

신경망 회로 제어기를 이용한 선박 엔진 발전기의 여자기 제어 성능 개선에 관한 연구

김희문* · 김종수*** · 김성완*** · 전현민**

* (재)한국조선해양기자재연구원 친환경추진기술팀 선임연구원, ** 한국해양대학교 기관시스템공학부 교수, *** 한국해양대학교 해사인공지능·보안학부 교수

Study on the Performance Improvement of Marine Engine Generator Exciter Control using Neural Network Controller

HeeMoon Kim* · JongSu Kim*** · SeongWan Kim*** · HyeonMin Jeon**

* Senior Researcher, Eco-Friendly Propulsion Team, Korea Marine Equipment Research Institute., Busan 49111, Korea

** Professor, Division of Marine System Engineering, Korea Maritime & Ocean University, Busan 49112, Korea

*** Professor, Division of Marine AI & Cyber Security, Korea Maritime & Ocean University, Busan 49112, Korea

요약 : 선박 발전기의 여자기는 출력 단자 전압을 일정하게 유지하기 위하여 여자전류 제어를 통해 자속을 조정한다. 여자기 내부에 있는 전압제어기는 통상적으로 비례 적분 제어방식이 사용되는데 게인과 시정수에 의해 결정되는 응답 특성은 적절치 못한 설정값에 의해 원하지 않는 출력을 내며 이로 인해 선내 전력의 품질과 안정성을 떨어뜨릴 수 있다. 본 논문에서는 IEEE에서 제공하는 AC4A 타입의 여자기 모델을 통해 얻을 수 있는 안정적인 입출력 데이터를 활용하여 신경망 회로를 학습시킨 후 기존의 비례 적분 제어방식의 전압제어기를 학습된 신경망 회로 제어기로 대체하여 시뮬레이션을 수행하였다. 그 결과 기존 대비 최대 9.63%까지 오버슈팅이 개선되었으며, 안정적인 응답 특성에 대한 우수성을 확인하였다.

핵심용어 : 인공지능, 신경망 회로, 여자기, 엔진 발전기, 제어 시스템

Abstract : The exciter of a ship generator adjusts the magnetic flux through excitation current control to maintain the output terminal voltage constant. The voltage controller inside the exciter typically uses a proportional integral control method. however, the response characteristics determined by the gain and time constant produce unwanted output owing to an inappropriate setting value that can reduce the quality and stability of power within the ship. In this study, a neural network circuit is learned using stable input/output data that can be obtained through the AC4A type exciter model provided by IEEE, and the simulation is performed by replacing the existing proportional integral control type voltage controller with the learned neural network circuit controller. Consequently, overshooting was improved by up to 9.63% compared with that of the previous model, and excellence in stable response characteristics was confirmed.

Key Words : Artificial Intelligence, Neural Network, Exciter, Engine Generator, Control System

1. 서론

선박은 외부 시스템과 독립된 환경에서 운항하기에 필요한 전력을 자체적으로 생산해야만 하며, 주기관을 운전하기 위한 보조기기와 항해 통신 장비들은 생산된 전력으로 구동

되므로 선박의 안전을 위하여 선내 발전원의 전력의 품질 및 안정성은 매우 중요하다. 통상적으로 선박의 발전원은 정속 엔진을 원동기로 하는 동기 발전기가 사용되며 엔진 가버너가 실린더 내로 분사되는 연료량을 조절함으로써 토크를 발생시키고 엔진의 회전속도를 일정하게 유지하게 된다. 동기 발전기의 여자기는 여자전류 제어를 통해 발전기 출력 전압을 일정하게 유지할 수 있다. 이와 같이 가버너에서의 토크와 회전속도의 제어, 여자기에서의 단자 전압 제

* First Author : hmkim@komeri.re.kr, 055-370-6312

† Corresponding Author : jongskim@kmou.ac.kr, 051-410-4831

어는 엔진 발전기가 안정적인 전력을 선박에 공급 가능하게 하는 핵심적인 제어 요소이다.

