

I. 서론

관광정책입안자와 실무자는 정확한 관광수요 예측을 필요로 한다. 관광지로 유입되는 수요예측은 관광상품과 서비스의 수요·공급 간 불균형을 조절하고, 사업운영에 필요한 전략적 결정 및 목적지 관리에 활용할 수 있기 때문이다(Zhang et al., 2020; Silva et al., 2019; Palmer et al., 2006). 그동안 관광수요를 예측하기 위한 대부분의 연구는 상대적으로 넓은 영역의 장기적 예측에 중점을 두고 있다(Bi et al., 2020). 하지만 관광지를 관리하는 실무자 입장에서 관광지로 유입되는 단기수요예측이 관광객 유치를 위한 패키지 프로그램이나 가격책정 등 전략수립에 실질적으로 활용할 수 있어 관광명소와 같은 소규모 지역에 대한 단기수요예측은 중요하다(Pan and Yang, 2017). 그럼에도 소규모 지역의 단기수요예측에 관한 연구는 부족한 실정이며(Bi et al., 2020), 철도역을 통해 관광지로 유입될 수 있는 단기수송수요에 관한 연구도 많지 않은 실정이다.

이에 본 연구에서는 열차를 이용하여 춘천시 강촌역으로 유입되는 단기수송수요를 예측하고자 하였다. 춘천시 강촌은 무궁화 열차를 이용하여 방문하던 관광객들에 의해 청춘과 낭만이 있는 관광목적지로 이미지가 형성되었고, 경춘선전철과 ITX-청춘열차가 새로운 철도교통망으로 이용되면서 강촌관광 활성화에 큰 기대가 모아졌다. 하지만 국내교통망이 전반적으로 개선되고, 사람들의 여가문화가 다변화되면서 철도를 이용하여 강촌역으로 유입되는 방문객은 꾸준히 감소하고 있는 실정이다. 한국철도의 철도통계자료를 살펴보면, 2014년 경춘선전철과 ITX-청춘열차를 이용하여 강촌역에서 하차한 인원은 각각 507,577명, 74,183명이었지만 5년이 지난 2019년에는 각각 213,916명, 31,498명으로 나타나 철도를 이용하여 강촌역에서 하차하는 수요가 급격하게 감소한 것으로 확인되었다. 이는 강촌을 방문할 때 열차를 이용하여야 하는 특별한 매력요인이 부족하고, 열차를 이용하여 방문할 수 있는 관광목적지로서 강촌을 대체할 수 있는 장소가 많아졌다는 것으로 해석할 수 있다. 이러한 감소세가 지속될 경우, 관광목적지로서 강촌지역은 점점 쇠퇴위기에 직면할 것이 우려된다. 그럼에도 불구하고 강촌지역 관광활성화를 위한 전략적 방안에 필요한 연구는 전무한 실정이다. 따라서 강촌지역이 관광목적지로서 재도약하기 위해서는 열차이용 관광객을 유치하는 전략적 방안이 필요한 상황이며, 단기수송수요 예측 연구는 정책입안자 또는 실무자에게 필요한 수치적 자료를 제공할 수 있다. 이는 향후 강촌지역의 관광활성화를 위한 기초적 자료로 활용될 수 있다.

이에 본 연구는 2014년 1월부터 2023년 8월 현재까지의 경춘선전철과 ITX-청춘열차를 이용하여 강촌역에서 하차한 월별 수송수요 자료를 활용하여, 강촌으로 유입되는 방문객이 상대적으로 많은 시기를 파악하고, 미래 단기수송수요를 예측하여 제시하고자 하였다. 단기수송수요 예측을 위한 방법에는 과거패턴을 활용하여 예측하는 시계열 모형과 4단계 수요추정모형, 중력모형에 근거한 직접수요모형 등이 있다(노윤승·도명식, 2015). 이 중 4단계 수요추정모형과 직접수요모형은 중장기 측면에서의 정책변화와 경제지표 등을 반영하여 분석할 수 있다는 장점이 있지만, 계절에 의한 수요변화나 요일특성이 반영되는 단기수송수요를 분석하는 데 한계가 있다(김효종·정찬목, 2010). 따라서 본 연구는 시계열 모형을 활용하였으며, 특히, 원자료에서 계절성이 확인됨에 따라 이를 분석하기 위한 시계열 분석방법으로서 윈터스 지수평활모형과 ARIMA모형을 활용하였다. 그리고 시계열자료 분석모형의 비교분석을 토대로 가장 적합한 시계열 모형을 찾아 춘천시 강촌역의 단기수송수요를 예측하고자 하였다.

분석결과는 철도를 이용하는 관광객 유입정책과 열차와 강촌을 연계하는 관광활성화 정책입안과 관광객 유치를 위한 패키지 프로그램이나 가격정책 등 전략수립에 필요한 수치적 자료로 활용될 수 있을 것이다.

II. 이론적 배경

정확한 수요예측은 공급과 서비스 간 불균형을 조절하고, 사업운영과 관련한 결정 및 목적지 관리에 있어 중요하다(Zhang et al., 2020; Silva et al., 2019; Palmer et al., 2006). 따라서 수요예측은 결과의

타당성과 신뢰성, 시기적절설이 고려되어야 한다(박득희·이계희·이민정, 2015). 이러한 수요예측을 위한 방법은 크게 정량적인 방법(Quantitative technique)과 정성적인 방법(Qualitative technique)으로 구분되며, 경우에 따라 연구목적에 맞게 정량적인 방법과 정성적인 방법을 결합하는 결합방법(Comnined technique)이 이용된다(김상원, 2018; 송운강·이혜진, 2018). 계량기법은 과거의 추세가 미래에도 영향을 미친다는 가정을 토대로 과거의 추세를 분석할 수 있는 객관적이고 계량화된 충분한 데이터를 통해 파악할 수 있을 때 활용되며(이충기, 2011), 시간의 흐름에 따른 추세변화를 분석하는 시계열분석과 예측변수가 독립변수와 인과관계가 있음을 가정하여 예측하는 인과관계 분석방법 등이 있다(최가영·이정희·유리화, 2017). 반면, 질적기법은 질적기법은 과거의 자료를 활용할 수 없고 미래에 큰 변화가 발생할 것으로 예상되는 고려되는 정성적인 방법으로(이충기, 2011), 다수의 시나리오를 가정하여 미래를 예측하는 시나리오기법과 전문가 의견을 조사를 통해 예측하는 델파이기법, 조사대상의 속성별 선호도를 파악하여 시장의 반응을 예측하는 컨조인트 기법 등이 있다(최가영·이정희·유리화, 2017). 그리고 결합기법은 연구목적에 맞게 질적기법과 계량기법을 결합한 형태의 기법이다(송운강·이혜진, 2018).

