

시계열 모형을 이용한 인천공항 이용객 수요 예측

이지훈¹, 한혜림¹, 윤상후^{2*}

¹대구대학교 수리빅데이터학부 학생, ²대구대학교 수리빅데이터학부 조교수

Air passenger demand forecasting for the Incheon airport using time series models

Jihoon Lee¹, Hyerim Han¹, Sanghoo Yoon^{2*}

¹Student, Department of Computer Science and Statistics, Daegu University

²Assistant Professor, Department of Computer Science and Statistics, Daegu University

요약 인천공항은 대한민국으로 들어오거나 나가는 관문으로 나라의 이미지에 큰 영향을 미치므로 공항의 서비스 질을 유지하기 위해선 장기적인 공항 이용객 수 예측이 필요하다. 본 연구에서는 인천공항의 이용객 수요를 예측하기 위한 다양한 시계열 모형의 예측성능을 비교하였다. 인천공항 이용객 자료를 2002년 1월부터 2019년 12월까지 월 단위로 수집하여 살펴보면 일반적인 시계열자료에서 보이는 추세성과 계절성을 지니고 있다. 본 연구에서는 추세성과 계절성이 고려된 나이브 기법, 분해법, 지수 평활법, SARIMA, 그리고 PROPHET을 이용하여 단기, 중기, 장기예측 시계열모형을 비교하였다. 분석결과 단기예측은 최근 자료에 가중치를 준 지수 평활법이 우수했고 예상 2020년 연간 이용객 수는 약 7,350만명이다. 3년 후 인 2022년 중기예측은 정상성이 고려된 SARIMA모형이 우수하였고 예상 연간 이용객 수는 약 7,980만명이다. 4단계 인천공항 건설사업이 완료되는 2024년 예상 연간 여객수용 인원은 9,910만명이고 PROPHET모형이 가장 우수하였다.

주제어 : 인천공항, 시계열 모형, 지수평활법, SARIMA, PROPHET

Abstract The Incheon airport is a gateway to and from the Republic of Korea and has a great influence on the image of the country. Therefore, it is necessary to predict the number of airport passengers in the long term in order to maintain the quality of service at the airport. In this study, we compared the predictive performance of various time series models to predict the air passenger demand at Incheon Airport. From 2002 to 2019, passenger data include trend and seasonality. We considered the naive method, decomposition method, exponential smoothing method, SARIMA, PROPHET. In order to compare the capacity and number of passengers at Incheon Airport in the future, the short-term, mid-term, and long-term was forecasted by time series models. For the short-term forecast, the exponential smoothing model, which weighted the recent data, was excellent, and the number of annual users in 2020 will be about 73.5 million. For the medium-term forecast, the SARIMA model considering stationarity was excellent, and the annual number of air passengers in 2022 will be around 79.8 million. The PROPHET model was excellent for long-term prediction and the annual number of passengers is expected to be about 99.0 million in 2024.

Key Words : Incheon Airport, Time series model, Exponential smoothing, SARIMA, PROPHET,

*This work was supported by Daegu University Undergraduate Research Program, 2020.

*Corresponding Author : Sanghoo Yoon(statstar@daegu.ac.kr)

Received October 14, 2020

Revised December 7, 2020

Accepted December 20, 2020

Published December 28, 2020

1. 서론

기술의 발전은 사람과 사람, 나라와 나라사이의 교류와 이동을 짧은 시간에 할 수 있도록 만들었다. 대표적인 교통수단으로 항공기, 기차, 자동차 등이 있다. 이 중 항공기는 다른 이동수단에 비해 긴 거리를 짧은 시간에 갈 수 있지만 이동비용이 많이 들고 공항을 통해서만 이용할 수 있다. 현재 공항은 나라를 대표하는 세계 시장으로 뻗어나가는 교두보 역할과 함께 국가를 대표하는 하나의 상품의 일환으로 경쟁하고 있다. 2001년 개장한 인천공항은 한반도를 대표하는 공항으로 싱가포르의 창이공항, 홍콩의 첵랍콕공항, 태국의 수완나품공항 등과 선의의 경쟁을 하고 있다.

인천국제공항은 1단계 건설사업(1992년~2001년)을 통해 제1여객터미널과 제1, 2화물로, 계류장 및 각종 부대시설을 건설하여 글로벌 국제공항을 위한 첫걸음을 시작했다. 2단계 건설사업(2001년~2008년)을 통해 제3화물주와 여객계류장 부지가 조성되었다. 3단계 건설사업(2009년~2018년)은 제2여객터미널 설계 및 운영을 목표로 수행되었다. 현재 4단계 건설사업(2019년~2024년)을 통해 여객 1억6백만 명을 수용할 수 있는 초대형공항을 목표로 사업을 진행하고 있다. 하지만 2020년 4단계 건설은 COVID-19의 여파로 공사비의 재원조달방안을 원점에서 재검토됨에 따라 4단계 사업의 종료시점이 확실치 못하다[1].

