

데이터 기반 인천항 LNG 수요예측 모형 개발: 시계열분석 및 인공신경망 모형 비교연구

LNG Gas Demand Forecasting in Incheon Port based on Data:
Comparing Time Series Analysis and Artificial Neural Network

김범수 · 신광섭[†]

인천대학교 동북아물류대학원

요약

LNG는 인천항의 대표적인 수입화물로 인천항 전체 물동량 증감에 기여도가 상대적으로 높은 편이다. 또한, 국가적 차원에서 LNG는 도시가스 및 전력발전에 필요한 핵심 자원으로 시장 수요의 변동 요인에 대한 분석과 적합한 수요예측모델의 구축은 LNG 기반 발전 계획 및 국가전력수급기본계획 수립 등에 매우 중요하다. 본 연구에서는 기존 연구들에서 다루지는 거시적 연간 자료를 통한 예측과 달리, LNG 운반선이 하역하는 주간별 물동량을 대상으로 주기성을 파악하고, 대내외 변동요인과의 상관관계를 분석한다. LNG 수요 변동요인으로는 주간 데이터의 계절성, 최대전력, 전력 공급예비력 등 전력 수급 데이터 등을 고려하였다. 또한 LNG 수요를 예측하기 위해 자료의 특성을 고려하여 주간단위별 LNG 물동량을 종속변수로 한 시계열 예측과 인공신경망 모형을 통한 예측 후 예측치에 대한 적합성을 검증 및 실적-추정치 간 오차비교를 통해 최적모형을 도출하고자 한다.

■ 중심어 : LNG, 물동량, 수요예측, 시계열, 인공신경망, 오차비교

Abstract

LNG is a representative imported cargo at Incheon Port and has a relatively high contribution to the increase/decrease in overall cargo volume at Incheon Port. In addition, in the view point of nationwide, LNG is the one of the most important key resource to supply the gas and generate electricity. Thus, it is very essential to identify the factors that have impact on the demand fluctuation and build the appropriate forecasting model, which present the basic information to make balance between supply and demand of LNG and establish the plan for power generation. In this study, different to previous research based on macroscopic annual data, the weekly demand of LNG is converted from the cargo volume unloaded by LNG carriers. We have identified the periodicity and correlations among internal and external factors of demand variability. We have identified the input factors for predicting the LNG demand such as seasonality of weekly cargo volume, the peak power demand, and the reserved capacity of power supply. In addition, in order to predict LNG demand, considering the characteristics of the data, time series prediction with weekly LNG cargo volume as a dependent variable and prediction through an artificial neural network model were made, the suitability of the predictions was verified, and the optimal model was established through error comparison between performance and estimates.

■ Keyword : LNG, Cargo Volume, Demand Forecasting, Time Series, Artificial Neural Network, Error Comparison

2023년 11월 24일 접수; 2023년 12월 02일 수정본 접수; 2023년 12월 04일 게재 확정.

* 본 연구는 국토교통부 국토교통과학기술진흥원의 지원으로 수행되었습니다.(과제번호 RS-2022-00156324)

† 교신저자 (ksshin@inu.ac.kr)

I. 서론

LNG(Liquefied Natural Gas: 액화천연가스)는 우리나라 주요 에너지원 중 하나이며, 국가 전력 발전 및 항만의 주요 하역화물로서 중요한 위치를 차지하고 있는 화물이다. 국가적으로는 LNG는 전력발전 공급원으로서 전력발전 에너지 수요산정 대상 중 하나이다. 따라서 산업통상자원부에서는 전기사업법 제25조 및 시행령 제15조에 따라 2년 주기로 수립하는 전력수급기본계획을 통해 우리나라 중장기 전력 수요예측을 하고 이에 따라 발전설비에 대한 향후 개발 수요를 산정하고 있다.

LNG는 국가차원에서 안정적인 공급과 수요 관리를 위해 한국가스공사라는 공공기관이 국내 가스시장을 독점 운영·관리하고 있으며, 정부의 친환경 정책 등에 따라 유연탄, 무연탄이나 원자력 등 여타 에너지원 대비 발전설비 전력규모 점유율이 높다.(전자공시, 전력수급기본계획, 2023)

표 1의 2022년 전력거래소 전력통계정보시스템의 자료에 따르면, 연간 연료원별 발전설비의 전력규모 비중은 LNG가 29.9%, 석탄이 27.6%, 원자력이 17.9% 순으로 LNG의 발전공급원으로서 가장 중요한 위치를 차지하고 있음을 알 수 있다.

