

# ARIMA-Intervention 시계열 모형을 이용한 인천국제공항 식음료 매출 분석 및 추정 연구

윤한영<sup>1\*</sup>, 박성식<sup>2</sup>

<sup>1</sup>한서대학교 항공융합학부, <sup>2</sup>한국교통대학교 항공운항학과

## Analysis and Estimation of Food and Beverage Sales at Incheon Int'l Airport by ARIMA-Intervention Time Series Model

Han-Young Yoon<sup>1\*</sup>, Sung-Sik Park<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Division of Comprehensive Aviation Studies, Hanseo University

<sup>2</sup>Division of Flight Operation, Korea National University of Transportation

**요약** 본 연구는 2015년 6월부터 2018년 8월까지 인천국제공항 여객터미널에서 발생한 품목별 식음료 매출액(POS) 데이터를 기반으로 2020년 12월까지 식음료 매출액을 추정하고자 하였다. 이를 위해 연구자는 시계열 분석기법들 중 하나인 ARIMA-Intervention(개입모형)을 이용하여 인천국제공항 식음료 매출액에 영향을 미칠 것으로 판단되는 주요 시계열 영향변수들을 구분하고 그에 따른 변화폭을 추정하였고 그 결과를 토대로 향후 발생가능할 것으로 예측되는 식음료 월별 매출액을 추정하는 것을 목적으로 한 것이다. 개입변수는 국내 THAAD 배치에 따른 중국 정부의 2016년 7월부터 2017년 12월까지 한국 방문을 자제를 권고한 한한령으로 설정하였다. 정상 예측치의 경우에 비록 식사 매출 상승세가 둔화되었다 하더라도 하계 극성수기인 2019년 7월 203억, 2019년 8월 212억으로 월별 매출액이 200억을 돌파할 것으로 예측되며 2020년에는 각각 214억 및 221억으로 증가할 것으로 예측되었다. 음료 매출액은 2019년 7월에는 77억, 2019년 8월에는 81억으로 예측되며 2020년에는 79억 및 82억으로 증가할 것으로 전망되었다. 저비용항공사들은 정규항공사에 비해 식음료 서비스가 전무하거나 유료화 정책으로 운영하기 때문에 저비용항공사 이용객들은 여객터미널에서 출국 및 입국 시 식음료 서비스를 이용하는 빈도가 높을 수 밖에 없을 것이다. 앞서 예측자료에 제시된 것처럼 식음료 매출은 저비용항공사의 성장과 동반하여 증대될 가능성이 높을 것이다.

**Abstract** This research attempted to estimate monthly sales of food and beverage at the passenger terminal of Incheon int'l airport from June of 2015 to December 2020. This paper used ARIMA-Intervention model which can estimate the change of the sales amount suggesting the predicted monthly food and beverage sales revenue. The intervention variable was travel-ban policy against south Korea from P.R. China since July 2016 to December 2017 due to THAAD in south Korea. According to ARIMA, it was found normal predicted sales amount showed the slow growth increase rate until 2020 due to the effect of intervened variable. However, the monthly food sales in July and August 2019 was 20.3 and 21.2 billion KRW respectively. Each amount would increase even more in 2020 and the amount would increase to 21.4 and 22.1 billion KRW. The sales amount in 2019 would be 7.7 and 8.1 billion KRW and climb up 7.9 and 8.2 billion KRW in 2020. It was expected LCC passengers tend to spend more money for F&B at airport due to no meal or drink service of LCC or the paid-in meal and beverage service of LCC. The growth of sales of food and beverage will be accompanied with the growth of LCC according to estimated data.

**Keywords** : ARIMA-Intervention, Incheon int'l airport, Passenger terminal, F&B sales, Forecast

\*Corresponding Author : Sung-Sik Park(Korea National University of Transportation)

Tel: +82-43-849-1523 email: sunsikpark@hotmail.com

Received October 8, 2018

Revised November 19, 2018

Accepted February 1, 2019

Published February 28, 2019

## 1. 서론

### 1.1 연구의 배경

인천국제공항은 2001년 3월 29일 개항이후 지속적인 항공수요 증가에 따라 2017년 62,082천명의 여객을 처리하여 세계 공항의 여객처리실적 기준 순위에서 19위(화물처리실적 기준 4위)로 연평균 10.8%(최근 5년 평균)의 괄목할 만한 성장을 하여 왔고 2005년 신규 취항한 저가항공사의 2017년 수송 분담율이 국제선 여객기준 26.3%로 단기간 동안 급격한 성장을 하였다. 또한 내국인의 여행증가율이 18.4%(2017년, 전년대비)로 전체 국제선 여객의 67.2%를 차지하고 단거리 국제선 노선의 비중이 81.3%인 점을 감안할 때 우리나라 항공시장은 다른 산업의 불황에도 불구하고 지속적인 성장을 해온 산업분야이나 앞으로도 지속적인 고율의 성장세가 유지될 지는 국내의 변수들이 많아 낙관하기 쉽지 않다. 공항은 여행의 시작과 종료장소로서 제한된 시간 내에 여행객의 다양한 니즈를 충족시켜야 하는 특성이 있고 그 중에서도 식음에 대한 서비스는 여행객의 기본적인 욕구로서 특별히 국제선 노선을 주로 운영하는 공항에서는 더욱 중요한 서비스이다. 내외국인, 남녀노소 다양한 여행객 모두에게 서비스가 준비되고 제공되어야 하며 여행객의 입장에서도 식음관련 서비스는 전체 여행에 대한 만족도에 영향을 미친다[1]. 공항의 수익적 관점에서는 인천공항의 경우 상업시설 매출액 중 면세점 매출이 압도적으로 크고 그 다음이 식음매출이지만 필수성과 중요성은 더욱 크며 그간 여객수요증가와 함께 식음매출은 지속적으로 증가하여 왔다. 사회적으로도 최근 국내 TV 방송이나 SNS(Social Network Service)에서 소위 ‘먹방’이라는 음식관련 프로그램이 시청자 또는 독자들의 인기를 끌면서 여행 중 어디에서 맛있는 음식을 판매하고 음식의 재료, 가격, 식당 분위기 등 여행을 통해 경험한 음식정보를 제공하는 프로그램을 흔히 볼 수 있으며 정부에서도 외래 관광객 유치 활성화를 위해 한류의 한 분야로 K-Pop뿐만 아니라 한식 세계화에 대한 다양한 프로젝트를 추진하고 있다. 또한 인천국제공항에서는 급변에도 ‘2018 Airport FAB 시상식’에 참여하여 올해의 고객 서비스부문 최우수상을 4년 연속 수상하였는데 로봇, 인공지능(AI), 빅데이터 등 신기술을 활용하여 메뉴선택, 주문 및 결제 등 스마트기능을 도입하여 운영 중에 있다고 한다. 공항 내 식음시설은 타 시설에 비해 급배수 및 방수, 공조, 인테리어, 소방, 위생, 인허가 등 시설의 설

