

GRNN 알고리즘을 이용한 화력발전소 보일러 증기계통의 모델링에 관한 연구

Modeling of Boiler Steam System in a Thermal Power Plant Based on Generalized Regression Neural Network

이 순 영*, 이 정 훈**★

Soon-Young Lee*, Jung-Hoon Lee**★

Abstract

In thermal power plants, boiler models have been used widely in evaluating logic configurations, performing system tuning and applying control theory, etc. Furthermore, proper plant models are needed to design the accurate controllers. Sometimes, mathematical models can not exactly describe a power plant due to time varying, nonlinearity, uncertainties and complexity of the thermal power plants. In this case, a neural network can be a useful method to estimate such systems.

In this paper, the models of boiler steam system in a thermal power plant are developed by using a generalized regression neural network(GRNN). The models of the superheater, reheater, attemperator and drum are designed by using GRNN and the models are trained and validate with the real data obtained in 540[MW] power plant. The validation results showed that proposed models agree with actual outputs of the drum boiler well.

요 약

화력발전소의 보일러 모델은 로직도 작성, 플랜트 튜닝, 제어이론 적용 등 다양한 분야에 사용된다. 특히 정확한 제어를 위해서는 정확한 모델이 필요하다. 수학적 모델은 화력발전소 시스템의 비선형성, 복잡성, 시변특성 등으로 인하여 시스템을 정확하게 표현하는데 한계가 있다. 이런 시스템에 대하여 신경망을 이용한 모델링 방법은 좋은 대안이 될 수 있다. 본 논문에서는 화력발전소 보일러의 증기계통을 신경망 알고리즘의 한 종류인 GRNN을 이용하여 모델링하였다. 보일러의 과열기와 재열기, 과열저감기, 드럼을 모델링하여 540[MW]급 화력발전소에서 취득한 데이터를 이용하여 학습하고 검증하였다. 검증결과 제안한 모델의 출력이 보일러의 실제 출력과 잘 일치함을 알 수 있었다.

Key words : GRNN, modeling, validation, drum, superheater, reheater, attemperator

1. 서론

보일러는 연료와 공기를 연소시켜 생성되는 에너지를 이용하여 정격 압력과 온도의 증기를 발생하는 장치로서

드럼, 과열기, 재열기 등으로 이루어진 열교환 장치이다. 이러한 보일러는 발전설비의 효율, 안정성 등과 밀접하게 관련되어 있으며 이의 제어는 화력발전소의 정상적인 운영에 있어 매우 중요하다. 보일러의 정확한 제어를 위

* Dept. of Electrical Engineering, Gyeongsang National University

** Dept. of Control & Instrument Engineering, Gyeongsang National University

★ Corresponding author

E-mail : leejh@gnu.ac.kr, Tel : +82-55-772-1747

※ Acknowledgment

This work was supported by the Korea South-East Power Co.

Manuscript received Jul. 26, 2022; revised Aug. 23, 2022; accepted Aug. 26, 2022.

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.

해서는 시스템에 대한 정확한 모델링이 필요하다. 보일러의 모델링 방법에는 보일러의 물리적 현상을 분석하여 수학적 모델을 구하는 방법과 신경망 알고리즘을 이용해 모델링 하는 방법 등을 들 수 있다. 수학적 모델을 구하기 위해서는 보일러의 정확한 물리적 표현과 해석이 필요하지만 보일러의 경우 변수들 간의 결합성이 매우 큰 비선형시스템 특성으로 인하여 정확한 모델을 구하는 데 한계가 있다[1, 2]. 또한 수학적 모델은 시변요소를 갖는 파라미터들로 인하여 다양한 동작점에서 사용하는데 제약이 따를 뿐만 아니라 사용 환경의 변화에 따라 정확도가 떨어지게 된다. 이런 시스템의 경우 신경망을 이용한 모델링을 이용할 경우 좋은 결과를 기대할 수 있다[3, 4]. 신경망을 바탕으로 한 모델링은 시스템의 입출력 데이터를 이용하여 신경망 알고리즘으로 학습하여 입출력 패턴을 생성하여 모델을 구하는 방법이다. 이러한 모델링은 충분한 데이터로 학습할 경우 다양한 환경 및 동작점에서 정확도가 매우 높은 모델을 얻을 수 있다. 이런 장점으로 인하여 오늘날 다양한 분야에서 모델링 기법으로 사용되고 있으며 보일러 시스템의 모델링에도 많이 적용되고 있다.

