

딥러닝을 이용한 주요항만별 LNG 병커링 수요예측 연구¹⁾

채기영* · 이철용**†

*한국해양과학기술원 해양법정책연구소 연구원, **부산대학교 경영학과 부교수

Demand Forecasting for Liquefied Natural Gas Bunkering at Major Ports in South Korea

Chae, Gi-Young* and Lee, Chul-Yong**†

*Research Scientist, Ocean Law and Policy Institute, Korea Institute of Ocean Science and Technology

**Associate Professor, School of Business, Pusan National University

ABSTRACT

Environmental regulations on ship exhaust emissions are being strengthened by the International Maritime Organization (IMO) and the Korean government. Stakeholders consider liquefied natural gas (LNG) to be the most realistic alternative to existing fuels. This study predicted the LNG bunkering demand of five major domestic ports: Busan Port, Ulsan Port, Incheon Port, Pyeongtaek and Dangjin Port, and Gwangyang Port. Forecasting using recent performance data and deep learning techniques found that the LNG bunkering demand at Busan Port will increase from 220,000 tons in 2025 to 580,000 tons in 2040. The demand for LNG bunkering at Busan Port was the greatest, followed by Gwangyang Port, Ulsan Port, Pyeongtaek and Dangjin Port, and Incheon Port. The results of this study can be used as important data for the establishment of government carbon-neutral policies and, in terms of industry, it can be used as key data for investment decisions regarding LNG bunkering facilities and LNG-powered ship construction.

Key words: LNG Bunkering, Demand Forecasting, Port, Regulations for Ship Exhaust Emissions, Deep Learning

1. 서론

최근 기후변화 위기 극복에 관심이 커지며, 국제해운분야에서도 탈탄소화 흐름이 두드러지고 있다. 2016년 국제해사기구(IMO : International Maritime Organization)의 제 70차 해양환경보호위원회(Marine Environment Protection Committee)는 선박연료유의 황 함유량을 0.5% m/m으로 규제했다(Peng et al., 2021). 2018년 72차 회의 때는 2050년까지 연간 선박 배출 온실가스 수준을 2008년 배출량 기준의 절반으로 줄이고, 2100년에는 제로로 배출하자는 목표가 제시되었다(DNV-GL, 2019). 2022년 6월 개최된 제78차 회의에서는 기존 온실가스 감축목표를 더 강화하자는 논의가 있었다(Ministry of Oceans and Fisheries, 2022). 미국, EU 등은 2050년 온실가스 감축 목표를 50%

보다 더 상향해야 한다고 주장했다(Hwang, 2022).

이에 발맞추어 우리나라도 2020년 1월 ‘환경친화적 선박의 개발 및 보급 촉진에 관한 법률(친환경선박법)’과 2020년 9월 ‘항만지역등 대기질 개선에 관한 특별법(항만 대기질법)’을 시행하였다.

이러한 대외환경 변화로 인해 선박연료로서 수송용 LNG가 주목을 받고 있다(Chae et al., 2021). LNG는 기존 디젤 연료유에 비해 황산화물 99~100%, 질산화물 80~95%, 미세먼지 90~99%, 온실가스 20% 정도 적게 배출한다(Peng et al., 2021). 정부의 ‘제2차 신항만건설 기본계획(2019~2040)’에는 부산 신항과 울산 신항에 LNG 병커링 터미널 시설구축 계획이 포함되어 있다. 이러한 정부의 LNG 병커링 터미널 구축에는 LNG 병커링 수요예측이 선행될 필요가 있다. LNG 병커링 수요예측은 선주의 LNG 추진선박 신

†Corresponding author : cylee7@pusan.ac.kr (2, Busan Daehak-ro 63beon-gil, Geumjeong-gu, Busan, 46241, Korea. Tel. +82-51-510-2568)

ORCID 채기영 0000-0002-3604-2830

이철용 0000-0003-0870-0039

1) 본 논문은 한국해양수산개발원(2020)의 “LNG 병커링 수요 전망” 연구를 수정, 보완시킨 내용입니다.

조, LNG 터미널 시설 구축 규모 등 정책과 투자의 주요 의사결정에 중요한 자료로 활용된다(Chae et al., 2021). 본 연구는 최근 여러 분야에서 활발히 활용되고 있는 딥러닝 기법과 메타 분석, Analogy 방법 등을 이용하여 국내 주요항만의 LNG 병커링 수요를 예측하고자 한다.