치와 관리 면에서 투자비, 기간과 인력이 많이 소요되고 제공하는 서비스의 변경 시에도 동일한 절차가 필요하기 때문에 공항 내 여타 서비스에 비해 정확한 수요예측이 중요하다[2]. 특히 기내식 서비스가 없거나 유료인 저가항공사의 국제여객 수송량이 급성장하고 내국인의 해외 여행 보편화 추세를 감안할 때 인천공항에서의 식음료 서비스에 대한 수요변화를 수시로 체크하여 서비스에 반영해야 할 것이다.

특히 2018년 1월부터 여객 터미널을 분리운영하고 있는 인천공항은 항공사의 재배치로 단거리 노선과 장거리 노선의 비중, 정규 항공사와 저가항공사의 여객 간에 식음료 서비스의 차이가 생길 수 있으므로 이에 대해서도 실적분석을 통한 합리적 의사결정이 필요할 것이다. 따라서 최근 4년 간 인천국제공항 식음료 매출실적을 분석하고 향후 매출액 예측을 통해 합리적 의사결정의 기초자료를 제공하고자 하였다[3].

## 2. 연구방법

### 2.1 연구 설계

본 연구는 2015년 6월부터 2018년 8월까지 인천국제공항 여객터미널에서 발생한 품목별 식음료 매출액(POS) 데이터를 기반으로 2020년 12월까지 식음료 매출액을 추정(Forecasting)하고자 하였다. 이를 위해 연구자는 시계열 분석기법들 중 하나인 ARIMA-Intervention(개입모형)을 이용하여 인천국제공항 식음료 매출액에 영향을 미칠 것으로 판단되는 주요 시계열 영향변수들을 구분하고 그에 따른 변화폭을 추정하였고 그 결과를 토대로 향후 발생 가능할 것으로 예측되는 식음료 월별 매출액을 추정하는 것을 목적으로 한 것이다.

ARIMA-개입모형을 위한 시계열 분석에는 과거 시기별 인천국제공항의 항공여객 수요(인바운드 및 아웃바운드 포함)에 영향을 미쳤던 것으로 판단되는 주요 사건을 개입변수로 적용하여 그 영향을 전체 수요에 반영하였다.

ARIMA-개입모형은 시점별로 다양한 관측치를 이용할 수 있다. 아울러 특정 이벤트와 같은 외부로부터의 충격, 수요의 구조적 측정이 가능한 다변량 시계열 예측모형으로 평가받는다. 이런 이유로 시계열 분석법의 단점으로 지적되었던 수요의 구조적 측정 및 영향력 측정이 어렵다고 하는 문제점을 해결할 수 있다. ARIMA-개입

모형은 각 개입사건(이벤트) 별 영향력 계수를 제시함으로써 시계열 모형이 가지고 있는 단점을 극복한 모형으로 평가받으며 그 예측력의 가치가 높다고 할 수 있다.

데이터 예측에 있어 주로 사용되는 통계적 기법들 중 하나로 회귀분석이 있다. 하지만 회귀분석을 활용하여 항공분야에서 미래 수요를 설명하거나 예측함에 있어 소득변수(실질소득 또는 명목소득 또는 가치분소득 또는 GDP 등), 환율(KRW/USD 또는 KRW/YEN 또는 KRW/CNY 등) 아니면 국제유가 등의 독립변수들로 항공수요 변동을 만족스럽게 설명하지 못하는 것으로 인식되고 있다[4].

예를 들어, SARS(호흡기중후군) 또는 메르스 발병 등으로 인해 국제항공 수요가 악영향을 받을 경우 아니면 중국이 한국의 THAAD(고고도 미사일) 배치로 인해 강제적으로 한국 방문을 금지하는 한한령을 발령한다면 이러한 자연재해 또는 인위적 국가적 정책사항은 인과적 함수식으로 설정하기도 힘들고 또한 자료로 설명하기가 힘들어 회귀분석이 만족할 만한 예측 데이터를 제공할 수 없기 때문이다.

## 2.2 ARIMA 시계열 연구모형

시차단위별로 구분되어 있는 시계열 데이터를 분석하여 그 관계를 모형으로 구성하고 이를 통해서 미래에 발생가능한 수요 또는 자료를 예측하는 함수식으로는 크게 시계열모형(고전적 모형)과 확률적 시계열 모형 두 가지로 구분할 수 있다. 고전적 방법인 시계열 분석방법으로 이동평균법, 지수평활법 및 분해법 등이 있다. 현대적 모형이라 할 수 있는 확률적 시계열 모형은 시계열 데이터(원자료)에 확률적(Stochastic) 방법론을 도입하여 모형화한 연구로서 ARIMA 분석법으로도 알려져 있다. ARIMA 분석모형은 A.R. (Auto Regression-자동회귀)와 M.A.(Moving Average -이동평균)가 결합하여 구성된 분석모형을 의미한다[5].

자동회귀 모형은 시차단위별 데이터  $x(t)$ 에 대해 매 순간마다 데이터 간 상관관계가 있다고 가정하는 연구모형이다. 다만 데이터 간 상관관계 속에는 백색잡음(White Noise)이 존재하게 된다. 백색잡음 속에는 시간적인 상관관계가 존재하지 않는다. 현재 시점의 관측 데이터는 그들의 과거에 관측된 데이터값들의 함수 형태로 나타낼 수 있다는 가정 하에서 자기회귀 분석모형은 Yule-Walker 방정식을 통해서 추정되었다. [6][7].

