



Received: 2022/01/30
Revised: 2022/03/02
Accepted: 2022/03/24
Published: 2022/03/31

***Corresponding Author:**

Chang Woo Hong

Republic of Korea Naval Academy
PO box number 88-4-1, 1 Jungwon-ro, Jinhae-gu,
Changwon-si, Gyeongnam, 51704, Republic of Korea
Tel: +82-55-907-5304
E-mail: spearw@navy.ac.kr

전기추진 선박의 발전 방향과 실데이터를 활용한 전력 부하 예측

Electric Power Load Forecasting Using Real Data and the Recent Advancements of Electric Propulsion Ships

진성훈¹, 홍창우^{2*}

¹해군 소령/잠수함사령부

²해군 소령/해군사관학교 기계시스템공학과 교수

Sung Hoon Jin¹, Chang Woo Hong^{2*}

¹LCDR, ROK Navy/Submarine Force Command

²LCDR, ROK Navy/Professor, Dept. of Mechanical System Engineering, ROK Naval Academy

Abstract

본 논문에서는 가스 운반선의 실데이터를 활용한 전력 부하 예측 실험결과를 도출하였다. 먼저 전기추진 함정의 도입으로 인한 전기에너지 중요성과 패러다임의 변화를 소개하고, 전력 부하 예측 기법과 예측 사례를 살펴보았다. 전력 부하 예측 실험은 가스 운반선의 실데이터를 활용하여 딥러닝으로 수행하였으며 높은 정확도를 도출하였다. 이후 대한민국 해군에서의 적용과 향후 발전 방향에 대해 논의하였다.

In this paper, the results of the electric power load forecasting experiment using the actual data of the gas carrier were derived. First, the importance of electric energy and paradigm changes due to the introduction of electric propulsion vessels were introduced, and electric power load forecasting techniques and prediction cases were examined. The electric power load forecasting experiment was performed through deep learning using the actual data of the gas carrier, and high accuracy was derived. After that, the application of the Korean Navy and the direction of future development were discussed.

Keywords

DTC(Decision Tree Classification),
전기추진 함정(All Electric Ship),
전력 부하 예측(Electric Power Load Forecasting),
가스 운반선(Gas Carrier),
딥러닝(Deep Learning)

Acknowledgement

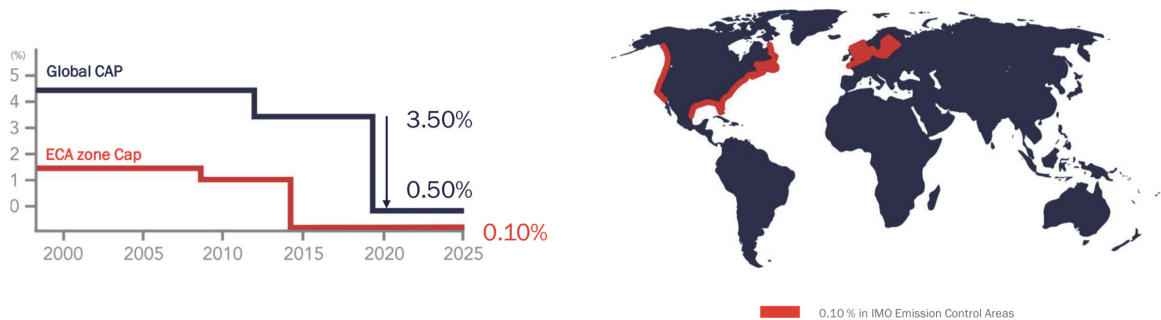
이 논문은 2021년도 해군 군수사령부 함정기술지에 발표된 내용을 편집한 논문임.

1. 서론

해양오염 방지를 위한 UN 산하 국제해사기구(IMO, International Maritime Organization)의 선박 배출가스 규제인 “IMO 2020”으로 조선, 해운 시장의 패러다임 전환이 시작되었다. 선박 연료유의 황산화물 함유율을 현행 ‘3.5 % 미만’에서 ‘0.5 % 미만’으로 제한한 IMO의 환경 규제를 더불어 여러 국가가 배출규제해역을 지정하여 황산화물 배출 제한을 0.1%로 강화하고, 질소산화물은 기존 대비 80 % 줄이는 더욱 강력한 환경규제를 도입하고 있다(Fig. 1). 이에 따라 EU, 미국 등 주요국은 황산화물 저감 장치의 설치와 친환경 선박의 기술개발 및 보급 확산을 위해 다양한 중장기 정책을 추진 중이다. 2019년 기준 전 세계 친환경 선박은 102,960척 중 5,753척(5.6 %)으로 매우 부족하며, 친환경 선박의 기술개발 및 보급이 가속화되는 현시점에서 선박 발주량 세계 1위 대한민국 조선산업은 향후 미래 시장에 대비해야 할 중요한 시기에 직면했다. 우리나라는 이러한 패러다임 변화에 대응하기 위해 “친환경적인 선박의 개발 및 보급 촉진에 관한 법률”을 2019년에 제정하고, 친환경 뉴딜과의 연계를 통한 선박 배출 온실가스 감축 및 친환경 시장 창출을 목표로 “2030 Green Ship-K”를 추진 중이다.

최근 친환경 선박 개발을 위해 전기추진체계가 많은 관심을 받고 있다. 전기추진 선박 건조를 위한 조선 기술과 핵심부품(전기 인버터, 컨버터, 추진 전동기 등) 연구와 함께 선행되어야 할 분야는 바로 전력 부하 예

Low Sulphur IMO 2020 Regulation: facts & figures



As of January 1st 2020, the sulphur in fuel oil must be reduced to 0.50% from 3.50%.

This requirement comes in addition to the 0.10% sulphur limit in the Emission Control Areas (ECA) zones.

