

연료전지-가변속 디젤발전기를 이용한 전기추진선박 발전시스템의 심층강화학습 기반 최적 스케줄링 기법

강유정*, 디타 푸스피타*, 정일엽*
국민대*

Optimal Power Management for Fuel Cell-Variable Speed Diesel Generator Hybrid Electric Propulsion Ships Using Deep Reinforcement Learning

Yujeong Kang*, Dita Puspita*, Il-Yop Chung*
Kookmin University*

Abstract - 본 논문은 연료전지 (Fuel Cell, FC)와 가변속 디젤 발전기(Variable Speed Diesel Generator, VSDG)로 구성된 하이브리드 전기추진선박을 대상으로 전력관리시스템 (Power Management System, PMS)의 최적 발전원 급전 전략을 제안한다. PMS의 의사결정 문제를 Markov Decision Process(MDP)로 정식화하고, Deep Q-Network(DQN) 기반 강화학습을 적용하여 FC와 VSDG의 최적 발전 전략을 도출한다. 이를 기존 선박용 PMS에서 많이 사용하던 발전기 급전 방법인 우선순위법 (Priority List Method, PLM)과 비교하여, 제안 기법의 총 운용 비용 절감 효과를 확인한다.

1. 서 론

국제해사기구(International Maritime Organization, IMO)의 황산화물(SOx) 및 질소산화물(NOx) 배출 규제 강화와 온실가스(GHG) 감축 목표에 대응하여, 탈탄소화와 에너지 효율 향상이 핵심 과제로 부상하고 있다. 이에 따라, 연료 효율 개선과 저탄소 에너지 통합이 가능한 전기추진선박은 해상 운송의 전기화 및 친환경화를 위한 유망한 대안으로 주목받고 있다 [1]. 전기추진 시스템은 높은 연료 효율과 운용 유연성을 제공하지만, 연료비가 운항 비용의 큰 비중을 차지하므로 경제적인 운항을 위한 발전기 스케줄링이 중요하다. PLM은 구현이 용이하다는 장점이 있으나, 비선형 연료 특성과 복합 운전 제약을 충분히 반영하기 어렵다. 이를 보완하기 위해 경제급전 (Economic Dispatch, ED)과 발전기의 기동·정지(Unit Commitment, UC)를 결합한 통합 최적화 기법이 제안되었으나, 시스템 규모 증가에 따른 계산 복잡도로 인해 실시간 적용에는 한계가 존재한다.

최근 이러한 한계를 극복하기 위한 대안으로 심층강화학습 기반 접근법이 적용되고 있으며, 특히 DQN은 대규모 상태 공간에서의 의사결정 문제를 효율적으로 해결할 수 있는 방법으로 주목받고 있다. 이에 본 연구에서는 DQN 기반 UC와 λ 기반 ED를 결합한 하이브리드 최적화 프레임워크를 제안한다. 이를 FC-VSDG 하이브리드 전기추진선박에 적용하여 경제성을 향상시키는 최적 운용 전략을 도출한다.

2. 시스템 모델링 및 최적화 문제 정식화

2.1 최적 발전원 급전 문제

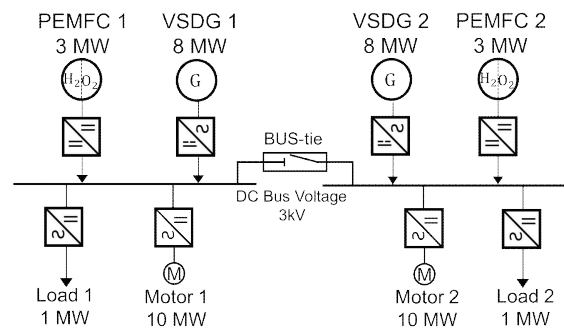
본 연구는 그림1에 나타난 FC-VSDG 기반 하이브리드 전기추진선박을 대상으로 한다. 해당 계통은 대칭 이중화 구조로 구성되며, 발전원과 부하는 DC bus를 중심으로 연계되어 선박 내 전력계통을 형성한다. 제안하는 발전원 급전 기법은 DQN 기반 UC와 λ 기반 ED를 결합한 하이브리드 최적화 프레임워크로, 발전기 운전 조합을 결정과 출력 배분을 단계적으로 수행한다. 이를 통해 안정적인 전력 공급과 동시에 경제적인 발전 스케줄링을 수행한다.