추세성과 계절성이 고려된 시계열모형은 항공수요예측에 주로 사용된다. 국내의 김해공항, 인천공항, 대구공항 그리고 제주공항의 여행객 수는 ARIMA모형[2-5]과 외부환경요인을 고려한 다중회귀모형으로 예측되었다[6-8]. 이 외에 델파이 분석을 통한 도심권 공항 터미널 환경 개선[9]과 시스템다이내믹스를 이용한 국제선 및 국내선 항공 여객 수요예측이 연구되었다[10]. 국외에서도 ARIMA모형을 이용하여 홍콩의 첵랍콕공항과 중국의 쑤야 평항 국제공항의 항공수요를 예측하였다[11,12]. 하지만 시계열 자료의 특징에 따라 최적 시계열 모형이 다를 수 있다. 포르투갈 리스본 공항의 항공수요는 ARIMA모형, SARIMA모형, 지수 평활법을 비교분석하였다[13]. 영국의 항공 수요도 ARIMA모형, 베이지안 공간 선형 모형(Bayesian spatial linear regression model, BSM), 지수평활법을 비교하여 최적모형을 제시하였다[14]. 국내의 항공수요예측연구는 단일모형을 사용하여 항공수요를 예측하였다[2-10]. 본 연구에서는 인천공항의 항공수요를 단기(1년), 중기(3년) 그리고 장기(5년)로 구분하여

다양한 시계열 모형의 예측성능을 비교하여 향후 인천공항 이용객 수를 예측하였다.

대한민국을 대표하는 인천공항은 국가의 안정적인 발전을 위해 항공수요예측을 기반으로 인프라 환경이 준비되어야 한다. 이를 위해 본 논문에서는 다음과 같이 연구내용을 구성하였다. 2장은 공항의 이용객 수 예측 필요성에 대한 배경을 다루고 3장은 인천공항의 이용객 수 예측을 위한 다양한 시계열 모형을 설명한다. 4장은 인천공항의 이용객 수의 시계열적 특징을 탐색하고, 5장에서는 이용객 수 예측 결과를 단기(1년), 중기(3년), 장기(5년)로 구분하여 제시한다. 마지막으로 6장은 연구의 결과를 요약정리하고 COVID-19가 인천공항 이용객 수에 미치는 영향을 제시한다.

2. 이론적 배경

2.1 인천공항의 역할

국제공항은 내·외국인이 나라를 입국하거나 출국할 때 이용하는 대표공간으로 나라의 처음과 마지막 인상에 영향을 미친다. 최근 국제공항은 문화와 예술을 함축적이고 시각적으로 표현하여 나라의 이미지를 구축한다[15]. 예를 들어 싱가포르를 대표하는 창이공항은 실내 정원과 인공 폭포를 조성하여 자연친화적인 이미지를 담았고, 인천국제공항도 전통문화와 역사를 소개하는 한국문화박물관을 운영하여 한국의 전통미를 함축적으로 표현한다. 이외의 많은 국제공항들도 차별화된 이미지를 통해 자국의 이미지를 표출한다. 즉 국제공항은 나라의 대표적인 브랜드이므로 공항의 질 좋은 서비스는 나라의 브랜드 가치를 높인다[16]. 국제공항 이용객을 편의성을 높이기 위한 시설 및 서비스 품질 개선은 국가 경쟁력과 국가 이미지 향상을 위해 필요하다.

인천공항은 한국의 입·출국하는 관문이기도 하지만 잠시 체류하는 허브 공항으로도 유명하다. 잠시 체류하거나 입·출국을 위해 대기하는 이용객의 만족도를 높이기 위해선 인천공항 이용객 수 예측이 필요하다. 만약 이용객 수가 수용인원을 초과하면 탑승 수속과 관련된 서비스의 속도와 품질이 저하되고 공항 내 편의시설에 과부하가 발생하기 때문이다. 반대로 이용객 수가 수용인원보다 작은 경우 불필요한 건물 및 시설 유지비용이 들 수 있다. 따라서 인천공항이 국제공항으로써의 역할을 제대로 수행하기 위해선 보다 정확한 이용객 수 예측을 통해 장기적인 공항 인프라 구축하고 시설과 인력을 체계적으로

관리해야 한다.

2.2 공항 인프라와 서비스 품질

인프라란 생산이나 생활의 기반을 형성하는 중요한 구조물을 뜻한다. 공항 인프라는 비행기 활주로, 여객 터미널, 편의시설 그리고 교통시설 등이 있다. 항공관련 기업들은 첨단기술을 공항 인프라에 적용하여 괄목할만한 성과를 내고 있다. 첨단기술은 항공여객, 수화물, 화물을 제어하는 시스템, 정보 체계 및 공항의 내외부 인프라를 연결하는 Airport 3.0으로 발전하고 있다. 항공법 제 89조에서 5년 단위의 공항개발사업 수립을 제안하고 있다. 즉 공항접근성 및 여객서비스 향상을 위한 공항 인프라를 위해선 장기(5년) 승객 수요 예측이 필요하다.

인천공항은 국제공항협회 세계공항서비스평가에서 12년 동안 1위를 유지했다. 공항의 서비스는 공항 직원의 친절도와 시설의 청결도, 이용 용이성 등 총 34개 평가 항목에 대해 만족도를 조사하여 평가된다. 구체적으로 살펴보면 공항서비스는 Air-side와 Land-side로 나눌 수 있다. Air-side는 여행객이 아닌 일반인의 출입이 금지된 공간으로 공항에서 게이트 이후의 공간을 의미한다. 이 지역에서는 여객, 수하물 및 화물의 이동 그리고 항공기 이착륙과 같은 각종 지상조업이 이루어진다[17]. Land-side는 Air-side와 반대로 일반인의 출입이 자유로우며, 라운지, 대기 장소와 같은 편의시설, 안내서비스, 공항진입 시설과 주차장과 같은 청사 내외에서 서비스를 제공한다. Air-side의 서비스 품질은 공항의 수용인원을 고려한 공항 인프라에 영향을 받는다.