Fig. 1. IMO regulation status and emission control area

측을 통한 부하 관리(power management)이다. 현재 운영 중인 기계식 추진 선박의 연료유 소비는 운영비용의 75%를 차지하고 있으며 운영비용의 절감 및 장비 이상 유무 확인을 위한 목적으로 선박의 연료 소모량(FOC, fuel oil consumption) 예측에 관한 연구는 이루어지고 있으나, 선박의 전력 부하 예측 연구는 미비한 실정이다. 기계식 추진 선박의 전력 부하 요구량은 그다지 크지 않으며 발전기의 예비력을 충분하게 두어 전력 부하 예측에 대한 필요성과 관심이 부족했기 때문이다. 하지만 선박의 장비 운용 및 추진을 모두 전기에너지로 활용하는 전기추진 선박의 전력 부하 예측은 선박 설계 시 장비의 선정부터 선박의 운용까지 큰 영향을 미치게 된다.

대한민국 해군은 2018년 처음 하이브리드 추진체라고 볼 수 있는 CODLOG(combined diesel electric or gas turbine)가 적용된 대구함을 취역하여 운용 중이며, 전기추진 함정의 도입을 앞두고 있다. 일반 상선과 비교하여 많은 전기에너지를 사용하는 함정에 있어 전력사용량 예측은 더욱 중요한 의미가 있다. 점점 발전하고 있는 무기체계는 더 많은 전기에너지가 필요하며, 또한 새로운 무기체계로 대표되는 레일건, 이지스 레이더 같은 고출력 에너지 무기체계의 등장으로 이제는 함정의 전기에너지는 보조적으로 필요한 에너지의 개념을 넘어 작전 운영을 결정하는 필수적 요소가 되고 있다.

전기추진 함정의 안전하고 효율적인 운영을 위해서는 고성능의 전원관리시스템(PMS, power management system)이 필수적이다. PMS를 이용하여 함정의 전력 부하를 자동으로 제어하고 안정적으로 제공하게 되는데, 병

력 감축으로 인한 함정 승조원의 감소 추세로 자동화 시스템이 더욱 절실해진 현 상황에서 전력 부하 예측은 PMS의 성능을 극대화할 수 있는 수단이 될 수 있다. 추가로 함정의 ESS(energy storage system) 탑재 시 ESS의 효율적인 운영을 위한 충·방전 제어는 전력 부하 예측을 바탕으로 한 PMS를 통해 실현할 수 있다.

전력 부하 예측 연구 분야는 최근 신재생에너지의 확대에 많은 연구가 진행되고 있다. 수급 불안정성이 동반되는 신재생에너지의 특성상 효과적인 사용을 위해서는 전력 부하 예측이 동반되어야 하기 때문이다. 육상에서의 전력 부하 예측은 많은 연구를 통해 기온·습도 등의 환경적 요소와 이용자의 생활 방식이 연관성을 갖는다는 것이 밝혀졌으나, 선박의 전력 부하 예측은 어떠한 요소들이 전력 부하에 영향을 미치는지 명확하지 않고, 비선형성을 가지고 있어 예측에 제한점이 많다.

본 연구는 전기추진 선박의 발전 방향과 인공지능을 활용한 전력 부하 예측기법을 소개하고, 실제 선박의 항해 데이터를 활용하여 예측 가능성을 확인함과 동시에 향후 해군에서의 발전 방향에 대하여 제시한다.

2. 전기추진 선박과 전력 부하 예측

2.1 전기추진함정 발전 방향

2.1.1 선박 DC Grid 도입

육상 전력 계통에서는 기존 전력망과 완전히 분리된, 혹

은 분리하여 독립적으로 전력을 공급할 수 있는 마이크로 그리드에 대한 연구가 계속되고 있다. 이에 군사적 목적의 마이크로그리드에 대한 관심이 높아지고 있는데, 미국방성(DoD, Department of Defense)은 에너지 안보 강화 목적으로 마이크로 그리드를 적극적으로 추진하고 있으며, 2050년까지 자체 전력 에너지 수요의 25%를 재생에너지를 통해 생산 조달하고 스스로 제어 가능한 마이크로 그리드를 구축하는 것을 목표로 설정하였다.

군사 기지의 전력 수요는 약 50 MW ± 25 MW로 이는 해군 전투함정과 유사한 전기적 크기의 전력 시스템을 가진다. 함정은 독립된 전원계통이라는 점에서 마이크로 그리드와 유사하며, 안정된 전원 공급이 무엇보다 중요하다. 기존 선박은 AC 계통의 전력 시스템을 주로 운용하였는데 이는 직류차단기가 교류차단기와 비교하면 복잡한 구조와 큰 규모를 가지고 가격도 상대적으로 높았기 때문이다.

하지만 2011년부터 연구된 선박 DC grid 기술의 등장으로 선박에서의 DC 계통에 대한 연구와 적용이 본격적으로 시작되었고, 이 선박 DC grid 기술은 기존 AC grid 대비 연료량을 약 27% 정도 감소시켰다. DC 해상 마이크로 그리드 모델 및 통합 전력 시스템(IPS, integrated power system) 모델은 Fig. 2와 같이 나타낼 수 있으며 전기부품의 유동적인 배치를 통해 더 기능적인 선박 디자인 설계를 가능하게 함과 동시에 AC 계통이 가지는 무효 전력 및 고조파 문제를 해결할 수 있다. 또한, 주파수 동기화가 제거되어 병렬연결 및 분리가 훨씬 쉬워져 해군 전력 시스템용으로 설계된 DC 구역 배전 시스템(ZED, zonal electrical distribution)과 같은 “플러그 앤 플레이” 기술적용이 가능하다.

