

전세계 이산화 탄소 농도에 대한 시계열 분석

배운서¹⁾, 박주현¹⁾

요약

열대화(Global boiling) 시대가 도래한 지금 지구 기온 상승은 중요한 문제이다. 본 분석은 1990년부터 2024년까지의 이산화탄소(CO_2) 농도를 분석하고, 시계열 자료 분석을 통해 향후 이산화탄소(CO_2) 농도의 추세를 예측했다. 분석 과정에서, $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$ 모형을 가장 적합한 모형이라 판단하였으며 향후 41개월의 이산화탄소(CO_2) 농도를 예측했다. 분석 결과, 이산화탄소(CO_2) 농도는 매년 상승-하락-상승의 추세를 반복하는 동시에, 매년 평균은 지속적으로 상승할 것으로 예상된다.

주요용어 : 시계열 자료 분석, 열대화, 이산화탄소 농도

1. 서론

안토니우 구테흐스 유엔 사무총장은 7월 27일 유엔 산하 세계기상기구(WMO)와 유럽연합 기후변화 감시기구(C3S)의 '전세계 올해 7월 온도가 역대 최고'라는 발표에 대해 "지구온난화가 끝나고 열대화(Global boiling) 시대가 도래했다"고 언급했다(내일신문, 2023년 8월 9일). 세계적으로 화석 연료의 무분별한 사용으로 지구 온난화가 가속화되면서 대기 중 이산화탄소 농도를 줄이기 위한 다양한 노력이 진행되고 있다(허지원 외, 2023).

"기후 변화에 관한 정부 간 협의체(IPCC, Intergovernmental Panel on Climate Change)"는 산업화 이전에 비해 현재 대기 중 이산화탄소 농도는 약 40% 증가하였으며, 이는 주로 화석 연료의 연소, 산림 벌채, 산업 활동에 원인이 있다고 언급했다. 이러한 증가 추세는 지구 평균 기온 상승을 초래하고, 해수면 상승 및 기후 변화, 생태계의 불안정, 극지방의 빙하를 녹여 해수면 상승을 심화시키고 있다. 따라서 2100년 지구 평균온도 상승폭 1.5°C 내 제한 목표를 위해, 2030년 글로벌 이산화탄소 배출량을 최소 45% 이상 감축(vs. 2010년) 및 2050년 탄소중립(Net-Zero) 달성을 제안하였다.(IPCC, 2021)

2019년 기후 정상회의에서 세계 65개 국가가 탄소중립을 선언하였으며, 2019년 12월 유럽이 2050 탄소중립을 목표로 유럽 그린딜을 발표하면서 중국과 일본, 미국도 잇따라 탄소중립을 선언하였다. 2021년 3월 기준 세계 약 130개 국가에서 탄소중립(Net-zero)을 선언하였고, 스웨덴과 프랑스 등은 법제화를 완료하는 등 국제적으로 탈탄소를 위한 움직임이 본격화되고 있다. 우리나라도 2050 탄소중립을 선언('20.10.28) 하였고, 이를 이행하기 위해 '탄소중립 추진 전략'과 '2050 장기저탄소 발전 전략(지속 가능한 녹색사회 실현을 위한 대한민국 2050 탄소중립 전략)'을 발표하였다(김혜진 외, 2021). 본 연구는 전 세계 이산화탄소 농도의 시계열 자료를 분석하고, 이를 기반으로 미래의 이산화탄소 농도를 예측하는 것에 목적을 둔다.

본 연구에서 사용한 데이터는 World Bank에서 제공한 자료이다. 1990년부터 2024년까지의 월별 대기 중 이산화탄소 농도를 포함한 총 422개의 관측치를 가졌다.

1) 자연과학대학 정보통계학과

<표 1> 전 세계 대기 중 이산화탄소 농도

연도	이산화탄소 농도(ppm)
1990	354.3
1995	306.8
2000	369.4
2005	379.8
2010	389.9
2015	400.0
2020	412.5

본 연구에서 사용한 데이터의 일부인 <표 1>을 보면, 대기 중 이산화탄소 농도는 지속적으로 증가하고 있음을 확인할 수 있다. 이산화탄소 농도의 증가와 이를 원인으로한 기후 변화는 인류와 자연 생태계에 막대한 영향을 미친다. 예를 들어, 증가된 이산화탄소 농도와 온도 상승에 따른 멸종위기 수생식물 독미나리의 생태학적 반응을 알아보기 위해 대조구, 온도상승구, 그리고 CO₂+온도 상승구에서 생육시킨 결과를 비교하였을 때, CO₂ 농도와 온도의 상승은 종자생산을 감소시킨다는 연구 결과가 있다(김해란 외, 2014).

또한 대기 중 CO₂ 농도 증가는 필연적으로 해수 산성화를 초래하여 해양 생물 및 생태계의 안전성을 위협하기도 한다(김병모 외, 2014). 성게나 어류의 유생과 같이 환경변화에 민감한 생물들은 0.1~0.2 정도의 pH 변화에 의해서도 발생이 저해될 수 있다는 연구 결과는 대기 중 CO₂ 농도 증가에 따른 해양생태계 훼손의 가능성을 더욱 높이고 있다(이정석 외, 2006).

따라서, 이산화탄소 농도의 변화를 정확히 예측하고 이해하는 것은 열대화(Global boiling) 시대에 필수적인 바, 본 연구자는 지난 1990년 1월부터 2024년 4월까지 매일 수집된 전 세계 이산화탄소 농도 데이터를 활용하여 시계열 자료 분석을 실시하고자 한다.