〈표 1〉 우리나라 연료원별 발전설비 전력규모(MW)

| 구분 | 2020년 | 2021년 | 2022년 | 비중 |
|-----------------|---------|---------|---------|--------|
| LNG | 41,170 | 41,683 | 41,201 | 29.9% |
| 석탄 (유연탄+무연탄) | 36,853 | 37,338 | 38,128 | 27.6% |
| 원자력 | 23,250 | 23,250 | 24,650 | 17.9% |
| 그 외(신재생 등) | 27,918 | 31,868 | 34,038 | 24.7% |
| 전체 합계 | 129,191 | 134,139 | 138,018 | 100.0% |

* 출처: 전력거래소 전력통계정보시스템

LNG의 국내 공급체계는 다음과 같다. LNG

는 카타르, 말레이시아, 미국 등 LNG 생산 국가로부터 LNG선박을 통해 해상 운송되며 인천항, 평택항, 통영항 등 국내 항만의 돌핀시설에 접안 후 LNG 하역암>Loading Arm)이라는 장비를 통해 하역된다. 하역 후 한국가스공사 LNG기지 내에 있는 LNG 저장탱크로 옮겨진 뒤 수요가 적은 시기에는 주로 보관되고, 동절기 등 수요가 증가하는 시기에는 기화장치를 통해 액체에서 기체상태로 변환시킨 뒤 전국 배관망을 통해 용도에 따라 도시가스(난방용, 산업용) 또는 전력발전과 관련된 공급지로 송출된다. (한국가스공사, 2023)

인천항의 대표적인 수입화물인 LNG는 인천항 전체 물동량 증감에 기여도가 가장 높은 화물이다. 표 2의 '22년 기준 LNG 물동량은 26,910천 RT로 인천항 전체 물동량 중 25.4% 비중을 차지하였다.

〈표 2〉 인천항 주요 화물의 연도별 물동량(천RT)

| 구분 | 2020년 | 2021년 | 2022년 | 비중 |
|--------------|---------|---------|---------|--------|
| 석유가스 및 기타가스 | 23,744 | 26,311 | 26,910 | 25.4% |
| 석유정제품 | 18,588 | 16,484 | 14,586 | 13.8% |
| 유연탄 | 15,351 | 13,353 | 11,772 | 11.1% |
| 모래 | 1,922 | 8,157 | 8,234 | 7.8% |
| 원유(역청유),석유 | 6,435 | 6,094 | 8,068 | 7.6% |
| 그 외 (27개 화물) | 37,003 | 31,165 | 36,176 | 34.2% |
| 합계 | 103,043 | 101,564 | 105,746 | 100.0% |

* 출처: 해양수산부 해운항만물류정보 시스템

LNG는 에너지원과 항만 물동량 차원에서 큰 비중을 차지하고 있어 시간에 따른 LNG의 변동요인 파악과 단기, 중장기 수요예측을 위한 적합한 예측모형 구축은 LNG의 국가전력수급기본계획이나 항만시설 증설계획 수립 등에 매우 중요한 의사결정 요소로 활용될 수 있다. 항만시설 증설계획의 경우, 해양수산부에서 항만법 제5조, 제7조에 의거, 10년을 주기로 수립하며,

5년 단위로 항만기본계획에 대한 점검 및 계획 수정을 한다. 항만기본계획 수립시 항만 물동량 예측치는 부두 등 항만시설의 증설 또는 기능조정 등 여부를 결정하는 중요 근거로 활용된다.

특히 본 연구와 관련하여 주간 단위자료에 대한 수요예측에 대한 중요성이 크다. 2006년부터 2022년까지 인천항에 입항하는 LNG선 전체기간 평균 입항척수는 연간 기준 177.9척, 월평균 기준 14.8척, 주간평균 기준 3.7척이다. 따라서 매주 LNG선이 평균 3.7척씩 입항하여 하역하는 LNG에 대한 공급관리와 선박 입항관련 원활한 항만운영을 위해 주간단위 수요예측은 필수적이다.

〈표 3〉 인천항 LNG선 입항척수(척)

| 연도 | 연간 | 월평균 | 주간평균 |
|-------|-------|------|------|
| 2006년 | 157 | 13.1 | 3.3 |
| 2007년 | 150 | 12.5 | 3.1 |
| 2008년 | 183 | 15.3 | 3.8 |
| 2009년 | 151 | 12.6 | 3.1 |
| 2010년 | 190 | 15.8 | 4.0 |
| 2011년 | 192 | 16.0 | 4.0 |
| 2012년 | 186 | 15.5 | 3.9 |
| 2013년 | 218 | 18.2 | 4.5 |
| 2014년 | 190 | 15.8 | 4.0 |
| 2015년 | 162 | 13.5 | 3.4 |
| 2016년 | 162 | 13.5 | 3.4 |
| 2017년 | 161 | 13.4 | 3.4 |
| 2018년 | 183 | 15.3 | 3.8 |
| 2019년 | 170 | 14.2 | 3.5 |
| 2020년 | 176 | 14.7 | 3.7 |
| 2021년 | 191 | 15.9 | 4.0 |
| 2022년 | 202 | 16.8 | 4.2 |
| 평균 | 177.9 | 14.8 | 3.7 |

* 출처: 해양수산부 해운항만물류정보 시스템

이에 본 연구에서는 주간단위 인천항 LNG 수입 물동량을 종속변수로 두고 2가지 예측모형을

제시한 후 그 성능을 비교하여 최적의 예측모형을 제안한다. 예측모형은 시간을 설명변수로 하는 시계열 모형과 LNG와 관련된 여러 변수들을 반영한 인공지능망 모형을 통해 예측성능을 검증, 실적-추정치 간 오차비교를 통해 최적모형을 도출하였다.