본 연구는 강촌역에서 하차하는 단기간의 수송수요를 예측하고자 하였다. 열차를 이용한 수송수요예측은 과거부터 축적되어 온 객관적인 수송수요 데이터를 토대로 미래수요를 예측한다. 경춘선전철과 ITX-청춘열차를 이용하여 강촌역에서 하차한 인원은 2014년 각각 507,577명, 74,183명이었지만, 5년이 지난 2019년에는 각각 213,916명, 31,498명으로 감소하였다. 이러한 감소추세가 지속될 경우, 관광목적지로서 강촌지역의 쇠퇴가 우려된다. 따라서 본 연구는 시계열분석을 실시하여 강촌관광 활성화전략 수립에 필요한 수치적 자료를 제시하고자 하였다.

시계열분석은 과거의 연속된 시계열 자료를 산술평균하여 예측하는 이동평균법(Moving Average, MA)과 최근 시점일수록 더 많은 가중치를 부여하여 과거 관측 값을 지수적으로 가중 평균하여 미래수요를 예측하는 지수평활법, 그리고 현재의 시계열 데이터는 과거의 시계열 자료에 종속되는 자기회귀모형(Autoregressive, AR), 자기회귀모형과 이동평균법을 결합하여 미래를 예측하는 ARIMA 모형 등이 있다. 이러한 시계열 자료는 시간의 흐름에 따라 배열된 자료가 누적된 것으로 계절성과 추세성, 주기, 불규칙 등의 잠재적 하위요소로 구성되며, 관광수요와 같은 대부분의 시계열 자료는 계절성을 지닌다(Vatsa, 2021). 시계열 분석은 이러한 시계열자료가 가진 불규칙 변동요소를 식별하여 분해하는 과정으로서 예측은 영향요소의 분해를 통해 얻어진 모수를 바탕으로 미래의 시계열을 작성하는 과정이다.

최근에 단기철도수송수요를 예측한 연구사례를 살펴보면, 대부분 시계열모형을 활용하고 있다. 김동규(2020)는 대구도시철도를 대상으로 추세분석법과 지수평활법, ARIMA모형을 활용하여 단기수송수요를 예측하였고, 도시철도 운영계획과 관련한 효율성과 원활한 예산집행계획 수립을 위한 시사점을 제시하였다. 김동규·김한영(2019)은 단순지수 평활법을 활용하여 대구도시철도 단기수송수요를 예측하였고, 교통정책 수립을 위한 기초자료를 제시하였다. 노윤승·도명식(2015)은 경부선을 포함한 주요 5개 철도노선을 대상으로 SARIMA모형을 활용하여 단기수송수요를 예측하였고, 노선별 단기운영계획 수립을 위한 시사점을 제시하였다. 김범승(2014)은 중부내륙권 관광전용열차(Q-train, V-train)을 대상으로 계절ARIMA모형을 활용하여 여객수송수요를 예측하였다. 김관형·김한수(2011)는 2008년 금융위기로 인한 경부고속철도 2단계의 시계열 영향 여부를 파악하기 위해 개입 ARIMA모형을 활용하였고, 두 요인 간 영향관계가 없음을 확인하였다. 이외에도 일부 연구에서는 시계열 모형 간 비교분석을 통해 최적의 시계열 모형을 찾아 미래수요를 예측하는 연구도 진행되고 있다(김동규, 2020; 박득희·강상훈·이계희, 2020).

이와 같이 철도수송수요의 예측을 위한 방법으로 시계열분석이 주로 활용되고 있으며, 특히 지수평활모형과 ARIMA모형이 주로 활용되고 있다. 지수평활모형(Exponential smoothing model)은 최근에 관측된 값에 더 많은 가중치를 두고, 과거의 관측치를 지수적으로 가중평균하여 미래수요를 예측하는 방법으로 단기간의 수요를 예측하는 데 주로 활용된다(방성철·박광서, 2022). 이러한 지수평활모형은 상대적으로 분석방법이 단순하고 직관적이며, 예측치가 높아 이론에 근거한 예측방법이 적절치 않거나 데이터의 양이 적어 모형추정이 어려울 때 활용된다. 하지만 미래 예측치의 신뢰성을 확률적으로 표현할 수 없다는 단점을 지니고 있다(방성철·박광서, 2022). ARIMA모형은 대부분의 시계열 자료에 적용할 수 있고, 계절적 변동

그리고 그래프를 통해 감소하는 추세를 나타내고 있어 추세성을 가진 자료로 확인되었고, 매년 5월과 10월에 수송수요가 가장 많은 것으로 나타나 계절성을 가진 자료로 확인되었다. 이에 본 연구는 추세성과 계절성을 지닌 자료의 시계열 분석방법으로서 윈터스 지수평활모형과 ARIMA모형을 활용하였고, SPSS 26.0과 Minitab을 활용하여 분석을 실시하였다.

2. 분석방법

1) 지수평활모형

지수평활모형은 과거자료를 지수적으로 가중 평균하여 미래수요를 예측하는 모형으로서 과거의 값보다 최근 값에 높은 가중치를 부여한다(박득희·이계희·이민정, 2015). 여기서 평활은 불규칙한 자료를 평준화하여 자료가 가진 확률오차를 제거함으로써 변화 상태를 확인할 수 있도록 곡선으로 도출하는 것을 말한다(박득희, 2020; 이충기, 2011). 지수평활모형에는 하나의 평활계수를 포함하는 단순지수평활모형과 브라운(Brown) 지수평활모형, 2개의 평활계수를 포함하여 추세형태를 설명하는 홀트(Holt) 지수평활모형, 3개의 평활계수가 추세 및 계절 형태를 설명하는 윈터스(Winters) 지수평활모형이 있다(김상원, 2011). 2개의 평활계수 α, γ 를 활용하여 추세를 설명하는 홀트(Holt) 지수평활모형은 평활 값(S_t)과 추세변동비(b_t)를 분석할 시 서로 다른 평활계수 α, γ 를 사용하므로 추세변동비에 높은 설명력을 확보할 수 있다(박득희·강상훈·이계희, 2020). 하지만 계절성을 반영하지 못하는 한계점이 있다.