3. 연구방법론

시계열 모형이란 미래 예측 분석기법으로 과거 시계열 자료의 패턴을 파악하여 미래의 패턴을 예측한다. 본 연구에서 사용된 시계열 모형은 다음과 같다.

3.1 나이브 기법

나이브 기법(Naïve Method)이란 예측값을 마지막 값으로 한 단순기법이다[18,19].

$$F_t = Y_{t-1},$$

여기서 Y_t 는 시점 t 에서의 데이터이고 F_t 는 예측값이다. 계절형 나이브 기법(Seasonal Naive Forecast, SNaive)는 뚜렷한 계절성의 주기를 갖는 데이터를 분석

할 때 사용한다.

$$F_{t+1} = X_{t-11},$$

여기서 X_{t-11} 은 이전 12개월의 주기이다.

3.2 분해법

분해법은 시계열자료의 장기적 변화인 추세성분과 계절성분 그리고 오차성분을 분해한 방법이다. 대표적으로 STL(Seasonal and Trend decomposition using Loess)모형이 있다.

$$Y_t = T_t + S_t + R_t,$$

여기서 추세성분(Trend)은 T_t , 은 계절성분(Seasonal)은 S_t 그리고 오차성분(Remainder)은 R_t 이다. STL은 여러 종류의 계절성을 다룰 수 있고 사용자가 계절성분을 조절을 할 수 있는 장점이 있지만 승법분해는 지원하지 않아 분산이 변할 때 적합하지 않다[20].

3.3 지수 평활법

지수 평활법은 주기의 변화가 있는 경우 최근의 자료에 더 큰 가중치를 주어 가중평균으로 예측하는 방법이다. Holt-Winters 가법 모형은 추세성분과 계절성분, 불규칙성분들을 합으로 구성하여 평활법으로 추정한다. Holt-Winters 승법 모형은 가법 모형과 달리 곱으로 각 성분을 평활한다. 승법 모형은 가법 모형과 달리 시간에 따른 분산이 일정하지 않고 변동과 주기의 폭이 추세에 비례하게 증가할 때 사용한다[21].

$$F_{t+h} = (L_t + hT_t)S_{t-s+m},$$

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-m}} + (1-\alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}),$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)T_{t-1},$$

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1-\gamma)S_{t-m},$$

여기서 L_t 는 시점 t 에서 평균수준이고 m 은 계절 주기 그리고 α, β, γ 는 평활모수이다. 상태공간지수평활법(Exponential Smoothing State Space, ETS)은 추세, 계절, 오차항의 상태를 평활한다[22].

3.4 SARIMA

Box-Jenkins가 제안한 ARIMA모형을 구축하기 위해 정상성(stationary)을 만족해야 한다[23]. ARIMA모형은 과거 관측 값들로 인해 영향을 주는 자기상관모형인 AR(Auto Regression)과 과거 잔차들의 가중 평균으로

구성한 이동평균모형인 MA(Moving Average)를 차분한 모형으로 적절한 AR과 MA를 구하기 위해 자기상관함수(Autocorrelation function, ACF)와 편자기상관함수(Partial Autocorrelation function, PACF)를 이용한다.

$$\begin{aligned} \phi_p(B) &= 1 - \phi_1 B^1 - \dots - \phi_p B^p, \\ \theta_q(B) &= 1 - \theta_1 B^1 - \dots - \theta_q B^q, \end{aligned}$$

여기서 B는 후향연산자이고 p와 q는 각각 AR항의 차수와 MA항의 차수이다. $\phi_p(B)$, $\theta_q(B)$ 는 각각 AR항과 MA항을 나타내는 식이다. 이를 통해 ARIMA(p,d,q) 모형을 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \delta + \theta_q(B)\varepsilon_t,$$

여기서 Z_t 는 원 시계열 자료이고 ε_t 는 백색잡음이고 d는 차분의 차수 그리고 δ 는 상수를 나타낸다.

ARIMA에서는 주기적 특성 및 계절성을 갖은 자료에서 문제점을 보이고 있어 이 문제점을 보완하기 위한 모형이 SARIMA모형이다[24]. SARIMA는 ARIMA모형에서의 AR모형과 MA모형을 고려할 뿐만 아니라 계절 자기상관모형인 SAR(Seasonal Auto Regression)과 계절 이동평균모형인 SMA(Seasonal Moving Average)가 고려된다.

$$\begin{aligned} \Phi_p(B^s) &= 1 - \phi_1 B^{1s} - \dots - \phi_p B^{ps}, \\ \Theta_q(B^s) &= 1 - \theta_1 B^{1s} - \dots - \theta_q B^{qs}, \end{aligned}$$

여기서 s는 계절형의 주기이고 P와 Q는 각각 SAR항의 차수와 SMA항의 차수이다. $\phi_p(B)$, $\theta_q(B)$ 는 각각 SAR항과 SMA항을 나타내는 식이다. 이를 통해 SARIMA(p,d,q)×(P,D,Q)s 모형을 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \phi_p(B)\Phi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t \\ = \delta + \theta_q(B)\Theta_q(L^s)(B)\varepsilon_t, \end{aligned}$$

여기서 D는 계절 차분의 차수이다.