II. 문헌연구

LNG 수요예측에 대한 기존의 연구는 대체로 연, 월단위 자료시점, GDP 등을 고려한 거시적 관점에서의 연구가 진행되었다. 주요 선행연구는 다음과 같다.

채기영과 이철용(2022)은 회귀모형을 통한 세계 LNG 수요를 예측(1단계 예측), 예측된 변수를 활용하여 인공지능망 모형을 활용한 국가별 LNG병커링 수요량을 예측(2단계 예측), 우리나라의 LNG 병커링 수요를 항만별로 예측하였다.

이성로(2022)는 가정용, 일반용, 산업용 LNG 수요를 구분하여 LNG 수요 대비 가구수, 부가가치 원단위를 각각 도출, 로지스틱 모형과 넬슨-시겔모형으로 미래 원단위를 예측 후 증장기 천연가스 수요예측을 하였다.

임상섭과 안영중(2022)은 ARIMA, 인공지능망을 활용한 LNG화물 운임예측, 성능 비교검토 연구를 하였다.

김정은, 오진호와 우수환(2018)은 계절성 제거 회귀모형인 TSMR(Two way Seasonality Multiplied Regressive model)모형을 개발하여 유류화물 항만물동량 예측모형 개발 연구를 하였다.

배유진(2017)은 가정용으로 공급되는 LNG에만 한정된 월별 수요의 변동성을 공적분모형에 몬테카를로 시뮬레이션을 적용하여 추정된 월별 GDP와 기온효과를 주요 변수로 활용하여 수요예측을 하였다. 해당 연구에서는 종속변수인 가정용 LNG 수요와 상대적으로 관련성이 낮은 GDP, 기온효과변수 간 관계만을 고려하였기에

예측의 정확도가 떨어지는 한계가 있었다.

이근철과 한정희(2016)는 발전용 천연가스 수요량을 지수평활법, 계절 ARIMA 모형을 이용한 수요예측 후 성능비교 검토 연구를 하였다.

홍일석(2015)은 LNG 해상운송 수요예측을 위해 1991년부터 2013년까지 연도별 세계 LNG해상물동량을 종속변수로 하고, 세계 GDP, LNG 가격, 원유 및 석탄가격, LNG선 선박량 자료를 독립변수로 한 다중회귀분석을 통해 2030년까지 수요예측을 하였다.

박성준과 김진수(2014)는 LNG 현물가격 자료에 대해 인공신경망 모형을 활용하여 단기 천연가스 가격 예측 연구를 하였다.

Wanto et al.(2019)은 연도, 원유 수입·수출, 석유제품 수입·수출, 가스 수입·수출로 이루어진 7개 변수 자료를 표준화한 후 인공신경망 모형을 적용하여 학습/테스트 데이터 분리 교차검증을 통해 각 화물별 물동량 예측과 성능을 평가하였다. 해당 연구에서는 화물 수요에 영향을 미치는 경제변수 없이 예측하여 결과에 대한 해석에 한계가 있었다.

Chan et al.(2019)은 2004년부터 2015년까지의 중국 닝보 항만의 컨테이너 물동량에 대해 SVM(Support Vector Machine) 기반 모형인 SVR(Support Vector Regression)를 기준으로, ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average)와 ANN(Artificial neural network) 등 총 6가지 모형과의 예측성능을 비교 검토하였다. 예측결과, SVR 모형이 가장 우수한 것으로 나타났다.

Al-Musaylh et al.(2018)은 호주 퀸즈랜드의 전력 수요예측을 위해 회귀모형 기반 MARS(Multivariate Adaptive Regression Spline), SVR(Support Vector Regression)와 시계열 모형인 ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average) 모형을 구축하고 예측치를 RMSE, MAE 등 지표를 통해 모형성능을 비교하였다. 예측결과, MARS와 SVR 모형이 시계열 모형보다 우수한 것으로

나타났다.

III. 연구방법론

본 연구는 시계열 모형과 인공신경망 모형으로 수요예측을 한다. 각 모형은 모두 예측을 위해 널리 쓰이는 모형으로 각 연구 방법론은 다음과 같다.

3.1 시계열 모형

시계열 모형은 수요예측 기법 중에 가장 일반적으로 널리 알려진 모형으로 시간의 흐름에 따라 관측된 데이터인 시계열 자료를 바탕으로 시간과 자료 간 통계적 관계를 나타내는 식이다.

시계열 자료는 시점에 따른 변동의 특성에 따라 추세요인, 계절요인, 순환요인 및 불규칙요인으로 분류할 수 있다. 추세요인은 자료가 시간의 흐름에 따라 증가 또는 감소하는 경향, 순환요인은 자료변동이 계절단위로 주기적인 패턴을 보이며 반복되는 경향, 순환요인은 계절과 무관하게 장기적인 기간에 걸쳐 반복되는 경향을 의미하며 마지막으로 불규칙 요인은 추세요인, 계절요인, 순환요인을 제외한 변동으로 패턴이 불규칙한 경향을 말한다. 특히 시계열 자료에서 추세요인, 계절요인 등 특성을 가지고 있는 자료를 비정상성(Non Stationary) 시계열 자료라 하며, 시간에 따른 추세요인이나 계절요인 등의 시계열 특성이 없이 무작위적으로 발생하는 자료를 정상성(Stationary) 시계열 자료라 한다. 시계열 모형의 목적은 비정상성 자료를 정상성 자료로 변환하여 예측모형을 수립하는 것이다.