본 논문에서는 보일러의 증기발생계통에 대하여 신경망 알고리즘의 한 종류인 GRNN(generalized regression neural network)을 이용하여 모델링 하였다. 보일러의 과열기와 재열기, 과열저감기, 드럼에 대하여 540[MW]급 화력발전소에서 취득한 데이터를 이용하여 학습하여 모델을 완성하고, 검증하였다. 모델링과 검증에 필요한 데이터는 보일러에 있는 센서로 부터 취득하였으며 데이터의 대표성을 고려하여 30[sec] 간격으로 23,500개를 선택하였다. 데이터 중 20,000개는 학습에 사용하였으며 나머지 3,500개는 검증에 사용하였다. 검증결과 제안한 모델의 출력과 드럼보일러의 실제 출력이 잘 일치함을 확인할 수 있었다.

II. 본론

1. GRNN

GRNN 알고리즘은 시스템 모델링 및 예측에 적절한 퍼드포워드 신경망으로서 RBF(radial basis function) 신경망과 유사한 구조를 가진다[5]. GRNN의 구조도는 그림 1과 같다.

신경망의 입력은 $\mathbf{x}=[x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ 이고 출력은 $\mathbf{y}=[y_1 \ y_2 \ \dots \ y_k]^T$ 이다. GRNN은 4개 층으로 이루어지는데 첫 번째 층은 입력층(input layer)으로 뉴런의 개

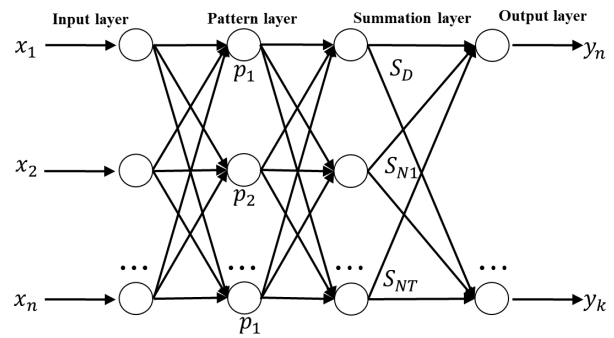


Fig. 1. Network structure of GRNN.

그림 1. GRNN 구성도

수는 입력벡터 \mathbf{x} 의 차수 n 과 같다. 두 번째 층은 패턴층(pattern layer)으로 각 입력패턴에 대해 하나의 뉴런을 가진다. 이층은 RBF 뉴런들로 구성되며, 전달함수로 Gaussian함수를 사용한다. 세 번째 층은 선형연산을 수행하는 층으로 덧셈에 관한 두 가지 유형의 뉴런들로 구성되는데, 하나는 단순덧셈 뉴런, 다른 하나는 가중덧셈 뉴런이다. 가중덧셈 뉴런은 패턴층에 관한 가중된 출력들의 합을 계산하는 반면, 단순덧셈 뉴런은 패턴 뉴런들에 관한 가중되지 않은 출력들의 합을 계산한다. 단순덧셈 뉴런과 가중덧셈 뉴런에 관한 식은 다음과 같다.

$$S_D(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n P_i(\mathbf{x}) \quad (1)$$

$$S_{N_j}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} P_i(\mathbf{x}), \quad j=1,2,\dots,k \quad (2)$$

여기서 $S_D(\mathbf{x})$ 는 단순덧셈뉴런 출력, $S_{N_j}(\mathbf{x})$ 는 가중덧셈 뉴런 출력, ω_{ij} 는 하중벡터이다.

마지막으로 네 번째는 출력층으로 출력층에서는 normalized 된 출력을 구하기 위하여 가중덧셈 뉴런의 출력을 덧셈 뉴런의 출력으로 나누어 다음과 같은 최종 출력을 얻는다.

$$y_j = \frac{S_{N_j}}{S_D} \quad j=1,2,\dots,k \quad (3)$$

GRNN의 학습은 패턴층에서 각 입력패턴을 저장하고, 덧셈층에서 가중치들을 계산하는 방식으로 이루어진다. 학습하고자 하는 시스템에 관한 정보가 부족하면 그것의 대표성을 위해 큰 훈련 데이터가 필요한데, 이것은 많은 패턴 뉴런을 사용하기 때문에 대용량 기억장소와 약간 긴 처리시간이 요구된다. 그러나 GRNN은 대표적인 훈련 데이터를 선택한다면 최적의 패턴 뉴런 개수와 정확성 면에서 매우 우수한 알고리즘이다.

