

# 고빈도 자료의 계절조정 방법론 연구

이궁희\*, 장근호\*\*

COVID-19 대유행 등으로 경제 불확실성이 커지면서 경제 상황을 빠르게 파악할 필요성이 커지고 있다. 경제 상황을 조기에 파악하려면 기존의 월별, 분기별 데이터보다 정보통신기술에 의해 실시간 생성되는 일별 데이터와 같은 고빈도(high frequency) 데이터가 필요하다. 월별, 분기별 데이터는 1년 주기의 계절변동만을 가지고 있지만, 고빈도 데이터는 주기가 다른 여러 계절변동이 같이 포함되어 있다. 고빈도 데이터도 월별, 분기별 데이터와 마찬가지로 계절변동을 제거하지 않으면 데이터의 기초적 움직임을 살펴볼 수 없으므로 계절조정이 필요하다. 그러나 대표적 계절조정방법인 X-13ARIMA-SEATS로는 고빈도 데이터를 계절조정할 수 없으므로 고빈도 데이터를 계절조정할 수 있는 방안을 별도로 마련할 필요가 있다.

본 연구는 고빈도 데이터 중 일별 데이터를 중심으로 진행되었다. 일별 데이터에는 주간 변동, 월간 변동과 연간 변동의 3개의 계절변동이 포함되어 있다. 프로그램이 공개된 일별 데이터 계절조정방법의 연구로는 Ollech (2018)이 있는데, 이는 SIL을 기반으로 한 계절조정방법이다.

본 연구에서는 Ollech (2018)의 계절조정방법을 바탕으로 우리나라의 일별 데이터에 적용할 수 있는 계절조정방법을 마련하고, 이를 우리나라 일별 데이터인 최대전력사용량, 영화매출액, 고속도로통행량과 서울 지하철이용량에 적용하여 계절조정을 실시하였다. 4개의 일별 데이터를 계절조정 후 계절조정계열의 스펙트럼 분석을 실시한 결과 계절조정계열이 원계열과 달리 계절 주파수에서 유의하지 않아 계절조정이 적절히 되었다고 판단된다. 아울러 계절 평활화모수와 구간을 달리하여 계절조정계열들을 비교한 결과, 그 차이가 크지 않아 계절조정이 안정적으로 이루어진 것으로 판단된다.

일별 계절조정계열은 원계열보다 COVID-19 대유행 이후 경제 상황의 기초적 변화를 빠르게 파악하는데 유용하다. 향후 우리나라 통계작성 당국도 일별 데이터의 계절

\* 한국방송통신대학교 통계·데이터과학과(e-mail: geunghce@knou.ac.kr, phone: 02-3668-4695)

\*\* 한국은행 경제통계국(e-mail: jkh1028@bok.or.kr, phone: 02-759-4415)

※ 본 연구의 내용은 집필자들의 개인 의견으로 한국은행의 공식견해를 나타내는 것은 아님.

조정방법 연구를 본격화하여 우리나라에 적합한 방법과 작성 절차 등을 마련하고, 이를 바탕으로 다양한 일별 데이터에 대한 계절조정을 실시할 필요가 있다. 이를 통해 우리나라 경제 상황을 조기에 파악할 수 있는 소프트 인프라를 더욱 견고히 구축할 수 있을 것으로 보인다.

## I. 머리말

## II. 일별 데이터의 특성

1. 연구 대상 일별 데이터의 개요
2. 연구 대상 일별 데이터의 추이 및 특성

## III. 일별 데이터의 계절조정방법

1. STL 계절조정방법
2. 일별 데이터의 계절조정방법

## IV. 우리나라 일별 데이터의 계절조정

1. 우리나라 일별 데이터의 계절조정방법
2. 최대전력사용량의 계절조정

3. 영화매출액의 계절조정
4. 고속도로통행량의 계절조정
5. 서울 지하철이용량의 계절조정

## V. 계절조정결과의 검토

1. 계절평활화 모수 변경에 따른 계절조정
2. 구간을 달리한 계절조정의 비교
3. 일별 데이터의 분석

## VI. 맺음말

## 참고문헌

# I. 머리말

2020년 초 COVID-19가 대유행하면서 정부는 이에 대응하기 위해 사회적 거리두기 등을 강도 높게 시행했고, 이에 따라 경제활동이 전례 없이 급격히 위축되었다. 2020년 3월 종합 주가지수가 장중 1439.43까지 급락하였고, 2020년 2/4분기 우리나라의 경제성장률(계절조정 계열 전기비)이 마이너스 3%를 밑돌았다. 한편 2021년 1월 실업률(계절조정)은 5.2%를 기록하였다. 한국은행과 정부는 COVID-19 대유행과 사회적 거리두기에 따른 경제 위축을 벗어나기 위해 금리 인하와 재난지원금 제공 등 다양한 경제정책을 시행하였다.

COVID-19의 확진자와 사망자는 매일 집계되어 발표되고 있다. 이를 통해 정책당국은 COVID-19 대유행의 수준과 증가 속도를 파악하고 있고, 다양한 COVID-19 확산 방지 정책을 실시하고 있다. 하지만 정책당국은 COVID-19 대유행이 경제에 어떻게 영향을 주고 있는지 빠르게 파악하기 어렵다. 이는 경제정책을 수립할 때 오랫동안 GDP, 실업률, 소비자물가와 국제수지 등 월별, 분기별 경제통계를 이용해왔던 데 기인한다. 월별, 분기별 통계는 발표 주기도 길고, 통계를 작성하는데 1개월 내외의 시간이 소요되어 경제 상황을 빠르게 파악하는데 제약이 있다.<sup>1)</sup> 정책당국이 경제 불확실성에 대응하여 더 실효성 높은 경제정책을 빠르게 실시하기 위해서는 발표 시점이 늦은 완전한 통계보다는 조금 불완전하지만 신속하게 발표되는 통계가 필요하다.

COVID-19 대유행 외에도 미·중 무역분쟁, 각종 지정학적 리스크, 미 연준의 조기긴축 움직임 등으로 우리나라 경제의 불확실성이 점차 커지고 있다. 이를 정책으로 시의적절하게 대응하기 위해서는 일별 데이터와 같은 고빈도(high frequency) 데이터가 필요하다. 인터넷, 스마트폰, 센서 등을 기반으로 한 정보통신기술은 그동안 측정하지 못했던 경제활동을 디지털화하여 분, 초 단위로 측정하는 것을 가능하게 하였다. 오래전부터 측정되어왔던 고빈도 데이터로는 주가, 환율, 금리 등 금융 데이터, 일별 수출입 통계, 결제 데이터와 전력 수요 데이터 등이 있다. 새로이 측정되는 데이터로는 검색 데이터, 뉴스 데이터, 온라인 거래 데이터, CCTV 데이터 등이 있다.

최근 주요국 중앙은행과 통계청은 다양한 고빈도 데이터를 활용하여 경제활동을 파악하고 있다. 우리나라 통계청은 SK텔레콤 모바일 데이터를 이용하여 COVID-19 대유행 이후 인구 이동성을 분석하였다(통계청, 2020). 영국 통계청은 신용 및 직불 카드 사용으로부터

1) 소비자동향지수(CSI), 기업경기실사지수(BSI) 등은 매월 중순에 설문조사를 실시하여 해당 월 말경에 공표되어 속보성이 높은 편이나 대부분의 실물경제 통계는 1개월 이상의 공표 시차가 발생한다.

소비지출의 움직임을 살펴보고, 교통 카메라로부터 교통 활동의 흐름을 살펴보았다(U.K. Office, 2020, 2021). 미국 뉴욕 연준(NY FRB)은 실업보험청구건수, 철강, 전력 데이터 등을 이용하여 주별 경제지수(Weekly Economic Index)를 만들어서 경제 동향을 신속히 파악하고 있다(Lewis et al., 2020). OECD는 구글 검색통계를 이용하여 각국의 경제 상황을 주별로 살펴볼 수 있는 지수를 제공하고 있다(Woloszko, N., 2020). 구글과 애플도 이동성 분석 관련 사이트를 운영하여 각국의 COVID-19 대유행 이후 사람들의 이동을 데이터 또는 그래프로 제공하고 있다.<sup>2)</sup>

<표 I-1-1>은 주기별 데이터의 변동 주기를 정리한 것이다.<sup>3)</sup> 이를 보면 월별, 분기별 데이터에는 정수로 대응되는 정확히 1년 주기의 변동이 있다. 하지만 주별 데이터는 월별, 분기별, 연 데이터와 정수로 대응되지 못한다. 즉, 1개월은 4.3주, 1년은 52.2주에 해당한다. 마찬가지로 일별 데이터는 1주는 7일이지만 월별, 분기별, 연 데이터와 정수로 대응되지 못한다. 1개월은 30.4일, 1년은 365.2일이다.

	일	주	월	분기	연
일	1	7	30.44	91.31	365.24
주		1	4.35	13.04	52.18
월			1	3	12
분기				1	4
연					1

경제활동이 주, 월, 분기, 연 단위로 이루어지므로 데이터는 그에 해당하는 변동을 가진다. 월별, 분기별 데이터는 연간 변동을 가지며, 주별 데이터는 월간 변동과 연간 변동을 가진다. 일별 데이터는 주간 변동, 월간 변동과 연간 변동을 가진다. 일별 데이터 등 고빈도 데이터의 경우 주간, 월간, 연간 단위의 주기적 변동이 커서 이러한 주기적 변동을 조정하지 않는다면 일별 데이터의 기초적 움직임을 살펴볼 수 없다.<sup>4)</sup> 이러한 주기적 변동을 조정하는 방법을 계절조정이라고 한다.

통상적으로 각국 통계작성 기관이 이용하고 있는 월별, 분기별 데이터의 계절조정방법으

2) 구글은 <https://www.google.com/covid19/mobility/>, 애플은 <https://covid19.apple.com/mobility>를 참조하기 바란다.  
 3) 자세한 내용은 Ladiray et al. (2018)을 참조하기 바란다.  
 4) 우리가 쉽게 접근할 수 있는 주가, 환율, 금리 등의 데이터는 주간, 월간, 연간 주기적 변동이 크지 않다. 본 연구에서는 주간, 월간, 연간 주기적 변동을 모두 계절변동이라 칭한다.

로는 미국 센서스국의 X-13ARIMA-SEATS(X-13)와 스페인 중앙은행의 TRAMO/SEATS 등이 있다. 그런데 일반 데이터분석가들은 통계프로그램 R에서 제공하는 Cleveland et al. (1990)의 STL(Seasonal-Trend decomposition procedure based on Loess)을 이용하여 계절조정하고 있다.

국제적으로 통용되는 고빈도 데이터에 대한 계절조정방법은 아직 마련되지 않았고, 연구 초기 단계이다. 일별 데이터의 계절조정방법에 관한 연구로는 Ollech (2018), Ladiray et al. (2018) 등이 있다. Ollech (2018)는 STL을 연속 적용하여 일별 시계열에 포함된 다양한 계절성을 조정하는 방법을 마련하고, 독일의 일별 현금통화를 계절조정하였다. Ladiray et al. (2018)는 X-11, SEATS와 STL로 일별 전력 데이터를 계절조정하는 방법을 정리하고 그 장단점을 정리하였다. McElroy et al. (2018)은 일별 소매 데이터의 명절 효과와 계절성을 모형화하였다. 고빈도 데이터에 대한 계절조정 프로그램으로 공개된 것으로는 R로 작성된 Ollech (2020)의 DSA(Daily Seasonal Adjustment) 패키지가 있다.

본 연구에서는 고빈도 데이터 중 일별 데이터만을 대상으로 하였다. 본 연구의 목적은 우리나라 일별 데이터인 최대전력사용량, 영화매출액, 고속도로통행량과 서울 지하철이용량의 특성을 살펴보고, 이를 우리나라 실정에 맞게 계절조정하는 것이다. 일별 데이터의 계절조정방법으로는 Ollech (2020)의 STL 기반 계절조정방법을 이용하였다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제II장에서 우리나라 데이터를 통해 일별 데이터의 특성을 살펴보고, 제III장에서는 STL과 일별 데이터의 계절조정방법을 정리한다. 제IV장에서 4개의 우리나라 일별 데이터를 계절조정하고, 제V장에서 일별 데이터의 계절조정 과정에서 계절 평활화모수 변경과 구간을 달리한 계절조정결과를 비교한다. 마지막으로 제VI장에서 연구내용을 정리하고 향후 발전 방향을 제안한다.

## II . 일별 데이터의 특성

일별 데이터는 추세순환변동  $TC_t$ , 주간 변동  $S_t^{(7)}$ , 월간 변동  $S_t^{(31)}$ , 연간 변동  $S_t^{(365)}$  등 주기적 변동과 명절·공휴일 변동  $H_t$ 과 특이항  $O_t$ 로 구성되어 있다고 가정한다. 이를 모형화하면 식 (1)과 같다.

$$Y_t = TC_t + S_t^{(7)} + S_t^{(31)} + S_t^{(365)} + H_t + O_t + I_t \quad (1)$$

여기서 주간 변동  $S_t^{(7)}$ 은 월, 화, ..., 토, 일 등 요일에 따른 변동이다. 예를 들면 지하철 이용량이 주중에 많고 주말에는 적는데, 이는 요일에 따른 변동이다. 월간 변동  $S_t^{(31)}$ 은 월 내 구성일인 1~31일에 따른 변동이다. 예를 들면 월초에 매출이 적다가 월말에 많아지는 변동이다. 연간 변동  $S_t^{(365)}$ 은 1~365일에 따라 변하는 변동으로 통상적인 계절변동이다. 예를 들면 전력사용량이 여름과 겨울에 많고 나머지 계절에는 적은 변동이다. 명절·공휴일 변동  $H_t$ 은 설, 추석 등과 같은 음력에 따른 명절과 요일과 관련 없이 쉬는 공휴일과 관련된 변동이다. 명절·공휴일 변동은 일반적으로 가변수(dummy variable)로 시계열모형에 포함시켜 그 효과를 추정·제거한다. 특이항  $O_t$ 는 구조변화(IS), 일시적 변화(TC), 가법형 특이항(AO)으로 구분되어 식별·추정한다. 이하에서는 연구 대상 일별 데이터의 추이를 살펴보고 일별 데이터에 포함된 변동요인을 그래프 등을 통해 살펴본다.

### 1. 연구 대상 일별 데이터의 개요

본 연구에서 계절조정 대상으로 이용한 일별 데이터는 <표 II-1-1>과 같이 인터넷을 통해 구할 수 있는 생산, 소비, 이동과 관련 있는 2012년 1월 1일부터 2021년 4월 30일까지의 자료이다. 첫째, 한국전력거래소의 최대전력사용량은 한국전력거래소의 전력통계정보 시스템을 통하여 구할 수 있다. 일별 최대전력사용량은 계절변동과 관련 있는 기상 등에 의해 영향을 받지만, 우리나라 경제의 전반적 상황과 밀접한 관련이 있다. 둘째, 영화진흥위원회의 영화매출액은 전국 영화관 입장권 발권 정보를 바탕으로 실시간으로 집계되는 데이터인데, 영화관 입장권 통합전산망으로부터 구할 수 있다. 영화매출액은 대면 소비 활동과 밀접하게 연관되어 있다. 특히 COVID-19 대유행에 따른 사회적 거리두기 등 정부 대책에

다른 대면 소비가 크게 위축되었는데 이 추이를 파악하는 데 유용하다. 셋째, 고속도로통행량은 한국도로공사의 고속도로 공공데이터 포털에서 구할 수 있으며, 우리나라의 물동량 변화 등을 살펴볼 수 있다. 넷째, 서울 지하철이용량은 서울교통공사 1~8호선 시간대별로 승하차한 지하철 이용 인원을 합한 결과이다. 우리나라 전체 지하철의 이용 인원이 아니라는 제약이 있지만 COVID-19에 따른 이동과 근무행태의 변화를 파악하는 데 유용하다.

〈표 II-1-1〉

계절조정 대상 일별 데이터

부문	데이터명	데이터 출처
생산	최대전력사용량	한국전력거래소의 전력통계정보시스템 <a href="http://epsis.kpx.or.kr/epsisnew/">http://epsis.kpx.or.kr/epsisnew/</a>
소비	영화매출액	영화진흥위원회의 영화관 입장권 통합정보시스템 <a href="https://kobis.or.kr">https://kobis.or.kr</a>
이동	고속도로통행량	한국도로공사의 고속도로 공공데이터 포털 <a href="http://data.ex.co.kr">http://data.ex.co.kr</a>
	서울 지하철이용량	서울교통공사의 자료실 <a href="http://www.seoulmetro.co.kr">http://www.seoulmetro.co.kr</a>

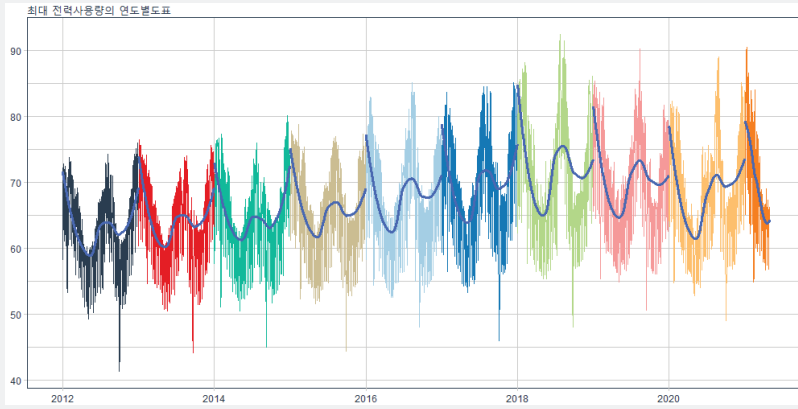
## 2. 연구 대상 일별 데이터의 추이 및 특성

### 가. 최대전력사용량

2012년 1월부터 2021년 4월까지 일별 최대전력사용량의 추이를 보면 <그림 II-2-1>과 같은데, 최대전력사용량은 주간 변동이 뚜렷하고 1, 2, 7, 8, 12월은 많으나 다른 월에는 적은 연간 변동이 크게 나타나고 있다. <그림 II-2-2>에서 2012년 1월 1일부터 35일간의 최대전력사용량만 보면 토요일은 적고 평일은 많은 주간 변동이 있고 또한 설인 1월 23일 전후 최대전력사용량이 크게 줄어든 것을 볼 수 있다. <그림 II-2-3>은 주간 변동과 연간 변동 등의 모습을 상자 그림으로 정리한 것인데 <그림 II-2-1>과 <그림 II-2-2>의 변동의 패턴을 요약 정리해서 볼 수 있다. <그림 II-2-4>에서 최대전력사용량의 상관도표와 부분상관도표를 보면 7일과 1년 변동의 자기 상관이 존재함을 알 수 있다.

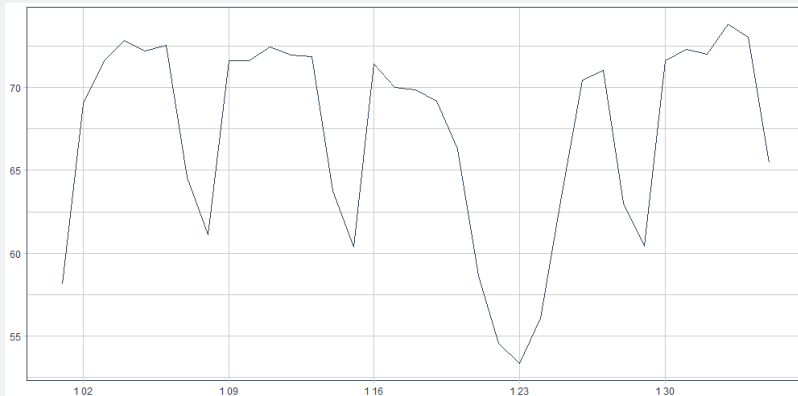
〈그림 II-2-1〉

일별 최대전력사용량의 추이



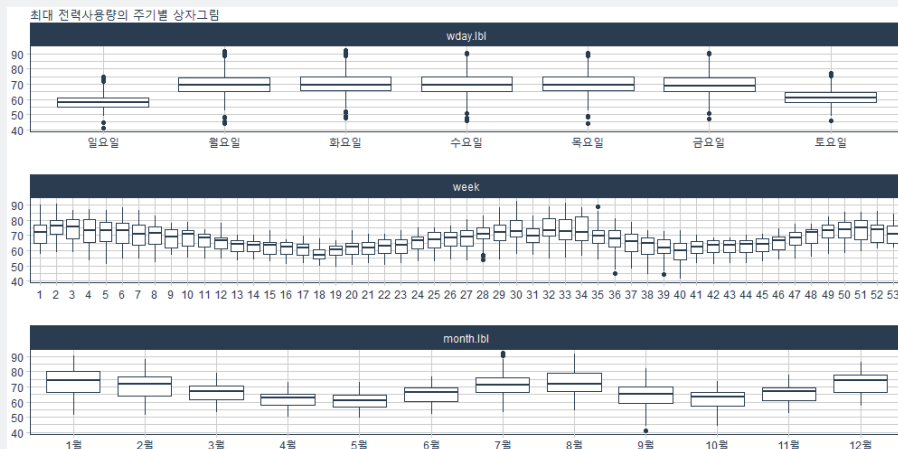
〈그림 II-2-2〉

2012년 1월 일별 최대전력사용량의 추이



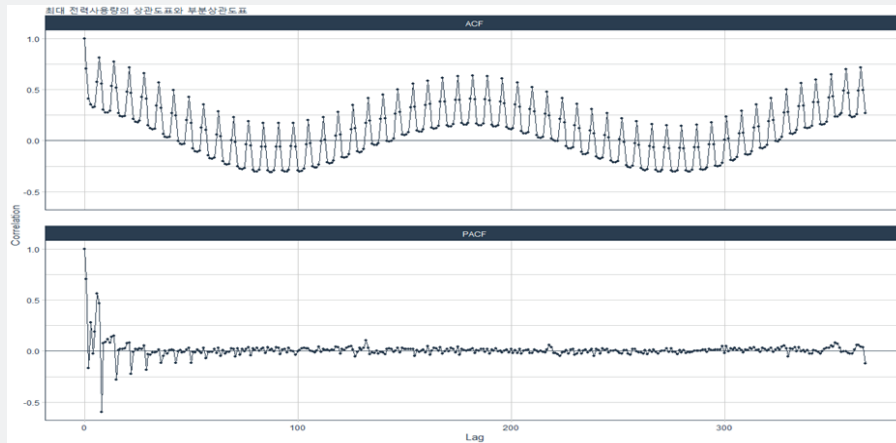
〈그림 II-2-3〉

요일별, 주별, 월별 최대전력사용량의 상자그림





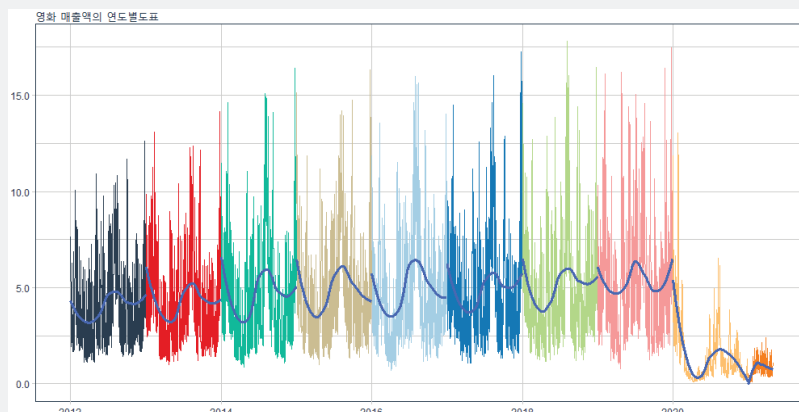
〈그림 II-2-4〉 일별 최대전력사용량의 상관도표와 부분상관도표



## 나. 영화매출액

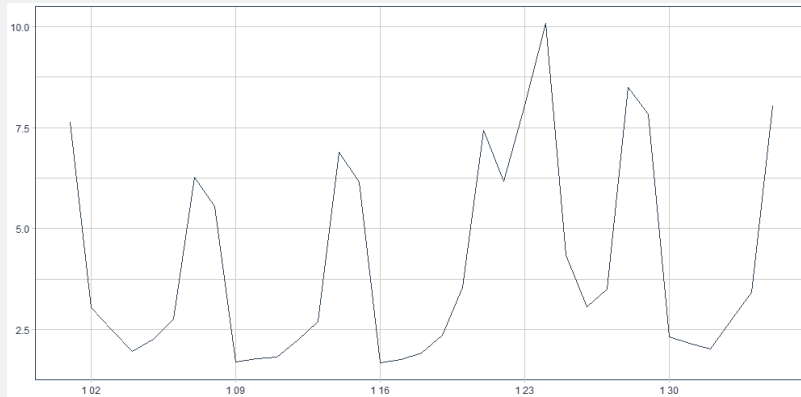
2012년 1월부터 2021년 4월까지 일별 영화매출액의 추이를 <그림 II-2-5>에서 보면 영화매출액은 1, 2, 7, 8, 12월은 많고 다른 월에는 적은 연간 변동이 크게 나타나고 있다. <그림 II-2-6>은 2012년 1월 1일부터 35일간의 영화매출액 추이인데 이를 보면 토요일은 많고 평일은 적은 모습을 보이는 주간 변동이 있다. 또한, 설인 1월 23일 전후 영화매출액이 늘어난 것을 볼 수 있다. <그림 II-2-7>은 주간 변동과 연간 변동의 모습을 상자 그림으로 정리한 것인데 <그림 II-2-5>와 <그림 II-2-6>에서 나타나는 변동의 분포를 확인할 수 있다. <그림 II-2-8>에서 영화매출액의 상관도표와 부분상관도표를 보면 7일과 1년 변동의 자기 상관이 존재함을 알 수 있다.