2. 모형 적합

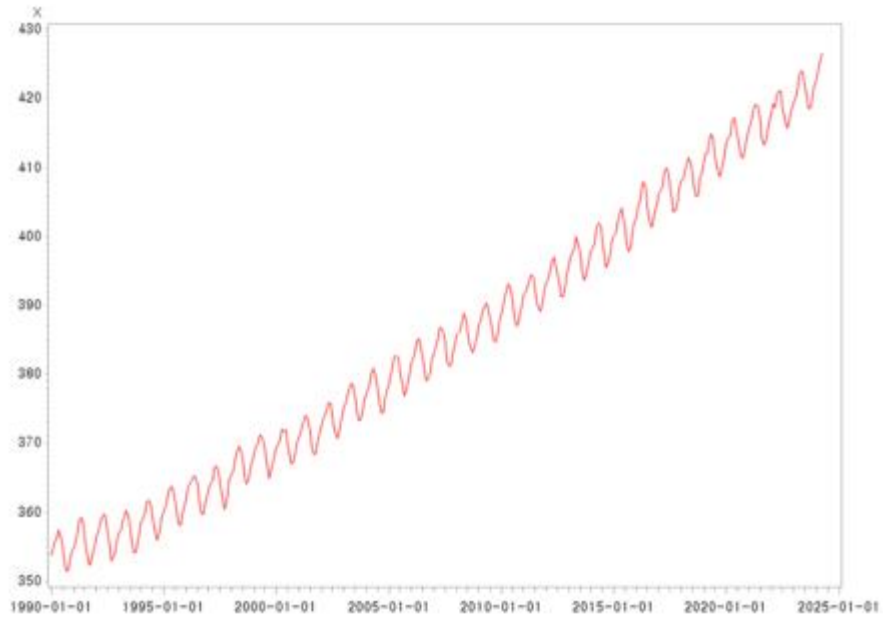
2.1 데이터 분석

데이터의 전반적인 추세를 알아볼 수 있는 그래프는 다음과 같다. <그림 1>은 총 420개의 관측치에 대한 1990년 1월부터 2024년 4월까지의 이산화탄소 농도를 나타낸 그림이다. 시계열 그래프에서 이산화탄소 농도는 명확하게 상승 추세를 보인다. 즉, 대기 중 이산화탄소 농도가 지속적으로 증가하고, 평균이 일정하지 않음을 의미한다. 시점별 분산은 크게 차이 나지 않은 것으로 간주하여 로그 변환은 생략한다.

2.2 계절성 및 주기성

매년 이산화탄소의 농도는 일정한 패턴에 따라 변동한다. <그림 1>에서 매년 상승-하락-상승의 추세를 반복함을 확인할 수 있다. 이러한 계절 변동은 식물의 광합성 활동과 관련이 있을 수 있다. 여름철에는 광합성이 활발하여 농도가 낮아지며, 반대로 겨울철에는 농도가 높아진다(조현길 외, 1998).

상승 추세와 계절 변동은 해당 데이터가 비정상성을 가지고 있음을 시사한다. 평균이 시간에 따라 변하는 비정상 데이터를 분석하기 위하여 차분을 진행하였다(이상일, 2013).



<그림 1> 전 세계 대기 중 이산화탄소 농도의 시계열그림

2.3 백색잡음 여부 확인

백색잡음(White Noise)은 잔차가 시간에 대해 상관관계를 가지지 않고, 독립적으로 분포하는 경우를 말한다. 즉, 주어진 데이터가 특정 패턴 없이 무작위로 분포된 데이터를 의미한다. 백색잡음의 여부를 확인하는 것은 모델이 데이터의 패턴을 충분히 설명했는지 평가 하는 데 필수적이다. <표 2>는 여러 시차에 대한 유의확률을 나타낸다. 백색잡음 검정에서 유의확률이 0.05보다 작으면, 해당 시차에서 잔차가 자기 상관을 가지며 백색잡음이 아님을 의미한다. 검정 결과, 시차 6, 12, 18, 24, 30 등에서 유의확률은 <0.0001로 유의수준 0.05보다 훨씬 작다. 이는 잔차가 유의미한 자기 상관을 가지며, 백색잡음이 아님을 확인할 수 있다.

<표 2> 원 데이터의 백색잡음 검정 결과

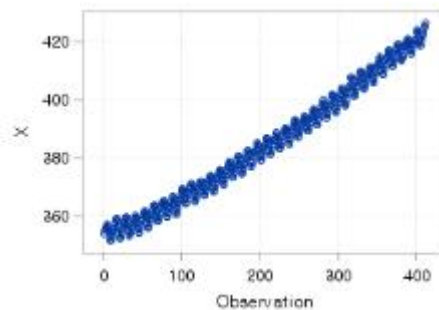
Autocorrelation check for White Noise									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	2319.88	6	<.0001	0.990	0.978	0.966	0.955	0.945	0.938
12	4495.15	12	<.0001	0.933	0.929	0.927	0.924	0.921	0.915
18	6487.35	18	<.0001	0.906	0.894	0.882	0.871	0.862	0.855
24	8344.02	24	<.0001	0.850	0.846	0.844	0.841	0.837	0.831
30	9999.99	30	<.0001	0.822	0.811	0.799	0.787	0.778	0.772
36	9999.99	36	<.0001	0.766	0.762	0.759	0.756	0.752	0.746
42	9999.99	42	<.0001	0.736	0.725	0.713	0.701	0.692	0.685
48	9999.99	48	<.0001	0.679	0.675	0.672	0.669	0.665	0.658

3. 모형 결정

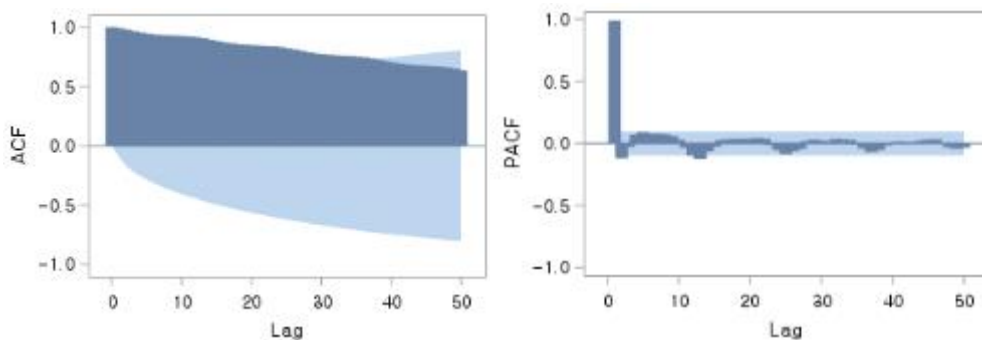
전 세계 이산화탄소(CO_2) 농도의 시계열 데이터를 분석하여 향후 농도의 변화를 예측함에 목적을 둔다. 데이터의 비정상성을 해결하고 최적의 모델을 선택하기 위한 각 단계별 분석 결과는 다음과 같다.

