

인삼 소비자물가지수에 대한 시계열 분석

권소연¹⁾, 황고운¹⁾

요약

소비자물가지수는 소비자가 구입하는 상품이나 서비스의 가격 변동을 나타내는 지수이다. 경제 전반에 걸친 소비자물가지수는 상승하고 있지만, 인삼은 계속해서 가격이 하락하고 있는 실태이다. 따라서 인삼 소비자물가지수의 데이터를 분석하여 실제로 인삼 소비자물가가 하락세로 이어지게 될 것인지 추세를 확인하고자 하였다. 2009년 1월부터 2024년 4월까지의 월별 시계열 데이터를 이용하였고, 로그 변환과 차분을 이용하여 정상성을 만족시켜 준 뒤, 모형의 예측과 검정을 통하여 ARIMA $2,1,0)(0,1,1)_2$ 모형을 최종모형으로 선택하였다. 해당 모형을 바탕으로 2025년 12월까지의 인삼 소비자물가지수를 추정하였을 때 12개월의 주기를 가지며 증가와 감소를 반복하고, 전체적으로는 감소할 것을 예측할 수 있었다.

주요용어 : 건강기능식품, 소비자 물가지수, 인삼

1. 서론

현재 고령인구 증가에 따라 건강을 유지하고 질병을 예방하는 것은 사회적으로 중요한 이슈로 대두되고 있다. 특히 개인의 삶에서 수명을 연장하고 노년기까지 건강하게 살기 위한 건강한 라이프스타일을 추구하는 경향이 나타남에 따라 건강 관련 제품 및 서비스에 대한 수요가 확대되었다. 식생활에서는 건강에 도움이 되는 식품들을 선호하게 되었으며, 건강기능식품에 대한 관심도 증가 추세이다. 식품 소비에 있어 소비자들은 일상적으로 섭취하는 음료에서도 높은 건강 기능을 요구하고 있다. (정윤희, 안영직, 2023)

식품의약품안전처에 따르면 건강기능식품 구매 목적으로 가장 큰 비율을 차지한 것은 59.7%로 ‘면역력 증진’이었다. 면역력 증진에 도움이 되는 것으로 인삼과 홍삼, 클로렐라가 대표적으로 손꼽히는데 그중에서도 인삼은 사포닌, 진세노사이드 등의 성분을 함유하고 있어 면역력 증진뿐만 아니라 폐 기능을 도우며 진액을 생성하고 안신작용 및 신기능을 높여 준다. 약리작용으로는 항암 면역, 항 스트레스, 피로회복, 신경세포 촉진 효과 등이 있고, 당뇨나 혈압에도 좋다. (황은주) 이러한 인삼은 나라마다 재배되고 있기는 하지만 우리나라가 세계적으로 인삼의 생육 최적지로 알려져 있어 우리나라의 대표 특산품이라고 할 수 있다. 행정안전부 국가기록원에 따르면 인삼의 품질을 평가하는 기준은 사포닌이 얼마나 함유되어 있는지를 보는 것인데, ‘전칠삼’ 1.10%, ‘죽절삼’ 1.03%인데 반해 우리 인삼은 1.45%로 다른 삼보다 월등히 높다. 또한 사포닌의 종류도 학기삼 14종, 전칠삼 15종에 비해 우리나라 인삼은 22종으로 제일 많다는 것을 알 수 있다.

인삼은 한국의 대표적인 건강기능식품 재료로써 활용되고 있고, 인삼 및 홍삼 농축액, 사탕, 고형차, 액상차, 침출차, 음료, 당절임 등 소비자의 편의성을 고려한 다양한 제품들도 출시되고 있다. 다만, 인삼은 주로 인삼 시장을 통해 매매하고 홍삼 가공 재료로 이용되어 구매를 위한 접근성이 떨어지며, 가공품 재료 외에는 활용도가 낮기 때문에 소비가 점점 감소되고 있다. (이지현, 장민선, 양해조, 최지원, 정성민, 2024) 또한 2023년 12월 5일에 방영된 KBS 뉴

1) 자연과학대학 정보통계학과

스에 따라 현재 1500년 이어져 온 인삼 산업이 붕괴할 수도 있다는 위기감이 커지고 있음을 알 수 있다. 모든 물가가 다 올랐으나 인삼만이 10년간 40%나 떨어지며 생산 농가도 크게 줄었기 때문이다.

소비자물가지수는 소비자가 구입하는 상품이나 서비스의 가격 변동을 나타내는 지수를 뜻하는데, 뉴시스의 기사에 따르면 소비자물가지수 또한 상승하고 있지만, 인삼은 계속해서 가격이 하락하는 것을 알 수 있다. 인삼의 소비도 줄고 소비자물가지수도 떨어지는 상황이 계속해서 지속된다면 생산 농가들이 떠나게 되면서 인삼 산업이 유지되지 못하고 붕괴될 수 있을 것으로 예상된다.

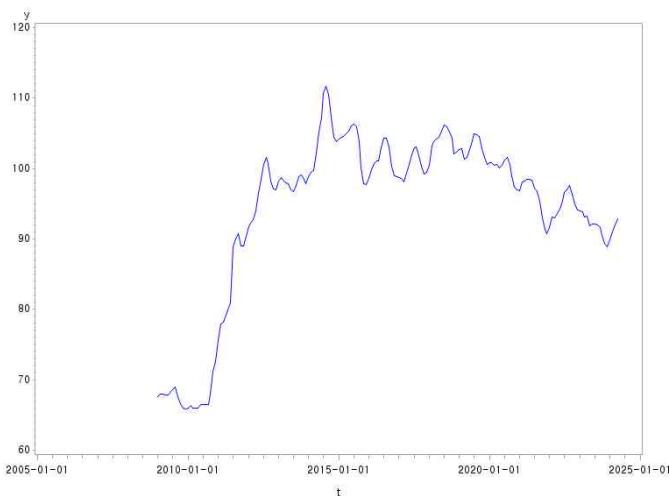
따라서 인삼 소비자물가지수의 데이터를 분석하여 실제로 인삼 소비자물가가 하락세로 이어지게 될 것인지 추세를 확인하고, 계속해서 하락하는 추세를 보인다면 우리나라의 대표 특산 품인 인삼 산업이 붕괴되는 최악의 상황이 발생할 수 있기에, 그에 따른 대응책을 강구하여 미리 대처할 수 있도록 유용한 정보를 제공하는 것이 본 연구의 목적이다.

