

# 글로벌 주요 경제 지표 변화에 따른 선박 입출항 데이터 상관관계 분석 - 인천항 데이터를 중심으로 -

## A조

수출의존도가 높은 우리나라는 전염병이나 전쟁, 유가 등의 외적인 요인으로 경제성장에 쉽게 타격을 받을 수 있다. 하지만 데이터분석을 통해 미래를 통계적으로 예측해본다면 위험관리와 불확실성 제거에 도움이 될 수 있을 것이다. 많은 데이터들 중에서 선박입출항데이터는 우리나라의 글로벌 경제 영향력과 규모를 거시적으로 가늠해 볼 수 있는 특성을 지녔다. 또한 선박의 교통밀도 분석에 활용 가능하여 원활한 통항로를 선주들에게 제공할 수 있고 안전사고 감소에도 이바지 할 수 있다. 이에 미국금리, 유가, 환율 등 각종 경제지표를 입력 파라미터로 간주하여 선박 입출항과 선형관계를 갖는 주요 요인은 무엇이 있는지 파악해보는 것을 목표로 한다. 분석된 주요요인들을 바탕으로 예측모델링을 수행하고 예측치를 구하는 것을 연구의 방향으로 결정하여 과제를 진행했다.

[주제어] 인천항, 선박, 척수, 항만, 금리, 입출항

## I. 서론

한국의 무역의존도는 2011년과 2012년에 80%에 육박할 정도로 높다. 2020년에 약 60%로 감소하였으나 여전히 비중이 높다고 할 수 있다. 이 중 수출입 물동량의 99.7%는 해상운송으로 처리된다고 한다(<표1> 참고). 해상 물동량을 살펴보면 세계화 추세에 따라 해상 물동량은 꾸준히 증가추세에 힘입어 이전 보다 국가 간의 의존도가 높아지고 있다. 선박 입출항 통계를 살펴보면 2022년 기준 1년에 약 14.5만 척에 달했고 항만관련 통계는 조선사, 도선사, 항만시설운영업체 및 임대 사업자, 항만건설업체에 이르기까지 다양한 항만산업 구성원에게 매우 의미 있는 자료라 할 수 있다(<표2> 참고). 한편, 최근 글로벌 상황은 코로나와 전쟁 등 예측 불가능한 이슈들 또한 지속적으로 발생하고 있다는 점이다. 동북아 물류중심국가 건설이라는 국가목표를 달성하기 위해 많은 투자를 시행하고 있는 우리나라에서 인천항은 대형항만으로서 그 기능을 충실히 수행하기 위해 적극적인 개발 및 확장을 추진하여 왔다. 그러나 중국의 적극적인 항만개발, 컨테이너선의 대형화로 인한 선사들의 기항지 축소, 글로벌 선사의 전략적 제휴에 따른 극동지역 항만들의 선사유치 경쟁 등으로 인해 계속될 것만 같았던 우리나라 물동량 증가세의 둔화현상이 나타

났다. 따라서 현재 인천항은 더 효율적인 운송비용과 시간 절약으로 물류비용을 절감시키고 이윤을 극대화해주는 서비스를 화주들에게 제공하기 위한 항만 이용 수요예측의 여러 방안들을 고려해보아야 할 것이다.

〈표 1〉 한국 무역의존도(%)



출처 : 코로나19 여파에 따른 무역의존도 14년째 최저, 연합뉴스포토뉴스

〈표 2〉 선박입출항 통계



출처 : 국가물류통계정보센터

이에 본 연구는 동북아물류의 핵심 허브항구를 담당하고 있는 인천항에 주목하여 지역화주들과 항만이용자들의 선박사용에 있어서 영향을 미칠 수 있는 외부요인이 무엇인지 조사하였고, 환율, 유가, 금리 등 주요 경제지표로 파악하였다. 경제 지표 변수들을 인천항 운영에 반영하여 물동량 예측 및 지역 화물을 확보하는 것이 인천항 생존 및 활성화에 매우 중요하다고 판단한다. 이제 인천항은 현재 높은 물동량 증가환경 속에서 화주를 기다리는 입장에서 벗어나 시장에 적극 개입하여 인접지역 화주를 적극적으로 유치해야 된다고 본다. 본 연구는 이러한 전략을 바탕으로 인천항 운영에 글로벌 지표의 변화에 따른 항만 수요예측을 충분히 반영할 필요가 있다고 판단한다. 본 연구의 목적은 항만수요 예측의 결정요인에 경제지표의 변화에 의한 영향을 재 고찰하여 인천항의 더 수월한 운영 방안 마련을 위한 기초연구 제공에 있다.

