

# 신경망 알고리즘을 이용한 화력발전 보일러 시스템 시뮬레이터 개발

이정훈<sup>†</sup>

## Development of Thermal Power Boiler System Simulator Using Neural Network Algorithm

Jung Hoon Lee<sup>†</sup>

### ABSTRACT

The development of a large-scale thermal power plant control simulator consists of water/steam systems, air/combustion systems, pulverizer systems and turbine/generator systems. Modeling is possible for all systems except mechanical turbines/generators. Currently, there have been attempts to develop neural network simulators for some systems of a boiler, but the development of simulator for the whole system has never been completed. In particular, autoTuning, one of the key technology developments of all power generation companies, is a technology that can be achieved only when modeling for all systems with high accuracy is completed. The simulation results show accuracy of 95 to 99% or more of the actual boiler system, so if the field PID controller is fitted to this simulator, it will be available for fault diagnosis or auto-tuning.

**Key words** : Thermal Power Plant, Artificial Neural Network , Boiler Systems, Matlab Simulator

### 요약

대규모 화력 발전소 제어용 시뮬레이터 개발은 급수/증기 계통, 공기/연소가스 계통, 미분탄 계통 및 터빈/발전기 계통으로 구성되며, 기계적인 터빈/발전기를 제외하고 모든 계통에 대하여 모델링이 가능하다. 현재까지 화력발전의 일부 계통에 대한 신경망 시뮬레이터 개발에 대한 시도는 있었으나 전체 계통에 대한 시뮬레이터 개발은 완성된 적이 없다. 특히 모든 발전사의 핵심 기술 개발중 하나인 오토튜닝은 정확도가 높은 모든 계통에 대한 모델링이 완성되어야 이를 수 있는 기술이다. 이에 본 논문은 신경망 알고리즘을 이용하여 시스템을 설계할 경우 가장 핵심인 입출력 관계에 대한 변수를 모든 계통에 대하여 정의하였다. 시뮬레이션을 수행한 결과 실제 보일러 계통의 95~99% 이상 정확도를 보임에 따라 본 시뮬레이터에 현장 PID 제어기를 결합할 경우 고장진단이나 오토튜닝에 활용 가능할 것이다.

**주요어** : 화력발전소, 인공신경망, 보일러시스템, 매트랩 시뮬레이터

## 1. 서론

과거에는 시스템을 모델링할 때 주로 수학적 모델링 기법을 사용하였다. 이러한 기법은 시스템 초반에는 정확도가 높지만, 계통별 노후화 또는 계통의 환경 변화에 따

라 정확도가 매우 떨어지는 단점을 가진다. 그러나 신경망 알고리즘을 바탕으로 한 모델링은 학습량에 따라 정확도를 매우 높일 수 있으며(Lu, 2000), 또한 재학습을 통하여 환경에 빠르게 적응할 수 있으므로 오늘날 다양한 분야의 모델링 기법으로 그 활용도가 점점 높아지고 있다(AI Lab, 2016). 다양한 신경망 알고리즘 중에서 계통에 따라 가장 적합한 알고리즘을 선택하는 것이 매우 중요하며, 또한 계통의 입출력 관계 설정이 가장 중요한 설계 핵심이다(Sai, 2015).

본 연구는 다양한 시뮬레이션 결과 GRNN 신경망 알고리즘(Jobran, 2018)을 선택하였으며 화력발전 보일러

Received: 10 July 2020, Revised: 29 July 2020,  
Accepted: 4 August 2020

<sup>†</sup> Corresponding Author: Jung Hoon Lee  
E-mail: leejh@gnu.ac.kr  
GyeongSang National University ERI, Control &  
Instrument Engineering



율은 향상되나 과열기, 터빈 재질의 열응력 발생으로 보일러의 수명 단축과 손상의 원인이 된다. 과열 저감기는 과열기의 온도 조절을 위하여 물(스프레이)을 이용하여 증기의 온도를 제어하게 된다.

③ 2차 과열기(Secondary Superheater)

2차 과열기는 1차 과열기에서 나온 과열증기를 한 번 더 재가열하는 역할을 수행한다.

④ 재열기(Reheater)

증기터빈 발전소의 대용량화로 사용 증기가 고압으로 변함에 따라 터빈 배기 단에서 습도가 증가하여 터빈날개를 부식시키고 마찰 손실을 증가시킬 우려가 높다. 이것을 방지하기 위하여 고압 터빈 내에서 팽창한 증기를 도중 과정에서 일부 추출, 보일러에서 재 가열함으로써 건조도를 높여 적당한 과열도를 갖도록 하는 장치이다.

⑤ 재열 저감기(Reheater Spray)

재열 저감기는 재열기의 온도 조절을 위한 장치로써 재열기의 증기 온도를 결정한다.

⑥ 드럼(Drum)

드럼은 강철제 보일러에 있어서 보일러 물을 담고 있는 주요 부분이며, 가늘고 긴 원통형의 용기로서 드럼 판을 구성하는 원통 부분과 그 양단을 밀폐하기 위해 부착하는 경판으로 구성된다.