2.2 목적함수 및 제약조건

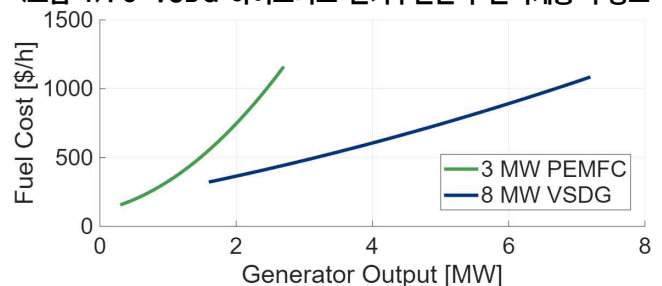
선박 전력 시스템에서의 최적 발전 스케줄링은 주어진 운전 조건에서 총 운영 비용을 최소화하는 것을 목표로 한다. 이를 위해 FC와 VSDG의 출력 특성을 반영한 연료비용 함수를 정의하며, 각 발전기의 특성은 <그림 2>에 나타난다. 총 운영 비용은 식 (1)과 같이 각 발전기의 연료비용과 기동 비용의 합으로 구성되며, 목적함수는 모든 시간 구간에서 전력 수요를 만족하

면서 이를 최소화하도록 설계된다.

최적화 과정에서는 안정성과 신뢰성을 확보하기 위해 운전 제약조건을 정의한다. 전력 수급 균형 제약은 총 발전량이 부하 수요를 만족하도록 하며, 식 (2)와 같이 표현된다. 발전기 출력 제한 제약은 각 발전기의 출력 범위를 제한하며, 식 (3)과 같이 나타낸다. 또한, 최소 운전 발전기 수 제약은 전력 공급의 신뢰성을 확보하기 위한 조건으로, 식 (4)와 같이 표현된다. 본 연구에서는 최소 2대 이상의 발전기가 운전되도록 설정한다.



<그림 1> FC-VSDG 하이브리드 전기추진선박 전력계통 구성도



<그림 2> 각 발전기의 연료비용 함수

$$T_t = \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^N (F_i(P_i^t) + SC_i^t) u_i^t \quad (1)$$

$$P_{demand}^t - \sum_{i=1}^N P_i^t u_i^t = 0 \quad (2)$$

$$u_i^t P_i^{\min} \leq P_i^t \leq u_i^t P_i^{\max} \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^N u_i^t \geq N_{on}^{\min} \quad (4)$$

3. 제안하는 DQN 기반 하이브리드 스케줄링 기법

3.1 MDP 정식화

전기추진선박의 최적 PMS 스케줄링 문제를 MDP(Markov Decision Process)로 정식화하며, MDP는 식 (5)와 같이 상태 공간, 행동 공간, 상태 전이 확률, 보상 함수로 구성된다. 에이전트(agent)는 현재 상태를 관측하고 보상을 획득한 후 다음 상태로 전이되며, 이를 반복하여 장기 누적 보상을 최대화하는 정책을 학습한다. 본 연구에서 상태는 시점 t 의 부하 수요와 발전기 운전 상태 벡터로 구성되며, 행동은 발전기의 ON/OFF 결정으로

정의된다. 보상 함수는 총 운용 비용의 음수로 설정하여 비용 최소화를 반영하고, 상태 전이 함수는 현재 상태와 선택된 행동에 따른 다음 상태를 결정한다. 각 구성요소는 식 (6) - (9)에 나타난다.