2. 데이터 파악 및 모형 설정

2.1 원 데이터 분석

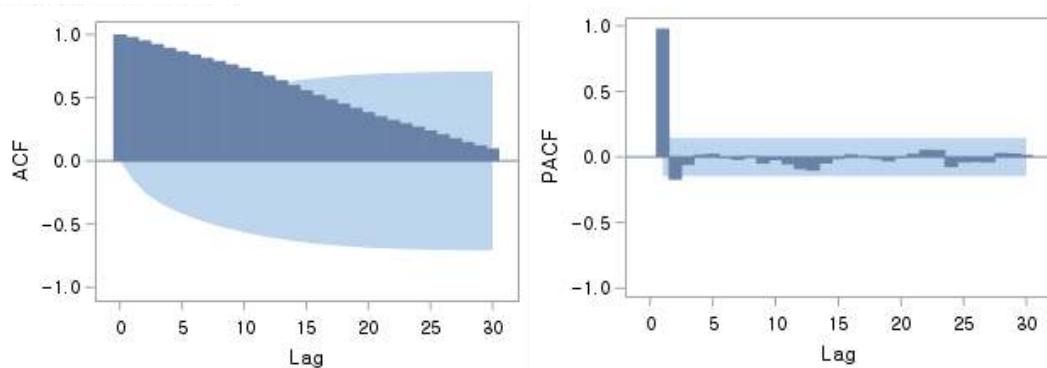
본 데이터는 통계청의 소비자물가조사를 통해서 얻어진 자료로서, 1975년 1월부터 매월 조사가 이루어졌다. 분석을 위하여 데이터 중 일부인 2009년 1월부터 2024년 4월까지의 184개의 값을 이용하였다. <그림 1>은 인삼 소비자물가지수의 시간에 따른 변화를 그래프를 통하여 시각적으로 나타낸 것으로, 해당 그래프를 보았을 때 2010년 초반부터 2012년도 상반기까지의 소비자물가지수는 꾸준히 증가하는 형태를 띈다. 그 이후부터는 증가와 감소를 반복하나 전체적으로 감소하는 추세를 보이는 것을 알 수 있다.

시계열 데이터의 형태를 분석하기 위한 ARIMA모형은 평균과 분산이 정상적인 즉 확률 변수의 평균과 분산이나 오차 분포의 평균이나 분산이 고정된 시계열 데이터에만 적용이 가능하다는 기본 가정이 위배되어서는 안 된다. 시간의 흐름에 따라 평균이 상승하거나 감소하는 추세가 없으며, 시간의 흐름에 따라 분산에 변화가 없어야 한다. (제갈돈·류지성, 1998) 하지만 해당 데이터의 경우에는 평균이 일정하지 않아 보이며, 시간의 흐름에 있어 변동의 폭에도 차이가 있어 보인다.



<그림 1> 인삼 소비자물가지수의 시계열 그림

실제로 평균이 정상성을 만족하는지를 확인하기 위해서는 자기상관함수(ACF)와 부분자기상관함수(PACF)의 그래프를 이용할 수 있다. 자기상관함수란 시간에 따른 상관정도를 나타내고, 부분자기상관함수란 서로 다른 두 시점 사이의 시점들의 효과를 제거한 후 상관정도를 나타낸다. <그림 2>는 원 데이터에 대한 ACF와 PACF로 ACF를 보았을 때 천천히 감소하는 형태를 보이는데, 이는 데이터가 평균이 일정하지 않다는 의미로 정상화를 위해서 추가적인 처리가 필요하다. 해당 데이터의 경우에는 분산의 비정상성을 보정하기 위하여 로그 변환을 이용할 수 있으며 평균의 비정상성을 보정하기 위해서는 차분을 이용할 수 있다.



<그림 2> 인삼 소비자물가지수의 ACF와 PACF

2.2 백색잡음 결정

데이터의 분석에 앞서 퍼트맨토우 검정을 통하여 해당 데이터가 백색잡음인지를 확인할 수 있다. 백색잡음이란 평균이 0이고 일정한 분산을 가지는 일련의 값으로, 각각의 값이 다른 시점의 값들과 독립적이다. 이러한 백색잡음은 정상성을 가지지만 데이터를 분석하는데 있어서 무의미하다는 특징을 가지기 때문에 의미 있는 데이터 분석을 위해서는 해당 데이터가 정상성을 가지면서 백색잡음이 아니어야 한다.

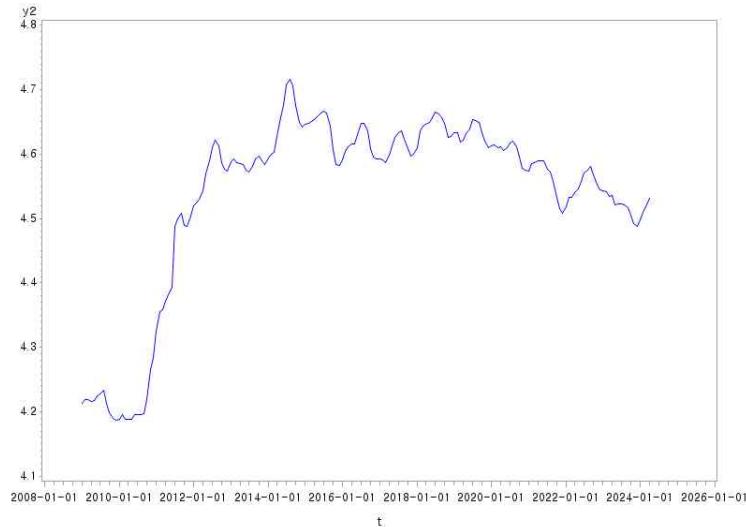
<표 1>은 퍼트맨토우 분석의 결과를 나타낸다. 모든 시점에 대해서 p 값이 매우 작은 값을 가지는 것을 확인할 수 있고 이를 통하여 해당 데이터가 백색잡음이 아니라고 할 수 있다.

<표 1> 원 데이터의 백색잡음 검정 결과

To Lag	Autocorrelation Check for White Noise								
	Chi-Square	DF	Pr >ChiSq	Autocorrelations					
6	945.70	6	<.0001	0.980	0.954	0.924	0.896	0.869	0.843
12	1607.59	12	<.0001	0.817	0.791	0.765	0.737	0.708	0.675
18	1971.35	18	<.0001	0.638	0.599	0.560	0.522	0.487	0.453
24	2121.75	24	<.0001	0.419	0.385	0.353	0.324	0.298	0.271
30	2161.48	30	<.0001	0.242	0.211	0.179	0.150	0.124	0.100

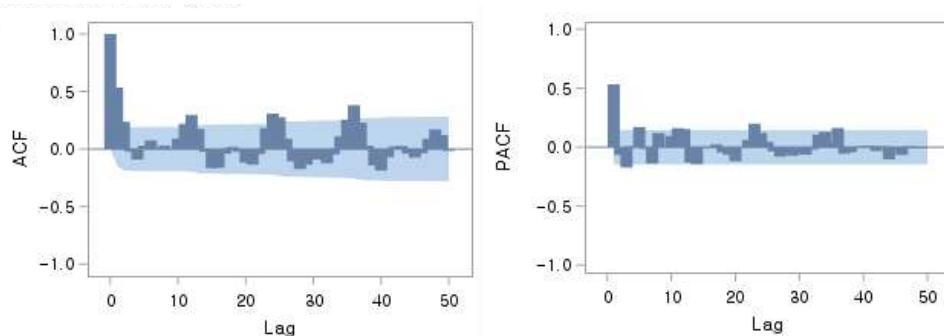
2.3 비정상시계열의 정상화

<그림 3>은 로그 변환된 데이터의 그림이다. 로그 변환 후 시계열 그래프가 원 데이터의 시계열 그래프에 비해 분산이 어느정도 안정화 되었음을 확인할 수 있다.