⑦ LP 가열기-1(LP heater 1)

⑧ LP 가열기-2(LP heater 2)

⑨ LP 가열기-3(LP heater 3)

⑩ LP 가열기-4(LP heater 4)

⑪ HP 가열기-6(HP heater 6)

⑫ HP 가열기-7(HP heater 7)

급수 가열기는 복수를 가열하여 보일러에 공급하는 장치로서 재생사이클의 장점을 이용하여 플랜트 종합 열효율을 증가시키고 동시에, 저온의 급수를 공급할 경우 발생할 수 있는 국부적인 열응력 발생에 의한 보일러 수명 단축을 예방하는데 목적이 있다. 급수가열기의 단수는 열역학을 고려하여 다단으로 구성하여 급수 온도를 높게 하는 것이 필요하지만, 터빈 설계상의 제한과 함께 급수가열기의 설치비용 및 열효율 증가 효과 등의 관점에서 결정된다.

⑬ 탈기기 모델(Deaerator)

산소, 탄산가스 등과 같은 불응축성 가스가 급수 중에 녹아 있으면 보일러 설비를 부식시키는 원인이 되며, 이 물을 그대로 보일러에 급수하면 보일러 강판의 부식 원인이 된다. 탈기기는 보일러의 급수 중에 용해된 불응축

성 가스들을 가열에 의해 제거하는 장치이다.

⑭ 메인 스팀 압력 모델(Main Steam Pressure)

최종 과열기 후반부 메인 스팀 압력 부분은 보일러 제어의 핵심 요소로서 보일러 마스터(Boiler Master)에서 연료 및 공기량을 조절하여 설정된 수증기 압력을 추종하도록 제어하는 핵심 모듈이다.

2.3 공기 및 연소 계통

① 공기 예열기(Air Preheater)

공기 예열기는 이코노마이저와 동일하게 연도 가스의 여열을 이용하여 연소용 공기의 예열(예비 가열)을 하는 장치로써 열교환기라 할 수 있다(김진표, 2012).

② 일차 공기통풍기(Primary Air Fan(PAF-A,B))

일차 공기통풍기는 원심형으로 미분기에 의해서 분쇄된 미분탄을 건조 및 이송하기 위하여 공기예열기를 통과한 더운 공기(Hot Air)와 공기 예열기 전단에서 분기된 차가운 공기(Cold Air)를 미분기에 공급한다.

③ 압입 통풍기(forced draught fan(FDF-A))

압입 통풍기는 축류형으로 공기 예열기를 통과하여 예열된 공기를 보일러 로드(Rod)에 따라 공기량을 조절하여 보일러 노내에 연소용 공기를 공급한다. 공기량은 회전날개 조절(Blade Pitch)에 따라 조절되며, 축 및 베어링 과열을 방지하기 위하여 각 통풍기별로 윤활유 시스템이 설치되어 있다.

④ 유인 통풍기(Induced Draft fan(IDF-A))

유인 통풍기는 축류형 형식으로 보일러의 연소 가스 스택(Stack)으로 배출시키며 보일러 노내 부압 조절을 위하여 회전날개 조절에 따라 연소 가스량을 조절하며 축 및 베어링의 과열을 방지하기 위하여 통풍기별로 윤활유 시스템이 설치되어 있다.

⑤ 부스터 팬(Booster Fan(BUF))

BUF은 탈황설비 전제에서 발생한 압력 손실을 보충하여 배기가스가 연들로 배출될 수 있도록 승압시키는 송풍기이며 회전날개 조절에 의해 풍량 및 압력을 조절한다.

⑥ 굴뚝 대기환경 계측기(Tele-Monitoring System (TMS))

굴뚝 대기환경 계측기는 보일러에서 연소 후 발생한 배출가스(SOx, NOx, Dust 등)의 성분 및 농도를 자동으로 측정하는 설비로 상시 측정하고 이를 관제센터와 온라인으로 연결하여 오염물질 배출상황을 24시간 상시 감시하는 시스템이다(Iliyas, 2013).

### 3. 계통 모델링 과정과 검증 방법

#### 3.1 미분탄 계통 모델링 및 검증

미분기의 주요 입력은 석탄과 예열된 일차 공기이고 출력은 미세하게 분쇄된 석탄과 건조 공기로 구성된 미분탄이다. 출력 제어 대상은 ① 보일러 버너로 이송되는 미분탄의 온도인 출구 온도를 원하는 온도로 일정하게 유지하면서(그림 2. Coal Temp) ② 보일러에서 요구하는 양의 미분탄을 공급하는 것으로(그림 2. Bowl Press) 2개의 변수이다. 제어 입력 변수는 ① 미분탄의 질량흐름을 조절하기 위한 석탄의 질량 흐름과 ② 미분기 출구온도를 제어하기 위한 예열된 일차공기의 온도와 공기 질량 흐름이다. 따라서 미분기 출구 온도는 입력된 석탄량과 일차 공기의 양과 온도에 직접적으로 관계하고, 미분탄 질량 흐름은 석탄의 질량 흐름과 일차 공기의 압력차 또는 미분기 압력차, 분쇄물리의 일률에 직접적으로 관계한다.

입력 변수를 위한 측정 변수는 ① 미분탄 출구관에서 측정되는 미분기 출구 온도, ② 일차 공기의 온도, 질량 흐름, 압력차 ③ 미분기 내의 압력차 ④ 분쇄 물리를 구동하는 전동기 전력 또는 전류 ⑤ 석탄의 질량 흐름 등이 있다.