〈그림 II-2-5〉 일별 영화매출액(10억 원)의 추이



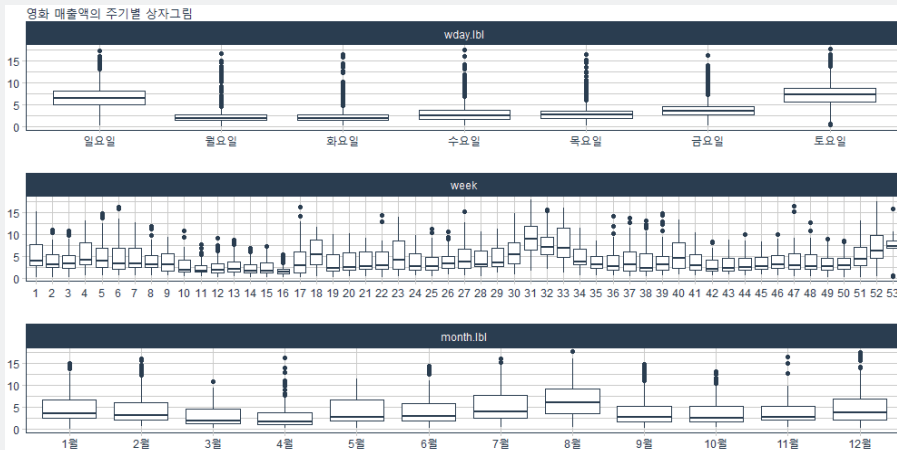
〈그림 II-2-6〉

2012년 1월 일별 영화매출액의 추이



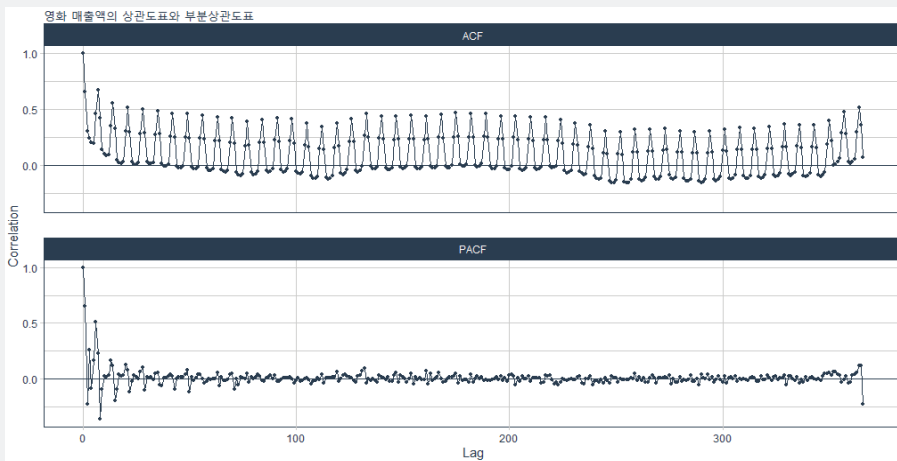
〈그림 II-2-7〉

요일별, 주별, 월별 영화매출액의 상자그림



〈그림 II-2-8〉

일별 영화매출액의 상관도표와 부분상관도표

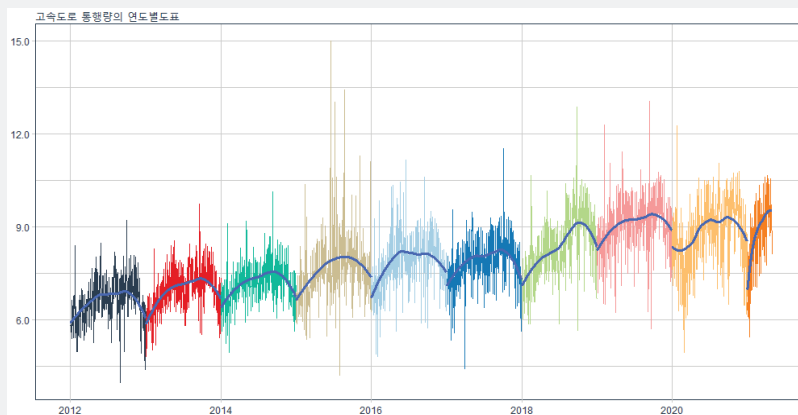


## 다. 고속도로통행량

2012년 1월부터 2021년 4월까지 일별 고속도로통행량의 추이를 <그림 II-2-9>에서 보면 7, 8월이 많고 다른 월에는 적은 연간 변동이 나타난다. <그림 II-2-10>에서 2012년 1월 1일부터 35일간의 고속도로통행량을 보면 토요일은 적고 평일은 많은 모습을 보이는 주간 변동이 있고 설인 1월 23일 전후로 고속도로통행량이 많이 늘어난 것을 볼 수 있다.

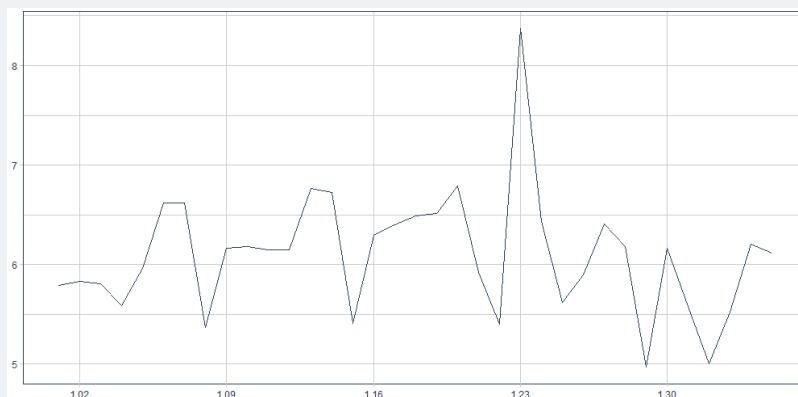
<그림 II-2-9>

일별 고속도로통행량(100만대)의 추이



<그림 II-2-10>

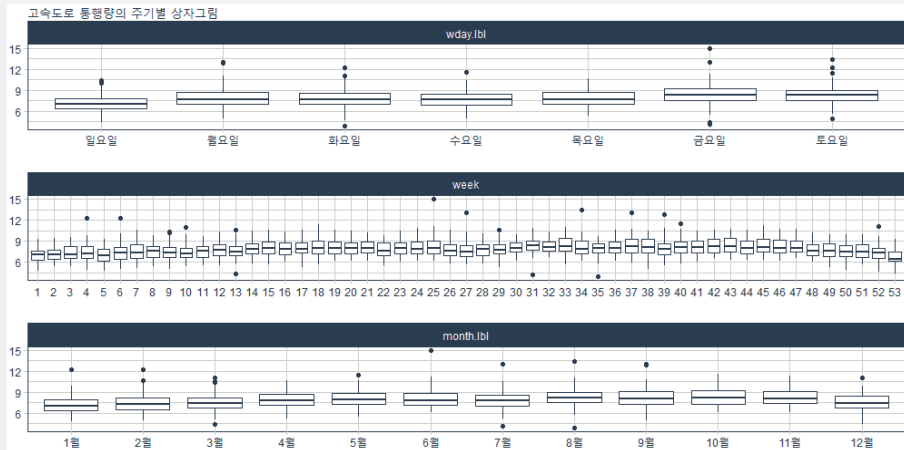
2012년 1월 일별 고속도로통행량의 추이



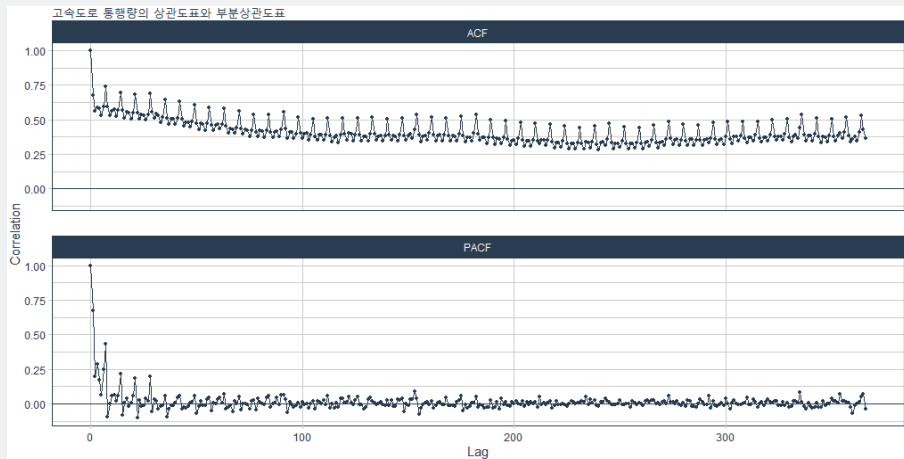
<그림 II-2-11>은 주간 변동과 연간 변동의 모습을 상자 그림으로 정리한 것인데 <그림 II-2-9>와 <그림 II-2-10>의 변동의 분포를 확인할 수 있다. <그림 II-2-12>에서 고속도로

통행량의 상관도표와 부분상관도표를 보면 7일과 1년 변동의 자기 상관이 존재함을 알 수 있다.

〈그림 II-2-11〉 요일별, 주별, 월별 고속도로통행량의 상자그림



〈그림 II-2-12〉 일별 고속도로통행량의 상관도표와 부분상관도표

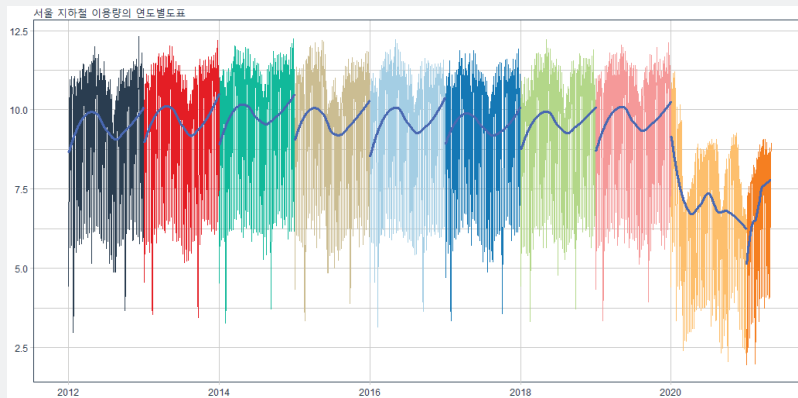


## 라. 서울 지하철이용량

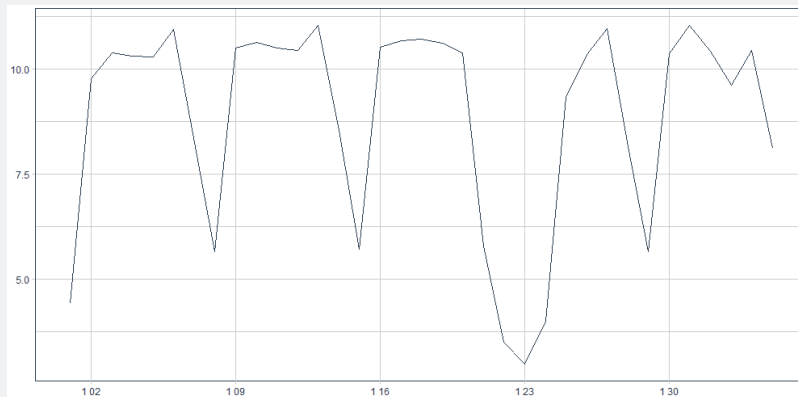
2012년 1월부터 2021년 4월까지 일별 서울 지하철이용량의 추이를 <그림 II-2-13>에서 보면 서울 지하철이용량은 1, 2, 7, 8월은 적고 다른 월에는 많은 연간 변동이 크게 나타나

고 있다. <그림 II-2-14>의 2012년 1월 1일부터 35일간의 서울 지하철이용량을 보면 토요일은 적고 평일은 많은 주간 변동이 나타나고 있다. 설인 1월 23일 전후하여 서울 지하철이용량이 크게 줄어든 것을 볼 수 있다.

<그림 II-2-13> 일별 서울 지하철이용량(100만 명)의 추이

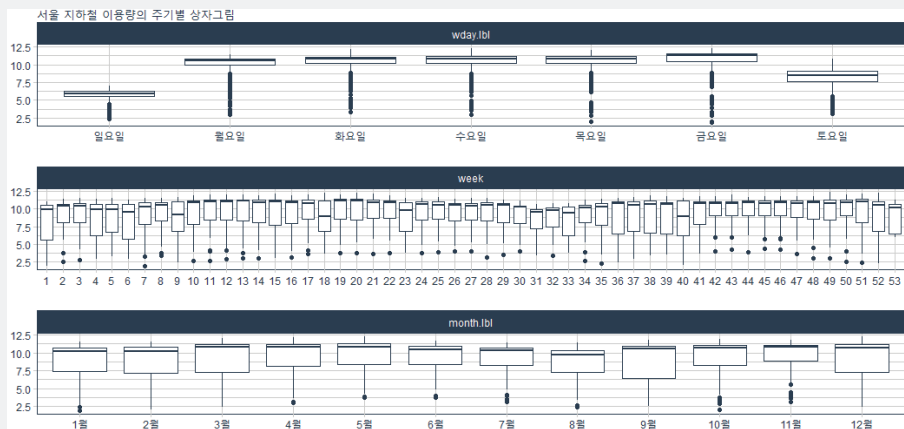


<그림 II-2-14> 2012년 1월 일별 서울 지하철이용량의 추이

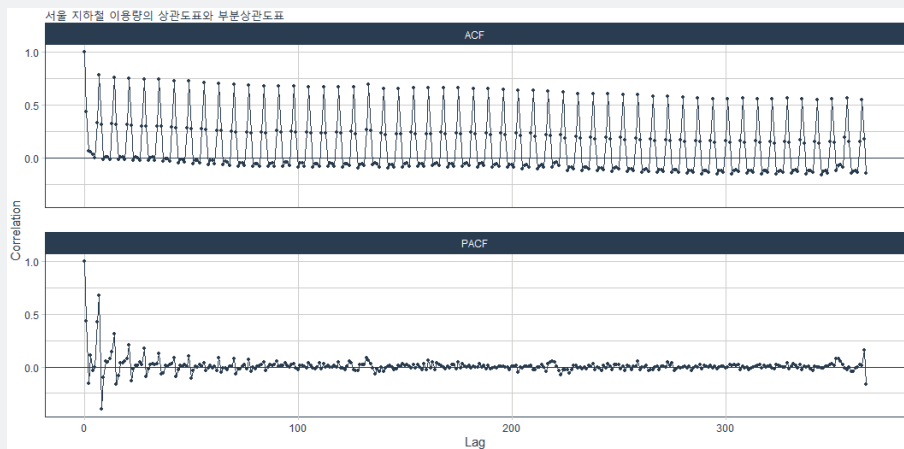


<그림 II-2-15>는 주간 변동과 연간 변동의 모습을 상자 그림으로 정리한 것인데 <그림 II-2-13>과 <그림 II-2-14>의 변동의 분포를 확인할 수 있다. <그림 II-2-16>에서 서울 지하철이용량의 상관도표와 부분상관도표를 보면 7일의 자기 상관이 크게 존재함을 알 수 있다.

〈그림 II-2-15〉 요일별, 주별, 월별 서울 지하철이용량의 상자그림



〈그림 II-2-16〉 일별 서울 지하철이용량의 상관도표와 부분상관도표



### III. 일별 데이터의 계절조정방법

본 장에서는 Ollech (2018)이 제안한 DSA(Daily Seasonal Adjustment)를 바탕으로 우리나라 일별 데이터의 계절조정방법을 제시한다. DSA는 일별 데이터에 존재하는 주기가 다른 계절변동에 대해 STL을 연속 적용하여 조정하는 방법이다.

#### 1. STL 계절조정방법

한국은행과 통계청은 X-13ARIMA-SEATS의 X-11필터(이하 X-13)를 이용하여 국가승인 통계를 계절조정하고 있다(이궁희, 2016). 하지만 일반 데이터분석가는 R과 Python에서 이용할 수 있는 STL을 이용하고 있다(Cleveland et al., 1990). STL은 X-13과 유사하게 평활화 방법을 연속 적용하여 계절조정계열을 구하는 방법인데 STL의 평활화 필터로 국지 회귀분석방법인 Loess(Locally estimated scatterplot smoothing)를 이용한다.<sup>5)</sup> STL은 X-13의 과정과 유사한데, 계절조정계열을 구하는 내부순환과 특이항의 영향을 줄이는 외부순환으로 구성되어 있다.

이궁희 (2021)을 바탕으로 월별 데이터에 대한 STL 계절조정을 정리하면 다음과 같다. 시계열  $Y_t$ 가 추세순환변동  $TC_t$ , 계절변동  $S_t$ , 불규칙변동  $I_t$  등 3개 변동의 합으로 구성되었다고 가정한다. STL의 내부순환은 다음의 5단계로 구성되어 있다. 여기서 위 첨자  $k$ 는 내부순환의 반복을 의미한다. 첫째, 원계열  $Y_t$ 에서 추세순환변동  $TC_t^{(k-1)}$ 을 제거한 계절·불규칙변동  $SI_t^{(k)}$ 을 작성한다. 추세순환변동의 초깃값  $TC_t^{(0)}$ 은 0으로 둔다. 둘째, 계절·불규칙변동  $SI_t^{(k)}$ 을 월별로 정렬하고, 월별로  $q = n_{(s)}$ 인 Loess를 적용하여 불규칙변동을 제거한 임시 계절변동  $\tilde{S}_t^{(k)}$ 을 구한다. 여기서  $n_{(s)}$ 는 STL의 평활화 모수 중 가장 중요한 계절 평활화 모수이다. 셋째, 임시 계절변동  $\tilde{S}_t^{(k)}$ 에  $q = n_{(l)}$ 인 Loess를 적용하여 저주파변동  $L_t^{(k)}$ 를 구하고 이를 임시 계절변동  $\tilde{S}_t^{(k)}$ 에서 제거하여 순수 계절변동  $S_t^{(k)}$ 을 구한다. 넷째, 셋째 단계의 계절변동  $S_t^{(k)}$ 을 원계열  $Y_t$ 에서 제거하여 계절조정계열  $SA_t^{(k)}$ 을 얻는다. 다섯째, 계절조정계열에  $q = n_{(t)}$ 인 Loess를 적용하여 다음 단계의 추세순환변동  $TC_t^{(k+1)}$ 을 구한 후 첫 단계로 가서 내부순환을 반복한다. 내부순환의 반복 횟수는 통상 2회 이상이다.

5) Loess 평활화 방법은 특정 시점 데이터의 주변 시점  $q$ 개의 데이터를 이용하여 가중평균하는 방법으로, 평활화 모수  $q$ 가 커지면 더욱 평활화된다.

Cleveland et al. (1990)은  $n_{(s)}$ 를 계절진단 그래프를 바탕으로 선택하고, 나머지 평활화 모수는 자동으로 구하는 것을 제안하였다. SIL의 외부순환은 특이항의 영향을 줄이는 과정인데 X-13과 가중 함수가 다른 것을 제외하고는 유사하다. 특이항이 많은 경우 추세순환변동과 계절변동이 수렴될 때까지 외부순환이 반복된다.

## 2. 일별 데이터의 계절조정방법

일별 데이터는 식 (2)와 같이 7개의 변동으로 구성된 가법형 모형을 따른다고 가정한다. 여기서 일별 데이터가 승법형 모형을 따른다고 판단되면 일별 데이터를 로그변환한 로그가법모형을 이용한다.

$$Y_t = TC_t + S_t^{(7)} + S_t^{(31)} + S_t^{(365)} + H_t + O_t + I_t \quad (2)$$

Ollech (2018)의 DSA는 식 (2)에서 주간 변동, 월간 변동과 연간 변동 등 3개의 계절변동을 차례로 제거하면 식 (3)의 최종 계절조정계열을 얻게 된다.

$$SA_t = TC_t + O_t + I_t \quad (3)$$

첫째, 주간(intra-weekly) 변동은 비교적 일정하여 먼저 제거된다. 식 (2)에서 주간 변동  $S_t^{(7)}$ 을 SIL로 제거하여 식 (4)의 계열을 얻는다. 여기서 주간 변동을 제거하는 계절평활화 모수는  $\gamma_{(7)}$ 이다. 설 추석과 같은 음력에 기반한 이동 공휴일의 변동을 제거하기 위해 계절평활화 모수를 통상적으로 길게 잡는다.

$$SA_t^{(1)} = TC_t + S_t^{(31)} + S_t^{(365)} + H_t + O_t + I_t \quad (4)$$

둘째, 식 (4)의 계열을 휴일변동  $H_t$ 와 특이항  $O_t$ 을 포함한 RegARIMA모형으로 추정하고 이를 바탕으로 휴일변동과 특이항을 제거한 식 (5)의 조정계열을 구한다. 여기서 휴일변동은 설, 추석 등의 명절과 공휴일, 선거일 등에 따른 변동이다.

$$SA_t^{(2)} = TC_t + S_t^{(31)} + S_t^{(365)} + I_t \quad (5)$$



RegARIMA모형은 식 (6)과 같이 명절, 공휴일과 특이항을 설명변수로 포함한  $ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_{365}$ 의 형태를 가정한다. 이때 조정계열에서 윤년의 2월 29일은 사전에 제거한다.

$$\phi_p(B)\phi_P(B^{365})(1-B)^d(1-B^{365})^D(y_t^{(1)} - \sum_{j=1}^{r_1} \beta_j h_{jt} - \sum_{j=1}^{r_2} \gamma_j o_{jt}) = \theta_q(B)\theta_Q(B^{365})\epsilon_t \quad (6)$$

식 (6)의 RegARIMA모형에서 계절 ARIMA 부분인  $ARIMA(P, D, Q)_{365}$ 의 계산량이 많아서 Ollech (2020)는 DSA의 RegARIMA모형에서 계절 ARIMA 부분을 제외하고 식 (7)의 푸리에(Fourier) 계열을 설명변수로 추가한 ARIMA모형으로 추정하였다. 식 (7)의  $G(t)$ 는 연도별로 1, 2, 3, ..., 365를 반복하는 계단함수이며,  $J$ 는 모형에 포함하는 푸리에 계열의 항수이다.

$$S_t = \sum_{j=1}^J [\delta_{1,j} \sin(\frac{2\pi j G(t)}{365}) + \delta_{2,j} \cos(\frac{2\pi j G(t)}{365})] \quad (7)$$

일별 데이터에서 설, 추석 등의 명절을 조정할 때 월별, 분기별 데이터와 달리 일별 데이터의 경우 전후 5일~10일 정도의 더미 변수를 이용한다.<sup>6)</sup> 계절조정은 중심화 평활화를 반복하므로 말단의 데이터가 부족해지는데 이를 해소하기 위해 RegARIMA모형을 이용한 주간 조정계열의 예측값과 주간 변동  $S_t^{(7)}$ 의 예측값을 결합하여 원계열의 예측값을 구한다. 이때 주간 변동  $S_t^{(7)}$ 은 Holt의 계절변동이 포함된 이중 지수 평활법으로 예측한다.

