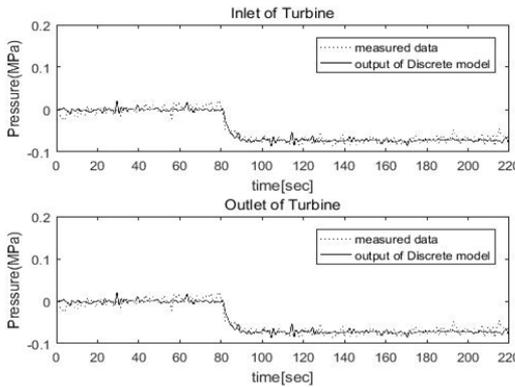


Fig. 4 Step responses by Cold water step input

온·냉수 제어 루프에 대한 이산시간 전달함수 모델의 스텝 응답과 실제 측정 스텝 응답을 비교한 결과는 각각 그림 3과 그림 4와 같다.

### III. Neuro PID 제어시스템 설계

#### 3.1. Neuro PID 제어시스템 개요

RBF(Radial Basis Function) 신경망은 간단한 구조, 빠른 학습 알고리즘, 근사 능력 등의 장점으로 인해 패턴 인식, 시스템 모델링 및 식별 등 광범위한 분야에서 사용되고 있다[13, 14]. 그림 5는 본 논문에서 제안된 신경망 기반 Neuro PID 제어시스템의 블록 다이어그램(block diagram)이다.  $r_{pi}(k)$ ,  $r_{po}(k)$ ,  $y_{pi}(k)$ ,  $y_{po}(k)$ 는 온·냉수 제어 루프에서 터빈 입·출구의 목표치 및 출력값,  $e_{hot}(k)$ ,  $e_{cold}(k)$ ,  $u_{hp}(k)$ ,  $u_{cp}(k)$ 는 각각 추적오차(tracking error) 및 제어 입력이다. 제안된 Neuro PID 제어시스템에서 신경망은 입력층, 은닉층, 출력층의 3층 구조로 구성되며, 초소형 바이너리 발전 플랜트의 특성치 변동을 식별하고, 플랜트 특성치 변동에 대해 PID 파라미터를 보상하기 위한 변수로 사용된다. 제안된 방법은 플랜트 특성치 변동을 동반하는 초소형 바이너리 발전 플랜트에 대해 강인함을 얻을 수 있을 뿐만 아니라 터빈 입·출구의 목표치와 출력값 사이의 추적오차가 점근적으로 0으로 가깝게 된다.

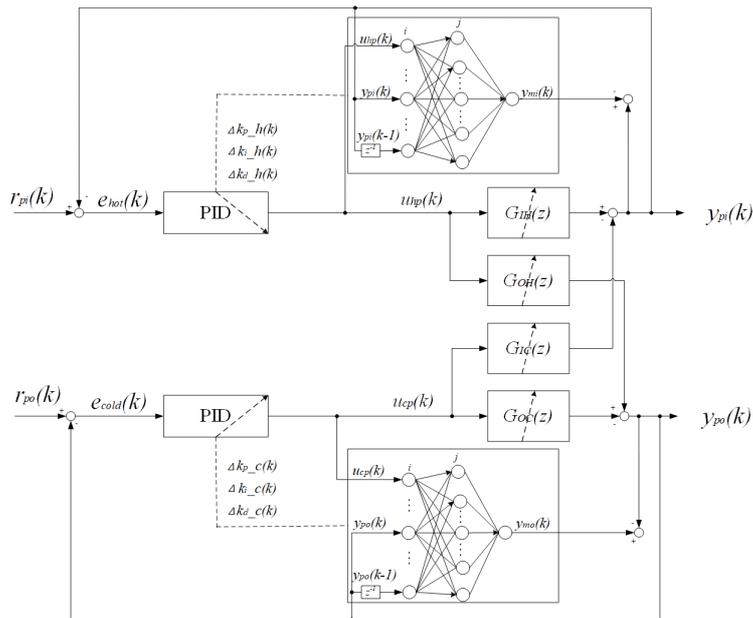


Fig. 5 Block diagram of Proposed Control system based on Neural Network

### 3.2. Neuro PID 제어시스템 설계

초소형 바이너리 발전 플랜트의 특성치 변동에 대해 특성치 변동을 식별하고, PID 파라미터의 보상을 위한 Neuro PID 제어시스템 설계 방법에 관해 기술한다.