다음 그림은 실제 한국남동발전 화력발전소의 미분탄 계통도로서 측정변수에 대한 입력(그림 붉은색)과 출력(그림 파란색)에 대한 데이터로 얻을 수 있다. 모든 다른 계통에 대해서도 이와 같은 실제 입력에 대한 출력 데이터를 활용하여 모델링을 수행하였다.

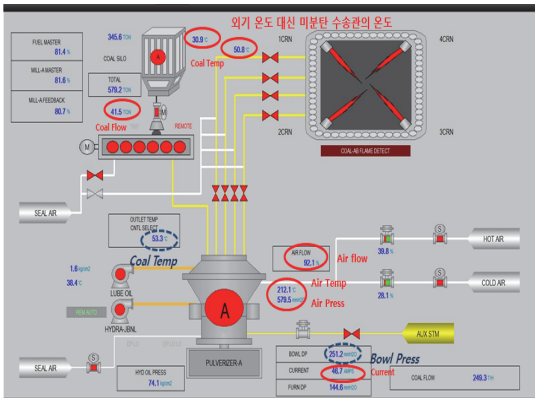


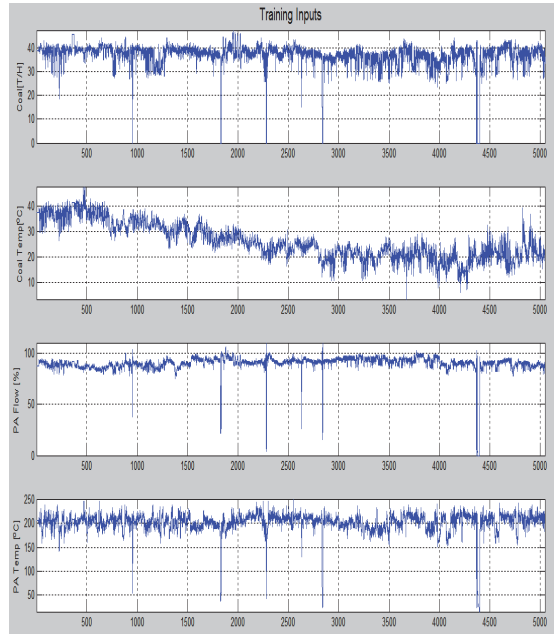
Fig. 2. pulverizer schematic diagram

- 미분기 모델 입력 변수

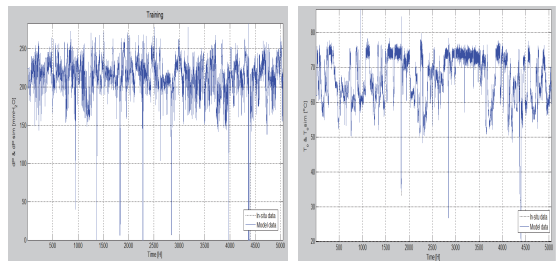
- Air Flow [%], Air Temp [°C], Air Pressure [mmH2O], Current [A], Coal Flow [T/H], Coal Temp [°C], Outlet Temp [°C]

- 미분기 모델 출력 변수

- PULV Pressure [mmH2O], Coal Temp [°C]
- [GRNN 신경망 모델링을 이용하여 학습단계 예시]
- 한 달간 실제 보일러에 들어간 입력데이터 7개와 그 입력에 의해 발생하는 출력 데이터를 이용하여 학습을 수행시킴
- 학습을 시킨 모델링은 실제 미분기 계통과 거의 유사한 모델링이 완성됨
- 실제 미분기 계통과 얼마나 유사한지 검증이 필요함에 따라 학습이 완료된 모델링에 새로운 한 달간 데이터 값을 입력함
- 모델링에 의한 출력 파형과 실제 시스템의 출력 파형을 비교함 (오차율로 검증(Vedaldi, 2015))
- 아래는 이와 같은 형태로 수행한 예를 설명함



(a) 4 input data (total 7 inputs)



(b) output: pressure[mmH2O]

output: temp [°C]

Fig. 3. Data for training neural network models

### 3.1.1 학습 단계

그림 3은 미분기의 신경망 모델을 학습하기 위한 입력과 출력 관계를 나타낸다. 한 달간의 입력데이터와 출력 데이터를 현장에서 받아서 시뮬레이터에 대입하여 학습을 수행하였다.

- 입력 데이터에 따른 출력 데이터 (7개의 입력과 2개의 출력 데이터 이용)

### 3.1.2 검증 단계

그림 4와 5는 미분기의 신경망 모델을 검증하기 위한 새로운 입력과 출력 데이터를 나타낸다. 같은 현장 입력 데이터를 신경망 모델에 입력하여 얻은 결과를 현장 출력 데이터와 비교하였다. 먼저 학습이 완료된 모델에 다른 한 달간의 새로운 데이터를 입력으로 수행하여 실제 출력 데이터와 모델링을 통한 출력 데이터 값과의 비교를 수행한 결과가 그림 5에 나타나있다.