## II. 문헌연구

### 1. 인천항에 관한 일반적 고찰

#### 1) 인천항의 개요

인천항은 1883년 개항한 이후 국가 경제 발전에 중추적인 역할을 충실히 수행해왔다. 조수간만의 차를 극복하고 대형선박을 수용하기 위하여 1974년 축조된 갑문은 동양 최대규모를 자랑한다. 2015년 조성된 신항은 초대형 컨테이너 선박도 접안할 수 있으며, 자동화 하역장비 도입 등을 통한 최첨단 항만으로서의 입지를 다지고 있다. 또한 글로벌 해양관광 거점으로 도약하기 위하여 건설된 국제여객터미널, 크루즈터미널 그리고 골든 하버는 바다와 도시가 공존하는 신개념 해양문화관광단지로서 거듭날 것으로 기대된다.

#### 2) 인천항 물동량 현황

인천항만공사에서 제공하는 데이터를 살펴보면 전체물동량의 전반적인 추세는 이용 물동량이 점점 줄어들고 있는 가운데, 컨테이너 물동량

〈표 3〉 전체화물 물동량

연도별/월별 전체화물 물동량					
구분	2017년	2018년	2019년	2020년	2021년
1월	15,291,729	14,173,567	14,736,956	14,293,874	14,393,627
2월	12,819,339	13,506,814	10,930,865	11,786,488	12,913,091
3월	15,084,847	13,835,924	13,498,199	13,497,212	12,835,369
4월	13,700,133	13,417,821	13,925,029	12,713,180	13,690,370
5월	13,792,365	13,264,247	12,353,079	12,305,993	12,724,677
6월	14,370,228	13,956,590	12,325,131	12,157,473	12,629,939
7월	12,757,195	13,445,548	12,869,049	11,454,271	13,664,884
8월	13,081,010	12,216,146	12,295,141	11,555,046	12,845,034
9월	13,245,920	13,536,006	11,770,838	12,868,234	12,233,423
10월	12,571,983	13,390,512	13,040,987	13,439,689	13,068,132
11월	13,707,909	14,012,957	14,086,376	12,615,161	12,836,007
12월	15,108,033	14,890,554	15,615,083	13,192,955	13,971,792
합계	165,530,691	163,646,686	157,446,733	151,879,576	157,806,345

〈표 4〉 컨테이너 물동량

연도별/월별 컨테이너 물동량					
구분	2017년	2018년	2019년	2020년	2021년
1월	246,527	247,793	266,469	265,582	310,972
2월	193,038	215,978	190,034	180,170	245,861
3월	258,065	246,308	254,186	254,003	274,744
4월	259,951	267,523	274,295	277,841	298,950
5월	254,313	274,597	269,753	284,508	296,671
6월	257,600	274,739	265,318	284,809	268,670
7월	261,409	264,221	264,837	295,359	283,822
8월	254,469	245,426	248,873	276,900	276,874
9월	266,021	258,416	254,570	287,155	259,285
10월	248,944	274,956	262,930	283,853	273,023
11월	270,056	277,635	269,670	297,963	269,732
12월	278,024	273,777	271,022	284,088	296,340
합계	3,048,415	3,121,368	3,091,955	3,272,229	3,354,942

은 증가 추세를 나타냈다<표3, 4>.

또한 <표 5>를 보면 5,000 ~ 10,000톤 미만의 선박이 다수를 차지하는 것을 알 수 있다.