$$M = (S, A, P, R) \quad (5)$$

$$s_t = [P_{load}^t, u_t] \quad (6)$$

$$a_t = [a_{FC1}^t, a_{FC2}^t, a_{VSDG1}^t, a_{VSDG2}^t] \quad (7)$$

$$r_t = -T_t \quad (8)$$

$$s_{t+1} = f(s_t, a_t) \quad (9)$$

3.2 DQN 기반 UC 및 λ 기반 ED

DQN은 온라인 네트워크, 타겟 네트워크, 경험 재생을 활용하여 UC 정책을 학습한다. 각 시간 단계에서 에이전트는 ϵ -greedy 전략에 따라 발전기 운전 조합을 선택하며, 다음 상태에서 계산된 타겟 Q값을 기반으로 네트워크를 업데이트한다. 타겟 Q값은 식 (10)과 같이 정의되며, 최적 네트워크를 업데이트함으로써 ON/OFF 결정을 UC 정책을 도출한다 [2].

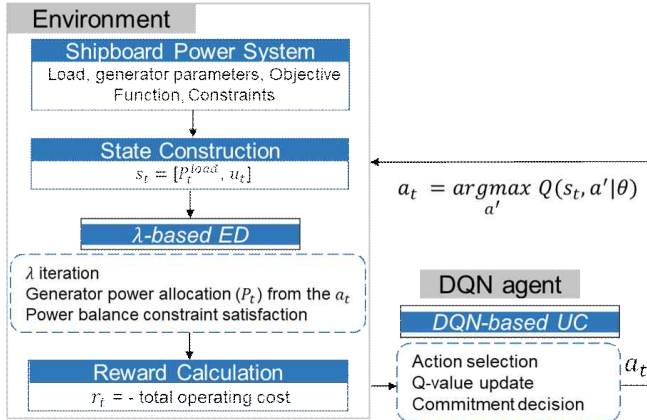
DQN을 통해 발전기 운전 조합이 결정되면, λ 기반 ED를 수행하여 각 발전기의 출력을 배분한다. ED 문제는 식 (11)과 같이 라그랑주 함수로 정식화되며, 전력 수급 균형을 만족하면서 총 운용 비용을 최소화하는 출력을 계산한다. 최적 조건에서는 각 발전기의 한계 연료비용이 라그랑주 승수 λ 와 같아지며, 이는 식 (12)와 같이 표현된다. λ 는 전력 균형을 만족할 때까지 반복적으로 갱신된다.

$$y_t = r_t + \gamma \max_{a'} Q(s_{t+1}, a' | \theta^-) \quad (10)$$

$$\mathcal{L} = \sum_{i \in \Omega_t} F_i(P_i^t) + \lambda (P_{demand}^t - \sum_{i \in \Omega_t} P_i^t) \quad (11)$$

$$\frac{dF_i(P_i^t)}{dP_i} = \lambda \quad (12)$$

제안 기법의 전체 프레임워크는 <그림 3>에 나타내었다.



<그림 3>제안하는 DQN 기반 하이브리드 스케줄링 프레임워크

4. 사례 연구

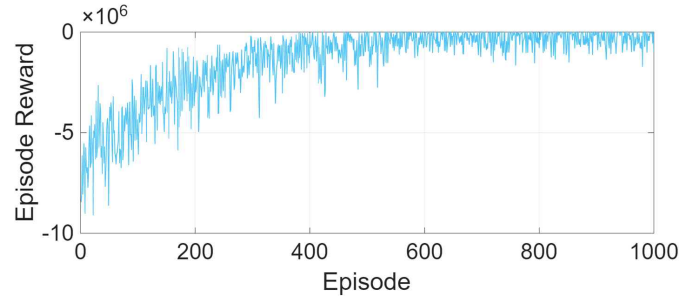
본 연구에서는 제안하는 DQN 기반 UC와 λ 기반 ED를 결합한 하이브리드 발전 스케줄링의 경제성을 평가하고, 기존 PLM과 비교·분석한다.