3.1 모형 단계별 분석

자기상관함수(ACF) 그래프는 데이터의 시차(lag)에 따른 자기상관 정도를 나타낸다. 즉, 과거 데이터가 현재 데이터에 얼마나 영향을 미치는지를 보여준다. 시차가 1인 경우, 이번 달과 지난달의 이산화탄소(CO_2) 농도의 유사성을 나타내고, 시차가 2인 경우 이번 달과 2개월 전의 CO_2 농도가 얼마나 비슷한 지를 나타낸다. ACF 값이 높은 경우 과거 데이터가 현재 데이터에 강하게 영향을 미친다는 것을 의미한다. <그림 3>에서 ACF 그래프는 시간이 지남에 따라 천천히 감소하는 경향을 보여준다. 원 데이터의 비정상성을 해결하기 위해 일차 차분을 진행하여 보완하고자 했다.



<그림 2> 원 데이터의 산포도



<그림 3> 원 데이터의 ACF와 PACF

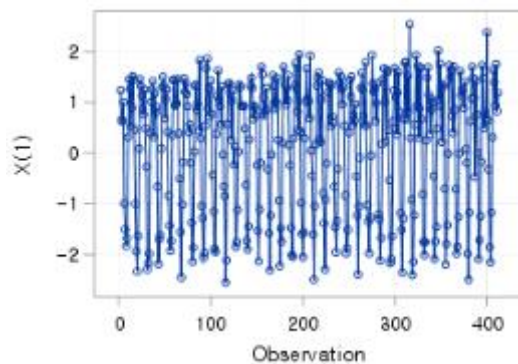
우선으로 일차 차분한 데이터의 백색잡음을 확인하기 위하여 퍼트맨토우 검정 결과를 확인했다. 그 결과인 <표 3>에서 유의확률은 여전히 0.05보다 작아 백색잡음이 아님을 시사한다.

원 데이터의 산포도인 <그림 2>와 비교하면, 일차 차분을 진행한 <그림 4>의 평균은 비교적 안정되었다. 일차 차분 후 ACF 그래프를 <그림 5>에서 살펴보면 12, 24, 36 시차에서 자기상관 값이 신뢰구간 밖으로 나타나는 주기성을 보인다. 이는 이산화탄소 농도 데이터에 매년 12개월 단위로 반복되는 계절적 패턴이 존재한다는 것을 의미한다. 따라서 이러한 계절 패턴

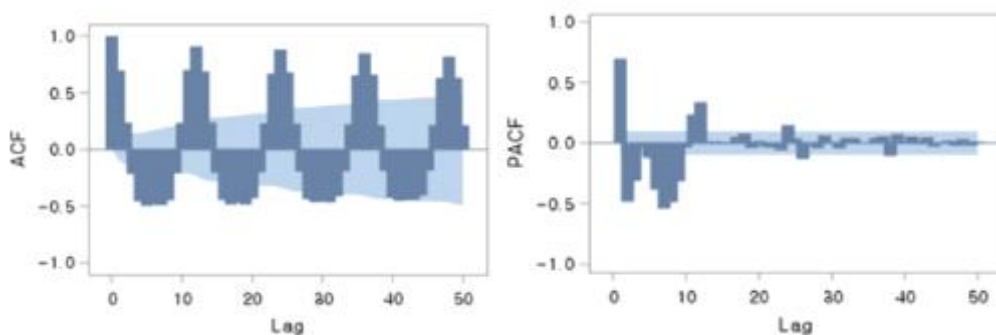
을 모델에 반영하기 위해 추가적으로 계절 차분을 진행할 필요가 있다고 판단하였다.

<표 3> 일차 차분한 데이터의 백색잡음 검정 결과

Autocorrelation check for White Noise									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	530.94	6	<.0001	0.697	0.237	-0.216	-0.459	-0.498	-0.478
12	1320.15	12	<.0001	-0.492	-0.448	-0.211	0.235	0.701	0.910
18	1845.62	18	<.0001	0.688	0.239	-0.207	-0.447	-0.485	-0.466
24	2604.65	24	<.0001	-0.485	-0.432	-0.203	0.228	0.669	0.880
30	3123.00	30	<.0001	0.681	0.226	-0.198	-0.439	-0.468	-0.455
36	3855.07	36	<.0001	-0.469	-0.414	-0.192	0.221	0.654	0.849
42	4356.52	42	<.0001	0.660	0.213	-0.190	-0.425	-0.453	-0.445
48	5061.45	48	<.0001	-0.445	-0.405	-0.187	0.216	0.632	0.819



<그림 4> 일차 차분한 데이터의 산포도



<그림 5> 일차 차분한 데이터의 ACF, PACF

계절 차분한 데이터의 퍼트먼도우 검정 결과를 <표 4>에서 확인했다. <표 4>에서 모든 시점의 유의확률은 여전히 0.05보다 작아 백색잡음이 아님을 나타낸다.

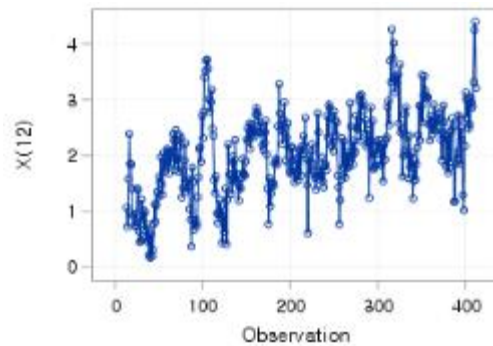
일차 차분 후 ACF는 특정 주기에 주기성을 보였으나, 계절 차분을 진행한 <그림 7>의 ACF 그래프는 주기성이 제거되었다. 또한 대부분의 시차에서 상관관계가 크게 줄어들고 신뢰 구간 내로 진입한 것을 확인할 수 있다. 이는 계절 차분을 통해 계절 변동성이 제거되었음을

의미한다.

