

## 블랙박스 모델을 사용한 가스터빈 동적거동해석 속도 향상

김민재\* · 김동섭\*\*†

# Improvement of Computing Speed of Dynamic Simulation of Gas Turbines using a Black Box Model

Min Jae Kim\*, Tong Seop Kim\*\*†

Key Words : Gas turbine(가스터빈), Dynamic behavior simulation(동적거동해석), Black box model(블랙박스 모델), Artificial neural network(인공신경망)

### ABSTRACT

This paper examines the optimal operation strategy of a complex distributed generation (DG) network consisting of various power sources. To predict reliable dynamic behaviors of various power sources and determine the optimal operation strategy of a DG, accurate simulation models are necessary. However, in previous studies on the dynamic simulation of DGs, simple models were used due to limitations in computing time. Those models, however, generally did not accurately reflect the physical characteristics of the power sources. Herein, a novel modeling method for gas turbines is suggested. It predicts the dynamic behaviors of gas turbines both quickly and accurately and can thus be effectively used to simulate an entire DG network. We used gas turbines as our first modeling target because they are considered useful power sources due to their operational flexibility and low emissions. First, a white-box model using physical modeling was developed. Then, a black-box model using a feedforward neural network was constructed on the basis of the simulation results of the white-box model. Finally, a dynamic simulation was performed using the black-box model. The computing speed of the black-box model was 50 times faster than that of the white-box model, and its accuracy was relatively high.

### 1. 서론

기존의 전력망에서는 주로 중앙집중식 발전을 통하여 전력을 생산하였다. 대부분의 중앙집중식 발전시스템은 오염물질 배출로 인하여 전력수요가 높은 도심으로부터 멀리 떨어진 위치에 건설되었다. 통계자료<sup>(1)</sup>에 따르면 2014년에 전 세계적으로 약 8%의 전력이 송전 과정에서 손실되었으며, 효율적인 에너지 사용을 위해서는 송전손실을 줄이는 것이 중요하다. 또한 화석연료 고갈과 온실가스 배출에 따른 지구온난화 문제로 인하여 효율적인 전력 및 열 생산에 대한 관심이 높은 상황이다. 이와 같은 상황에서 전 세계적으로 송전손실을 줄일 수 있고, 전력 및 열을 효율적으로 생산할 수 있는 분산발전(Distributed generation)의 비율을 높이고 있다.

분산발전은 기존의 중앙 집중식 발전에서 벗어나 전력 수요처에서 전력을 생산하여 사용하는 것을 의미한다. 전력 생산 중에 발생하는 열을 활용하여 에너지 사용 효율을 높일 수 있다. 분산발전은 빌딩부터 도시 단위까지 다양한 곳에 적용할 수 있으며, 적용 처의 전력 및 열 수요 특성에 따라 분산발전의 구성과 운전 방법을 달리한다. 따라서 각 분산발전에 따라 최고의 효율을 갖는 시스템 설계와 운전 전략에 대한 연구가 필요하다. 특히, 최근에는 풍력과 태양광 발전과 같은 재생에너지를 분산발전의 발전원으로 활용하는 추세인데, 재생에너지는 전력생산량이 간헐적으로 변동하며 제어할 수 없다는 단점을 갖는다. 따라서 이러한 재생에너지의 문제점을 보완하는 연구도 진행되었다.

Sameti와 Haghghat<sup>(2)</sup>은 건물 사이의 에너지 교환을 고

\* 인하대학교 대학원(Graduate School, Inha University)

\*\* 인하대학교 기계공학과(Dept. of Mechanical Engineering, Inha University)

† 교신저자, E-mail : kts@inha.ac.kr

려하여 분산발전의 발전기 용량 최적화에 대하여 연구하였다. Sharma 등<sup>(3)</sup>은 전력 수요, 시장 가격 등의 불확실성을 고려하여 분산발전의 운영비용을 최소로 하는 배터리 용량 결정 방법을 연구하였다. Chettibi와 Mellit<sup>(4)</sup>은 태양광발전, 연료전지 그리고 배터리로 구성된 분산발전의 지능형 제어 기술을 개발하였다.

이전 연구<sup>(3,4)</sup>에서는 재생에너지에 의하여 발생하는 문제를 주로 배터리를 사용하여 해결하였다. 하지만 배터리는 초기 투자 비용이 높으므로 운전 유연성이 뛰어난 발전기기를 함께 사용함으로써 실시간으로 변화하는 전력수요에 더 효율적으로 대응할 수 있다. 운전 유연성이 뛰어나고 적은 공해 물질을 배출하여 분산발전에 적합한 기기에는 대표적으로 가스터빈(Gas turbine)이 있다.

가스터빈은 Fig. 1에 나타낸 바와 같이 압축기(Compressor), 연소기(Combustor), 그리고 터빈(Turbine)으로 이루어진 발전기이다. 가스터빈은 비출력이 크며, 주로 천연가스를 연료로 사용하여 배출되는 공해 물질이 적은 장점이 있다. 더욱이 가스터빈은 빠른 시동과 기동 정지 그리고 유연한 부하 추종 운전이 가능하다. 이와 같은 장점으로 인하여 가스터빈은 신재생에너지의 단점을 보완할 수 있는 발전기 중 하나로 주목받고 있다. 따라서 분산발전 시스템에서 신재생에너지와 가스터빈을 연계하여 전력을 생산하는 연구가 수행되었다.

Brandoni 등<sup>(5)</sup>은 마이크로 가스터빈을 포함한 다양한 발전기로 구성된 분산발전에서 재생에너지의 간헐적인 전력 생산을 보완할 수 있음을 보였다. Mehdi 등<sup>(6)</sup>은 마이크로 가스터빈, 연료전지, 재생에너지 그리고 에너지저장장치로 구성된 분산발전의 지능형 에너지 관리 시스템을 제안하였다. Bracco 등<sup>(7)</sup>은 가스터빈을 사용하여 열과 전기를 공급하는 분산발전 최적화에 초기 투자 비용, 운영 비용, 이산화탄소 배출량 등을 고려하였다.