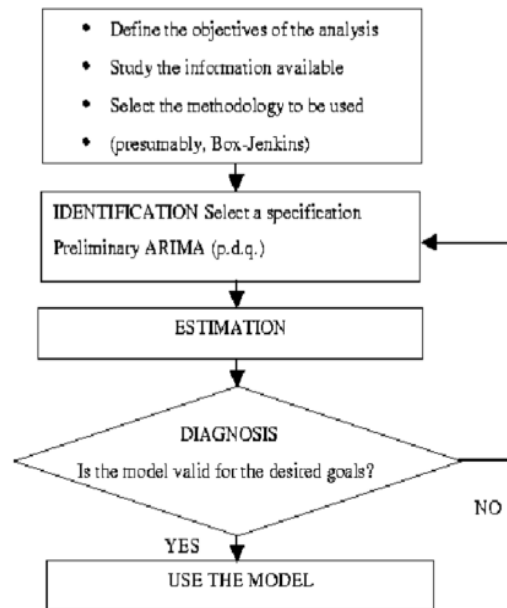


Fig. 1. ARIMA process by Box-Jenkins

이동평균 분석모형은 현 시점의 관측값은 백색잡음들의 선형적 결합의 형태로 나타낼 수 있다고 가정한다. Wold(1938)는 자기회귀와 이동평균모형을 결합하여 자동회귀-이동평균(auto regressive-moving average) 분석모형을 제안하였다. 이러한 여러 선행연구에서 도출된 모형들을 이용해서 오늘날 가장 안정적인 예측법으로 알려진 확률적 시계열 분석모형이 정립되었다. 이러한 방법론을 정립한 것은 Box-Jenkins의 ARIMA 시계열 분석모형이다[8].

ARIMA 시계열 분석은 다양한 학계 및 산업계에서 적용되고 있으며 미래수요를 예측하는 분야에서는 대표적인 시계열분석법으로 자리매김하였다[9].

Box · Jenkins(1976)는 시계열 분석을 위해 3단계 연구모형을 다음과 같이 제안하였다. 첫 번째 단계는 시계열 데이터로부터 연구자가 잠정적인 모형을 식별(Identification)하는 단계이다. 두 번째 단계는 기식별된 시계열 분석모형의 계수들을 추정하고 검증(Estimation and testing) 한다. 모수 추정 및 검증 단계에서 모형 및 계수들의 적합도에 대한 통계 프로그램의 반복 연산 및 검증을 거치게 된다. 왜냐하면 반복적 연산과 검증을 통해서 연구자의 개입을 미연에 방지하고 분석결과의 신뢰성을 향상시킬 수 있기 때문이다[10]. 마지막으로 선택

된 모형의 적합성을 진단(Diagnostic checking)하며 만족스러운 모형이 선택될 때까지 진단과정을 반복 한다. 본 연구의 연구모형은 Box-Jenkins 3단계 모형을 바탕으로 아래의 2.3과 같이 설정하였다.

### 2.3 ARIMA 시계열-개입모형

항공수요 관련 시계열 데이터는 앞서 언급한 바와 같이 자연재해(지진, 쓰나미, 태풍, 중동호흡기증후군(메르스) 등), 전쟁 발발, 한한령 등 정치적 또는 경제적인 외부적 이벤트에 의해 큰 영향을 받는다. 이와 같은 외부 이벤트를 ARIMA 연구모형에서는 개입변수 (intervention variable)이라고 부른다[11].

개입변수는 시계열 데이터의 정상적 흐름 및 확률적 구조에 급격한 변화를 주기 때문에 연구모형을 설계하는데 난제 역할을 한다. 그러므로 이러한 외부적 충격요인을 연구모형에 변수로 포함시킬 수 있는 ARIMA 개입모형을 활용하면 보다 미래 수요에 대한 예측력을 매우 향상시킬 수 있다[12][13]. ARIMA Intervention 모델은 외부적 충격을 변수로 포함하였다고 하여 ARIMA 확장모형이라고 하였다.

원 자료인 시계열 데이터  $Y_t$ 가 있고, 외부적 개입이  $M$ 번 발생했다고 한다면 ARIMA 개입모형은 다음과 같다.

$$Y_t = C + \sum_{i=1}^M a_i X_{i,t} + N_t \quad [1]$$

이때  $C$ =상수항,  $a_i = X_{i,t}$ 의 계수,  $N_t$ =오차항이며 오차항은  $ARIMA(p,d,q) (P,D,Q)_{12}$  로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^s)\nabla^d\nabla_s^D N_t = \Theta_Q(B^s)\theta_q(B)\epsilon_t \quad [2]$$

$$\Phi_p(B^s) = (1 - \Phi_s B^s - \Phi_{2s} B^{2s} - \dots - \Phi_{Ps} B^{Ps})$$

$$\nabla_s^D = (1 - B^s)^D$$

$$\Phi_Q(B^s) = (1 - \Phi_s B^s - \Phi_{2s} B^{2s} - \dots - \Phi_{Qs} B^{Qs})$$

$$\nabla^d = (1 - B)^d$$

[3]

$$\phi(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$$

$$\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$$

$D$ : 계절적 차분횟수,  $d$ : 비계절적 차분횟수

$\phi_p(B)$ : 비계절적 AR모형,  $\Phi_p(B^s)$ : 계절적 AR모형

$\theta_q(B)$ : 비계절적 MA모형,  $\Theta_Q(B^s)$ : 계절적 MA모형

$\epsilon_t$ : 오차항(white noise)

또는

$$N_t = \frac{\Theta_Q(B^s)\theta_q(B)}{\phi_p(B)\Phi_p(B^s)\nabla^d\nabla_s^D}\epsilon_t \quad [4]$$

상기 [4]번을 [1]번 수식에 대입하면

$$Y_t = C + \sum_{i=1}^M a_i X_{i,t} + \frac{\Theta_Q(B^s)\theta_q(B)}{\phi_p(B)\Phi_p(B^s)\nabla^d\nabla_s^D}\epsilon_t \quad [5]$$

로 정의할 수 있다.

일반적으로 개입변수는 종속변수에 일시적으로만 영향을 미치는 이벤트인 pulse 개입과 이와 다르게 지속적으로 영향을 주는 이벤트인 step 개입 2가지로 구분 가능하다. 만약 pulse 개입이  $t=i$  시점 동안 발생했다고 연구모형에서 가정한다면 펄스 변수  $X_{i,t}$ 는 다음과 같이 정의되어 진다.

$$X_{i,t} = \begin{cases} 0, & t \neq i \\ 1, & t = i \end{cases} \quad [6]$$

이때  $X_{i,t}$ 는 이분법적 변수이며,  $i$ 시점에서만  $X_{i,t}$ 가 개입되는 것을 의미하고 있으며  $i$ 시점 이전  $X_{i,t} = 0$ ,  $i$ 시점에서는  $X_{i,t} = 1$ ,  $i$ 시점 이후에다시  $X_{i,t} = 0$ 으로 된다. 만약 step 개입이  $t=i$  시점 동안 발생했다고 연구모형에서 가정하면 스텝 변수  $X_{i,t}$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$X_{i,t} = \begin{cases} 0, & t < i \\ 1, & t \geq i \end{cases} \quad [7]$$

스텝 변수 함수  $X_{i,t}$ 는 어떤  $i$ 시점에서 발생한 외부 이벤트 개입이 그 이후에도 지속적으로 발생하는 것을 의미한다. 이 역시 이분법적 변수이며,  $i$ 시점 및 그 이후에  $X_{i,t}$ 가 개입되는 것을 의미한다. 따라서  $i$ 시점 이전  $X_{i,t} = 0$ ,  $i$ 시점에서는  $X_{i,t} = 1$ ,  $i$ 시점 이후는 다시  $X_{i,t} = 0$  이 된다.