반면, 윈터스 지수평활모형은 홀트 지수평활모형의 한계점을 보완하기 위해 3개의 모수를 활용하여 추정한다(송근석·이충기, 2009). 윈터스 지수평활모형은 가법모형과 승법모형으로 구분되는데, 가법모형은 계절변동성을 가진 자료가 시간의 흐름에 관계없이 일정한 변동성을 가지는 값을 예측하는 기법이며, 승법모형은 추세와 수평, 계절패턴에 관한 3개의 모수를 각각 평활하는 방정식을 연립하여 계산된 값을 윈터스 평활모형에 대입하여 추정하는 방식이다(박득희·강상훈·이계희, 2020; 김상원, 2011). 윈터스 평활모형의 수식은 아래의 식(1)와 같다.

$$\begin{aligned}
 S_t &= \alpha \frac{X_t}{I_{t-L}} + (1-\alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \\
 b_t &= \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1-\gamma)b_{t-1} \\
 I_t &= \beta \frac{X_t}{S_t} + (1-\beta)I_{t-1} \\
 F_{t+m} &= (S_t + B_t m)I_{t-L+m}
 \end{aligned} \tag{1}$$

여기서 S_t 는 계절성을 제거한 추세성을 고려하는 수평패턴 평활식을 의미하고, b_t 는 일정시점 간 수평평활 값 차이를 바탕으로 추세변동비를 추정하는 평활식이고, I_t 는 계절변동비를 보정하는 평활식이다. 그리고 F_{t+m} 은 예측모형을 의미한다(이충기, 2011; 박득희·이계희·이민정, 2015).

본 연구는 앞서 경춘선전철과 ITX-청춘열차를 이용하여 강촌역에서 하차한 수송수요 자료를 사전분석하여 추세성과 계절성을 가진 것으로 판단하였다. 이에 지수평활모형 중 윈터스(Winters) 지수평활모형을 활용하였다. 이는 계절 형태를 나타내는 시계열 자료를 분석하는 데 있어 가장 적합하기 때문이다(Makridakis, Wheelwright and McGee, 1983).

2) ARIMA 모형

ARIMA는 자기회귀(Autoregressive)모형, 정상성차분(Integrated)모형, 이동평균(Moving aver-

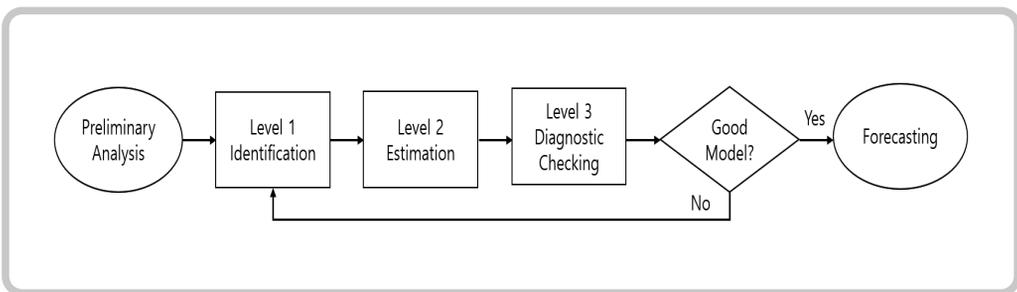
age)모형 등 3가지 모형으로 구성된다. 시계열 자료가 일정한 계절주기에 따른 변동성이 나타나고, 시계열의 구성성분이 확률적이거나 다른 성분과 상관이 있는 경우 활용되는 모델이다(Box, Jenkins, and Reinsel, 1994). 시계열 Z_t 가 비계절성 특징을 가지면 (p,d,q) 차수로 표현되고, 계절성 특징을 보이면 (P,D,Q) 차수로 표현하여 주기 s 인 ARIMA모형은 $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s$ 로 표현한다. 이는 아래의 식(2)과 같은 형태의 모형으로 나타낸다.

$$\begin{aligned} &\phi_p(B)\phi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t \\ &= \delta + \theta_q(B)\theta_Q(B^s)\epsilon_t, \epsilon_t \sim iid N(0, \sigma_\epsilon^2) \end{aligned} \tag{2}$$

여기서 $\phi(B)$ 는 비계절적 자기회귀(AR)모델, $\Theta(B)$ 는 계절적 자기회귀(AR)모델, $\theta(B)$ 는 비계절적 이동평균(MA)모델, $\Theta(B)$ 는 계절적 이동평균(MA)모델을 뜻한다.

Box-Jenkins는 ARIMA 모델을 구축하기 위한 3가지 과정의 도식을 <Fig. 2>와 같이 제시하였다. 우선적으로 시계열 자료를 일정주기로 구분하였을 때, 각 주기의 평균 및 분산이 일정한 정상성(stationarity)을 충족해야 한다. 만약 정상성을 나타내지 않을 경우, 차분을 통해 정상성을 만족시켜야 한다. 그리고 시계열의 정상성 가정을 충족하는지 확인하기 위해 시계열도표와 자기상관함수 그래프를 확인하여 추세 및 계절, 분산 등을 확인해야 한다. 모형의 식별 단계에서는 시계열 자료 관측 값 사이에 존재하는 상관관계를 측정하기 위해 자기상관함수(AutoCorrelation Function, ACF) 및 편자기상관함수(Partial AutoCorrelation Function, PACF)를 이용하여 모형의 p 와 q 를 결정한다. 그리고 모형의 추정단계는 식별단계에서 추정된 계수를 정확히 추정하고, 모형의 진단단계에서 추정모형이 통계적으로 적절한지 판단하여 가장 적합한 모형을 찾을 때까지 식별, 추정, 모형진단 과정을 반복적으로 실행해야 한다. 그리고 최종모형이 결정되면 이를 활용하여 미래의 수요를 예측하는 과정을 거치게 된다. 이러한 ARIMA모형의 추정방법은 조건부 최소제곱법, 비조건부 최소제곱법, 최우추정법 등 3가지로 구분할 수 있으며, 가장 적합한 차수를 찾기 위해서는 모델의 설명력 및 모수절약 원칙을 고려해야 한다(박득희·강상훈·이계희, 2020).

Fig. 2. Box-Jenkins ARIMA Model Construction Flowchart



Box et al.(2015)

3) 모형의 적합도 검증

모형의 정확도를 비교·분석방법에는 MAPE(Mean absolute percentage error, 절대평균오차비율), RMSE(Root mean square error, 평균오차제곱근), MAE(Mean absolute error, 평균 절대 오차) 등이 있다. 예측오차(Forecast error)는 정확도를 결정하는데, 오차가 작을수록 높은 정확도를 나타낸다. 하지만 RMSE, MAE 방법은 수치를 제시함에도 예측모형의 정확성 정도는 설명하지 못하는 한계가 있다(김상원·박미선, 2016). 반면, MAPE는 계량모형 간 예측오차 비교가 용이하고 신뢰도가 높다는 장점이 있다.

특히, 오차의 정도를 백분율로 가중하여 예측모형의 정확도를 설명해주고, 관광수요와 같은 예측을 하기에 적합한 모형인지 제시한다는 점에서 유용한 평가방법으로 알려져 있다(송근석·이충기, 2007). 이러한 MAPE의 값은 10%미만일 경우, 매우 적합한 예측, $10\% \leq MAPE \leq 20\%$ 일 경우는 비교적 정확한 예측, $20\% \leq MAPE \leq 50\%$ 일 경우는 비교적 합리적인 예측, 50%를 초과할 경우는 부정확한 예측으로 본다. 따라서 모형의 적합도 평가를 위해 본 연구에서는 MAPE 값을 비교하여 제시하고자 하였다.

