

SARIMA-XGBoost을 활용한 중국 에너지 탄소 배출 및 정책 효과 연구*

Zhou Yi†, 박영찬

연세대학교

본 논문은 SARIMA-XGBoost 결합 모델을 활용하여 2000년~2023년 중국의 에너지 탄소배출 추이를 분석·예측하고, ARIMA 모델로 감축정책 효과를 평가하는 데 목적이 있다. 이는 단일 모델의 장점을 결합하여 중국 전 영토의 장기 시계열에서 탄소배출 추이와 정책수단의 연계성을 분석했다는 점에서 차별성이 있다. 분석 결과, 중국의 탄소배출은 세 단계로 구분된다. 2000년~2007년은 중화학 공업 확장과 석탄 중심 에너지 구조로 배출이 급증하며 강제형 정책수단에 의존하였다. 2007년~2012년은 증가 속도가 둔화되고 시장 메커니즘 정책이 도입되었다. 2012년~2023년은 정체기에 진입하며 “강제+시장+자발적” 다원정책 체계가 형성되었다. 정책효과 평가 결과, 2008년 이후 연평균 5.07억 톤, 2012년 이후 연평균 22.87억 톤의 감축효과가 나타나 정책체계 개선과 함께 효과가 강화되었다. 또한 2024년~2030년 탄소배출 증가율은 12.78%로 감소할 것으로 예측되어, “탄소 피크 및 탄소 중립” 목표에 따른 에너지 구조 전환 성과가 확인되었다. 따라서 본 연구는 중국의 감축 전략과 글로벌 기후 거버넌스에 정책적 시사점을 제공한다.

주요어: 에너지 탄소 배출, SARIMA-XGBoost 모델, 정책 효과 평가

* 본 논문은 2025년 제1회 충남대학교 사회과학연구소 ‘사회과학연구’ 학술지 대학원생 대상 논문공모전 당선작으로 수정·보완하였음.

† 교신저자(Corresponding Author) : Zhou Yi, 연세대학교 행정학과 박사과정, 대한민국 서울특별시 서대문구 연세로 50, E-mail : zhouyi@yonsei.ac.kr

박영찬, 연세대학교 행정학과 박사과정(공동저자)

■ 최초투고일 : 2025년 9월 27일 ■ 심사마감일 : 2025년 12월 3일 ■ 게재확정일 : 2026년 1월 15일

1. 서론

전 세계의 기후변화 문제가 점점 더 심각해지면서, 온실가스 배출 통제는 각국 정부와 학계가 주목하는 핵심 의제가 되었다. 세계기상기구의 추산에 따르면, 향후 5년 내에 이산화탄소 등 온실가스 배출 증가로 인해 전 세계 연평균 기온이 산업화 이전 수준보다 1.5도 높아질 것으로 예측되었다(World Meteorological Organization, 2024). 국제에너지기구의 자료에 따르면, 2023년 전 세계 이산화탄소 배출량은 4천만 톤이 증가한 374억 톤으로 나타나 역사상 최고치를 경신했으며, 증가율은 1.1%에 달했다(International Energy Agency, 2024). 또한 에너지 소비가 이산화탄소 배출의 90%를 차지하는 것으로 나타났다(IEA, 2021).

중국은 세계 최대의 개발도상국으로, 2024년 국내총생산(GDP)은 18조 달러에 달하며 세계 제2위의 경제 대국이다(World Bank, 2024). 또한 세계 최대의 에너지 소비국이자 탄소배출국으로, 에너지 구조는 장기간 석탄을 중심으로 구성되어 왔다. 2023년 중국의 에너지 소비 총량은 표준석탄 기준 58억 톤으로, 2022년에 비해 6% 증가하였으며(National Bureau of Statistics, 2023), 이는 전 세계 에너지 총소비량의 27%를 차지한다(International Energy Agency, 2024). 2023년 중국의 탄소배출량은 약 5억 6,500만 톤(Mt) 증가하여 126억 톤(12.6Gt)에 도달하였고, 이는 전 세계 총 배출량의 약 30%에 해당한다(International Energy Agency, 2024). 한편, 중국은 광대한 영토로 인해 지역 간 발전 격차가 뚜렷하며, 탄소배출 수준은 경제 성장, 산업 구조 배치, 정책 조정 등 다양한 요인이 복합적으로 작용하여 결정된다. 이러한 복잡성과 대표성은 중국의 에너지 탄소배출 및 정책 효과를 연구하는 데에 정당성을 부여하며, 이에 본 연구는 중국을 연구 대상 지역으로 선정하였다.