<그림 3> 로그 변환된 시계열 그림

<그림 4>는 1차 차분한 ACF와 PACF이다. <그림 4>의 ACF는 빠르게 감소하고 있으며, 12 시점마다 주기성을 볼 수 있다. <표 2>는 평균을 안정하게 만들기 위하여 로그 변환된 데이터를 1차 차분한 후 백색잡음을 한 검정 결과이다. 모든 시점에 대하여 p값이 매우 작으므로 1차 차분한 데이터가 백색잡음이 아님을 볼 수 있다. 따라서 1차 차분한 데이터는 분석하기에 적합하다고 판단된다.

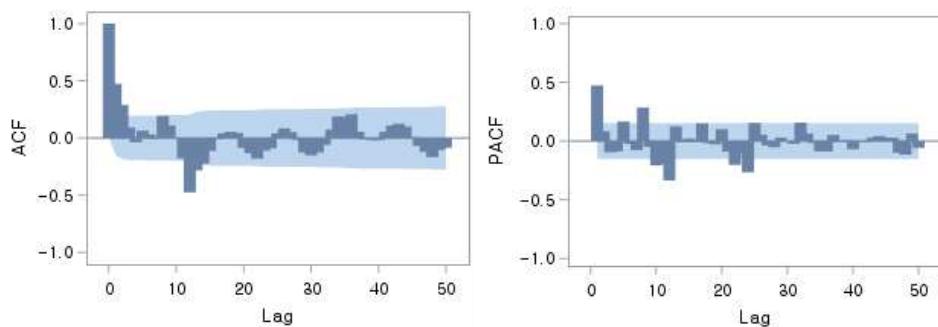


<그림 4> 1차 차분 후 ACF와 PACF

<표 2> 1차 차분 후 백색잡음 검정 결과

To Lag	Chi-Square	DF	Pr >ChiSq	Autocorrelations					
				0.534	0.238	-0.023	-0.092	0.028	0.075
6	66.46	6	<.0001						
12	95.30	12	<.0001	0.005	0.030	-0.004	0.091	0.220	0.298
18	112.96	18	<.0001	0.176	-0.024	-0.167	-0.163	-0.041	0.018
24	147.29	24	<.0001	-0.023	-0.117	-0.135	-0.043	0.182	0.307
30	180.48	30	<.0001	0.276	0.089	-0.109	-0.175	-0.136	-0.090
36	237.60	36	<.0001	-0.092	-0.124	-0.047	0.111	0.256	0.381
42	264.47	42	<.0001	0.229	0.028	-0.143	-0.188	-0.072	0.022
48	275.97	48	<.0001	0.026	-0.040	-0.075	-0.036	0.088	0.171

다만, 시점 12, 24, 36을 보면 그 값들이 빠르게 감소하고 있는 것으로 보이기도 하지만 천천히 감소하는 것으로도 볼 수 있다. 따라서 1차 차분 후 계절 차분을 시행할 필요가 있다고 판단하였고, 1차 차분과 계절 차분을 시행한 데이터의 ACF와 PACF는 <그림 5>와 같다. <표 3>은 1차 차분과 계절 차분한 데이터의 백색잡음을 검정한 결과이다. 모든 시점에 대하여 p 값이 매우 작으므로 백색잡음이 아님을 볼 수 있다. 따라서 1차 차분과 계절 차분한 데이터도 분석하기에 적합하다고 판단된다.



<그림 5> 1차 차분과 계절 차분 후 ACF와 PACF

<표 3> 1차 차분, 계절 차분 후 백색잡음 검정 결과

To Lag	Autocorrelation Check for White Noise								
	Chi-Square	DF	Pr >ChiSq	Autocorrelations					
6	56.29	6	<.0001	0.474	0.289	0.091	-0.037	0.064	0.031
12	113.20	12	<.0001	-0.006	0.194	0.110	0.001	-0.178	-0.475
18	140.98	18	<.0001	-0.284	-0.224	-0.112	-0.010	0.040	0.053
24	156.87	24	<.0001	0.045	-0.087	-0.133	-0.180	-0.111	-0.090
30	167.46	30	<.0001	0.042	0.084	0.051	-0.017	-0.127	-0.152

2.4 모형 식별

<그림 4>와 <그림 5>의 ACF와 PACF를 통해 인삼 소비자물가지수의 시계열 모형을 예측해 볼 수 있다. <그림 4>와 같이 일반 차분만 시행한 경우, 일반 모형의 ACF가 지수적으로 빠르게 감소하고 PACF가 1이 되는 시점 이후부터 절단되어 AR(1) 모형을 추정하였다. 또한 ACF는 1이 되는 시점 이후부터 절단되고 PACF도 1이 되는 시점 이후부터 절단되어 ARMA(1,1) 모형을 추정하였다. 계절의 ACF는 빠르게 감소하고 PACF는 12 또는 24 시점 이후부터 절단되어 주기가 12인 AR(1)과 AR(2)의 모형을 추정하였다. 따라서 ARIMA 1,1,0)(1,0,0)₁₂, ARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂, ARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂, ARIMA(2,1,0)(2,0,0)₁₂로 가정하였다.

<그림 5>와 같이 일반 차분 및 계절 차분을 시행한 경우, 일반 모형의 ACF는 지수적으로 빠르게 감소하고 PACF는 1이 되는 시점 이후부터 절단되어 AR(1) 모형을 추정하였다. 그래프상에서는 안보이지만 수치상으로는 PACF가 2가 되는 시점 이후에도 절단이 될 가능성이 있다고 판단하여, 비교의 정확성을 높이기 위해 AR(2) 모형도 추정하였다. 또한 ACF는 1이 되는 시점 이후부터 절단되고 PACF도 1이 되는 시점 이후부터 절단되어 ARMA(1,1) 모형을 추정하였다. 계절의 ACF는 12가 되는 시점 이후부터 절단되고 PACF가 지수적으로 빠르게 감소하여 주기가 12인 MA(1) 모형을 추정하였다. 따라서 ARIMA(1,1,0)(0,1,1)₁₂, ARIMA(2,1,0)(0,1,1)₁₂, ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂로 가정하였다.