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{e_{t,1}}{X_{t+1}} \right| \tag{3}$$

IV. 분석결과

본 연구는 경춘선전철 및 ITX-청춘열차를 이용하여 춘천시 강촌역에 하차하는 단기수송수요예측을 위해 지수평활모형 중 추세성과 계절성을 반영하는 윈터스 가법모형과 승법모형을 활용하였다. 그리고 계절주기에 의한 변동성이 나타나거나 구성성분이 확률적 또는 다른 성분과 상관이 있는 경우에 활용하는 ARIMA모형을 활용하였다.

1. 윈터스 지수평활모형

윈터스 지수평활모형은 추세, 수평, 계절성과 같이 일정한 형태의 패턴을 나타낼 때 평활방정식을 토대로 예측하는 모형이다. 윈터스 지수평활모형은 시간의 흐름에 따른 분산변화정도에 따라 윈터스 가법모형과 윈터스 승법모형으로 구분된다. 윈터스 가법모형은 시간의 흐름에 상관없이 분산이 일정한 경우에 활용되고, 윈터스 승법모형은 시간의 흐름에 따라 분산이 점점 커지는 경우에 활용된다.

본 연구는 윈터스 가법모형과 윈터스 승법모형을 분석·비교하였으며, 분석결과는 <Table 1>와 같이 나타났다. 윈터스 가법모형의 설명력(R^2)은 34.4%, 유의확률 .632로 백색잡음(오차항)에 상관관계가 없음이 확인되었고, 윈터스 승법모형 설명력(R^2)은 65.5%, 유의확률 .321로 백색잡음(오차항)의 상관관계가 없는 것으로 나타났다. 그리고 정규화된 BIC(Normalized Bayesian Information Criterion)는 윈터스 가법모형이 16.199, 윈터스 승법모형이 15.607로 승법모형이 더 낮은 수치를 나타냈다. 그리고 MAPE는 윈터스 가법모형이 10.537, 윈터스 승법모형이 8.028로 나타나 승법모형이 더 낮은 값을 나타냈다. 이러한 적합도 통계량을 비교했을 때, 윈터스 승법모형이 예측치를 추정하기 위해 가법모형에 비해 더 적합한 시계열 모형인 것이 확인되었다. 그리고 윈터스 지수평활모형의 모수 값은 <Table 2>와 같이 나타나 계절패턴 평활식이 더해진 윈터스 가법모형은 $\alpha = .410$, $\gamma = 2.037 \times 10^6$, $\delta = 1.000$ 일 때, 최적의 모델로 선정됨이 확인되었고, 윈터스 승법모형은 $\alpha = .375$, $\gamma = .063$, $\delta = .261$ 일 때, 최적의 모델로 선정되는 것이 확인되었다.

이에 본 연구는 윈터스 승법모형을 지수평활모형의 최종 예측모형으로 채택하고, 2024년 12월까지의 단기수송수요 예측치를 제시하고자 하였다.

Table 1. Winters Exponential Smoothing Model Statistics

model	R ²	Stationary BIC	MAPE	Ljung-Box Q		
				statistics	df	p
additive	.344	16.199	10.537	12.618	15	.632
multiplicative	.655	15.607	8.028	16.957	15	.321

Table 2. Winters Exponential Smoothing Model Parameters

model		Estimate	SE	t	p
additive	α (level)	.410	.064	6.356	.000
	γ (trend)	2.037×106	.014	.000	1.000
	δ (seasonality)	1.000	.149	6.714	.000
multiplicative	α (level)	.375	.058	6.470	.000
	γ (trend)	.063	.027	2.299	.023
	δ (seasonality)	.261	.075	3.489	.001

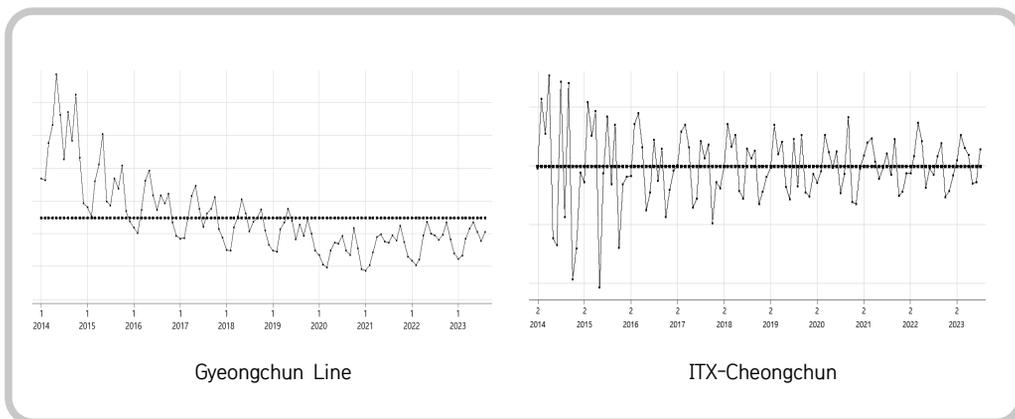
2. ARIMA

1) 자료의 정상성

Box-Jenkins의 방법에 적용되는 시계열 자료는 정상성(stationarity)을 전제로 한다. 비정상성을 보이는 자료는 추세나 계절성을 나타내는 시계열 자료로 특정한 경향이나 변동을 동반하는 그래프를 보인다. 이러한 추세를 계절성으로 인한 비정상성이 확인되면, 차분(Difference)과 계절차분(seasonal difference)을 실시하여 그래프를 안정화시키는 것이 일반적이다. 차분을 실시한 후 평균 참조선을 기준으로 일정한 상승과 하락이 반복적인 형태를 나타내면 시계열 자료가 안정화를 나타내는 것으로 간주할 수 있다.