<표 5> 입출항 선박

톤급 구분	합계		외항						내항	
			외항소계		국적선		외국선			
	척수	톤수	척수	톤수	척수	톤수	척수	톤수	척수	톤수
합계	14,851	174,599,972	6,951	155,472,914	958	15,039,340	5,993	140,433,574	7,900	19,127,058
100톤미만	783	45,875							783	45,875
100-500톤미만	4,294	1,198,268	10	4,165	4	1,251	6	2,914	4,284	1,194,103
500-1,000톤미만	305	256,840	11	9,122	5	4,682	6	4,440	294	247,718
1,000-3,000톤미만	1,687	3,586,659	1,100	2,424,592	85	169,193	1,015	2,255,399	587	1,162,067
3,000-5,000톤미만	804	3,446,330	236	1,007,264	75	314,417	161	692,847	568	2,439,066
5,000-7,000톤미만	1,325	7,860,753	615	3,557,627	178	1,041,784	437	2,515,843	710	4,303,126
7,000-10,000톤미만	1,714	15,246,938	1,230	11,307,948	322	2,923,251	908	8,384,697	484	3,938,990
10,000-15,000톤미만	443	5,773,276	443	5,773,276	50	612,003	393	5,161,273		
15,000-20,000톤미만	778	13,859,302	778	13,859,302	86	1,523,241	692	12,336,061		
20,000-25,000톤미만	234	5,239,804	234	5,239,804	21	451,540	213	4,788,264		
25,000-30,000톤미만	702	19,732,876	531	14,971,732	39	1,104,831	492	13,866,901	171	4,761,144
30,000-50,000톤미만	1,111	40,192,357	1,100	39,861,216	27	1,097,764	1,073	38,763,452	11	331,141
50,000-60,000톤미만	146	8,101,247	146	8,101,247	11	623,525	135	7,477,722		
60,000-75,000톤미만	183	11,969,281	182	11,906,472	7	454,853	175	11,451,619	1	62,809
75,000-100,000톤미만	138	12,602,314	137	12,504,785	29	2,694,194	108	9,810,591	1	97,529
100,000톤이상	204	25,487,852	198	24,944,362	19	2,022,811	179	22,921,551	6	543,490

## 2. 선행 연구

인천항과 경제지표에 따른 선박 입출항에 대한 연구는 미약하다. 다른 연구 중에 컨테이너 물동량 예측 등을 참고로 할 수 있겠지만, 컨테이너 물동량의 대상 제품이나 지역적 특성으로 인해 선행연구에서 제시된 분석을 그대로 본 연구에 적용하는 데는 한계가 있다. 본 과제에서는 답러닝을 활용한 예측에 관한 연구를 살펴보고자 한다. 김두환(2019)은 단변량 LSTM의 예측치와 실측치를 비교하였고 예측은 기간이 지날수록 오차율이 증가한다고 제시하였다<그림 1 참고>. 김두환(2019)의 연구에는 물동량, 환율, 경기지수, 수출입 금액 총 6개의 변수를 사용했다.

<그림 1> 단변량 LSTM 모형 예측 정확도 비교



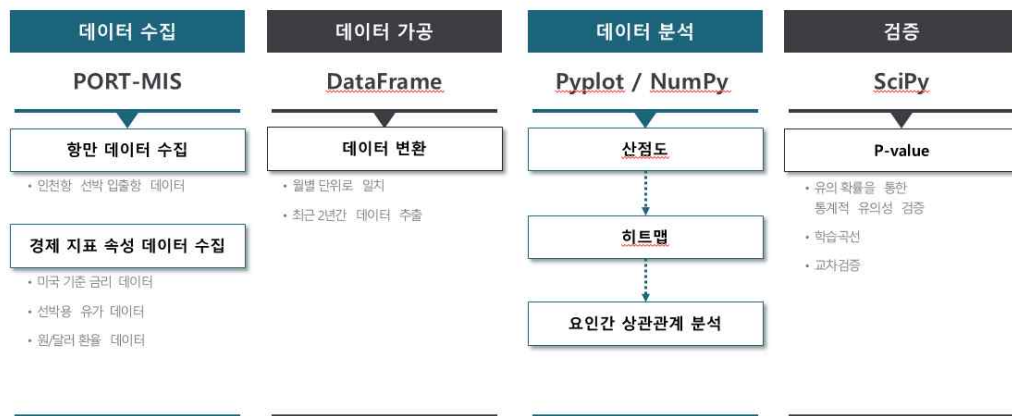
다음 장에서는 데이터 분석을 통해 항만 수요 예측을 위한 결정요인들에 대해 살펴보고, 그 분석결과를 통해 어떠한 요인이 주요한 지표인지와 그 특성을 살펴보겠다.