본 연구는 다음 세 가지 측면에서 기여점이 있다. 첫째, 국내 선행연구의 LNG 병커링 수요예측은 주로 부산항과 울산항에 집중되어 있다. 본 연구는 연구범위를 부산항, 울산항, 인천항, 평택·당진항, 광양항으로 넓혀 진행하였다. 위 5개 항구는 Ministry of Oceans and Fisheries (2018)가 LNG 병커링 터미널 구축을 검토한 적이 있는 항만이며, 정부가 고시한 황산화물 배출규제해역이기도 하다(Ministry of Oceans and Fisheries, 2020). 둘째, 최근 높은 예측력으로 다양한 분야에서 활용되는 딥러닝 기법을 LNG 병커링 수요예측에 적용하였다. 지금까지 에너지 수요예측 방법에는 주로 Metaheuristic algorithm, Grey Model, Time series model, Fuzzy model 등의 방법이 활용되었다(Nia et al., 2021). 본 연구진이 파악한 바로는 국내 주요 항만의 LNG 병커링 수요예측에 딥러닝을 적용한 사례를 찾기 어려웠다. 또한, 기존 국내 LNG 병커링 수요예측에 정부, 다국적기업, 국책연구기관이 참여해 작성한 보고서가 존재하지만, 명확한 방법론을 제시한 연구가 부재하였다. 본 연구는 실적데이터와 구체적인 방법론을 이용해 신뢰성 있는 결과물을 도출하고자 노력하였다. 셋째, 본 연구의 결과는 정부, 연구원, 국내 해운항만 산업계의 주요 의사결정에 중요한 자료로 활용될 수 있다. 현재 국내외 탄소중립에 대한 관심이 과거 어느 때보다 높다. 국내 항만의 LNG 병커링 수요예측 결과는 정부의 탄소중립 정책 수립·대응에 활용될 수도 있고, 산업적으로는 LNG 병커링 시설구축, LNG 추진선박 건조에 대한 투자 의사결정에 주요 자료로 활용될 수 있다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제2장은 관련 선행연구 고찰을 다루었고, 제3장은 LNG 병커링 수요예측 방법론과 데이터에 대해 기술했다. 제4장에서 수요예측 결과를 제시하고, 제5장에서 결론 및 시사점을 제시하였다.

2. 선행연구 고찰

에너지 분야의 수요예측 연구는 이미 많이 축적되어 있다. 에너지 분야의 수요예측은 국가, 도시, 건축물 수준에서 많이 이루어졌다(Yeo and Yoon, 2012; Cho et al.,

2013; Bae and Yoon, 2019). 2000년에서 2020년 사이에 이루어진 에너지 수요 예측연구에서는 Metaheuristic algorithm, Grey Model, Time series model, Fuzzy model, 회귀모형, 시뮬레이션, 시나리오 분석 등의 방법이 많이 활용되었다(Nia et al., 2021).

최근에는 인공지능을 활용한 연구가 과거에 비해 더 활발히 시도되고 있다. 2000년대에 수행된 연구로는 인공지능경망과 데이터베이스를 활용한 광역단지 에너지 수요예측(Kong et al., 2009), 인공지능경망을 활용한 도시계획단위의 수요예측(Kong et al., 2010) 연구가 있다. 최근에는 인공지능을 활용하여 건축물 가스에너지소비량을 예측하거나(Choi et al., 2018), 효율적인 태양광 발전시스템 운용을 위한 일사량 예측(Kim et al., 2019), 국내 단기 전력수요예측(Oh et al., 2020) 연구 등 인공지능을 활용한 예측이 더 많이 시도되고 있다(Choi et al., 2019; Son et al., 2022).

반면, LNG 병커링 또는 오일 병커링에 대한 학술 연구를 찾아보기 쉽지 않았다. 특히, LNG 병커링 수요예측은 대학, 연구소라는 학술그룹의 주도보다는 국제기구나 비즈니스 그룹의 주도로 이루어졌다(Chae et al., 2021). 발간된 자료의 대부분이 보고서 형태로 견고한 방법론의 제시보다 수요전망 결과 값을 제시하는 형태로 발표되었다(Gazprom, 2012; IEA, 2019; DNV-GL, 2019; IHS Markit, 2020). 부산항에 대한 LNG 병커링 수요예측은 여러 기관에 의해 반복적으로 수행되었는데, 부산항의 LNG 병커링 산업 육성에 대한 사회적 관심이 과거부터 계속되었음을 알 수 있다. 예측의 변동성은 결국 예측 값과 실제 값과의 차이로 나타나는데(Chae et al., 2021), 이 위험을 줄이기 위해 예측을 반복 수행한 것으로 해석할 수 있다.

다음은 국내 주요 항만의 LNG 병커링 수요 예측 관련 연구를 살펴보자. 국내 항만에 대한 수요 예측 연구 자체가 많지 않았고, 대부분의 연구도 부산항에 집중되어 있었다. 노르웨이선급 한국지사인 DVN Korea (2013)는 부산항의 장기 LNG 병커링 수요 추정연구를 수행하였다. 2035년까지 부산항에 입항하는 선종과 선형별 입항선박, LNG 추진선의 입항선박, 연간 LNG 연료 수요량을 바탕으로 수요를 추정하였다. Kim et al.(2015)는 부산항의 LNG 병커링 산업 대응을 위하여 부산항의 LNG 병커링 공급 가격과 LNG 병커링 수요를 추정하였다. Ministry of Oceans and Fisheries (2018)는 국내 LNG 병커링 산업 육성을 위해 먼저 LNG 추진선 도입규모를 신조수요와 개조수요로 나눠 예측하고, 파악된 LNG 추진선 도입규모를 바탕으로 전 세계 LNG 병커링 수요를 예측하였다. 그 외의 항만에 대한 LNG 수요예측

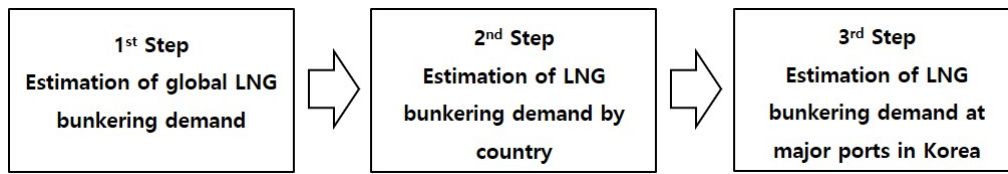


Fig. 1. Research Flow

Table 1. Description of Scenario

Scenario name	Description
Conservative Plan	When the demand for LNG for transportation is small, the coefficient 5th percentile value of β_1 is applied.
Standard Plan	Apply coefficient mean value of β_1 to baseline scenario
Optimistic Plan	Apply the 95th percentile coefficient of β_1 to the case of high demand

연구를 찾기가 쉽지 않았다. Kim et al.(2017)는 울산항 입출항 선박 중 LNG연료추진선박을 자동차선, 컨테이너선, 액체화물선으로 가정하고, 입출항지의 평균거리, 평균항속, 연료소모량을 고려하여 LNG 수요량을 추정하였다. 국외 연구로는 Al-Fattah and Aramco (2021)의 연구가 있다. 인공지능 GANNATS (the genetic-algorithm, neural-network, and data-mining approach for time-series models) 방법을 활용해 사우디아라비아와 중국의 원유 수요를 예측하였다.