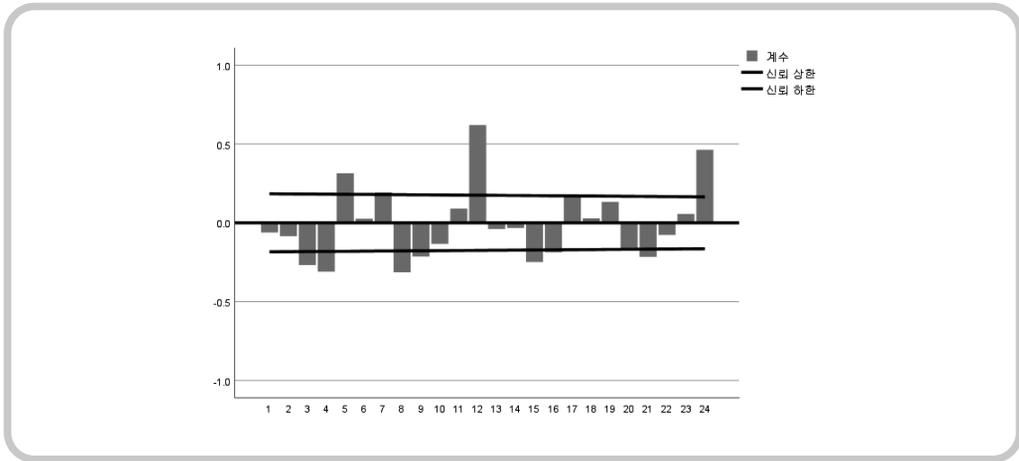
본 연구는 원 자료의 정상성 여부를 확인하기 위해 2014년부터 2023년 8월까지 월별 수송실적(경춘선 전철+ITX-청춘)의 시계열 패턴을 확인한 결과, <Fig. 3>의 왼쪽 그래프와 같이, 평균 참조선을 기준으로 했을 때, 일정한 패턴을 보이지 않는 것이 확인되었다. 이에 비계절적 1차 차분(d=1)을 진행하였고, 그 결과, <Fig 3>의 오른쪽 그래프와 같이 지속적인 감소 또는 증가추세를 보이지 않아 자료의 평균이 정상성을 나타내고 있음을 시각적으로 확인할 수 있다.

Fig. 3. Original Time Series Graph and Non-seasonal First Difference Graph



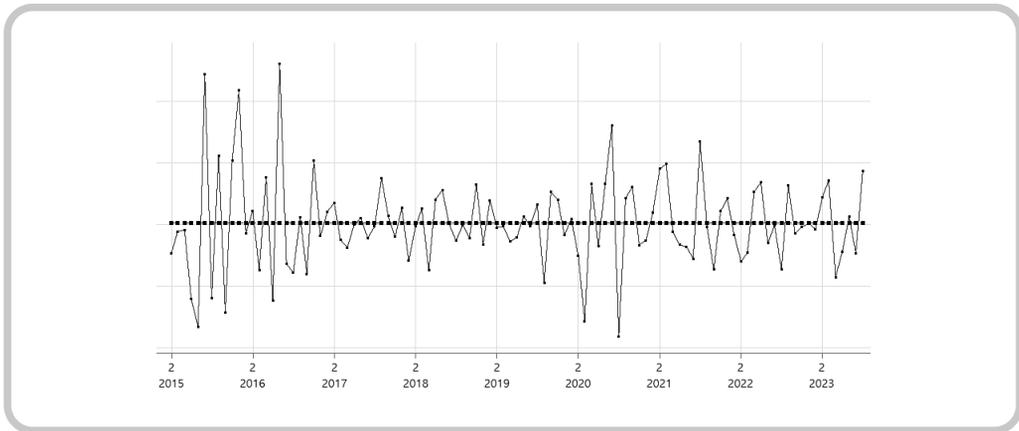
그리고 비계절적 1차 차분한 자료의 자기상관함수(ACF)를 살펴본 결과, <Fig. 4>와 같이 증가하는 추세가 나타나지 않았지만, 자기상관함수 중 12시차와 24시차 자기상관계수의 스파이크가 신뢰상한선 밖으로 돌출되었고, 12시차와 24시차의 자기상관계수가 점점 감소하는 것이 확인되었다. 이에 계절적 차분(D=1)을 추가적으로 진행하였다.

Fig. 4. Autocorrelation Function(ACF) of Non-seasonal First Difference Data



(Fig. 5)은 경춘선전철과 ITX-청춘열차를 이용하여 강촌에서 하차한 수송인원 합산자료를 비계절적 및 계절적 1차 차분한 그래프이다. 평균 참조선을 중심으로 일정한 패턴을 보이고 있으며, 분산도 시간의 흐름에 따라 일정한 패턴을 나타내고 있다. 따라서 비계절적·계절적 1차 차분을 통해 시계열 자료의 평균 및 분산이 정상성을 나타내고 있음을 확인하였다.

Fig. 5. Non-seasonal/seasonal First Difference Graph

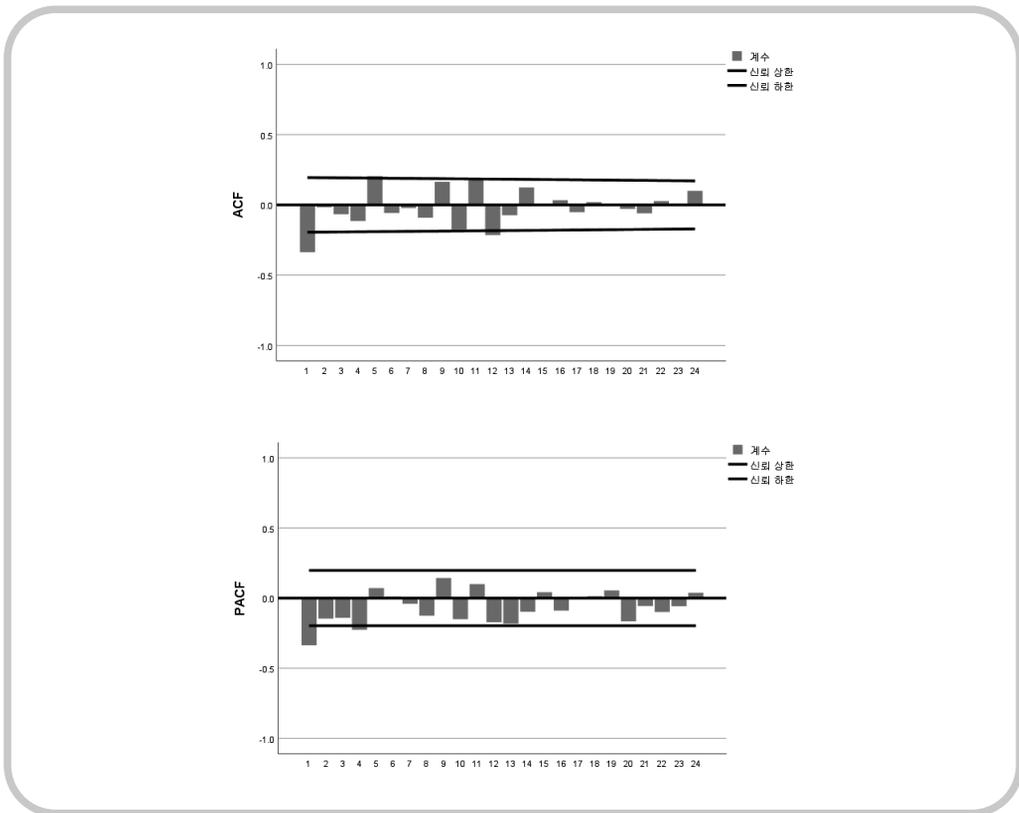


2) 모형의 식별

원 자료에 대한 비계절적 1차 차분 및 계절적 1차 차분을 실시한 후 안정성을 보인 시계열 그래프의 자기상관함수(ACF)와 편자기상관함수(PACF)를 이용하여 모형을 식별하였다. 자기상관함수에서 이동평균(MA)은 이동평균 차수에 해당하는 시차에서 뚜렷한 스파이크가 나타나고, 이후 시차에서 자기상관계수가 0으로 절단되는 형태를 가진다(김경범·황경수, 2012). (Fig. 6)의 자기상관함수를 살펴보면, 시차 1에서 뚜렷한 스파이크를 확인할 수 있고, 이후에 단기시차에서 점점 0으로 절단되는 형태를 보이고 있다. 이를