먼저, 온수 제어 루프의 신경망에서 입력층의 입력 벡터  $X_{hot}$ 을 식 (7)과 같이 구성한다.

$$X_{hot} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \quad (7)$$

이후, 신경망의 은닉층에서 출력 벡터  $H_{hot}$ 을 식 (8)과 같이 구성하고, 식 (9)와 같이 은닉층의  $j$ -번째 노드(node)에서 출력  $h_j$ 를 가우스 함수(Gaussian function)를 사용하여 계산한다.

$$H_{hot} = [h_1, h_2, \dots, h_m]^T \quad (8)$$

$$h_j = \exp \frac{\| X_{hot} - C_{j\_hot} \|^2}{2\sigma_j^2} \quad (j = 1, 2, \dots, m) \quad (9)$$

여기서,  $\| \cdot \|$ 는 유클리드 노름(Euclidean norm),  $C_{j\_hot} = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jn}]^T$ , ( $i = 1, 2, \dots, n$ )은  $i$ -번째 입력에 대한  $j$ -번째 노드에서 가우스 함수의 중심으로 구성된 벡터,  $B_{hot} = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m]^T$ 는  $j$ -번째 노드에서

가우스 함수의 폭으로 구성된 벡터이다.

신경망의 출력층에서 출력  $y_{mi}(k)$ 를 식 (10)과 같이 가중치(weight)벡터  $W_{hot} = [w_1, w_2, \dots, w_m]^T$ 와 식 (8)의 은닉층에서 출력 벡터  $H_{hot}$ 과 가중합(weighted sum)으로 계산한다.

$$y_{mi}(k) = \sum_{j=1}^m w_j h_j \quad (10)$$

한편, 신경망의 출력  $y_{mi}(k)$ 와 터빈 입구의 출력  $y_{pi}(k)$  사이의 출력 오차를 최소화하기 위한 평가함수  $J_{hot}$ 은 식 (11)과 같이 주어진다.

$$J_{hot} = \frac{1}{2} (y_{pi}(k) - y_{mi}(k))^2 \quad (11)$$

신경망의 학습은 경사 하강법(Gradient descent)에 따라 진행되고, 가중치  $w_j(k)$ , 가우스 함수의 폭  $\sigma_j(k)$ 과 중심  $c_{ji}(k)$ 를 출력 오차의 최소화를 위해 각각 식 (12), 식 (13)-식 (14), 식 (15)-식 (16)과 같이 갱신한다.

$$w_j(k) = w_j(k-1) + \eta (y_{pi}(k) - y_{mi}(k)) h_j + \alpha (w_j(k-1) - w_j(k-2)) \quad (12)$$

$$\Delta\sigma_j = (y_{pi}(k) - y_{mi}(k))w_j h_j \frac{\|X_{hot} - C_{j-hot}\|}{\sigma_j^3} \quad (13)$$

$$\sigma_j(k) = \sigma_j(k-1) + \eta\Delta\sigma_j + \alpha(\sigma_j(k-1) - \sigma_j(k-2)) \quad (14)$$

$$\Delta c_{ji} = (y_{pi}(k) - y_{mi}(k))w_j \frac{x_j - c_{ji}}{\sigma_j^2} \quad (15)$$

$$c_{ji}(k) = c_{ji}(k-1) + \eta\Delta c_{ji} + \alpha(c_{ji}(k-1) - c_{ji}(k-2)) \quad (16)$$

여기서,  $\eta$ ,  $\alpha$ 는 각각 학습률, 관성항이다. 가우스 함수의 폭과 중심에 대한 초깃값은 랜덤하게 결정하거나 근사화된 함수에 관한 사전정보를 적용하여 결정할 수 있다[15].

온수 제어 루프에서 야코비안(Jacobian)  $\frac{\partial y_{pi}(k)}{\partial u_{hp}(k)}$  를 식 (17)과 같이 계산한다.

$$\frac{\partial y_{pi}(k)}{\partial u_{hp}(k)} \approx \frac{\partial y_{mi}(k)}{\partial u_{hp}(k)} = \sum_{j=1}^m w_j h_j \frac{c_{ji} - x_1}{\sigma_j^2} \quad (17)$$

여기서,  $x_1 = u_{hp}(k)$ 이다.