- 새로운 한 달간의 현장 입력 데이터

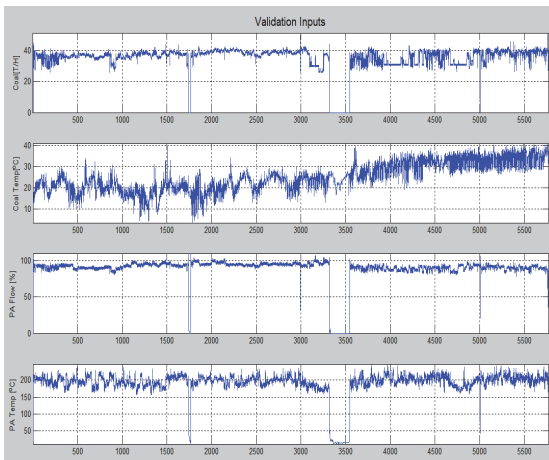


Fig. 4. New input data for verification

- 새로운 입력 데이터에 따른 출력 데이터
- 파란색은 실제 현장의 출력 데이터이며, 검은색은 모델링을 통한 출력 데이터임
- 거의 파형이 겹쳐서 나오고 있으며, 이것은 모델링이 아주 우수함을 나타냄
- 미분기내 압력차와 미분탄 온도의 실효 오차율은 약 1.8 [%]와 1.2 [%]이다.

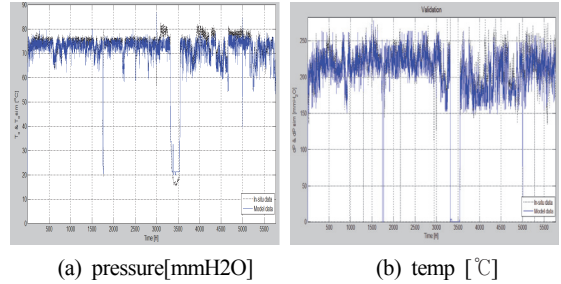
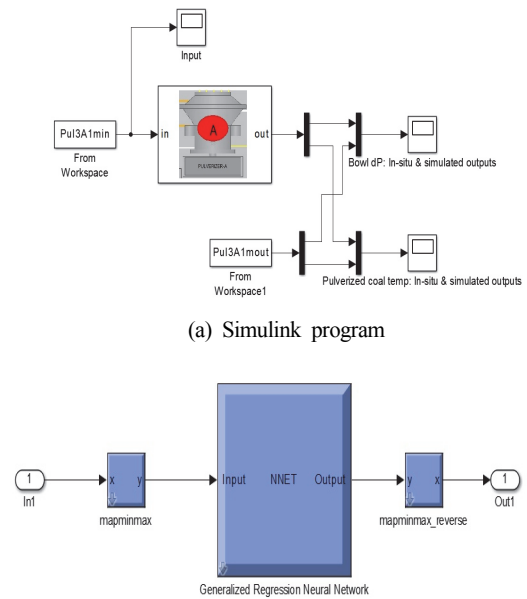


Fig. 5. Output data for verification

### 3.1.3 단위 계통 모델링 형태

그림 6(a)은 Matlab Simulink에서 프로그램을 한 미분기의 신경망 모델을 나타낸다. 각 계통별로 simulink 프로그램들의 입출력 관계들이 모두 연결되며, 미분기 그림을 누르게 되면 그림(b)처럼 신경망 부프로그램이 뜨게 된다.



(b) Neural network subprogram

Fig. 6. Simulink program for the Neural Network

### 3.2 급수 및 증기 계통 (14개 계통)

급수 및 증기계통에 대한 모델링과 검증 방법은 3.1과 같으며 14개의 계통에 대한 입출력 관계는 표 1과 같다.

Table 1. In/Out values of water and steam system

		input	output
Primary Superheater and Economizer		coal flow [T/H]	primary superheater steam temp [°C]
		feed water flow [kg/sec]	
		feed water temp [°C]	
Superheater Spray		spray flow [T/H]	spray out temp [°C]
		feed water flow [T/H]	
		inlet temp [°C]	
		spray temp [°C]	
		spray full valve A [%]	
		25% spray valve A [%]	
		25% spray valve B [%]	
Secondary Superheater		spray flow [T/H]	steam temp [°C]
		feed water flow [T/H]	
		inlet A temp [°C]	
		inlet B temp [°C]	steam pressure [Kg/cm2]
		spray full valve A [%]	
		spray full valve B [%]	
Reheater		coal flow [T/H]	reheat steam temp [°C]
		coal flow [T/H]	
		main steam flow [T/H]	
		inlet temp [°C]	
		spray flow [T/H]	
		valve position A [%]	
Reheater Spray		valve position B [%]	cold reheat steam temp [%]
		spray flow [T/H]	
		main steam flow [T/H]	
		inlet temp [°C]	
		spray temp [°C]	
		valve position A [%]	
Drum	drum steam flow	coal flow [T/H]	main steam flow [T/H]
		feed water flow [T/H]	
		spray flow [T/H]	
	drum level and pressure	coal flow [T/H]	drum level [m]
		feed water flow [T/H]	drum pressure [Kg/cm2]
	spray flow [T/H]		
	total steam flow [T/H]		
LP heater 1, 2, 3, 4		inlet temp [°C]	out temp [°C]
		extr temp [°C]	drain temp [°C]
		extr pressure [Kg/cm2]	
		steam flow [T/H]	
HP heater 6, 7		inlet temp [°C]	out temp [°C]
		feed water flow [T/H]	drain temp [°C]
		extr steam temp [°C]	
		extr steam pressure [Kg/cm2]	
Deaerator		inlet temp [°C]	out temp [°C]
		extr temp [°C]	
		extr pressure [Kg/cm2]	
		steam flow [T/H]	
Main Steam Pressure		SSH A outlet temp [°C]	throttle pressure selection [Kg/cm2]
		SSH B outlet temp [°C]	
		boiler demand [%]	
		TBN master control output [%]	
		coal flow [T/H]	
		steam flow XMTR selection [T/H]	
		feedwater flow [T/H]	
		total air flow XMTR [T/H]	
		windbox tilt position [%]	
		BTU compensation demand	
	TRB CV1, CV2, CV3, CV4 position selected [%]		