가스터빈을 발전원으로 사용하는 분산발전의 운전 전략 최적화에 대한 이전의 많은 연구에서는 가스터빈의 운전상태에 따른 성능 변화를 제대로 반영하지 못하는 매우 단순한 모델을 사용한 한계가 있다. 이것은 물리적 모델을 기반으로 하는 가스터빈 해석에는 상당한 연산 시간이 걸리므로, 많은 수의 반복 계산이 필요한 최적화 연구에 적용하기 어렵기 때문이다. 하지만 가스터빈의 운전상태 변화에 따른 성능 변화

또는 동적거동 특성을 고려해야만 더 정확한 분산발전 운전 전략을 개발할 수 있다.

본 논문에서는 물리적 모델 기반 가스터빈 해석의 연산 속도를 높여 분산발전 최적화 연구에 적용하기 위한 방법론을 제시한다. 다양한 상태의 가스터빈 성능을 미리 해석하여 데이터베이스(Database)를 구축하고, 최적화 과정에서는 데이터베이스를 사용하여 연산 속도를 높이는 방법이다. 이것은 최적화 과정에서는 유사한 운전상태의 가스터빈 성능을 다수 반복하여 해석하기 때문에 유효한 방법이다. 이 방법에서 중요한 점은 데이터베이스로부터 필요한 결과를 빠르고 정확하게 선택하는 것이다. 이것을 해결하기 위하여 기계학습(Machine learning)의 하나인 인공신경망(Artificial neural network)을 도입하였다. 본 논문에서, 물리적 모델은 화이트박스(White box) 모델로, 인공신경망 모델은 블랙박스(Black box) 모델로 정의하였다.

2절에서는 정적성능해석을 위한 화이트박스 모델과 블랙박스 모델 구축 방법에 관하여 설명한다. 본 연구에서는 가스터빈의 동적거동해석에 회전축 관성만을 고려하므로, 2절에서 설명하는 정적성능해석 모델은 동적거동해석에도 공통적으로 사용된다. 이것에 관하여 3절에서 더 자세하게 설명한다. 3절에서는 화이트박스 모델과 블랙박스 모델을 사용하는 가스터빈의 동적거동해석 방법에 관하여 설명하며, 4절에서는 블랙박스 모델을 사용하여 해석한 결과를 검증한다.

## 2. 정적성능해석 모델

### 2.1 화이트박스 모델

Fig. 2에 화이트박스 모델의 정적성능해석 절차를 간략하게 나타내었다. 첫 번째로 압축기, 연소기 그리고 터빈의 설계 파라미터를 사용하여 가스터빈의 설계성능을 해석한다. 설계 파라미터에 대한 설명은 2.1.1절에서 하였다. 설계성능 해석을 완료한 후에 탈설계성능을 해석한다. 이때, 각 구성기기 모델은 각각의 방법으로 설계성능을 보정하여 탈설계성능을 결정한다. 따라서 설계성능해석 결과는 각 구성기기의 탈설계 모델로 전달된다. 각 구성기기의 탈설계 모델은 2.1.2절에서 설명한다.

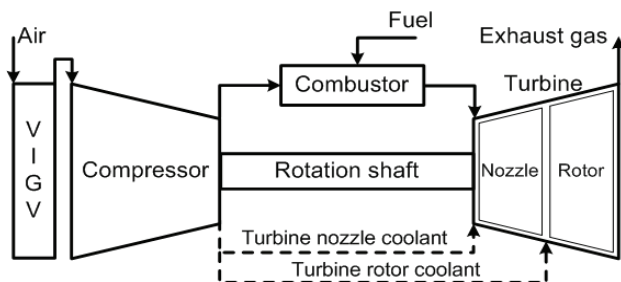


Fig. 1 Schematic diagram of a 15MW class gas

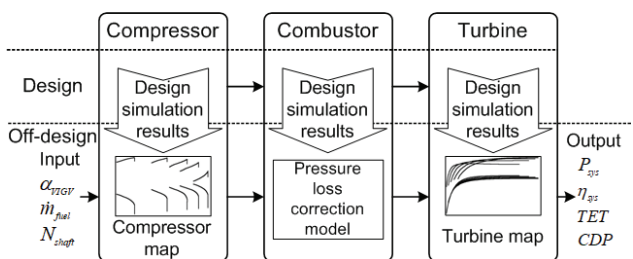


Fig. 2 Flow diagram of a gas turbine performance simulation

2.1.1 설계성능해석

각 구성기기의 설계성능은 질량 보존식과 에너지 보존식을 사용하여 해석하였다. 작동유체로는 이상기체로 가정된 각 화학종의 혼합물을 사용하였다. 작동유체의 물성값인 등압비열(Constant pressure specific heat,  $c_p$ ), 엔탈피(Enthalpy,  $h$ ) 그리고 엔트로피(Entropy,  $s$ ) 계산에는 아래와 같은 NASA의 다항방정식(Polynomial equation)<sup>(8)</sup>을 사용하였다. 식 (1)부터 (3)까지의  $R$ 은 이상기체상수(Ideal gas constant,  $8.314 \text{ J}/(\text{K}\cdot\text{mol})$ ),  $T$ 는 온도를 의미한다. 상수인  $a_1$ 부터  $b_2$ 까지는 화학종에 따라 다른 값을 갖는다.

$$c_p/R = a_1 T^{-2} + a_2 T^{-1} + a_3 + a_4 T + a_5 T^2 + a_6 T^3 + a_7 T^4 \quad (1)$$

$$h/RT = -a_1 T^{-2} + a_2 \ln T/T + a_3 + a_4 T/2 + a_5 T^2/3 + a_6 T^3/4 + a_7 T^4/5 + b_1/T \quad (2)$$

$$s/R = -a_1 T^{-2}/2 - a_2 T^{-1} + a_3 \ln T + a_4 T + a_5 T^2/2 + a_6 T^3/3 + a_7 T^4/4 + b_2 \quad (3)$$