3. 모형 비교 및 최종 모형

3.1 추정된 모형의 비교

<그림 4>를 보았을 때 1차 차분만을 진행하였을 때의 ACF가 12의 주기성이 있는 것을 확인할 수 있었다. 시점 12, 24, 36에 대해서 천천히 감소하는 것으로 판단할 수도 있기 때문에 일차 차분을 시행한 모형 및 일차 차분과 계절 차분을 함께 시행한 모형에 대해서 모형을 식별하였다. 추정된 모형들 중 적합한 모형을 찾기 위해서는 잔차가 백색잡음을 따르면서 정규성을 만족하고, 모형의 모수들이 유의한지 검정을 진행하여야 한다.

아래의 <표 4>는 일차 차분만을 시행한 모형인 ARIMA 1,1,0)(1,0,0)₂에 대해서 잔차가 백색잡음을 따르는지 알아보기 위하여 퍼트맨토우 검정을 한 결과이다. 시점 6, 24, 30, 36에서 유의확률이 0.05보다 작은 값을 가지고 있다. 따라서 모형의 잔차가 백색잡음이라는 귀무가설을 기각하기 때문에 적합한 모형이 아니라고 판단할 수 있다.

<표 4> ARIMA 1,1,0)(1,0,0)₂ 모형의 잔차 분석

To Lag	Chi-Square	DF	Pr >ChiSq	Autocorrelation Check of Residuals					
				Autocorrelations					
6	10.05	4	0.0395	0.003	0.072	-0.096	-0.164	0.081	0.073
12	16.85	10	0.0779	-0.102	0.124	-0.036	0.021	0.076	-0.041
18	23.44	16	0.1024	0.062	-0.078	-0.109	-0.080	0.034	0.058
24	35.40	22	0.0352	0.054	-0.088	-0.096	-0.137	0.095	0.095
30	45.60	28	0.0192	0.170	0.056	-0.073	-0.068	-0.064	-0.034
36	68.92	34	0.0004	-0.031	-0.103	-0.030	0.098	0.062	0.275

다음 <표 5>는 ARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂에 대해서 잔차가 백색잡음을 따르는지 알아보기 위하여 퍼트맨토우 검정을 한 결과이다. 시점 6, 36에서 유의확률이 0.05보다 작은 값을 가지고 있다. 따라서 모형의 잔차가 백색잡음이라는 귀무가설을 기각하기 때문에 적합한 모형이 아니라고 판단할 수 있다.

<표 5> ARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂ 모형의 잔차 분석

To Lag	Chi-Square	DF	Pr >ChiSq	Autocorrelation Check of Residuals					
				Autocorrelations					
6	8.21	3	0.0419	-0.022	0.094	-0.066	-0.128	0.085	0.077
12	15.96	9	0.0677	-0.099	0.157	-0.013	0.019	0.053	-0.049
18	21.56	15	0.1199	0.040	-0.076	-0.094	-0.088	0.050	0.034
24	30.02	21	0.0916	0.023	-0.061	-0.074	-0.133	0.092	-0.067
30	39.06	27	0.0626	0.165	0.044	-0.043	-0.044	-0.078	-0.052
36	58.30	33	0.0043	-0.015	-0.115	-0.013	0.110	0.046	0.238

다음 <표 6>은 ARIMA 1,1,1)(1,0,0)₂에 대해서 잔차가 백색잡음을 따르는지 알아보기 위하여 퍼트맨토우 검정을 한 결과이다. 시점 6, 24, 30, 36에서 유의확률이 0.05보다 작은 값을 가지고 있다. 따라서 모형의 잔차가 백색잡음이라는 귀무가설을 기각하기 때문에 적합한 모형이 아니라고 판단할 수 있다.

<표 6> ARIMA 1,1,1)(1,0,0)₂ 모형의 잔차 분석

To Lag	Chi-Square	DF	Pr >ChiSq	Autocorrelation Check of Residuals					
				Autocorrelations					
6	10.01	3	0.0185	0.000	0.075	-0.095	-0.163	0.081	0.073
12	16.83	9	0.0514	-0.102	0.125	-0.036	0.021	0.076	-0.041
18	23.39	15	0.0762	0.062	-0.078	-0.109	-0.080	0.033	0.057
24	35.25	21	0.0265	0.054	-0.088	-0.095	-0.137	0.096	0.094
30	45.37	27	0.0149	0.169	0.056	-0.073	-0.068	-0.064	-0.034
36	68.63	33	0.0003	-0.031	-0.103	-0.029	0.098	0.061	0.275

다음 <표 7>은 ARIMA(1,1,1)(2,0,0)₁₂에 대해서 잔차가 백색잡음을 따르는지 알아보기 위하여 퍼트맨토우 검정을 한 결과이다. 시점 6, 12, 30, 36에서 유의확률이 0.05보다 작은 값을 가지고 있다. 따라서 모형의 잔차가 백색잡음이라는 귀무가설을 기각하기 때문에 적합한 모형이 아니라고 판단할 수 있다.

<표 7> ARIMA(1,1,1)(2,0,0)₁₂ 모형의 잔차 분석

To Lag	Chi-Square	DF	Pr >ChiSq	Autocorrelation Check of Residuals					
				Autocorrelations					
6	8.08	2	0.0176	-0.004	0.072	-0.080	-0.136	0.083	0.075
12	15.66	8	0.0475	-0.097	0.156	-0.007	0.018	0.050	-0.052
18	21.49	14	0.0898	0.036	-0.077	-0.097	-0.087	0.055	0.040
24	29.91	20	0.0713	0.025	-0.059	-0.079	-0.132	0.086	-0.069
30	39.21	26	0.0466	0.166	0.051	-0.040	-0.045	-0.080	-0.053
36	58.67	32	0.0028	-0.018	-0.118	-0.014	0.110	0.052	0.236

아래 <표 8>, <표 9>, <표 10>은 일차차분과 계절차분을 시행한 모형인 ARIMA (1,1,0)(0,1,1)₁₂, ARIMA(2,1,0)(0,1,1)₁₂, ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂에 대해서 각각의 잔차가 백색잡음을 따르는지 알아보기 위하여 퍼트맨토우 검정을 한 결과이다. 세 모형 모두 시점 12에서 유의확률이 0.05보다 작은 값을 가지고 있지만, 시점 12를 제외한 모든 시점에서 유의확률이 0.05보다 큰 값을 가진다. 따라서 모형의 잔차가 백색잡음이라는 귀무가설을 채택할 수 있고 모두 적합한 모형이라고 할 수 있다.