최근 하드웨어 및 소프트웨어 관련 기술의 비약적인 발전을 통해 신경망 회로를 비롯한 다양한 방법의 기계학습 이론과 인공지능에 관한 연구가 많이 진행되고 있고, 이미지 분류, 음성 인식, 자율주행 자동차, 컴퓨터 비전 등 산업 전 분야에 걸쳐 영향을 미치고 있다(Zhao et al., 2021). 또한 이러한 기술은 전기·전자제어 분야에서도 많은 적용 연구가 수행되었는데 아래는 이에 대한 선행 연구들이다. 2019년 Wu, T.의 논문에서는 전력 반도체 모듈의 공기 냉각용 히트싱크의 자동 최적화에 유전알고리즘 기반의 최적화 설계 방법론이 제안되었다(Wu et al., 2019). 2018년 Zhan, X.의 논문에서는 다중 색상 LED 시스템에 대한 신경망 기반 색상 제어 방법을 제안하였다(Zhan et al., 2018). 2018년 Wu, J.은 신경망 기반 알고리즘의 태양광 MPPT 기법에 대해 제안되었다(Wu et al., 2018). 2020년 Yu, X.는 신경망 기반의 접근법을 사용하여 전력 네트워크를 결정하는 내용이 제안되었다(Yu, 2020). Kumar, R. S.는 스마트 그리드 모니터링 시스템에서 인공지능 기술의 영향에 대한 논문을 발표하였다(Kumar et al., 2023). 2021년 Vanting, N. B.은 전기 부하 예측을 위한 Deep neural network에 대한 포괄적인 리뷰를 하였다(Vanting et al., 2021). 2023년 Bento, M. E. C.는 전력 시스템의 부하 마진 계산을 위한 물리학 기반의 신경망을 제안하였다(Bento, 2023). 2023년 Olcay, K.와 Çetinkaya, N.은 전기차 충전소가 전기 네트워크에 미치는 영향에 대한 분석 수행하였다(Olcay and Çetinkaya, 2023). 상기 선행연구에서 확인할 수 있듯 기계학습 및 인공지능은 적용 범위와 가능성이 매우 넓고 크다.

한편, 동기 발전기 여자기 제어 관련 최근 연구 내용을 살펴보면 Da Silva Filho, J.는 여자 시스템 제어를 위해 Paraconsistent Annotated Logic의 특수한 이진 형태 (PAL2v)를 통합한 Model Predictive Control (MPC)을 제안하고 있고(Da Silva Filho et al., 2023), 2023년 Hu, Z.은 여자기 제어를 통해 DFIG의 주파수 지원을 개선하는 방법에 대해 연구하였다(Hu et al., 2023). 2022년 Al_Issa, H. A.는 동기발전기 코로나 방전 효과에 대해 여자 시스템 평가에 대한 연구를 수행하였다(Al_Issa et al., 2022).

관련 선행조사를 통해 시스템 입·출력에 대한 다량의 데이터 확보하고 신경망 회로를 설계하여 학습을 시킴으로써 시스템의 성능을 개선시킬 수 있음을 알 수 있었고, 선박 동기 발전기의 여자 시스템에 기계학습 및 인공지능 기법 적용에 대한 가능성을 확인할 수 있었다.

본 논문에서는 IEEE에서 제공하는 발전기 여자시스템 모델 중 하나인 AC4A 타입의 여자기(IEEE, 2016) 내부의 전압

제어기를 기존의 PI 제어기에서 신경망 회로 제어기로 대체하여 성능을 확인 하였다. 기존 여자기와 동기 발전기에 대한 Matlab/Simulink 모델링 및 시뮬레이션을 통해 전력 부하 변동에 따른 전기적 출력 특성 데이터를 수집하고, 이 데이터를 기반으로 신경망을 학습시켜 여자기 내부의 전압제어기를 대체 할 수 있는 신경망 회로 제어기를 설계하였다. 최종적으로 제안하는 제어기를 적용한 모델의 시뮬레이션을 통해 기존 제어기와 시스템 응답 특성을 비교하여 해당 제어기의 유효성을 검증하였다.