한편, 속도형 PID 제어기의 출력  $u_{hp}(k)$ 는 식 (18)과 같고, 터빈 입구의 목표치  $r_{pi}(k)$ 와 출력값  $y_{pi}(k)$  사이의 추적오차  $e_{hot}(k)$ 는 식 (19)로 주어진다.

$$u_{hp}(k) = u_{hp}(k-1) + k_p-h(e_{hot}(k) - e_{hot}(k-1)) + k_i-he_{hot}(k)Ts + \frac{k_d-h}{Ts}((e_{hot}(k) - 2e_{hot}(k-1) + e_{hot}(k-2))) \quad (18)$$

$$e_{hot}(k) = r_{pi}(k) - y_{pi}(k) \quad (19)$$

초소형 바이너리 발전 플랜트의 특성치 변동에 대해 온수 제어 루프의 PID 파라미터  $k_p-h(k)$ ,  $k_i-h(k)$ ,  $k_d-h(k)$ 를 보상하기 위해 사용되는 PID 파라미터의 변화량  $\Delta k_p-h(k)$ ,  $\Delta k_i-h(k)$ ,  $\Delta k_d-h(k)$ 를 식 (20)-식 (22)와 같이 계산한다.

$$\Delta k_p-h(k) = -\eta_{pid} \frac{\partial E_{hot}(k)}{\partial k_p-h(k)} = -\eta_{pid} \frac{\partial E_{hot}(k)}{\partial y_{pi}(k)} \frac{\partial y_{pi}(k)}{\partial u_{hp}(k)} \frac{\partial u_{hp}(k)}{\partial k_p-h(k)} \quad (20)$$

$$= \eta_{pid} e_{hot}(k) \frac{\partial y_{pi}(k)}{\partial u_{hp}(k)} x_{c_{hot}(1)} \quad (21)$$

$$\Delta k_i-h(k) = -\eta_{pid} \frac{\partial E_{hot}(k)}{\partial k_i-h(k)} = -\eta_{pid} \frac{\partial E_{hot}(k)}{\partial y_{pi}(k)} \frac{\partial y_{pi}(k)}{\partial u_{hp}(k)} \frac{\partial u_{hp}(k)}{\partial k_i-h(k)} = \eta_{pid} e_{hot}(k) \frac{\partial y_{pi}(k)}{\partial u_{hp}(k)} x_{c_{hot}(2)} \quad (22)$$

$$\Delta k_d-h(k) = -\eta_{pid} \frac{\partial E_{hot}(k)}{\partial k_d-h(k)} = -\eta_{pid} \frac{\partial E_{hot}(k)}{\partial y_{pi}(k)} \frac{\partial y_{pi}(k)}{\partial u_{hp}(k)} \frac{\partial u_{hp}(k)}{\partial k_d-h(k)} = \eta_{pid} e_{hot}(k) \frac{\partial y_{pi}(k)}{\partial u_{hp}(k)} x_{c_{hot}(3)} \quad (23)$$

여기서,  $x_{c_{hot}(1)}$ ,  $x_{c_{hot}(2)}$ ,  $x_{c_{hot}(3)}$ 은 식 (23)에 의해 주어지고,  $E_{hot}(k) = \frac{1}{2}e_{hot}(k)^2$ ,  $\eta_{pid}$ 는 PID 파라미터 학습률, 온수 제어루프에서 야코비안  $\frac{\partial y_{pi}(k)}{\partial u_{hp}(k)}$ 는 식 (17)과 같이 신경망에 의해 식별된다.

$$\begin{aligned} x_{c_{hot}(1)} &= e_{hot}(k) - e_{hot}(k-1) \\ x_{c_{hot}(2)} &= e_{hot}(k) \\ x_{c_{hot}(3)} &= e_{hot}(k) - 2e_{hot}(k-1) + e_{hot}(k-2) \end{aligned} \quad (23)$$

한편, 냉수 제어 루프에서 신경망도 같은 방법으로 설계한다. 본 논문에서 대상으로 하는 초소형 바이너리 발전 플랜트의 특성치 변동을 식별하고, 플랜트 특성치 변동에 대해 PID 파라미터를 보상하는 제안된 신경망 기반 Neuro PID 제어시스템의 제어 절차를 다음과 같이 요약한다.

Step 1: 온·냉수 제어 루프의 각 신경망에 대해 학습률, 관성항, 가우스 함수의 폭과 중심, 가중치, PID 파라미터 학습률,  $k_p-h$ ,  $k_i-h$ ,  $k_d-h$ ,  $k_p-c$ ,  $k_i-c$ ,  $k_d-c$ 의 초깃값 및 최대 반복 시간  $k_{max}$ 를 설정한다.