### III. 연구방법

#### 1. 데이터 분석 절차

인천항만의 선박 입출항 데이터를 종속변수로 선정하여 미국 기준 금리와 선박용 유가 그리고 원/달러 데이터를 독립변수로 지정하여 데이터를 수집하고 월별데이터로 가공한 뒤 파이썬을 통해 데이터간의 관계와 특성을 파악할 것이다. 그리고 데이터 검증과 예측 모델을 통해 예측이 가능한지를 시험해보는 절차로 진행되었다<그림 2 참고>.

<그림 2> 데이터 분석 절차



#### 2. 자료수집 및 분석방법

자료의 출처는 아래 표와 같고 4가지 기관에서 제공하는 경제 지표를 사용하였다. 각 데이터는 주로 엑셀과 csv 파일로 제공되고 있다<표 6>.

<표 6> 자료 출처

	자료명	기간	제공기관	자료타입
[1]	선박입출항기간별(인천항)	2001.01 ~ 2023.08	해양수산부	<a href="#">xlsx</a>
[2]	FRB_PRATES	2008.10.09 ~ 2023.10.12	미연방준비제도이사회	csv
[3]	<a href="#">정유사월간판매가격</a>	2021.08 ~ 2023.08	OPINET	csv
[4]	원/달러 환율	2021.08 ~ 2023.08	e-나라지표	<a href="#">xlsx</a>

먼저, 선박입출항 데이터로는 해양수산부의 PORT-MIS 웹사이트에서 인천항 월별 데이터를 입수하였다. 데이터의 특징으로는 PORT\_MIS에서 조회할 수 있는 데이터가 현시점에서 2개월 전 까지이므로, 비교 데이터들의 기간도 연구를 실시한 날의 2개월 전인 8월 이전으로 제한이 필요하였다. PORT\_MIS에서 인천항, 부산항 등 다수의 항만데이터를 조회가 가능하다. 여기서는 인천대 인접항만의 특징추출을 위해 인천항을 우선 선택하여 연구를 수행하였다. 수집한 데이터의 내용에는 입항과 출항, 외항과 내항 그리고 척수, 톤수 등 다양한 항만 데이터가 포함되어있다. 연구 대표값으로 총계(척수)를 선택했다.

[독립변수 1]인 미국 정책 금리 데이터는 미연방준비위원회의 금리데이터를 활용하였다. 일별데이터로 제공된다. 다른 데이터와 단위를 맞추

기 위해 월별 데이터로 변환하는 작업을 수행하였다. 본 연구에서는 각 월의 평균을 계산하여 데이터를 적용하였다. 평균화 작업을 통해 금리가 선택에 미치는 영향의 시간차가 어느 정도 적용될 것으로 가정하였다. 기준 금리는 IOER / IORR / IORB rate 등 여러 종류가 있으나 최근에는 IORB만 제공하여 IORB를 이용하였다.

두 번째 [독립변수 2]로 선택용 유가 변동 데이터는 오픈넷에서 제공하는 유가 정보를 이용하였다. 정유사별 각종 유가 정보를 제공하는 것이 특징이다. 본 연구에서는 선택용 경우 중에 S-OIL을 선택했다. 유가 정보는 1964년 이전과 이후로 제공되며, 최근 2년간의 데이터만 추출하였다.