딥러닝을 활용한 에너지 분야 연구로는 한국 전력시스템의 240시간 전력수요예측(Moon et al., 2022), 오픈소스 기반 지도 서비스와 딥러닝 활용 실시간 가상 전력수요 예측 가시화 웹 시스템 연구(Lee and Kim, 2021), 단기전력 수요예측(Kim et al., 2019) 등이 있다. 현재까지는 국내 주요항만의 LNG 병커링 수요예측에 딥러닝이 적용된 사례를 찾기가 쉽지 않았다. 본 연구는 국내 항만의 LNG 병커링 수요 추정을 위해 최근 높은 예측성능을 보이며 다양한 분야에서 활용되는 딥러닝을 통해 국내 주요 항만의 LNG 병커링 수요를 예측하고자 시도하였다.

3. 방법론 및 데이터

3.1. 연구개요

본 연구는 먼저 Meta Regression 방법을 통해 전 세계 LNG 병커링 수요량을 추정하였다. 다음으로 국가별 LNG 병커링 수요량을 추정하였는데, LNG 병커링에 대한 과거 데이터가 부재하므로 LNG 병커링과 유사한 오일 병커링 자료를 활용하여 예측하는 유추방법(Analogy)을 이용하였다. 이 과정을 통해 도출된 우리나라의 LNG 병

커링 수요예측 결과를 활용해서 최종적으로 국내 주요 항만의 LNG 병커링 수요량을 추정하는 하향식(Top-Down approach) 접근법을 취하였다. 1단계 및 2단계는 선행연구(Chae et al., 2021)의 데이터, 방법론, 결과를 차용하였음을 밝힌다.

3.2. 1단계 : 전 세계 LNG 병커링 수요량 추정

전 세계 LNG 병커링 수요량 추정을 위해 선행연구의 총 35개 데이터를 Meta-Regression 방법을 통해 추정하는 방식을 활용하였다. 전 세계 LNG 병커링 수요예측에 사용된 35개 데이터는 <Fig. 2>와 같다.

Meta-Regression은 동일 주제에 대해 상이한 선행연구 결과를 포괄적으로 종합하기 위한 방법으로, 정량화된 선행연구 결과 값을 이용해 회귀분석을 실시하는 방법이다(Jang, 2019). 전 세계 LNG 병커링 수요예측을 위해 사용된 산식은 아래와 같다. 산식에서 시간을 의미하는 *Time* 변수에는 물동량, LNG 추진선박 수, 노후선박 수, LNG 인프라 구축 수준이 포함된다고 가정하였다(Chae et al., 2021). *Time* 변수를 무어의 법칙에 따라 시간이 기술진보를 대표한다는 대리변수로 사용하였다(Nagy et al., 2013).

$$Demand_{i,t} = \beta_{0,i} + \beta_1 Time + \epsilon_{i,t} \tag{1}$$

위 식에서 $Demand_{i,t}$ 는 *i*번째 선행연구의 *t*기 세계 LNG 수요 추정치를 의미한다. *Time*은 시간을 의미하며, 2020년을 1로 2040년은 21의 값을 부여하여 계산하였다. $\epsilon_{i,t}$ 는 잔차항이다. 분석기간은 2025년부터 2040년이다. 수요예측에

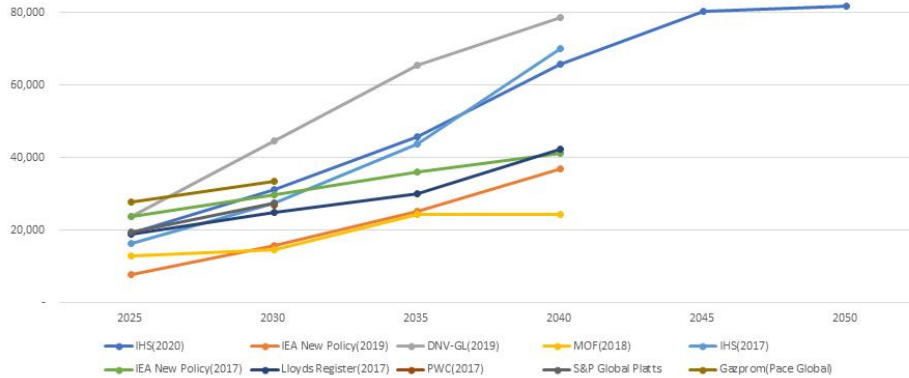


Fig. 2. Global LNG Bunkering Demand Forecast

(unit : 1,000 ton)

Source : Chae et al.(2021)

는 미래의 불확실성으로 인한 변동성이 있다. 본 연구는 미래 변동성을 고려해 기준안, 보수안, 낙관안의 3가지 시나리오를 활용하였다. 기준안은 Meta-Regression을 통해 도출된 회귀식의 Time 계수의 평균값을 적용해 예측했고, 보수안은 계수의 5% 백분위값, 낙관안은 95% 백분위값을 사용하여 예측했다.