<표 8> ARIMA(1,1,0)(0,1,1)₁₂ 모형의 잔차 분석

To Lag	Chi-Square	DF	Pr >ChiSq	Autocorrelation Check of Residuals					
				Autocorrelations					
6	8.75	4	0.0676	-0.086	0.173	0.007	-0.022	0.083	0.071
12	23.58	10	0.0088	-0.088	0.238	0.057	0.106	-0.050	-0.001
18	25.21	16	0.0662	-0.060	-0.001	-0.032	0.013	0.043	0.044
24	26.02	22	0.2506	0.027	0.037	-0.003	-0.021	-0.025	-0.031
30	28.30	28	0.4485	0.019	0.061	0.012	-0.004	-0.068	-0.046
36	58.67	32	0.0028	-0.018	-0.118	-0.014	0.110	0.052	0.236

<표 9> ARIMA 2,1,0)(0,1,1)₂ 모형의 잔차 분석

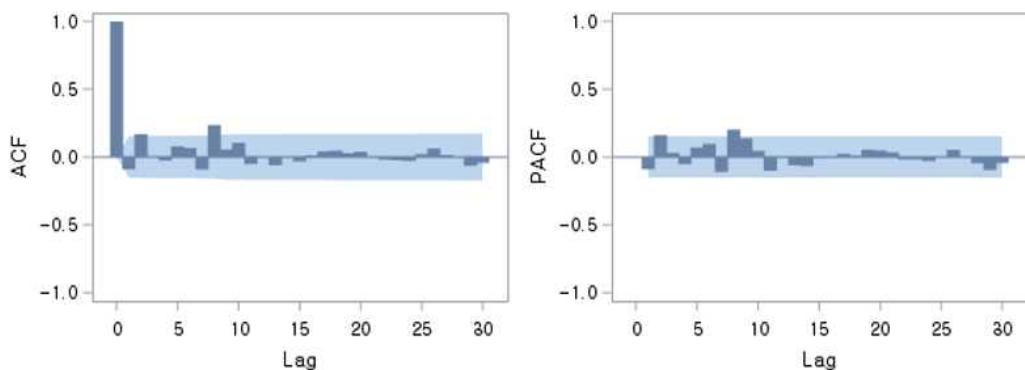
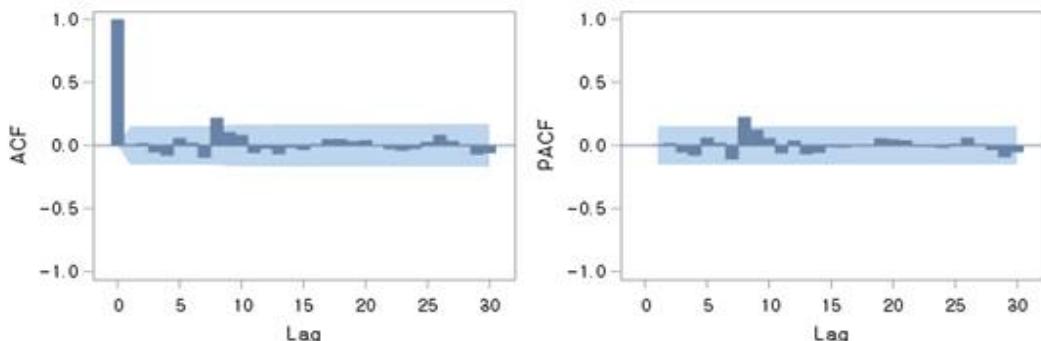
To Lag	Chi-Square	DF	Pr >ChiSq	Autocorrelation Check of Residuals					
				Autocorrelations					
6	2.48	3	0.4784	0.008	0.022	-0.054	-0.079	0.062	0.024
12	17.26	9	0.0448	-0.094	0.222	0.108	0.084	-0.061	-0.026
18	19.49	15	0.1926	-0.071	-0.018	-0.037	0.009	0.051	0.049
24	20.79	21	0.4720	0.033	0.041	-0.004	-0.031	-0.044	-0.030
30	24.60	27	0.5969	0.027	0.082	0.033	-0.008	-0.075	-0.065

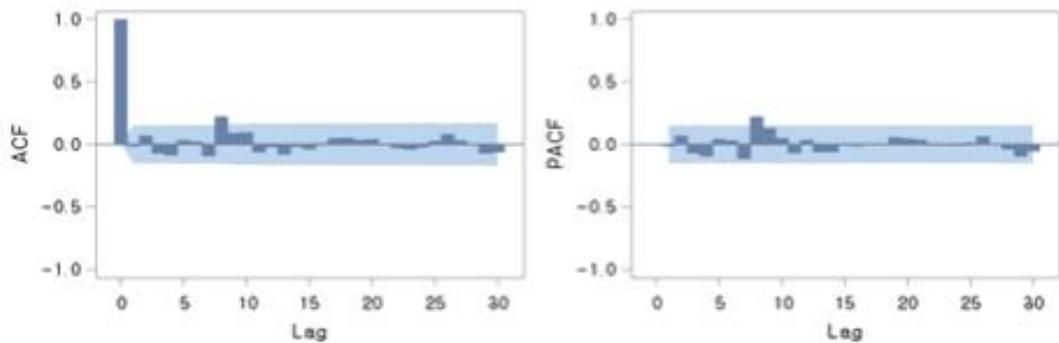
<표 10> ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂ 모형의 잔차 분석

To Lag	Chi-Square	DF	Pr >ChiSq	Autocorrelation Check of Residuals					
				Autocorrelations					
6	3.55	3	0.3148	-0.014	0.073	-0.072	-0.086	0.037	0.025
12	18.49	9	0.0299	-0.092	0.226	0.092	0.096	-0.065	-0.024
18	21.15	15	0.1321	-0.082	-0.021	-0.041	0.010	0.050	0.052
24	22.46	21	0.3733	0.035	0.040	-0.006	-0.032	-0.044	-0.027
30	26.39	27	0.4973	0.026	0.082	0.031	-0.006	-0.078	-0.068