2. 선박 전력 시스템

2.1 선박의 전력 시스템

Fig. 1은 전통적인 상선의 전력 시스템에 대한 개념도이다. 다수의 엔진 발전기로 전체 그리드가 구성되며, 발전기의 대수와 용량은 선박 설계시 전력 부하 분석을 통해 결정한다. 발전기의 운전과 부하분담은 전력관리 시스템에 의해 제어하는데 이는 선박 전력계통의 안정성을 확보하기 위한 중요한 요소이다.

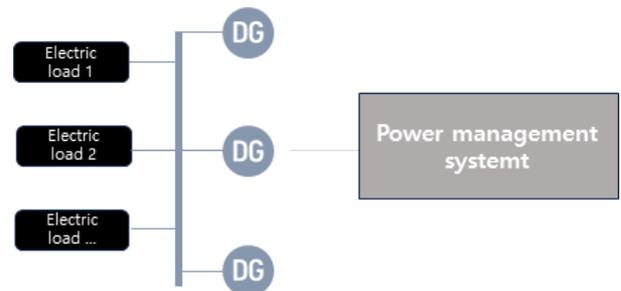


Fig. 1. Electric power system of conventional product carrier.

현존하는 선박 대부분은 직류 시스템이 아닌 교류 시스템을 적용하고 있으며, 이를 위해 발전기의 엔진은 동일한 주파수를 얻기 위해 정속으로 운전된다.

2.2 엔진 발전기

2.2.1 엔진 및 가버너

엔진의 가버너는 엔진 실린더 내 분사되는 연료의 가감을 통해 기계적인 출력을 내기 위한 토크를 생성하며 정속 발전기가 일정한 주파수를 유지하도록 회전속도를 조정한다. 이를 모델링하면 Fig. 2와 같이 나타낼 수 있다. 식(1)과 같이 발전기의 분당 회전수는 주파수와 회전자의 극수에 의해 결정 되는데 육상과 마찬가지로 선박의 주파수는 동일하게 유지되고 회전자의 극수는 제작 시 정해지는 상수이므로 엔진은 정속으로 운전되어야 한다.

신경망 회로 제어기를 이용한 선박 엔진 발전기의 여자기 제어 성능 개선에 관한 연구

$$rpm = \frac{120f}{P}$$

여기서, rpm = 발전기의 분당 회전수
 f = 발전기의 출력 주파수
 P = 발전기의 극수

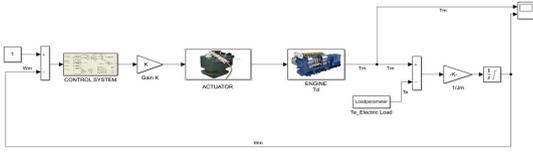


Fig. 2. Modeling for governor and engine.

2.2.2 동기 발전기

동기 발전기의 고정자 각 상에 대한 전압 방정식은 식 (2), (3), (4)와 같이 표현된다.

$$V_{as} = R_s i_{as} + \frac{d\lambda_{as}}{dt} \quad (2)$$

$$V_{bs} = R_s i_{bs} + \frac{d\lambda_{bs}}{dt} \quad (3)$$

$$V_{cs} = R_s i_{cs} + \frac{d\lambda_{cs}}{dt} \quad (4)$$

여기서, R = 고정자 저항
 i = 고정자 전류
 λ = 고정자 쇄교 자속 성분

각 상에 대한 쇄교 자속 성분은 식(5), (6), (7)과 같이 표현된다.

$$\lambda_{as} = \lambda_{asas} + \lambda_{asbs} + \lambda_{ascs} + \Phi_{asf} \quad (5)$$

$$\lambda_{bs} = \lambda_{bsas} + \lambda_{bsbs} + \lambda_{bscs} + \Phi_{bsf} \quad (6)$$

$$\lambda_{cs} = \lambda_{csas} + \lambda_{csbs} + \lambda_{cscs} + \Phi_{csf} \quad (7)$$

여기서, Φ = 회전자 쇄교 자속 성분

상기의 전압 방정식은 시간에 따라 변화하는 식이므로 효과적인 제어를 위해 Park-Clark's Transformation을 이용하여 회전좌표계 d-q축 전압 방정식인 식(8), (9)로 표현된다.

$$V_{ds}^{\omega} = R_s i_{ds}^{\omega} + \frac{d\lambda_{ds}^{\omega}}{dt} - \omega \lambda_{qs}^{\omega} \quad (8)$$

$$V_{qs}^{\omega} = R_s i_{qs}^{\omega} + \frac{d\lambda_{qs}^{\omega}}{dt} + \omega \lambda_{ds}^{\omega} \quad (9)$$

여기서, ω = 회전자계 속도

(1) 여자기는 회전자의 자속 성분을 조정함으로써, 단자 전압을 안정적으로 유지할 수 있다.