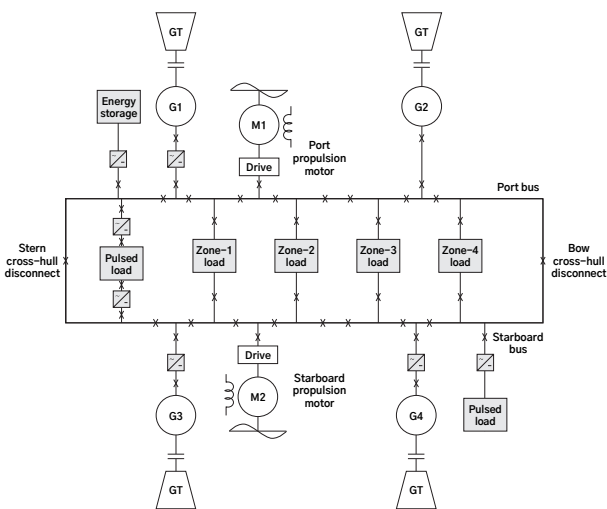


Fig. 2. DC zonal electrical distribution system (DC-ZEDS)

이러한 DC 배전 시스템 연구로 인하여 전기추진체계의 도입이 가시화되고 있으나, 선박 설계 시 가장 크게 중점을 두어야 하는 안정적인 운용을 위한 DC grid의 제어 및 보호와 관련된 기술적 연구가 여전히 진행 중이며, 육상 마이크로 그리드에 적용 중인 고급 제어 및 관리 방법 적용을 통해 전기추진 선박의 효율적이고 안정적인 전력 시스템의 개발이 이루어져야 한다.

2.1.2 전압과 주파수, 전력품질

전력 시스템(AC/DC grid)에서 전압과 주파수의 선정은 시설 혹은 선박을 설계하면서 장비의 크기, 무게, 케이블의 선정 등 비용과 직결되는 요소로 매우 중요하다. 육상 마이크로 그리드에서는 최근 컴퓨터, 전자 장치, 전기자동차와 같은 DC 기반의 사용자 확대로 DC 기반의 연구가 이루어지고 있으며, 최근 380 V의 DC 전압이 약 30%의 에너지 효율을 높일 수 있다는 연구 결과가 발표되었다. 주파수의 경우 현재 50 Hz와 60 Hz가 주로 사용 중이며, 이는 단일 주파수를 사용함으로써 유지 보수비용 절감이 가능하기 때문이다.

전기추진 선박에는 추진체계의 종류와 함정의 임무를 고려하여 3가지의 옵션인 중간 전압 DC(MVDC), 60 Hz AC(MVAC) 및 고주파수의 AC 시스템이 권장된다. 주파수의 경우 선박 장비 운용을 위해 60 Hz를 주로 사용하지만, 미래 군함에서는 고출력 발전기에서 생성이 쉽고, 제한적인 선박 내 선로 길이 고려가 필요하지 않은 240 Hz가 적용될 것으로 보인다. 또한, 전기추진 선박에 있어 가장 중요한 요소 중 하나는 전력품질이다. 이는 일반적으로 전압변동, 주파수 변동과 고조파 왜곡 등에 대한 제한사항을 포함하며, 이러한 불안정성은 Table 1의 장비를 운용하면서 발생할 수 있다.

Table 1. Equipment affecting power quality

Power quality issue	Possible causes
Voltage sag/dips	Bow thruster Electronic weapons
Voltage variations	Radar systems
Voltage swell	Radar systems
Frequency drop	Switching of large loads
Harmonics	Power electronically loads Generators

이에 AC 배전 시스템에서는 허용 가능한 전압 및 주파수 변동 범위를 주파수의 경우 $\pm 5\%$, 전압의 경우 $+6\% - 10\%$ 로 설정해 두었으며, 주파수는 5s 이내 전압의 경우 1.5s 이내 복구가 되어야 한다. 이러한 전력 불안정성 해결을 위해 일반적으로 패시브 필터링이라는 기술이 사용되는데 부피가 큰 커패시터와 인덕터가 필요한 단점이 있어 이를 극복하기 위해 ESS를 통한 능동 필터링 기술이 유망한 대안으로 떠오르고 있다.

2.1.3 새로운 전력원의 활용

육상 마이크로 그리드의 전력 발생원은 연료 전지, 풍력, 태양열과 같이 기존의 발전 장치뿐만 아니라 신재생 발전원을 포함한다. 이러한 전력 발생원은 분산형 전원(DER, distributed energy resources)이라고도 한다. 분산형 전원은 전통적인 전력 시스템의 대안 또는 안정성 향상을 위해 사용되는 기술로 지속 성장하고 있으나 주파수 제어, 예비력, 전력품질, 전압 안정성, 고조파 및 계통 보호와 같은 계통 전반에 영향을 줄 수 있어 지속적인 연구와 발전이 필요하다.

전기추진 선박에서는 육상 마이크로 그리드처럼 태양열이나 풍력 에너지와 같은 신재생 에너지를 활용하는 기술을 적용하기에는 많은 한계점이 존재한다. 대신 다양한 에너지 저장 기술이 선박 마이크로 그리드에 활용되어 선박의 균형적인 에너지 관리와 더불어 정전과 같은 비상 상황에서 전력 시스템을 보조하는 역할을 하고 있다. 이러한 에너지 저장 기술은 주로 배터리나 연료 전지 등의 전기화학장치, 슈퍼 커패시터 등의 축전지, 플라이휠 등의 기계적 관성 저장장치 및 초전도 자기 에너지를 저장하는 전

자기 장치의 네 가지 유형으로 분류할 수 있다. 최근 배터리의 경우 2차 전지 기술의 급격한 발전으로 단순히 무정전전원장치(UPS, Uninterruptible Power Supply) 역할을 넘어 고(高)펄스 장비를 운용하는 주요 전력 구성요소로 사용이 가능해짐에 따라 이를 충전하고 방전하는 세심한 운영기술이 요구된다.