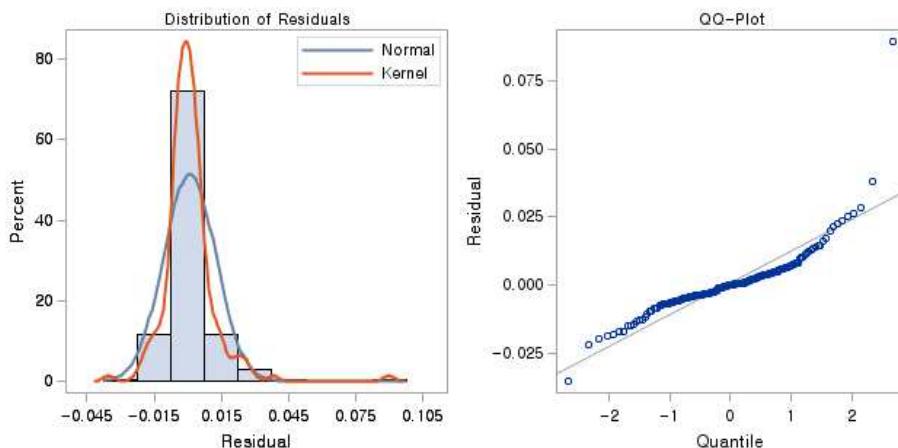
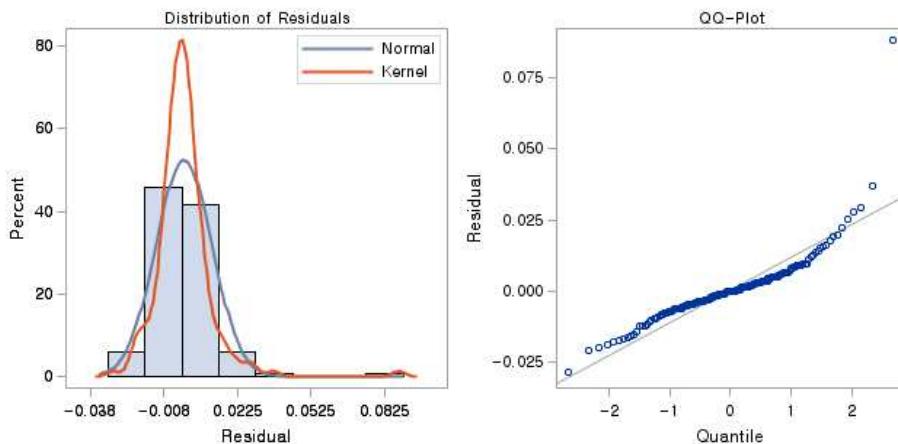
이후부터는 잔차분석 결과가 적합하다고 판단된 ARIMA 1,1,0)(0,1,1)₂ 모형과 ARIMA (2,1,0)(0,1,1)₁₂ 모형, ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂ 모형에 대해서만 추가적인 분석을 진행하였다.

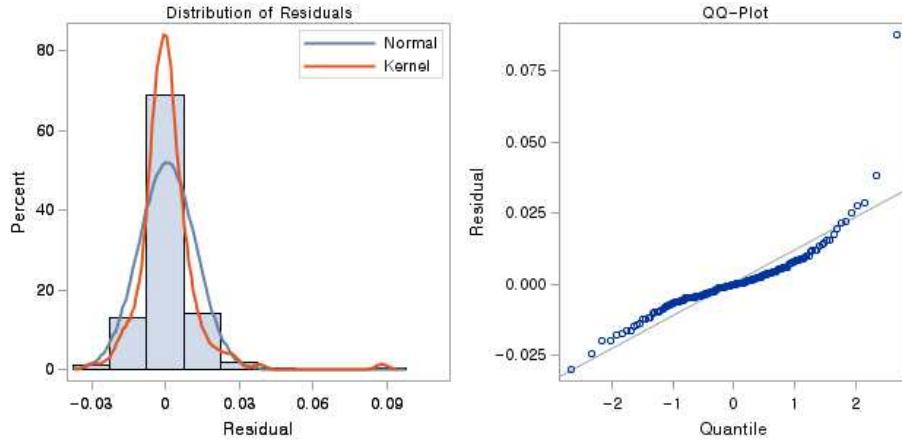
<그림 6>, <그림 7>, <그림 8>은 각각 ARIMA(1,1,0)(0,1,1)₁₂, ARIMA(2,1,0)(0,1,1)₁₂, ARIMA (1,1,1)(0,1,1)₁₂모형의 잔차에 대한 ACF와 PACF이다. 거의 모든 시점에서 유의수준 5%의 신뢰구간 안에 포함된 것을 볼 수 있다. 따라서 모형들의 잔차가 백색잡음을 따르며 적합한 모형이라고 할 수 있다.

<그림 6> ARIMA(1,1,0)(0,1,1)₁₂ 모형 잔차의 ACF와 PACF<그림 7> ARIMA(2,1,0)(0,1,1)₁₂ 모형 잔차의 ACF와 PACF

<그림 8> ARIMA $1,1,1)(0,1,1)_2$ 모형 잔차의 ACF와 PACF

<그림 9>, <그림 10>, <그림 11>은 ARIMA $1,1,0)(0,1,1)_2$ 모형과 ARIMA $(2,1,0)(0,1,1)_{12}$ 모형, ARIMA $(1,1,1)(0,1,1)_{12}$ 모형에 대한 잔차의 정규성을 확인할 수 있는 그래프이다. 잔차의 히스토그램을 보면 정규분포와 유사한 형태를 띠고 있으며, Q-Q plot에서도 잔차들이 추정된 직선으로부터 크게 벗어나지 않아 잔차들이 정규성을 만족함을 알 수 있다. 따라서 잔차들의 정규성 가정은 적절하다고 판단된다.

<그림 9> ARIMA $(1,1,0)(0,1,1)_{12}$ 모형의 잔차의 히스토그램과 Q-Q plot<그림 10> ARIMA $(2,1,0)(0,1,1)_{12}$ 모형의 잔차의 히스토그램과 Q-Q plot

<그림 11> ARIMA $1,1,1(0,1,1)_2$ 모형의 잔차의 히스토그램과 Q-Q plot

다음으로는 가장 적합한 모형을 찾기 위해 조건부 최소제곱 추정법을 이용하여 모수를 추정해 보았다. <표 11>은 ARIMA $1,1,0(0,1,1)_2$, <표 12>는 ARIMA $(2,1,0)(0,1,1)_{12}$, <표 13>은 ARIMA $(1,1,1)(0,1,1)_{12}$ 모형에 대한 모수의 유의성 검정 결과이다. 평균에 대한 유의성 검정을 실시한 결과, 유의확률이 각각 0.6273, 0.7105, 0.7228으로 유의수준 5% 하에서 ‘평균은 0이다’라는 귀무가설을 기각하지 못한다. 이와 같이 평균을 제외한 나머지 모수에 대한 유의성 검정을 실시한 결과, 각 모수들의 유의확률이 0.05보다 작아 ‘각 모수의 값은 0이다’라는 귀무가설을 기각하여 평균은 0이며 나머지 모수들은 모두 유의하다고 할 수 있다.