통해 비계절적 부분에 해당하는 MA(1) 모형으로 $q=1$ 을 고려할 수 있다. 그리고 자기상관함수의 시차 12에서 신뢰하한 밖으로 돌출된 스파이크가 확인되어 계절적 부분의 MA(1) 모형으로 $Q=1$ 을 고려할 수 있다. 그리고 편자기상관함수(PACF)를 살펴보면, 시차 1에서 뚜렷한 스파이크가 확인되었고, 이후에 점점 0으로 절단되는 형태를 보이고 있어, 비계절적 부분에 해당하는 AR(1) 모형으로 $p=1$ 을 고려할 수 있다. 따라서 본 연구는 ARIMA(1,1,1)(0,1,0)₁₂, ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂, ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂, ARIMA(1,1,0)(0,1,0)₁₂, ARIMA(1,1,0)(0,1,1)₁₂의 5가지 모형을 고려하였다.

Fig. 6. Autocorrelation Function (AFC) and Partial Autocorrelation Function (PAFC)



3) 모형의 추정 및 진단

ARIMA모형의 적절한 차수를 결정하기 위해 예측력을 나타내는 정규화된 BIC 값과 Ljung-Box 통계량을 확인하였다. 정규화된 BIC 값과 Ljung-Box Q 통계량 값이 낮을수록 모형의 적합도가 높다는 판단을 내릴 수 있다(Ljung and Box, 1979). <Table 3>과 같이 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ 모형의 정규화된 BIC 값은 16.418을 나타내 다른 모형에 비해 상대적으로 낮은 것이 확인되었다. 그리고 모형 식별과정에서 고려한 5가지 모형의 Ljung-Box Q 지표가 모두 95% 신뢰수준에서 통계적으로 유의하지 않은 결과로 나타나 백색잡음(잔차)이 상호 독립적임을 확인하였다. 특히, 정규화된 BIC가 가장 낮게 나타난 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ 모형의 유의확률은 .633).005로 ‘잔차는 자기상관이 없음’이라는 귀무가설이 기각되지 않아 잔차에는 자기상관이 없다. 즉, 백색잡음항은 독립이라는 귀무가설이 채택된다. 그리고 5가지 모형 모두 MAPE 값이 $10\% \leq MAPE \leq 20\%$ 의 값을 나타내 비교적 정확한 예측이 가능한 모형인 것이

확인되었다. 따라서 본 연구에서는 종합적으로 고려하여 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ 모형을 강촌역 단기수송수요 예측을 위한 가장 적합한 ARIMA모형으로 채택하였다. 그리고 <Table 4>와 같이 최종적으로 채택한 모형의 모수추정치를 확인한 결과, 상수항을 제외하고 95% 신뢰수준에서 통계적으로 유의한 것이 확인되었다.

Table 3. Identification of ARIMA Model

model	R ²	Stationary BIC	MAPE	Ljung-Box Q		
				statistics	df	p
ARIMA (1,1,1)(0,1,0) ₁₂	.173	16.446	11.882	21.226	16	.170
ARIMA (1,1,1)(0,1,1) ₁₂	.208	16.459	11.623	14.545	15	.485
ARIMA (0,1,1)(0,1,1) ₁₂	.197	16.418	11.915	13.540	16	.633
ARIMA (1,1,0)(0,1,0) ₁₂	.115	16.460	12.553	25.503	17	.084
ARIMA (1,1,0)(0,1,1) ₁₂	.154	16.469	12.124	18.851	16	.276

Table 4. ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ Model Parameters

model		Estimate	SE	t	p
ARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₁₂	Constant	108.502	123.131	.881	.380
	Difference	1			
	MA Lag 1	.508	.085	5.990	.000
	Seasonal Difference	1			
	MA, Seasonal Lag 1	.293	.101	23887	.005

3. 단기수송수요 예측

본 연구는 경춘선전철과 ITX-청춘열차를 이용하여 춘천시 강촌역에서 하차하는 수송수요 자료를 토대로 미래 단기수송수요를 예측하고자 하였다. 원 자료에서 추세성과 계절성이 확인됨에 따라 본 연구에서는 윈터스 지수평활모형과 ARIMA모형을 활용하였다. 윈터스 지수평활모형은 승법모형이 가법모형에 비해 더 적합한 모형인 것으로 확인되었고, ARIMA모형은 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ 모형이 고려되니 모형 중 가장 적합한 모형인 것으로 확인되었다.