3.3. 2단계 : 주요 국가별 LNG 번커링 수요량 추정

2단계에서는 Analogy 방법과 딥러닝 기법을 활용하였다. 본 연구에서는 딥러닝의 기본개념에 대해서는 간략하게 다룬다.

첫 단계는 입력값의 합과 오차를 계산해내는 것이다. 아래 식의 w 는 가중치를 의미하며, x_i 는 입력 파라미터를 의미한다(Naga et al., 2020).

$$y = \sum_{i=1}^n wx_i + bias \tag{2}$$

다음으로 활성화 함수(Activation Functions)를 활용하여 각 뉴런은 출력 신호를 결정한다. 뉴런은 층으로 구성되어 있다. 딥러닝에서 많이 활용되는 활성화 함수인 Sigmoid Function의 경우는 0에서 1 사이의 값을 도출한다(Naga et al., 2020). 활성화 함수의 중요한 역할은 비선형문제를 다룬다는 것이다. 활성화 함수의 종류에는 Sigmoid Function, Hyperbolic Tangent, Rectified Liner Unit이 있다. 아래 식은 Sigmoid Function의 산식을 나타낸다.

$$Sigmoid = 1/(1 + e^{-y}) \tag{3}$$

손실함수에 대한 식은 아래와 같다. y 는 실제 값이며, y' 는 예측 값을 의미한다. 신경망(neural network)이 학습을 진행하면서, 예측 값은 실제 값에 가까이 접근하게 된다(Naga et al., 2020). 아래 식은 손실함수에 대한 기본식이다.

$$loss = (y - y')^2 \tag{4}$$

LNG 번커링 시장은 현재 초기 형성단계로 과거자료 확보가 쉽지 않다. 이러한 경우에는 Analogy방법이 많이 활용된다. Analogy방법은 예측하고자 하는 제품과 유사한 제품의 수요패턴, 보급 상황, 또는 선진국 사례와의 비교 유추를 통해 신제품의 미래 수요를 예측하는 방법이다(KMI, 2020).

$$OilBunk_{i,t} = \beta_{0,i} + \beta_1 Trade_{i,t} + \sum_{i=1}^n \beta_i I_i + \epsilon_{i,t} \tag{5}$$

예측에 사용된 식은 위와 같다. 종속변수 OilBunk는 지역별 오일 번커링을 의미하며, 설명변수인 Trade는 지역별 물동량을 의미한다. 지역은 지역더미변수를 이용하였다. 위 식에서 I_i 는 세계의 주요 지역을 의미하는데, 한국, 중국, 홍콩, 일본, 싱가포르, 그 외 아시아 지역, EU, 아프리카, 중동, 아메리카를 의미한다. 예컨대 데이터 코딩 시에 한국에 1값을 적용하면, 나머지 국가는 모두 0을 적용하였다. 지역더미변수를 사용한 이유는 오일 번커링에 물

동량 이외의 변수가 영향을 미치며, 이를 반영시키려는 의도였다. t 는 시간을 의미하며, $Trade_{i,t}$ 는 i 지역의 t 년도 물동량을 의미한다. $\epsilon_{i,t}$ 는 잔차항이다. 세계 주요 지역별 오일 병커링 실적 데이터와 물동량 실적 데이터는 선행연구(Chae et al., 2021)를 참고하기 바란다.

3.4. 3단계 : 국내 주요 항만별 LNG 병커링 수요예측

주요 항만별 LNG 병커링 수요예측을 위해 국내 항만별 물동량 자료와 Deep Learning²⁾ 기법을 활용하였다. 항만별 LNG 병커링 수요는 물동량에 비례한다고 가정하였다. 2단계와 동일하게 LNG 병커링의 유사시장인 오일 병커링 자료를 활용하는 유추(analogy)방법을 활용하려 하였으나, 국내 항만별 오일 병커링 자료의 확보가 쉽지 않았다. 이를 해결하기 위해 오일 병커링 자료 대신에 시간 변수를 도입하였다. 3단계는 시간 변수가 경제성장, 무역량 변화 등을 반영한다고 가정했다. 사용된 산식은 아래와 같다.

$$Trade_{i,t} = \beta_{0,i} + \beta_1 \times Time_t + \sum_{i=1}^n \beta_i I_i + \epsilon_{i,t} \quad (6)$$

$Time$ 을 설명변수로 활용하였고, 종속변수인 $Trade$ 는 국내 항만별 물동량이다. $Trade_{i,t}$ 는 i 항만의 t 연도 물동량을 의미한다. I_i 는 국내 항만들의 더미변수를 의미한다. 항만별 더미변수를 삽입한 이유는 물동량에 영향을 미치는 변수가 시간 외에 각 항만의 고유 상황이 있다는 점을 반영시키기 위해서였다. $\epsilon_{i,t}$ 는 잔차항을 가리킨다.