중국의 학계에서는 탄소배출 문제에 대응하기 위해 에너지 절약 기술 측면에서 에너지 정책에 대해 지속적으로 연구해왔다. 그러나 신중국 체제 성립 이후, 중국은 독립적인 산업 체계와 국민경제 체계 수립을 최우선 과제로 삼았으며, 이에 따라 경제 발전과 함께 산업으로 인한 환경 오염도 심화되었다. 이에 정부는 환경 오염 관리와 에너지 절약을 중심으로 ‘Opinion on Formulating the Ten-Year Plan for Environmental Protection and the Fifth Five-Year Plan(1976-1980)’, ‘Environmental Protection Law of the People’s Republic of China 등 일련의 계획과 법률을 발표하였지만 온실가스 배출 관리가 핵심 전략으로 제시되지 않았고, 정책의 체계성 및 기대 효과도 제한적이었다.

이후 중국 정부는 자원 절약형·환경 친화형 사회 건설을 제시하고 저탄소 정책 발전을 추진하였다. 정책은 환경 오염 관리형에서 환경 보호형으로 전환되기 시작했고, 온실가스 배출 통제에 주목하면서 2013년에 National Strategy for Climate Change Adaptation 등의 문건을 발표하고 감축 목표를 명확히 하였으며, 재생 에너지 발전을 장려하였다. 그러나 정책 집행에 있어서 불안정성이 존재하고, 장기적인 메커니즘이 부족함과 동시에 급격한 경제 성장과 석탄 위주의 에너지 구조로 인해 탄소배출이 급격히 상승하였다. 현재 중국은 독립적이고 완전한 산업 체계를 구축하였으며, 탄소배출량은 세계에서 가장 많다. 국제 기후 협력과 국내 발전 수요에 대응하여, 정부는 탄소 감축 정책을 강화하고, 2030년 탄소 정점 도달 및 2060년 탄소 중립 목표를 제시하였다.

탄소 배출 예측과 정책 평가를 수행하는 것은 중국의 ‘탄소 피크 및 탄소 중립’ 목표 실현 경로를 탐구하는 데 핵심적인 연구라고 할 수 있다. 중국을 포함한 한 국가의 탄소 배출은 경제 성장 속도,

에너지 구조, 산업 배치 등 여러 요인이 복합적으로 영향을 미치고 뚜렷한 계절적 변동성을 보이기 때문에 시계열적 예측을 통해 배출 추세를 파악해야 한다. 또한 중국의 탄소 감축 정책이 ‘강제 주도-시장 도입-다원적 협력’의 단계를 거쳐 발전해왔기 때문에 각 단계별 정책 효과를 계량화하여 향후 정책 개선을 위한 근거를 마련해야 한다.

따라서 본 연구는 SARIMA-XGBoost 결합 모델을 통해 탄소 배출 예측을 수행하고, ARIMA 모델을 활용하여 정책 미 실시 기간과 정책 실시 기간을 계량적으로 비교함으로써 정책 효과를 평가하였다. 본 연구는 방법론적 혁신으로 단일 모델의 한계를 극복하고 통계적 시계열 모델과 머신러닝 알고리즘의 장점을 상호 보완하여 장기 탄소 배출 예측의 신뢰성을 제안하였다는 점, 전국 차원과 장기 시계열적 관점으로 중국 탄소 배출의 추이를 3단계 특징을 분석하였다는 점, 정책으로 인한 탄소배출의 감축 성과를 계량화하여 ‘강제+시장+자발적’ 정책 체계의 효과를 규명하였다는 점에서 기존 연구와 차별성이 있다고 할 수 있다. 글로벌 거버넌스 차원에서 세계 최대의 개발도상국인 중국의 탄소배출 감축 기조는 세계 기후 거버넌스에 중요한 선도적 의미를 가지며, 본 연구가 ‘감축과 발전’이라는 이중 과제에 직면한 다른 개발도상국들에게 참고할 만한 실천적 경험 및 정책적 제언을 제공할 것을 기대할 수 있다.

2. 선행연구 검토

1) 탄소 배출 이론

환경 쿠즈네츠 곡선(Environmental Kuznets Curve, EKC) 이론은 탄소배출과 경제발전 간 관계를 설명하는 기본적인 분석 틀로, Grossman