3. 신경망 회로 모델링

3.1 신경망 회로의 구성

신경망 회로는 Fig 3에 나타나는 바와 같이 신경망에 입력 데이터를 제공하는 입력층과 입력층으로부터 받은 데이터를 각 노드에서 가중치를 적용하여 활성화 함수를 통해 변환한 값을 출력층으로 전달하는 은닉층 그리고 신경망의 최종 출력을 생성하는 출력층으로 구성된다.

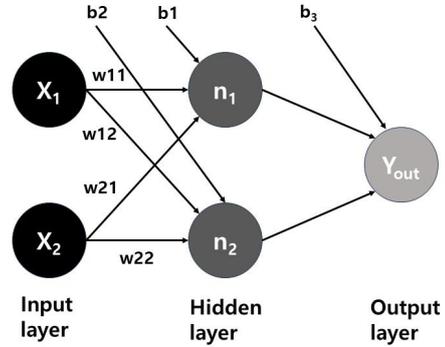


Fig. 3. Concept of neural network.

각 노드는 이전 계층의 노드에서 입력을 받아 처리하고 다음 계층의 노드로 출력을 전달하는데 이때 각 노드에서의 처리는 일반적으로 가중치를 적용한 합계를 계산하고 그 결과에 식(10)의 활성화 함수를 적용하는 과정을 포함한다.

$$h_j = f\left(\sum_i w_{ij} x_i + b_j\right) \quad (10)$$

여기서, h = 활성화 함수
 w = 입력에 대한 가중치
 b = 바이어스

3.2 신경망의 학습

신경망 내부의 가중치를 끊임없이 조정하기 위해 오차역전법을 사용하여 신경망의 출력 오차를 최소화하는 방향으로 가중치를 조정한다. 오차역전법은 다음과 같은 단계를 반복해서 수행한다. 먼저 활성화 함수에 따라 순전파 출력을 계산한다. 그 후 신경망의 최종 출력과 원하는 출력 사이의 오차를 계산하는데 이때 오차는 일반적으로 식(11)의 손실함수를 통해 계산된다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (t_{ij} - y_k)^2 \quad (11)$$

여기서, E = 평균 제곱 오차 함수
 t = 실제 타겟 값
 y = 신경망의 출력

출력층의 노드에 연결된 가중치가 변할 때 오차값이 어떻게 변하는지를 정의하는 편미분식은 chain rule을 이용해 식(12)와 같이 표현될 수 있고, 이때 출력 계층에서 입력 계층으로 오차를 역방향으로 전파한다.

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial h_{ij}} \frac{\partial h_{ij}}{\partial W_{ij}} = -\delta t_{ij} \quad (12)$$

여기서, δ = 오차 그라디언트

매 학습마다 오차값이 줄어들도록 가중치를 업데이트하면 최종적으로 최적의 가중치가 적용된 신경망 회로가 완성된다. 이러한 학습 과정은 식(13)으로 나타낼 수 있다.

$$W_{era+1} = W_{era} - \eta \frac{\partial E(W)}{\partial W} \quad (13)$$

여기서, η = 학습률

3.3 전체 전력 시스템

여자기 전압제어기와 신경망 회로 제어를 비교하기 위하여 Matlab/Simulink를 통해 동기 발전기, 여자기, 전력 부하를 모델링 하였고, 전체 시스템 구성도는 Fig. 4와 같다.