본 연구에서는 15 MW급 발전용 가스터빈을 해석 대상 기종으로 선택하였다. Fig. 1에 나타낸 것과 같이, 대상 가스터빈의 주요 구성기기에는 압축기, 연소기, 터빈이 있다. 실제 가스터빈에는 다단 압축기와 터빈이 사용되며, 대상 엔진의 압축기와 터빈은 각각 14단과 3단으로 이루어진다<sup>(9)</sup>. 그리고 다단 압축과정 중에는 일부 공기를 추가하여 터빈 냉각에 사용한다. 하지만, 압축공기를 추가하는 정확한 위치와 추가되는 유량은 제작사에서 공개하지 않는다. 따라서 압축기와 터빈을 각각 하나의 단으로 모사하고, 터빈 노즐(Nozzle)과 로터(Rotor) 냉각에 사용되는 압축공기는 압축기 출구에서 모두 추가하는 것으로 가정하였다. 압축기 입구에는 가변입구 안내깃(Variable inlet guide vanes, VIGV)이 존재하며, VIGV의 각도를 조절하여 압축기로 유입되는 공기유량을 조절한다.

대상 가스터빈의 주요 설계 파라미터와 설계성능을 모사한 결과는 Table 1에 나타내었다. 입구공기유량(Inlet flow rate), 압력비(Pressure ratio) 그리고 배기가스온도(Exhaust gas temperature)는 제작사에서 작성한 데이터 시트(Data sheet)<sup>(9)</sup>를 참고하였다. 터빈로터입구온도(Turbine rotor inlet temperature)와 축의 회전속도(Rotation speed)는 제작사에서 발표한 학술대회 논문<sup>(10)</sup>의 값을 사용하였다. 설계 상태의 연료유량은 데이터 시트의 시스템 출력(System power)과 시스템 효율(System efficiency)로부터 계산하였다. 연료에는 91.33%의 메탄(Methane), 5.36%의 에탄(Ethane), 2.14%의 프로판(Propane), 0.95%의 부탄(n-Butane) 그리고 0.22%의 질소(Nitrogen)로 이루어진 천연가스를 사용하였다. 연료의 저위발열량(Lower heating value, LHV)은 49,299

Table 1 Design parameters and performances of 15 MW gas turbine

Design parameter	Reference	Simulation
Compressor inlet flow rate (kg/s)	49.1	
Compressor pressure ratio	17.1	
Turbine rotor inlet temperature (°C)	1177	
Exhaust gas temperature (°C)	495	
Fuel flow rate (kg/s)	-	0.8643
Shaft rotation speed (rpm)	11220	
System power (MWe)	15	
System efficiency (%)	35.2	

$\text{kJ}/\text{kg}$ 이다. 터빈 냉각에 사용되는 압축공기유량 계산에는 참고문헌<sup>(11)</sup>의 방법을 사용하였다. 결과적으로 압축기출구유량의 14.65%가 터빈 냉각을 위하여 사용되었다. 가스터빈의 시스템 출력( $\dot{W}_{sys}$ )과 시스템 효율( $\eta_{sys}$ )의 정의는 각각 식 (4), 식 (5)와 같다.

$$\dot{W}_{sys} = \dot{W}_{shaft} \eta_{conv} \text{ where } \dot{W}_{shaft} = \dot{W}_{turb} \eta_{mc} - \dot{W}_{comp} \quad (4)$$

$$\eta_{sys} = \dot{W}_{sys} / (\dot{m}_{fuel} LHV) \quad (5)$$

가스터빈의 축 출력( $\dot{W}_{shaft}$ )은 터빈 출력( $\dot{W}_{turb}$ )에서 기계적 손실( $\eta_{mc}$ )과 압축기 소모동력( $\dot{W}_{comp}$ )을 제외한 나머지로 정의하였다. 기계적 손실은 99%로 가정하였다. 전환 효율( $\eta_{conv}$ )은 축 출력이 시스템 출력으로 전환되는 비율을 의미한다. 식 (5)의  $\dot{m}_{fuel}$ 는 연료유량을 의미한다. 결과적으로 해석 대상 가스터빈의 시스템 출력과 효율인 15 MWe, 35.2%를 잘 모사하는 모델을 구축하였다.

2.1.2 탈설계 모델

압축기와 터빈의 탈설계 모델로는 Fig. 3과 Fig. 4에 나타낸 무차원 성능선도<sup>(12)</sup>를 사용하였다. 성능선도는 반무차원 유량( $M$ ), 압력비( $PR$ ), 등엔트로피 효율( $\eta$ ), 그리고 반무차원 회전속도( $\Omega$ )로 구성되며 각 파라미터의 정의는 식 (6)에 나타내었다. 압축기와 터빈은 잘 단열되어 있고 각 과정은 준평형 상태(Quasi-steady state)로 가정하였으므로, 식 (7)을 사용하여 압축기와 터빈의 출력을 계산하였다.

$$M = \frac{\dot{m} \sqrt{T_{in}}}{P_{in}}, PR_{comp} = \frac{P_{out}}{P_{in}}, \eta_{comp} = \frac{h_{out,s} - h_{in}}{h_{out} - h_{in}} \quad (6)$$

$$PR_{turb} = \frac{P_{in}}{P_{out}}, \eta_{turb} = \frac{\dot{m}_r (h_{r,in} - h_{r,out})}{(\dot{m}h)_{r,in} - (\dot{m}h)_{turb,out}}, \Omega = \frac{N}{\sqrt{T_{in}}}$$

$$\dot{W}_{comp} = \dot{m}(h_{out} - h_{in}), \dot{W}_{turb} = \dot{m}_{r,in}(h_{r,in} - h_{r,out}) \quad (7)$$