셋째, 식 (5)에서 월간(intra-monthly) 변동  $S_t^{(31)}$ 을 STL로 제거하여 식 (8)의 계열을 얻는다.

$$SA_t^{(3)} = TC_t + S_t^{(365)} + I_t \quad (8)$$

여기서 월의 길이는 28일~31일이므로 DSA에서는 월의 길이가 31일보다 작은 경우 월의 길이를 31일로 연장하여 월간 변동을 살펴볼 수 있게 하였다. 여기서 연장하는 방법으로는 큐빅 스플라인(cubic spline) 방법을 이용한다. 월간 변동을 제거하는 계절평활화 모수는  $\gamma_{(31)}$ 이다.

넷째, 윤년은 제거하여 연간 데이터 길이를 365개로 일정하게 한 후 식 (8)에서 STL을

6) 월별, 분기별 데이터의 경우 명절의 패턴을 모형화하여 명절 효과를 추정하였다 (이궁희, 1988).

적용하여 연간(intra-yearly) 변동  $S_t^{(365)}$ 를 제거하여 식 (9)의 계열을 얻는다. 여기서 연간 변동을 제거하는 평활화 모수는  $\gamma_{(365)}$ 이다. 모든 계절변동이 추정된 후 제거되었던 윤년은 큐빅 스플라인 내삽법으로 추가된다.

$$SA_t^{(4)} = TC_t + I_t \quad (9)$$

식 (9)에 특이항을 추가하여 식 (3)의 최종 계절조정계열을 구한다. 계절·달력 변동은 식 (10)과 같이 정의되는데 식 (10)을 원계열에서 제거해서 계절조정계열을 구할 수 있다.

$$SC_t = S_t^{(7)} + S_t^{(31)} + S_t^{(365)} + H_t \quad (10)$$

## IV. 우리나라 일별 데이터의 계절조정

### 1. 우리나라 일별 데이터의 계절조정방법

우리나라 일별 데이터에는 설, 추석과 각종 공휴일 등 우리나라 고유의 변동이 포함되어 있다. 따라서 Ollech (2018)의 DSA를 우리나라 일별 데이터에 적용하여 계절조정할 때 우리나라 고유의 변동을 별도로 조정하는 과정이 필요하다. 이는 X-13에서 RegARIMA모형으로 명절, 공휴일 등 달력 변동, 특이항을 조정하는 것과 같다(이공희, 1998). 2012년 이후 우리나라 공휴일로는 신정 (1월 1일), 삼일절 (3월 1일), 근로자의 날 (5월 1일), 어린이날 (5월 5일), 현충일 (6월 6일), 광복절 (8월 15일), 개천절 (10월 3일), 한글날 (10월 9일), 성탄절 (12월 25일), 석가탄신일 (음력 4월 8일), 선거일과 대체·임시 공휴일 등이 있는데 이들을 가변수로 처리하여 RegARIMA모형에 포함하였다. 설, 추석같은 명절은 명절 당일과 더불어 명절 전후 1~5일을 각각 일별로 가변수로 처리하여 RegARIMA모형에 포함하였다.

Ollech (2018)의 DSA 계절조정은 주간 변동조정, 달력조정, 월간 변동조정, 연간 변동조정 등 4단계로 순차적으로 진행된다. 달력조정에서 우리나라 고유의 명절과 공휴일을 조정하고 특이항을 식별한다. 특이항은 최종 계절조정계열에는 포함된다. 본 장에서는 최대전력사용량, 영화매출액, 고속도로통행량과 서울 지하철이용량에 대한 계절조정 과정을 단계별로 정리한다. 계절조정의 적합성은 스펙트럼 분석을 통해 살펴본다. 일별 데이터별로 과정이 같아서 중복되는 부분이 많지만, 개별 계절조정의 과정을 이해하기 위해 제외하지 않았다.

### 2. 최대전력사용량의 계절조정

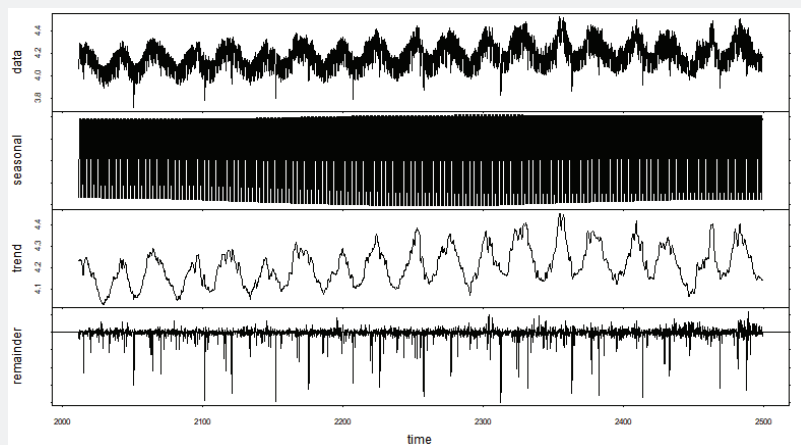
일별 최대전력사용량의 계절조정은 로그가법모형을 기반으로 주간 변동조정, 달력조정, 월간 변동조정과 연간 변동조정의 4단계로 진행되었다.

#### 가. 주간 변동의 조정

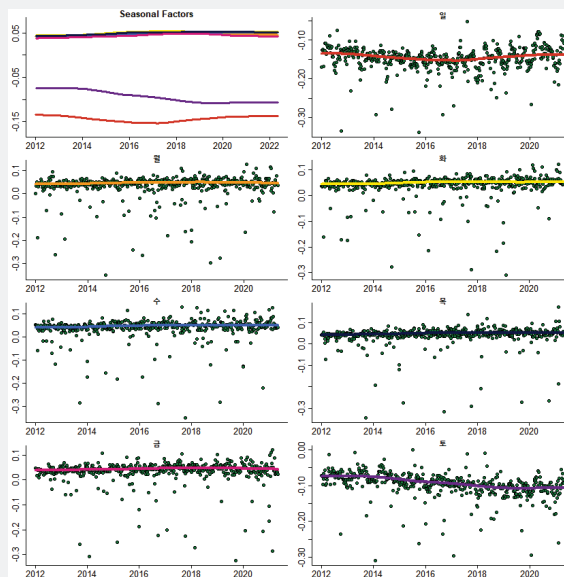
일별 최대전력사용량을 추세순환변동, 주간 계절변동, 불규칙변동으로 구성되었다고 가정하고, STL로 분해하였는데 그 결과는 <그림 IV-2-1>과 같다. 여기서 추세순환변동은 주

간 변동의 주기보다 주기가 긴 모든 변동이다. 주간 변동 조정계열을 <그림 IV-2-1>의 최대전력사용량(data)에서 주간 변동(seasonal)을 제거하여 구했다. 일별 데이터를 요일별로 재정렬한 후 요일별로 STL로 평활화한 결과는 <그림 IV-2-2>의 선과 같다. 여기서 STL의 주간 변동을 구하는 계절평활화 모수  $\gamma_{(7)}$ 는 국지회귀모형에 이용되는 주변 관측치수로 약 3년에 해당하는 151을 이용하였다. <그림 IV-2-2>를 보면 토요일과 일요일의 최대전력사용량은 그 값이 평일의 최대전력사용량보다 작고, 그 패턴도 다르게 나타났다.

<그림 IV-2-1> 일별 최대전력사용량의 주간 변동 계절조정



<그림 IV-2-2> 일별 최대전력사용량의 주간 계절·불규칙변동의 평활화



## 나. 달력 및 특이항 조정

앞서 주간 변동을 조정한 계열에 대해 우리나라 공휴일, 명절을 설명변수로 포함한 RegARIMA모형을 추정하였다. 푸리에 함수의 항수와 명절 효과의 길이는 AICc를 기준으로 선택했다.<sup>7)</sup> ARIMA모형은 Hyndman and Khandakar (2008)의 알고리즘을 이용하였다. <표 IV-2-1>는 RegARIMA모형의 추정결과인데, 이를 보면 AICc 기준으로 24개 항의 sin, cos 함수가 선택되었다. 명절 효과로 설·추석 전후 3일을 포함한 모형과 설·추석 전후 5일을 포함한 모형을 AICc로 비교했는데 설·추석 전후 3일이 포함된 모형이 설·추석 전후 5일이 포함된 모형보다 AICc가 작아서 이를 선택하였다. 특이항은 Chen and Liu (1993)에 따라 t통계량의 절댓값이 7보다 큰 시점들을 찾았는데 그 결과는 <표 IV-2-2>와 같다.

<표 IV-2-1> 조정된 일별 최대전력사용량의 RegARIMA모형

변수명	계수값	t값	변수명	계수값	t값	변수명	계수값	t값
ar1	-0.56860	-6.9	sine11-365	0.00272	1.8	신정	-0.16859	-23.0
ar2	-0.45882	-8.9	cosine11-365	0.00260	1.7	삼일절	-0.12209	-15.7
ar3	0.02333	0.5	sine12-365	-0.00094	-0.6	근로자의 날	-0.08994	-12.3
ar4	0.48365	10.5	cosine12-365	-0.00836	-5.5	어린이날	-0.08248	-8.9
ma1	0.26345	3.2	sine13-365	0.00252	1.7	현충일	-0.07859	-10.1
ma2	0.02097	0.4	cosine13-365	-0.00136	-0.9	광복절	-0.10490	-13.5
ma3	-0.38052	-8.1	sine14-365	-0.00178	-1.2	개천절	-0.07569	-9.6
ma4	-0.71201	-12.5	cosine14-365	-0.00272	-1.9	한글날	-0.05531	-7.6
drift	0.00003	0.5	sine15-365	0.00264	1.8	성탄절	-0.14722	-20.2
sine1-365	-0.01231	-2.6	cosine15-365	-0.00296	-2.1	부처님오신날	-0.07373	-7.1
cosine1-365	0.03327	7.0	sine16-365	-0.00150	-1.1	선거일	-0.05551	-6.6
sine2-365	0.06638	24.0	cosine16-365	0.00261	1.8	임시대체 휴일	-0.08823	-11.8
cosine2-365	0.06181	22.3	sine17-365	0.00145	1.0	설날	-0.29535	-28.9
sine3-365	-0.01655	-7.5	cosine17-365	-0.00275	-2.0	설날 후 1일	-0.23399	-23.3
cosine3-365	0.00810	3.7	sine18-365	0.00129	0.9	설날 후 2일	-0.14534	-15.0
sine4-365	-0.00530	-2.7	cosine18-365	-0.00017	-0.1	설날 후 3일	-0.04155	-5.3
cosine4-365	-0.00681	-3.5	sine19-365	-0.00136	-1.0	설날 전 1일	-0.20548	-20.4
sine5-365	-0.00002	0.0	cosine19-365	-0.00039	-0.3	설날 전 2일	-0.04612	-4.8
cosine5-365	0.00000	0.0	sine20-365	0.00222	1.7	설날 전 3일	-0.00749	-0.9
sine6-365	-0.00608	-3.5	cosine20-365	-0.00110	-0.8	추석	-0.33761	-31.2
cosine6-365	-0.00558	-3.2	sine21-365	-0.00357	-2.8	추석 후 1일	-0.28749	-27.0
sine7-365	-0.00100	-0.6	cosine21-365	-0.00201	-1.6	추석 후 2일	-0.12366	-11.6
cosine7-365	-0.00387	-2.3	sine22-365	0.00248	2.0	추석 후 3일	-0.03044	-3.6
sine8-365	0.00156	0.9	cosine22-365	-0.00120	-1.0	추석 전 1일	-0.22923	-21.5
cosine8-365	-0.00181	-1.1	sine23-365	0.00033	0.3	추석 전 2일	-0.07274	-7.2
sine9-365	-0.00229	-1.4	cosine23-365	0.00113	0.9	추석 전 3일	-0.01081	-1.3
cosine9-365	-0.00351	-2.2	sine24-365	-0.00160	-1.3			
sine10-365	0.00277	1.8	cosine24-365	-0.00514	-4.2			
cosine10-365	-0.00138	-0.9						

7) AICc는 AIC(Akaike information criterion)를 보정하여 과대 적합을 줄이는 모형 선택 기준이며 이를 최소화하는 모형이 선택된다. Ollech (2018)도 동 기준을 이용하였다.

<표 IV-2-2>

조정된 일별 최대전력사용량의 특이항

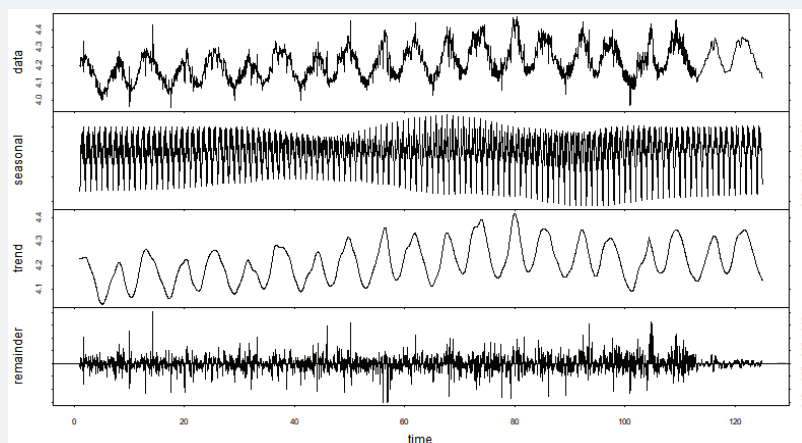
발생일	특이항 형태	t값
2012-01-22	AO	7.3
2013-02-10	AO	7.0
2013-02-11	TC	-7.1
2014-09-07	AO	7.8
2015-09-27	AO	7.4
2016-02-07	AO	10.4
2016-02-08	TC	-8.3
2018-09-23	AO	7.3
2019-09-14	TC	8.7
2020-01-27	TC	-8.2

### 다. 월간 변동의 조정

앞서 구한 주간 변동성 및 달력·특이항이 조정된 일별 최대전력사용량을 추세순환변동, 월간 변동과 불규칙변동으로 구성되었다고 보고, 앞서 추정한 RegARIMA모형으로 1년간 예측한 시계열을 이용하여 STL로 계절조정한 결과는 <그림 IV-2-3>과 같다.<sup>8)</sup> <그림 IV-2-3>의 조정된 최대전력사용량(data)에서 월간 변동(seasonal)을 제거하여 월간 변동이 조정된 시계열을 작성하였다. <그림 IV-2-4>는 일별 데이터를 월의 1~31일로 정리하여 STL로 평활화한 결과이다. STL의 월간 계절평활화 모수  $\gamma_{(31)}$ 는 약 4년에 해당하는 51로 정했다.

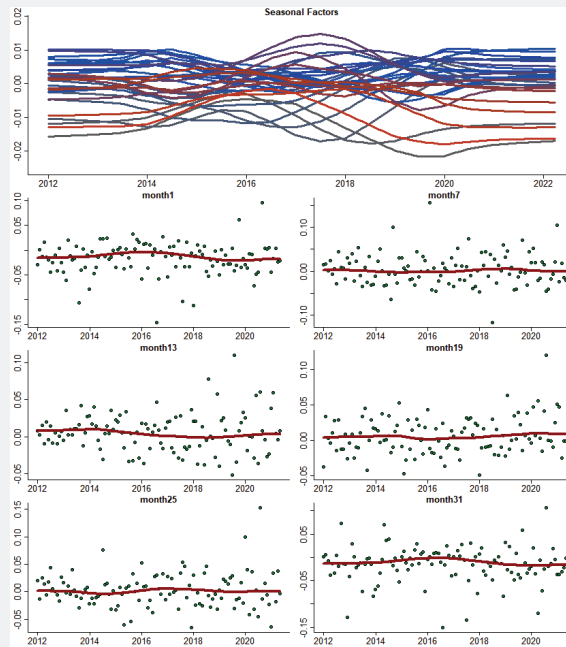
<그림 IV-2-3>

일별 최대전력사용량의 월간 변동 계절조정



8) <그림 IV-2-3>의 data 부분에서 불규칙변동이 작은 마지막 1년(365일)이 RegARIMA모형으로 예측한 계열이다.

〈그림 IV-2-4〉 일별 최대전력사용량의 월간 계절·불규칙변동의 평활화

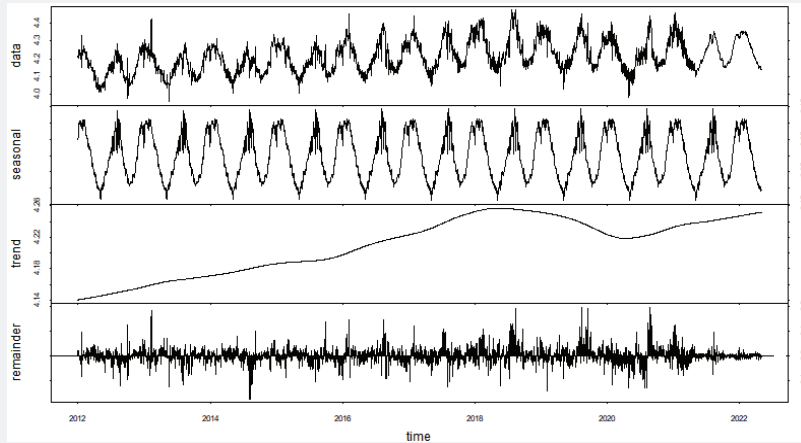


## 라. 연간 변동의 조정

주간 변동, 달력 변동, 특이항과 월간 변동이 조정된 일별 최대전력사용량을 추세순환변동, 연간 변동, 불규칙변동으로 구성되었다고 보고, STL로 분해한 결과는 <그림 IV-2-5>와 같다. 최종 계절조정계열은 <그림 IV-2-5>의 일별 최대전력사용량(data)에서 연간 변동(seasonal)을 제거한 시계열에 특이항을 더한 계열이다.

<그림 IV-2-5>

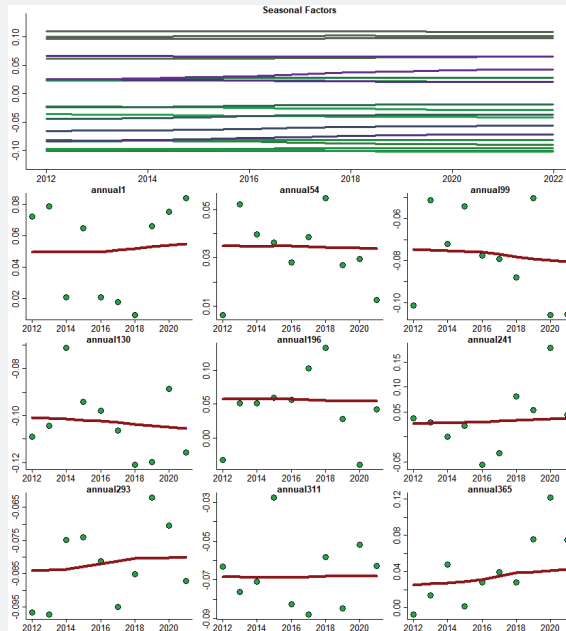
일별 최대전력사용량의 연간 변동의 계절조정



<그림 IV-2-6>은 연간 일별(1~365일)로 데이터를 재정렬한 후 STL로 평활화한 일부 결과이다. 이때 이용되는 연간 변동을 구하는 계절평활화 모수  $\gamma_{(365)}$ 는 안정적 연간 변동을 구하기 위해 15로 정했다.

<그림 IV-2-6>

일별 최대전력사용량의 연간 계절·불규칙변동의 평활화



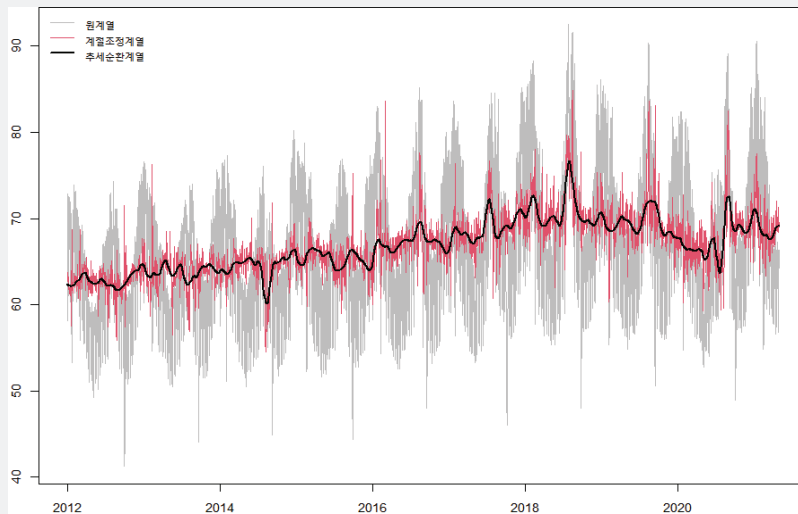


## 마. 계절조정 결과

앞서 4단계에 걸쳐 작성된 일별 최대전력사용량의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열은 <그림 IV-2-7>과 같다. 이를 보면 원계열보다 계절조정계열과 추세순환계열이 일별 최대전력사용량의 기초적 흐름을 더 잘 보여주고 있다.

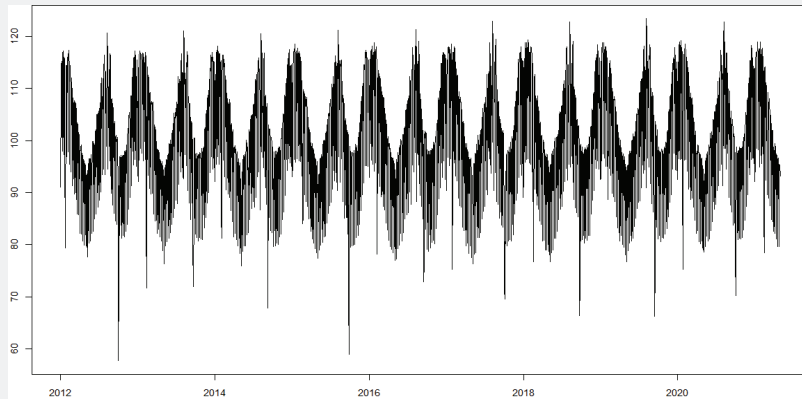
계절·달력 변동은 <그림 IV-2-8>과 같이 주간 변동, 월간 변동, 연간 변동과 달력 변동이 포함되어 있고 예측값도 포함되어 있다. 일별 원계열을 계절·달력 변동으로 나누면 최종 일별 계절조정계열을 얻을 수 있다. <그림 IV-2-9>는 계절·달력 변동(combined final factor), 주간(intra-weekly) 변동, 달력(calendar) 변동, 월간(intra-monthly) 변동과 연간(intra-yearly) 변동의 상자그림이다. 이를 보면 전체 계절·달력 변동 중 연간 변동과 주간 변동의 영향력이 큰 것을 알 수 있다.