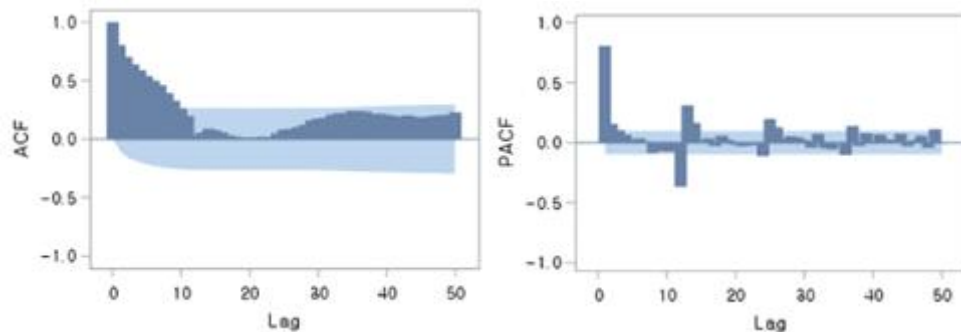
다만 계절 차분한 데이터의 산포도를 나타내는 <그림 6>에서 평균이 일정하지 않음을 확인할 수 있다. 이는 데이터가 여전히 비정상성을 가질 수 있음을 나타내, 데이터의 정상성을 확보하기 위해 일차 차분과 계절 차분을 함께 진행하였다.

<표 4> 계절 차분한 데이터의 백색잡음 검정 결과

Autocorrelation check for White Noise									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	986.54	6	<.0001	0.804	0.702	0.638	0.589	0.539	0.501
12	1226.94	12	<.0001	0.462	0.394	0.329	0.262	0.196	0.031
18	1235.60	18	<.0001	0.055	0.087	0.074	0.057	0.030	0.020
24	1236.88	24	<.0001	0.006	0.011	0.013	0.019	0.009	0.047
30	1278.33	30	<.0001	0.081	0.085	0.102	0.123	0.160	0.175
36	1405.38	36	<.0001	0.180	0.209	0.221	0.222	0.240	0.239
42	1522.57	42	<.0001	0.234	0.211	0.217	0.207	0.197	0.186
48	1625.64	48	<.0001	0.203	0.191	0.180	0.191	0.198	0.204



<그림 6> 계절 차분한 데이터의 산포도



<그림 7> 계절 차분한 데이터의 ACF, PACF

일차 차분 후 계절 차분한 데이터의 퍼트맨토우 검정 결과를 <표 5>에서 확인하였다. 모든 시차에서 유의확률이 0.05보다 작아, 모델이 데이터를 잘 설명하고 있으며 일차 및 계절 차분

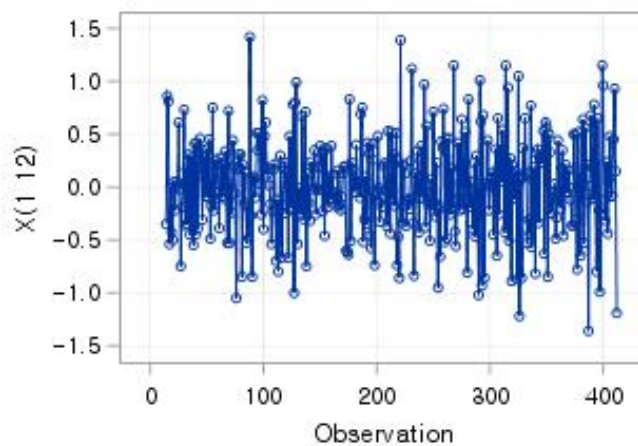
을 통해 데이터의 비정상성과 계절 변동성이 제거되었음을 보여준다.

데이터의 평균과 분산이 시간에 따른 일정한 유지를 <그림 8>에서 확인하였다. 즉, 일차 차분 후 계절 차분 진행으로 더 안정적인 정상성을 확보했다. 일차 차분 후 계절 차분한 데이터의 ACF와 PACF 그래프인 <그림 9>를 보아 regular 파트와 seasonal 파트 모두 ACF는 1시점 이후 절단으로 해석하였고, PACF는 빠르게 감소, 1시점 이후 절단으로 2가지 해석을 하였다. 이는 자기회귀(AR)(1) 및 이동평균(MA)(1) 요소를 모두 고려한 ARIMA 모델이 필요함을 나타낸다.

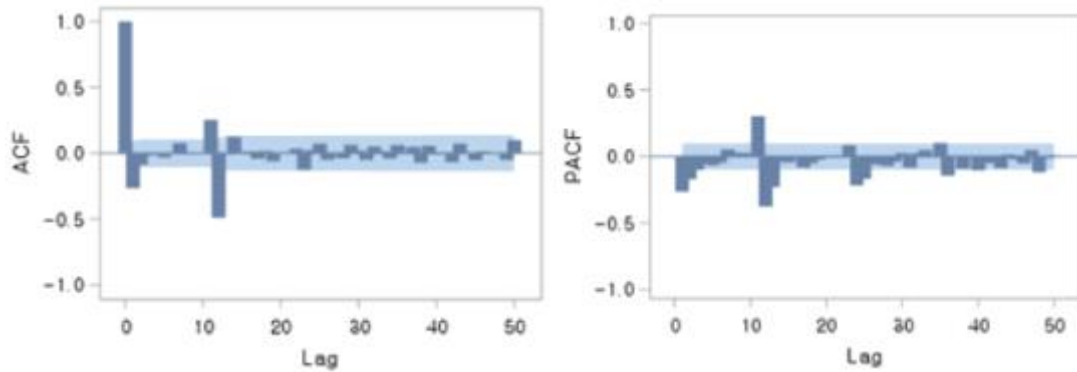
최종적으로 $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$, $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$, $ARIMA(0,1,1)(1,1,1)_{12}$, $ARIMA(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ 를 잠정 모형으로 추정하여 비교하고자 한다.