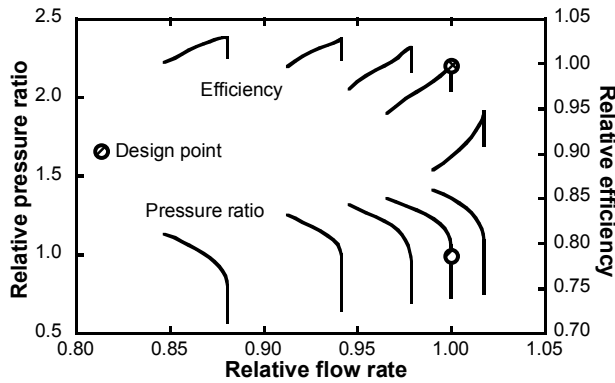


Fig. 3 Compressor performance map

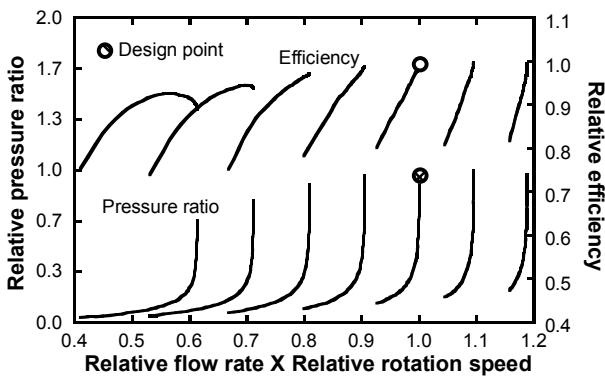


Fig. 4 Turbine performance map

식 (6), (7)의  $\dot{m}$ ,  $p$ ,  $h$ ,  $N$ 는 유량, 압력, 엔탈피 그리고 회전속도를 의미한다. 아래 첨자  $in$ ,  $out$ ,  $comp$ ,  $turb$ ,  $r$ ,  $s$ 는 각각 입구, 출구, 압축기, 터빈, 터빈로터, 등엔트로피 과정을 나타낸다.

실제 가스터빈에서는 VIGV의 각도에 따라 압축기의 유량과 압력비가 변화한다. 이러한 물리적 현상을 모사하기 위하여 식 (8)과 같은 모델<sup>(11)</sup>을 사용하여 VIGV 각도에 따라 압축기 성능선도를 보정하였다. VIGV의 각도에 따라 보정계수 ( $cf_{VIGV}$ )는 변화한다. 압축기 성능선도의 유량과 압력비에 같은 보정계수를 곱하여 성능선도의 형상은 유지하며 위치를 이동시켰다. VIGV 모델에서 각도 증가는 보정계수의 증가에 대응한다. 즉, VIGV 각도 증가에 따라 압축기로 유입되는 공기 유량은 증가한다. 아래 첨자  $e$ 와  $o$ 는 각각 보정된 성능선도와 기준 성능선도를 의미한다.

$$M_e = M_o \times cf_{VIGV} \quad PR_e = PR_o \times cf_{VIGV} \quad (8)$$

연소기 출구의 조성비는 연료의 완전연소를 가정하여 계산하였다. 연소기 효율은 연료로 공급된 에너지 중 열에너지 형태로 손실되는 비율을 가정하여 정하였다. 탈설계 상태인 연소기의 압력손실( $\Delta p$ )은 식 (9)<sup>(13)</sup>를 사용하여 해석하였다. 설계 상태의 압력손실은 연소기 입구 유량 및 온도, 압력 변화에

따라 보정된다. 아래 첨자  $d$ 는 설계 상태 값을 의미한다.

$$\Delta p = \Delta p_d \left( \frac{\dot{m} \sqrt{T/p}}{\dot{m}_d \sqrt{T/p}_d} \right)_{in} \quad (9)$$

터빈의 노즐과 로터로 유입되는 냉각공기유량 변화는 식 (10)<sup>(14)</sup>을 사용하여 모사하였다. 탈설계 상태의 냉각공기유량은 압축기 출구의 압력과 온도 변화에 따라 결정된다.

$$\dot{m}_{coolant} = \dot{m}_{coolant,d} \left( \frac{p_{coolant}}{p_{coolant,d}} \right) \left( \frac{T_{coolant,d}}{T_{coolant}} \right)^{0.5} \quad (10)$$

## 2.2 블랙박스 모델

가스터빈 블랙박스 모델 개발에는 상용 프로그램인 MATLAB<sup>(15)</sup>에서 제공하는 인공신경망 툴박스(Neural network toolbox)를 사용하였다. 인공신경망으로는 은닉층(Hidden layer)과 출력층(Output layer)을 각각 한 개씩 갖는 순방향 신경망(Feedforward neural network)을 사용하였다. 신경망의 개략도는 Fig. 5에 나타내었다. 블랙박스 모델의 성능은 은닉층의 크기에 따라 결정된다. 따라서 은닉층의 크기를 변화시키며 여러개의 블랙박스 모델을 구축한 후에, 화이트박스 모델의 해석 결과를 가장 정확하게 재현하는 블랙박스 모델을 선택하였다. 블랙박스 모델 학습에는 순방향 신경망을 가장 빠르게 학습시키는 것으로 알려진 Levenberg-Marquardt 최적화 알고리즘을 사용하였다. 학습의 결과는 평균 제곱 오차 (Mean squared error, MSE)를 통하여 평가하였다. MSE의 정의는 식 (11)과 같다.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - t_i)^2 \quad (11)$$

$n$ 은 학습에 사용된 데이터베이스를 구성하는 데이터세트 (Data set)의 개수를 의미한다.  $y$ 와  $t$ 는 각각 블랙박스 모델에 의하여 예측된 값과 학습에 사용된 값을 의미한다.

블랙박스 모델 학습에 사용되는 가스터빈의 탈설계성능 데이터베이스는 화이트박스 모델을 사용하여 제작하였다. 연료유량, VIGV 각도 그리고 회전속도를 변화시키며 탈설계 성능을 해석하였다. 해석 결과로는 출력, 입구공기유량, 압축기출구압력, 터빈입구온도, 터빈출구온도 등이 있다. 변화

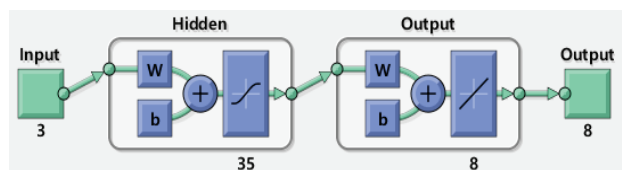


Fig. 5 Configuration of feedforward neural network

된 파라미터 세 가지는 블랙박스 모델의 입력값으로 사용되었으며, 해석 결과인 나머지 파라미터는 블랙박스 모델의 출력값으로 사용하였다.