<그림 IV-2-7> 일별 최대전력사용량의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열



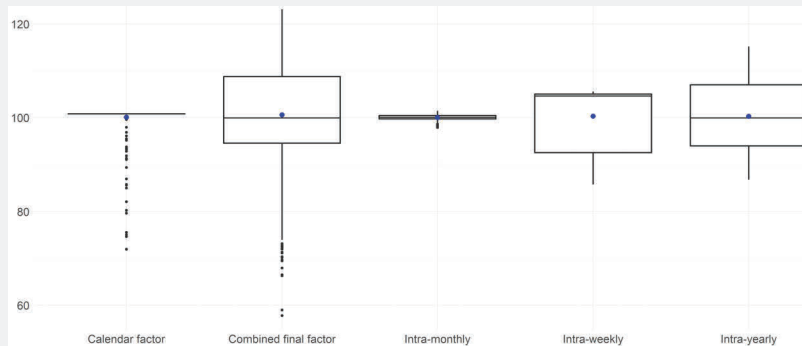
<그림 IV-2-8>

일별 최대전력사용량의 계절·달력 변동



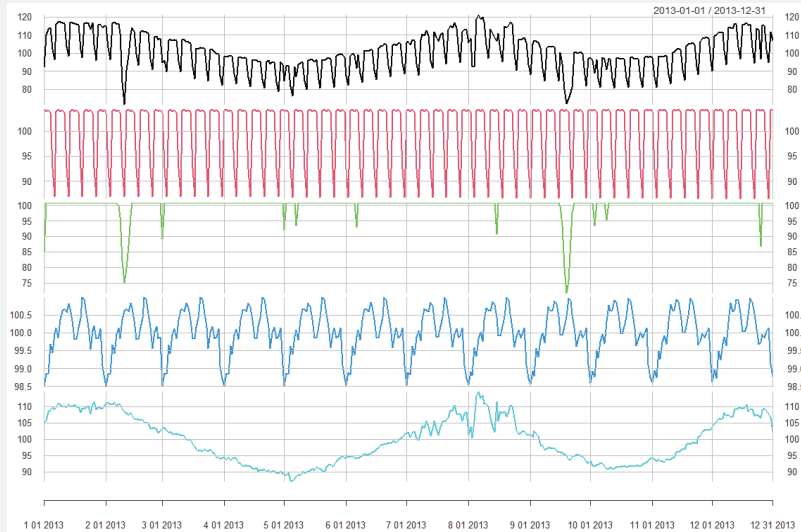
<그림 IV-2-9>

일별 최대전력사용량의 계절·달력 변동의 상자그림



<그림 IV-2-10>은 2013년의 전체 계절·달력 변동, 주간 변동, 달력 변동, 월간 변동과 연간 변동을 순서대로 그린 것이다. 이를 보면 주간 변동의 영향력이 가장 크고 일정하다. 달력 변동을 보면 공휴일에 모두 음(-)의 값을 가지며, 설과 추석의 시점에 음의 영향력이 가장 크게 나타났다. 월간 변동은 그 영향력은 작지만, 월초와 월말이 작고 월중이 큰 모습을 보인다. 마지막으로 연간 변동은 1, 2, 12월의 동절기와 7, 8월의 하절기에 크고 나머지 달에는 작은 모습을 보였다.

〈그림 IV-2-10〉 2013년 일별 최대전력사용량의 계절·달력 변동



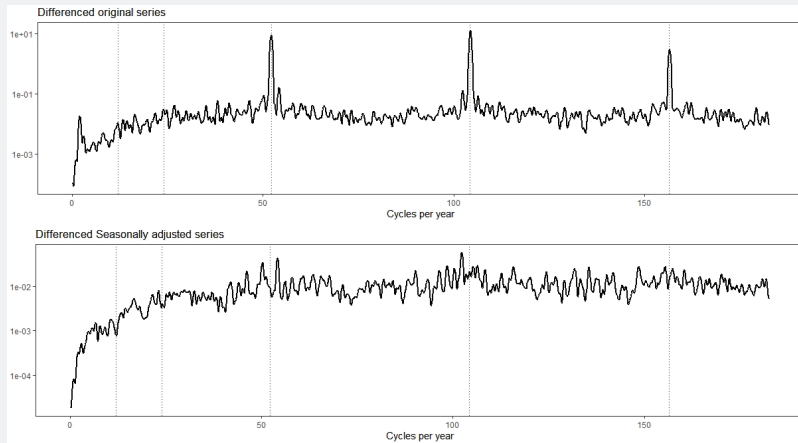
## 바. 계절조정 결과의 점검

일별 최대전력사용량 계절조정의 적합성을 파악하기 위해서 원계열과 계절조정계열의 차분 계열에 대해 스펙트럼 분석을 하였다. <그림 IV-2-11>의 원계열과 계절조정계열의 차분 계열에 대한 스펙트럼 분석 결과를 보면 원계열은 주간 변동 주파수(52, 104, 156)에서 큰 값을 보이지만 계절조정계열은 해당 주파수에서 큰 값을 보이지 않았다.<sup>9)</sup> <그림 IV-2-12>는 주파수를 로그로 변환하여 스펙트럼을 다시 그린 것인데 이를 보면 원계열의 스펙트럼은 연간 변동 주파수(1~10)의 일부 주파수에서 큰 값을 보이지만 계절조정계열의 스펙트럼은 동 주파수에서 큰 값을 보이지 않았다. 월간 변동 주파수(12, 24)의 경우 변동이 크지 않아 원계열과 계절조정계열 모두 의미 있는 큰 값이 없었다. 따라서 원계열의 계절변동이 계절조정계열에서 적절히 제거된 것으로 보인다.<sup>10)</sup>

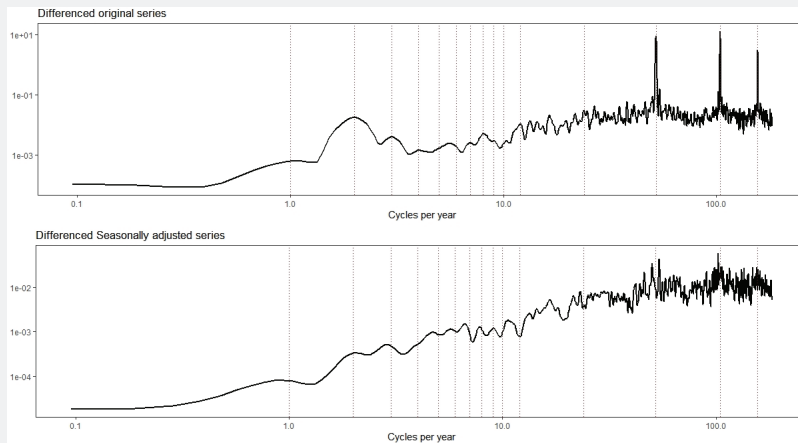
9) <그림 IV-2-11>의 52, 104, 156 근방의 점선은 주간 변동에 해당하는 주파수이고 앞에 있는 12, 24 근방의 점선은 월간 변동에 해당하는 주파수이다.

10) <그림 IV-2-12>의 1~10의 점선은 연간 변동 관련 주파수이고, 12, 24의 점선은 월간 변동에 해당하는 주파수이다. 마지막으로 52, 104, 156 근방의 점선은 주간 변동에 해당하는 주파수이다.

〈그림 IV-2-11〉 일별 최대전력사용량 원계열 및 계절조정계열 차분의 스펙트럼



〈그림 IV-2-12〉 일별 최대전력사용량의 로그변환 원계열 및 계절조정계열의 차분의 스펙트럼



### 3. 영화매출액의 계절조정

일별 영화매출액의 계절조정은 로그가법모형을 기반으로 주간 변동조정, 달력조정, 월간 변동조정과 연간 변동조정의 4단계로 진행되었다.

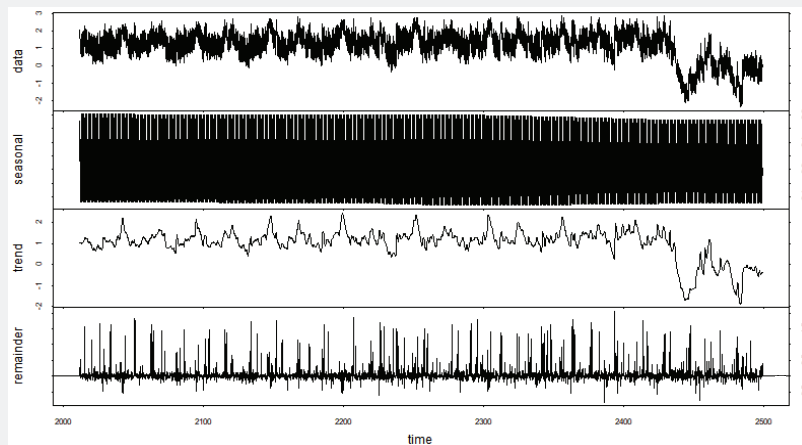
#### 가. 주간 변동의 조정

일별 영화매출액을 추세순환변동, 주간 변동, 불규칙변동으로 구성되었다고 가정하고,

SIL로 분해하였는데 그 결과는 <그림 IV-3-1>과 같다. 주간 변동 조정계열은 <그림 IV-3-1>의 영화매출액(data)에서 주간 변동(seasonal)을 제거하여 구할 수 있다. 일별 영화매출액을 요일별로 정리한 후 SIL로 평활화한 결과는 <그림 IV-3-2>와 같다. 여기서 평활화된 SIL의 주간 변동을 구하는 계절평활화 모수  $\gamma_{(7)}$ 를 151로 정했다.

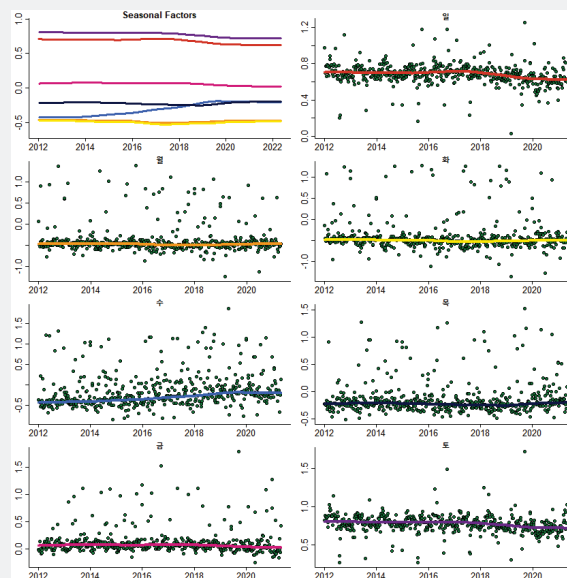
&lt;그림 IV-3-1&gt;

일별 영화매출액 주간 변동의 계절조정



&lt;그림 IV-3-2&gt;

일별 영화매출액의 주간 계절·불규칙변동의 평활화



## 나. 달력 및 특이항 조정

주간 계절조정 영화매출액을 RegARIMA모형으로 추정한 결과는 <표 IV-3-1>과 같다. 이를 보면 AICc 기준으로 24개 항의 sin, cos 함수와 설·추석 전후 3일이 포함된 모형이 선택되었다. 특이항을 식별한 결과는 <표 IV-3-2>와 같다.

<표 IV-3-1>

조정된 일별 영화매출액의 RegARIMA모형

변수명	계수값	t값	변수명	계수값	t값	변수명	계수값	t값
ar1	0.5165	21.2	sine12-365	-0.0270	-2.6	신정	0.7076	11.2
ar2	-0.1495	-7.3	cosine12-365	0.0894	8.7	삼일절	1.0063	15.0
ma1	-0.8240	-43.4	sine13-365	-0.0175	-1.8	근로자의 날	0.4722	7.5
drift	-0.0003	-0.3	cosine13-365	0.0204	2.0	어린이날	1.0322	12.9
sine1-365	-0.1765	-2.1	sine14-365	-0.0357	-3.7	현충일	1.1097	16.5
cosine1-365	-0.0520	-0.6	cosine14-365	-0.0015	-0.2	광복절	0.8700	12.9
sine2-365	0.1691	3.9	sine15-365	-0.0211	-2.2	개천절	0.9102	13.3
cosine2-365	0.2576	6.0	cosine15-365	0.0153	1.6	한글날	0.7741	12.3
sine3-365	-0.0507	-1.7	sine16-365	0.0329	3.6	성탄절	0.9178	14.5
cosine3-365	0.0333	1.1	cosine16-365	0.0100	1.1	부처님오신날	0.9233	10.4
sine4-365	0.0955	4.2	sine17-365	-0.0191	-2.1	선거일	1.1351	15.8
cosine4-365	-0.1329	-5.9	cosine17-365	-0.0037	-0.4	임시대체 휴일	0.6599	10.3
sine5-365	-0.0436	-2.3	sine18-365	-0.0259	-2.9	설날	0.9223	11.4
cosine5-365	0.1060	5.7	cosine18-365	0.0197	2.2	설날 후 1일	0.9569	11.8
sine6-365	-0.0531	-3.3	sine19-365	0.0236	2.7	설날 후 2일	0.6335	7.9
cosine6-365	-0.0155	-1.0	cosine19-365	-0.0194	-2.2	설날 후 3일	0.2465	3.7
sine7-365	0.0614	4.3	sine20-365	-0.0242	-2.8	설날 전 1일	0.7239	8.9
cosine7-365	0.0294	2.1	cosine20-365	-0.0223	-2.6	설날 전 2일	0.4673	5.9
sine8-365	-0.0904	-6.9	sine21-365	-0.0064	-0.8	설날 전 3일	0.1487	2.2
cosine8-365	0.0792	6.1	cosine21-365	0.0411	4.8	추석	1.3861	16.1
sine9-365	-0.0126	-1.0	sine22-365	0.0087	1.0	추석 후 1일	1.6072	18.7
cosine9-365	0.0469	3.9	cosine22-365	-0.0065	-0.8	추석 후 2일	0.8302	9.4
sine10-365	0.0018	0.2	sine23-365	-0.0113	-1.3	추석 후 3일	0.3352	4.7
cosine10-365	0.0176	1.6	cosine23-365	-0.0209	-2.5	추석 전 1일	0.8648	10.0
sine11-365	-0.0863	-8.0	sine24-365	-0.0187	-2.3	추석 전 2일	0.6875	8.2
cosine11-365	-0.0360	-3.3	cosine24-365	0.0200	2.4	추석 전 3일	0.1960	2.8

〈표 IV-3-2〉

조정된 일별 영화매출액의 특이항

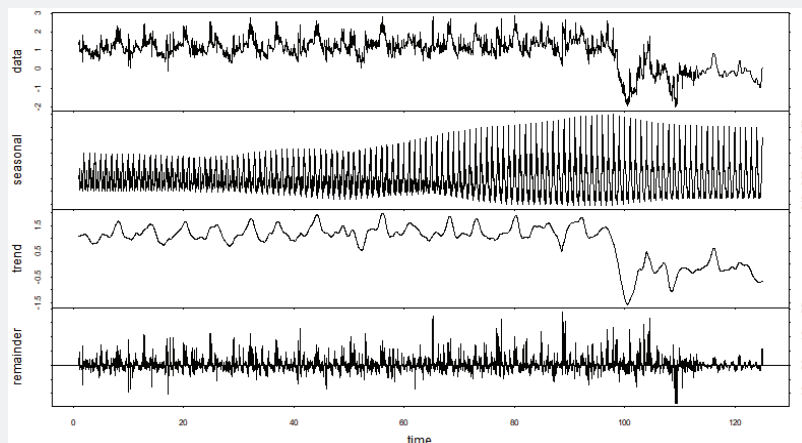
발생일	특이항 형태	t값	발생일	특이항 형태	t값
2012-10-09	AO	-7.6	2019-03-06	TC	7.4
2013-02-11	TC	7.3	2019-04-23	AO	-9.0
2013-05-07	AO	-9.8	2019-04-24	TC	15.0
2013-05-17	AO	7.7	2019-05-06	AO	9.6
2013-06-05	AO	8.7	2019-11-21	LS	8.3
2015-04-23	TC	10.4	2020-01-27	AO	9.7
2015-05-04	AO	7.3	2020-04-30	AO	7.2
2016-02-03	LS	7.2	2020-06-04	LS	8.9
2016-04-27	TC	8.9	2020-06-24	TC	7.9
2016-07-20	TC	7.1	2020-07-14	AO	-8.5
2016-09-28	TC	7.3	2020-07-15	TC	13.8
2017-05-09	AO	14.1	2020-08-17	AO	8.4
2017-05-10	TC	-7.9	2020-08-18	LS	-7.6
2017-07-05	TC	7.0	2021-01-20	LS	13.0
2018-04-25	TC	10.3	2021-01-23	LS	7.2
2018-05-22	AO	10.4			

## 다. 월간 변동의 조정

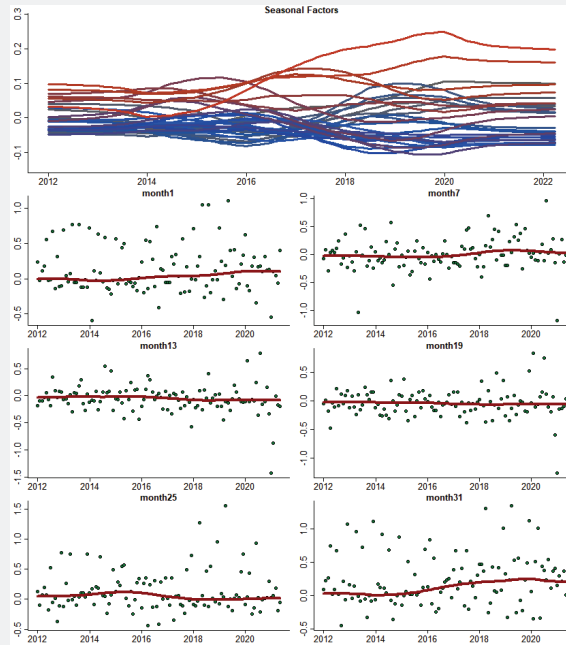
앞서 구한 주간 변동조정 및 달력·특이항 조정된 일별 영화매출액을 STL로 분해한 결과는 <그림 IV-3-3>과 같다. <그림 IV-3-3>의 조정된 일별 영화매출액(data)에서 월간 변동(seasonal)을 제거하여 조정된 계열을 작성하였다. 이 계열은 다음 단계의 계절조정에 이용된다. <그림 IV-3-4>는 일별 데이터를 월의 1~31일 별로 정리하여 STL로 평활화한 결과이다. 여기서 평활화된 STL의 월간 변동을 구하는 계절평활화 모수  $\gamma_{(31)}$ 를 51로 정했다.

〈그림 IV-3-3〉

일별 영화매출액의 월간 변동 계절조정



<그림 IV-3-4> 일별 영화매출액의 월간 계절·불규칙변동의 평활화



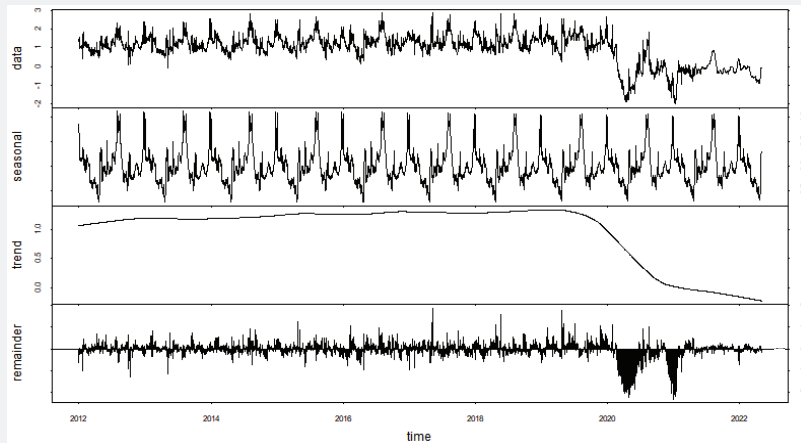
## 라. 연간 변동의 조정

주간 변동, 달력 변동, 특이항과 월간 변동이 조정된 일별 영화매출액을 STL로 분해한 결과는 <그림 IV-3-5>와 같다. 최종 계절변동조정계열은 <그림 IV-3-5>의 조정된 일별 영화매출액(data)에서 연간 변동(seasonal)을 제거한 시계열에 특이항을 더해서 구한다. <그림 IV-3-6>은 연간 일별(1~365일)로 데이터를 정리해서 STL로 평활화한 결과이다. 연간 변동을 구하는 계절평활화 모수  $\gamma_{(365)}$ 는 15이다.



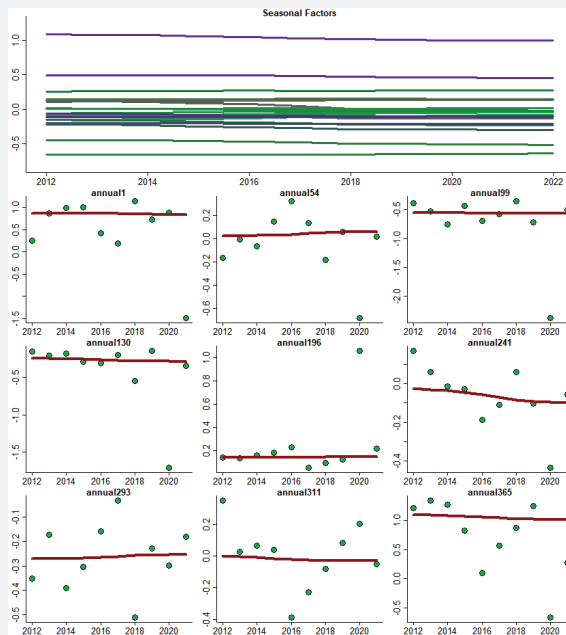
〈그림 IV-3-5〉

일별 영화매출액의 연간 변동의 계절조정



〈그림 IV-3-6〉

일별 영화매출액의 연간 계절·불규칙변동의 평활화

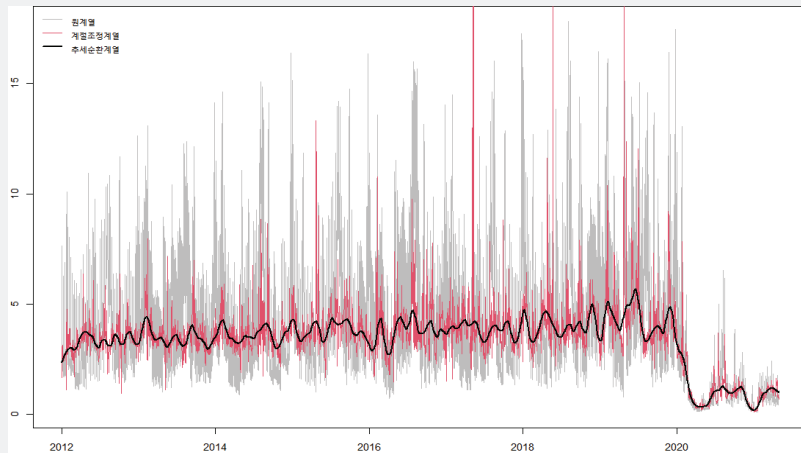


## 마. 계절조정 결과

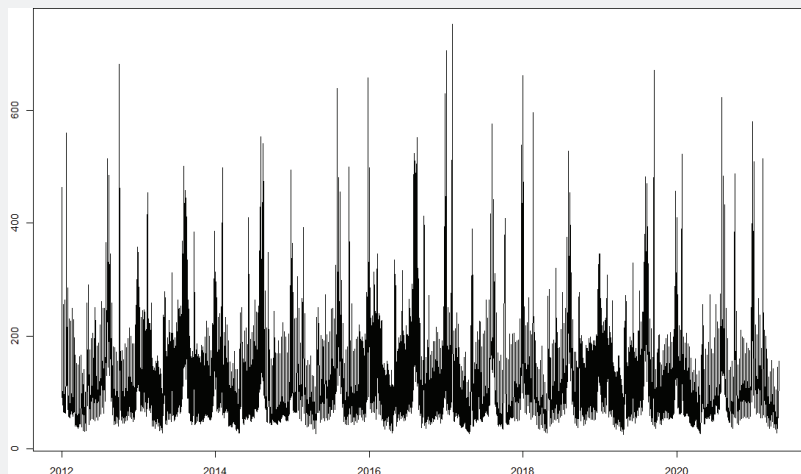
앞서 4단계에 걸쳐 작성된 일별 영화매출액의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열은 <그림 IV-3-7>과 같다. 이를 보면 원계열보다 계절조정계열과 추세순환계열이 일별 영화매

출액의 기초적 흐름을 더 잘 보여주고 있다. 계절·달력 변동은 <그림 IV-3-8>과 같다. <그림 IV-3-9>는 계절·달력 변동, 주간 변동, 달력 변동, 월간 변동과 연간 변동의 상자그림이고, <그림 IV-3-10>은 2013년의 전체 계절·달력 변동, 주간 변동, 달력 변동, 월간 변동과 연간 변동을 순서대로 그린 것이다. 이를 보면 전체 계절·달력 변동 중 연간 변동과 주간 변동의 영향력이 큰 것을 알 수 있다. 달력 변동을 보면 설과 추석의 시점에 양(+)의 영향력이 가장 크게 나타났다. 월간 변동은 그 영향력은 작지만, 월초와 월말이 작고 월중이 큰 모습을 보였다. 연간 변동은 여름 휴가철과 12월에 크고 나머지 달에는 작은 모습을 보였다.