① 1차 과열기 및 절탄기

1차 과열기 및 절탄기의 학습을 마친 시뮬레이터를 검증하기 위하여 새로운 입력데이터를 가지고 시뮬레이션을 수행한다. 파란색은 실제 계통의 출력 데이터이며, 붉은색은 모델링을 통한 출력 데이터이다. 시뮬레이션 결과 거의 파형이 겹쳐서 나오고 있으며, 출력 온도의 실효 오차율은 약 0.85[%]로 정확도가 매우 높음을 알 수 있다.

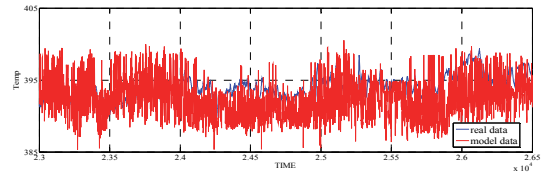


Fig. 7. Verification of primary superheater and economizer

② 과열 저장기

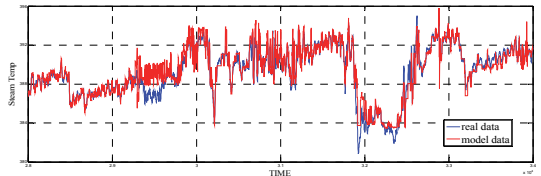


Fig. 8. Verification of superheater spray

③ 2차 과열기

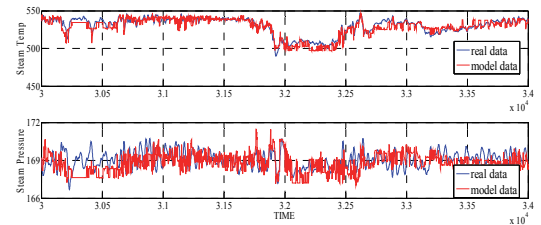


Fig. 9. Verification of Secondary superheater

④ 재열기

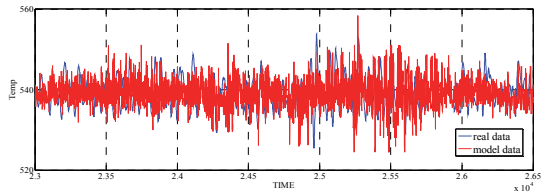


Fig. 10. Verification of reheater

⑤ 재열 저감기

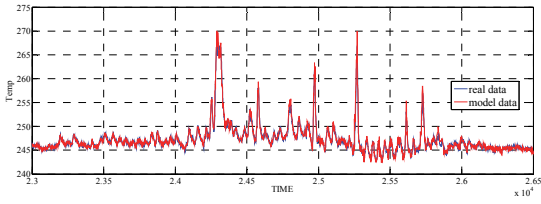


Fig. 11. Verification of reheater spray

⑥ 드럼

① 드럼 스팀량

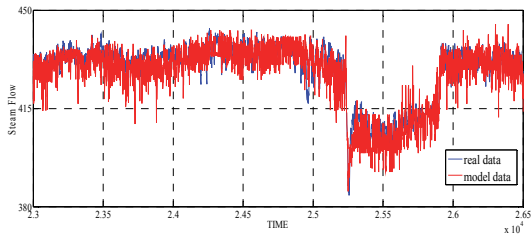


Fig. 12. Verification of drum steam flow

② 드럼 수위 및 압력

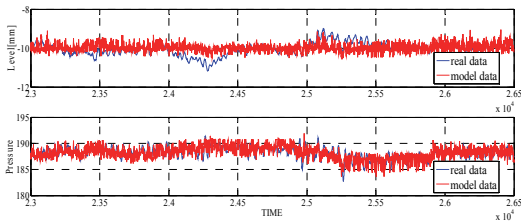
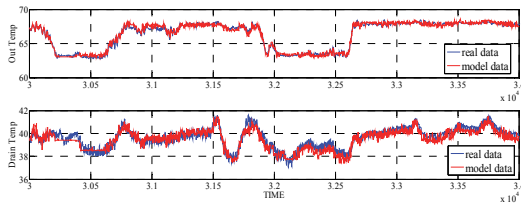