2.2. 선박 전력 부하 예측의 필요성

2.2.1 전력 부하 예측

에너지 분야의 예측은 미래의 수요에 대한 안정적인 공급을 보장하며, 전력 시스템의 계획적인 정비와 향후 추가될 설비에 대한 공급량의 결정과 설비의 확충계획 수립을 가능하게 해준다. 우리나라는 기후변화에 대응하기 위해 ‘2030 탄소배출 35% 감축’을 목표로 신재생에너지인 태양광과 풍력발전 설비를 2025년까지 2배 이상으로 확대하기로 하였다. 친환경적인 신재생에너지는 에너지 수급의 불안정성이라는 큰 약점을 가지는데, 필요한 만큼 생산할 수 있는 발전기와 달리 외부 환경요인에 의해 발전량이 결정되므로 안정적인 공급을 최우선 목표로 해야 하는 현실에서 전력 부하 예측 연구는 중요분야로 자리 잡았다.

전력 부하 예측은 예측하고자 하는 목적에 따라 크게 네 가지로 분류할 수 있다. 이는 초단기, 단기, 중기, 장기부하 예측이며 Fig. 3와 같다. 이렇게 예측을 구분하는 이유는 예측 기간에 따라 그 목적이 다르며, 영향을 주는 주요 요소인 요일 특성(평일/주말/공휴일) 또는 계절적 특성이다르게 반영되기 때문이다. 함정의 경우 단기 전력 부하의 예측을 통해 하루 또는 임무 기간 전체의 전력 부하 예측을

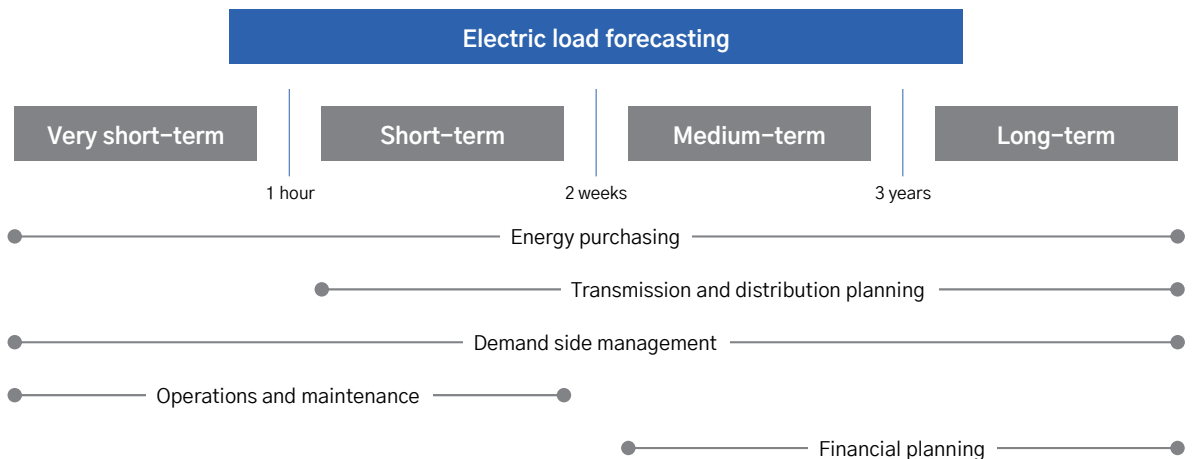


Fig. 3. Classification of electric power load forecasting according to purpose

통해 군수 전략을 세울 수 있게 되고, 중기 혹은 장기부하 예측을 통해 함정 수리계획 및 장비 교체계획, 그리고 여기에 동반되는 수리 부속 확보계획 수립에 반영할 수 있다.

2.2.2 함정 전력 부하 예측 필요성

함정의 작전 지속능력은 크게 연료유와 승조원의 식량 적재량을 고려하여 평가할 수 있으며, 비상 상황을 대비한 최소 유지 수준을 적용한다면 그 기간은 더욱 줄어들게 된다. 현재 대한민국 해군의 주력 함정들은 추진을 위한 엔진과 전력생산을 위한 발전기를 따로 운용하여 많은 연료유를 소모하는 추진 엔진의 연료 소비량을 중심으로 임무 수행 가능 일자와 군수 적재 계획을 수립하고 있다. 하지만 추진뿐만 아니라 함정 작전의 전체 분야에서 전기에너지를 사용하는 전기 추진함정의 경우 발전기의 운용전략에 따라 연료유 소모량이 크게 바뀔 수 있다. 이는 함정에서의 전력 소모량에 따라 서로 용량이 다른 발전기를 효율적으로 운용하고, ESS를 통한 충전·방전으로 현재 임무 수행에 맞는 최적의 발전량을 선택적으로 공급 및 제어하는 PMS를 통해 가능하다. 이렇게 최적의 발전량을 운용할 경우 연료소모량이 줄어들고, 줄어든 연료소모량은 그만큼의 작전 지속능력 향상 결과로 도출된다. 또한, 이를 연간으로 계산하였을 경우 작전 지속능력 향상뿐만 아니라 유류비 절감을 통한 예산 절감의 효과도 가져올 수 있다.

함정에서 최적의 발전량을 생산하기 위해서는 함정 단기 전력 부하 예측을 통해 PMS가 발전량과 ESS 충전·방전을 효율적으로 수행하여야 한다. 딥러닝 등을 통한 최신 기술로 비선형적이고 시시각각 큰 변화량으로 바뀌는 발전량을 정확하게 예측하여 PMS가 이를 최적의 발전기 운용과 ESS 충전·방전 스케줄링에 반영한다면 기존의 발전기 운용 방식보다 연료유를 크게 절감할 것이다. 덧붙여 연료유를 절감하는 것은 아직 군함에는 적용되고 있지 않지만 MARPOL 73/78의 해양오염방지법 중 질소산화물과 탄소 산화물 배출 저감 정책에도 부합하는 것이다.