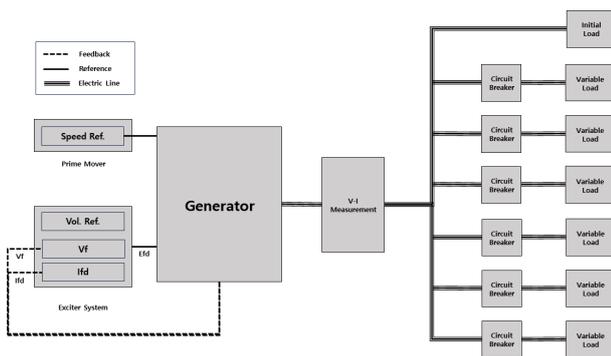


Fig. 4. Configuration for electric power system.

3.3.1 동기 발전기

정격용량 1,000kVA, 선간전압 440Vac, 주파수 60Hz 동기 발전기를 모델링 하였고, 이상적인 가버너에 의해 정격 회전속도를 유지할 수 있도록 시스템을 고안하였다.

3.3.2 AC4A 타입 여자 시스템

IEEE에서 제공하는 AC4A 타입의 여자 시스템 파라미터를 적용하였으며, 그에 대한 주요 값은 Table 1과 같다.

Table 1. Main parameter for controller of AC4A type exciter

Parameter	Value (Unit)
Low-pass filter time constant	20 (ms)
Voltage regulator gain	200
Voltage regulator time constant	0.015 (s)

3.3.3 전력 부하

시간에 따른 전력 부하 변동을 모델링하기 위하여 Initial Load 1개, Variable Load 6개 그리고 Variable Load를 계통에 연계 시키거나 차단시키는 Circuit Breaker 6개로 구성하였다. 또한 Initial Load 및 Variable Load는 각 시뮬레이션 차수마다 그 값을 변동할 수 있으며, Circuit Breaker의 차폐 시간도 조정 가능하도록 모델을 구성하였다.

3.4 신경망 회로 학습

3.4.1 학습을 위한 데이터 수집

0.2 ms 주기로 여자기 메인 전압제어기의 입력값인 고정자 단자 Reference 전압, 고정자 계자 전류 및 출력값인 출력 계자 전압을 수집하였고, Table 2의 부하 변동 시나리오에 따라 총 [590,010 x 2] 개의 예측변수와 [590,010 x 1] 개의 응답 변수를 획득하였다.

Table 2. Scenario for data acquisition

Scenario	Initial load	Total time	Step up period
100 kW load step up	150 kW	21s	3s
100 kW load step down	750 kW	21s	3s
200 kW load step up	150 kW	15s	3s
200 kW load step down	950 kW	15s	3s
400 kW load step up	150 kW	9s	3s
400 kW load step down	950 kW	9s	3s
800 kW load step up	150 kW	7s	3s
800 kW load down up	950 kW	7s	3s

3.4.2 신경망 회로 학습

수집된 데이터의 70%를 훈련데이터로 사용하였고, 나머지 각각 15%씩 검증 데이터와 테스트 데이터로 활용하여 Fig. 5와 같이 신경망 회로 학습을 수행하였다. 이때 은닉층의 크기는 30개로 설정하였다.

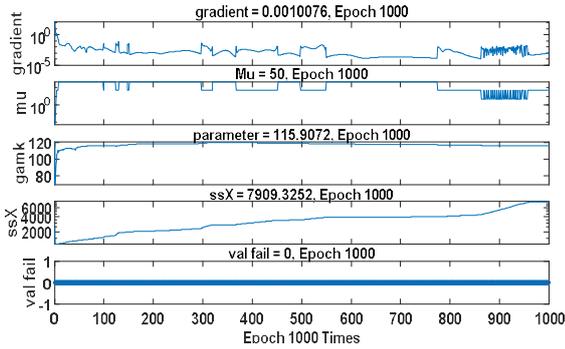


Fig. 5. Status plot for neural network training.

4. 시뮬레이션

4.1 여자기 내부 메인 전압제어기 비교

Fig. 6에 제시된 바와 같이 기존의 AC4A 타입 여자기의 메인 전압제어기를 학습이 완료된 신경망 회로 제어기로 대체하여 Table 3에 제시된 총 3가지 시나리오에 대한 전력 부하 상승 시뮬레이션을 수행한 뒤 그 결과를 비교하였다. 발전기 용량 대비 낮은 비율의 전력 부하 변동은 단자 전압 하강 또는 상승에 따른 유의미한 제어기 특성 확인이 어려우므로 시나리오 1에서 최소 부하 상승은 발전기 용량의 10%인 100kW로 설정하였고, 시나리오 2는 이의 2배인 20%, 마지막으로 Bow Thruster와 같이 대용량 모터를 구동할 경우에 대한 가상 시나리오로 80% 부하 상승을 설정하였다.