정상성 시계열 자료는 다음 세 가지 정상성 조건을 만족해야한다. 첫째, 모든 시점에 대해 어느 특정 구간의 시점 간 자료값들의 평균을 계산해도 일정한 값이 유지되어야 하며 둘째, 모든 시점에 대해 어느 특정 구간의 시점 간 자료 값들의

분산은 상수로 존재하고 셋째, 어느 두 시점의 각 자료들 간 자기공분산 값은 시차(time lag)에만 의존한다는 조건을 만족해야한다. 시계열 자료는 일반적으로 선형추세 특성을 지닌 비정상성 시계열 자료인 경우가 많으므로, 정상성 시계열로 변환하기 위해서는 특정 시점의 자료와 과거 시점 자료와의 차이인 차분(differencing)을 통해 선형추세 요인을 제거할 수 있다.

본 연구에서는 시간에 따른 LNG 물동량의 특성을 고려하여 차분 등을 통해 ARIMA 모형을 구축하고 적합성과 예측 성능을 도출한다. ARIMA 모형은 관측된 현재 자료값이 과거 시점의 자료값들과 영향을 받아 결정된다고 가정하는 자기회귀(Auto Regressive: AR) 경향과 현 시점 자료가 백색잡음(white noise)이라는 정상성을 만족하는 과거시점 오차들의 누적평균으로 표현되는 이동평균(Moving Average: MA)을 결합(Integrated)한 모형을 말한다.

ARIMA 모형의 정의는 식 (1)과 같다. y_t 는 t 시점에 관측된 자료 값, a_t 는 t 시점에서의 오차항인 백색잡음을 나타낸다. ϕ , θ 는 모수이다.

p 는 자기회귀 모형의 차수를, q 는 이동평균 모형의 차수를 의미한다.

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + a_t \quad (1)$$

$$- \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \dots - \theta_q a_{t-q}$$

ARIMA 모형은 ARIMA(p , d , q)라는 형태로 표현하는데, d 는 차분을 나타낸다. p 가 0일 경우 시계열 자료를 d 번 차분하면 해당 모형은 MA(q)로 표현하며 $t-q$ 번째 시점까지의 백색잡음들의 누적 평균을 통해 정상성 시계열 자료로 변환시킨다는 것을 의미하고, q 가 0일 경우 시계열 자료를 d 번 차분하면 AR(p)로 표현되며 $t-p$ 번째 시점까지의 값들과 백색잡음의 결합을 통해 정상성 시계열 자료로 변환시키며, 마지막으로 d 가 0인 경우 ARMA(p , q)로 표현하며 t 시점의 자

료 값이 $t-p$ 번째 시점까지의 과거 자료 값들과 $t-q$ 번째 시점까지의 백색잡음들의 선형결합으로 표현함으로써 정상성 시계열 자료로 변환시킨다는 것을 의미한다.

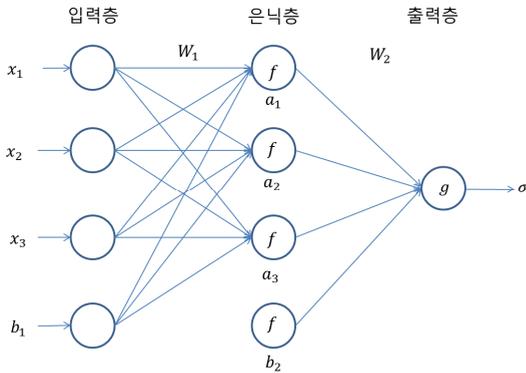
3.2 인공신경망 모형

인공신경망 모형은 사람의 뇌에 수많은 뉴런이라는 세포에 있는 수상돌기로부터 입력받은 신호를 축삭돌기라는 연결망을 통해 인체신호를 다른 뉴런으로 전달하는 방식을 본떠 만든 머신러닝 모형이다. 인공신경망의 최소단위를 퍼셉트론(perceptron)이라하는데, 이는 입력값에 가중치를 곱하여 더한 가중합이 활성화함수(activation function)를 통해 출력값을 도출하는 기본 단위 구조를 말한다.

퍼셉트론이 여러층으로 이루어진 인공신경망은 그림 1과 같이 입력층(Input Layer), 은닉층(Hidden Layer), 출력층(Output Layer)이 각각 거미줄처럼 연결되어있는 일종의 합성함수 모형으로 표현될 수 있다.