3.5 PROPHET

PROPHET모형은 Facebook에서 제안한 비즈니스 모형으로 일반화기법모형을 기존 시계열모형에 반영하였다[25].

$$Y_T = T_T + S_T + H_T + R_T,$$

여기서 H_T 는 불규칙하게 발생할 가능성이 있는 휴일 효과(effects of holidays)이다. PROPHET모형은 일반화기법모형을 통해 계절성과 추세를 유연하게 반영하

므로 ARIMA모형과 다르게 일정한 주기를 가질 필요가 없다.

3.6 예측 정확도

예측정확도를 비교하기 위해 평균제곱근편차(Root Mean Squared Error, RMSE), 평균절대백분율오차(Mean Absolute Percentage Error, MAPE), 눈금 조정된 평균 절대 오차(Mean Absolute Scaled Error, MASE)를 이용하였다[26]. RMSE, MAPE, MASE 모두 값이 작을수록 예측정확도가 높다.

$$\begin{aligned} RMSE &= \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2}, \\ MAPE &= \frac{1}{n} \sum \frac{|Y_t - F_t|}{Y_t} \times 100, \\ MASE &= \frac{1}{n} \sum \frac{|Y_t - F_t|}{\frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n |Y_t - Y_{t-1}|}. \end{aligned}$$

4. 연구자료

본 연구는 한국항공사에서 제공하는 공항별 자료 중 인천공항 이용객 자료를 수집하여 분석하였다. 이용객 수는 국내선과 국제선 이용객 수를 모두 합한 자료이며, 자료 수집기간은 2002년 1월부터 2019년 12월까지 총 216개월의 월별 자료이다. 월별 시계열 패턴을 알기위해 시계열도표를 그리면 Fig 1이다.

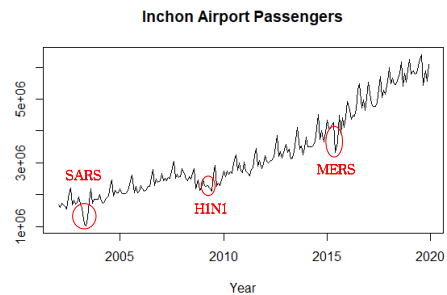


Fig. 1. Time series of airport passengers

인천공항 이용객은 장기적으로 증가하는 추세를 보이고 있고 여름과 겨울에 이용객 수가 증가하는 계절성을 보인다. 2002년에는 SARS 감염병으로 이용객 수가 잠시

감소하였고 2009년에는 신종플루로 인해 이용객 수가 잠시 감소하였다. 2015년에는 메르스로 인해 이용객 수가 감소하였다. 즉 감염병이 유행하는 기간에는 사람 간 접촉을 피하기 위해 여행을 선호하지 않는다. 이러한 현상은 2020년 COVID-19에도 동일하게 발생하고 있다.

공항 이용객을 추세성분, 계절성분, 그리고 오차성분으로 분해하여 살펴보면 Fig 2, Fig 3, Fig 4이다.

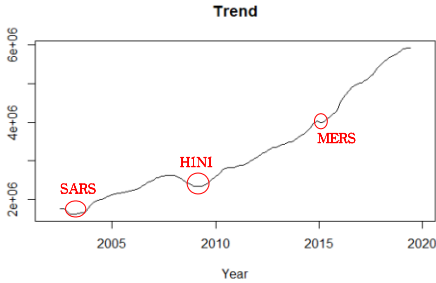


Fig. 2. Incheon airport passengers trend

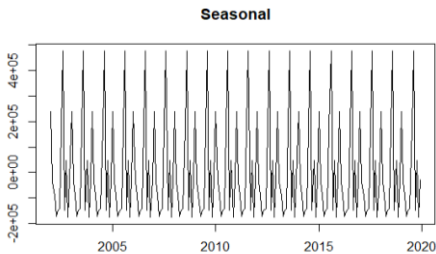


Fig. 3. Incheon airport passengers seasonal

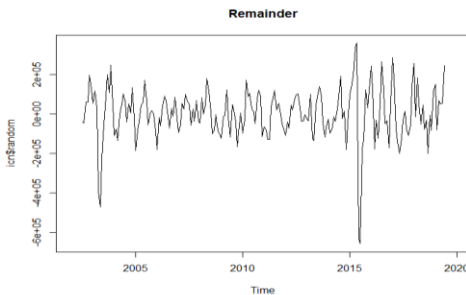


Fig. 4. Incheon airport passengers remainder

시계열의 이론은 정상성을 가정한 상태에서 이루어진다. 정상성이란 시간의 흐름에 있어 변함이 없는 즉, 추세

와 계절성이 없는 분산이 일정한 것을 의미한다. Fig 2에서 호흡기 질환의 감염병이 유행했던 부분을 제외하면, 그래프가 계속해서 증가하고 있다. 계절성은 규칙적으로 나타나며 오차성분은 랜덤하다.

5. 연구결과

본 연구에서 사용한 모형 중 최적의 모형을 찾기 위해 단기예측(1년)은 2002년 1월부터 2018년 12월까지의 자료를, 중기예측(3년)은 2002년 1월부터 2016년 12월까지의 자료를, 그리고 장기예측(5년)은 2002년 1월부터 2014년 12월까지의 자료를 이용하였다. 2020년 이후 예측은 RMSE, MAPE, MASE 값이 작은 모형을 대표 모형로 선정하여 예측하였다.