과 Krueger가 1991년에 최초로 제시하였다. 이 이론의 핵심 관점은 환경오염과 경제성장이 역 U자형 관계를 보인다는 것으로, 즉 경제성장 초기에는 산업화의 진전에 따라 탄소배출이 증가하지만, 일정 발전 단계에 도달한 이후에는 산업 고도화와 기술 진보에 따라 감소한다는 것이다(Wu & Zhao, 2011). 중국의 현실을 결합한 연구에 따르면, 경제성장과 에너지 구조는 탄소배출 전환점에 영향을 미치는 핵심 변수이며, 중국의 탄소배출과 경제성장 간 관계는 단순한 역 U자형에 그치지 않고 N자형 등 다양한 형태를 보일 가능성이 있는 것으로 나타났다. 이러한 특징은 중국의 지역 간 발전 격차가 현저한 현실과 고도로 부합한다(Liu & Lu, 2022). 이중 구조 전환 이론은 에너지 구조와 산업 구조 간의 내생적 상호작용 관계에 초점을 맞추며, 두 구조의 동태적 순환이 탄소배출 변화를 공동으로 촉진시킨다는 점이 핵심적인 관점이라고 할 수 있다. 에너지 기술의 진보는 산업 고도화를 견인하고, 산업 전환은 다시 에너지 수요 구조를 역으로 최적화한다. Li et al.(2025)는 다 부문 동태 일반균형 모형을 활용한 실증 분석을 통해, 2009~2020년의 기간 동안 중국의 산업 구조 전환으로 인한 누적 감축량이 2020년 전국 배출량의 약 10%에 해당함을 확인하여, 이중 구조의 협동적인 감축 효과를 실증적으로 입증하였다. 이 실증 분석에서는 산업의 서비스업 중심 전환과 에너지 구조의 저탄소화가 탄소배출을 유의미하게 억제하는 효과를 지닌다는 점이 더욱 명확히 밝혀졌으며, 이는 석탄 중심 에너지 구조 하에서의 감축 경로를 설명하는 데 중요한 이론적 근거를 제공한다.

2) 선행연구 검토

장기간 시계열 탄소 배출 데이터는 복잡한 특성

을 보인다. 한편으로는 뚜렷한 계절적 변동을 나타내며, 다른 면에서는 장기적 추세가 경제 발전, 산업화 과정, 에너지 구조 조정 등 거시적 요인에 의해 영향을 받는다. 탄소배출 추세와 탄소 피크 시기 및 최대값을 예측하는 연구 방법으로는 주로 STIRPAT, MFD-SVR, 몬테카를로(Monte Carlo) 모델 등이 있다. ARIMA 모델은 시계열 예측에 널리 사용되는 통계 모델로, 미국 수학자 George Box와 Gwilym Jenkins가 G.U. Yule이 제안한 자기회귀 모델(AR)과 G.T. Walker가 제안한 이동 평균 모델(MA), 그리고 시계열의 불규칙성을 제거하는 차분(I)을 결합하여 시계열 예측에 사용되는 모델이다. ARIMA 모델은 과거 시계열 데이터만으로 예측이 가능하여 다양한 분야에 널리 활용되고 있고, 최근에는 탄소배출 분야 중 탄소배출 예측 및 감축 정책 효과성 평가에서도 점차 주목받고 있다. 이와 관련하여 정책 변수(policy variable)를 도입하여 정책이 탄소배출에 미치는 영향을 분석하고 관련 정책을 평가한 연구가 존재한다(Pao, H. T., Fu, H. C., & Tseng, C. L., 2012).

ARIMA 모델은 알고리즘 원리가 이해하기 쉬우며 시계열 고유 특성을 많이 고려하지 않아도 된다는 점에서 널리 사용되는 예측 방법이다. 반면 그러나 동시에 이러한 고유 특성 고려의 부족은 ARIMA 모델의 단점이기도 하다. 예를 들어 탄소 배출과 같은 뚜렷한 특성을 가진 시계열의 경우 ARIMA 모델은 내재된 계절성을 포착하지 못하는 경우가 많다. 시계열 분석의 고전적인 방법으로, 자기회귀(AR), 차분(I), 이동 평균(MA) 구성 요소와 계절 조정 항목을 통합하여 탄소배출 데이터에 내재된 장기 추세, 주기적 변동 및 무작위 교란을 효과적으로 포착할 수 있다. 베트남 에너지 소비 및 탄소배출 추정에 미치는 영향을 다양한 알고리즘으로 평가한 결과, ARIMA

모델이 적합도 측면에서 선형 회귀보다 우수한 것으로 나타난 연구가 존재한다(Le et al., 2024). 또한 Gogeri, Gouda와 Sumathy(2024)은 인도를 연구 지역으로 하여 이산화탄소 농도를 평가하고 최적화된 SARIMA 모델을 개발하였으며, 2016-2020년 데이터를 기반으로 학습하고 2021-2022년 데이터를 검증한 결과 우수한 성과가 나타났다.