2003년부터 2019년까지의 국내 항만 물동량 실적자료와 딥러닝을 통해 모수를 추정하고, 추정된 모수를 통해 국내 항만의 2025년부터 2040년까지의 물동량을 예측하였다. 참고로 코딩 시에는 2003년을 1로 시작하여 2019년을 17로 부여하였다. 예측된 국내 항만의 물동량을 통해

국내 5개 항만의 연도별 미래 물동량 비율을 구할 수 있었다. 이렇게 예측된 국내 항만들의 물동량 비율에 2단계에서 구한 우리나라의 LNG 병커링 총수요를 곱하였다. 즉, 2단계 국가별 수요추정에서 도출된 여러 국가의 수요 예측 값에서 한국의 LNG 병커링 수요 예측 값을 활용하여, 한국 5개 항만의 LNG 병커링 수요를 예측하였다.

국내 항만들의 LNG 병커링 수요에 대한 시나리오 도출 방식은 다음과 같다. 전 세계 LNG 병커링 수요에 대한 3가지 시나리오를 활용하면, 우리나라의 LNG 병커링 수요에 대한 3가지 시나리오가 도출된다. 이 3가지 시나리오 예측 값에 국내 개별 주요항만의 물동량 예측 비율을 곱하면, 동일하게 국내 주요항만별 LNG 병커링 수요에 대한 3가지 시나리오가 도출된다.

국내 항만별 물동량 실적 데이터는 해양수산부에서 운영하는 해운항만물류정보센터(SP-IDC)에 접속하여 2003년부터 2019년까지 항만별 물동량 자료를 확보하였다.

4. 실증분석 결과

4.1. 분석결과

1단계인 전 세계 LNG 병커링 수요에 대해 앞서 언급한 3가지 시나리오에 사용된 β_1 의 계수 값은 다음과 같다. 보수안의 경우는 1,780.85, 기준안의 경우는 2,434.89, 낙관안의 경우는 3,088.94의 값을 활용하였다.

이를 통해, 도출된 전 세계 LNG 병커링 수요 전망의 3가지 시나리오는 다음과 같다. 첫째, 기준이 되는 시나리오(기준안)는 2025년 16,635천 톤에서 2040년 53,159천 톤으로 320% 성장하는 것으로 나타났다.

둘째, 보수안에서는 2025년 12,711천 톤에서 2040년 39,424천 톤으로 310% 성장하는 것으로 나타났다. 셋째, 낙관안에서는 2025년 20,560천 톤에서 2040년 66,894천 톤으로 325% 성장하는 것으로 전망되었다.

Table 2. Results of meta analysis

Variable	Coefficient	t-statistics	p-value	5 th percentile	95 th percentile
Cons.	2026.13	0.41	0.68	-7892.97	11945.23
Time	2434.89*	7.57	0.00	1780.85	3088.94
R ²	0.6348		Adjust R ²	0.6237	

* : Significant at 1% significance level

2) 딥러닝은 신경망의 일종으로 데이터 학습을 통해 복잡한 문제를 사람의 개입 없이 해결한다. 최근 컴퓨터 비전, 시계열 예측, 자연어처리, 자율주행차 등의 분야에서 높은 성능을 보이고 있다. 데이터가 많아질수록 성능이 향상된다는 장점이 있다(Khalil et al., 2022).

2단계 우리나라의 LNG 병커링 수요 예측을 위해 먼저 전 세계 지역별 오일병커링 전망을 Deep learning 기법을 활용해 예측하였다. LNG 병커링의 수요 패턴과 오일 병커링의 수요 패턴이 동일하다고 가정하였기 때문이다.

1단계와 2단계를 통해 도출된 전 세계 LNG 병커링 수요와 우리나라의 오일 병커링 수요를 통해 우리나라의 LNG 병커링 수요를 추정할 수 있다. 2031년 이후는 2030년과 동일한 비중을 가지는 것으로 가정하였는데, 병커링 예측을 위해 필요한 물동량 전망 자료가 2030년까지만 있었기 때문이다.

1단계에서 예측된 전 세계 LNG 병커링 수요 예측 값과 2단계에서 도출된 전 세계 LNG 병커링 수요 중 우리나라의 LNG 병커링 비율을 곱해 최종적으로 우리나라의 LNG 병커링 수요 예측 값을 도출하였다(Fig. 3).

우리나라의 경우 기준안은 2025년 882천 톤에서 2040년 2,748천 톤으로 312% 성장하는 것으로 나타났고, 보수안은 2025년 674천 톤에서 2040년 2,038천 톤으로 303% 확대되는 것으로 나타났다. 낙관안의 경우는 2025년 1,090천 톤에서 2040년 3,458천 톤으로 317% 성장하는 것으로 예측되었다.

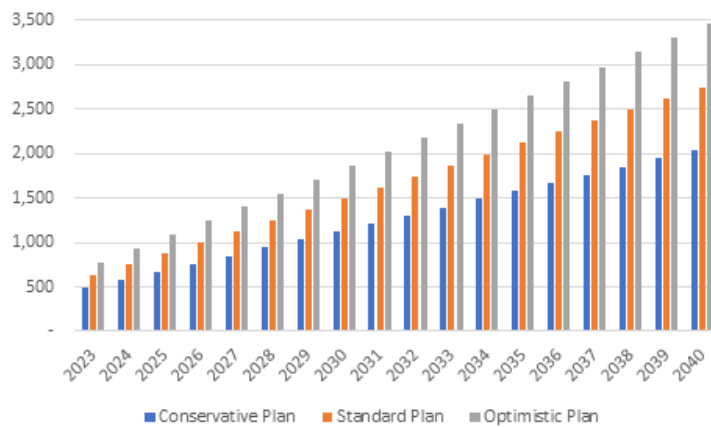


Fig. 3. Result of LNG bunkering demand forecast in Korea (unit : 1,000 ton)