<표 11> ARIMA($1,1,0(0,1,1)_{12}$) 모형의 조건부 최소제곱 추정법

Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MU	-0.0001888	0.0003881	-0.49	0.6273	0
MA1,1	0.84131	0.04514	18.64	<.0001	12
AR1,1	0.46629	0.06831	6.83	<.0001	1

<표 12> ARIMA($(2,1,0)(0,1,1)_{12}$) 모형의 조건부 최소제곱 추정법

Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MU	-0.0001648	0.0004432	-0.37	0.7105	0
MA1,1	0.85494	0.04447	19.22	<.0001	12
AR1,1	0.37762	0.07608	4.96	<.0001	1
AR1,2	0.18822	0.07657	2.46	0.0150	2

<표 13> ARIMA($(1,1,1)(0,1,1)_{12}$) 모형의 조건부 최소제곱 추정법

Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MU	-0.0001615	0.0004543	-0.36	0.7228	0
MA1,1	0.31362	0.14715	2.13	0.0345	1
MA2,1	0.85473	0.04461	19.16	<.0001	12
AR1,1	0.70858	0.10962	6.46	<.0001	1

3.2 최종 모형

결론적으로 잔차의 퍼트맨토우 검정 결과 7개의 모형 중 ARIMA(1,1,0)(0,1,1)₂ 모형과 ARIMA(2,1,0)(0,1,1)₁₂ 모형, ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂ 모형의 잔차들이 백색잡음을 따라 이 모형들만이 적합한 모형임을 판단하였다. 이 세 모형을 가지고 추가적으로 모형들의 잔차에 대한 ACF와 PACF를 확인하여 적합한 모형임을 보였으며, 잔차의 히스토그램과 Q-Q plot을 통해 잔차의 정규성도 만족함을 확인할 수 있었다. 또한 모형의 조건부 최소제곱 추정법을 통해 평균은 0이고 나머지 모수들은 유의함을 볼 수 있었다. ARIMA(1,1,0)(0,1,1)₁₂, ARIMA(2,1,0)(0,1,1)₁₂, ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂ 모형 중 가장 적합한 모형을 결정하기 위한 모형 식별을 위해 통계량 AIC와 SBC 값으로 비교하였다. (신기일, 2013)에 의하면 두 통계량 값을 비교하여 AIC와 SBC를 작게 하는 모형을 선택하는 것이 적합하다.

<표 14>를 보면 ARIMA(2,1,0)(0,1,1)₁₂ 모형이 AIC와 SBC 모두 작은 값을 가진다는 것을 알 수 있다. 따라서 ARIMA(2,1,0)(0,1,1)₁₂ 모형을 최종 모형으로 선택하였다.

<표 14> 최종 모형의 AIC와 SBC 값

모형	AIC	SBC
ARIMA(1,1,0)(0,1,1) ₂	-1031.89	-1022.46
ARIMA(2,1,0)(0,1,1) ₁₂	-1035.92	-1023.35
ARIMA(1,1,1)(0,1,1) ₁₂	-1034.66	-1022.09

<표 15>의 추정된 모수의 값에 따른 최종 모형 식은 다음과 같다.

$$(1 - 0.37762 - 0.18822B^2)W_t = (1 - 0.85494B^{12})a_t$$

여기서 $Z'_t = \log(Z_t)$, $Y_t = Z'_t - Z'_{t-12}$, $W_t = Y_t - Y_{t-1}$, $a_t \sim iid(0, \sigma^2)$ 이다.

<표 15> 최종 모형 ARIMA(2,1,0)(0,1,1)₁₂의 모수 추정 결과

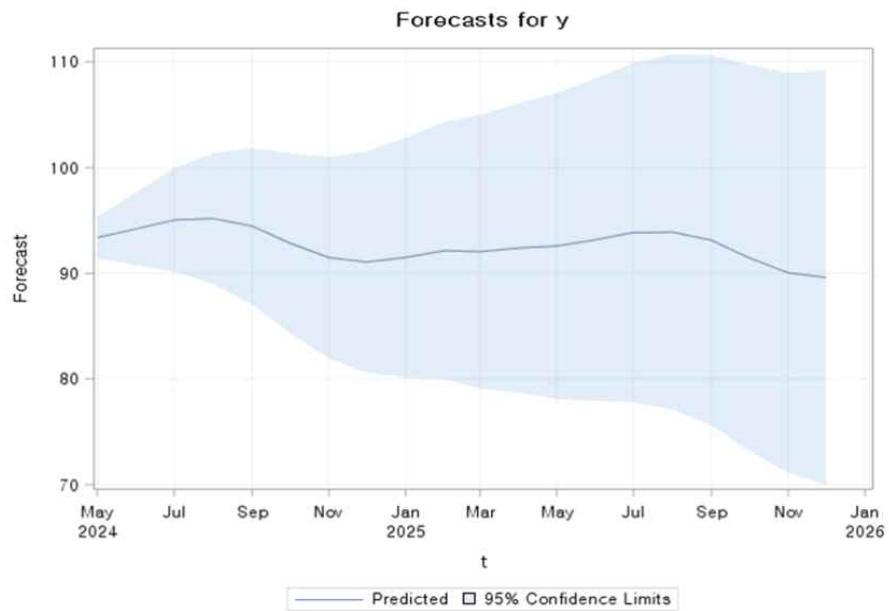
Autoregressive Factors	
Factor 1	1 - 0.37762 B**(1) - 0.18822 B**2
Moving Average Factors	
Factor 1	1 - 0.85494 B**12

4. 예측

<표 16>은 최종모형인 ARIMA(2,1,0)(0,1,1)₁₂를 이용하여 20시점 미래인 2024년 5월부터 2025년 12월까지의 인삼 소비자물가지수 예측값과 신뢰구간을 나타낸 것이다. 2024년 5월부터 8월까지 증가하였다가 12월까지는 감소하게 되고, 다시 2025년 8월까지는 꾸준히 증가하는 형태를 띠다가 12월까지 감소하게 된다. 이러한 예측값의 결과는 주기 12를 유지하는 것을 볼 수 있고, <그림 12>를 통하여 더 시각적으로 확인할 수 있다. 95% 신뢰구간을 보았을 때 시간이 지남에 따라 신뢰구간의 폭이 넓어지는 것 또한 확인할 수 있다.