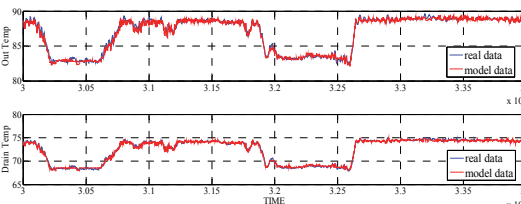
Fig. 13. Verification of drum level and pressure

⑦ LP 가열기(1~4)

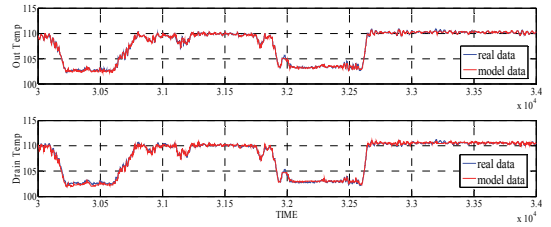
① LP-1



② LP-2



③ LP-3



④ LP-4

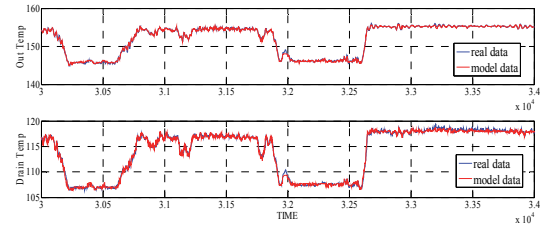
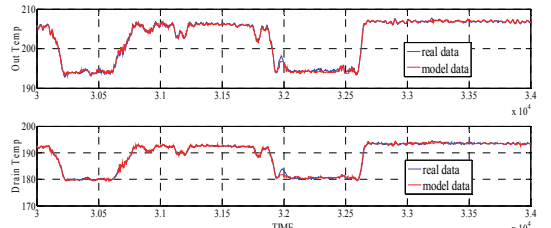


Fig. 14. Verification of LP heater(1~4)

⑦ HP 가열기(6~7)

① HP-6



② HP-7

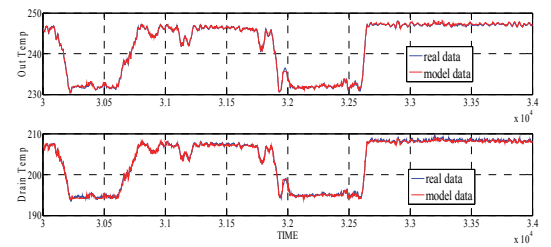


Fig. 15. Verification of HP heater(5~6)

⑦ 탈기

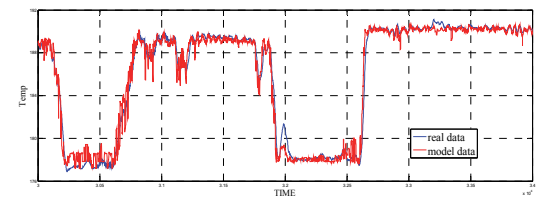


Fig. 16. Verification of deaerator

⑧ 메인 스팀 압력

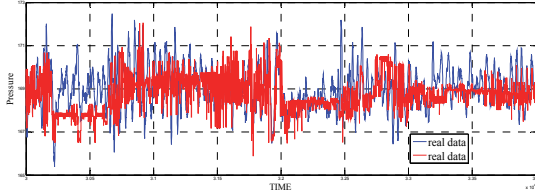


Fig. 17. Verification of main steam pressure

3.3 공기 및 연소 계통 (6개 계통)

공기 및 연소에 대한 6개 계통의 입출력 관계는 표 2와 같다.