그림1에서 x_1 부터 x_3 은 입력층의 각 독립변수들의 값을 의미하며 b_1 과 b_2 는 편향을 나타낸다. W_1 , W_2 는 각 층을 연결하는 가중치 벡터이고 f 와 g 는 활성화함수이다. a_1 부터 a_3 은 x_1 부터 x_3 에 가중치 W_1 를 곱하여 합한 가중합에 편향 b_1 을 더한 값을 활성화함수 f 를 통해 도출된 스코어(score) 값이고 최종 스코어인 σ 는 은닉층의 각 스코어 값에 가중치 W_2 를 곱하여 더한 가중합과 편향 b_2 를 더한 값을 활성화함수 g 를 통해 도출한 결과 값이다.

인공신경망은 명목형 자료의 분류와 수치형 자료의 회귀예측 모두 가능한 지도학습(supervised learning) 기법으로 본 연구에서는 종속변수가 수치형이므로 회귀신경망 모형을 통해 예측하고 성능을 평가한다.



〈그림 1〉 인공신경망 모형 구조 예시

IV. 자료분석

4.1 분석 데이터 개요

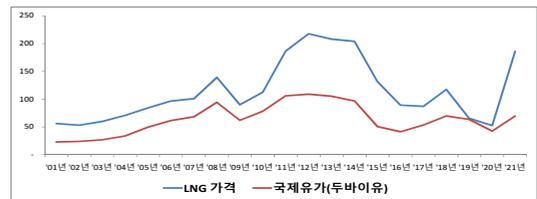
아래 표 4는 본 연구에서 활용된 총 8개 변수에 대한 간단한 설명을 보여주고 있다. 전체 데이터의 개수는 총 890개이며, 각 변수는 연도, 주간 단위 시점, LNG선이 운송하는 LNG물동량, 주간 단위별 LNG선 입항척수, 두바이 국제유가, 전력공급능력, 최대전력, 전력 공급예비력을 나타낸다.

〈표 4〉 분석자료 변수 속성정의

| 변수명 | 단위 | 변수설명 |
|--------|-------|------------------|
| 연도 | 연 | 2006~2022년 |
| 주 | 주 | 주간 단위 |
| 항차 | 척 | 인천항 LNG선 입항척수 |
| 물동량 | RT | 인천항 LNG 물동량 |
| 유가 | 달러/배럴 | 두바이 국제유가 |
| 전력공급능력 | MW | 최대발전가능 출력 |
| 최대전력 | MW | 평균전력이 최대인 전력수요 값 |
| 공급예비력 | MW | 전력공급을 위한 예비전력 |

주간 단위 변수는 2006년 1월부터 2022년 12월 말까지 일자별 자료를 주간 단위로 전처리한 자료이다. LNG선의 입항척수는 인천항의 한국가스공사 돌핀으로 입항하는 LNG 운송선박의 척수이다. LNG 물동량은 인천항의 한국가스공사 돌핀을 통해 수입되는 LNG 물동량을 의미한다. 물동량의 단위는 RT(Revenue Ton: 운임톤)로, 해상화물 운송시 운임을 산정하는 단위 명칭이며 화물의 부피를 통해 산정한 용적톤과 kg 단위의 중량톤 중 더 큰 쪽의 무게를 RT라는 용어로 표현한 것이다. LNG선박 입항척수와 물동량은 해양수산부의 해운항만물류정보시스템(PORT-MIS)을 통해 집계되는 자료를 추출하여 분석에 활용하였다.

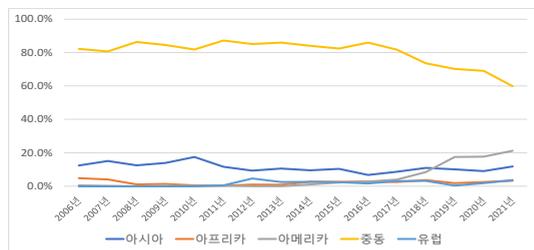
본 연구에서는 LNG 물동량의 예측변수로 유가를 선택한 이유는 박철웅과 박철호(2022)의 연구에서 제시된 바와 같이 국제유가와 천연가스 가격간의 관계분석을 통해 한국의 LNG 가격을 추정하여 국제유가의 변동이 천연가스 가격의 변동에 영향을 미치는 주요 요인이 확인되었으며, 한국가스공사 담당 실무자와의 인터뷰를 통해 LNG 가격이 LNG 수입량에 영향을 미치는 주요 요인임을 확인하였기에 유가를 LNG 수입에 영향을 미치는 설명변수로서 선택하였다. 이와 관련하여 그림 2에서 보는바와 같이 LNG 가격과 국제유가의 변동 유사성을 확인할 수 있다.



〈그림 2〉 LNG 가격과 국제유가 비교 (\$/btu, \$/Bbl)

* 출처 : 미 연방준비은행 economic data

국제유가는 1배럴당 달러로 표시되는 수치로 전 세계 4개 산유지역(미서부 텍사스, 중동 두바이, 중동 오만, 영국 북해)으로 구분하여 각 유가가 발표되고 있다. 4개의 국제유가 중 두바이 유가를 선택한 이유는 원유수입 지역과 국가별 비중을 반영한 결과이다. 그림 3에서 보는바와 같이 통계청 KOSIS의 우리나라 주요 원유 수입지역 통계를 통해 수입지역 중 약 60%가 중동지역이며, 표 5에서 보는 바와 같이 중동국가 중 사우디아라비아, UAE, 이란 등 국가에서 주로 원유를 수입하고 있음을 근거로 하여 결정하였다.