5.1 단기예측

단기예측은 인천공항의 효율적인 인력 관리와 항공 수요의 창출을 위해 필요하다. 모형간의 예측정확도를 비교하면 Table 1이다. 단기예측의 예측정확도는 RMSE, MAPE, MASE 값이 모두 낮은 상태공간지수평활법(ETS)이 가장 우수했다. 상태공간지수평활법(ETS)은 최근 관측값에 가중치를 주므로 변화에 쉽게 대처 가능하며, 최근 시계열 패턴을 잘 반영하므로 단기 예측에 많이 사용된다.

Table 1. The accuracy of short-term forecast

	RMSE	MAPE	MASE
SNaive	277,121	4.044	0.772
Holt-winters	253,537	3.479	0.655
ETS	183,455	2.259	0.415
SARIMA	236,818	3.126	0.576
STL	186,047	2.310	0.424
PROPHET	448,200	5.444	1.088

단기예측 결과는 공항의 규모 확장보다는 효율적인 항공기 운용과 전반적인 공항을 운용하는 데에 도움이 된다. 특히 성수기에 이용객들의 밀집을 방지할 수 있다. 예를 들어 2020년 8월 예상 인천공항 이용객 수는 약 650만 명이므로 이 인원에 맞추어 인천공항공사는 인력 및 자원을 배치할 수 있다. 또한 극대화된 이익을 창출하기에 있어 항공노선의 개발 및 수정과 홍보 또는 다른 전략 추진 방안을 제시하는 데에 있어 의사결정에 도움을 주

고, 공항과 연계된 공항철도, 공항버스 등 교통체계를 개발 및 구축하는 데에 도움을 준다.

ETS를 이용한 2020년 항공 수요는 Table2와 Fig 5이다. 2020년 인천공항의 연간 이용객 수는 약 73,528,380명을 예측하고, 여름철과 겨울철 이용객 수가 봄과 가을에 비해 높다.

Table 2. The forecasted passengers in 2020

	Forecast	Lo.95	Hi.95
2020.01	6,333,702	6,048,227	6,619,177
2020.02	5,939,307	5,561,269	6,317,345
2020.03	5,958,752	5,506,708	6,410,796
2020.04	5,906,052	5,390,505	6,421,599
2020.05	5,948,542	5,376,486	6,520,598
2020.06	5,985,545	5,362,069	6,609,020
2020.07	6,308,139	5,637,163	6,979,115
2020.08	6,650,099	5,934,759	7,365,438
2020.09	5,939,810	5,182,692	6,696,927
2020.10	6,272,988	5,476,271	7,069,704
2020.11	5,991,644	5,157,197	6,826,091
2020.12	6,293,800	5,423,248	7,164,352

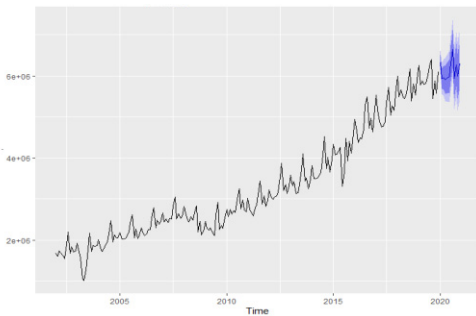


Fig. 5. Short-term forecasting by ETS

5.2 중기예측

인천공항공사의 인력 및 자원 관리와 공항시설의 확충, 차별화된 공항개발을 위해 중기예측이 필요하다. 3년 후 인천공항 수요예측에 필요한 모형들의 예측정확도를 비교하면 Table 3이다. SARIMA가 다른 모형에 비해 RMSE, MAPE, MASE 값이 낮아 정확도가 가장 우수했다. SARIMA는 ETS에 비해 정상성을 보이는 자료에 적합하므로[27] 인천공항 중기 이용객 수를 이용한 자료는 정상성이 나타난다고 판단된다.

중기 예측은 인천공항의 운영체계관리와 이익 창출에 차질이 없게 도움을 준다. 또한 차별화된 공항 개발을 위

한 공항 부지 및 시설 확충과 편의시설 개발에 있어 의사결정에 도움이 되는데, 특히 현재 COVID-19 때문에 진행에 차질을 빚은 4단계 건설사업의 방향성을 제시하는데 도움을 준다.

Table 3. The accuracy of medium-term forecast

	RMSE	MAPE	MASE
SNaive	867,587	13.732	2.642
Holt-winters	273,766	4.311	0.799
ETS	359,544	5.309	1.031
SARIMA	194,471	2.616	0.488
STL	415,566	6.232	1.208
PROPHET	317,921	4.546	0.795

SARIMA를 이용한 2022년 항공 수요는 Table4와 Fig 6이다. 2022년 연간 이용객 수는 약 79,810,724명을 예측한다. 현재 3단계까지 진행된 인천공항의 여객수용 인원인 7,700만 명이므로 2022년부터 인천공항 운영에 과부하가 예상된다.