Step 2:  $u_{hp}(k)$ ,  $y_{pi}(k)$ ,  $y_{pi}(k-1)$ ,  $u_{cp}(k)$ ,  $y_{po}(k)$ ,  $y_{po}(k-1)$ 을 온·냉수 제어 루프에서 각 신경망의 입력으로 불러들인다.

Step 3: 온·냉수 제어 루프에서 신경망 출력  $y_{mi}(k)$ ,  $y_{mo}(k)$ 를 각각 계산하고, 식 (12)-식 (16)과 같이 가중치, 가우스 함수의 폭과 중심을 갱신한다.

Step 4: 야코비안  $\frac{\partial y_{pi}(k)}{\partial u_{ip}(k)}$ 와  $\frac{\partial y_{po}(k)}{\partial u_{cp}(k)}$ 를 온·냉수 제어 루프의 각 신경망에서 식 (17)과 같이 계산하여 식별한다.

Step 5: 플랜트 특성치 변동에 대해 온·냉수 제어 루프의 PID 파라미터 변화량  $\Delta k_{p-h}(k)$ ,  $\Delta k_{i-h}(k)$ ,  $\Delta k_{d-h}(k)$ ,  $\Delta k_{p-c}(k)$ ,  $\Delta k_{i-c}(k)$ ,  $\Delta k_{d-c}(k)$ 를 식 (20)-식 (22)와 같이 계산하여 각 파라미터를 갱신한다.

Step 6:  $k$ 가  $k_{max}$  보다 작으면  $k = k + 1$ , Step 2로 돌아오고, 그렇지 않으면 학습은 종료된다.

#### IV. 실험 및 결과 분석

특성치 변동을 동반하는 초소형 바이너리 발전 플랜트에 대해 제안된 신경망 기반 Neuro PID 제어시스템을 종래의 PID 제어시스템과 비교하고, 시뮬레이션 결과를 통해 그 유효성을 검증한다.

본 논문에서는 초소형 바이너리 발전 플랜트의 특성치 변동을 열·냉각원의 온도변동 또는 관련 장비 부식 등에 의한 영향으로 간주하고, 식 (3)-식 (6)과 같이 도출된 이산시간 전달함수 모델  $G_{IH}(z)$ ,  $G_{OH}(z)$ ,  $G_{OC}(z)$ ,  $G_{IC}(z)$ 의 게인(gain)을 250[sec], 500[sec]에서 그림 6과 같이 변경하였다. 온·냉수 제어 루프에서 각각의 신경망은 입력층 3개, 은닉층 10개, 출력층 1개의 3층 구조로, 학습률, 관성항, 가우스 함수의 중심과 폭, 가중치는  $\eta=0.25$ ,  $\alpha=0.45$ ,  $c_{ji}=3.5$ ,  $\sigma_j=4$ ,  $w_j=0.5$ , PID 파라미터 학습률  $\eta_{pid}=0.01$ 로 설계하였다. 또, 제안된 신경망 기반 Neuro PID 제어시스템과 종래의 PID 제어시스템에서 초기 PID 파라미터는 Ziegler-Nichols 방법에 의해 계산된  $k_{p-h}=1.64$ ,  $k_{i-h}=2.28$ ,  $k_{d-h}=0.30$ ,  $k_{p-c}=2.09$ ,  $k_{i-c}=2.90$ ,  $k_{d-c}=0.3$ 으로 설정하였다. 샘플링 시간( $T_s$ )를 0.01[sec], 제어목표를 터빈 입구 압력 1.1[Mpa], 터빈 출구 압력 0.7[Mpa]로 하고, 압력차가 0.4[MPa]이 되도록 실험을 수행하였다.

그림 7은 PID 파라미터가 고정된 종래의 PID 제어시스템에서 온수 제어 루프의 제어 결과이다. 그림 6과 같이 이산시간 전달함수 모델의 게인이 250[sec], 500[sec]에서 변경되면, 종래의 PID 제어시스템에서는 제어 목표치로 수렴하지 않고 발산하는 것을 알 수 있다. 그림 8