Table 3. Results of LNG bunkering demand: The Standard Scenario

Port	(unit : 1,000 ton)			
	2025	2030	2035	2040
Busan	221	347	469	576
Ulsan	137	225	315	404
Incheon	108	190	280	369
Pyeongtaek and Dangjin	103	199	296	393
Gwangyang	178	280	379	480

Table 4. Results of LNG bunkering demand: The Conservative Scenario

Port	(unit : 1,000 ton)			
	2025	2030	2035	2040
Busan	169	261	349	427
Ulsan	105	169	235	299
Incheon	82	143	208	274
Pyeongtaek and Dangjin	79	150	220	291
Gwangyang	136	210	282	356

Table 5. Results of LNG bunkering demand: The Optimistic Scenario

(unit : 1,000 ton)

Port	2025	2030	2035	2040
Busan	274	434	589	724
Ulsan	170	281	395	508
Incheon	133	238	351	464
Pyeongtaek and Dangjin	127	249	372	494
Gwangyang	220	350	476	604

예측결과의 예측력 평가를 위해 MAPE (mean absolute percent error)를 활용하는데, y_t 는 실측치, \hat{y}_t 는 L 시점의 예측치를 의미한다(식 7).

$$\frac{100}{L} \sum_{t=1}^L \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t} \quad (7)$$

MAPE는 절대적인 백분율 오차의 평균치로 직관적으로 예측이 얼마나 잘 이루어졌는지 쉽게 확인할 수 있다는 장점이 있다(Li et al., 2022). MAPE 값이 낮을수록 높은 예측력을 지닌 것으로 평가하는데 MAPE가 20% 이하일 경우 상대적으로 정확한 예측이 이루어진 것으로 판단한다(Yang et al., 2017). Deep learning의 MAPE는 17.53%로 나타났다.

마지막 3단계는 국내 주요 항만별 LNG 벙커링 수요예측이다. 먼저, 국내 주요 항만의 과거 물동량 실적 데이터와 Deep learning을 활용하여 미래 물동량을 예측하였다. 모델의 예측력 평가를 위해 사용된 MAPE는 12.07%였다. 본 분석을 위해 RapidMiner 9.9 통계 프로그램을 사용하였다.

본 연구는 국내 항만별 물동량 비중과 향후 발생할 LNG 벙커링 비중이 동일할 것이라고 가정하였다. 부산항의 물동량 비중은 2025년 25%에서 2040년 21%로 감소하고, 울산항은 16%에서 15%로 감소, 인천항은 12%에서 13%로 증가, 평택·당진항은 12%에서 14%로 증가, 광양항은 20%에서 17%로 감소하는 것으로 나타났다. 평택·당진항, 인천항 등 다른 항만의 성장속도가 부산항과 울산항의 성장보다 빨라 점유율이 낮아지는 것으로 보인다. 이는 과거 물동량 실적 데이터의 증감 추이가 미래 예측에 반영된 결과이다. 과거 물동량 실적데이터를 통해 나타난 각 항만의 연평균 성장률 CAGR (Compound annual growth rate)을 살펴보면, 부산항은 2003년에서 2019년까지 5.9%, 인천항 1.3%, 평택·당진항 6.1%, 울산항 2.1%, 광양항 3.9%이다. 평택·당진항의 성장률은 부산항을 넘어서고 있는데, 평택·당진항의

높은 성장세는 선행연구(Lee and Yeo, 2015)에서 이미 보고된바 있다. 우리나라의 LNG 벙커링 수요 예측 3가지 시나리오를 국내 주요 항만별 LNG 벙커링 비율에 곱하여 국내 항만별 LNG 벙커링 수요 예측을 3가지 시나리오로 추정하였다. 추정결과는 다음과 같다. 기준안의 경우, 부산항은 2025년 22만 톤에서 2040년 58만 톤으로 260% 증가하며, 울산항은 14만 톤에서 40만 톤으로 294% 증가하고, 인천항은 11만 톤에서 37만 톤으로 343% 증가, 평택·당진항은 10만 톤에서 39만 톤으로 382% 증가하는 것으로 나타났다. 광양항은 18만 톤에서 48만 톤으로 269% 증가하였다. 보수안의 경우, 부산항은 2025년 17만 톤에서 2040년 43만 톤으로 252% 증가하며, 울산항은 11만 톤에서 30만 톤으로 286% 증가, 인천항은 8만 톤에서 27만 톤으로 333% 증가하는 것으로 나타났다. 평택·당진항은 8만 톤에서 29만 톤으로 371% 증가하고, 광양항은 14만 톤에서 36만 톤으로 261% 증가하는 것으로 나타났다.

마지막으로 낙관안의 결과이다. 2025년 부산항의 LNG 벙커링 수요는 27만 톤에서 2040년 72만 톤으로 265% 증가하며, 울산항은 17만 톤에서 51만 톤으로 300% 증가하였다. 인천항은 13만 톤에서 46만 톤으로 349% 증가하고, 평택·당진항은 13만 톤에서 49만 톤으로 389% 증가한다. 광양항은 22만 톤에서 60만 톤으로 274% 증가하는 것으로 나타났다.

5. 결론 및 시사점

국제사회와 정부는 공공의 건강과 지속가능한 발전을 위해 선박연료에 대한 환경규제를 강화하고 있다. 국내외 주요 선사들은 이미 스크러버 설치를 추진했고, 중장기적으로 LNG 추진선박을 준비하고 있다(Do and Lee, 2019).