가스터빈 정격 출력의 80%까지 해석이 가능한 블랙박스 모델을 구축하기 위하여 Table 2에 나타난 범위에서 연료유량, VIGV 각도 그리고 회전속도를 변화시키며 탈설계성을 해석하였다. 각 파라미터는 10개 구간으로 나누어 해석하였으므로 총 1000개의 탈설계해석 결과를 블랙박스 모델 구축을 위한 데이터베이스로 사용하였다. 총 1000개 데이터세트의 90%는 블랙박스 모델 학습에 사용하였다. 나머지 10%의 데이터세트는 학습 중인 신경망 검증에 사용되었다. 학습과 검증에 사용되는 데이터세트는 무작위로 선택하였다. 학습이 완료된 블랙박스 모델은 Table 2의 각 파라미터를 20개 구간으로 나누어 해석한 결과를 사용하여 다시 검증하였다.

### 3. 동적거동해석 모델

가스터빈 동적거동해석에서는 축의 회전관성을 고려하였으며, 축을 제외한 구성기기는 준평형 상태로 가정하였다. 따라서 압축기, 연소기 그리고 터빈의 동적거동해석에는 탈설계해석과 동일한 모델을 사용하였다.

발전기 부하(Load)와 가스터빈 출력 사이의 불균형에 의하여 축의 회전속도는 변화된다. 이와 같은 회전축의 거동을 모사하기 위하여 식 (11)과 같은 동적거동해석 모델을 사용하였다.  $\omega$ 와  $I$ 는 축의 회전속도와 회전관성을 의미한다.

$$\omega^{t+1} = \omega^t + \omega^t \frac{\Delta t}{I} (\dot{W}_{shaft} - Load) \quad (11)$$

화이트박스 모델과 블랙박스 모델을 사용하는 동적거동해석 절차는 같으며, 이것을 Fig. 6에 나타내었다. 동적거동해석의 시작에는 가스터빈의 초기 출력과 회전속도를 만족시키는 VIGV 각도( $\alpha_{VIGV}$ )와 연료유량의 초기값을 구한다. 그 이후, 축 모델에서는 출력과 부하의 차이에 따라 다음 시간 단계의 새로운 회전속도를 모사한다. 계산된 다음 시간 단계의 회전속도는 제어기와 성능해석 모델로 전달된다. 성능해석 모델의 결과인 터빈출구온도(TET)와 압축기출구압력(CDP)도 제어기로 전달된다. 제어기에서는 전달받은 세 가지 파라미터를 사용하여 다음 시간 단계의 VIGV 각도와 연

Table 2 Variation ranges of three parameters in off-design simulation using white box model

Parameter	Range (Unit)
VIGV angle	70 - 102 (degree)
Fuel flow rate	0.6 - 0.9 (kg/s)
Rotation speed	$0.98 \cdot N_d - 1.02 \cdot N_d$ (rpm)

료유량을 결정한다.

동적거동해석에 사용한 제어 로직은 Fig. 7에 나타내었다. 대부분의 가스터빈 배기가스 온도는 매우 높으므로, 가스터빈은 배기가스 열을 회수하여 구동되는 증기터빈과 함께 전력을 생산한다. 이와 같은 발전 시스템을 가스터빈복합화력(Gas turbine combined cycle, GTCC)이라 한다. GTCC의 가스터빈은 전체 시스템의 효율 향상을 위하여 출력을 변화시킬 때 터빈입구온도를 일정하게 유지한다<sup>(16)</sup>. 터빈입구온도 제어를 위하여 VIGV를 사용하여 압축기로 유입되는 공기 유량을 조절한다. 하지만, 실제 가스터빈의 터빈입구온도는 직접 측정되지 않으며, 배기온도 제어커브(Exhaust temperature control curve)를 사용하여 터빈입구온도를 간접적으로 제어한다<sup>(16)</sup>. 배기온도 제어커브는 탈설계 상태에서 터빈입구온도를 일정하게 하는 압축기출구압력과 터빈출구온도의 상호관계를 나타낸 것이다. 대상 가스터빈의 회전속도는 항상 설정값으로 일정하게 제어한다. 회전속도 제어에는 연료유량을 조작변수로 사용하였다.

즉, 제어 로직의 제어변수(Control variable,  $\omega$ )는 터빈출구온도와 회전속도이다. 두 가지 제어변수를 목표값으로 제어하기 위하여 사용하는 조작변수(Manipulate variable,  $mv$ )로는 연료유량과 VIGV 각도를 사용하였다. 제어변수의 오차( $e$ )에 따른 다음 시간 단계의 새로운 조작변수 값은 식