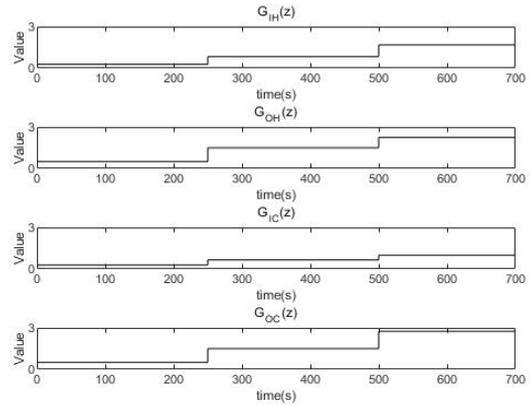


Fig. 6 Changes of gains

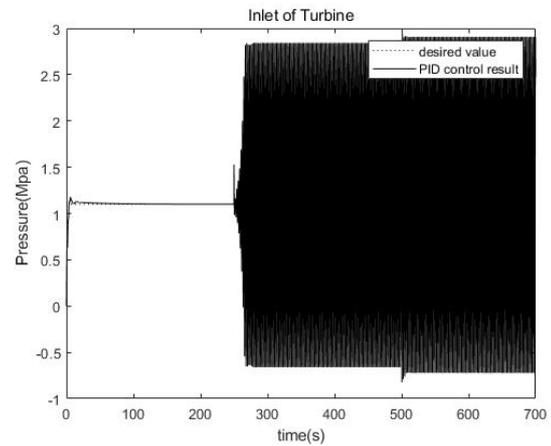


Fig. 7 PID control

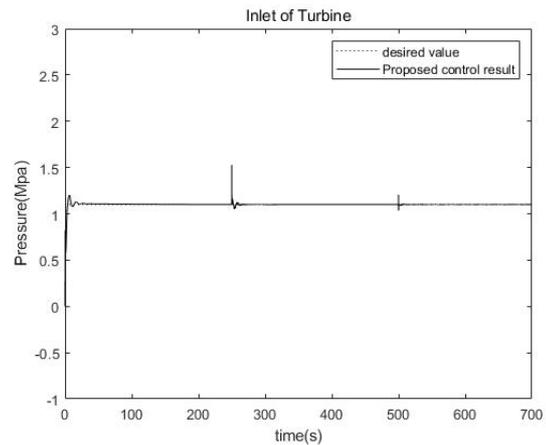


Fig. 8 Proposed Neuro PID control

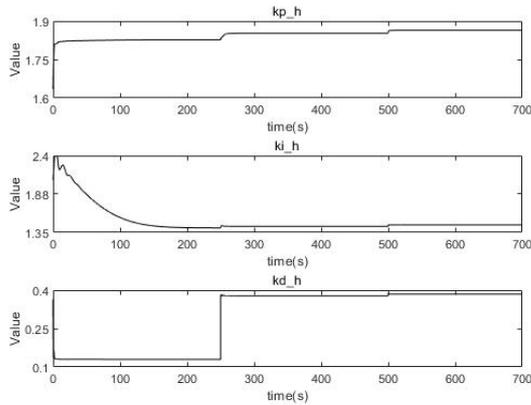


Fig. 9 Adjusting curve of PID parameters

과 그림 9는 제안된 신경망 기반 Neuro PID 제어시스템에서 온수 제어 루프의 제어 결과와 시뮬레이션 동안의 PID 파라미터 변화이다. 제안된 방법은 이산시간 전달 함수 모델의 계인이 변경되었을 때도 PID 파라미터가 적응적으로 조정되어 제어 목표치에 수렴하는 것을 확인할 수 있다.

## V. 결 론

실제 발전환경에 환경 조건이나 관련 장비 부식 등의 부정적인 영향은 터빈의 불안정한 출력으로 이어지며, 부정적인 영향으로 인해 특성치 변동을 동반하는 초소형 바이너리 발전 플랜트의 제어에 있어서, 제어기 설계 및 파라미터 미세 조정은 주요 어려운 문제이다. 본 논문에서는 공장 폐열, 온천열 등의 저온도차 열에너지를 활용하여 소규모 공장이나 온천지 등에서 발전 가능한 초소형 바이너리 발전 플랜트를 대상으로 동작점 근방에서 이산시간 전달함수 모델을 도출하였다. 또, 실제 발전환경에서 플랜트 특성치 변동에 대해 PID 파라미터를 적응적으로 조정하여 안정한 발전을 유지할 수 있는 신경망 기반 Neuro PID 제어시스템을 제안하고, 그 설계 전략에 관해 기술하였다. 제안된 Neuro PID 제어시스템을 PID 파라미터가 고정된 종래의 PID 제어시스템과 비교하고, 시뮬레이션 결과를 통해 그 유효성을 보였다.