본 연구는 과거 국내 항만의 물동량 자료와 Deep learning, 메타분석, Analogy 기법을 활용하여 2025년부터 2040년까지 국내 항만의 물동량을 예측하였고, 이를 기반으로 국내 주요 항만의 물동량 비중을 구하였다. 부

산항의 경우 2025년 22만 톤에서 2040년 58만 톤으로 성장하고, 울산항의 경우는 14만 톤에서 40만 톤으로, 인천항은 11만 톤에서 37만 톤으로, 평택·당진항의 경우는 10만 톤에서 39만 톤으로, 광양항은 18만 톤에서 48만 톤으로 지속적인 성장을 보이는 것으로 나타났다.

본 연구의 중요한 시사점은 다음과 같다. 첫째, 기존의 연구는 부산항과 울산항의 수요예측에 초점이 맞추어져 있었으며, 주로 부산항에 초점을 두고 있었다. 본 연구는 이를 국내 주요 5개 항만으로 확장하여, 정부정책의 수립·실행 및 투자 의사결정 공간을 확대하는데 기여하였다. 둘째, 기존의 수요예측은 주로 정부, 기업, 국책연구소에서 수행되어, 보고서 형태로 존재하며, 명확한 방법론을 제시한 경우가 적었다. 본 연구는 최신의 실적 데이터와 예측력이 높은 구체적인 방법론을 이용해 현재 시점에서 수요예측을 실시하였다. 셋째, 국내 주요 항만의 LNG 병커링 수요예측은 항만별 LNG 병커링 시설 설치에 대한 의사결정, 선주의 LNG 추진선박 선택에 대한 의사결정에 중요한 자료로 활용될 수 있다.

연구의 한계로는 첫째, LNG 병커링은 시장 초기 단계로 과거 실적 데이터를 확보하기 어려웠다. 따라서 유추(Analogy)의 방법을 활용하였는데, 주요 국가별 LNG 병커링 수요 추정을 위해 사용한 가정, 즉, 오일 병커링과 LNG 병커링 수요가 동일하게 움직인다는 것과 주요 항만별 물동량 비중과 LNG 병커링 비중이 동일할 것이라는 가정이 그것이다. 둘째, LNG 병커링 수요는 이해관계자의 행동변화에 따라 많은 영향을 받는다. 예를 들면, 국제기구, 각국 정부의 환경규제 정책의 강도, 전 세계 LNG 터미널 설치 수, LNG 추진 선박의 신조 수, 유가 등 다양한 변수에 의해 변동성이 생긴다. 따라서 본 연구의 결과는 다양한 변수에 의한 미래 변동성을 고려하며, 정책이나 투자 의사결정에 활용해야 한다. 세 번째, 예측모형 성능의 우수성 검증에는 다른 예측모형과의 예측력 비교를 통해 예측모형의 성능검증 절차를 가진다(Oh et al., 2020, Park and Park, 2020). 추후 연구에서는 이 부분이 보완될 필요가 있다.

사사

본 연구는 산업통상자원부와 한국산업기술진흥원의 “지역혁신클러스터육성사업(P0004797)”과 2021학년도 부산대학교 BK21 FOUR 대학원혁신지원사업 지원으로 이루어졌음.

References

- Al-Fattach S. M., Saudi Aramco. 2021. Application of the artificial intelligence GANNATS model in forecasting crude oil demand for Saudi Arabia and China. *Journal of Petroleum Science and Engineering* 200: 108368.
- Bae EJ, Yoon YS. 2019. A Study on the Methodology of Building Energy Consumption Estimation and Energy Independence Rate for Zero Energy City Planning Phase. *Journal of the Korean Solar Energy Society* 39(5): 29-40.
- Chae GY, An Sh, Lee CY. 2021. Demand Forecasting for Liquefied Natural Gas Bunkering by Country and Region Using Meta-Analysis and Artificial Intelligence. *Sustainability* 13: 9058.
- Cho TG, Kim HY, Yee JJ. Urban Energy Demand Prediction using EnerISS and Verification with Real Energy Consumption Data for a Cooling Period. *Journal of the Architectural Institute of Korea* 29(4): 243-250.
- Choi SH, Lee JB, Kim WH, Hong JH. 2019. A Model of Four Seasons Mixed Heat Demand Prediction Neural Network for Improving Forecast Rate. *Journal of Energy Engineering* 28(4): 82-93.
- Choi DS, Lee YJ, Ko MJ. 2018. The Prediction and Valuation of Gas Consumption in Building using Artificial Neural Networks Based on Clustering Method. *KIEAE (Korea Institute of Ecological Architecture and Environment) Journal* 18(5): 69-74.
- DNV-GL. 2019. Global status and outlook of LNG fuelled ship and LNG bunkering. In *Proceedings of the International LNG Fuelled Ship and Bunkering Conference*; 2019 Dec 10. Busan, Korea. p. 25-37
- DNV-GL. 2019. *Maritime Forecast to 2050: Energy Transition Outlook 2019*. Hamburg, Germany: DNV-GL.
- DNV Korea. 2013. *A Study on the Schematic Design for LNG Bunkering in Southeast Region*. Korea Gas Corporation and KyungNam Energy Corporation.
- Do HJ, Lee SY. 2019. *A Study on the Bunkering Industry Response Strategies by International Maritime*