2. 모델링

2.1 과열기와 재열기 모델링

보일러 드림에서 발생한 증기는 수분을 약간 포함한 습증기 이다. 이 수분을 증발시키고 나아가 온도를 더 높여 과열증기를 만드는 장치가 과열기이다. 과열 증기가 되면 터빈의 크기를 줄일 수 있으며, 증기배관 및 터빈 내에서의 마찰손실이 줄어들고, 증기 중에 함유된 수분에 의한 터빈의 부식을 경감시킬 수 있다.

한편 증기터빈 발전소의 대용량화로 증기가 고압으로 됨에 따라 터빈 출구에서 습도가 증가하여 마찰손실을 증가시키고 터빈날개를 부식시킬 우려가 높다. 이것을 방지하기 위하여 고압터빈 내에서 팽창한 증기를 추출하여 보일러에서 재가열함으로써 건조도를 높여 적당한 과열도를 갖도록 하는 장치가 재열기이다.

과열기와 재열기는 그림 2처럼 수증기가 보일러 내에 설치된 관을 통과하는 동안 수증기의 온도를 증가시키는 역할을 한다.

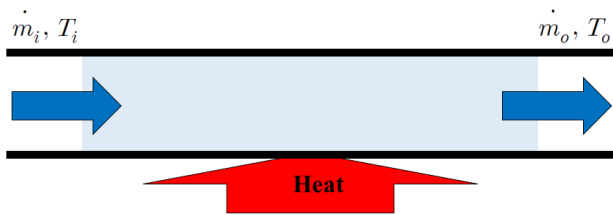


Fig. 2. Superheater and reheat model.
그림 2. 과열기와 재열기 모델

과열기와 재열기를 모델링하기 위한 입력은 급수유량 (\dot{m}_i), 석탄량, 입력온도(T_i)이고 출력은 출력스팀온도 (T_o)이다.

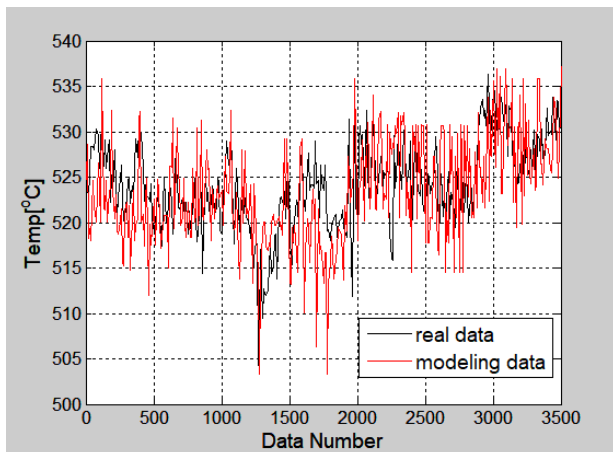


Fig. 3. Validation of superheater model.
그림 3. 과열기모델 검증

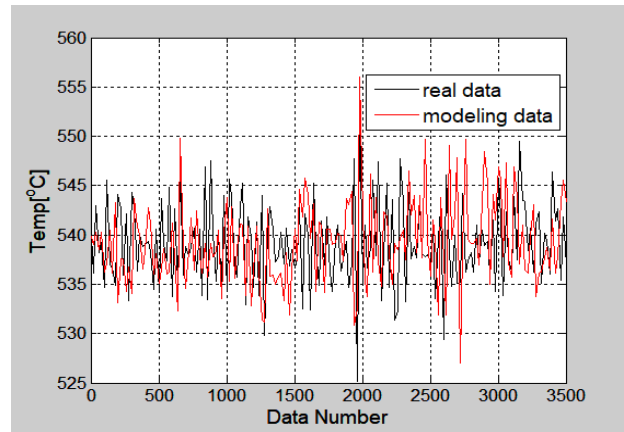


Fig. 4. Validation of reheat model.
그림 4. 재열기모델 검증

그림 3은 과열기 모델의 스팀온도 검증결과이며 그림 4는 재열기 모델의 스팀온도 검증결과를 나타낸다. 과열기 모델과 재열기 모델의 평균절대값 오차는 각각 4.7 [°C]와 5.2[°C]로서 1% 이하의 오차를 나타내고 있다.