① 공기 예열기

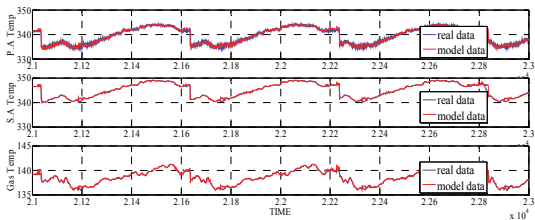


Fig. 18. Verification of air preheater

② 일차 공기통풍기

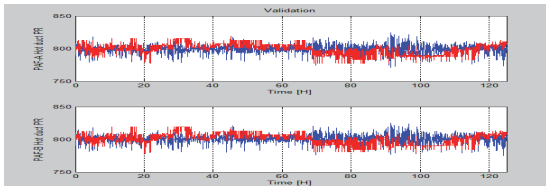


Fig. 19. Verification of primary air fan

③ 압입 통풍기

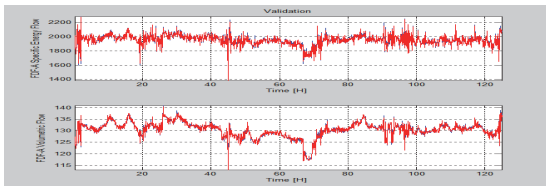


Fig. 20. Verification of forced draught fan

④ 유인 통풍기

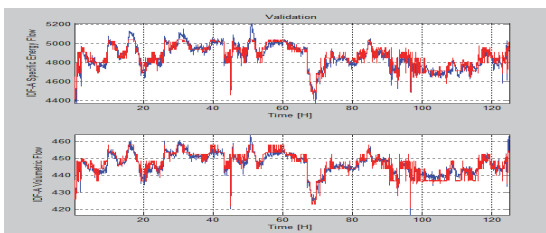


Fig. 21. Verification of induced draft fan

Table 2. In/Out values of air and combustion system

	input	output
Air Preheater	PA fan position [%]	AH outlet P.A temp [°C]
	FD fan position [%]	AH outlet S.A temp [°C]
	AH S.A inlet temp [°C]	AH outlet S.A temp [°C]
	AH inlet P.A temp [°C]	AH outlet gas temp [°C]
	AH outlet gas temp [°C]	AH outlet gas temp [°C]
Primary Air Fan (PAF-A,B)	total air flow [T/H]	
	PAF-A inlet vane feedback [%]	PA Hot Duct PRESS A [mmH2O]
	PAF-B inlet vane feedback [%]	
	PA fan A outlet pressure [mmH2O]	PA Hot Duct PRESS B [mmH2O]
	PA fan A motor current [A]	
	PA fan B outlet pressure [mmH2O]	
Forced Draught Fan (FDF-A)	PA fan B motor current [A]	
	PULV-(A~F) PA flow [%]	
	FDF A pitch PR [mmHg]	FDF A Specific Energy Flow [Nm/Kg]
	FDF A inlet PR [mmHg]	
	FD fan A1 DISCH PR [mmHg]	FDF A Volumetric Flow [M3/S]
	FDF A temp	
FD fan A pitch control position [%]		
Induced Draft Fan (IDF-A)	ID fan A outlet PR [mmHg]	IDF A specific energy flow [Nm/Kg]
	FDF A Inlet PR [mmHg]	
	FD fan A flow [Ton]	IDF A volumetric flow [M3/S]
	E. P. outlet temp [°C]	
Booster Fan (BUF)	ID fan A pitch control position [%]	
	BUF-A suction box PR [mbarA]	BUF-A specific energy [Nm/Kg]
	BUF-A fan DIFF PR [mmH2O]	
	BUF-A flow rate DIFF PR [mmH2O]	
	BUF-A In nntreat gas temp [°C]	BUF-A in volume flow rate [M3/S]
BUF-A rotor blade adjust POS [%]		
Tele-Monitoring System (TMS)	SCR-A reactor inlet NOX [ppm]	Train-A NOX(TMS) [ppm]
	AMM/AIR MIX-A in flow [Kg/H]	
	AMM/AIR MIX-A in flow CV 01A [%]	
	SCR-A/R IN temp [°C]	
	Total air flow [T/H]	
	Total FDR coal flow [T/H]	



⑤ 부스트팬

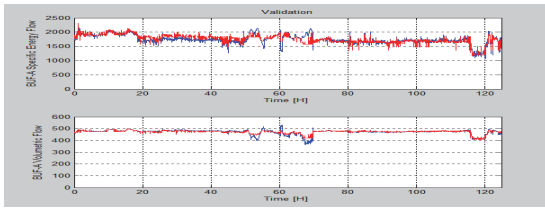


Fig. 22. Verification of booster fan

S.A out 온도: 0.09%,

Gas out 온도: 0.13%

- ② 일차 공기통풍기 : 압력 A: 1.1% , 압력 B: 1.1%
- ③ 압입 통풍기: 에너지량: 0.6%, 체적량: 0.3%
- ④ 유인 통풍기: 에너지량: 1.2%, 체적량: 0.5%
- ⑤ 부스트팬: 에너지량: 5.7%, 체적량: 2.2%
- ⑥ 굴뚝 대기환경계측기: train-A NOX : 4.1%

⑥ 굴뚝 대기환경계측기

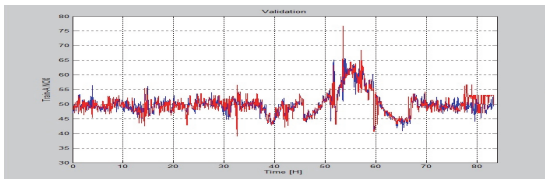


Fig. 23. Verification of tele-monitoring system

시뮬레이션 결과 21개의 모델링중 미분탄 계통에서는 1.8% 이하 실패 오차율을 보였으며, 급수 및 증기 계통 14개중 드럼(drum)의 수위레벨 3.5% 이외에는 대부분 1% 미만의 실패 오차율 보여 매우 정확도가 높음을 알 수 있다. 마지막으로 공기 및 연소 계통은 대부분의 경우에는 1% 이하로 오차율을 보였으나 부스트팬의 에너지량 (energy flow)와 체적량(volumetric flow)이 5.7%와 2.2%, 굴뚝 대기환경계측기의 train-A NOX 실패 오차율이 4.1%로 다른 계통에 비해 오차율이 다소 높음을 알 수 있었다. 이것은 센서의 부정확한 데이터로 학습 데이터가 가장 큰 문제점으로 파악되었으며, 실제 현장에서 데이터의 부정확성을 확인하였다. 이에 센서교체를 통한 정확한 데이터로 학습을 수행한다면 충분히 원하는 결과 값을 산출할 것으로 판단된다.