2.3 관련 연구 및 예측기법

2.3.1 선박 FOC 예측 연구사례

컨테이너 선박의 연료유 소비량(FOC)은 선박 운영비용의 75%를 차지하는데, 이러한 경제적인 이유로 인하여 선박의 FOC 예측 연구는 많은 방식을 통해 이루어졌다.

FOC는 경제적 목적 외에도 연료유 사용량을 통해 추진체계의 이상 유무를 확인할 수 있는 수단으로 사용될 수 있어 그 중요성이 크다고 할 수 있다. Christos Gkerekos의 연구[6]에서 머신러닝을 활용한 FOC 예측 연구는 SVM (support vector machine), RFR(random forest regressor), ETR(extra trees regressor), ANN(artificial neural network) 등의 방식을 적용하여 예측에 적합한 모델을 찾는 데 중점을 두었다.

예측에 사용된 데이터는 연료 사용과 관련이 높은 추진 엔진과 선박의 속력과 관련된 조류, 풍향·풍속 데이터 등 12개를 사용하였으며, 연구결과 기존에 사용하던 통계적 방법과 비교했을 때 SVM을 사용하여 FOC 예측의 정확도를 7% 향상하고 예측 소요 시간을 단축할 수 있었다. 이를 통해 다양한 하중 조건, 기상 조건, 속도, 항해 거리를 이용하여 항해하는 선박의 FOC를 90% 정확하게 예측할 수 있었고 데이터에 적합한 예측 모델이 존재함을 확인할 수 있었다. 하지만 연구에 사용된 데이터는 총 603포인트로 딥 러닝을 활용하여 예측을 시행하기에는 학습에 사용되는 데이터의 양이 부족하여 딥 러닝의 문제점인 과적합(overfitting)이 일어나기 쉽다는 한계점을 가진다.

2.3.2 선박 전력 부하 예측 사례

선박의 전력 부하 예측 연구는 충분한 발전 예비량으로 많은 관심을 받지 못하였고, 일부 특수 목적선에 한정되어 이루어졌다. 그중 dynamic positioning(DP) 선박은 플랜트나 시추선 등의 특수한 임무를 수행하는데, 앵커를 이용해 위치를 항시 고정할 수 없으므로 보조추진기를 이용하여 선박의 위치와 방향을 자동으로 일정하게 유지한다. 이때 외력에 의해 변화하는 함위를 유지하기 위해 순간적으로 thrust 모터를 사용하게 된다. 이때 발생하는 급격한 pulse load로 인해 전력 체계의 불안정성을 가지게 된다.

선박의 blackout을 방지하고 효율적인 발전기 운용을 위해 2020년 덴마크 Alborg 대학의 마이크로 그리드 연구실에서 딥 러닝 방식을 활용하여 선박의 단기 전력 부하를 예측하였다. 학습에 사용된 데이터는 1시간 단위의 선박 전력 부하, 조류, 풍향·풍속, 파고, 선박의 위치 변화, 해당 값 6가지 500시간의 데이터를 학습에 사용하였으며, NARX(nonlinear automatic regression with exogenous) 모델을 사용하였는데, NARX는 출력된 결과값을 다시 입력값으로 학습하여 자기 상관성을 가지는 자료 예측시 정확성을 높이는 장점이 있다.

또한, 환경적 요인을 덜 러닝 과정에 활용하기 위해 해상 상태와 DP 선박의 운용 모드를 반영하여 시나리오를 설정하고, 그에 따른 예측을 시행하여 정확성을 높이기 위한 데이터를 구성하였다. 실제 전력 수요 대비 오차를 확인한 결과 NARX 모델을 적용한 단기 부하 예측의 경우 기존 NN 모델에 비하여 높은 정확성(mean absolute percentage error 기준 약 3배 이상 낮은 오류율)을 보임을 확인하였다.

이 외에도 그리스 해군에서는 MEKO급 호위함의 실제 함정 데이터를 패턴 인식 방법론을 적용하여 전력 부하 예측을 하였다. 그리스 해군은 정박하는 선박에 대한 효율적인 육상 전력 공급을 위해 연구하였으며, 이 연구를 통해 함정 발전기의 효율적 운영을 통한 환경오염 물질 배출을 낮추고, 운영 및 유지보수 비용을 최소화할 수 있으며, ESS를 통해 전압 및 주파수 불안정을 없애 최대 부하를 관리, 전력품질을 개선하는 역할을 할 수 있다 하였다.

MEKO급 호위함은 최소 17개국에서 운영 중인 3,500톤급 전투함정으로 대한민국의 광개토태왕급 함정에도 영향을 준 함정이다. 750 kW 발전기 4기를 탑재한 MEKO급 함정의 전력 부하 예측은 기존의 통계적 방법이 아닌 클러스터링을 사용하였고, 그 결과 MAPE가 28.41%에서 24.46%로 3.68% 낮아짐을 확인하였다. 그리스 함정에 대한 전력 부하 예측 연구는 얇은 정확도와 단순한 클러스터링이라는 한계점이 있지만, 실제 함정의 데이터를 사용하여 전력 부하를 예측하였다는 점에 의의가 있다.