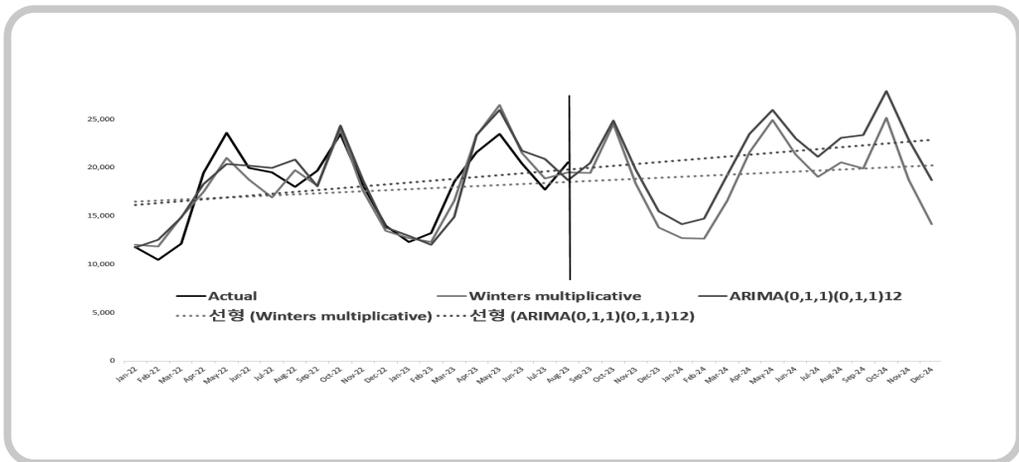
이러한 시계열 모형을 활용하여 2022년 1월부터 실제 수송수요와 2024년 12월까지의 예측된 수송수요를 산출하여 <Table 5>와 같이 제시하였다. 그리고 이를 그래프로 나타낸 결과는 <Fig. 7>과 같다. 실제치와 예측치를 구체적으로 살펴보면, 실제치와 예측치 모두 5월까지 강촌역으로 유입되는 방문객 수가 꾸준히 증가하면서 상대적으로 4월과 5월에 방문객이 많은 것으로 나타났다. 그리고 6월-8월의 수송수요는 4월과 5월에 비해 상대적으로 감소하였으나 꾸준한 방문수요가 있는 것이 확인되었다. 그리고 미래 예측치는 승법모형과 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ 모형을 통해 2024년 12월까지 우상향하는 것으로 나타나, 경춘선전철과 ITX-청춘열차를 이용하여 강촌역에 하차하는 수송수요가 지속적으로 증가할 것으로 예측되었다. 특히, ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ 모형이 윈터스 승법모형에 비해 상대적으로 더 가파른 증가세를 나타낼 것으로 예측하였다. 그리고 강촌역에서 하차하는 수송수요는 기존의 하차수요와 유사하게 봄·가을이 포함되는 5월과 10월이 상대적으로 가장 많은 것으로 예측되었다.

그리고 실제치와 예측치를 토대로 두 모형의 정확성을 비교했을 때, 윈터스 승법모형이 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂보다 실제치에 더 가까운 결과값을 나타냈다. 따라서 향후 본 연구에서 제시된 수치적 자료를 활용할 경우, 윈터스 승법모형이 더 적합하게 활용될 수 있을 것이다.

Table 5. Transportation Demand Forecast Result

month	2022			2023			2024		
	actual value	winters multiplicative	ARIMA (0,1,1)(0,1,1) ₁₂	actual value	winters multiplicative	ARIMA (0,1,1)(0,1,1) ₁₂	actual value	winters multiplicative	ARIMA (0,1,1)(0,1,1) ₁₂
1	11,787	12,018	11,765	12,341	12,745	12,940	-	12,714	14,172
2	10,478	11,852	12,530	13,258	12,340	12,049	-	12,651	14,754
3	12,152	14,931	14,879	18,533	16,612	14,920	-	16,616	19,260
4	19,471	17,529	18,293	21,585	23,351	23,375	-	21,588	23,482
5	23,621	21,059	20,401	23,503	26,484	25,985	-	24,936	25,969
6	19,971	18,765	20,218	20,477	21,535	21,773	-	21,378	23,062
7	19,544	16,912	20,007	17,731	18,896	20,916	-	19,065	21,164
8	18,048	19,737	20,871	20,571	19,538	18,719	-	20,585	23,096
9	19,681	18,160	18,090	-	19,483	20,486	-	19,959	23,395
10	23,513	24,049	24,362	-	24,564	24,912	-	25,162	27,930
11	18,256	17,686	18,797	-	18,363	19,795	-	18,809	22,922
12	13,973	13,481	13,831	-	13,817	15,499	-	14,152	18,734

Fig. 7. Transportation Demand Forecast Graph



V. 결론

본 연구는 경춘선전철과 ITX-청춘열차를 이용하여 강촌역에서 하차하는 단기수송수요를 예측하고자 하였다. 이를 위해 2014년 1월부터 2023년 8월까지의 수송수요 자료를 활용하였으며, 원 자료에서 추세성과 계절성이 확인되어 윈터스 지수평활모형과 ARIMA모형을 활용하였다. 그리고 윈터스 지수평활모형과 ARIMA모형 중 미래예측에 가장 적합한 모형을 채택하여 수송수요 예측치를 산출하였다. 이러한 연구결과

를 통해 향후 열차를 이용하여 춘천시 강촌역에서 하차하는 방문객을 통한 지역관광 활성화 관련 정책입안에 필요한 수치적 자료를 제시하고자 하였다.

본 연구의 학문적 시사점은 모형 간 적합성 비교를 토대로 가장 적합한 모형을 채택하여 미래수송수요 예측치를 제시하였다는 점이다. 본 연구에서는 윈터스 지수평활모형 중 가법모형과 승법모형 간 적합도 비교분석을 통해 승법모형이 미래 수송수요를 예측하기에 더 적합한 것을 확인하였다. 그리고 ARIMA 모형 식별과정을 통해 총 5가지의 모형을 고려하였고, 그 중 가장 적합한 모형을 채택하기 위해 정규화된 BIC 값과 MAPE값을 확인하였다. 분석결과, 정규화된 BIC 값이 16.418로 다른 모형에 비해 상대적으로 가장 낮으며, MAPE 값이 $10\% \leq MAPE \leq 20\%$ 의 값을 나타내 비교적 정확한 예측이 가능한 모형인 ARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂를 채택하여 미래 수송수요를 예측하였다. 이러한 모형 간 비교분석을 통해 강촌역에서 하차하는 단기수송수요가 증가할 것으로 예측하였다는 점에 학문적 의의가 있다.

분석결과를 토대로 도출한 실무적 시사점은 다음과 같다.

첫째, 2019년까지 감소세를 보이던 수송수요 추세는 코로나19시점 이후로 점점 증가하는 추세를 나타내면서 과거의 수송수요를 회복하는 것으로 나타났다. 따라서 향후 강촌역을 이용하는 수송수요가 증가할 것으로 예상되는 상황에서 강촌역 하차 인원을 강촌지역에 유입시킬 수 있는 유입전략이 필요하다. 예를 들어, 경춘선전철과 ITX-청춘열차를 이용하여 강촌에 하차하는 방문객에 지역 내 소비촉진을 위한 할인정책 등 인센티브를 강화정책이 활용될 수 있다. 또는 강촌역과 강촌관광지의 물리적 거리가 멀지 않기 때문에 도보나 자전거 코스 개발 등 관광프로그램을 개발하는 등 열차이용과 지역관광 간 연계를 위한 정책적 수단이 필요하다.