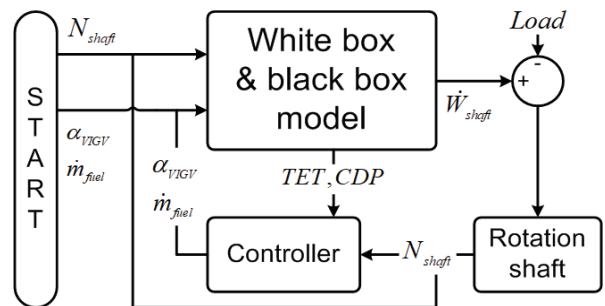


Fig. 6 Flow chart of dynamic behavior simulation

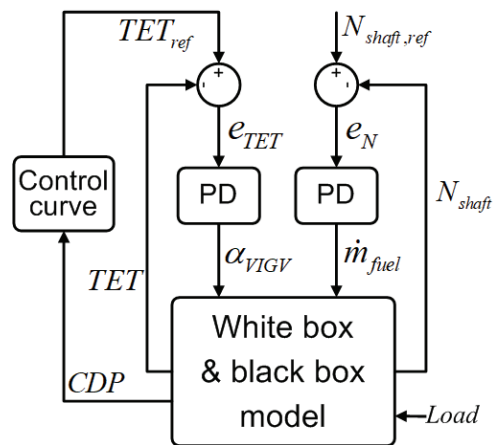


Fig. 7 Control logic

(12)와 같은 PD 제어 로직을 사용하여 결정하였다. 실제 가스터빈의 제어 시스템에서는 외란에 의하여 발생하는 정상 상태 오차를 제거하기 위하여 적분 제어 항을 함께 사용한다. 하지만 본 연구에서는 외란을 고려하지 않았으므로 적분 제어 항을 제어 시스템에 포함하지 않았다. 또한 본 저자의 선행연구<sup>(17)</sup>에서 PD 제어 로직을 통하여 실제 가스터빈의 동적거동을 유사하게 모사할 수 있음을 확인하였다.

$$mv^{t+1} = mv^t + K_P\{e^t + K_D(e^t - e^{t-1})/\Delta t\} \quad (12)$$

where  $e = cv - cv_{ref}$

제어 로직에 사용된 비례게인(Proportional gain,  $K_P$ )과 미분게인(Derivative gain,  $K_D$ )은 시행 착오법을 통하여 구하였다.

#### 4. 결 과

블랙박스 모델의 은닉층 개수를 10개부터 50개까지 변화시키며 탈설계성능 데이터베이스를 학습시켰으며, 각 블랙박스 모델의 검증 결과를 Fig. 8에 나타내었다. 그 결과 35개의 은닉층을 사용하는 모델이 가장 정확한 것을 확인하였다. 반면, 본 연구에서 다른 은닉층의 개수에 따라서는 블랙박스 모델의 탈설계성능 해석 시간 사이에 거의 차이가 없는 것을 확인하였다.

35개의 은닉층을 갖는 블랙박스 모델의 학습 결과를 Fig. 9에 나타내었다. Epoch란 블랙박스 모델을 학습시킨 횟수를 의미한다. 실선은 90%의 학습데이터와 해석 결과 사이의 MSE를 의미한다. 점선은 모델 검증에 사용된 10%의 데이터 세트와 해석 결과 사이의 MSE를 나타낸다. 763회의 Epoch 후에 학습이 완료되었다. 결과적으로 학습과 검증에 사용된 데이터 세트의 MSE는 각각 0.0549와 0.0851로, 구축된 블랙박스 모델과 화이트박스 모델의 탈설계 해석 결과가 거의 같은 것을 확인하였다.

다음으로 Table 2에 나타난 각 파라미터를 20구간으로 나누어 화이트박스 모델로 해석한 결과를 검증에 사용하였다. 즉 학습에 사용한 데이터세트 개수의 8배인 8000개를 사용하였다. 해석 결과 블랙박스와 화이트박스 모델의 해석 결과 사이의 MSE는 0.078이었다. 이것으로부터 Table 2에 나타난 각 파라미터의 범위 내에서는 블랙박스 모델의 정적 성능 해석 결과에 충분한 신뢰성이 있음을 확인하였다.

다음으로 블랙박스 모델과 화이트박스 모델을 사용한 동적거동해석 결과를 비교함으로써 블랙박스 모델을 사용한 동적거동해석 결과를 검증하였다. 부하를 정격 출력의 80%인 12 MW부터 15 MW까지 증가시킬 때의 동적거동을 해석하였다. 본 연구의 해석 대상 가스터빈과 같은 기종을 다른 연구<sup>(18)</sup>에서 사용한 단위 시간당 부하 증가량(Ramp rate)을

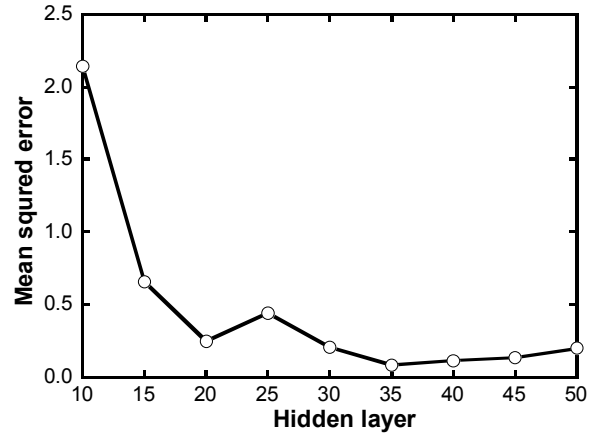


Fig. 8 Variations in mean squared error according to number of hidden layer

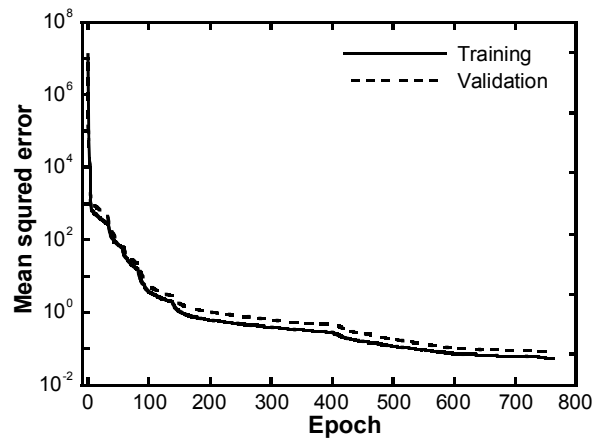


Fig. 9 Neural network training results

참고하여, Ramp rate의 값은 2.25 MW/min으로 정하였다. 동적거동해석의 시간 간격은 0.1초로 하였다.