3. 실 데이터를 활용한 선박 전력 부하 예측 사례

3.1 예측 목표 및 방법 설정

3.1.1 대상 선박과 예측 목표

본 연구에서 전력 부하 예측에 적용한 선박은 gas carrier이다. Gas carrier는 크게 liquified petroleum gas(LPG) carrier와 liquified natural gas(LNG) carrier로 나눌 수 있다, 이 밖에도 액화 에틸렌, 액화 암모니아선 등 몇 가지의 액화 가스 전용선이 있다. 이러한 액화 가스 운반선은 상선의 분류 중에서 특별히 special tanker로 분류된다. 이는 배에 실리는 액화 가스들이 모두 상온, 상압 하에서 완전히 기화하므로 이를 억제하기 위하여 여러 가지 특수 장치가 필요하기 때문이다. 따라서 탱크를 유지하기 위한 여러 가지 장치에서 전력 소모가 크다.

또한, gas carrier의 특징은 boil off gas(BOG)가 필연적으로 발생한다는 것이다. 이러한 BOG는 소각하거나, 재액화하거나 연료로 쓸 수 있다. 과거 gas carrier의 효율을 향상하기 위한 연구가 여러모로 진행되었지만, 에너지의 효율적인 이용을 위해 전력 부하를 예측하는 연구는 부족하였다.

예측 대상 선박의 기본 제원은 Table 2와 같다. Gas tank는 총 네 개이며 탱크의 적재와 하역을 위한 여러 보조 장치들이 있다. 데이터는 1분 간격으로 기록되어 있고, 변수는 gas tank 내부 압력과 온도, 메인 엔진과 디젤 발전기의 정보, 보조기기, boil off gas 수치들과 항해에 필요한 정보들을 포함한 약 400개이다. 선박의 운항 모드는 정박, 출항, 입항, 항해 4가지로 구분할 수 있으며 선박 전력 부하는 정박 중 gas 적하역을 위한 장비 운용으로 가장 많은 전력을 소모하고, 항해 중에는 약 1,700 kW - 2,900 kW의 불규칙한 패턴을 보인다.

Table 2. Target ship specification

Property	Specification
Type	Gas carrier
LOA (length overall)	280 m
Breadth	45.5
Displacement	110,000 ton
Generator	4 diesel generators (Total 12,880 kW)
Cargo	172,600 bm

실험은 실시간 획득 가능한 제한적인 정보를 활용하여 6분 뒤의 선박 전력 부하를 예측을 목표로 하였으며, 이는 전력 부하의 증가가 예상될 때 예비발전기를 작동하고 동기화하는데 필요한 실제적인 시간을 기준으로 설정하였으며 전체적인 전력 부하 예측 개념은 Fig. 4와 같다. 이를 위해 안정적인 항해 구간이라 볼 수 있는 선속 13 kts 이상의 데이터만을 사용하였다. 결과적으로 2020년 11월부터 2021년 1월 사이 약 70일간의 항해 기간인 100,000포인트의 실제 전력 부하 데이터를 학습에 사용하였다.

3.1.2 데이터 전처리(data preprocessing)

획득한 초기 선박 운항 데이터의 전체변수는 약 400개이며, 모든 변수를 학습시키는 것은 비효율적이므로 이중 선박의 전력 부하와 관계없는 변수들은 삭제하였다.

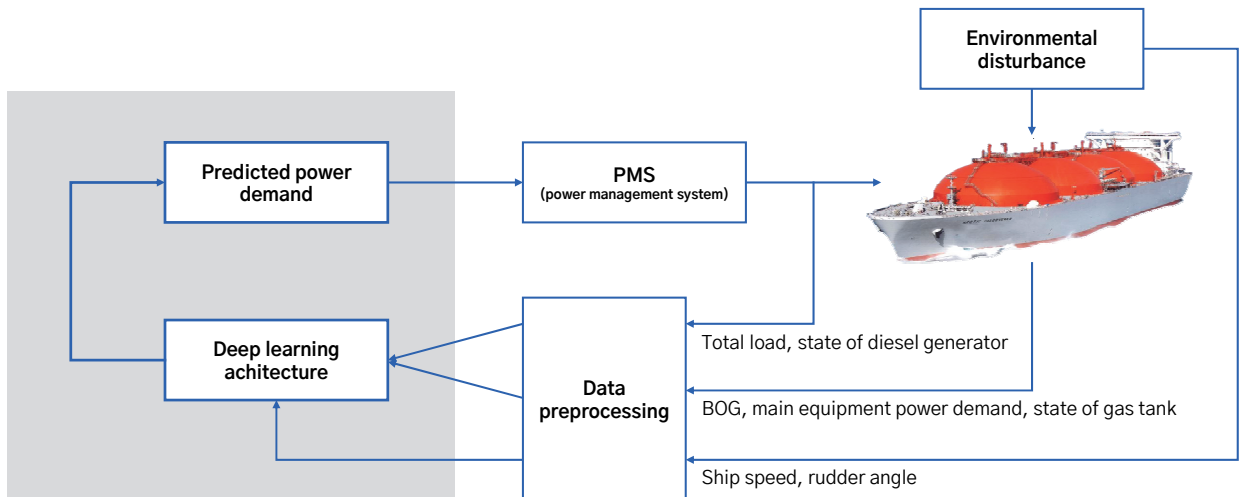


Fig. 4. Ship electric power load forecasting concept

최종적으로 BOG(boil off gas) 수치와 발전기, 주요 작동 장비, 가스탱크의 정보를 주 카테고리 구성한 14개 변수로 확정하였다. 이렇게 변수를 선정한 이유는 다른 목적을 수행하는 선박의 부하를 예측할 시 선박의 전력 부하와 밀접한 연관을 가지는 발전기와 주요 작동 장비의 데이터와 선박의 특성을 반영하는 데이터(gas carrier의 경우 BOG, gas tank 관련 데이터)를 사용하여 예측 실험이 가능하도록 데이터를 구성하였다.