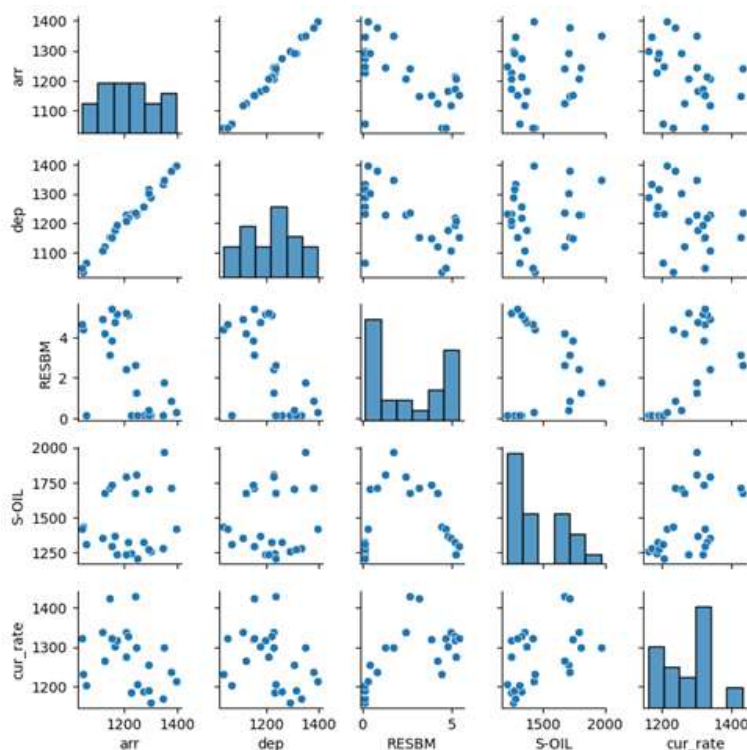
마지막 [독립변수 3]으로는 환율 데이터는 e-나라지표의 환율 데이터를 이용하였다. 본 연구에서는 월/달러 환율을 선택하였다. 제공된 데이터는 세로형이다. 데이터를 가로형으로 변환작업을 수행하였다. 데이터는 2000년 1월부터 조회가능하고, 다운로드시 최대 250개 칼럼까지 가능하였다. 본 연구에서는 최근 2년간의 자료를 활용하였다.

## IV. 연구결과

### 1. 산점도와 상관관계 분석

데이터간의 관계와 특성을 파악하기 위해 산점도로 시각화를 시행하였다. 각 요인간의 선형관계를 육안으로 빠르게 파악 가능하였다. 파이썬에서는 pyplot과 seaborn 모듈을 이용하였다. 분석 결과 입항과 출항은 1:1관계로 직선의 관계가 보이지만, 입항과 출항과의 관계는 본 연구에서 분석의 의미가 없으므로 예외 처리하였다. 두 번째 특징적인 관계로는 미국 금리와 입출항 데이터간 음의 관계이다. 산점도만으로는 명확한 관계가 보이지 않지만 선택데이터와 직선의 관계가 약하게 보인다. 즉, 금리가 오를수록 입출항수가 감소하는 경향을 보인다<그림 3>.

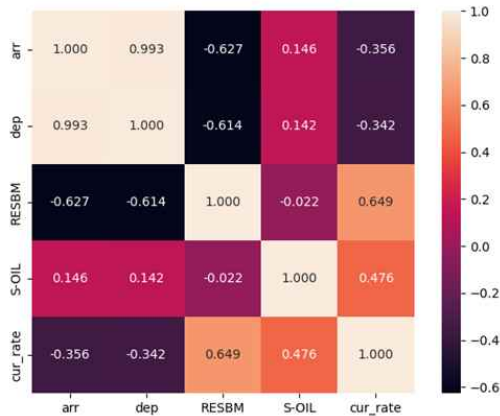
<그림 3> 산점도



파이썬에서 사용할 수 있는 pyplot과 numpy를 이용하여 히트맵과 상관계수를 표현하였다< 그림 4>. 상관계수는 데이터 간의 관계를 보다 객관적인 수치로 파악하는 방법으로 피어슨 상관계수를 보편적으로 사용한다. 결과값은 -1 부터 1사이의 값으로 0은 선형 관계가 없음을 나타내며, 1에 가까우면 양의 관계, -1에 가까우면 음의 상관관계를 가진다고 판단한다.