Table 4. The forecasted passengers in 2022

	Forecast	Lo.95	Hi.95
2022.01	6,863,601	6,112,595	7,614,606
2022.02	6,583,042	5,813,802	7,352,283
2022.03	6,564,415	5,778,892	7,349,939
2022.04	6,496,698	5,696,085	7,297,311
2022.05	6,532,723	5,717,610	7,347,836
2022.06	6,577,564	5,748,266	7,406,862
2022.07	6,919,889	6,076,632	7,763,147
2022.08	7,229,410	6,372,402	8,086,418
2022.09	6,570,944	5,700,392	7,441,495
2022.10	6,826,022	5,942,132	7,709,913
2022.11	6,605,911	5,708,879	7,502,944
2022.12	6,835,572	5,925,588	7,745,557

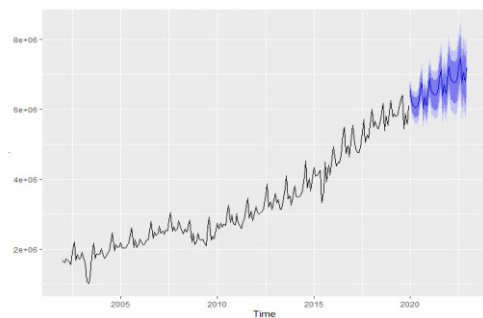


Fig. 6. Medium-term forecasting by SARIMA

5.3 장기예측

많은 이용객이 인천공항을 편하게 이용할 수 있는 활주로와 탑승동과 같은 인프라는 설계 및 공사기간이 오래 걸리므로 장기예측이 필요하다. 5년 후 예측의 성능을 평가하면 PROPHET 모형이 다른 모형에 비해 상대적으로 예측성능이 우수했다.

Table 5. The accuracy of long-term forecast

	RMSE	MAPE	MASE
SNaive	1,514,993.1	25.682	5.518
Holt-winters	9,22,699.7	15.901	3.374
ETS	875,063.2	14.689	3.157
SARIMA	877,487.6	15.056	3.213
STL	942,016	15.642	3.370
PROPHET	693,772	12.121	2.706

장기예측은 중기예측과 비슷하게 공항개발을 위한 공항 부지 및 시설 확충에 도움을 주고, 공항 또는 항공 관련 첨단산업을 발달시키는 데에 도움을 준다.

PROPHET모형을 이용한 2024년에 항공수요는 Table6과 Fig7이다. 2024년 연간 이용객 수는 약 99,101,901명으로 예측된다. 4단계가 계획대로 완공이 된다면, 1억600만 명의 여행객수를 수용할 수 있으므로, 현재 2024년의 예상 이용객 수인 약 9,900만 명을 원활하게 수용할 수 있다.

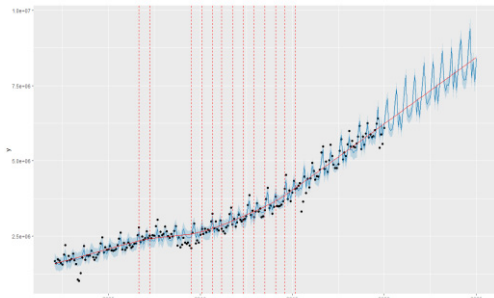


Fig. 7. Long-term forecasting by PROPHET

Table 6. The forecasted passengers in 2024

	Forecast	Lo.95	Hi.95
2024.01	8,626,141	8,194,834	9,057,448
2024.02	9,041,984	8,589,885	9,494,083
2024.03	7,850,940	7,458,393	8,243,487
2024.04	7,679,600	7,295,620	8,063,580

2024.05	7,690,337	7,305,820	8,074,854
2024.06	7,948,968	7,551,520	8,346,417
2024.07	8,812,375	8,371,756	9,252,994
2024.08	9,378,716	8,909,780	9,847,652
2024.09	7,762,567	7,374,439	8,150,695
2024.10	8,279,536	7,865,559	8,693,513
2024.11	7,631,510	7,249,935	8,013,086
2024.12	8,399,227	7,979,266	8,819,188

6. 결론 및 논의

인천공항은 대한민국을 입국하거나 출국하는 사람들의 처음과 마지막에 이용하는 공간이다. 공항의 첫인상과 마지막 인상은 대한민국의 이미지에 영향을 미친다. 인천공항은 이용객들의 만족도를 높이기 위해 서비스 품질을 개선하기 위한 많은 노력을 한다. 서비스 질을 유지하기 위해선 공항 이용객 수가 공항 수용능력을 초과하지 않도록 선제적으로 관리해야한다. 공항 인프라는 개발계획을 수립하고 건설사업을 시행하는데 장기적인 시간이 걸리기 때문이다.

본 연구는 인천공항 항공수요를 단기, 중기, 장기로 구분하여 다양한 시계열모형으로 예측하였다. 단기예측은 ETS모형이 우수했고, 중기예측은 SARIMA모형이 우수하였으며 장기예측은 PROPHET모형의 예측성능이 우수하였다. 2024년 완료가 예정된 4단계 건설사업의 연간 수용인원 1억 600만 명으로 2024년 예상 이용객 수보다 높았다.

2019년 12월 중국 우한지역에서 시작된 감염병인 COVID-19는 2020년 전 세계 항공산업에 큰 영향을 미치고 있다. 전 세계는 자국의 COVID-19 확산을 방지하기 위해 특별한 경우 외에는 국가 간 이동을 제한하고 있다. 국가 간 이동 제한으로 항공 이용객 수 감소하여 관광숙박서비스업 등 관광산업과 관련된 업계는 경제적으로 큰 타격을 받았다[28]. COVID-19가 발발하지 않은 정상적인 상황이라면 2020년부터 2024년까지 인천공항의 이용객 수는 대략 연간 200만명씩 증가하여 2024년에는 약 9,900만명으로 예상된다. 하지만 COVID-19로 공항 이용객 수 감소로 인천공항공사 및 항공사의 사정이 어려워졌다[29]. 2002년 1월부터 2020년 10월까지 인천공항 이용객 수는 Fig 8이다. 인천공항 일일 이용객 수는 2019년 20만명에서 2020년 8,000명으로 96% 급감한 상태이다.