둘째, 2024년까지 열차를 이용하여 강촌역에 하차하는 단기수송수요가 코로나19 직전 수준으로 회복할 것으로 예측되었다. 하지만 2014년부터 2019년까지 지속적인 감소추세를 감안한다면, 강촌으로 유입될 열차수송수요 수준이 온전히 회복된 것으로 해석하기에는 한계가 있다. 이는 결국, 강촌역에서 하차하는 유인요소가 강화되지 않는다면, 증가추세를 나타낸 단기수송수요 예측치가 다시금 하락하는 추세를 나타낼 것이다. 따라서 강촌역이 다른 역사와의 차별성을 가질 수 있는 매력요인을 발굴함으로써 열차이용객들의 하차를 유발하는 노력이 필요하다. 더불어 강촌역사의 매력요인 발굴과 함께 하차인원의 지역유입을 위한 프로그램 개발도 함께 제시되어야 할 것이다. 예를 들어, 강촌에서 운영 중인 레일바이크 등의 관광자원에 대한 홍보강화와 열차를 이용하여 강촌으로 유입되는 방문객을 대상으로 레일바이크 이용료 할인율을 높이거나 도보트레일 관광프로그램 개발 등 관광 상품 개발 및 발굴이 필요하다.

셋째, 매년 5월과 10월은 다른 월에 비해 상대적으로 많은 인원이 하차하는 것으로 나타났다. 이는 관광객들이 강촌에서 관광활동을 즐기기에 5월과 10월이 가장 적합한 시기인 것으로 유추할 수 있다. 이러한 결과를 토대로 매년 5월과 10월에 더 많은 관광객 유입을 유발하기 위해서는 강촌의 고유한 문화를 접목한 축제를 개최하거나 강촌지역의 지리적 특성을 활용하여 봄과 가을에 적합한 관광프로그램 발굴하여 운영하는 방안이 필요하다. 특히, 강촌지역을 방문하는 관광객의 관점에서 방문객 강촌을 방문하여 해소하려는 욕구가 무엇인지에 관한 관심과 고민이 뒤따라야 할 것이다. 이를 통해 계절에 맞는 먹거리나 체험형 관광 상품의 개발방향을 설정하고 관련 프로그램을 시행하는 노력이 필요하다.

본 연구의 한계점은 첫째, 한국철도에서 제공하는 시계열 자료를 활용할 때, 철도파업 등의 외부요인에 의해 발생할 수 있는 수송수요의 변화를 반영하지 못한 것이다. 따라서 향후 연구에서는 열차수송수요에 영향을 미칠 수 있는 외부요인을 파악하고, 이를 영향요인으로 반영하여 수요를 예측하는 연구가 진행될 필요가 있다. 둘째, 수집한 수송수요 자료에서 관광목적으로 강촌역에서 하차하는 인원을 파악할 수 없어, 강촌지역 관광활성화 방안에 관한 구체적인 시사점을 제시하는 데 한계가 있다. 따라서 향후 연구에서는 관광목적으로 강촌역에서 하차하는 인원의 목적별 자료를 보완하는 연구가 필요하다.

References

- 김경범·황경수 (2012). “계절 ARIMA 모형을 이용한 제주공항 여객 수요예측 및 효율적 운영에 관한 연구”, 한국산학기술학회 논문지, 13(8), 3381-3388.
- 김관형·김한수 (2011). “개입 ARIMA모형을 이용한 KTX 수요예측”, 한국철도학회 논문집, 14(5), 470-476.
- 김동규 (2020). “시계열 자료를 활용한 도시철도 수요 예측”, *Journal of The Korean Data Analysis Society*, 22(2), 753-765.
- 김동규·김한영 (2019). “시계열분석 기반 대구 도시철도 수요 예측”, *의사결정학연구*, 27(1), 1-11.
- 김범승 (2014). “계절 ARIMA 모형을 이용한 여객수송수요 예측: 중앙선을 중심으로”, 한국철도학회 논문집, 17(4), 307-312.
- 김상원 (2011). “윈터스 지수평활법을 이용한 제주도 관광객 수요예측”, *한국지역경제연구*, 19, 133-154.
- 김상원 (2018). “제주특별자치도 관광수요 예측모델의 정확도 비교”, *동북아관광연구*, 14(2), 219-237.
- 김상원·박미선 (2016). “수원시 관광객 수요예측 모델의 정확도 비교”, *동북아관광연구*, 12(4), 121-142.
- 김효종·정찬묵 (2010). “철도수요예측을 위한 직접수요모형 개발에 관한 연구”, 한국철도학회 학술발표대회 논문집, 2166-2178.
- 노윤승·도명식 (2015). “SARIMA 모형을 이용한 철도여객 단기수송수요 예측”, 한국 ITS 학회 논문지, 14(4), 18-26.
- 박득희·이계희·이민정 (2015). “방한 중국 관광객 수요예측 모델의 비교 연구”, *관광연구저널*, 29(3), 29-40.
- 박득희·강상훈·계희 (2020). “지속가능한 관광성장을 위한 방한 일본인 관광객 수요예측: 시계열 계량 모형 적용”, *관광연구저널*, 34(3), 47-60.
- 방성철·박광서 (2022). “지수평활법과 ARIMA 모형을 이용한 무역인력 수급예측에 관한 연구”, *무역상무연구*, 93, 177-196.
- 송근석·이충기 (2007). “관광수요 예측모형의 선정 시 표본 후 예측의 중요성”, *관광연구*, 22(2), 95-116.
- 송근석·이충기 (2009). “결합기법을 이용한 관광수요예측”, *관광레저연구*, 21(1), 183-202.
- 이충기(2011). 관광응용경제학. 일신사
- 최가영·이정희·유리화 (2017). “시계열분석을 통한 자연휴양림 계절별 이용수요 예측: 계절 ARIMA 모형과 지수평활 모형을 중심으로”, *관광경영연구*, 76, 271-289.
- Bi, J. W., Y. Liu and H. Li (2020). Daily tourism volume forecasting for tourist attractions. *Annals of Tourism Research*, 83, 102923.
- Box, G. E., G. M. Jenkins, G. C. Reinsel and G. M. Ljung (2015). Time series analysis: forecasting and control. *John Wiley and Sons*.
- Ljung, G. M. and G. E. Box (1979). The likelihood function of stationary autoregressive-moving average models. *Biometrika*, 66(2), 265-270.
- Makridakis, S., S. C. Wheelwright and V. E. McGee (1983). The Delphi approach. *Forecasting Methods and Applications*, 2nd ed., Wiley, New York, 652-655.
- Palmer, A., J. J. Montano and A. Sesé (2006). Designing an artificial neural network for forecasting tourism time series. *Tourism management*, 27(5), 781-790.
- Pan, B., and Y. Yang (2017). Forecasting destination weekly hotel occupancy with big data. *Journal of travel research*, 56(7), 957-970.
- Silva, E. S., H. Hassani, S. Heravi and X. Huang (2019). Forecasting tourism demand with denoised neural networks. *Annals of Tourism Research*, 74, 134-154.
- Vatsa, P. (2021). Seasonality and cycles in tourism demand—redux. *Annals of Tourism Research*, 90, 103105.
- Zhang, Y., G. Li, B. Muskat, and R. Law (2021). Tourism demand forecasting: A decomposed deep learning approach. *Journal of Travel Research*, 60(5), 981-997.