<표 5> 일차 차분과 계절 차분한 데이터의 백색잡음 검정 결과

Autocorrelation check for White Noise									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	32.08	6	<.0001	-0.266	-0.088	-0.017	0.001	-0.032	-
12	160.45	12	<.0001	0.076	-0.006	-0.002	0.000	0.254	-0.490
18	167.86	18	<.0001	-0.008	0.125	0.005	0.014	-0.041	0.018
24	176.79	24	<.0001	-0.061	0.002	0.005	0.035	-0.125	0.024
30	182.68	30	<.0001	0.072	-0.050	-0.014	-0.038	0.063	0.020
36	187.35	36	<.0001	-0.050	0.051	0.014	-0.041	0.061	-0.002
42	194.21	42	<.0001	0.048	-0.073	0.056	-0.012	-0.003	-0.068
48	197.92	48	<.0001	0.072	-0.001	-0.053	0.013	0.002	-0.001



<그림 8> 일차 차분 후 계절 차분한 데이터의 산포도



<그림 9> 일차 차분 후 계절 차분한 데이터의 ACF, PACF

3.2 모형 검정

예상한 4개의 잠정 모형에 대하여 각 모수의 유의성 검정과 잔차들이 백색잡음을 따르는지에 대한 퍼트맨토우 검정을 시행하고, 추가로 모형 적합도에 대한 측도를 확인하여 최종모형을 결정하기 위한 근거를 찾고자 한다. ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂모형의 모수의 유의성 검정 결과인 <표 6>에 의하면 μ 에 대한 유의확률이 유의수준 0.05보다 작아 귀무가설 $H_0 : \mu = 0$ 을 기각해 모수의 추정치는 유의하다고 할 수 있다. 다음의 <표 7>은 잔차의 퍼트맨토우 검정 결과로, 유의확률이 유의수준 0.05보다 커 시차가 1 이상인 자기 상관 함수가 모두 0이라는 귀무가설을 기각하지 못해 잔차가 백색잡음이라 볼 수 있다.

<표 6> ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ 모형의 조건부 최소제곱추정법

Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MU	0.0041009	0.0019626	2.09	0.0373	0
MA 1,1	0.41519	0.04578	9.07	0.000	1
MA 2,1	0.82795	0.02908	28.47	0.000	12

<표 7> ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ 모형의 잔차 분석

Autocorrelation check for White Noise									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	5.58	4	0.2330	0.041	-0.064	-0.053	-0.059	-0.036	0.021
12	7.05	10	0.7210	0.031	0.007	-0.003	0.002	0.050	0.002
18	15.31	16	0.5021	-0.118	0.022	-0.003	-0.064	-0.036	-0.012
24	23.48	22	0.3750	-0.082	0.007	0.004	-0.030	-0.106	0.017
30	29.42	28	0.3917	0.041	-0.046	-0.021	-0.080	0.056	0.001
36	32.27	34	0.5528	-0.033	0.060	0.019	-0.009	0.014	0.034
42	38.27	40	0.5484	0.072	-0.036	0.048	-0.053	0.018	-0.040
48	40.47	46	0.7022	0.043	0.004	-0.008	0.018	-0.038	-0.035

ARIMA(0,1,1)(1,1,1)₁₂ 모형의 모수에 대한 검정 결과인 <표 8>에 의하면 seasonal 파트의 두 번째 모수의 유의확률이 유의수준 0.05보다 커 모수의 추정치가 유의하지 않다고 할 수 있다. 또한 <표 9>를 통해 잔차가 백색잡음인지 확인한 결과 유의확률이 유의수준 0.05보다 커 잔차는 백색잡음이라 볼 수 있다.

<표 8> ARIMA(0,1,1)(1,1,1)₁₂ 모형의 조건부 최소제곱추정법

Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MU	0.0041009	0.0019626	2.09	0.0373	0
MA 1,1	0.41519	0.04578	9.07	0.000	1
MA 2,1	0.82795	0.02908	28.47	0.000	12
AR 1,1	0.0024096	0.06273	0.04	0.9894	12

<표 9> ARIMA(0,1,1)(1,1,1)₁₂ 모형의 잔차 분석

Autocorrelation check for White Noise									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	5.57	3	0.1343	0.041	-0.064	-0.053	-0.059	-0.036	0.021
12	7.05	9	0.6321	0.031	0.007	-0.003	0.002	0.050	0.002
18	15.32	15	0.4289	-0.118	0.022	-0.003	-0.064	-0.036	-0.012
24	23.51	21	0.3175	-0.082	0.007	0.004	-0.030	-0.106	0.017
30	29.44	27	0.3401	0.041	-0.046	-0.021	-0.080	0.056	0.001
36	32.30	33	0.5020	-0.033	0.060	0.019	-0.009	0.014	0.034
42	38.29	39	0.5022	0.072	-0.036	0.048	-0.053	0.018	-0.040
48	40.47	45	0.6641	0.043	0.004	-0.008	0.018	-0.038	-0.035

ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂의 모수에 대한 검정 결과인 <표 10>에 의하면, μ 에 대한 유의확률이 유의수준 0.05보다 작아 귀무가설 $H_0: \mu = 0$ 을 기각해 모수의 추정치는 유의하다고 할 수 있다. 또한 <표 11>를 통해 잔차가 백색잡음인지 확인한 결과 유의확률이 유의수준 0.05보다 커 잔차는 백색잡음이라 볼 수 있다.