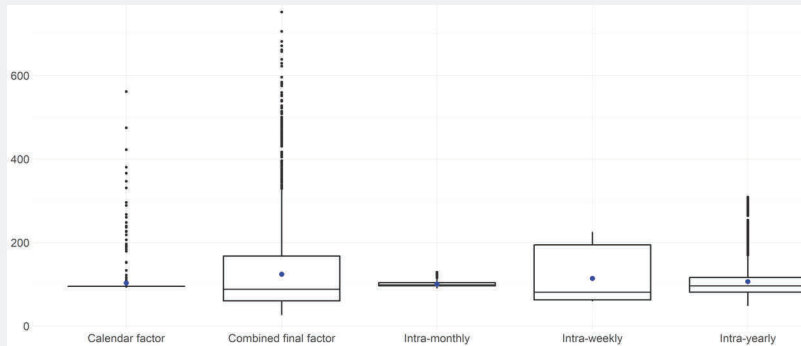
<그림 IV-3-7> 일별 영화매출액의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열



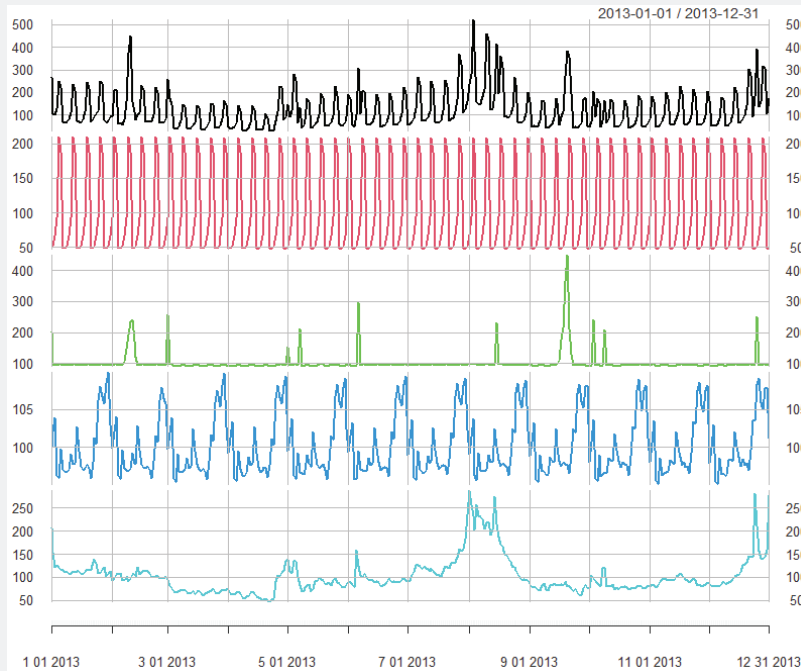
<그림 IV-3-8> 일별 영화매출액의 계절·달력 변동



〈그림 IV-3-9〉 일별 영화매출액의 계절·달력 변동의 상자그림



〈그림 IV-3-10〉 2013년 일별 영화매출액의 계절·달력 변동

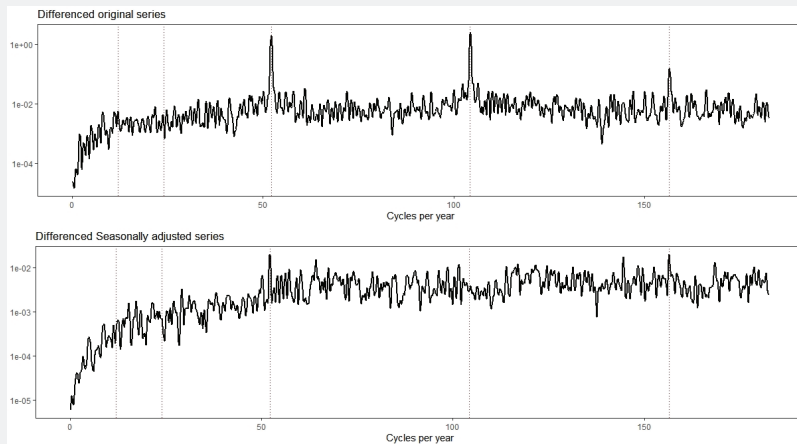


## 바. 계절조정 결과의 점검

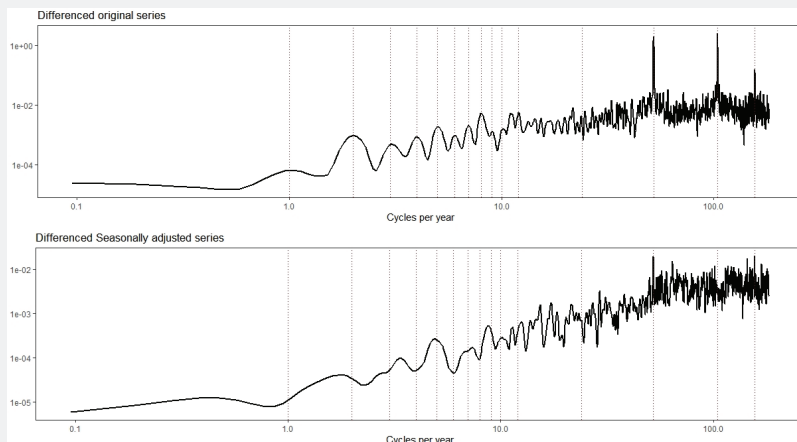
일별 영화매출액 계절조정의 적합성을 파악하기 위해서 원계열과 계절조정계열의 차분계열에 대해 스펙트럼 분석을 하였다. <그림 IV-3-11>을 보면 원계열은 주간 변동 주파수에서 큰 값을 보이지만 계절조정계열은 해당 주파수에서 큰 값을 보이지 않았다. <그림 IV

-3-12>는 주파수를 로그변환하여 스펙트럼을 다시 그린 것인데 이를 보면 원계열은 연간 변동 주파수의 일부 주파수에서 큰 값을 보이지만 계절조정계열은 동 주파수에서 큰 값을 보이지 않았다. 월간 변동의 경우 해당 주파수에서 원계열과 계절조정계열 모두 의미 있는 큰 값이 없었다. 따라서 원계열의 계절변동이 계절조정계열에서 적절히 제거된 것으로 보인다.

〈그림 IV-3-11〉 일별 영화매출액 원계열 및 계절조정계열의 차분의 스펙트럼



〈그림 IV-3-12〉 일별 영화매출액의 로그변환 원계열 및 계절조정계열의 차분의 스펙트럼



## 4. 고속도로통행량의 계절조정

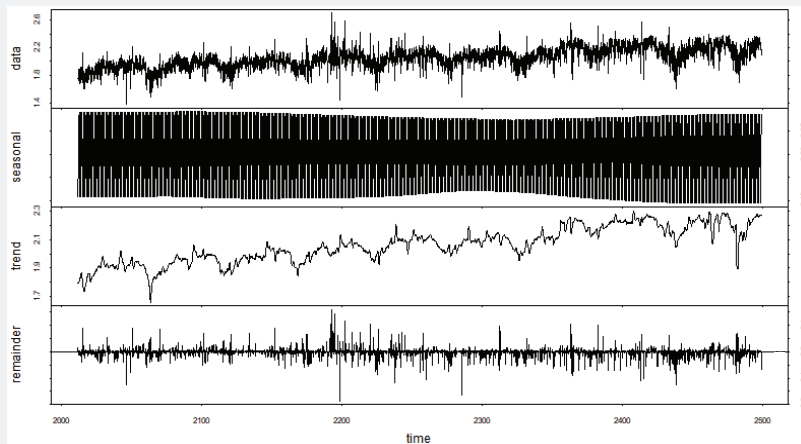
일별 고속도로통행량의 계절조정은 로그가법모형을 기반으로 주간 변동조정, 달력조정, 월간 변동조정과 연간 변동조정의 4단계로 진행되었다.

### 가. 주간 변동의 조정

일별 고속도로통행량을 추세순환변동, 주간 변동, 불규칙변동으로 구성되었다고 가정하고, STL로 분해했는데 그 결과는 <그림 IV-41>과 같다. 주간 계절변동 조정계열은 <그림 IV-41>의 고속도로통행량(data)에서 주간 변동(seasonal)을 제거하여 작성된다. 일별 고속도로통행량을 요일별로 정리한 후 STL로 평활화한 결과는 <그림 IV-42>와 같으며, 주간 변동 계절평활화 모수  $\gamma_{(7)}$ 는 151이다.

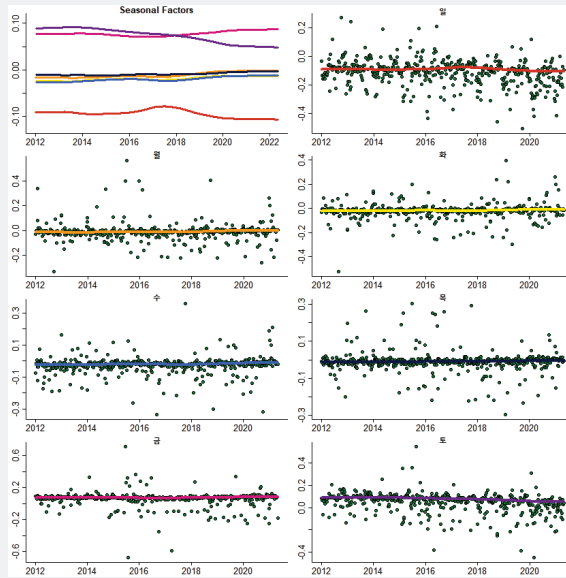
<그림 IV-4-1>

일별 고속도로통행량 주간 변동의 계절조정



<그림 IV-4-2>

### 주간 변동의 계절·불규칙변동의 평활화



### 나. 달력 및 특이항 조정

주간 계절조정 고속도로통행량을 RegARIMA모형으로 추정한 결과는 <표 IV-41>과 같다. 이를 보면 AICc 기준으로 26개 항의 sin, cos 함수와 설·추석 전후 5일이 포함된 모형이 선택되었다. 특이항을 식별한 결과는 <표 IV-42>와 같다.

〈표 IV-4-1〉

## 조정된 일별 고속도로통행량의 RegARIMA모형

변수명	계수값	t값	변수명	계수값	t값	변수명	계수값	t값
ar1	0.7375	8.0	sine13-365	-0.0028	-1.4	신정	-0.0676	-2.8
ar2	-0.2092	-7.4	cosine13-365	-0.0031	-1.6	삼일절	-0.0177	-0.7
ma1	-1.4170	-15.3	sine14-365	-0.0044	-2.3	근로자의 날	-0.0337	-1.4
ma2	0.4461	5.0	cosine14-365	0.0023	1.2	어린이날	-0.0352	-1.2
drift	0.0001	1.4	sine15-365	0.0002	0.1	현충일	-0.0571	-2.3
sine1-365	-0.0314	-5.0	cosine15-365	0.0024	1.2	광복절	-0.1119	-4.4
cosine1-365	-0.0443	-7.1	sine16-365	0.0019	1.0	개천절	-0.0257	-1.0
sine2-365	-0.0262	-7.4	cosine16-365	-0.0071	-3.6	한글날	-0.0634	-2.6
cosine2-365	-0.0259	-7.3	sine17-365	-0.0053	-2.7	성탄절	-0.2085	-8.8
sine3-365	-0.0086	-3.1	cosine17-365	0.0010	0.5	부처님오신날	0.0124	0.4
cosine3-365	-0.0030	-1.1	sine18-365	-0.0006	-0.3	선거일	-0.1416	-5.3
sine4-365	0.0048	2.0	cosine18-365	0.0013	0.6	임시대체 휴일	-0.0038	-0.2
cosine4-365	-0.0127	-5.2	sine19-365	-0.0004	-0.2	설날	0.2919	12.8
sine5-365	0.0030	1.3	cosine19-365	0.0001	0.1	설날 후 1일	0.0867	3.8
cosine5-365	0.0071	3.1	sine20-365	-0.0031	-1.5	설날 후 2일	-0.0838	-3.6
sine6-365	-0.0039	-1.8	cosine20-365	-0.0023	-1.2	설날 후 3일	-0.0368	-1.6
cosine6-365	-0.0006	-0.3	sine21-365	0.0052	2.6	설날 후 4일	-0.0025	-0.1
sine7-365	0.0076	3.7	cosine21-365	0.0033	1.6	설날 후 5일	-0.0110	-0.5
cosine7-365	0.0042	2.0	sine22-365	-0.0043	-2.1	설날 전 1일	0.0062	0.3
sine8-365	-0.0063	-3.1	cosine22-365	-0.0038	-1.9	설날 전 2일	0.0829	3.6
cosine8-365	0.0012	0.6	sine23-365	-0.0050	-2.5	설날 전 3일	0.0840	3.7
sine9-365	0.0084	4.2	cosine23-365	0.0002	0.1	설날 전 4일	0.0633	2.8
cosine9-365	-0.0018	-0.9	sine24-365	0.0052	2.6	설날 전 5일	0.0248	1.1
sine10-365	-0.0040	-2.0	cosine24-365	-0.0087	-4.3	추석	0.3084	12.8
cosine10-365	-0.0018	-0.9	sine25-365	-0.0042	-2.1	추석 후 1일	0.0904	3.7
sine11-365	-0.0102	-5.2	cosine25-365	-0.0029	-1.4	추석 후 2일	-0.0883	-3.4
cosine11-365	-0.0031	-1.6	sine26-365	0.0038	1.9	추석 후 3일	-0.1063	-4.4
sine12-365	-0.0016	-0.8	cosine26-365	0.0073	3.6	추석 후 4일	-0.0707	-2.9
cosine12-365	-0.0137	-7.0				추석 후 5일	-0.0494	-2.1
						추석 전 1일	-0.0036	-0.1
						추석 전 2일	0.0184	0.8
						추석 전 3일	0.0357	1.5
						추석 전 4일	-0.0214	-0.9
						추석 전 5일	-0.0257	-1.1

〈표 IV-4-2〉

조정된 일별 고속도로통행량의 특이항

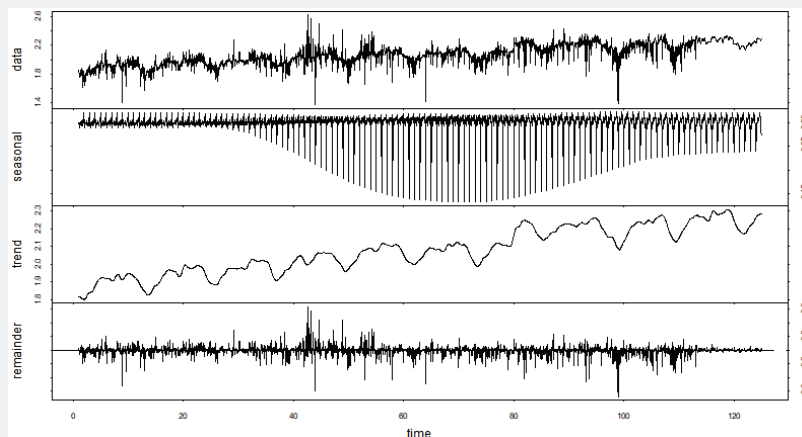
발생일	특이항 형태	t값	발생일	특이항 형태	t값
2012-08-28	AO	-13.1	2018-08-31	AO	-7.2
2012-09-17	AO	-8.2	2018-09-28	TC	-7.8
2015-02-14	AO	9.1	2018-09-30	AO	-7.2
2015-06-15	AO	10.4	2019-03-05	AO	7.2
2015-06-19	AO	16.0	2019-03-29	TC	-7.1
2015-06-25	TC	8.5	2019-09-07	AO	-11.3
2015-07-06	AO	14.8	2019-09-22	AO	-9.7
2015-07-31	AO	-19.1	2020-01-31	LS	-7.4
2015-08-22	AO	11.5	2020-02-22	LS	-9.3
2015-11-06	AO	7.9	2020-02-24	LS	9.3
2015-12-28	AO	11.8	2020-02-25	TC	-7.5
2016-04-30	AO	-11.9	2020-02-28	TC	-9.9
2016-08-31	AO	-7.3	2020-03-02	TC	7.5
2016-09-30	AO	-9.9	2020-09-30	TC	-7.2
2017-03-31	AO	-16.6	2021-01-07	TC	-7.8
2018-07-31	AO	-7.0			

## 다. 월간 변동의 조정

앞서 구한 주간 변동조정 및 달력·특이항 조정된 일별 고속도로통행량을 SIL로 분해한 결과는 <그림 IV-43>과 같다. <그림 IV-43>의 조정된 일별 고속도로통행량(data)에서 월간 변동(seasonal)을 제거하여 조정된 계열을 작성하였다. SIL의 월간 변동을 구하는 계절평활화 모수  $\gamma_{(31)}$ 는 51로 정했다. <그림 IV-44>는 일별 데이터를 월의 1~31일 별로 정리하여 SIL로 평활화한 결과이다.

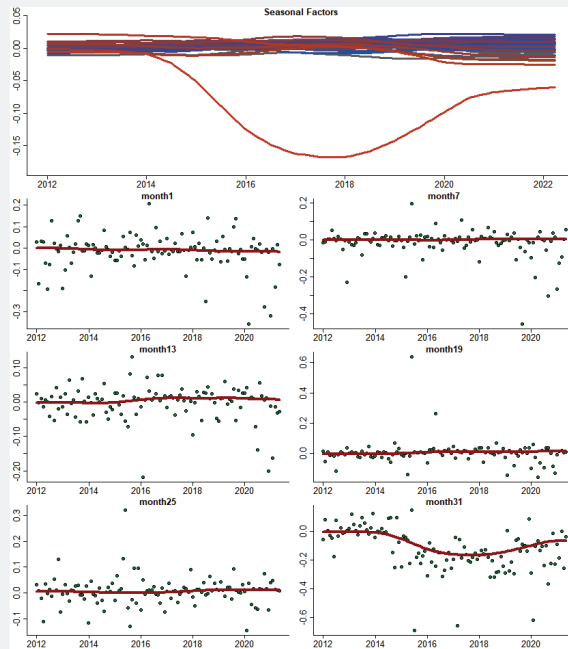
〈그림 IV-4-3〉

일별 고속도로통행량의 월간 변동 계절조정





〈그림 IV-4-4〉 일별 고속도로통행량의 월간 계절·불규칙변동의 평활화

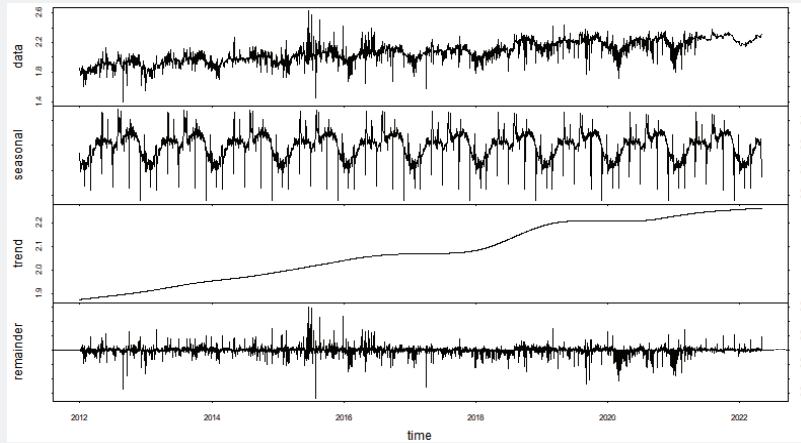


## 라. 연간 변동의 조정

주간 변동, 달력 변동, 특이항과 월간 변동이 조정된 일별 고속도로통행량을 SIL로 분해한 결과는 <그림 IV-4-5>와 같다. 최종 계절변동조정계열은 <그림 IV-4-5>의 조정된 일별 고속도로통행량(data)에서 연간 변동(seasonal)을 제거한 시계열에 특이항을 더하여 구한다. <그림 IV-4-6>은 연간 일별로 데이터를 정리해서 SIL로 평활화한 결과인데 연간 변동을 구하는 계절평활화 모수  $\gamma_{(365)}$ 는 15이다.