〈그림 3〉 우리나라 해외지역별 원유수입 비중(%)

* 출처 : 통계청 KOSIS 원유수입 통계

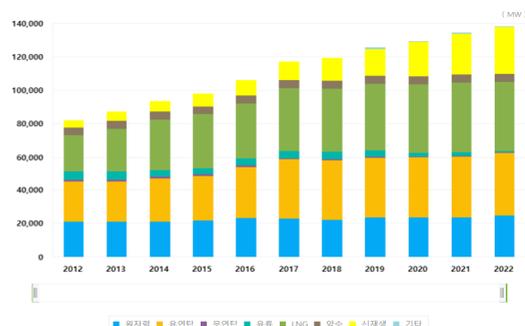
〈표 5〉 중동 주요국가별 원유수입 비중(천배럴)

| 구분 | 2020년 | 2021년 | 2022년 | 비중 |
|---------|---------|---------|---------|--------|
| 사우디아라비아 | 325,808 | 281,774 | 339,567 | 48.9% |
| 쿠웨이트 | 129,699 | 101,721 | 103,656 | 14.9% |
| 이라크 | 77,196 | 59,993 | 87,050 | 12.5% |
| UAE | 77,563 | 56,809 | 85,235 | 12.3% |
| 카타르 | 59,735 | 50,610 | 48,212 | 6.9% |
| 그외 | 6,408 | 23,523 | 31,401 | 4.5% |
| 합계 | 676,409 | 574,430 | 695,121 | 100.0% |

* 출처: 통계청 KOSIS 중동국가 원유수입 통계

전력과 관련된 3개 변수는 전력공급능력, 최대전력, 공급예비력으로 각 변수들의 수치 단위는 모두 MW(Mega Watt)이다. 우리나라의 발전설비 전력규모에 있어서 LNG가 차지하는 비중이 약 30%로 전력생산량에 큰 영향을 미치는 주

요 에너지원이므로 전력과 관련된 지표들을 설명변수로 선택하였다.



〈그림 4〉 우리나라 에너지원별 발전설비 전력규모 추이

* 출처 : 전력거래소 전력통계정보시스템

전력공급능력 변수는 최대수요전력 발생시에 안정되게 공급할 수 있는 최대의 발전가능한 출력을 말한다. 최대전력은 하루 중 1시간 평균전력이 최대인 전력수요 값을 말한다. 공급예비력은 전력공급능력에서 전력수요와의 차이로 규정되는 변수로 수요예측의 오차, 발전기의 고장 등 발생 시 원활한 전력공급을 위해 보유하는 예비전력을 말한다. 전력과 관련된 변수는 LNG가 우리나라 전력의 30% 비중을 차지하고 있어 전력설비 및 수요에 대한 변동성과 밀접한 연관성이 있어 예측변수로 선택하였다.

4.2 데이터 탐색 및 전처리

예측대상인 인천항 LNG 물동량에 대해 2006년부터 2022년까지의 변동경향, 계절성 등을 파악하기 위해 물동량의 단위 기준을 연도별, 월별, 주간단위순서로 구분 후 추이분석을 실시하였다.

먼저 연도기준 LNG 물동량 추이는 그림 5에서와 같이 2006년 물동량 18,059천RT부터 2022년 26,910천RT까지 연간 2.5% 증가율을 기록하며 우상향 경향성을 보이고 있다.



〈그림 5〉 연 단위 인천항 LNG 물동량 추이 (천RT)

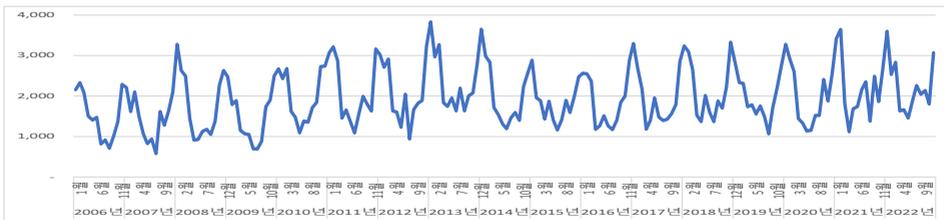
월별기준 LNG 물동량은 그림 6과 같이 1, 4분기에는 상승하고 2, 3분기에는 하강하는 계절성이 뚜렷한 특징을 보였다. 이는 계절에 따라 지역난방, 산업용, 발전용 등에 대해 주기적 수요변동이 있기 때문에 주기적인 계절 특성을 보이는 것으로 분석된다. 연도별 물동량에서 보였던 우상향 추세 경향은 약화된 형태이다. 주간 단위 물동량은 그림 7과 같이 전반적인 물동량 증감 추세는 거의 보이지 않으며, 주기적 계절적 패턴 보다는 비주기적 증감패턴을 보이며 변동한다. 주간 단위로 자료 기간을 미세하게 쪼갤수록 추세성이나 계절성이 약화됨을 알 수 있다.