<표 10> ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂ 모형의 조건부 최소제곱추정법

Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MU	0.0040540	0.0016669	2.43	0.0155	0
MA 1,1	0.62789	0.08804	7.13	0.000	1
MA 2,1	0.82734	0.02924	28.30	0.000	12
AR 1,1	0.25154	0.10956	2.30	0.0222	1

<표 11> ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂ 모형의 잔차 분석

Autocorrelation check for White Noise									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	0.70	3	0.8723	-0.002	0.010	0.002	-0.025	-0.019	0.025
12	1.79	9	0.9944	0.030	0.007	-0.001	-0.004	0.041	-0.000
18	11.57	15	0.7112	-0.124	0.020	-0.016	-0.072	-0.045	-0.017
24	21.32	21	0.4393	-0.094	-0.004	-0.014	-0.032	-0.113	0.009
30	27.62	27	0.4310	0.028	-0.055	-0.012	-0.085	0.058	-0.001
36	30.76	33	0.5793	-0.035	0.064	0.020	-0.001	0.022	0.033
42	38.47	39	0.4939	0.078	-0.041	0.061	-0.055	0.031	-0.043
48	40.43	45	0.6657	0.046	0.000	-0.010	0.023	-0.030	-0.025

ARIMA(1,1,1)(1,1,1)₁₂의 모수에 대한 검정 결과인 <표 12>에 의하면, seasonal 파트의 두 번째 모수의 유의확률이 유의수준 0.05보다 커 모수의 추정치가 유의하지 않다고 할 수 있다. 또한 <표 13>를 통해 잔차가 백색잡음인지 확인한 결과 유의확률이 유의수준 0.05보다 커 잔차는 백색잡음이라 볼 수 있다.

<표 12> ARIMA(1,1,1)(1,1,1)₁₂모형의 조건부 최소제곱추정법

Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MU	0.0040540	0.0016669	2.43	0.0155	0
MA 1,1	0.62789	0.08804	7.13	0.000	1
MA 2,1	0.82734	0.02924	28.30	0.000	12
AR 1,1	0.25154	0.10956	2.30	0.0222	1
AR 2,1	0.0024306	0.06293	0.04	0.9692	12

<표 13> ARIMA(1,1,1)(1,1,1)₁₂모형의 잔차 분석

Autocorrelation check for White Noise									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	0.70	2	0.7042	-0.002	0.010	0.002	-0.025	-0.019	0.025
12	1.79	8	0.9867	0.030	0.007	-0.001	-0.004	0.041	-0.000
18	11.57	14	0.6407	-0.124	0.020	-0.016	-0.072	-0.045	-0.017
24	21.34	20	0.3773	-0.094	-0.004	-0.014	-0.032	-0.113	0.009
30	27.62	26	0.3773	0.028	-0.055	-0.012	-0.085	0.058	-0.001
36	30.77	32	0.5287	-0.035	0.064	0.020	-0.001	0.022	0.033
42	38.47	38	0.4484	0.078	-0.041	0.061	-0.055	0.031	-0.043
48	40.41	44	0.6262	0.046	0.000	-0.010	0.023	-0.030	-0.025

총 4개의 잠정모형의 잔차가 백색잡음임을 확인했고, 모수 유의성 검정결과, ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂모형과 ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂모형이 유의수준 5%에서 모든 모수가 유의함을 확인하였다. 추가로 모형의 적합도 확인을 위한 통계량인 AIC를 비교하였다.

3.2 최종 모형 선발 및 잔차 분석

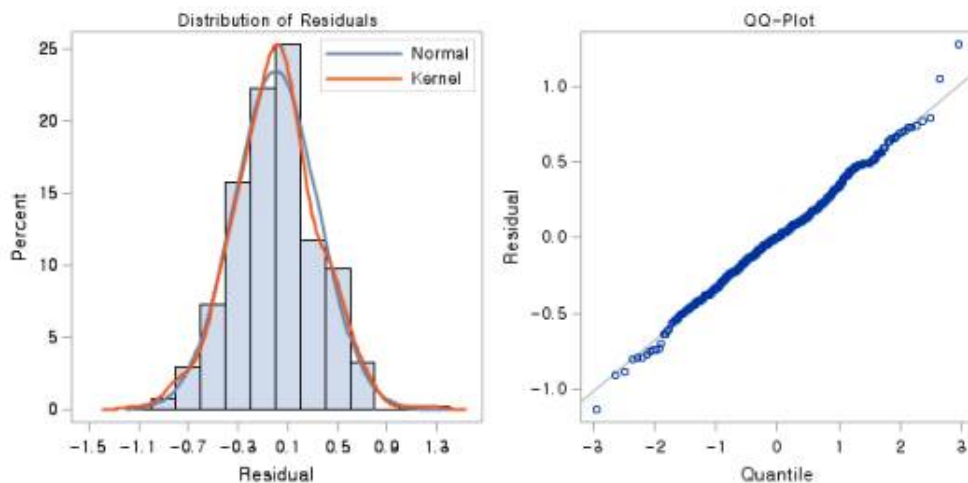
각 모형의 AIC를 비교하여 최종 모형을 선발한다. AIC값은 작을수록 모형이 자료를 잘 설명한다고 해석할 수 있다(신기일, 2013).

<표 14> 4개의 잠정모형의 AIC

모형	AIC
ARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₁₂	280.9004
ARIMA(0,1,1)(1,1,1) ₁₂	282.8990
ARIMA(1,1,1)(0,1,1) ₁₂	278.4013
ARIMA(1,1,1)(1,1,1) ₁₂	280.3997

각 모형의 AIC를 비교한 <표 14>를 살펴보자. ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂모형의 AIC는 280.9004이다. ARIMA(0,1,1)(1,1,1)₁₂모형의 AIC는 282.8990이다. ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂모형의 AIC는 278.4013이다. ARIMA(1,1,1)(1,1,1)₁₂모형의 AIC는 280.3997이다. 이 중 ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂모형의 AIC값이 최솟값을 가져 본 모형이 적절하다고 판단하였다.

ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂모형의 잔차들이 백색잡음임을 <표 11>에서 확인하였다. 최종 모형을 선택하기에 앞서 ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂모형의 잔차들이 정규성을 만족하는지 추가 분석을 시행하였다. 잔차의 분포와 QQ-Plot을 다음의 <그림 10>을 통해 확인할 수 있다. 그 결과 왼쪽의 그래프를 통해 잔차의 분포가 정규분포 형태와 유사함을 알 수 있다. 또한, 오른쪽 그래프에 의해 잔차를 표현하는 점들이 직선에 가깝게 분포되어 있어 정규성을 만족함을 알 수 있다. 따라서 ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂를 최종모형으로 선택하였다.