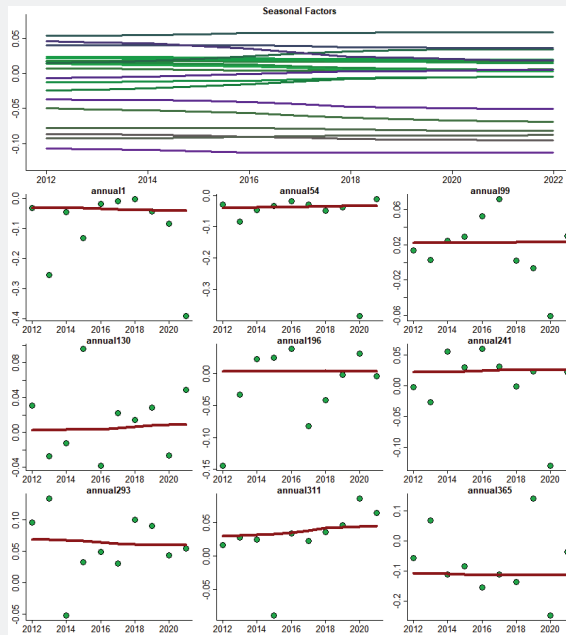
<그림 IV-4-5>

일별 고속도로통행량의 연간 변동의 계절조정



<그림 IV-4-6>

일별 고속도로통행량의 연간 계절·불규칙변동의 평활화

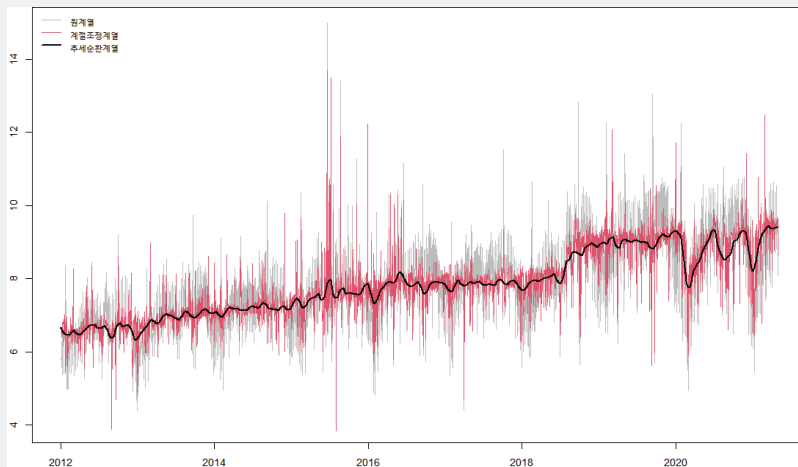


### 마. 계절조정 결과

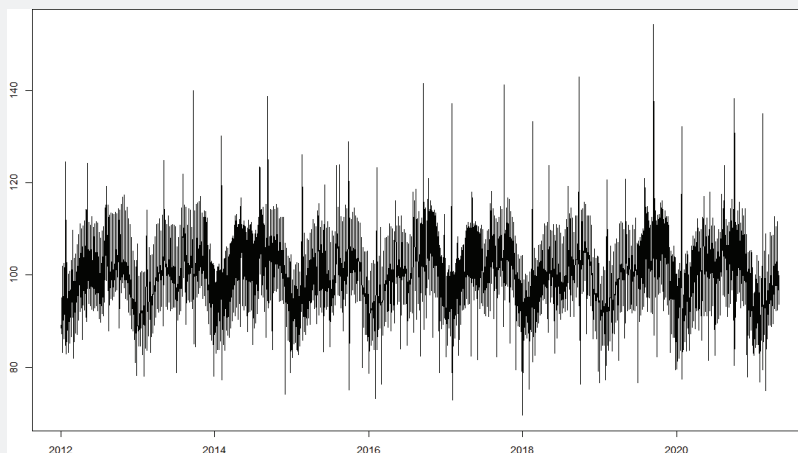
앞서 4단계에 걸쳐 작성된 일별 고속도로통행량의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열은 <그림 IV-4-7>과 같다. 이를 보면 원계열보다 계절조정계열과 추세순환계열이 일별 고

속도로통행량의 기초적 흐름을 더 잘 보여주고 있다. 계절·달력 변동은 <그림 IV-4-8>과 같다. <그림 IV-4-9>는 계절·달력 변동, 주간 변동, 달력 변동, 월간 변동과 연간 변동의 상자그림이고, <그림 IV-4-10>은 2013년의 전체 계절·달력 변동, 주간 변동, 달력 변동, 월간 변동과 연간 변동을 순서대로 그린 것이다. 이를 보면 전체 계절·달력 변동 중 연간 변동과 주간 변동의 영향력이 큰 것을 알 수 있다. 달력 변동을 보면 설과 추석의 시점에 양의 영향력이 가장 크게 나타났다. 월간 변동은 그 영향력은 작지만, 월초와 월말이 작고 월중이 큰 모습을 보인다. 연간 변동은 여름 휴가철에 크고 나머지는 작은 모습을 보였다.

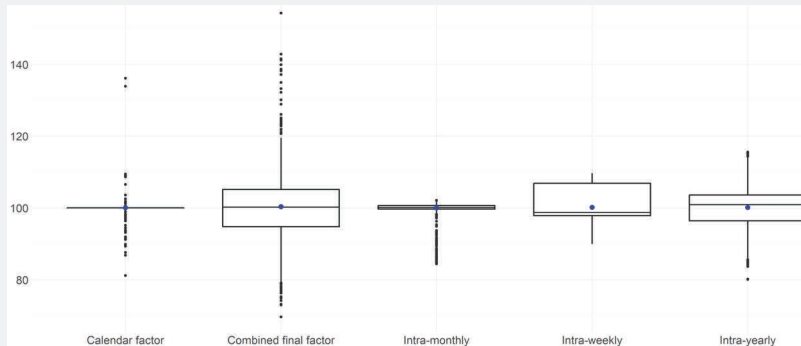
<그림 IV-4-7> 일별 고속도로통행량의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열



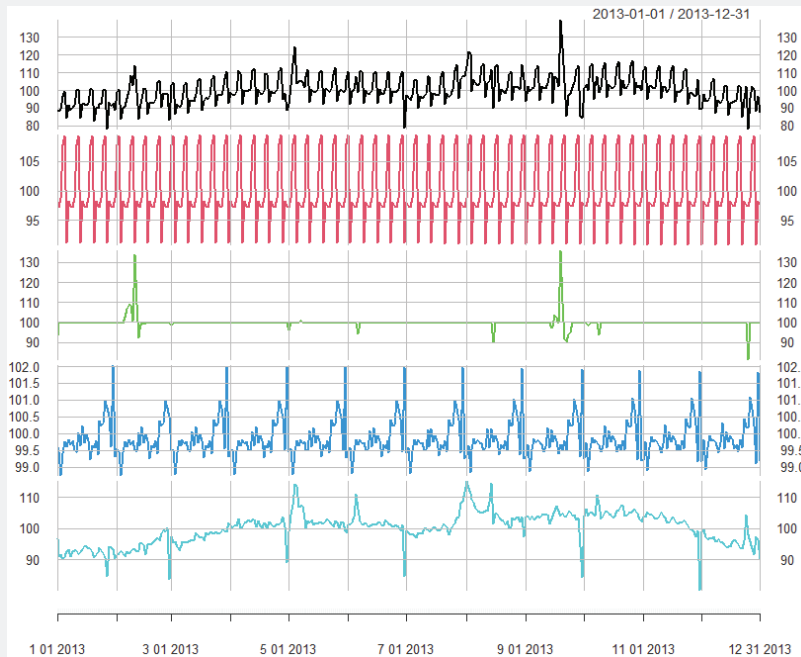
<그림 IV-4-8> 일별 고속도로통행량의 계절·달력 변동



<그림 IV-4-9> 일별 고속도로통행량의 계절·달력 변동의 상자그림



<그림 IV-4-10> 2013년 일별 고속도로통행량의 계절·달력 변동

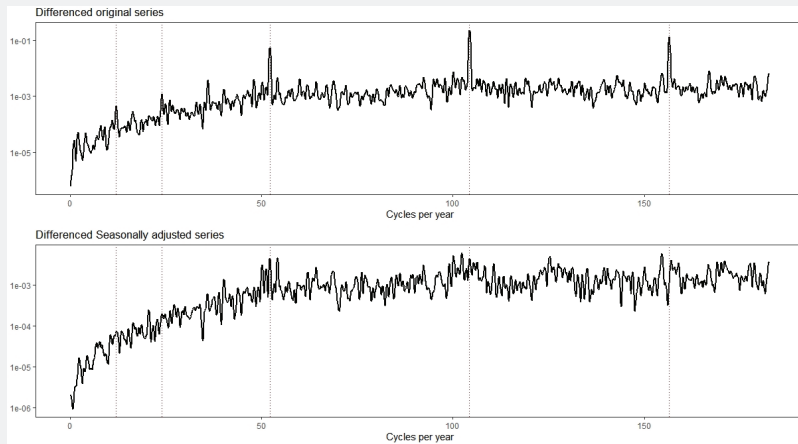


## 바. 계절조정 결과의 점검

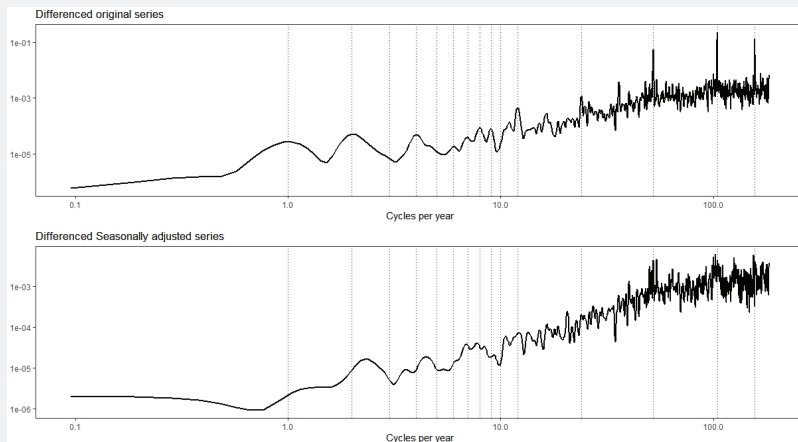
일별 고속도로통행량 계절조정의 적합성을 파악하기 위해서 원계열과 계절조정계열의 차분 계열에 대해 스펙트럼 분석을 하였다. <그림 IV-4-11>을 보면 원계열은 주간 변동 주파수에서 큰 값을 보이지만 계절조정계열은 해당 주파수에서 큰 값을 보이지 않았다. 주파수를 로그로 변환하여 스펙트럼을 다시 그린 <그림 IV-4-12>를 보면 원계열은 연간 변동

주파수의 일부 주파수에서 큰 값을 보이지만 계절조정계열은 동 주파수에서 큰 값을 보이지 않았다. 월간 변동 주파수에서 원계열과 계절조정계열 모두 의미 있는 큰 값을 보이지 않았다. 따라서 원계열의 계절변동이 계절조정계열에서 적절히 제거된 것으로 보인다.

〈그림 IV-4-11〉 일별 고속도로통행량 원계열 및 계절조정계열의 차분의 스펙트럼



〈그림 IV-4-12〉 일별 고속도로통행량의 로그변환 원계열 및 계절조정계열의 차분의 스펙트럼



## 5. 서울 지하철이용량의 계절조정

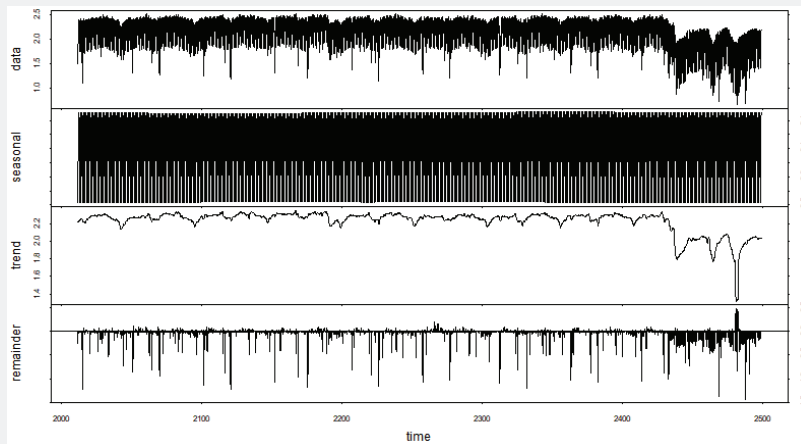
일별 서울 지하철이용량의 계절조정은 로그가법모형을 기반으로 주간 변동조정, 달력조정, 월간 변동조정과 연간 변동조정의 4단계로 진행되었다.

### 가. 주간 변동의 조정

일별 서울 지하철이용량을 추세순환변동, 주간 변동, 불규칙변동으로 구성되었다고 가정하고, STL로 분해하였는데 그 결과는 <그림 IV-5-1>과 같다. 주간 계절변동 조정계열은 <그림 IV-5-1>의 서울 지하철이용량(data)에서 주간 변동(seasonal)을 제거하여 작성된다. 일별 서울 지하철이용량을 요일별로 정리한 후 STL로 평활화한 결과는 <그림 IV-5-2>와 같다. 주간 계절평활화 모수  $\gamma_{(7)}$ 는 151로 정했다.

<그림 IV-5-1>

일별 서울 지하철이용량 주간 변동의 계절조정

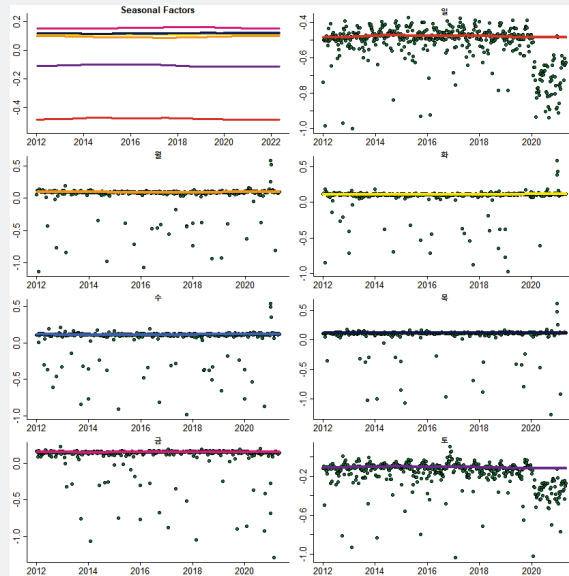


### 나. 달력 및 특이항 조정

주간 계절조정 서울 지하철이용량을 RegARIMA모형으로 추정한 결과는 <표 IV-5-1>과 같다. 이를 보면 AICc 기준으로 24개 항의 sin, cos 함수와 설·추석 전후 3일이 포함된 모형이 선택되었다. 특이항을 식별한 결과는 <표 IV-5-2>와 같다.

〈그림 IV-5-2〉

주간 변동의 계절·불규칙변동의 평활화



〈표 IV-5-1〉

조정된 일별 서울 지하철이용량의 RegARIMA모형

변수명	계수값	t값	변수명	계수값	t값	변수명	계수값	t값
ar1	0.3700	13.4	sine11-365	-0.0002	-0.1	신정	-0.8786	-40.9
ar2	-0.6310	-31.7	cosine11-365	-0.0014	-0.5	삼일절	-0.5110	-22.6
ar3	-0.2657	-13.1	sine12-365	-0.0058	-2.4	근로자의 날	-0.2500	-11.7
ar4	-0.3069	-17.9	cosine12-365	-0.0097	-3.9	어린이날	-0.4611	-17.2
ar5	-0.2934	-15.7	sine13-365	-0.0010	-0.4	현충일	-0.4858	-21.4
ma1	-1.1000	-50.2	cosine13-365	-0.0028	-1.2	광복절	-0.5488	-24.2
ma2	0.7481	24.3	sine14-365	-0.0045	-2.1	개천절	-0.3788	-16.4
drift	-0.0001	-0.2	cosine14-365	-0.0033	-1.6	한글날	-0.3747	-17.5
sine1-365	0.0019	0.1	sine15-365	0.0004	0.2	성탄절	-0.5271	-24.5
cosine1-365	0.0122	0.4	cosine15-365	0.0014	0.7	부처님오신날	-0.3813	-12.9
sine2-365	-0.0338	-2.4	sine16-365	-0.0023	-1.2	선거일	-0.4652	-19.3
cosine2-365	-0.0168	-1.2	cosine16-365	-0.0007	-0.3	임시대체 휴일	-0.3402	-15.7
sine3-365	0.0073	0.8	sine17-365	-0.0001	-0.1	설날	-1.0872	-56.6
cosine3-365	-0.0109	-1.1	cosine17-365	-0.0044	-2.4	설날 후 1일	-0.6750	-35.2
sine4-365	-0.0038	-0.5	sine18-365	0.0004	0.2	설날 후 2일	-0.2615	-13.3
cosine4-365	0.0022	0.3	cosine18-365	-0.0011	-0.6	설날 후 3일	-0.0466	-2.4
sine5-365	-0.0038	-0.7	sine19-365	-0.0026	-1.6	설날 전 1일	-0.9027	-47.1
cosine5-365	-0.0047	-0.8	cosine19-365	-0.0002	-0.1	설날 전 2일	-0.1496	-7.8
sine6-365	0.0055	1.1	sine20-365	0.0015	1.0	설날 전 3일	-0.0360	-1.9
cosine6-365	-0.0003	-0.1	cosine20-365	-0.0045	-2.9	추석	-0.9789	-48.3
sine7-365	-0.0095	-2.3	sine21-365	-0.0034	-2.3	추석 후 1일	-0.8084	-39.9
cosine7-365	-0.0017	-0.4	cosine21-365	-0.0029	-1.9	추석 후 2일	-0.2986	-13.3
sine8-365	0.0006	0.2	sine22-365	0.0028	1.9	추석 후 3일	-0.1198	-5.9
cosine8-365	0.0007	0.2	cosine22-365	-0.0008	-0.5	추석 전 1일	-0.7210	-35.3
sine9-365	-0.0027	-0.8	sine23-365	0.0009	0.6	추석 전 2일	-0.0926	-4.5
cosine9-365	-0.0033	-1.0	cosine23-365	-0.0009	-0.7	추석 전 3일	0.0016	0.1
sine10-365	0.0001	0.0	sine24-365	-0.0059	-4.4			
cosine10-365	-0.0038	-1.3	cosine24-365	-0.0052	-3.8			

<표 IV-5-2>

조정된 일별 서울 지하철이용량의 특이항

발생일	특이항 형태	t값	발생일	특이항 형태	t값
2012-01-21	AO	-9.8	2018-09-23	AO	13.8
2012-01-22	AO	13.9	2019-02-02	TC	-8.0
2012-01-23	TC	-9.2	2019-02-07	AO	8.0
2012-01-24	AO	-9.4	2019-05-06	AO	-17.0
2012-04-21	TC	-7.3	2019-09-06	TC	-7.3
2012-08-28	AO	-12.8	2019-09-07	AO	-15.4
2012-09-30	AO	17.3	2019-09-12	AO	-8.1
2012-10-01	LS	-7.5	2019-09-13	LS	8.5
2012-10-09	AO	14.2	2019-09-14	TC	13.4
2013-02-10	AO	19.2	2020-01-20	TC	7.7
2013-02-11	AO	-11.0	2020-01-24	LS	-11.5
2013-05-07	AO	11.9	2020-01-25	TC	8.6
2013-05-17	TC	-13.2	2020-01-26	AO	18.1
2013-09-18	TC	-10.2	2020-01-27	AO	-20.1
2014-01-30	TC	-7.0	2020-02-22	LS	-11.5
2014-08-14	AO	11.9	2020-03-01	AO	-9.3
2014-08-16	LS	-7.9	2020-04-27	LS	13.0
2014-09-06	AO	-8.3	2020-04-28	LS	-8.0
2014-09-07	AO	11.8	2020-04-29	TC	-10.0
2015-02-18	TC	-9.6	2020-04-30	AO	-19.8
2015-02-23	LS	7.8	2020-05-03	LS	7.0
2015-06-06	TC	-7.9	2020-05-05	LS	-16.7
2015-08-14	AO	-7.3	2020-05-06	LS	9.0
2015-09-26	TC	7.3	2020-05-07	TC	-8.0
2015-09-27	AO	17.7	2020-05-08	AO	7.9
2016-01-02	AO	-7.6	2020-07-12	AO	-8.9
2016-01-24	AO	-8.2	2020-08-15	LS	-7.9
2016-02-05	TC	-7.4	2020-08-16	TC	9.0
2016-02-06	AO	-9.5	2020-08-17	AO	-13.6
2016-02-07	AO	17.4	2020-08-22	LS	-7.5
2016-02-08	LS	-9.3	2020-09-30	TC	-16.0
2016-02-09	TC	-7.0	2020-10-01	AO	-12.9
2016-09-14	TC	-7.9	2020-10-04	LS	9.7
2017-01-01	AO	-7.1	2020-10-09	TC	-7.6
2017-01-27	LS	-7.5	2020-12-25	AO	-7.2
2017-01-28	TC	10.0	2020-12-28	AO	7.7
2017-01-29	AO	13.1	2021-01-01	TC	-7.5
2017-05-03	TC	-10.4	2021-01-04	LS	9.7
2017-05-09	AO	-13.1	2021-01-09	TC	-7.6
2017-05-10	LS	9.3	2021-01-10	AO	-7.9
2017-10-03	AO	7.8	2021-02-12	AO	-10.9
2018-05-19	LS	7.3	2021-02-13	TC	8.4
2018-05-21	TC	-8.0	2021-03-01	AO	-13.0
2018-05-22	AO	-17.4			

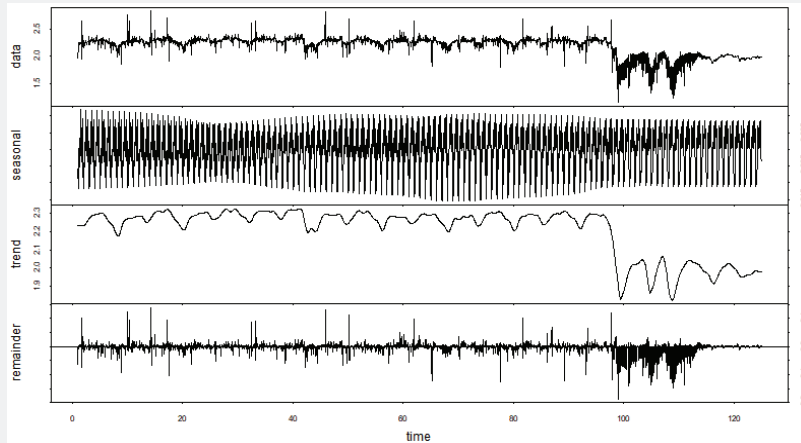
다. 월간 변동의 조정

앞서 구한 주간 변동 및 달력·특이항이 조정된 일별 서울 지하철이용량을 SIL로 분해한 결과는 <그림 IV-5-3>과 같다. <그림 IV-5-3>의 조정된 일별 서울 지하철이용량(data)에

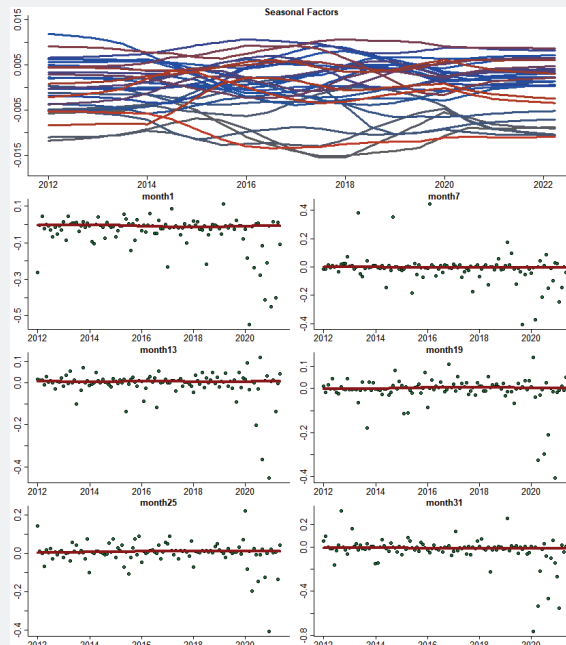


서 월간 변동(seasonal)을 제거하여 월간 변동이 조정된 계열을 작성할 수 있다. <그림 IV-5-4>는 일별 데이터를 월의 1~31일 별로 정리하여 STL로 평활화한 결과이다. 이때 월간 변동을 구하는 계절평활화 모수  $\gamma_{(31)}$ 는 51로 정했다.