본 연구에 사용한 데이터의 상관 계수를 분석한 결과 미국금리와 입출항 데이터간 음의 관계(-0.627) 즉, 금리가 오를수록 입출항수가 감소하는 경향을 보인다<그림 4>. 금리와 환율간 양의 관계(0.649)도 확인 가능하며, 유가와 환율간 양의 관계(0.476)도 살펴볼 수 있었다. 현실 데이터에서 -0.3에서 0.3 사이일 경우 상관관계 없다고 보고, 논문에서는 절대값의 크기가 0.6 이상일 경우 의미를 두므로 본 연구에서 나온 수치는 관계성이 있다고 볼 수 있다.

<그림 4> 히트맵과 상관계수>



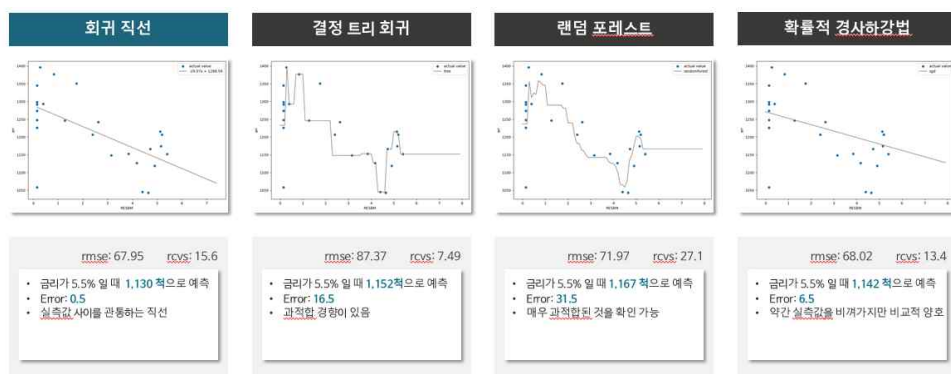
추가적으로 입항 데이터와 미국 금리의 관계가 무관한지 아닌지를 파악하기 위해 p-value를 파이썬 scipy와 numpy 모듈을 이용하여 관계를 확인해보았다. 결과는 상관계수 -0.627, 유의확률 0.00078로 0.05보다 작은 수로 두 요인간의 상관관계가 통계적으로 유의미하다고 볼 수 있다.1)

이에 따라 본 연구에서는 미국 금리와 인천항으로 입항하는 선박의 척수의 관계에 대해서 회귀 모형 분석을 실시하였다.

## 2. 회귀 모형 분석 결과

파이썬에서는 사용할 수 있는 sklearn의 분석 모듈을 이용하여 선형회귀, 결정 트리 회귀, 랜덤 포레스트, 확률적 경사하강법으로 데이터를 학습하였다. 각 모형의 결과와 예측 결과는 <그림 5>과 같다.

<그림 5> 회귀 모형 학습 결과



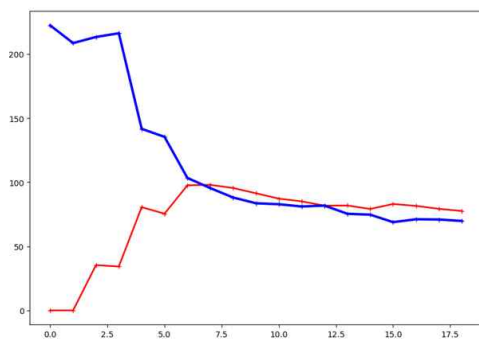
1) 상관관계는 인과관계를 뜻하지 않으며, 유의확률 해석이 현실에서는 유의하지 않을 수 있음을 유념해야 할 것이다.