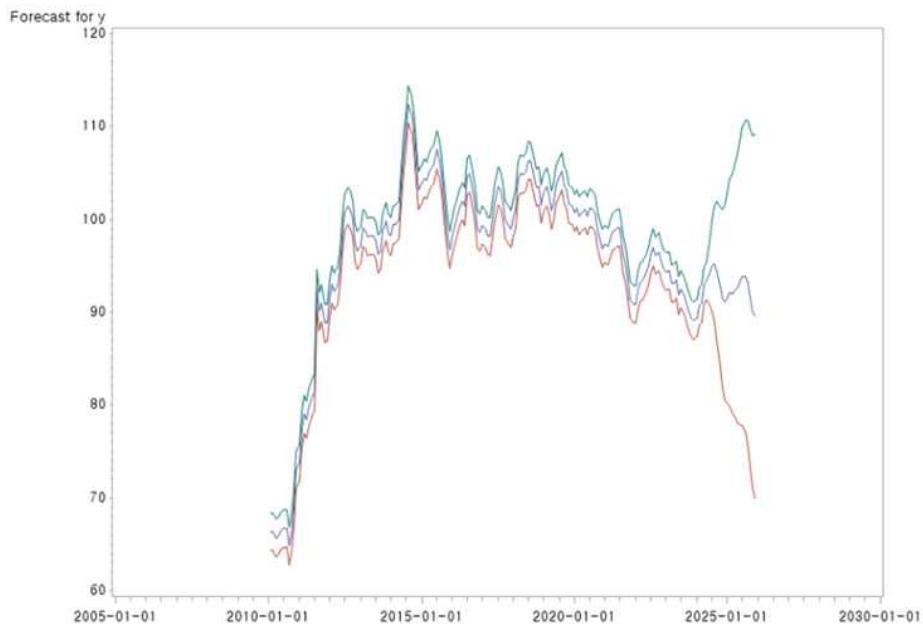
<표 16> 최종 모형을 통해 추정한 인삼 소비자물가지수 예측값과 95% 신뢰구간

Forecasts for variable y				
	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits	
2024.05	93.3845	1.0290	91.3678	95.4013
2024.06	94.2141	1.7821	90.7213	97.7069
2024.07	95.0395	2.5099	90.1202	99.9587
2024.08	95.1789	3.1802	88.9458	101.4120
2024.09	94.4742	3.7952	87.0356	101.9127
2024.10	92.8503	4.3593	84.3062	101.3944
2024.11	91.4844	4.8788	81.9221	101.0467
2024.12	91.0659	5.3600	80.5605	101.5712
2025.01	91.5066	5.8083	80.1226	102.8906
2025.02	92.1478	6.2284	79.9404	104.3552
2025.03	92.0429	6.6243	79.0594	105.0263
2025.04	92.4040	6.9993	78.6856	106.1224
2025.05	92.5805	7.4028	78.0714	107.0897
2025.06	93.1832	7.8050	77.8857	108.4807
2025.07	93.8586	8.2015	77.7840	109.9332
2025.08	93.8987	8.5877	77.0671	110.7303
2025.09	93.1257	8.9622	75.5601	110.6914
2025.10	91.4531	9.3247	73.1770	109.7293
2025.11	90.0508	9.6754	71.0873	109.0143
2025.12	89.6035	10.0150	69.9745	109.2324



<그림 12> 20시점 미래에 대한 예측값과 95% 신뢰구간

<그림 13>은 모형을 통한 예측값을 기존 데이터에 대하여 이어 그린 그래프이다.



<그림 13> 기존데이터와 미래에 대한 예측값

5. 결론

본 연구에서는 2009년 1월부터 20224년 4월까지의 월별 인삼 소비자물가지수 데이터를 이용하여 시계열 분석을 실시하였다. 원 데이터를 분석한 결과, 평균과 분산이 일정해 보이지 않는 것을 확인하여 비정상 시계열임을 알 수 있었다. 분산의 안정화를 위하여 로그 변환을 진행하였고, 평균의 안정화를 위해 일차 차분을 진행하였다. 일차 차분한 ACF에서 주기성을 확인하였고, 계절 차분의 필요성을 느껴 일차 차분과 계절 차분을 진행하였다. 고려할 수 있는 모형은 총 7개였으나 잔차의 퍼트맨토우 검정에서 ARIMA $1,1,0)(0,1,1)_2$, ARIMA $(2,1,0)(0,1,1)_{12}$, ARIMA $(1,1,1)(0,1,1)_{12}$ 이 세 가지 모형만이 적합한 모형으로 나왔으며, 이 세 모형으로 잔차의 ACF와 PACF를 보고 잔차의 정규성을 확인한 다음 모수의 유의성 검정을 시행하였다. 잔차의 ACF와 PACF의 그래프를 통해 모두 신뢰구간 안에 들어가 있어 적합한 모형임을 확인하였고, 히스토그램과 Q-Q plot을 통해 잔차의 정규성을 만족함을 확인할 수 있었다. 또한 조건부 최소제곱 추정법을 통해 평균은 0이고 나머지 모수들이 모두 유의함을 볼 수 있었다. 최종적으로 세 가지 모형 중 통계량 AIC와 SBC값을 통해 제일 적은 값이 나온 모형을 최종 모형으로 채택하는 것이 적합하다고 판단하여 ARIMA $(2,1,0)(0,1,1)_{12}$ 모형이 최종 모형이 채택되었다. 최종 모형을 통해 2024년 5월부터 2025년 12월까지 앞으로 20 개월간의 인삼 소비자물가지수를 예측해 보았다. 예측 결과, 주기 12를 유지하며 증가와 감소의 형태를 반복하는 것을 볼 수 있으며, 전체적으로 감소하는 추세를 이어 나갈 것으로 보인

다. 만약 경제적인 상황이나 사회적인 요인을 고려하여 정확한 예측을 하였을 때도 전체적으로 감소하는 추세를 보인다면, 인삼 산업이 무너지지 않도록 인삼 소비 확대를 위해 활용도를 높이는 방법으로 예방책을 세워야 할 것이다. 우리나라의 대표적인 특산품이라고 할 수 있는 만큼 인삼 산업이 사라지지 않도록 정부에서도 많은 도움을 주어야 할 것으로 생각한다.

참고 문헌

- 서영준 (2023). 인삼가격 10년간 40% 하락…“이대로 가면 인삼산업 붕괴”, KBS뉴스
<https://news.kbs.co.kr/news/pc/view/view.do?ncd=7833702>
- 식품의약품안전처 (2019). 식품통계로 알아보는 건강기능식품 이야기
https://www.mfds.go.kr/brd/m_629/view.do?seq=16&srchFr=&
- 신기일 (2010). SAS를 이용한 시계열 분석. 교우사
- 임소현 (2024). 월급 빼고 다 오르는 세상…안 오른 게 있긴 있나요[세쓸통]. 공감언론 뉴시스
https://www.newsis.com/view/?id=NISX20240607_0002764791
- 정윤희, 안영직.(2023).건강관심도에 따른 인삼·홍삼차의 소비행태와 선택속성 분석.
한국외식산업학회지,19(6),343-360.
- 제갈돈, 류지성.(1998).간여 시계열 분석에서 분산의 비정상성(non-stationarity)과 Log변형.
정책분석평가학회보,8(2),5-18.
- 황은주, 한국을 KOREA로 알린 인삼, 행정안전부국가기록원