ARIMA-개입모형의 분석절차는 Box-Jenkins가 제안한 모형의 식별, 추정 및 검증 그리고 모형의 진단을 거쳐 최종적으로 선택된 모형을 이용해서 미래를 예측한다. 식별(Identification) 단계에서 데이터의 순차도표, 자기상관함수(ACF), 편자기상관함수(PACF) 등을 통하여 데이터의 정상성 여부를 판단하였다. 이를 위해 데이터의 차분이나, 로그 변환 여부를 판단 후 차분(d), AR(p), MA(q) 차수들을 결정하였다.

이 단계에서 연구자는 여러 개의 잠정적 연구모형들을 선택할 수 있으며 추정 및 검증 그리고 최종적으로 모형진단을 통해 가장 적절한 시계열 분석모형을 선택하였다. 모형의 추정 단계에서 식별된 모형의 모수 및 계수들을 결정하였다. 식별된 모형에 대한  $p$ 개의 자기회귀(AR)모수  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  와  $q$ 개의 이동평균(MA)모수

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ 의 값을 결정하고 모수의  $t$ 값을 통해 유의성 여부를 판별하는 단계이다.

마지막 단계인 모형 진단에서는 적합도가 통과된 모형의 ACF의 자기상관계수 값과 PACF의 자기상관계수 값이 충분히 0에 수렴하는 지 검증한다. ACF와 PACF 모두 5% 유의 수준이 있기 때문에 시차의 자기상관중에 1개 정도는 이 기준치를 초과할 수도 있다. 3단계 분석 절차가 완료된 후 연구자는 예측을 실시하였다.

### 3. 연구결과

#### 3.1 자료 수집

본 연구에서 사용한 시계열 데이터는 2015년 6월부터 2018년 8월까지 월별 자료이다. 인천국제공항 2018년 1월에 개항한 제2여객터미널(T2) 까지 모두 포함한 품목별 식음료 월별 매출데이터를 확보하였다. 연구자는 수십여 가지의 매우 다양한 품목별 매출 자료를 식사와 음료라는 2 가지 카테고리 통합하여 각각을 추정분석에 활용하였다.

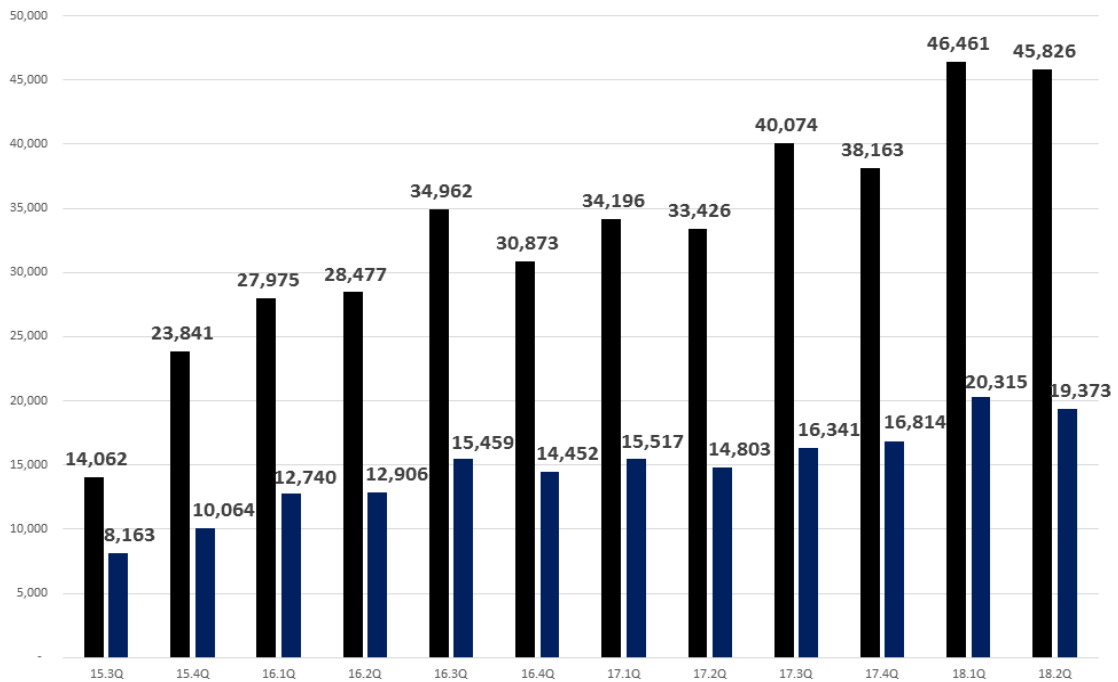


Fig. 2. Quarterly sales revenue of food and beverage (left bar : food, right bar : beverage)

Table 1. Categories of food and beverage

Food	Beverage	Others
Korean	Coffee	Cookies
Chinese	Non-coffee	Bakery bread
Japanese	Juice	Ice cream
Western	General(soda)	Retail
Asian	Alcohol	-
Fast food	-	-
Burgers	-	-
Snack	-	-

Fig 2에 제시된 바와 같이 분기별 식음료 매출액을 살펴보면 2015년 3분기(6월부터 9월)에는 식사는 14,601백만 원이고 음료는 8163백만 원의 매출을 기록하였다. 2017년에는 THAAD 배치에 반발한 중국의 한한령으로 인해 항공수요가 주춤하면서 식음료 매출도 다소 정체되는 모습을 보여주었으나 2018년부터 다시 반등하는 모습을 보여주고 있다. 2018년 2분기 식사 매출액은 45,825백만 원이고 음료 매출액은 19,373백만 원으로 각각 300% 및 200% 이상 증가한 추세를 보여주고 있다.