4.1 시뮬레이션 결과 및 성능 분석

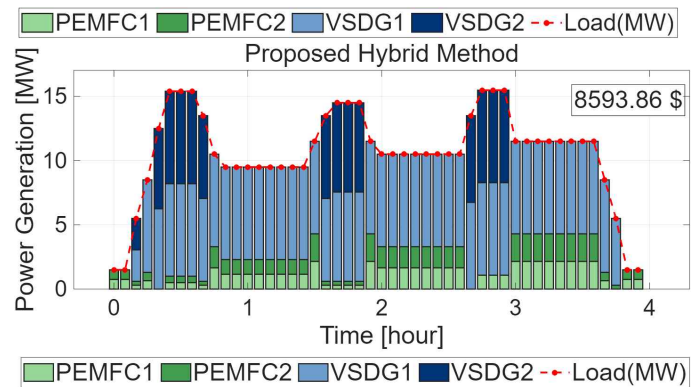
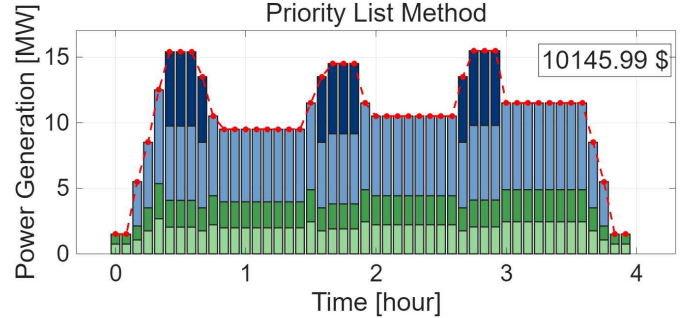
<그림 4>는 DQN 기반 UC 학습 과정에서의 보상 수렴 특성을 나타낸다. 학습 초기에는 발전기 조합 탐색으로 인해 보상이 크게 변동하지만, 이후 변화 폭이 감소하며 일정 수준으로 수렴한다. 이는 제안 기법이 안정적인 정책을 학습함을 의미한다.

<그림 5>은 동일한 부하 조건에서 PLM과 제안 기법의 발전 스케줄링 결과를 비교한 것이다. PLM은 사전에 정의된 우선순위에 따라 발전기를 기동하므로 발전기 효율 특성을 충분히 반영하기 어렵다. 반면, 제안 기법은 DQN 기반 UC를 통해 시간별 최적 발전기 조합을 결정하고, λ 기반 ED를 통해 출력을 경제적으로 배분하여 부하 조건에 적합한 운전 전략을 도출한다.

<표 1>에 나타난 바와 같이, 제안 기법은 PLM 대비 총 운용 비용을 약 14.34% 절감하였다. 이는 제안 기법이 기존 방법보다 경제적인 발전 스케줄링을 수행할 수 있음을 보여준다.



<그림 4> DQN 학습 보상 수렴 결과
Priority List Method



<그림 5> 발전 스케줄링 결과

<표 1> 총 운용 비용 결과 비교

Method	PLM	Proposed Hybird Method
Total Cost [\$/h]	10,145.99	8,690.66
Reduction [%]	-	▼14.34%

5. 결 론

본 논문에서는 FC-VSDG 하이브리드 전기추진선박을 대상으로, DQN 기반 UC와 λ 기반 ED를 결합한 하이브리드 발전 스케줄링 기법을 제안하였다. 이는 기존 PLM 대비 총 운용 비용 절감 효과를 보였으며, 이를 통해 제안 기법이 전기추진선박의 경제적 운용을 위한 효과적인 스케줄링 방법임을 입증하였다.

감사의 글

본 연구는 산업통상자원부 및 한국산업기술기획평가원(KEIT)의 조선해양산업기술개발사업의 연구결과로 수행되었음 (RS-2025-02633139).

[참 고 문 헌]

- [1] International Maritime Organization (IMO). 2023 IMO Strategy on Reduction of GHG Emissions from Ships; IMO: London, UK, 2023.
- [2] Mnih, V. et al. Human-level control through deep reinforcement learning. Nature 2015, 518, 529 - 533.