2.2. 과열저감기 모델링

증기의 정격온도 유지는 발전소 효율과 밀접한 관계가 있는데 설계치 보다 높을 경우 효율은 증가하나 과열기와 터빈의 열응력 발생으로 보일러의 수명 단축과 손상의 원인이 된다. 또한 정격이하의 온도로 장기간 운전할 경우 증기의 질 저하로 인하여 터빈의 침식유발, 물 유입 등의 문제가 발생한다. 과열저감기는 그림 5처럼 과열기와 재열기의 온도 조절을 위하여 물(스프레이)을 이용하여 증기온도를 제어하게 된다.

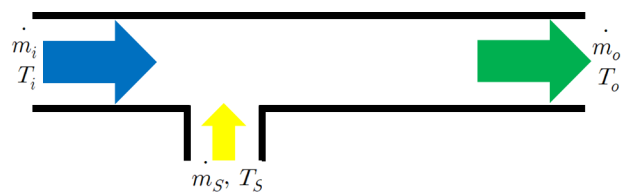


Fig. 5. Attemperator model.
그림 5. 과열저감기 모델

과열저감기는 과열기와 재열기에 각각 설치되어 있다. 과열저감기 모델의 입력은 스프레이양(\dot{m}_s), 급수량(\dot{m}_i), 증기온도(T_i), 스프레이온도(T_s)이며 출력은 증기온도 [T_o]이다.

그림 6은 과열기에 설치된 과열저감기 모델링 결과이며, 그림 7은 재열기의 과열저감기 모델링 결과를 나타낸다. 과열저감기 모델의 평균절대값 오차는 과열기 0.57[°C]와 재열기의 경우 0.76[°C]이다.

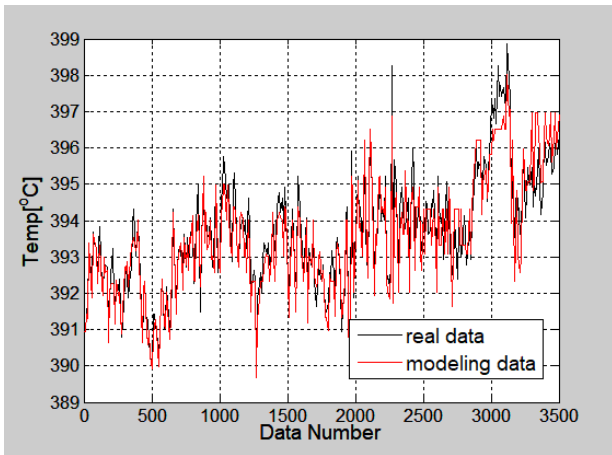


Fig. 6. Validation of attemperator model-superheater.
그림 6. 과열저감기모델 검증(과열기)

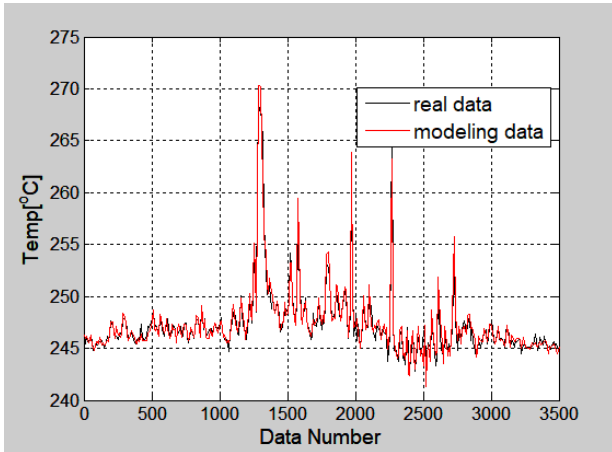


Fig. 7. Validation of attemperator model-reheater.
그림 7. 과열저감기모델 검증(재열기)

2.3 드럼 모델링

드럼은 보일러에서 증기를 발생하는 장치로서 화력발전소에서 가장 중요한 설비중 하나이다. 드럼의 증기압과 수위는 적절히 제어되어 보일러-터빈계통의 안정성을 유지하여야 한다. 드럼수위가 너무 높게 되면 물이 스팀통로로 넘치게 되어 터빈날개를 손상시키고, 반대로 너무 낮으면 보일러 용기를 과열시키게 된다[6, 7]. 드럼의 구조는 그림 8과 같다.