### 3.2 ARIMA 분석 : 식사(food)

ARIMA 분석에 앞서 먼저 식사 월별 매출액 데이터가 정상성이 있는지 여부를 식별하였다. 2020년까지 미래의 매출액을 예측하기 위해서는 계절성(seasonality)과 같은 비정상성을 발견하여 제거하고 안정적이면서 고정적인 추세를 찾아내는 것이 필요하다.

아래의 Fig 3에는 인천국제공항 원자료인 식사의 월별 매출액의 시계열 순차도표가 제시되어 있다.

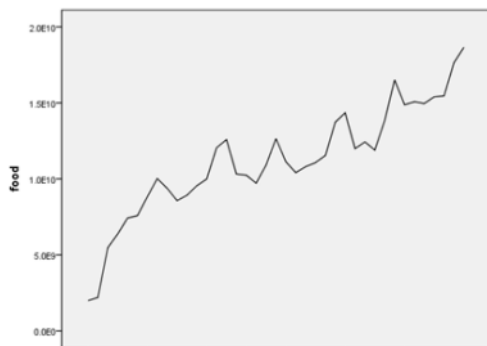


Fig. 3. Time series data of food ales from June 2015 to Dec. 2020

2015년 6월부터 시간이 경과하면서 매년 매출액이 증가하는 상승 추세를 보여준다. 아울러 매년마다 주기적으로 하계 극성수기인 7월과 8월 그리고 동계 극성수기인 12월과 1월에 반복되는 매출액 급증하는 현상도 확인할 수 있다. 연구자는 이런 추세를 확인한 후 계절차분과 비계절 차분을 1회씩 실시하였다. Fig 4와 같이 원자료인 시계열 데이터가 더 이상 증가하는 모습을 보이지 않고 정상성을 나타내고 있음을 확인할 수 있다.

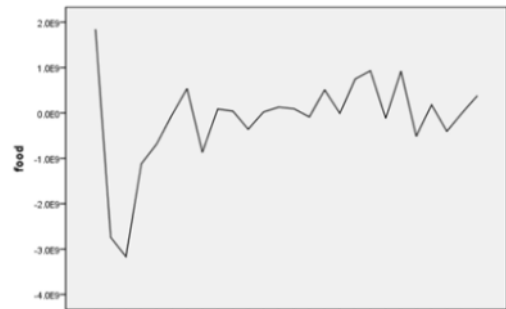


Fig. 4. Differencing data of food sales from June 2015 to Dec. 2020

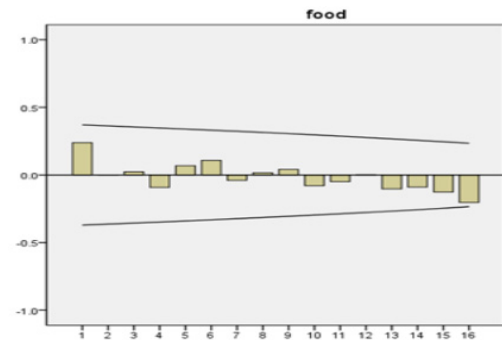


Fig. 5. Auto correlation function of food

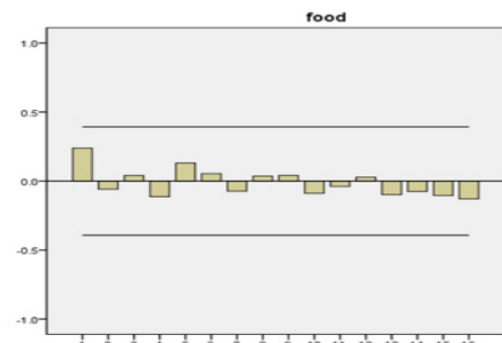


Fig. 6. Partial auto correlation function of food

Table 2. Model fitness and statistics of food

food	Model fitness		Ljung-Box Q		
	MAPE	BIC	statistics	df	p
food	5.467	41.631	8.935	15	.961

데이터 차분을 수행한 후 ARIMA p, d, q 차 수를 결정하기 위해서 자기상관함수 및 편자기상관함수를 분석하였다. MA(이동평균) 차수 q는 자기상관(Auto Correlation) 함수를 통해서 판별할 수 있으며 MA(이동평균) 차수 q는 자기상관(Auto Correlation) 함수를 통해서 판별할 수 있으며 AR(자동회귀) 차수 p는 편자기상관(Partial Auto Correlation) 함수를 통해서 판별가능하다.

Fig 5 및 Fig 6의 자기상관함수 및 편자기상관함수의 그래프의 단기시차를 살펴보면 스파이크가 신뢰구간 밖으로 돌출되어 있는 모습을 확인할 수 없다. 시차 12에서도 자기상관함수와 편자기상관함수 그래프의 신뢰구간 밖으로 돌출되고 있지 않기 때문에 MA(0) 및 AR(0)이라고 차수를 결정하여 최종모형으로 비계절차분과 계절차분이 각각 1로 차수가 결정된 ARIMA(0,1,0)(0,1,0) 모형이 설정되었다.

아울러 개입변수를 ARIMA 모형에 포함하였다. 개입 변수는 국내 THAAD 배치에 따른 중국 정부의 2016년 7월부터 2017년 12월까지 한국 방문을 자제를 권고한 한한령으로 설정하였다. 비록 한한령이 공식적으로 해제 되지는 않았지만 2018년 이후 해빙무드가 가시화되고 중국인 인바운드 항공수요가 증가하는 추세를 보였기 때문에 2018년은 개입변수에 포함하지 않았다.

식사 데이터를 토대로 추정된 ARIMA 개입모형의 적합도 분석 결과는 Table 2와 같다. 예측 모형에서 자기상관함수의 잔차의 Ljung-Box 통계량의 p-value 값이 .961로 분석되어 95% 신뢰수준에서 유의하지 않다. 즉, ‘잔차 사이에 자기상관이 없고 잔차의 분포는 독립적(무차별)이다’라는 귀무가설을 채택한다는 의미로 해석된다 [5, 8].

또한 추정된 ARIMA 개입모형의 예측치는 실측치와 예측오차 검토과정을 통해서 그 정확도를 측정할 수 있다. Table 2에 제시된 MAPE 적합도 계수를 활용하였다. MAPE는 절대평균백분율오차(Mean Absolute Percentage Error)를 의미한다. MAPE 적합도 계수는 아래와 같이 구간별로 적합도를 해석할 수 있다.