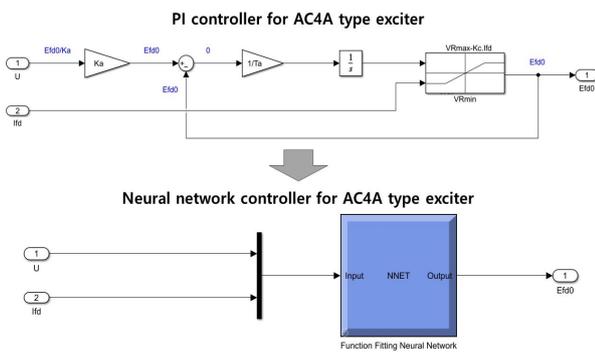


Fig. 6. Exciter system adapted NN controller.

Table 3. Simulation scenario

Scenario	Initial load	Total time	Step up period
100 kW load step up	150 kW	21s	3s
200 kW load step up	150 kW	15s	3s
800 kW load step up	150 kW	7s	3s

4.2 시뮬레이션 결과

4.2.1 100kW 스텝 부하 상승 시뮬레이션 결과

Fig. 7에 제시된 바와 같이 신경망 회로 제어기가 기존 제어기 대비 출력 계자 전압 최고값에 대한 편차가 최대 2.51%가량 개선되는 것을 확인할 수 있었고, 출력의 안정성도 더욱 양호함을 확인할 수 있었다.

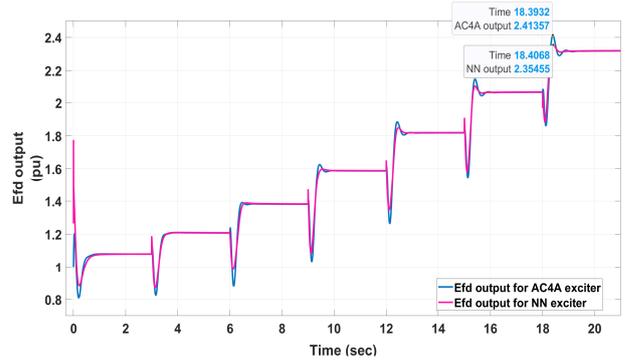


Fig. 7. Efd output of exciter for 100kW load step up.

4.2.2 200kW 스텝 부하 상승 시뮬레이션 결과

Fig. 8에 제시된 바와 같이 신경망 회로 제어기가 기존 제어기 대비 출력 계자 전압 최고값에 대한 편차가 최대 4.14%가량 개선되는 것을 확인할 수 있었다.

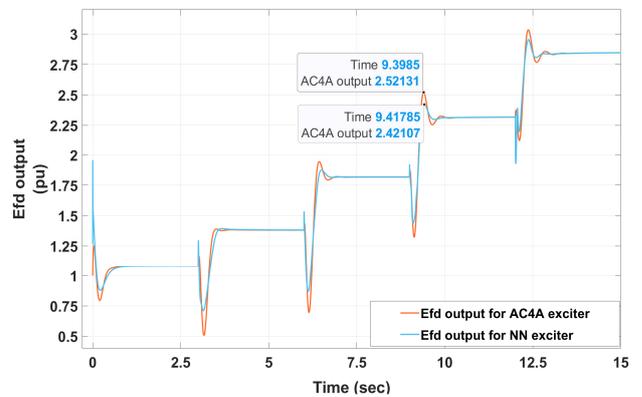


Fig. 8. Efd output of exciter for 200kW load step up.

4.2.3 800kW Heavy load 부하 상승 시뮬레이션 결과

Fig. 9에 제시된 바와 같이 신경망 회로 제어기가 기존 제어기 대비 출력 계자 전압 최고값에 대한 편차가 최대 9.63%가량 개선되는 것을 확인할 수 있었다.