드럼은 증발관(riser)과 강수관(downcomer)으로 연결되어 있다. 물과 증기가 섞인 상태의 혼합물이 증발관을 통하여 증기드럼에 공급되면 이곳에서 물과 증기가 분리된다. 분리된 증기는 과열기에 공급되고 물은 강수관을 따라 하부로 내려가 보일러에서 가열되어 다시 증기드럼으로 들어간다.

드럼의 수위, 압력 및 스팀발생량(steam flow)과 관련된 데이터는 보일러에 가해진 석탄량(coal flow), 드럼

에 공급하는 급수량(feed water flow)이다.

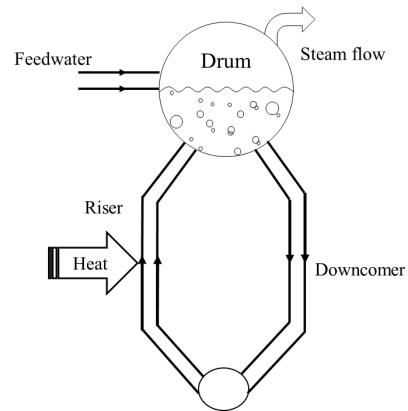


Fig. 8. Boiler drum schematic.
그림 8. 보일러드럼 구조도

그림 9는 드럼 압력에 대한 검증결과를 나타내는데 평균오차가 약 $0.8[kg/cm^2]$ 이다.

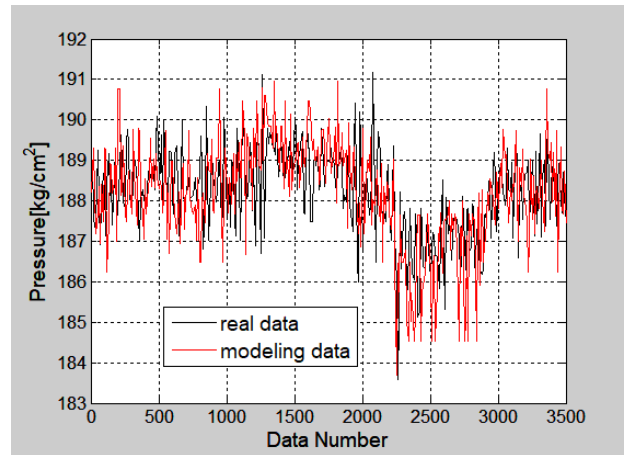


Fig. 9. Validation of drum pressure model.
그림 9. 드럼압력 모델 검증

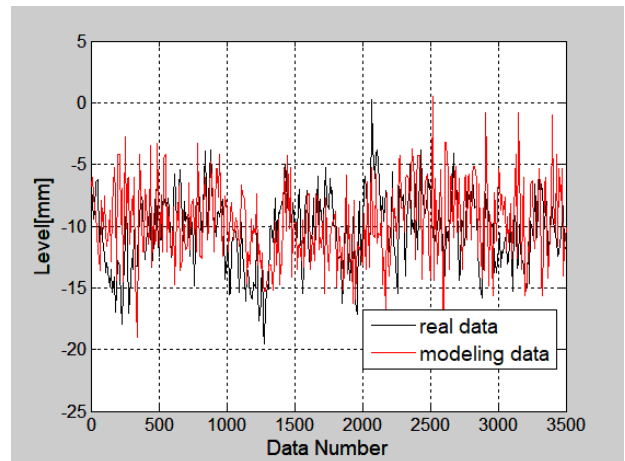


Fig. 10. Validation of drum level model.
그림 10. 드럼수위 모델 검증

그림 10은 드럼수위, 그림 11은 스팀발생량에 관한 검증결과이다. 드럼수위의 경우 평균절대값 오차가 약 2.17[mm]이고 스팀발생량의 경우 약 16.6[kg/s]이다.

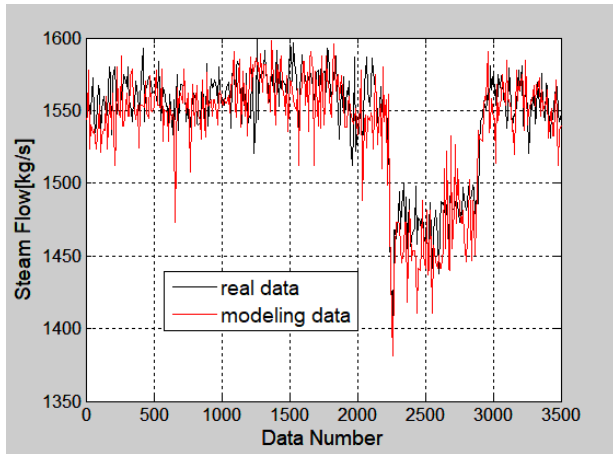


Fig. 11. Validation of steam flow model.