<그림 IV-5-3> 일별 서울 지하철이용량의 월간 변동 계절조정



<그림 IV-5-4> 일별 서울 지하철이용량의 월간 계절·불규칙변동의 평활화

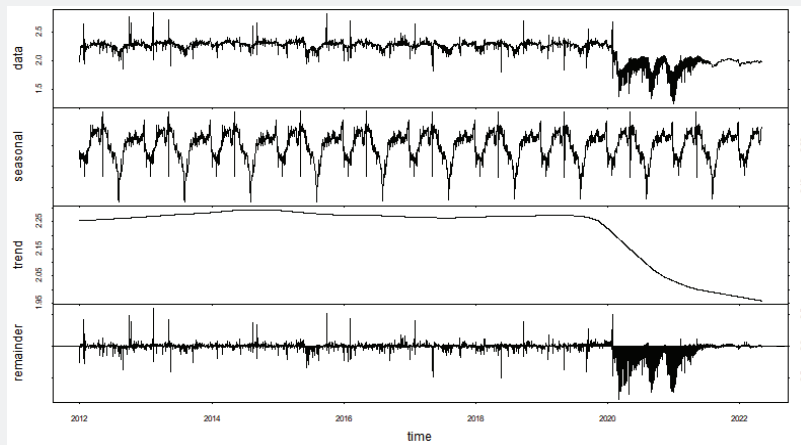


## 라. 연간 변동의 조정

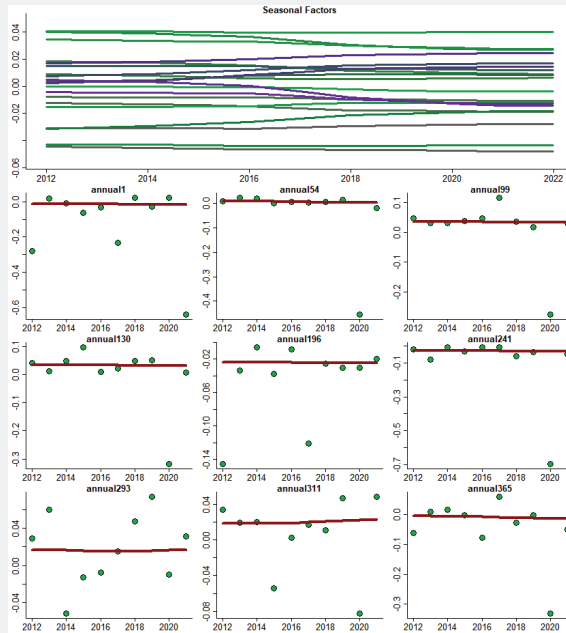
주간 변동, 달력 변동, 특이항과 월간 변동이 조정된 일별 서울 지하철이용량을 STL로 분해한 결과는 <그림 IV-5-5>와 같다. 최종 계절변동조정계열은 <그림 IV-5-5>의 조정된 일별 서울 지하철이용량(data)에서 연간 변동(seasonal)을 제거한 계열에 특이항을 더해서 구한다. <그림 IV-5-6>은 연간 일별로 데이터를 정리해서 평활화한 결과이다. 여기서 연간 변동을 구하는 계절평활화 모수  $\gamma_{(365)}$ 는 15이다.

<그림 IV-5-5>

일별 서울 지하철이용량의 연간 변동의 계절조정



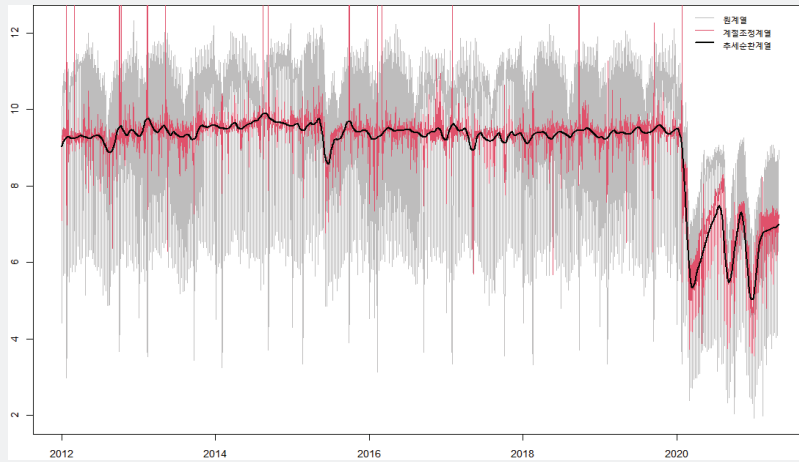
〈그림 IV-5-6〉 일별 서울 지하철이용량의 연간 계절·불규칙변동의 평활화



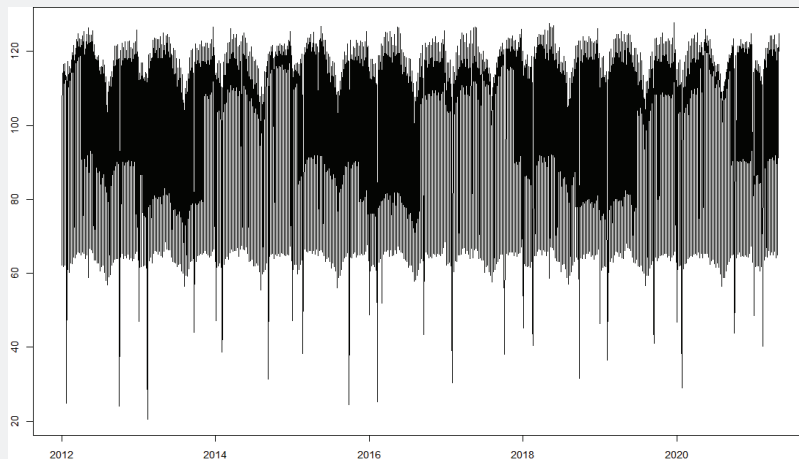
## 마. 계절조정 결과

앞서 4단계에 걸쳐 작성된 일별 서울 지하철이용량의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열은 <그림 IV-5-7>과 같다. 이를 보면 계절조정계열과 추세순환계열이 원계열보다 일별 서울 지하철이용량의 기초적 흐름을 더 잘 보여주고 있다. 계절·달력변동은 <그림 IV-5-8>과 같으며, 일별 원계열을 계절·달력 변동으로 나누면 최종 일별 계절조정계열을 얻을 수 있다. <그림 IV-5-9>는 계절·달력 변동, 주간 변동, 달력 변동, 월간 변동과 연간 변동의 상자그림이고, <그림 IV-5-10>은 2013년의 전체 계절·달력 변동, 주간 변동, 달력 변동, 월간 변동과 연간 변동을 순서대로 그린 것이다. 이를 보면 연간 변동과 주간 변동의 영향력이 크게 나타났다. 달력 변동의 경우 설과 추석의 시점에 음(-)의 영향력이 가장 크게 나타났다. 월간 변동은 작지만, 월초와 월말이 작고 월중이 큰 모습을 보였다. 연간 변동은 여름 휴가철과 동절기에 작은 모습을 보였다.

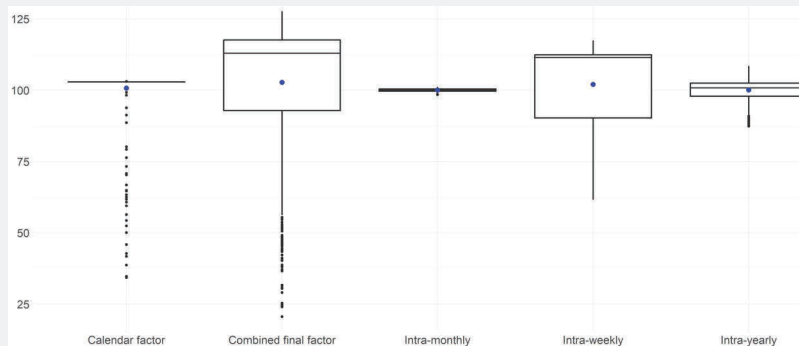
〈그림 IV-5-7〉 일별 서울 지하철이용량의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열



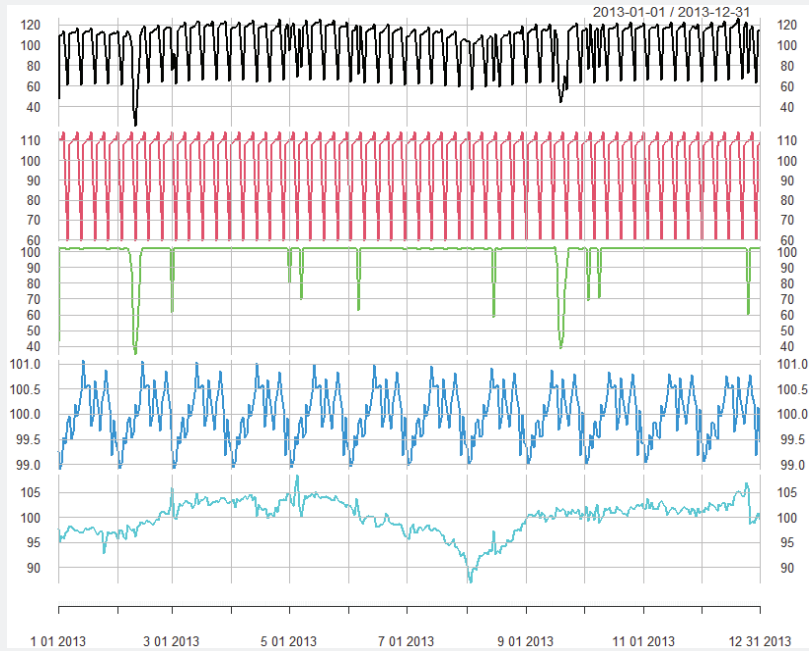
〈그림 IV-5-8〉 일별 서울 지하철이용량의 계절·달력 변동



〈그림 IV-5-9〉 일별 서울 지하철이용량의 계절·달력 변동의 상자그림



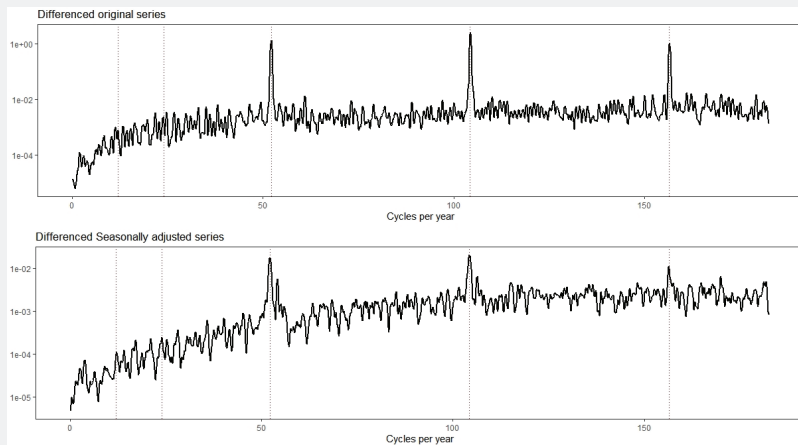
〈그림 IV-5-10〉 2013년 일별 서울 지하철이용량의 계절·달력 변동



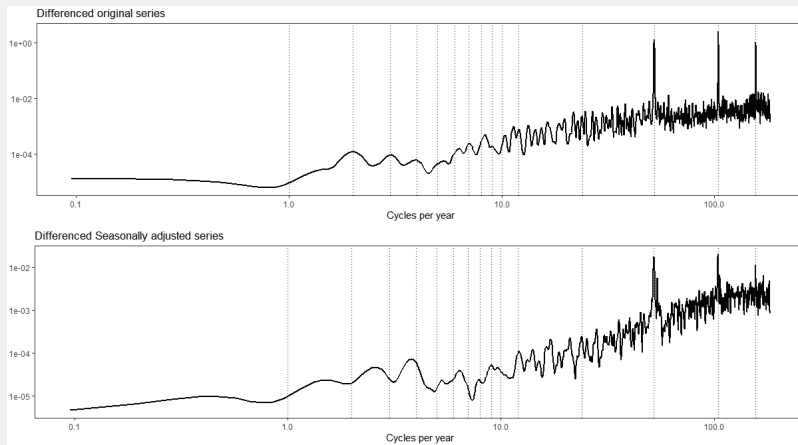
## 바. 계절조정 결과의 점검

일별 서울 지하철이용량 계절조정의 적합성을 파악하기 위해서 원계열과 계절조정계열의 차분 계열에 대해 스펙트럼 분석을 하였다. <그림 IV-5-11>을 보면 원계열은 주간 변동 주파수에서 큰 값을 보이지만 계절조정계열은 해당 주파수에서 큰 값을 보이지 않았다. <그림 IV-5-12>는 주파수를 로그로 변환하여 스펙트럼을 다시 그린 것인데 이를 보면 원계열의 스펙트럼은 연간 변동 주파수의 일부 주파수에서 큰 값을 보이지만 계절조정계열의 스펙트럼은 동 주파수에서 큰 값을 보이지 않았다. 월간 변동 주파수의 경우 원계열과 계절조정계열 모두 의미 있는 큰 값을 보이지 않았다. 따라서 원계열의 계절변동이 계절조정계열에서 적절히 제거된 것으로 보인다.

〈그림 IV-5-11〉 일별 서울 지하철이용량 원계열 및 계절조정계열의 차분의 스펙트럼



〈그림 IV-5-12〉 일별 서울 지하철이용량의 로그변환 원계열 및 계절조정계열의 차분의 스펙트럼



## V. 계절조정결과의 검토

### 1. 계절평활화 모수 변경에 따른 계절조정

일별 데이터의 계절조정에는 주간 변동, 월간 변동과 연간 변동 등 계절변동과 관련된 3 종류의 평활화 모수가 있고, 이 모수에 따라서 계절조정 결과가 달라진다. 본 연구에서는 주간 변동 계절평활화 모수는 151, 월간 계절평활화 모수는 51, 연간 계절평활화 모수는 15로 두고 기본 계절조정계열  $SA_{w_0} = SA_{(151, 51, 15)}$ 을 작성하였다. 본 절에서는 3개의 계절평활화 모수 중 하나의 계절평활화 모수를 변화시키고 나머지 모수는 그대로 둔 채 계절조정 후 작성된 계절조정계열 ( $SA_{w_i}$ ,  $w_1 = (w_1, 51, 15)$ ,  $w_2 = (151, w_2, 15)$ ,  $w_3 = (151, 51, w_3)$ )을 기본 계절조정계열  $SA_{w_0}$ 과 비교하였다. 첫째, 주간 변동 계절평활화 모수만을 151에서 50을 가감한 101, 201로 두고 계절조정한 계열 ( $SA_{w_1} = SA_{(w_1, 51, 15)}$ ,  $w_1 = (101, 201)$ )을 기본 계절조정계열  $SA_{w_0}$ 과 비교하였다. 둘째, 월간 변동 계절평활화 모수만을 51에서 12를 가감한 39, 63으로 하여 계절조정한 계열 ( $SA_{w_2} = SA_{(151, w_2, 15)}$ ,  $w_2 = (39, 63)$ )을 기본 계절조정계열  $SA_{w_0}$ 과 비교하였다. 마지막으로 연간 변동 계절평활화 모수만을 15에서 4를 가감한 11, 19로 두고 계절조정한 계열 ( $SA_{w_3} = SA_{(151, 51, w_3)}$ ,  $w_3 = (11, 19)$ )을 기본 계절조정계열  $SA_{w_0}$ 과 비교하였다. 계절평활화 모수를 달리하여 4개 일별 데이터를 계절조정 한 결과는 <그림 V-1-1>~<그림 V-1-4>와 같으며 계절평활화 모수를 달리해도 계절조정 계열 간 차이가 크지 않은 것으로 나타났다.

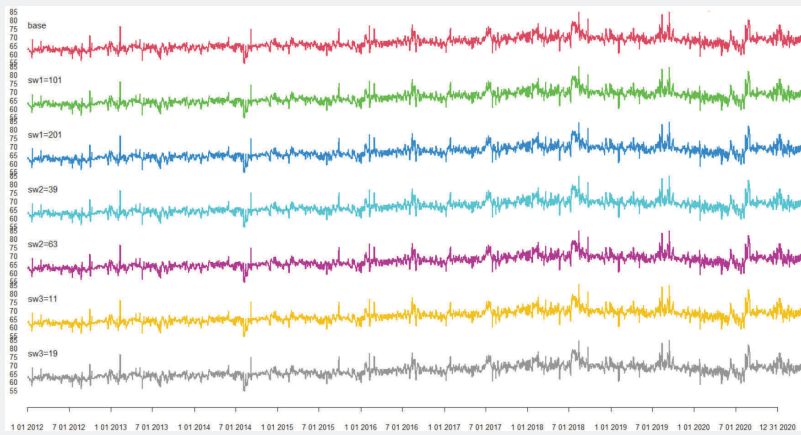
한편 주간 계절평활화 모수, 월간 계절평활화 모수와 연간 계절평활화 모수를 변화한 계절조정계열  $SA_{w_i}$ 과 기본 계절조정계열  $SA_{w_0}$  간 상대적 차이의 절댓값을 평균한  $RMAE$ 를 구해서 수치적 차이를 살펴보았다.

$$RMAE(w_i) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|SA_{t,w_i} - SA_{t,w_0}|}{SA_{t,w_0}} \times 100 \quad i = 1, 2, 3 \quad (11)$$

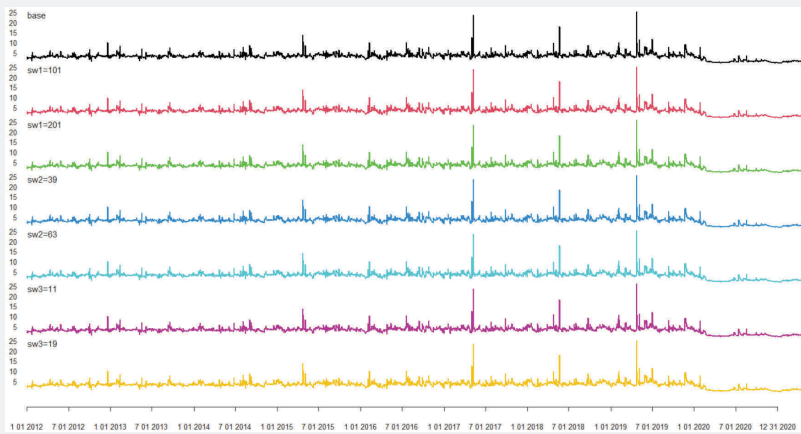
<표 V-1-1>은 주간 계절평활화 모수, 월간 계절평활화 모수와 연간 계절평활화 모수만을 각각 변화시키고 기본 계절조정계열과 비교하여 구한  $RMAE$ 인데 이를 보면 계절평활

화 모수를 달리해도 기본 계절조정계열과 대체로 1% 이내의 차이를 보이는 것으로 나타났다. 따라서 Ollech (2020)의 DSA에서 제안된 계절평활화 모수 근방의 값으로 계절조정하는 경우 계절평활화 모수가 조금 다르더라도 계절조정계열 간 차이가 크지 않다는 것을 알 수 있다.

〈그림 V-1-1〉 평활화모수를 달리한 일별 최대전력사용량의 계절조정

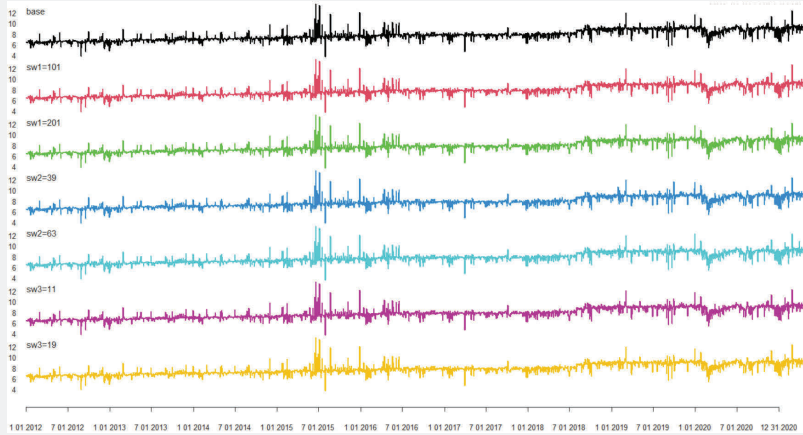


〈그림 V-1-2〉 평활화모수를 달리한 일별 영화매출액의 계절조정

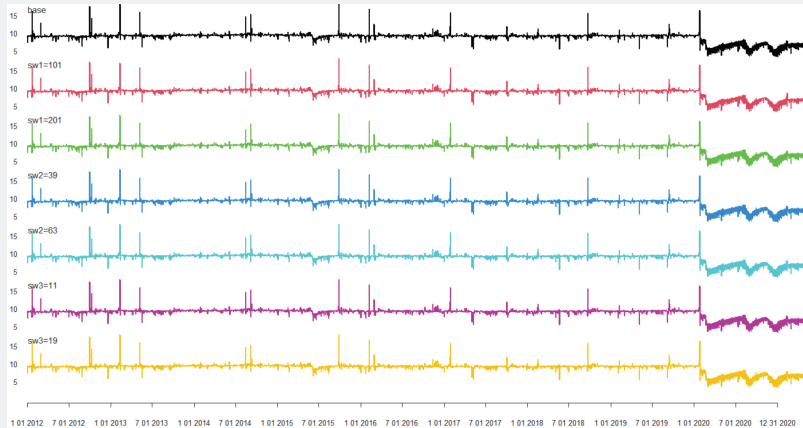




〈그림 V-1-3〉 평활화모수를 달리한 일별 고속도로통행량의 계절조정



〈그림 V-1-4〉 평활화모수를 달리한 일별 서울 지하철이용량의 계절조정



〈표 V-1-1〉 계절평활화 모수에 따른  $RAME(\%)$

	주간 계절평활화 모수		월간 계절평활화 모수		연간 계절평활화 모수	
	101	201	39	63	11	19
최대전력사용량	0.08	0.05	0.11	0.09	0.20	0.11
영화매출액	0.60	0.39	0.71	0.55	1.56	0.80
고속도로통행량	0.31	0.17	0.43	0.16	0.26	0.13
서울 지하철 이용량	0.43	0.09	0.09	0.06	0.16	0.09

## 2. 구간을 달리한 계절조정의 비교

일별 데이터의 계절조정의 안정성은 시계열의 구간을 달리하여 구한 계절조정계열이 얼마나 다른지 검토하여 구할 수 있다. X-13ARIMA-SEATS에서는 슬라이딩 스펠(sliding-span) 분석을 실시하여 계절조정계열의 안정성을 살펴보고 있다(U.S. Census Bureau, 2017).<sup>11)</sup>

<그림 V-2-1>~<그림 V-2-4>는 4개 일별 데이터의 시계열을 2012년~2017년, 2013년~2018년, 2014년~2019년, 2015년~2020년의 4개 구간으로 나누어 각각에 대해 계절조정을 실시한 결과이다. 이를 보면 구간을 달리한 계절조정계열 간 차이가 크지 않아 보인다.

서로 다른 시계열 구간에 대하여 실시한 계절조정계열의 공통된 구간에 대한 계절·달력 변동의 차이를 수치로 비교하면 <표 V-2-1>과 같다. 이를 보면 계절·달력 변동의 상대적 차이가 3%를 초과하는 비율이 최대전력사용량, 고속도로통행량과 지하철 이용량의 경우 5% 이하로 나타나 계절조정이 안정적이라고 판단된다. 하지만 영화매출액의 경우 19.1%로 나타나 안정성이 낮기는 하지만 25%를 하회하므로 계절조정계열로 이용 가능할 것으로 보인다.