본 연구에서 예측을 위해 고려한 시계열 모형은 주간 단위 시점을 설명변수, LNG 물동량을 종속변수로 하여 예측한다.

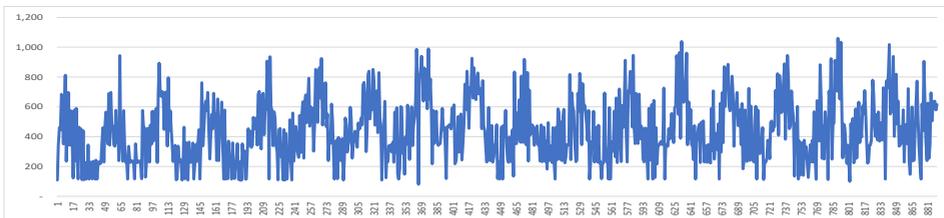
인공신경망의 경우 주간 단위기준의 LNG 물동량을 종속변수로 두고, LNG선의 입항항차, 두바이 유가, 전력 공급능력, 최대전력, 공급예비력을 설명변수로 하여 예측을 수행하였다. 인공신경망 모형 수립시 은닉층은 연구자가 직접 설정하는 하이퍼파라미터로 본 연구에서는 2개의 은닉층에 각 5, 4개의 노드를 설정하였다. 또한, 활성화 함수는 시그모이드함수로 설정하여 예측을 수행하였다.

V. 분석결과

분석대상 자료를 통한 ARIMA 모형 유형 분석 결과 모형의 형태는 ARIMA(1,1,2)로 도출되었다. 모형 유형은 추세성을 가지는 시계열을 1차 차분 후 MA(2)과정을 따른다. 즉 각 시점 값들은 백색잡음 성질이 있는 1, 2시점 이전 오차항들의 값들의 누적평균으로 표현된다는 의미이다. 적합도 평가를 위한 지표인 정상 R 제곱은 0.431이며 모형에 대한 예측성능 지표인 MAPE (Mean Absolute Percentage Error)를 구하면 46.016%다.



〈그림 6〉 인천항 LNG 물동량 월 단위 추이 (천RT)



〈그림 7〉 인천항 LNG 물동량 주간 단위 추이 (천RT)

〈표 6〉 ARIMA 분석결과

| 구분 | | 결과값 |
|---------|---------|------------|
| 적합도 지표 | 정상 R-제곱 | .431 |
| | R-제곱 | .237 |
| 예측 성능지표 | RMSE | 182362.573 |
| | MAPE | 46.016% |
| | MAE | 145937.165 |

또한, 오차항의 자기상관성 여부 검증을 하기 위해 Ljung-Box 검정을 하였다. Ljung-Box 검정에서 귀무가설은 오차항의 자기상관성이 없다고 설정하고, 대립가설은 오차항의 자기상관성이 있다고 설정하였다. 검정결과 Ljung-Box 통계량이 26.340이며 유의수준 0.05 기준 유의확률은 0.035로 귀무가설을 기각하고 대립가설을 채택하는 결과가 도출되었다. 즉 오차항의 자기상관성이 있음을 확인하였고 이것은 주간 단위 자료의 백색잡음으로서 가져야할 기준을 미달하였음을 확인한 것이다.

〈표 7〉 ARIMA모형의 Ljung-Box 검정결과

| Ljung-Box Q(18) | | |
|-----------------|----|------|
| 통계 | DF | 유의확률 |
| 26.340 | 15 | .035 |

인공신경망 모델 분석결과 MAPE는 9.9%로 나타났다. ARIMA 모형 대비 실제값과 오차율이 매우 낮은 것인데 이는 인공신경망 모형에 주당 입항 항차, Dubai유가, 전력 공급능력, 최대전력, 공급예비력을 LNG 수입량에 직접적으로 영향을 주는 요인으로 모형에 반영한 결과라고 분석된다.

〈표 8〉 인공신경망 예측성능지표

| 적합도 통계량 | 평균 |
|---------|------------|
| RMSE | 64104.857 |
| MAPE | 9.90% |
| MAE | 145937.165 |

VI. 결론

본 연구를 통해 LNG 가스 물동량과 인과관계를 가지는 요인들을 활용하여 구축한 인공신경망 모형과 ARIMA 모형 간 평균절대비율오차인 MAPE로 비교한 결과 인공신경망의 MAPE는 9.90%, ARIMA 모형은 46.016%로 인공신경망 모형이 ARIMA 모형보다 더 적합한 모델이라는 결론을 내릴 수 있다.

시계열모형은 특성상 현재실적은 과거실적에 의해 설명된다는 전제(자기상관 관계)로 분석하나, 현실적으로 LNG 물동량은 유가, 타 에너지 원 발전 가동율, 전력수요 등에 의해 변동됨 계절성을 반영할 수 있는 더미변수나 그 외 다양한 설명변수가 포함된 분석의 중요성을 확인할 수 있었다.