계통에 인가되는 순간적인 전력 부하의 크기에 따라 여자기의 입력값인 발전기 단자 전압의 전압강하가 커지게 된다. PI 제어기의 특성상 입력값의 변동이 크면 그 과도 응답의 크기도 커지는데 신경망 회로 제어기의 경우, 학습하는

과정에서 각 노드의 가중치와 바이어스가 최적의 값을 가짐에 따라 입력값의 큰 변동에도 PI 제어기 대비 편차가 적은 것을 확인 할 수 있다.

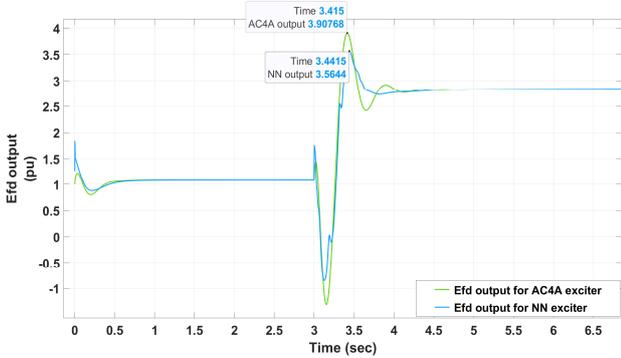


Fig. 9. Efd output of exciter for 800kW load step up.

4.2.4 신경망 회로 제어기의 응답 특성

Fig. 10의 결과와 같이 기존 제어기의 경우 단자전압 440V 대비 오버슈트는 0.35%, 언더슈트는 1.55%이며, 신경망 회로 제어기의 경우 오버슈트는 0.12%, 언더슈트는 1.35%로 두 제어기 모두 응답 특성이 양호함을 확인 할 수 있었다. 그러나 신경망 회로 제어기는 오버슈트 이후에 기준 전압으로 수렴하는 과정에서 기존 제어기 대비 출력값의 변동이 더 적어 보다 더 안정적으로 기준 전압에 수렴하는 것을 확인 가능하다.

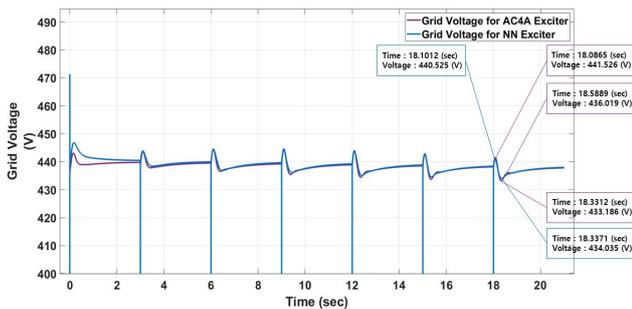


Fig. 10. Grid voltage for 100kW load step up.

5. 결론 및 고찰

선박 전력계통에 안정적인 전력을 공급하기 위해 사용되는 발전기 여자기의 메인 전압제어기는 PI 제어기가 적용되고 있다. 이 제어기는 현재 가장 널리 사용되는 제어기 중 하나이며, 성능의 우수성과 안정성은 이미 입증되어 있다. 본 연구에서는 여자기 내부 PI 전압제어기의 입출력 값을

데이터화 하여 오차를 최소화 할 수 있도록 노드의 가중치를 조정하는 방법으로 신경망 회로를 학습시켰다. 학습된 신경망 회로 제어기를 적용하여 응답 특성에 있어 PI 제어기 대비 오버슈팅이 최대 9.63% 낮아지고, 출력값의 수렴 특성이 우수한 결과를 얻을 수 있었다.

신경망 회로 제어기의 활용을 위해서는 먼저 작동이 원활한 제어기로부터 입출력 데이터의 확보라는 선행 조건이 필요하지만, 학습을 통해 기존의 제어기보다 응답 특성이 우수한 제어기를 얻을 수 있음을 확인 하였다. 기존의 PI 제어기와 본 논문에서 제안하는 신경망 회로를 실제 선박에 병렬로 구성할 경우, 평상시 PI 제어기를 통해 안정적인 데이터를 수집하고 이를 통해 신경망 학습을 수행하는 방법도 가능할 것이다. 또한 이를 통해 기존 제어기의 문제 발생 시 병렬로 구성되어있는 신경망 회로 제어기로의 전환을 통해 선박 전력 시스템의 안전성을 더욱 강화 할 수 있을 것이다. 향후 본 논문에서 얻은 결과를 바탕으로 실제 제어기를 동기 발전기에 장착 후 실증 연구를 통해 보다 많은 데이터를 확보할 예정이다.