추가로 데이터의 단위와 수치가 상이함으로 학습 과정에서 잘못된 가중치가 반영되는 것을 방지하기 위해, 모든 데이터를 0 - 1 사이의 값으로 정규화(normalization)시켜 학습 과정상 오류가 발생하지 않도록 하였고, 데이터의 측정과 기록 과정에서 오류로 판단되는 이상치(outlier)를 제거하여 데이터 안정화 작업을 하였다.

3.1.3 예측 모델

선박의 전력 부하 예측을 위하여 CNN(convolutional neural Network)과 LSTM(long short-term memory) 알고리즘을 선형적으로 연결한 하이브리드 모델을 사용하였으며 전력 부하 예측을 위한 딥 러닝 모델의 전체적인 구조는 Fig. 5와 같다. 모델의 구성은 1D CNN(1 dimensional CNN) 알고리즘과 RNN(recurrent neural network) 알고리즘 중 LSTM을 사용하여 총 6개 레이어로 구성되었다. 각 레이어 이후에는 출력 노드의 일부를 임의로 삭제하는 dropout technique이 적용되었다. CNN 알고리즘 이후에는 residual network를 사용하여 최초의 입력 데이터와 CNN layer의 학습 결과를 합친다. 이를 통해

복잡한 과정 없이 심층망에서 데이터의 특성 추출을 최적화하고 예측 정확도 향상에 이바지할 수 있다. 특히 residual network는 CNN 알고리즘에서 특징 추출을 위해 일부 삭제된 원본 데이터의 identity를 학습할 수 있다는 장점이 있다. 다변량 시계열 구조를 지닌 전력 부하 데이터는 공간적, 시간적 정보를 포함하는 특성을 가지는데, CNN-LSTM 하이브리드 신경망은 전력 소비 변수의 시공간적 특성을 추출하여 선박의 전력 소비를 예측할 수 있어 최적의 모델로 판단하였다.

전력 부하 예측을 위한 프로그램은 파이썬을 사용하였으며 Tensorflow와 Sklearn 라이브러리를 사용하였다. 총 학습 반복 횟수는 1,000회이며 학습에 진전이 없을 때 조기에 종료하는 early stopping 기법을 적용하였다. 기타 하이퍼파라미터에 대한 설명은 생략한다.

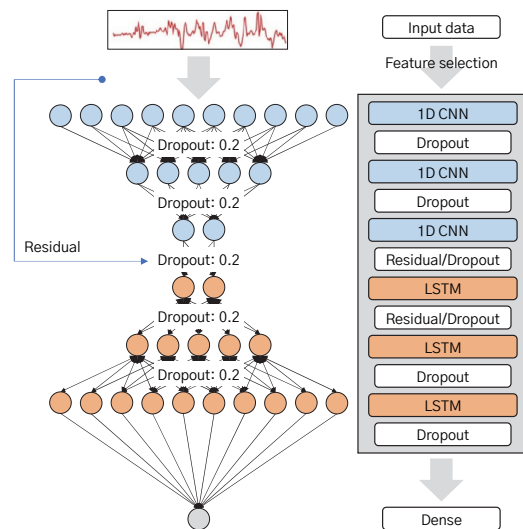


Fig. 5. Proposed deep neural network architecture

3.2 예측결과 평가 및 분석

3.2.1 평가 기준

예측 결과에 대한 평가는 평균 제곱근 오차(root mean squared error; RMSE)를 사용한다. RMSE는 모델이 예측한 값과 실제 값의 차이를 다룰 때 흔히 사용하는 척도로 정밀도(precision)를 표현하는 데 적합하다.

각각의 차이 값은 잔차(residual)라고도 하며, 평균 제곱근 편차는 잔차들을 하나의 척도로 종합할 때 사용된다.

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{\sum(\hat{y} - y)^2}{n}} \quad (1)$$

여기서 n 은 데이터의 개수이며 y 는 실제 전력 부하, \hat{y} 은 예측 전력 부하를 의미한다. 실험은 총 10회의 예측을 시행하여, 10회의 예측 결과 중 최상위의 1회, 최하위의 1회를 제거하고 총 8회 실험에 대한 RMSE 값을 최종 결과로 제시하였다.

3.2.2 실험결과 및 분석

본 실험에서 학습을 위해 생성된 parameter는 131,879개이고 학습 시간은 1회 실험당 약 50분 정도 소요되었다. 제안된 딥 러닝 모델을 활용한 선박 전력 부하 예측 실험 결과는 Fig. 6와 같다. 여기서 x 축인 시간을 따라 y 축의 전력 부하가 dynamic하게 바뀌는 것을 볼 수 있다. 또한, 노란색으로 표시된 실제 전력 부하의 증가와 감소를 파란색의 예측값이 정확하게 추종함을 확인할 수 있다. 각 실험의 세부적인 RMSE 값은 Table 3에서 확인할 수 있다.