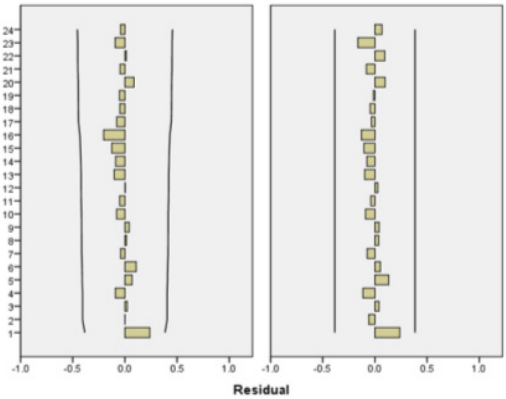


Fig. 7. White noise residuals ACF and PACF of food

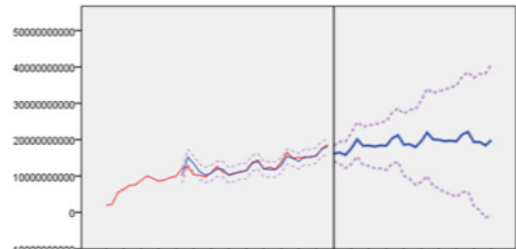


Fig. 8. Forecasting food revenue from Sep. 2018 to Dec. 2020

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right|$$

X : 관측값, F: 예측값 n: 관측기간(개월수)

- 0% ≤ MAPE < 10% : 매우 정확한 예측
- 10% ≤ MAPE < 20% : 비교적 정확한 예측
- 20% ≤ MAPE < 50% : 비교적 합리적 예측
- MAPE ≥ 50% : 부정확함

Table 2에 제시된 바와 같이 실측치와 예측치 간 예측오차를 비교한 MAPE 값이 5.467%로 나타나 우수한 예측력을 보이고 있는 것으로 판단할 수 있다[14][15]. 또한 Fig 7과 같이 자기상관함수 및 편자기상관 함수의 잔차들이 95% 신뢰구간 내에 모두 있기 때문에 백색잡음(White noise) 조건을 만족하는 것으로 분석되었다.

### 3.3 ARIMA 분석 : 음료(beverage)

음료 데이터도 마찬가지로 ARIMA 분석에 앞서 먼저 월별 매출액 데이터가 정상성이 있는지 여부를 식별하였

다. 2020년까지 미래의 매출액을 예측하기 위해서는 계절성과 같은 비정상성을 발견하여 제거하고 안정적인면서 고정적인 추세를 찾아내는 것이 필요하다.

아래의 Fig 8에는 음료의 월별 매출액의 시계열 순차도표가 제시되어 있다. 2015년 6월부터 시간이 경과하면서 매년 매출액이 증가하는 상승 추세를 나타낸다. 또한 식사 매출과 마찬가지로 매년마다 주기적 극성수기인 7월과 8월 그리고 동계 극성수기인 12월과 1월에 반복되는 매출액 급증하는 현상도 확인할 수 있다. 이런 추세를 확인한 후 식사 데이터와 마찬가지로 음료 데이터에도 계절차분과 비계절 차분을 1회씩 실시하였다.

Fig 10과 같이 원 자료인 시계열 데이터가 더 이상 상승 추세를 나타내고 있지 않다. 계절적 및 비계절적 데이터 차분을 1회씩 수행한 후 ARIMA p, d, q 차수를 결정하기 위해서 자기상관함수 및 편자기상관함수를 분석하였다.

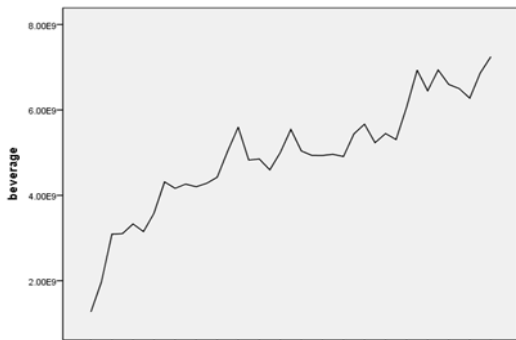


Fig. 9. Time series data of beverage sales from June 2015 to Dec. 2020

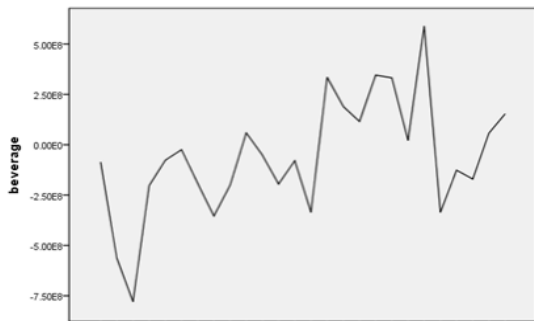


Fig. 10. Differencing data of beverage sales from June 2015 to Dec. 2020

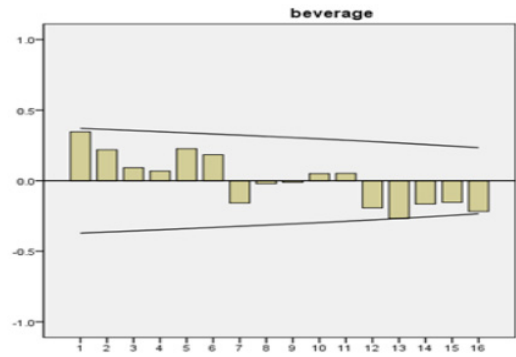


Fig. 11. Auto correlation function of beverage

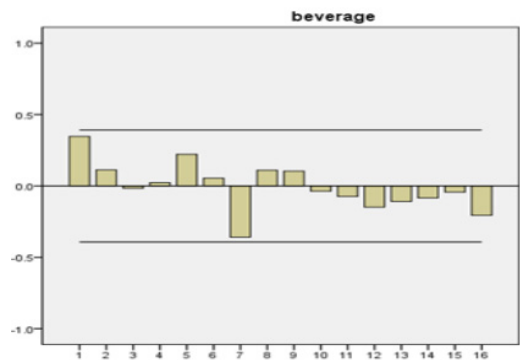


Fig. 12. Partial auto correlation function of beverage

Fig 11 및 Fig 12의 자기상관함수 및 편자기상관함수의 그래프의 단기시차 구간 내 변화를 살펴보면 스파이크가 신뢰구간 밖으로 돌출되어 있는 모습을 확인할 수 없다. 시차 12 시점 이후에서도 자기상관함수와 편자기상관함수 그래프의 신뢰구간 밖으로 돌출하는 스파이크를 나타내고 있지 않았다. 따라서 식사 매출액 예측모형과 마찬가지로 MA(0) 및 AR(0) 이라고 차수를 결정하여 최종모형으로 비계절차분과 계절차분이 각각 1로 차수가 결정된 ARIMA(0,1,0) (0,1,0) 모형이 설정되었다.