본 연구에서 다루졌던 변수 외에 수입된 LNG 가 저장탱크에서 수요지까지 공급한 후 남은 재고 주기와 같은 변수정보를 모형에 반영한다면 더욱 높은 적합도가 보일 것으로 예상된다. 향후 수요예측과 연계하여 LNG 가스의 수입, LNG 저장탱크 및 수요지 송출 단계를 연계한 종합적인 공급사슬망 분석까지 아우르는 연구를 진행할 필요가 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 김정은, 오진호, 우수환, “유류화물 항만물동량 예측모형 개발 연구”, 한국항만경제학회지, 제 34권, 제1호, pp81-98, 2018.
- [2] 박성준, 김진수, “단기 천연가스 가격 예측에 있어서 인공신경망의 활용에 대한 연구”, 한국 자원공학회지, 제.51권, 제6호, pp.761-770, 2014.
- [3] 박철웅, 박철호, “국제유가와 천연가스가격 간의 관계 분석 및 한국의 LNG 가격 추정”, 산업경제연구, 제35권, 제1호 pp.119-139, 2022.

- [4] 배유진, “천연가스 수요의 변동성 예측모형”, 경영연구, 제32권, 제3호, pp.239-259, 2017.
- [5] 이성로, “중장기 천연가스 수요전망모형”, 한국가스학회학술대회논문집, 제11권, 2022
- [6] 이근철, 한정희, “발전용 천연가스 단기 수요 예측 ARIMA 모형을 중심으로”, 상경연구, 제41권, 제2호, pp.53-68, 2016.
- [7] 임상섭, 안영중, “인공신경망을 활용한 LNG 운임예측”, 한국컴퓨터정보학회논문지, 제27권, 제7호, pp.187-194, 2022.
- [8] 채기영, 이철용, “딥러닝을 이용한 주요항만별 LNG 병커링 수요예측”, 한국기후변화학회지, 제13권, 제.5호, pp.679-688, 2022.
- [9] 홍일석, “천연가스 시장 변화에 따른 LNG 해상 운송 수요예측에 관한 연구”, 중앙대학교 글로벌 인적자원개발대학원 석사학위 논문, 2015.
- [10] M. S. Al-Musaylh, R. C. Deo, J. F. Adamowski, Y. Li, “Short-term Electricity Demand Forecasting with MARS, SVR and ARIMA Models Using Aggregated Demand Data in Queensland, Australia,” *Advanced Engineering Informatics*, Vol.35, pp. 1 - 16, 2018.
- [11] A. Wanto, B. H. Hayadi, P. Subekti, D. Sudrajat, R. Wikansari, G. W. Bhawika, E. Sumartono, S. Surya, “Forecasting the Export and Import Volume of Crude Oil, Oil Products and Gas Using ANN *Journal of Physics*,” *Journal of Physics: Conference Series*, Vol.1255, No.1, 2019.
- [12] H. K. Chan, S. Xu, X. Qi, “A comparison of time series methods for forecasting container throughput,” *International Journal of Logistics Research and Applications*, Vol.22, No.3, pp.294-303, 2019.
- [13] 박유성, 김기환, *시계열자료분석 I*, 자유이카데미, 2008
- [14] 장철원, *선형대수와 통계학으로 배우는 머신러닝 with 파이썬*, 비제이퍼블릭, 2021년
- [15] 미연방준비은행, <https://fred.stlouisfed.org/>, (검색일: 2023.09.02.)
- [16] 전력수급기본계획, <https://www.kpx.or.kr/menu.es?mid=a10403070000>, (검색일: 2023.08.23.)
- [17] 전력통계정보시스템, <https://epsis.kpx.or.kr/epsisnew/>, (검색일: 2023.08.25.)
- [18] 전자공시시스템, <https://dart.fss.or.kr/dsaf001/main.do?rcpNo=20230814003105>, (검색일: 2023.08.26.)
- [19] 통계청 국가통계포털, https://kosis.kr/statHtml/statHtml.do?orgId=318&tblId=TX_31801_A008&conn_path=I3, (검색일: 2023.09.05.)
- [20] 한국가스공사, <https://www.kogas.or.kr/site/koGas/1040301000000>, (검색일: 2023.08.25.)
- [21] 해양수산부 해운항만물류정보시스템, <https://new.portmis.go.kr/>, (검색일: 2023.08.15.)

저자 소개



김 범 수(Beom-Soo Kim)

- 2007년 2월: 경기대학교 수학과 (이학사)
 - 2009년 8월: 성균관대학교 통계학과 (석사)
 - 2009년 12월~2011년 12월: 한국해양수산개발원
 - 2011년 12월~현재: 인천항만공사(IPA)
 - 2021년 9월~현재: 인천대학교 동북아물류대학원 융합물류시스템학과 (박사과정)
- <관심분야> 빅데이터, 수요예측



신 광 섭(Kwang-Sup Shin)

- 2003년 2월: 서울대학교 산업공학과 (공학사)
 - 2006년 2월: 서울대학교 산업공학과 (공학석사)
 - 2012년 2월: 서울대학교 산업공학과 (공학박사)
 - 2012년 2월~현재: 인천대학교 동북아물류대학원 교수
- <관심분야> 빅데이터 활용, 솔루션