<그림 10> ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂모형의 잔차 히스토그램과 Q-Q plot

전세계 탄소 배출량 데이터의 최종 모형으로 $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$ 모형이 선택되었고, 이에 대한 추정식은 <표 15>와 같다. 이를 바탕으로 수식으로 나타내면 다음과 같고, 이때 B 는 후진 연산자(Backward Shift Operator)를 나타낸다.

$$(1 - 0.25154B^1)Z_t = (1 - 0.62789B^1)(1 + 0.082734B^{12})a_t$$

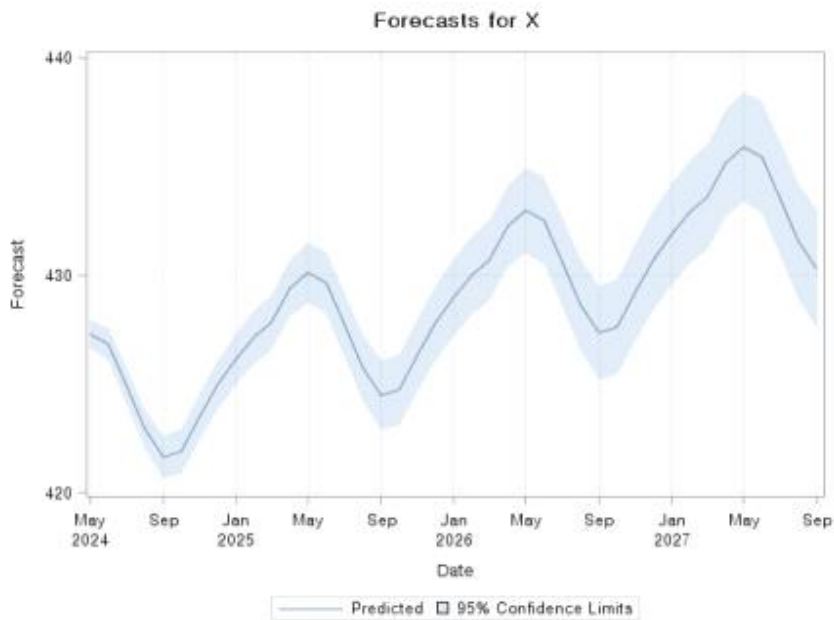
<표 15> $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$ 의 추정식

Autorgressive Factors	
Factor 1:	$1 - 0.25154 B^{**}(1)$

Moving Average Factors	
Factor 1:	$1 - 0.62789 B^{**}(1)$
Factor 2:	$1 - 0.82734 B^{**}(12)$

4. 모형 적합 결과

최종모형인 $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$ 모형을 이용하여 41시점 미래의, 즉 2024년 5월부터 2027년 9월까지의 전 세계 대기 중 이산화탄소 농도를 예측하였다. <표 16>은 그에 대한 예측값과 95% 신뢰구간을 나타낸 것이다. 이를 시각적으로 표현한 그래프인 <그림 11>에서 파란색 선은 예측값을 나타내며 파란 면적은 95% 신뢰구간을 의미한다. 그 결과 전 세계 대기 중 이산화탄소 농도는 꾸준히 주기성을 보이며 과거 대비 값이 증가할 것으로 보인다.



<그림 11> $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$ 모형으로 예측된 데이터에 대한 그래프

<표 16> 시계열 분석을 통해 예측된 전 세계 대기 중 이산화탄소 농도

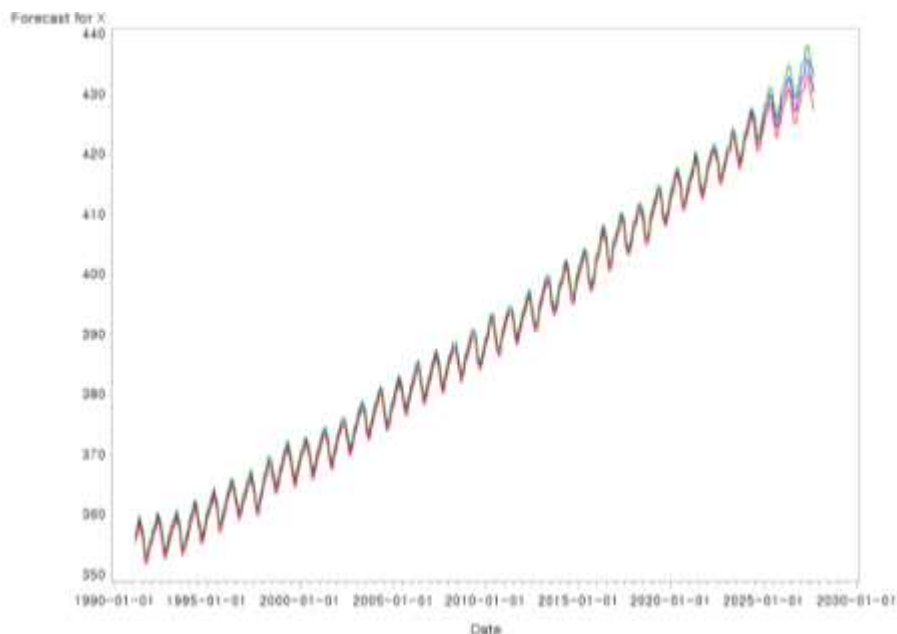
Forecasts for variable X				
Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits	
413	427.2999	0.3413	426.6310	427.9688
414	426.8284	0.4022	426.0401	427.6167
415	424.9356	0.4409	424.0715	425.7997
416	422.9302	0.4734	422.0024	423.8580
417	421.6382	0.5031	420.6522	422.6243
418	421.8916	0.5313	420.8508	422.9323
419	423.5039	0.5575	422.4113	424.5965
420	424.9621	0.5828	423.8200	426.1042
421	426.1497	0.6069	424.9602	427.3392
422	427.1820	0.6302	425.9469	428.4172
423	427.8286	0.6526	426.5495	429.1077
424	429.3973	0.6743	428.0757	430.7190
425	430.1205	0.7120	428.7249	431.5160
426	429.6503	0.7413	428.1973	431.1033
427	427.7608	0.7681	426.2555	429.2662
428	424.7593	0.7935	424.2040	427.3146
429	424.4714	0.8181	422.8679	426.0749
430	424.7287	0.8420	423.0785	426.3790
431	426.3451	0.8652	424.6494	428.0408
432	427.8.73	0.8878	426.0674	429.5473
433	428.9990	0.9098	427.2159	430.7822
434	430.354	0.9313	428.2101	431.8607
435	430.6860	0.9523	428.8195	432.5525
436	432.2588	0.9729	430.3520	434.1656
437	432.9860	1.0065	431.0133	434.9586
438	432.5199	1.0337	430.4938	434.5459
439	430.6345	1.0590	428.5588	432.7101
440	428.6370	1.0834	426.5135	430.7605
441	427.3531	1.1072	425.1830	429.5233
442	427.6145	1.1305	425.3987	429.8304
443	429.2349	1.1534	426.9744	431.4955
444	430.7013	1.1757	428.3969	433.0056
445	431.8970	1.1977	429.5496	434.2444
446	432.9374	1.2192	430.5478	435.3271
447	433.5921	1.2404	431.1609	436.0233
448	435.1689	1.2612	432.6969	437.6409
449	435.9002	1.2935	433.3649	438.4355
450	435.4381	1.3204	432.8502	438.0260
451	433.5568	1.3456	430.9193	436.1942
452	431.5633	1.3702	428.8779	434.2488
453	430.2835	1.3942	427.5510	433.0161