음료 예측모형에도 개입변수를 삽입하였다. 개입변수는 THAAD 배치에 따른 중국 정부의 2016년 7월부터 2017년 12월까지 한국 방문을 자제를 권고한 한한령으로 설정하였다. 식사 매출액 ARIMA 개입모형의 적합도 분석 결과는 Table 3과 같다. 예측 모형에서 자기상관함수의 잔차의 Ljung-Box 통계량의 p-value 값이 .082로 분석되어 95% 신뢰수준에서 유의하지 않다. ‘잔차 사이에 자기상관이 없고 잔차의 분포는 독립적(무차별)이다’라는 귀무가설을 채택한다는 의미로 해석된다[5, 8].



Table 3. Model fitness and statistics of food

beverage	Model fitness		Ljung-Box Q		
	MAPE	BIC	statistics	df	p
	3.848	39.130	30.112	18	.082

## 4. 결론

### 4.1 예측 결과

ARIMA 개입모형을 이용한 식음료 매출액 추정액은 Table 4에 제시되어 있다.

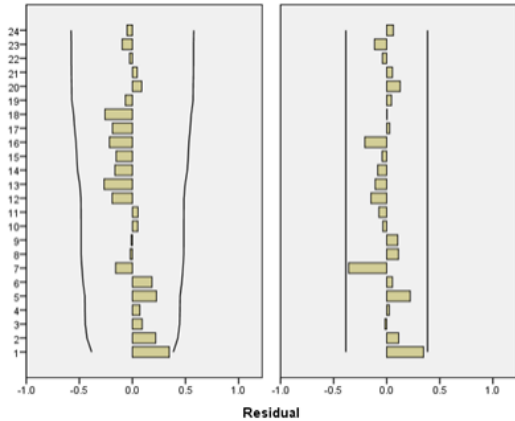


Fig. 13. White noise residuals ACF and PACF of beverage

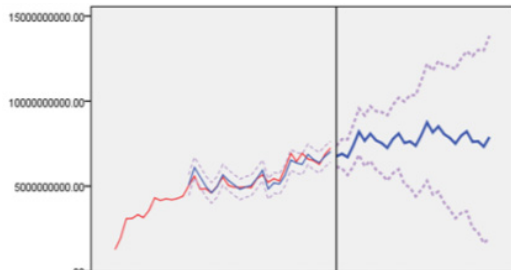


Fig. 14. Forecasting beverage revenue from Sep. 2018 to Dec. 2020

Table 3에 제시된 바와 같이 실측치와 예측치 간 예측오차를 비교한 MAPE 적합도 계수를 확인하였다. 적합도 분석결과 MAPE 계수는 3.848%로 나타나 식사 매출액 예측모형 보다 상대적으로 더욱 우수한 예측력을 보이고 있는 것으로 판단할 수 있었다. Fig 13과 같이 자기상관함수 및 편자기상관 함수의 잔차들이 95% 신뢰구간 내에 모두 분포하고 있기 때문에 백색잡음 조건도 충족하는 것으로 파악되었다.

Table 4. Prediction of food & beverage sales

(unit : million KRW)

	Food	Beverage		
2015.3Q	14,062	8,163		
2015.4Q	23,841	10,064		
2016.1Q	27,975	12,740		
2016.2Q	28,477	12,906		
2016.3Q	34,962	15,459		
2016.4Q	30,873	14,452		
2017.1Q	34,196	15,517		
2017.2Q	33,426	14,803		
2017.3Q	40,074	16,341		
2017.4Q	38,163	16,814		
2018.1Q	46,461	20,315		
2018.2Q	45,826	19,373		
2018.07	17,649	.6,867		
2018.08	18,656	.7,246		
	Normal estimation	Normal estimation		
	From	Max.	From	Max.
2018.09	16,158	18,280	6,751	7,358
2018.10	16,452	19,453	6,905	7,764
2018.11	15,773	19,448	6,705	7,756
2018.12	17,570	21,814	7,397	8,611
2019.01	20,100	24,844	8,207	9,566
2019.02	18,327	23,525	7,664	9,152
2019.03	18,385	23,999	8,091	9,698
2019.04	18,124	24,126	7,693	9,410
2019.05	18,425	24,791	7,534	9,356
2019.06	18,347	25,057	7,249	9,170
2019.07	20,388	27,425	7,780	9,794
2019.08	21,252	28,603	8,098	10,202
2019.09	18,612	27,100	7,543	9,972
2019.10	18,764	28,253	7,636	10,352
2019.11	17,943	28,338	7,375	10,351
2019.12	19,598	30,825	8,007	11,221
2020.01	21,985	33,988	8,757	12,193
2020.02	20,070	32,801	8,154	11,798
2020.03	19,986	33,405	8,520	12,361
2020.04	19,582	33,657	8,061	12,090
2020.05	19,741	34,442	7,842	12,049
2020.06	19,521	34,821	7,497	11,876
2020.07	21,419	37,298	7,967	12,511
2020.08	22,141	38,577	8,225	12,929
2020.09	19,359	36,984	7,608	12,653
2020.10	19,368	38,108	7,641	13,005
2020.11	18,405	38,196	7,320	12,985
2020.12	19,917	40,707	7,891	13,842

예측은 정상 예측치를 최대값까지 함께 제시하였다. 정상 예측치의 경우 개입변수로 중국의 한한령이 반영되어 상승폭이 다소 둔화된 모습으로 매출액이 추정되었다. 최대 예측치의 경우 개입변수(외부적 충격)이 반영되지 않았을 경우의 매출액 추정치를 보여주고 있다. 첫째, 식사 매출액의 경우 비록 상승세가 둔화되었다 하더라도 하계 극성수기인 2019년 7월 203억, 2019년 8월 212억으로 월별 매출액이 200억을 돌파할 것으로 예측되며 2020년에는 각각 214억 및 221억으로 증가할 것으로 예측되었다.

둘째, 음료 매출액의 경우 식사 매출액에 비해 상대적으로 우수한 예측력을 보이는 것으로 분석되었는데, 2019년 7월에는 77억, 2019년 8월에는 81억으로 나타났다. 아울러 2020년에는 79억 및 82억으로 증가할 것으로 판단된다.