시간에 따른 부하 변화와 동적거동해석 결과인 출력과 회전속도 변화는 Fig. 10에 나타내었다. 연료 유량과 터빈입구 온도의 변화는 Fig. 11, VIGV 각도와 공기 유량 변화는 Fig. 12에 나타내었다. 모든 해석 결과는 절댓값으로 나타내었으며, 실선과 점선은 각각 블랙박스와 화이트박스 모델의 결과를 의미한다.

부하가 증가하여 출력보다 높아지는 순간 회전속도는 감소하게 된다. 해석 결과 회전속도는 최대 0.05% 감소하였다. 제어기에서는 감소한 회전속도를 회복시키기 위하여 연료 유량을 증가시킨다. 부하가 증가하는 동안 연료 유량은 설겅값의 약 84%인 0.72 kg/s로부터 설겅값까지 거의 선형적으로 증가하였다. 연료 유량이 증가함에 따라 터빈입구 온도 또한 자연스럽게 증가한다. 터빈입구온도의 증가는 터빈 출구온도의 증가로 이어지므로 제어기에서는 높아진 터빈출구온도를 목표값으로 낮추기 위하여 VIGV 각도를 변화시킨다. 터빈출구온도를 낮추기 위해서는 공기 유량을 증가시켜

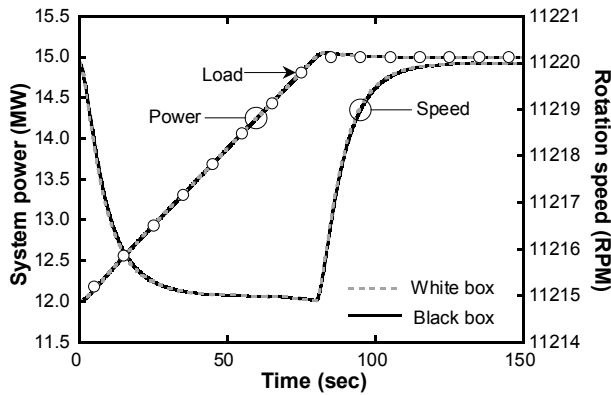


Fig. 10 Variations in system power and rotation speed with increasing load from 12 to 15 MW

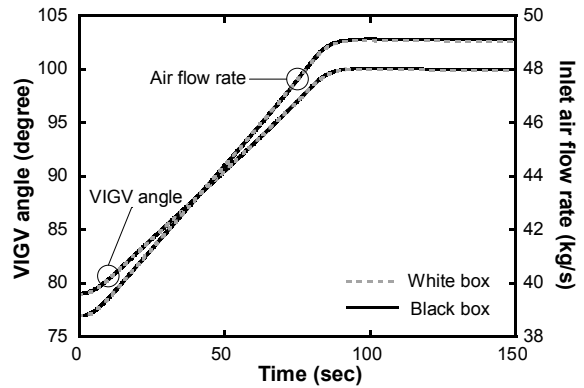


Fig. 12 Variations in VIGV angle and inlet air flow rate with increasing load from 12 to 15 MW

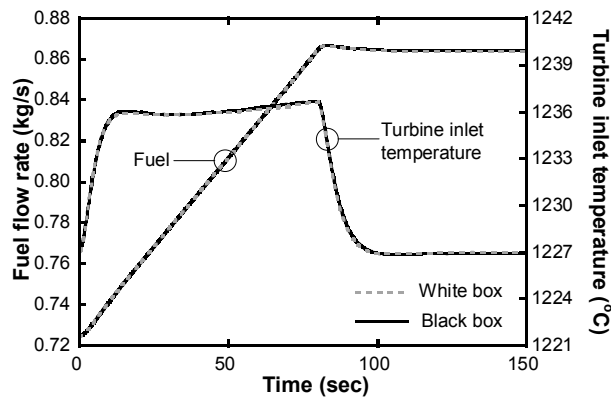


Fig. 11 Variations in fuel flow rate and turbine inlet temperature with increasing load from 12 to 15 MW

Table 3 Maximum relative error and MSE of dynamic behavior simulation using black box model

Parameter	Maximum relative error (%)	MSE
System power	3.70e-2	7.98e-6
Rotation speed	9.23e-4	1.39e-3
Fuel flow rate	3.70e-2	4.75e-8
Turbine inlet temperature	1.54e-2	7.53e-3
VIGV angle	1.20e-1	5.50e-3
Air flow rate	1.10e-1	1.19e-3

야 한다. 따라서 VIGV 각도가 거의 선형적으로 증가하는 것을 볼 수 있다. VIGV 각도 변화에 따라 공기 유량은 설계값의 79%인 38.8 kg/s로부터 설계값까지 증가하였다. 결과적으로 부하가 완전히 증가한 이후에는 회전속도와 터빈입구 온도가 성공적으로 제어되는 것을 확인할 수 있다.

Fig. 10에서 Fig. 12까지의 블랙박스 모델의 동적거동 해석 결과가 화이트박스 모델의 결과와 거의 같은 것을 정량적으로 보이기 위하여 Table 3에 해석 결과 사이의 최대상대오차(Maximum relative error)와 MSE를 각각 나타내었다. 최대상대오차와 MSE의 계산에는 0초부터 150초까지의 해석 결과를 사용하였다. 출력, 회전속도, 연료유량 그리고 터빈 입구온도의 상대오차는 모두 0.04% 미만으로 매우 작은 것을 볼 수 있다. 상대오차가 가장 큰 VIGV 각도와 입구공기 유량의 상대오차 또한 약 0.1%인 것을 확인할 수 있다. 더욱이, 모든 해석 결과의 MSE는 0.008 이하로 매우 작은 것을 볼 수 있다.

마지막으로 두 가지 모델의 동적거동해석에 걸리는 연산 시간을 측정하였다. 연산 시간 측정에는 MATLAB의 실행 시간 측정 기능을 사용하였다. 0초부터 150초까지 0.1초의 시

간 간격으로 동적거동을 해석하였으므로, 총 1501개의 시간 단계를 해석한 것이다. 이때, 화이트박스 모델의 해석 시간은 86.22초이었다. 즉, 한 개의 시간 단계 해석에 평균적으로 0.057초가 걸렸다. 반면, 블랙박스 모델의 해석에 걸린 총 시간은 약 1.02초로써, 한 개의 시간 단계 해석에 약 0.00097초가 걸렸다. 이와 같은 결과로부터 블랙박스 모델을 사용한다면 거의 같은 수준의 해석 결과를 약 58배 빠르게 얻을 수 있음을 볼 수 있다.