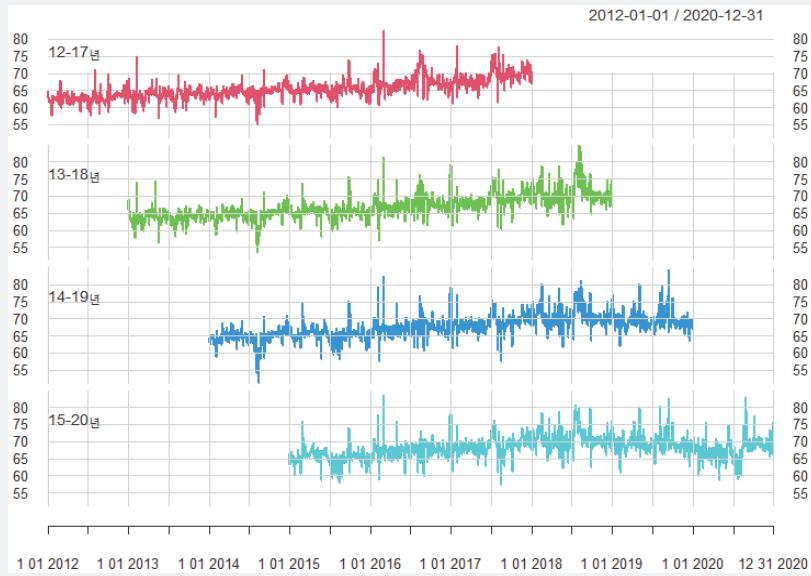
<표 V-2-1>

슬라이딩 스펠 분석 결과

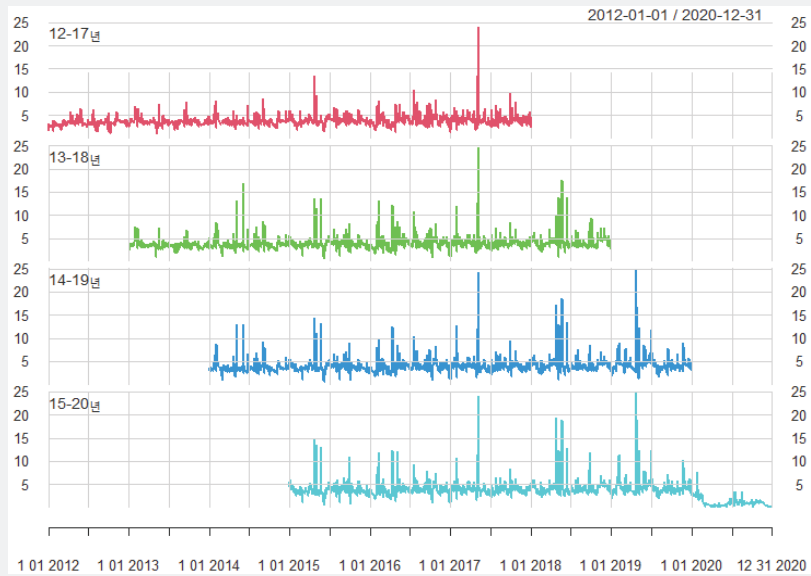
	계절·달력 변동	
	3% 초과 비율	증양값(%)
최대전력사용량	3.230	1.412
영화매출액	19.069	9.266
고속도로통행량	4.179	1.679
서울 지하철이용량	3.431	1.419

11) X-13의 슬라이딩 스펠 분석에서 구간을 달리하여 계절조정할 때 계절·달력 변동(또는 계절조정계열)의 동일 시점에서의 최댓값과 최솟값의 상대적 차이가 3% 이상인 비율이 15% 이내이면 '안정적'으로, 15~25% 이면 '어느 정도 만족'으로 계절조정계열의 안정성을 평가하고 있다.

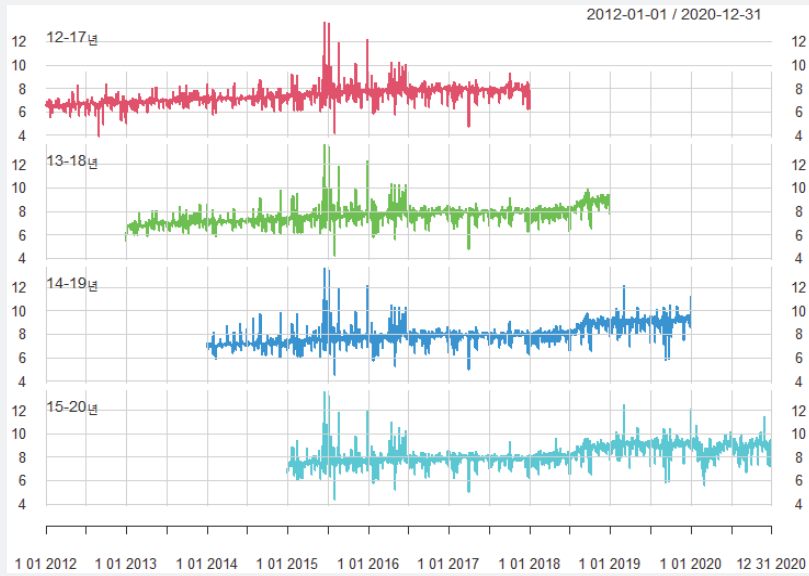
〈그림 V-2-1〉 구간을 달리한 일별 최대전력사용량의 계절조정



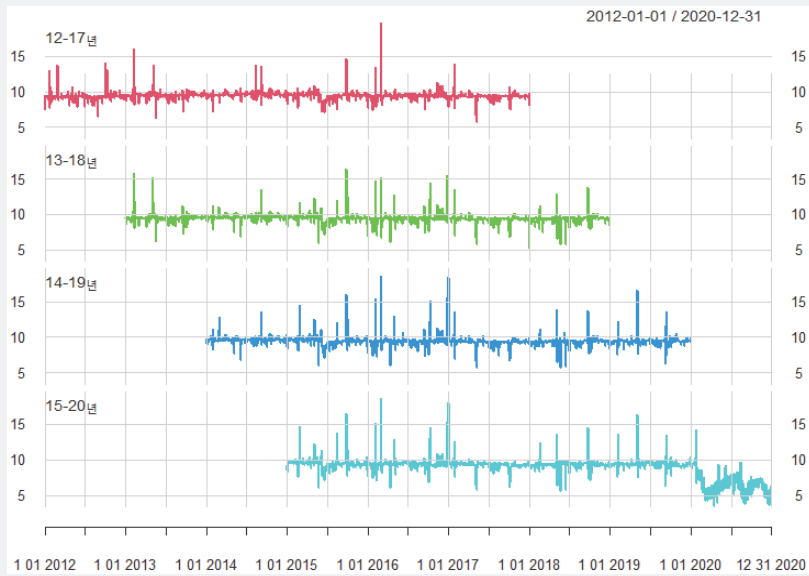
〈그림 V-2-2〉 구간을 달리한 일별 영화매출액의 계절조정



〈그림 V-2-3〉 구간을 달리한 일별 고속도로통행량의 계절조정



〈그림 V-2-4〉 구간을 달리한 일별 서울 지하철이용량의 계절조정

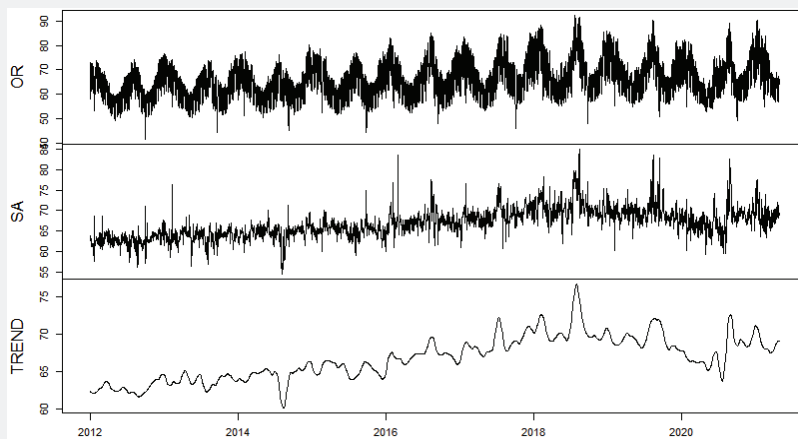


### 3. 일별 데이터의 분석

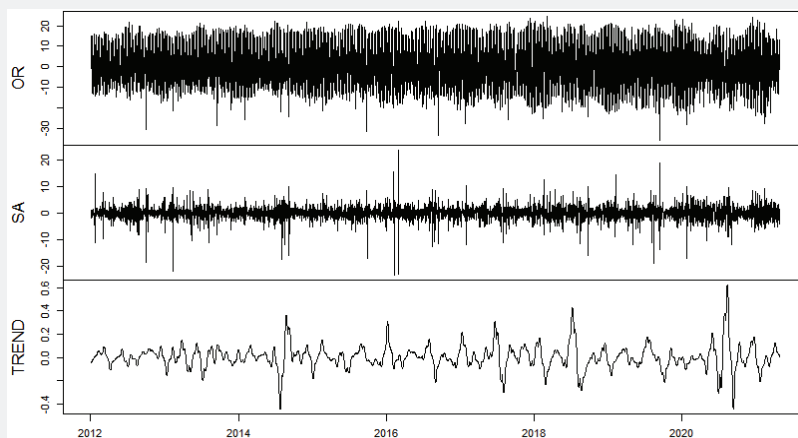
일별 데이터는 변동성이 커서 월·분기 데이터와 달리 계절조정계열의 전일 대비 증감률

이 의미 있는 신호를 주지 못한다. <그림 V-3-1>~<그림 V-3-8>은 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열의 수준과 각각의 전일 대비 증감률을 나타낸다. 데이터 수준의 경우 원계열보다 계절조정계열과 추세순환계열이 일별 데이터의 기초적 흐름을 파악하는 데 유용하다. 계절조정계열의 전일 대비 증감률은 불규칙변동 및 특이항이 포함되어 있어 그 변동성이 크게 나타나므로 전일 대비 증감률로 데이터의 의미 있는 흐름을 보는데 제약이 있다. 이 경우 추세순환계열의 전일 대비 증감률을 이용하는 것이 유용한 것으로 판단된다.<sup>12)</sup>

<그림 V-3-1> 일별 최대전력사용량의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열

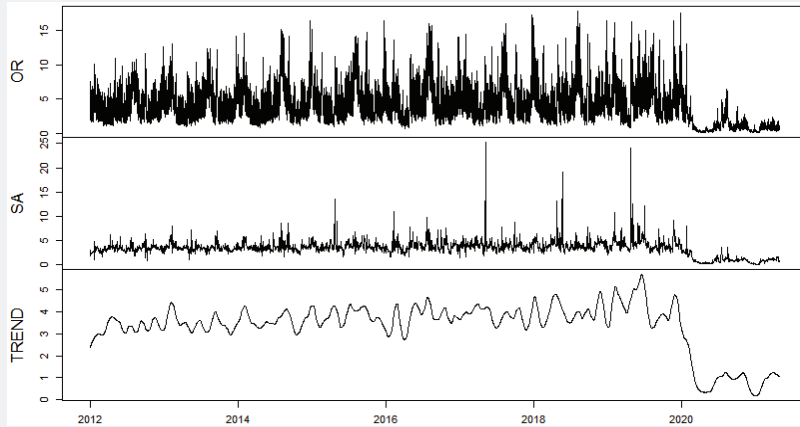


<그림 V-3-2> 일별 최대전력사용량의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열의 전일 대비 증감률

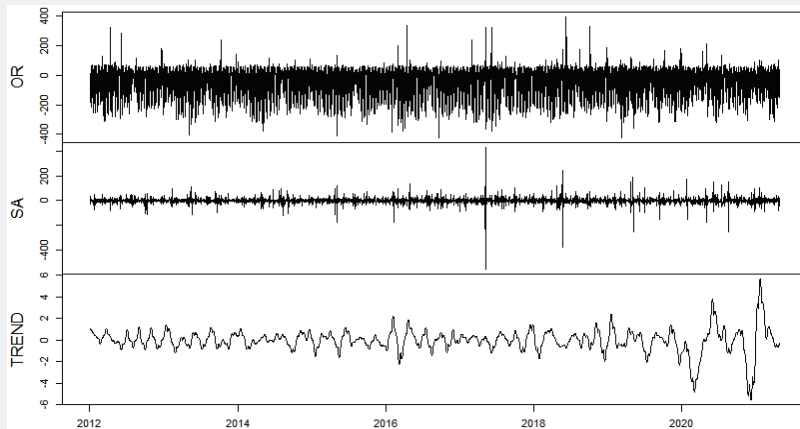


12) 추세순환계열의 전일 대비 증감률은 계절조정계열의 전일 대비 증감률보다 y축의 단위가 작다. 이는 추세순환계열의 전일 대비 증감률이 계절조정계열의 전일 대비 증감률보다 변동성이 작음을 의미한다.

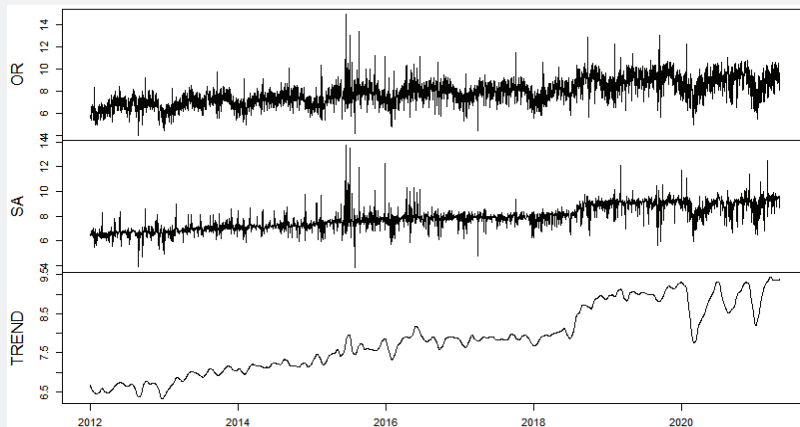
〈그림 V-3-3〉 일별 영화매출액의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열



〈그림 V-3-4〉 일별 영화매출액의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열의 전일 대비 증감률

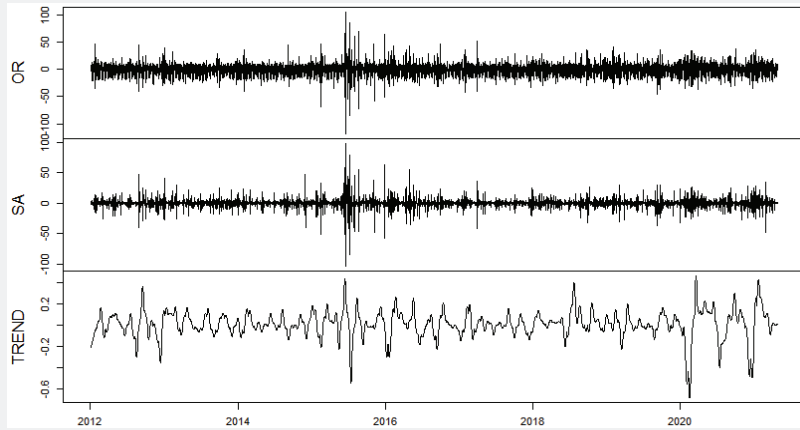


〈그림 V-3-5〉 일별 고속도로통행량의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열



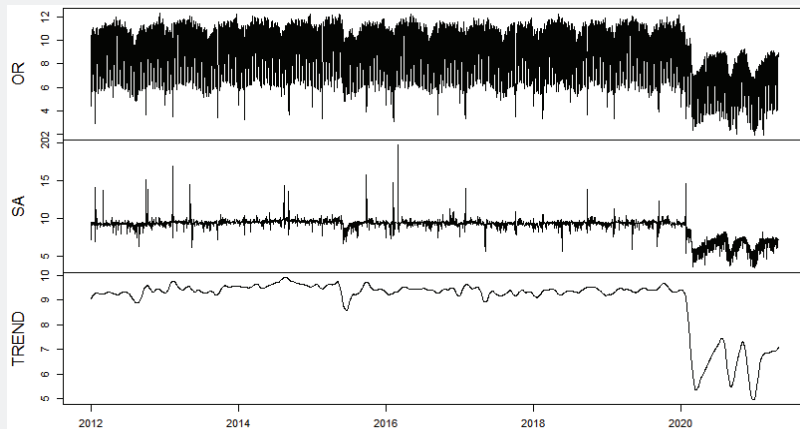
<그림 V-3-6>

일별 고속도로통행량의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열의 전일 대비 증감률



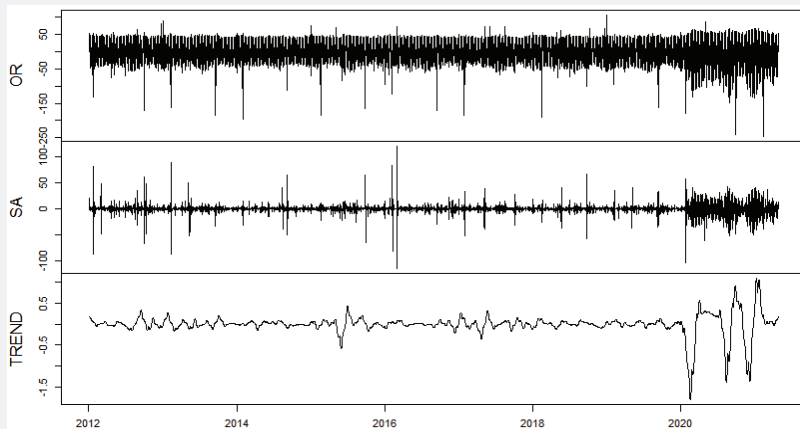
<그림 V-3-7>

일별 서울 지하철이용량의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열



<그림 V-3-8>

일별 서울 지하철이용량의 원계열, 계절조정계열과 추세순환계열의 전일 대비 증감률



## Ⅵ. 맺음말

경제 불확실성이 확대되면서 정책당국이 경제 상황을 보다 신속하게 파악할 필요성이 커지고 있다. 이를 위해서는 일별 데이터와 같은 고빈도(high frequency) 데이터의 수집과 분석이 필요하다. 일별 데이터는 주간·월간·연간 변동의 3개의 계절변동이 포함되어 이들을 제거하지 않으면 데이터의 기초적 움직임을 파악하기 어렵다. 하지만 아직 주요국 및 국제 기구 통계작성 기관들은 일별 데이터의 공식적 계절조정방법을 제시하지 않고 있다.

본 연구에서는 Ollech (2018)의 STL 기반 일별 데이터 계절조정방법을 우리나라의 명절과 공휴일을 감안하여 적용할 수 있는 DSA 방법을 제시하였다. 동 방법을 이용하여 우리나라 일별 데이터인 최대전력사용량, 영화매출액, 고속도로통행량과 서울 지하철이용량의 계절 조정을 실시하였다. 계절조정계열의 스펙트럼 분석 결과 계절조정계열들이 원계열과 달리 계절 주파수에서 유의하지 않아 4개 계열 모두 계절조정 결과가 적절한 것으로 판단된다.

계절조정계열은 원계열에서 보기 어려웠던 COVID-19 대유행 이후 급변하는 경제 상황을 보다 잘 관찰할 수 있는 것으로 나타났다. 아울러 계절 평활화모수를 달리하고, 구간을 달리하여 계절조정한 후 작성된 계절조정계열 간 비교한 결과, 계절조정계열 간 차이가 크지 않게 나타나 4개 일별 데이터의 계절조정이 안정적으로 이루어진 것으로 판단된다.

본 연구는 다음과 같은 측면에서 보완될 필요가 있다. 첫째, 우리나라 일별 데이터의 계절조정에서 Ladiray et al. (2018) 등이 연구한 X-11 방식을 적용하고 이를 STL과 비교하는 연구가 필요하다. X-11 필터는 월별, 분기별 데이터의 대표적인 계절조정 방법이며 유연성은 STL보다 부족하지만 월별, 분기별 데이터와의 일관성이 높을 수 있다. 둘째, 일별 데이터와 월별 데이터를 동시에 가지고 있는 경우 월별 데이터의 계절조정에서 요일구성변동, 공휴일변동, 명절변동의 조정을 일별 데이터를 바탕으로 정교하게 추정할 수 있을 것으로 판단되므로 이에 관한 연구가 필요하다. 셋째, STL에서는 계절 평활화모수를 선택할 때 계절진단그래프를 바탕으로 선택한다. X-11필터의 길이를 선택할 때 계절변동과 불규칙변동의 비를 바탕으로 한 GMSR을 이용하는 것과 같이 STL에서도 객관적인 계절 평활화모수 선택 기준을 마련할 필요가 있다.

빅데이터 시대를 맞이하여 일별 데이터 등 고빈도 데이터가 급증하고 있다. 우리나라 통계작성 당국은 이러한 일별 데이터를 효과적으로 이용할 수 있도록 우리나라에 적합한 계절조정방법과 계절조정계열의 작성 절차 등을 마련할 필요가 있다. 우리나라 통계작성 당국은 일별 데이터의 계절조정을 기반으로 경제 상황을 더 빠르게 파악할 수 있는 새로운



통계를 작성할 수 있을 것으로 판단된다.

일별 데이터의 경우 변동성이 커서 통계작성 당국이 통계로 공표하기에는 제약이 있다. 통계작성 당국은 통계작성·공표보다 경제모니터링과 기존 월별, 분기별 통계 보완에 우선 활용하는 것이 바람직하다. 또한, 일별 데이터를 종합하여 경제 상황을 파악하는 지수 작성 등에 계절조정계열을 이용할 필요도 있다. 일별 데이터의 계절조정에 대한 통계이용자의 이해도가 높아지고 국제기구에서 일별 데이터의 계절조정방법 등이 정립된다면 일별 데이터의 계절조정계열도 공표 가능할 것으로 보인다. 마지막으로 일별 데이터의 활용도를 높이기 위한 계절조정 연구를 지속하여 이와 관련된 국제적인 논의에 선도적으로 참여할 필요가 있다.

## 참고문헌

- 이궁희, “한국경제시계열의 계절조정방법 - X-12 ARIMA법을 중심으로”, *경제 분석* 4(1), 205-242, 1998.
- 이궁희, “우리나라 경제통계의 계절조정 현황과 주요 쟁점”, *응용통계연구*, 29(1), 205-220, 2016.
- 이궁희, “STL을 이용한 우리나라 시계열의 계절조정”, *통계연구* 26(2), 31-51, 2021.
- 통계청, “모바일 빅데이터 기반 『코로나 19 발생 전후 인구 이동』 분석 결과”, 통계청, 2020.
- Chen, C. and L.-M. Liu, “Joint Estimation of Model Parameters and Outlier Effects in Time Series”, *Journal of the American Statistical Association*, 88 (421), 284-297, 1993.
- Cleveland R. B., Cleveland, W. S., McRae, J. E., and Terpenning, I., “STL: A Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based On Loess”, *Journal of Official Statistics*, 6(1), 3-73, 1990.
- Cleveland, W.S., and Devlin, S.J., “Locally Weighted Regression Analysis by Local Fitting”, *Journal of American Statistical Association*, 83, 596-610, 1988.
- Findley David F., Brian C. Monsell, Holly B. Shulman and Marian G. Pugh,x “Sliding-Spans Diagnostics for Seasonal and Related Adjustments”, *Journal of the American Statistical Association*, 85:410, 345-355, 1990.
- Hyndman, R. J. and Y. Khandakar, “Automatic Time Series Forecasting: The forecast Package for R”, *Journal of Statistical Software*, 27 (3), 1-22, 2008.
- Ladiray, D. ,Mazzi, G., Palate, G. Proitti, T., “Seasonal Adjustment of Daily and Weekly Data”, *Handbook on Seasonal Adjustment*, Edited by G. L. Mazzi, co-edited by D. Ladiray, European Union, 2018.
- Lewis, D., K. Mertens, and J. Stock., “Monitoring Real Activity in Real Time: The Weekly Economic Index”, *Federal Reserve Bank of New York Liberty Street Economics*, March 30, 2020.
- McElroy, T. S., B. C. Monsell, R. J. Hutchinson, “Modeling of Holiday Effects and Seasonality in Daily Time Series”, *Working Paper, U.S. Census Bureau*, U.S. Department of Commerce, 2018.
- Ollech, D., “Seasonal Adjustment of Daily Time Series”, *Working Paper, Deutsche Bundesbank*

*Discussion Paper*, No. 41/2018, 2018.

- Ollech, D., “dsa: Seasonal Adjustment of Daily Time Series”, <https://CRAN.R-project.org/package=dsa>, 2020.
- U.S. Census Bureau, “X-13ARIMA-SEATS Reference Manual”, Version 1.1, *U.S. Census Bureau, U.S. Department of Commerce*, 2017.
- U.K. Office for National Statistics, “Economic Activity, Faster Indicators, UK: January 2020”.
- U.K. Office for National Statistics, “Coronavirus and the Latest Indicators for the UK Economy and Society Statistical bulletins”, 6 May, 2021.
- Woloszko, N., “Tracking Activity in Real Time with Google Trends”, *OECD Economics Department Working Papers*, No. 1634, OECD Publishing, Paris, 2021.
- Google, <https://www.google.com/covid19/mobility/>.
- Apple, <https://covid19.apple.com/mobility>.