5. 결론

본 연구에서는 1990년 1월부터 2024년 4월까지의 전 세계 탄소 농도 데이터를 이용하여 시계열 자료 분석을 실시하였다. 분석 목적은 분석된 결과를 바탕으로 예측 모형을 구축하여 2024년 5월부터 2027년 9월까지의 전 세계 이산화탄소 농도를 예측하는 것이다.

먼저 전 세계 이산화탄소 농도 데이터의 산포도를 통해 전체적인 추세를 확인하였고, 분산은 일정하나 평균은 일정하지 않은 비정상 시계열인 것을 확인하였다. 또한 데이터의 산포도와 ACF, PACF를 통해 계절성이 존재한다고 판단하였다. 이를 정상 시계열로 만들기 위해 차분의 필요성을 느껴 일차 차분과 계절 차분을 진행하였다. 일차 차분 후 계절 차분을 진행한 경우에서 총 4개의 잠정 모형을 예측하였다. 이후 적합한 각 모형들 중 최적 모형을 채택하기 위해 4개의 모형들에 대한 모수 유의성 검정과 잔차에 대한 퍼트맨토우 검정을 진행하였다.

이 과정을 통해 4개 모형들의 잔차가 모두 백색잡음이라는 결론과 이 중 2개 모형인 $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ 모형과 $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$ 모형이 유의수준 5%에서 모든 모수가 유의하다는 결론을 얻었다. 이후 총 4개의 잠정 모형의 AIC값을 살펴보고, $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$ 모형이 가장 작은 AIC값을 가졌다. 본 모형이 데이터를 설명하기에 가장 적합한 모형이라고 판단하여 이 모형을 통해 41 시점 미래, 즉 2024년 5월부터 2027년 9월까지의 전세계 탄소 농도를 예측하였다. <그림 12>은 원 데이터와 예측 데이터의 예측값과 신뢰구간을 함께 표현한 시각 자료이다.



<그림 12> 전세계 대기 중 이산화탄소 농도 예측에 대한 시계열 그래프

예측 결과인 <그림 12>에서, 전세계 탄소 농도는 꾸준히 상승-하락-상승의 추세를 반복하는 동시에, 과거 대비 값이 증가함을 확인 할 수 있다.

참고 문헌

- 기후 변화에 관한 정부간 협의체(IPCC). (2021) 기후 변화 2021: 물리 과학 기초. 제6차 평가 보고서 제1작업반 보고서. 케임브리지 대학교 출판부.
- 김병모, 최태섭, 이정석, 박영규, 강성길, 전의찬. (2014). 이산화탄소 증가로 인한 해수 산성화가 해양생물에 미치는 영향평가 및 생태영향기준 도출. 한국해양환경·에너지학회지, 17(2), 153-165.
- 김해란, 박재훈, 홍용식, 정중규, 유영한, 정현모. (2014). CO₂농도와 온도 상승이 한국멸종위기식물 독미나리의 생장에 주는 영향. 한국습지학회지, 16(1), 11-18.
- 김혜진, 배치혜, 정혜림, 박민희. (2021). 2050 탄소중립 실현을 위한 국제적 동향 분석. 한국에너지기후변화학회 학술대회, 제주.
- 내일신문 (2023.8.9.). '탄소중립 골든크로스' 가시권 안에 있다 <https://www.naeil.com/news/read/469763>에서 2024년 6월 23일 인출
- 신기일 (2013). *SAS를 이용한 시계열 분석*. 서울: 교우사
- 이정석, 이규태, 김찬국, 박건호, 이종현, 박영규, 강성길. (2006). 해수중 용존 CO₂ 농도 증가가 해양생물 및 해양생태계에 미치는 영향. 한국해양환경·에너지학회지, 9(4), 243-252.
- 이상일 (2013). *시계열 분석:이론 및 SAS 실습*. 파주: 자유아카데미.
- 조현길, 조동하 (1998). 도시 주요조경수종의 연간 CO₂ 흡수.
- 허지원, 성채원, Vishal Burungale, Pratik Mane, 이무성, 하준석. (2023). 구리 기반 전극을 활용한 전기화학적 이산화탄소 환원 및 C₂+ 화합물 생성 기술. 마이크로전자 및 패키징학회지, 30(4), 17-31.
- World Bank. (2024). 전 세계 대기 중 이산화탄소 농도(1990-2024)