## 5. 결론

- 1) 본 연구에서는 물리적 특성을 반영한 가스터빈 모델(화이트박스 모델)을 사용하는 정적 및 동적거동해석의 연산 속도를 향상시키기 위한 방법을 제시하였다. 화이트박스 모델을 사용하여 구축한 탈설계성능 데이터베이스를 순방향 인공지능망에 학습시켜 블랙박스 모델을 제작하였다. 완성된 블랙박스 모델을 사용하여 탈설계성능을 해석한 결과 화이트박스 모델의 결과와의 평균 제곱 오차(MSE)는 0.078이었다. 이것으로부터 블랙박스 모델을 사용한 정적성능 해석 결과의 신뢰성을 확인하였다.

- 2) 화이트박스 모델과 블랙박스 모델을 사용하여 같은 방법으로 가스터빈 동적거동해석이 가능하였다. 두 모델의 동적거동해석 결과를 비교한 결과 상대오차와 MSE의 최댓값은 각각 0.1%, 0.008로 확인하였다. 이 결과를 통하여 블랙박스 모델을 사용한 동적거동해석 결과는 화이트박스의 결과와 매우 유사함을 확인할 수 있다. 또한, 블랙박스 모델을 사용한 동적거동해석에 걸리는 시간은 약 1.02초로, 화이트박스 모델의 연산에 비하여 약 58배 빠른 것을 확인하였다.
- 3) 본 연구에서 제시한 블랙박스 모델을 사용한 가스터빈 해석 방법을 사용하면 화이트박스 모델의 것과 동일한 결과를 빠르게 얻을 수 있다. 또한, 가스터빈을 발전원으로 사용하는 분산발전 최적화에 관한 연구에서 유사한 상태의 가스터빈 해석을 반복하지 않게 하는데 장점이 있다. 따라서 다양한 발전기기가 연계된 분산발전의 운전 전략 최적화와 같은 연구에서 가스터빈 성능해석 시간을 대폭 줄이는데 활용할 수 있을 것으로 기대한다.

## 후 기

이 성과는 2018년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2017R1A2B4006859).

## References

- (1) Electric power transmission and distribution losses, <https://data.worldbank.org/indicator/EG.ELC.LOSS.ZS>.
- (2) Sameti, M. and Haghghat, F., 2019, "Optimization of 4th Generation Distributed District Heating System: Design and Planning of Combined Heat and Power," *Renewable Energy*, Vol. 130, pp. 371~387.
- (3) Sharma, S., Bhattacharjee, S., and Bhattacharya, A., 2018, "Probabilistic Operation Cost Minimization of Micro-Grid," *Energy*, Vol. 148, pp. 1116~1139.
- (4) Chettibi, N. and Mellit, A., 2018, "Intelligent Control Strategy for a Grid Connected PV/SOFC/BESS Energy Generation System," *Energy*, Vol. 147, pp. 239~262.
- (5) Brandoni, C., Arteconi, A., Ciriachi, G., and Polonara, F., 2014, "Assessing the Impact of Micro-Generation Technologies on Local Sustainability," *Energy Conversion and Management*, Vol. 87, pp. 1281~1290.
- (6) Motevasel, M., Seifi, A. R., and Niknam, T., 2013, "Multi-Objective Energy Management of CHP (Combined Heat and Power)-Based Micro-Grid. *Energy*," Vol. 51, pp. 123~136.
- (7) Bracco, S., Dentici, G., and Siri, S., 2013, "Economic and Environmental Optimization Model for the Design and the Operation of a Combined Heat and Power Distributed Generation System in an Urban Area," *Energy*, Vol. 55, pp. 1014~1024.
- (8) McBride, B. J., Zehe, M. J., and Gordon, S., 2002, NASA Glenn Coefficients for Calculating Thermodynamic Properties of Individual Species.
- (9) Solar Turbine Inc., 2017, Titan 130 Gas Turbine Generator Set. Technical brochure.
- (10) Saadatmand, M., Rocha, G., and Armstrong, B., 2005, "The Titan 130 Gas Turbine Performance Uprate and Operating Experience," In *The 16th Symposium on Industrial Application of Gas Turbines (IAGT) Banff, Alberta, Canada*, pp. 12~14.
- (11) Kim, J. H., Kim, T. S., and Moon, S. J., 2016, "Development of a Program for Transient Behavior Simulation of Heavy-Duty Gas Turbines," *Journal of Mechanical Science and Technology*, Vol. 30, No. 12, pp. 5817~5828.
- (12) GasTurb GmbH, 2012, GasTurb12.
- (13) Saravanamuttoo, H. I., Rogers, G. F. C., and Cohen, H., 2001, *Gas Turbine Theory*, Pearson Education.
- (14) Palmer, C. A. and Erbes, M. R., 1994, "Simulation Methods Used to Analyze the Performance of the GE PG6541B Gas Turbine Utilizing Low Heating Value Fuels," *American Society of Mechanical Engineers*, New York, United States, No. CONF-941024-.
- (15) MathWorks, 2017, MATLAB R2017b.
- (16) Rowen, W. I., 1988, "Operating Characteristics of Heavy-Duty Gas Turbines in Utility Service," In *ASME 1988 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exposition*, American Society of Mechanical Engineers.
- (17) Kim, M. J., Kim, J. H., and Kim, T. S., 2016, "Program development and simulation of dynamic operation of micro gas turbines," *Applied Thermal Engineering*, Vol. 108, pp. 122~130.
- (18) Do, A. T. V., 2013, "Performance and Controls of Gas Turbine-Driven Combined Cooling Heating and Power Systems for Economic Dispatch," PhD Thesis, University of California, Irvine.