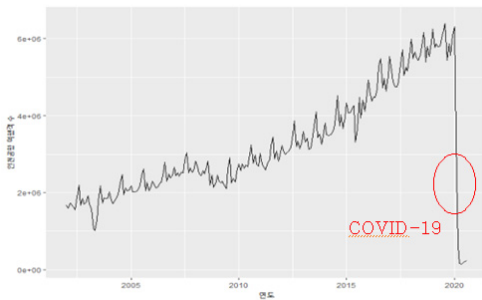


Fig. 8. Monthly passengers in Incheon airport

전 세계는 COVID-19로 인한 팬데믹(pandemic)으로 '코로나 블루'라는 정신적 질환에 고통 받고 있다. 코로나 블루란 COVID-19와 우울감을 뜻하는 'Blue' 와의 합성어로 감염에 대한 불안과 스트레스로 생기는 우울감을 의미한다. 사람들은 코로나 블루로 인한 우울감을 줄이기 위해 현실에서의 일탈과 자유를 꿈꾸며 한적하고 쾌적한 자연을 찾아 캠핑과 같은 야외활동 선호한다[30]. 국가 간 이동 제한은 해외여행이 아닌 국내여행 선택을 강제하여 그 결과 2020년 김포공항 이용객 수가 인천공항 이용객 수를 초과하였다. COVID-19가 종식 후 사람들은 국내여행과 해외여행을 자유롭게 선택할 수 있다. 해외여행은 새로운 환경에서 다양한 경험과 추억을 만들어주므로 가까운 국내여행보다 해외여행을 더 선호하고, 이 때문에 사람들의 안전이 보장된다면 해외여행객 수는 급격하게 증가할 것이다. 인천공항은 COVID-19 종식 후 이용객 수 폭증에 대비하여 공항 인프라를 구축하고 이용객에게 높은 수준의 서비스를 제공 할 준비를 해야 한다. 본 연구의 제시한 연도별 예상 이용객 수가 인천공항을 통해 입국하거나 출국하는 사람들에게 편리한 서비스 환경을 조성하기 위한 기초자료로 활용되길 기대한다.

REFERENCES

- [1] Y. Lee. (2020) Incheon Airport, Expects losses this year due to COVID19 impact. Incheon Airport. https://www.airport.kr/co/ko/cmm/cmmBbsView.do?PAGEINDEX=1&SEARCH_STR=%EA%B1%B4%EC%84%A4%EC%82%AC%EC%97%85&FNCT_CODE=121&SEARCH_TYPE=all&SEARCH_FROM=2008.05.07&SEARCH_TO=2020.10.04&NTT_ID=24686
- [2] J. S. Hong. (2018). Air transport demand forecasts of Gimhae Airport using time series big data. *Asia-pacific Journal of Multimedia Services Convergent with Art, Humanities, and Sociology*, 8(12), 899-908.
- [3] S. W. Yoon & S. J. Jeong. (2014). Air Passenger Demand Forecasting and Baggage Carousel Expansion: Application to Incheon International Airport. *Journal of Korean Society of Transportation*, 32(4), 401-409. DOI : 10.7470/jkst.2014.32.4.401
- [4] J. S. Hong. (2019). Air Demand Forecasting using Time Series Data: Focusing on Daegu International Airport. *International Journal of Tourism and Hospitality Research*, 34(3), 61-77.
- [5] K. B. Kim & K. S. Hwang. (2012). A Study on the Demand Forecasting and Efficient Operation of Jeju National Airport using seasonal ARIMA model. *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, 13(8), 3381-3388. DOI : 10.5762/KAIS.2012.13.8.3381
- [6] J. H. Lim & Y. R. Kim & Y. C. Choi & K. I. Kim. (2019). Domestic air demand forecast using cross-validation. *Journal of the Korean Society for Aviation and Aeronautics*, 27(1), 43-50. DOI : 10.12985/KSAA.2019.27.1.043
- [7] Y. R. Kim. (2019). Forecast and Review of International Airline demand in Korea. *Journal of the Korean Society for Aviation and Aeronautics*, 27(3), 98-105. DOI : 10.12985/KSAA.2019.27.3.098
- [8] J. W. Yu & J. Y. Choi. (2018). Outbound Air Travel Demand Forecasting Model with Unobserved Regional Characteristics. *Korean Society Of Transportation*, 36, 141-154.
- [9] H. C. Cho & D. G. Kwag & J. H. Bae. (2019). Big Data-Based Air Demand Prediction for the Improvement of Airport Terminal Environment in Urban Area. *Journal of the Korea Convergence Society*, 10(8), 165-170. DOI : 10.15207/JKCS.2019.10.8.165
- [10] H. H. Kim & J. W. Jeon & G. T. Yeo. (2018). Forecasting Model of Air Passenger Demand Using System Dynamics. *Journal of Digital Convergence*, 16(5), 137-143. DOI : 10.14400/JDC.2018.16.5.137
- [11] W. H. K. Tsui & H. O. Balli & A. Gilbey & H. Gow. (2014). Forecasting of Hong Kong airport's passenger throughput. *Tourism Management*, 42, 62-76. DOI : 10.1016/j.tourman.2013.10.008
- [12] Y. H. Li & H. Y. Han & X. Liu & C. Li. (2018). Passenger Flow Forecast of Sanya Airport Based on ARIMA Model. *International Conference of Pioneering Computer Scientists, Engineers and Educators*, 442-454. DOI : 10.1007/978-981-13-2206-8_36
- [13] A. Samagaio & M. Wolters. (2010). Comparative analysis of government forecasts for the Lisbon Airport. *Journal of Air Transport Management*, 16(4),