#### 4.2 시사점

국내 항공시장의 폭발적인 성장에 힘입어 국내 저비용항공사 7개로 늘어나고 해당부처인 국토교통부도 급년 안에 1개 또는 2개의 신규 저비용항공사들에게 AOC(운항허가)를 발급할 계획이라고 밝히면서 국내 저비용항공사는 늘어날 전망이다. 인천공항공사도 국제항공사 및 스카이트입 항공사 전용 제2 여객터미널을 2018년 1월에 개항하면서 기존 여객터미널을 국내 저가항공사를 위주로 운영하고 있다.

저비용항공사의 증가와 이로 인한 국제선 운항노선의 증가는 내국인 아웃바운드 항공수요의 증가를 야기할 것이다. 저비용항공사들은 정규항공사(full service carrier)에 비해 식음료 서비스가 전무하거나 유료화 정책으로 운영하기 때문에 저비용항공사 이용객들은 여객터미널에서 출국 및 입국 시 식음료 서비스를 이용하는 빈도가 높을 수 밖에 없다. 앞서 예측자료에 제시된 것처럼 식음료 매출은 저비용항공사의 성장과 동반하여 증대될 가능성이 높을 것으로 판단된다.

서론에 제시된 바와 같이 여객 터미널을 분리운영하고 있는 인천공항은 식음료 서비스에 대한 분명한 차이가 있으므로 향후 매출액에 대한 예측결과 및 항공수요 전망을 토대로 한 합리적 의사결정이 가능하다. 공항 여객터미널의 식음료 매출은 저비용항공사 위주의 터미널 1을 중심으로 향후 급성장할 것으로 전망되어 공항운영 당국의 비항공수익에서 식음료 매출이 차지하는 비중은

상대적으로 증대될 것으로 판단된다.

## References

- [1] C. O. Dolekoglu, P. Veziroglu, S. Keiyinci, "Analyzing passenger behavior towards on perception in-flight food safety and quality", *New Trends and Issues Proceedings on Humanities and Social Sciences*, Vol. 4, No. 10, pp.417 - 425, 2017.  
DOI : <https://doi.org/10.18844/prosoc.v4i10.3112>;
- [2] J. Kivela, J. C. Crotts, "Tourism and Gastronomy: Gastronomy's Influence on How Tourists Experience a Destination", *Journal of Hospitality and Tourism Research*, Vol. 30, No. 3, pp.354-377, 2006.  
DOI : <https://doi.org/10.1177/1096348006286797>
- [3] C. G. Brush, P. A. Vanderwerf, "A comparison of methods and sources for obtaining estimates of new venture performance", *Journal of Business Venturing*, Vol. 7, No. 2, pp.157-170, 1992.  
DOI : [https://doi.org/10.1016/0883-9026\(92\)90010-O](https://doi.org/10.1016/0883-9026(92)90010-O)
- [4] R. Sato, "Disease Management with ARIMA model in Time Series", *Einstein*. Vol. 11, No. 1, pp.128-131, 2013.  
DOI : <https://dx.doi.org/10.1590/2FS1679-45082013000100024>
- [5] M. S. Kim, K. W. Kim, S. S. Park, "A Study on the Air Travel Demand Forecasting using Time Series ARIMA-Intervention Model", *Journal of the Korean Society for Aviation and Aeronautics*, Vol. 20, No. 1, pp.63-74, 2012.
- [6] R. A. Stein, P. Shaman, "Bias of Autoregressive Spectral Estimator", *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 85, No. 412, pp.1091-1098, Dec. 1990.  
DOI : <https://doi.org/10.2307/2289606>
- [7] S. M. Crunk, "On tapering to improve Yule-Walker estimation in autoregressive processes" (1999). Dissertations available from ProQuest. AAI9926113. <https://repository.upenn.edu/dissertations/AAI9926113>.
- [8] G.E.P. Box, G. M. Jenkins, "Time series analysis : Forecasting and control, 2nd ed. San Francisco :Holden-Day, 1976.
- [9] G.E.P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, "Time Series Anlysis: Forecasting and Control", 3rd ed. New Jersey: Prentice Hall, 1994.
- [10] C. Chatfield, "The analysis of time series, an introduction", 6th ed. : New York, Chapman & Hall/CRC, 2004.
- [11] G.V. Glass, "Estimating the effects of inter vention into a nonstationary time series", *American Educational Research Journal*, Vol. 9, pp.463-477, 1972.  
DOI : <https://doi.org/10.2307/1161762>
- [12] B.H. Goh, "The dynamic effects of the Asian Fina- ncial crisis on construction demand and tender price levels Singapore", *Building and Environment*, Vol. 40, No. 2, pp.267-276, 2005.  
DOI : <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2004.07.012>
- [13] J. P. Nelson, "Consumer Bankruptcies and bankruptcy

reform act: A time series intervention analysis 1960-1997”, Journal of Financial Services Research, Vol. 17, No. 2, pp.181-200, 2002.  
DOI : <https://doi.org/10.1023/A:1008166614928>

- [14] C. D. Lewis, Industrial and Business Forecasting Method, London: Butterworth, 1982.
- [15] S. T. Kim, M. S. Kim, S. B. Park, J. I. Lee, “A Study on the Air Travel Demand Forecasting using ARIMA-Intervention Model”, Journal of the Korean Society for Aviation and Aeronautics, Vol. 21 No. 4 pp.77-89, 2013.

---

### 윤 한 영(Han-Young Yoon)

[정회원]



- 1988년 2월 ~ 1999년 6월 : 한국 공항공사 재직
- 1999년 6월 ~ 2018년 3월 : 인천 국제공항공사 재직
- 2004년 2월 : 한국항공대학교 경영 대학원 (항공경영학석사)
- 2012년 2월 : 한국항공대학교 대학 원 (경영학박사)

• 2018년 4월 ~ 현재 : 한서대학교 항공융합학부 부교수

<관심분야>

항공경영, 공항운영, 공항서비스

---

### 박 성 식(Sung-Sik Park)

[정회원]



- 2002년 2월 : 고려대학교 통계학과 (경제학사)
- 2003년 12월 : Univ. of Illinois, Urbana-Champaign (회계학석사)
- 2014년 2월 : 항공대학교 항공경영 학과 (경영학박사)
- 2007년 5월 ~ 2014년 3월 : 인천 국제공항공사 재직

• 2014년 3월 ~ 현재 : 한국교통대학교 항공운항학과 부교수

<관심분야>

항공운항, 항행안전시설, 공항운영