## References

- [ 1 ] Deloitte Insights. Korea's Carbon Neutrality Roadmap and NDC forecast on strengthening [Internet]. Available: [https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/kr/Documents/insights/deloitte-korea-review/19/kr\\_insights\\_deloitte-korea-review-19\\_1\\_2.pdf](https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/kr/Documents/insights/deloitte-korea-review/19/kr_insights_deloitte-korea-review-19_1_2.pdf).
- [ 2 ] Joint Ministry concerned. The meaning of the Korean version of the New Deal [Internet]. Available: <http://www.knewdeal.go.kr/front/view/newDealMean.do>.
- [ 3 ] H. Jung, "Organic Rankine(ORC) power generation system using low&medium-grade temperature waste heat," *The proceedings of KIEE*, vol. 65, no. 5, pp. 34-40, May. 2016.
- [ 4 ] D. W. Lee, "Technology Market Prospect of Eco-friendly Organic Rankine Cycle Power Generation System," *Korea Institute of Science and Technology Information*, pp. 1-37, Nov. 2016.
- [ 5 ] K. Y. Han and S. D Park, "Binary Power plant using unused thermal energy and Neural Network Controllers," *Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 25, no. 10, pp. 1302-1309, Oct. 2021.
- [ 6 ] L. Y. Bronicki, "History of Organic Rankine Cycle systems," in *Organic Rankine Cycle (ORC) Power systems: Technologies and Applications*, ch. 2, pp. 25-66, 2017.
- [ 7 ] M. D. Miroli, "The Kalina cycle for cement kiln waste heat recovery power plants," *IEEE Cement Industry Technical Conference*, pp. 330-336, Oct. 2005.
- [ 8 ] H. Uehara, Y. Ikegami, and T. Nishida, "performance Analysis of OTEC Using a Cycle with Absorption and Extraction Process," *Transaction of the Japan Society of Mechanical Engineers. B*, vol. 64, no. 624, pp. 2750-2755 Aug. 1998.
- [ 9 ] S. Quoilin, R. Aumann, A. Grill, A. Schuster, V. Lemort, and H. Spliethoff, "Dynamic modeling and optimal control strategy of waste heat recovery Organic Rankine Cycles," *Applied Energy*, vol. 88, no. 6, pp. 2183-2190, Jun. 2011.
- [ 10 ] S. Shikasho, K. Y. Han, J. S. Shin, C. Y. Chui, and H. H. Lee, "A learning control of unused energy power generation," *Journal of Artificial Life and Robotics*, vol. 15, no. 4, pp. 1987-1996, Dec. 2010.
- [ 11 ] S. Yamada and H. Oyama, "Small Capacity Geothermal Binary Power Generation System," *Fuji electric review*, vol. 51, no. 3, pp. 86-89, 2005.
- [ 12 ] K. Y. Han, M. Arita, Y. Ikegami, and H. H. Lee, "Non-Squared Decouple PID Control of Ultra-Compact Binary Power Generation Plant using Low Temperature Difference Thermal Energy," *The Institute of Electrical*

- Engineers of Japan*, vol. 137, no. 10, pp. 1340-1352, Oct. 2017.
- [13] Q. Que and M. Belkin, "Back to the Future: Radial Basis Function Network Revisted," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 42, no. 8, pp. 1856-1867, Aug. 2020.
- [14] X. Meng, P. Rozycki, J. F. Qiao, and B. M. Wilamowski, "Nonlinear System Modeling Using RBF Networks for Industrial Application," *IEEE Transaction on Industrial Informatics*, vol. 14, no. 3, pp. 931-940, Mar. 2018.
- [15] H. H. Tack and M. G Kim, "Design of Adaptive Linearation Controller for Nonlinear System Using RBF Networks," *The Journal of The Korean Institute of Maritime information & Communication Science*, vol. 5, no. 2, pp. 525-531, Jun. 2001.



**한건영(Kun-Young Han)**

2007년 2월 : 동의대학교 멀티미디어공학과(공학사)  
2009년 2월 : 동의대학교 디지털미디어공학과(석사)  
2019년 2월 : 와세다대학교 정보생산시스템연구과(박사)  
2015년 3월 ~ 2020년 2월 : 와세다대학교 정보생산시스템연구센터 겸임연구원  
2020년 3월 ~ 2020년 8월 : (재)녹색에너지연구원 선임연구원  
2020년 9월 ~ 현재 : 동의대학교 인공지능그랜드ICT연구센터 연구교수  
※관심분야 : 신경망, 시스템 및 비간섭 제어, 바이너리 발전, 영상처리, 패턴인식