#### 4. 시뮬레이션 결과 및 분석

3장에서 시뮬레이션을 수행한 결과에 대한 정리는 다음과 같다.

- 1) 미분탄 계통 실패 오차율
  - 미분기내 압력: 1.8%
  - 미분탄 온도: 1.2%
- 2) 급수 및 증기 계통 실패 오차율
  - ① 1차 과열기 및 절단기: 출력온도 0.85%
  - ② 과열 저감기: 증기 온도: 0.2%
  - ③ 2차 과열기: 증기 온도: 0.9%, 증기 압력: 0.5%
  - ④ 재열기: 증기 온도: 0.92%
  - ⑤ 재열저감기: 증기 온도: 0.22%
  - ⑥ 드럼 :증기량: 1.26%, 수위:3.5%, 압력:0.6%
  - ⑦ LP 가열기-1: 출구 온도:0.4%, 드레인 온도:0.9%
  - ⑧ LP 가열기-2: 출구 온도:0.3%, 드레인 온도:0.3%
  - ⑨ LP 가열기-3: 출구 온도:0.1%, 드레인 온도:0.2%
  - ⑩ LP 가열기-4: 출구 온도:0.1%, 드레인 온도:0.2%
  - ⑪ HP 가열기-6: 출구 온도:0.1%, 드레인 온도:0.2%
  - ⑫ HP 가열기-7: 출구 온도:0.1%, 드레인 온도:0.1%
  - ⑬ 탈기: 출구 온도: 0.4%
  - ⑭ 메인 스팀 압력: 0.7%
- 3) 공기 및 연소 계통 실패 오차율
  - ① 공기 예열기: P.A out 온도: 0.14%,

#### 5. 결론

본 연구는 대규모 화력발전소의 전체 보일러 계통에 대한 모델링을 완성하기 위하여 미분탄 계통과 급수 및 증기 계통 그리고 공기 및 연소 계통에 대한 시뮬레이터를 개발하였다. 신경망 알고리즘의 핵심은 시스템을 모델링하기 위한 입력 변수와 출력 변수를 선정하는 것이다. 이를 위하여 기존 수학적 모델링 기법뿐만 아니라 현장 실무자의 경험을 바탕으로 선정 하였다. 또한 다양한 신경망 알고리즘 중 대단위 화력발전소 보일러 계통에 가장 적합한 알고리즘으로 GRNN 알고리즘을 시뮬레이션을 통하여 선정할 수 있었다.

또한 발전소의 가장 큰 이슈 중 하나가 오토튜닝을 하는 것이며, 이를 위해서는 정확도가 높은 시뮬레이터 구현이 필수적이다. 본 연구에서 개발한 시뮬레이터는 대부분의 계통에서 99%의 정확성을 보임으로써 차후 현장의 현장 PID 제어를 매트랩 기반의 시뮬레이터에 결합하면 다양한 입력에 대한 출력형태를 확인할 수 있다.

References

S. Lu, B.W. Hogg (2000), *Dynamic nonlinear modelling of power plant by physical principles and neural networks*, Elsevier, International Journal of Electrical Power & Energy Systems, vol. 22, Issue 1, pp. 67-78.

AI Lab (2016), *A Basic Introduction to Artificial Neural Network (ANN)*, Hanyang university

Ahmad Jobran (2018), *Review of Applications of Generalized Regression Neural Networks in Identification and Control of Dynamic Systems*, Neural and Evolutionary Computing, pp.1-5.

X.J. Liu a, X.B. Kong a, G.L. Hou a, J.H. Wang Liu (2013), *Modeling of a 1000 MW power plant ultra super-critical boiler system using fuzzy-neural network methods*, Elsevier, Energy Conversion and Management, vol. 65, pp. 518-527.

신용환, 이형란, 신취범 (2010), “화력발전소 과열기 모델

링 및 파라미터 추정”, *전력전자학회 2010년도 전력 전자학술대회 논문집*, pp. 600-601.

임건표, 이흥호 (2012), “석탄화력발전소 보일러 연소용 공기 제어알고리즘의 개발”, *대한전기공학회 논문지*, 제 61권 4호, pp. 153-160.

Surajdeen A. Iliyas, Moustafa. Elshafei (2013), *Mohamed A. Habib, Ahmed A. Adeniran*, “RBF neural network inferential sensor for process emission monitoring”, *Control Engineering Practice*, vol. 21, Issue 7, pp. 962-970.

Andrea Vedaldi, Karel Lenc (2015), *MatConvNet: Convolutional Neural Networks for MATLAB*, *Proceedings of ACM international conference on Multimedia*, pp. 689-692.

T. K Sai, K. A. Reddy (2015), *Neural Network Applications in a Power Station*, *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*, vol. 4 Issue 6, pp. 112-120.



**이 정 훈** (ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-2100-0304> / [leejh@gnu.ac.kr](mailto:leejh@gnu.ac.kr))

1999 성균관대학교 제어계측공학과 공학사  
 2001 연세대학교 컴퓨터과학과 공학석사  
 2004 연세대학교 컴퓨터과학과 공학박사  
 2004~ 현재 국립경상대학교 제어계측공학과 교수

관심분야 : 모델링&시뮬레이션, 내장형시스템, 저전력 컴퓨팅, 신경망 알고리즘