후 기

이 연구는 2023년 해양수산부 재원으로 해양수산과학기술진흥원(KIMST)의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 20210369, 전기복합 추진어선 핵심 기자재 기술개발).

References

- [1] Al_Issa, H. A., M. Drechny, I. Ttrad, M. Qawaqzeh, V. Kuchanskyy, O. Rubanenko, S. Kudria, P. Vasko, O. Miroshnyk, and T. Shchur(2022), Assessment of the Effect of Corona Discharge on Synchronous Generator Self-Excitation, Energies, Vol. 15, No. 6.
- [2] Bento, M. E. C.(2023), Physics-Guided Neural Network for Load Margin Assessment of Power Systems, IEEE Transactions on Power Systems.
- [3] Da Silva Filho, J. I., R. A. Bispo de Oliveira, M. C. Rodrigues, H. M. Côrtes, A. Rocco, M. C. Mario, D. V. Garcia, J. M. Abe, C. R. Torres, V. B. D. Ricciotti, A. C. D. Ricciotti, A. de Carvalho, Jr. and G. Lambert-Torres(2023), Predictive Controller Based on Paraconsistent Annotated Logic for Synchronous Generator Excitation Control, Energies, Vol. 16, No. 4.
- [4] Hu, Z., Y. Ren, Q. Meng, P. Yun, C. Fang, and Y. Pan(2023), Improvement of Frequency Support for a DFIG Using a

Virtual Synchronous Generator Strategy at Large Power Angles, *Energies*, Vol. 16, No. 2.

- [5] IEEE(2016), IEEE Recommended Practice for Excitation System Models for Power System Models for Power System Stability Studies, IEEE Power and Energy Society. IEEE Std 421.5-2016 (Revision of IEEE Std 421.5 [2003]): 1-207.
- [6] Kumar, R. S., P. Saravanan, and R. Tiwari(2023), Impact of Artificial Intelligence Techniques in Distributed Smart Grid Monitoring System, *Smart Energy and Electric Power Systems*. pp. 79-103.
- [7] Olcay, K. and N. Çetinkaya(2023), Analysis of the Electric Vehicle Charging Stations Effects on the Electricity Network with Artificial Neural Network, *Energies*, Vol. 16, No. 3.
- [8] Vanting, N. B., Z. Ma, and N. Jorgensen(2021), A scoping review of deep neural networks for electric load forecasting, *Energy Informatics. Academy Conference Asia 2021*, Vol. 4, No. 49.
- [9] Wu, J., K. Zhao, Y. Jiang, L. Cheng, Q. Liu, Y. Xue, and K. Peng(2018), Maximum Power Point Tracking Algorithm for Laser Power Beaming Based on Neural Networks, 2018 IEEE 3rd International Conference on Cloud Computing and Internet of Things (CCIOT).
- [10] Wu, T., Z. Wang, B. Ozpineci, M. Chinthavali, and S. Campbell(2019), Automated Heatsink Optimization for Air-Cooled Power Semiconductor Modules, *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol. 34, No. 6, pp. 5027-5031.
- [11] Yu, X.(2020), The Correlation of Network Topology and Power System Resilience by Using Neural Network Analysis, 2020 IEEE 11th International Symposium on Power Electronics for Distributed Generation Systems (PEDG).
- [12] Zhan, X., W. Wang, and H. Chung(2018), A Neural-Network-Based Color Control Method for Multi-Color LED Systems, *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol. 34, No. 8, pp. 7900-7913.
- [13] Zhao, S., F. Blaabjerg, and H. Wang(2021), Interactions of the Wakes of Two Spheres Placed Side by Side, *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol. 36, No. 4, pp. 4633-4658.

Received : 2023. 08. 21.

Revised : 2023. 09. 18.

Accepted : 2023. 10. 27.