213-217.
DOI : 10.1016/j.jairtraman.2009.09.002

[14] H. Grubb & A. Mason. (2001). Long lead-time forecasting of UK air passengers by Holt-Winters methods with damped trend. *International Journal of Forecasting*, 17(1), 71-82.
DOI : 10.1016/S0169-2070(00)00053-4

[15] S. H. Hong & S. H. Woo. (2012). The Study on Introducing Art & Culture Space to International Airport - Focusing on Incheon International Airport -. *Journal of the Korea Institute of Interior Design*, 21(6), 280-288.

[16] S. S. Choi & S. Y. Hwang & K. W. Kim & S. S. Park. (2017). The Research of the Effect of Passengers's Perception of Airport Service Quality to Airport Brand Image and National Identity : Focused on Passengers using Incheon Int'l Airport and Jeju Int'l Airport. *Journal of Tourism and Leisure Research*, 29(8), 211-231.

[17] B. K. Choi. (2007). A Study on the Perceived Service Quality and Satisfaction of Airport users of Incheon International Airport. *Korea Trade Review*, 32(2), 377-397.

[18] K. I. Stergiou. (1991). Short-term fisheries forecasting: comparison of smoothing, ARIMA and regression techniques. *Journal of Applied Ichthyology*, 7(4), 193-204.
DOI : 10.1111/j.1439-0426.1991.tb00597.x

[19] R. J. Hyndman & G. Athanasopoulos. (2018). Forecasting: principles and practice. <https://otexts.com/fpp2/>

[20] R. B. Cleveland & W. S. Cleveland & J. E. McRae & I. Terpenning. (1990). STL: A seasonal-trend decomposition. *Journal of official statistics*, 6(1), 3-73.

[21] S. S. Cho & B. C. Seong & Y. S. Son. (2016). Time series analysis using SAS/ETS. Seoul : Yulgok Publishing.

[22] T. M. Dantas & F. L. C. Oliveira & H. M. V. Repolho. (2017). Air transportation demand forecast through Bagging Holt Winters methods. *Journal of Air Transport Management*, 59, 116-123.
DOI : 10.1016/j.jairtraman.2016.12.006

[23] G. E. Box & G. M. Jenkins & G. C. Reinsel & G. M. Ljung. (2015). *Time series analysis: forecasting and control*. Hoboken, New Jersey : John Wiley & Sons.

[24] M. Valipour. (2015). Long-term runoff study using SARIMA and ARIMA models in the United States. *Meteorological Applications*, 22(3), 592-598.
DOI : 10.1002/met.1491

[25] S. J. Taylor & B. Letham. (2018). Forecasting at scale. *The American Statistician*, 72(1), 37-45.
DOI : 10.1080/00031305.2017.1380080

[26] R. J. Hyndman & A. B. Koehler. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International*

journal of forecasting, 22(4), 679-688.
DOI : 10.1016/j.ijforecast.2006.03.001

[27] G. Athanasopoulos & D. Weatherburn. (2018). Forecasting male and female inmate numbers: A comparison of ARIMA and ETS modelling results. *BOCSAR NSW Crime and Justice Bulletins*, 12.

[28] C. H. Park & Y. K. Jeong. (2011). An Analysis of Economic Effects of Airline Industry on Regional Economy by Using the MRIO Analysis. *The Korea Spatial Planning Review*, 231-251.

[29] J. P. Lim. (2020). Crisis management and challenges of the air transport industry caused by COVID-19. *International Journal of Tourism and Hospitality Research* 34(7), 139-154.
DOI : 10.21298/IJTHR.2020.7.34.7.139

[30] D. Y. Jeong & S. J. Lee. (2020). COVID-19, changes the future of travel. *Issue & Diagnosis*, 419, 1-25.

이 지 훈(Lee, Jihoon)

[학생회원]



- 2017년 3월 ~ 현재 : 대구대학교 수리 빅데이터학부 통계·빅데이터전공 (학사)
- 관심분야 : 시계열, 머신러닝
- E-Mail : ljhoon01@naver.com

한 혜 림(Han, Hyerim)

[학생회원]



- 2018년 3월 ~ 현재 : 대구대학교 수리 빅데이터학부 통계·빅데이터전공 (학사)
- 관심분야 : 빅데이터, 시계열, 인공지능
- E-Mail : dkq50122@naver.com

윤 상 후(Yoon, Sanghoo)

[정회원]



- 2011년 8월 : 전남대학교 통계학과 (이학박사)
- 2012년 12월 ~ 2013년 11월 : The university of Southampton 박사후 연구원
- 2016년 3월 ~ 현재 : 대구대학교 조교수

- 관심분야 : 시공간모형, 극단치 분포, 통계학습
- E-Mail : statstar@daegu.ac.kr