<그림 5>의 가장 왼쪽에 있는 선형 회귀의 결과가 rmse나 교차검증 점수도 좋게 나오고 다른 모형과 비교해보아도 알 수 있듯이 over-fit 성향도 가장 작은 것으로 보인다. 현시점에서 9월과 10월에 입항한 선박의 척수는 1,118척과 1,153척으로 두 값의 평균은 1,130.5척으로 통계 발표됐다. 미국금리는 9월과 10월 모두 5.5%로 예측 모델에 대입해보고 결과를 확인해보았다. 예측치와 실제값의 오차도 선형회귀 모델에서 0.5로 가장 좋은 값을 나타냈다. 결정 트리 회귀와 랜덤 프레스트는 선형회귀에 비해 각 종 이상치에 과적합되는 경향이 보였으며, 확률적 경사하강법은 선형 회귀 모형보다 기울기가 변화되면서 예측오차가 선형회귀보다 조금 커지는 결과를 확인할 수 있었다.

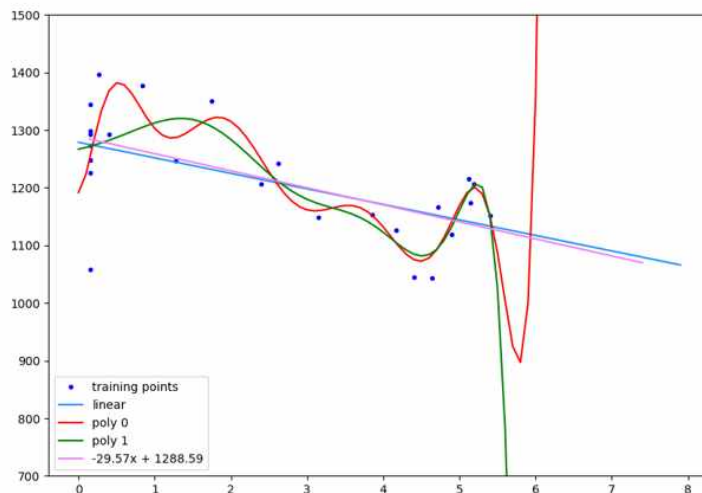
선형회귀의 학습 데이터 크기에 따른 학습곡선은 어떤 양상을 나타내는지 알기 위해 그림 6와 같이 그래프로 나타내보았다. 붉은 선은 학습 셋의 평균 오차의 제곱이고, 파란색은 교차 검증 셋의 평균 오차의 제곱이다. 가로축은 학습에 사용된 데이터 수(m)를 나타낸다. m=1이었을 때, 예측 모델은 하나의 데이터만을 학습했기 때문에 훈련 세트에서는 오차가 0으로 나타나지만, 검증 세트에서는 매우 큰 오차를 보인다. 훈련시킬 데이터의 수를 늘려나가면 7~8개가 되는 시점부터 훈련 데이터에서의 오차가 증가하면서 훈련 세트와 검증 세트의 비용 간 차이가 작아진다.

<그림 6> 학습 곡선



선형회귀의 단점인 직선관계를 극복하기 위해 차수를 늘려서 비선형 관계를 위한 모델로 변환을 하여 분석해보았다. 이를 위해 파이썬으로 제공되는 다항회귀 모듈을 이용하였고 결과는 <그림 7>와 같다. 선형관계의 데이터도 다항회귀 모델로 비선형관계를 나타낼 수 있으며, 정규화를 사용했을 경우 곡선이 좀 더 완만하게 표현되었다. 참고로 붉은 색은 정규화를 미적용한 경우이고 녹색 선은 정규화를 적용한 곡선이다. 그리고 그림에서 알 수 있듯이 실측치로 구한 선형식(분홍색)과 LinearRegression 모듈의 직선(하늘색)이 거의 동일함을 파악할 수 있다.<sup>2)</sup>

<그림 7> 다항 회귀 분석 결과



2) 이는 선형회귀의 선형적 특성으로 동일 데이터로 직선함수를 구하는데 있어서 차이가 없음을 알 수 있고 여기서 나타나는 차이는 각 모듈 알고리즘의 반올림 적용의 시점의 차이가 원인임을 고려해야 한다.