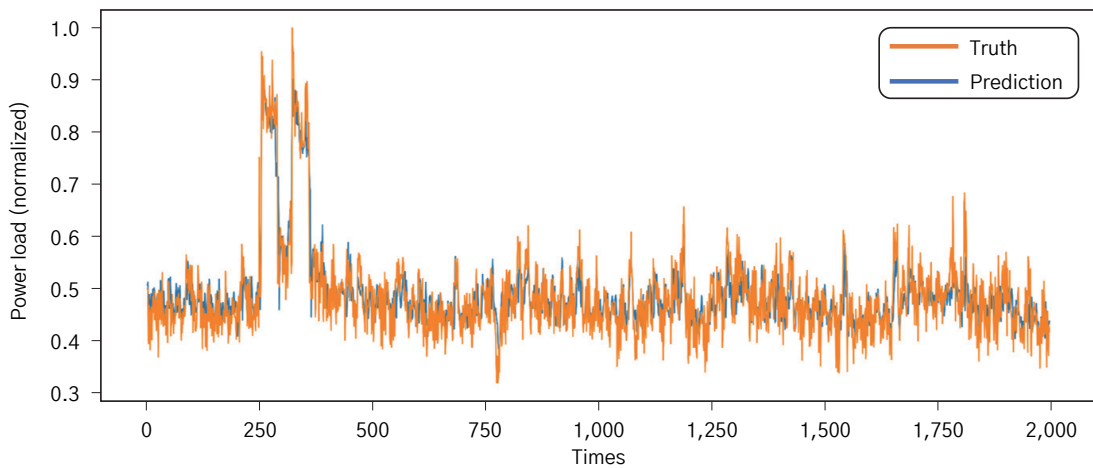


Fig. 6. Electric power load forecasting result of gas carrier

Table 3. Electric power load forecasting result of gas carrier (8 times)

Test	Error (kW)
1st	50.7
2nd	55.9
3rd	52.4
4th	49.3
5th	60.2
6th	46.3
7th	51.0
8th	47.1

Table 4는 최대치와 최소치를 제외한 나머지 8회의 실험결과 통계를 나타내었다.

Table 4. Statistics on experimental results

Property	Value (kW)
Mean	51.61
Standard deviation	18.48
Minimum	46.3
Maximum	60.2

최소 1,700 kW와 최대 2,900 kW의 편차가 크고 큰 부하를 가지는 gas carrier의 전력 부하를 비교적 작은 오차로 잘 예측함을 확인할 수 있다. 본 연구에서 연구 목적 달성을 위해 가스 운반선의 실제 항해 데이터를 딥 러닝에 적합하도록 전처리 작업을 하고, 예측 정확성을 높이기 위해 CNN + LSTM 알고리즘을 사용한 하이브리드 구조의 딥

리닝 모델을 활용하여, 선박의 전력 부하 예측이 가능함을 확인하였다.

4. 결론

IMO의 환경규제로 인한 전기추진 선박에 대한 관심이 높아짐으로써 선박 전기에너지의 효과적인 사용과 관리 는 선박 운용의 중요한 핵심 기술이 될 것이다. 또한, 대한 민국 해군에 있어 전기추진 함정의 도입이 가시화되고 고 에너지가 있어야 하는 신무기체계의 등장으로 함정의 전 력 부하 예측은 작전 임무를 수행하면서 필수적으로 선행 되어야 할 분야임이 틀림없다. 아직 선박 전력 부하 예측 에 관한 연구는 부족한 실정이지만, 이번 딥 리닝을 활용 한 gas carrier의 전력 부하 예측 실험을 통해 선박 전력사 용량이 증가하고 감소하는 변화 예측이 가능함을 확인하 였고, 이는 양질의 데이터 수집과 축적이 있어 가능하였다.

대한민국 해군은 4차 산업혁명 기반 Smart Navy 도약 을 위해 큰 노력을 기울이고 있다. 4차 산업혁명에 있어 그 기반은 데이터에 있다. 데이터를 어떻게 구축하고 관리하 느냐에 그 성공이 달려 있다 해도 과언이 아님을 모두가 공 감하고 있다. 미국 항공 우주국(NASA, National Aero- nautics and Space Administration)은 우주선을 운용하 며 수집한 데이터를 NASA's Open Data Portal을 통해 공 개해 많은 연구자가 쉽게 데이터에 접근할 수 있도록 하 고, 연구를 통해 항공 우주력 발전에 도움이 될 수 있도록 하는 선순환 구조로 되어 있으며, 이러한 모습은 우리에게 많은 깨달음을 주고 있다. 이번 선박 전력 부하 예측 연구 를 통해 이러한 연구가 4차 산업혁명 시대 해군의 'Smart Navy' 구현에 이바지할 것으로 기대한다.

참고문헌

- [1] Maxim A. Dulebenets, "Advantages and disadvantages from enforcing emission restrictions within emission control areas", *Maritime Business Review* ISSN: 2397-3757, 2016.
- [2] G. S. Babu, P. Zhao, and X.-L. Li. "Deep convolutional neural network based regression approach for estimation of remaining useful life," In *International conference on database systems for advanced applications*, Springer, 2016, pp. 214-228.
- [3] S. Zheng, K. Ristovski, A. Farahat, and C. Gupta. "Long short-term memory network for remaining useful life estimation," *2017 IEEE international conference on prognostics and health management (ICPHM)*, 2017, pp. 88-95.
- [4] Makridakis S, Spiliotis E, Assimakopoulos V, "Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward," *PLoS ONE*, 13(3), 2018.
- [5] Tae-Young Kim, Sung-Bae Cho, Predicting residential energy consumption using CNN-LSTM neural networks, *Energy*, Volume 182, 2019, pp. 72-81.
- [6] Gkerekos, C., Lazakis, I. and Theotokatos, G., 2019. Machine learning models for predicting ship main engine Fuel Oil Consumption: A comparative study. *Ocean Engineering*, 188, p.106282.
- [7] Mojtaba Merzadi, Yacine Terriche et al., "A Deep Learning Method for Short-Term Dynamic Positioning Load Forecasting in Maritime Microgrids," *Applied Science*, 2020.
- [8] Zhicheng Cui, Wenlin Chen, and Yixin Chen, "Multi-Scale Convolutional Neural Networks for Time Series Classification," *Computer Vision and Pattern Recognition*, May 2016.
- [9] Jayasinghe, S. G., Meegahapola, L., Fernando, N., Jin, Z., & Guerrero, J. M., 2017, Review of ship microgrids: System architectures, storage technologies and power quality aspects. *inventions*, 2(1), 4.