그림 11. 스팀발생량 모델 검증

이와 같은 검증 결과들로 부터 모델의 출력과 실제계의 출력이 잘 일치하여 모델링 결과가 좋음을 확인할 수 있다.

III. 결론

보일러 모델링은 화력발전소 플랜트의 튜닝, 제어, 로직 설계 등 다양한 분야에 사용된다. 특히, 정확한 제어 및 튜닝을 위해서는 적절한 모델링이 필요하다. 수학적 모델링의 경우 시스템의 복잡성, 시변, 비선형특성 등으로 인하여 사용에 제약을 받는다. 이 경우 신경망을 이용한 모델링이 유용한 대안이 될 수 있다. 이에 본 논문에서는 신경망의 한 종류인 GRNN을 이용하여 화력발전소 보일러의 증기계통에 대하여 모델링하였다. 과열기와 재열기 그리고 과열저감기에 대하여 모델링하였으며, 드럼의 수위, 압력, 스팀발생량을 모델링하였다. 540[MW]급 화력발전소로부터 취득한 데이터를 이용하여 학습하였다. 이렇게 구해진 모델의 출력과 실제계의 출력을 비교하여 검증한 결과 구성된 모델이 실제시스템과 잘 일치함을 확인할 수 있었다.

References

[1] Cristina Halauca and Corneliu Lazer, "Dynamic Simulation Model for a Steam Drum Boiler System,"

Proc. of the European Control Conference 2009, pp.3480-3485, 2009.

DOI: 10.23919/ECC.2009.7074938

[2] J. Smrekar, D. Pandit, M. Fast, M. Assadi, Sudipta De, "Prediction of Power Output of a Coal-fired Power Plant by Artificial Neural Network," *Neural Computing and Applications*, Vol.19, Issue 5, pp.725-740, 2010.

DOI: 10.1007/s00521-009-0331-6

[3] Eni Oko, Meihong Wang, Jie Zhang, "Neural Network Approach for Predicting Drum Pressure and Level in Coal-fired Subcritical Power Plant," *Fuel*, Vol.151, pp.139-145, 2015.

DOI: 10.1016/j.fuel.2015.01.091

[4] B. S. Thamarai Selvi, D. Kalpana, T. Thyagarajan, "Modeling and Prediction of Boiler Drum in a Thermal Power Plant," *2017 Trends in Industrial Measurement and Automation (TIMA)*, pp.1-6, 2017. DOI: 10.1109/TIMA.2017.8064820

[5] Yang Li, Yantao Tian, Wanzhong Chen, "sEMG Pattern Recognition Based on GRNN and Adaboost," *2011 International Conference on Electronics, Communications and Control (ICECC)*, pp.1661-1664, 2011. DOI: 10.1109/ICECC.2011.6066678

[6] Mihai Iacob, Gheorghe-Daniel Andreescu, "Drum Boiler Control System Employing Shrink and Swell Effect Remission in Thermal Power Plants," *2011 3rd International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems and Workshop*, pp.1-8, 2011.

[7] SanjoyK. Chakraborty, Nipotpal Manna, Surodh Dey, "Important of Three Elements Boiler Drum Level Control and Its Installation in Power Plant," *International Journal of Instrumentation and Control Systems*, Vol.4, No.2, pp.1-12, 2014.

DOI: 10.5121/ijics.2014.4201

BIOGRAPHY

Soon-Young Lee (Member)

1980 : BS degree in Electrical Engineering, Hanyang University.
1982 : MS degree in Electrical Engineering, Hanyang University.
1985 : PhD degree in Electrical Engineering, Hanyang University.
1986~current : Professor, Dept. of Electrical Engineering, Gyeongsang National University

Jung-Hoon Lee (Member)

1999 : BS degree in Control & Instrument Engineering, SungKyunKwan University.
2001 : MS degree in Computer Science, Yonsei University.
2004 : PhD degree in Computer Science, Yonsei University.

2004~current: Professor, Control & Instrument Engineering, Gyeongsang National University.