## V. 인천항 이용 방안

### 1. 항만서비스 측면

앞서 분석된 내용을 바탕으로 글로벌 지표로 인천항에서 발생하는 선박의 입출항 선박수를 예측할 수 있었고 데이터분석을 통해 미래를 통계적으로 예측해본다면 위험관리와 불확실성 제거에 도움이 될 수 있을 것이다. 많은 데이터들 중에서 선박 입출항데이터는 우리나라의 글로벌 경제 영향력과 규모를 거시적으로 가늠해 볼 수 있는 특성을 지녔다. 또한 선박의 교통밀도 분석에 활용 가능하여 원활한 통항로를 선주들에게 제공할 수 있고 안전사고 감소에도 이바지 할 수 있다. 이를 통해 이용기업의 물류비절감과 물류서비스를 고도화할 수 있다는 측면에서 인천항에 긍정적 효과를 가져 올 수 있을 것으로 예상된다.

### 2. 물류비용 측면

분석된 주요요인들을 바탕으로 예측모델링을 수행하고 예측치를 구하는 것은 향후, 인천항 인접지역 수출화물을 신속 원활하게 수송할 수 있는 항만의 지속적 확보와 적극적인 투자로 이어질 수 있을 것이다. 인천과 동북아시아의 수출입업체와 인천항을 연계시키는 네트워크에 대한 지속적인 개발 및 배후개발과 연계성이 이루어질 수 있도록 시설투자를 실시해야 하며, 각 투자대안들이 체계적으로 이루어질 수 있도록 인천항만의 특성에 맞추어 개발하여야 한다. 이로 인해 인천항 인접지역 수출화주의 물류비 절감에 크게 도움이 될 것이다.

### 3. 입출항 선박 대응 측면

항만의 수요를 미리 예측할 수 있다는 것은 ‘화물의 신속한 처리 능력’, ‘하역, 이송, 보관비용의 저렴성’, ‘창고 및 보관 시설 수준’ 등과 같은 세부적인 사항들에 대해 미리 대비 및 계획이 가능하다고 볼 수 있다. 앞으로 인천 및 경기지역에 포워더를 적극 유치하여 화주들의 물류비 절감은 물론 화물 집화와 만재화물 창출을 유도해야 할 것이다.

## VI. 결 론

본 과제는 다양한 경제지표를 사용하여 선박의 입출항 데이터와의 관계를 분석하였고 비교적 적은 데이터 수만으로 효율적으로 선박 데이터를 예측할 수 있었다. 본 분석결과와 과정을 토대로 다른 지표들간의 관계를 추가적으로 분석하는데 응용할 수 있을 것이다.

본 연구는 시간적 제약으로 다양한 데이터 셋을 동시 학습시켜 결과를 예측하는 모델을 생성 못하여, 개별적으로만 관계 분석한 점에서 한계를 갖고 있다. 다수의 입력 요인으로 선박데이터를 예측하는 연구도 필요 할 것이다. 또한 금리의 영향은 즉각적으로 반응하지 않을 수 있다. 1개월 혹은 2개월간의 시간차를 두고 선박 데이터의 추이를 파악해보지 못한 점은 아쉬운 점으로 남는다.

수치형 데이터 뿐만 아니라 텍스트나 범주형 데이터 등 다양한 형태의 데이터가 존재함에도 불구하고 여러 제약들로 더 다양한 형태의 데이터를 수집 및 분석에 대한 연구가 부족한 점은 부정할 수 없을 것이다. 그리고 항만 데이터로 범위를 한정하고 인천항의 입출항 선박만을 고려하여 국내의 항만과의 관계에 대한 연구도 필요가 있으며, 이와 같은 한계점이 향후과제로 남아있다.



## 참고문헌

- 고병욱, 윤희성, 김은수, 최건우 (2018). 컨테이너 해상물동량 예측 모형 연구 - 베이지안 방법론을 중심으로. 한국해양수산개발원.
- 김두환 (2019). 딥러닝을 활용한 부산항 컨테이너 물동량 예측에 관한 연구. 박사학위논문, 동아대학교 대학원.
- 정준식(2015). 항만선택 결정요인분석을 통한 인천항의 인접지역 수출화주 유치방안. 물류학회지 제25권 제 1호.