- Organization's Strengthening of Environmental Regulations. Ulsan, Korea: Korea Energy Economics Institute. Policy Report 20-10.
- Gazprom. 2012. LNG as future transport in Europe. In Proceedings of the 4th Annual Baltic Energy Summit; 2012 Nov 13 ~ Nov 15; Tallinn, Estonia.
- Hwang JH. 2022 Jun 15. [accessed 2022 Jul 13]. <https://www.hankyung.com/economy/article/202206152514i>
- IEA (International Energy Agency). 2019. World Energy Outlook 2019; International Energy Agency. Paris, France.
- IHS Markit. 2020, IHS Markit LNG Long-Term Scenarios to 2050; LNG in Transportation Outlooks at Excel Sheet Data. IHS Markit: London, UK.
- Jang H. 2019. A Study on Estimating System-level Cost of Intermittent Power Supply using Benefit Transfer Technique. Ulsan, Korea: Korea Energy Economics Institute. Policy Report 19-05.
- Khalil M, McGough A. S, Pourmirza Z, Pazhoonhesh M, Walker S. 2022. Machine Learning, Deep Learning and Statistical Analysis for forecasting building energy consumption : A systematic review. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 115: 105287.
- Kim DH, Jo HJ, Kim MS, Roh JH, Park JB. 2019. Short-Term Load Forecasting Based on Deep Learning Model. *The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers* 68(9): 1,094-1,099.
- Kim MS, Jung SH, Kim JG, Lee HS, Kim BC, Kim SS. 2019. A Study on Artificial Neural Network-based Solar Radiation Forecasting for Efficient Solar Photovoltaic System. *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems* 29(6): 501-506.
- Kim KD, Choi KS, Oh YS, Cho SH, Kim SH, Shin DG, Jung DH, Kim HE, Shin DH. 2017. A Study of LNG Bunkering Demands on Ulsan Port for Demonstration of Floating LNG Bunkering Terminal. *Journal of the Korean Institute of Gas* 21(1): 65-71.
- Kim GS, Kim ES, Kim JH, Lee KY. 2015. Port Strategies Following the Introduction of LNG-Fuelled Ships. Busan, Korea: Korea Maritime Institute. Policy Report 2015-10.
- Kong DS, Kwak YH, Huh JH. 2010. Artificial Neural Network based Energy Demand Prediction for the Urban District Energy Planning. *Journal of the Architectural Institute of Korea* 26(2): 221-230.
- Kong DS, K YH, Lee BJ, Huh JH. 2009. A Methodology of Databased Energy Demand Prediction Using Artificial Neural Networks for a Urban Community. Proceedings of the KSES 2009 Spring Annual Conference; 2009 Apr 10.
- Korea Maritime Institute. 2020. LNG bunkering demand forecast.
- Lee JH, Kim DK. 2021. Development of Data Visualized Web System for Virtual Power Forecasting based on Open Sources based Location Services using Deep Learning. *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering* 25(8): 1,005-1,012.
- Lee JK, Yeo GT. 2015. An Analysis of the Port Competition Structure: Focusing on Import and Export Items of Ports in Western Coast Region. *Journal of Korea Port Economic Association* 31(4): 75-89.
- Li Z, Zhou B, Hensher D. A. 2022. Forecasting automobile gasoline demand in Australia using machine learning-based regression. *Energy* 239: 122312.
- Ministry of Oceans and Fisheries Press Release. 2022. Global Shipping Green House Gas Regulatory Trends, Find Out Here.
- Ministry of Oceans and Fisheries Press Release. 2020. Five ports, including Busan Port, designated as sulfur oxide emission regulatory areas.
- Ministry of Oceans and Fisheries. 2018. A Study on the Establishment of LNG Bunkering Infrastructure in Major Ports in Korea. Policy Report.
- Moon CH, Kwon BS, Song KB. 2022. A Deep Learning Model and Training Technique for 240 Hours Load Forecasting in Korea Power System. *The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers* 71(4): 585-591.

- Naga D. S. K., Venkatramaphanikumar S., Venkata K. K. K., Debnath B. 2020. Review on the Usage of Deep Learning Models in Multi-modal Sentiment Analysis. *IEIE Trans. Smart Process. Comput* 9: 435-444.
- Nagy B, Farmer J. D, Bui Q. M, Trancik J. E. 2013. Statistical Basis for Predicting Technological Progress. *PLoS ONE* 8.
- Nia A. R, Awasthi A, Bhuiyan N. 2021. Industry 4.0 and demand forecasting of the energy supply chain : A literature review. *Computers & Industrial Engineering* 154: 107128.
- Oh BC, Seo HJ, Kang HK, Kim SY, Acquash MA. 2020. Comparative Analysis of Artificial Intelligent Prediction Models for Nationwide Short-Term Electricity Demand. *The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers* 69P(4): 253-259.
- Park CW, Park CH. 2020. A Study on the Forecast of Daily Peak Load of Domestic City Gas Demand. *Korean Energy Economic Review* 19(2): 169-197.
- Peng Y, Zhao X, Zuo T, Wang W, Song X. 2021. A systematic literature review on port LNG bunkering station. *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, 91: 102704.
- Son JH, An WS, IM JS, Cho YC. 2022. A Case Study on the Demand Forecasting of the Navy Repair Parts using Machine Learning. *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers* 48(3): 320-326.
- Yang JA, Min DK, Choi HS. 2017. Long-Term Projection of Demand for Reverse Mortgage Using the Bass Diffusion Model in Korea. *Journal of the Korean Operations Research and Management Science Society* 42(1): 29-41.
- Yeo IA, Yoon SH. 2012. A Study on Urban Energy Consumption Estimation based on E-GIS DB. *Journal of the Architectural Institute of Korea* 28(7): 269-278.