다음으로, XGBoost 모델은 앙상블 학습 알고리즘 중 Gradient Boosting Tree 계열에 속하며, Chen과 Guestrin(2016)이 제안 및 최적화한 모델이다. 이 모델은 잔차를 반복적으로 학습하는 일련의 결정 트리를 통해 강력한 예측 모델을 구성하여, 기존 결정 트리 및 기타 앙상블 학습 방법에 비해 효율적인 병렬 연산 능력, 내장된 정규화 매커니즘, 대규모 데이터 및 고차원 특성에 대한 우수한 처리 능력 등 다양한 장점을 지닌다. 탄소배출 예측 과제에서 XGBoost는 GDP와 같은 경제 성장 지표, 석탄·석유·천연가스 등 에너지 소비 구조, 각 산업 부가가치 비율 등의 산업 구조, 탄소배출 정책의 발표 및 조정과 같은 정책 요인 등 다양한 외부 영향을 통합하여, 이들 요인과 탄소배출 간의 복잡한 비선형 관계를 파악하고 예측 정확도와 신뢰성을 향상시킬 수 있다. HuangHuang, Huang, Xie와 Wang(2024)은 농업 기자재 투입, 농지 이용, 가축 사육 및 벧짚 소각 등 4가지 부문의 탄소 배출 데이터를 이용하여, XGBoost 모델을 활용해 2021년부터 2050년까지 장기간의 농업 탄소배출량을 예측하였다(Huang et al., 2024). 마찬가지로 Hao와 Zhang(2025)은 XGBoost 모델을 이용하여 중국 탄소 시장 위험 조기경보에 대한 연구의 표본외 예측 정확도가 81.95%에 달하였다(Hao et al., 2025). 이러한 연구들을 통해 XGBoost 모델이 복잡한 관계를 처리하는 데 있어 뛰어난 성능을 보이고 있음을 알 수 있다.

SARIMA와 XGBoost의 결합 모델은 탄소 배출 예측에서 뚜렷한 장점을 보인다. SARIMA 모델은 주로 시계열 자체의 과거 데이터와 내재된 시계열 상관관계에 의존해 모델링을 수행하며, 데이터의 정상성에 대한 요구가 높다. 이는 안정적인 계절성 패턴을 가지고 외부 교란 요인이 상대적으로 적은 탄소 배출 데이터 예측 시나리오에 적합하며, 단기 예측에서 우수한 성능을 나타내는 경우가 많다(Alagade & Sahu, 2025; Cui et al., 2023). 반면, XGBoost 모델은 다중 이질 데이터 간의 복잡한 관계 규명에 중점을 두어 탄소 배출에 영향을 미칠 수 있는 다양한 외생 변수를 효과적으로 활용할 수 있다. 따라서 중장기 예측 및 여러 복잡한 요인이 상호작용하는 영향을 받는 탄소 배출 예측 과제에 대해 더욱 우수한 성능을 보인다(Balać et al., 2025; Yang et al., 2023).

두 모델을 결합했을 때의 주요 장점은 다음과 같은 두 가지 측면으로 요약할 수 있다. 첫째, 예측 정확도 향상이다. SARIMA 모델은 탄소 배출 데이터의 장기적 추세와 계절성을 모델링하여 초기 예측 결과를 도출할 수 있다. XGBoost 모델은 SARIMA 모델의 잔차를 학습하고 예측함으로써 반복적 최적화를 통해 SARIMA 모델의 예측 편차를 수정하고 예측 정확도를 한층 더 높일 수 있다. 둘째, 모델의 일반화 능력과 강건성 강화이다. XGBoost 모델은 자체적으로 우수한 일반화 능력과 강건성을 지니고 있어 데이터량이 크고 특징 차원이 높은 상황에서도 뛰어난 성능을 나타낸다. SARIMA 모델과 결합하면, 결합 모델이 다양한 규모와 특징을 가진 탄소 배출 데이터를 처리할 때에도 안정적인 예측 성능을 유지할 수 있게 한다.

최근 여러 학자들이 SARIMA-XGBoost 모델의 적용을 연구해왔다. 예를 들어, 일부 연구는 먼저 SARIMA 모델을 이용해 탄소 배출 시계열

의 선형 및 계절성 요소를 모델링한 후, 그 잔차를 XGBoost 모델의 입력값으로 사용하여 잔차에 내재된 비선형 특징과 SARIMA 모델로는 설명되지 않은 정보를 추가적으로 포착하였다. Kaushal, Gupta와 Sehgal(2024)은 SARIMA-XGBoost 모델의 결과를 기존 ARIMA 및 SARIMA 모델의 결과와 비교하였으며, 혼합 방법이 예측 정확도를 현저히 향상시킴을 입증하였다. Jia, Li, Yang, Li와 Cai(2024)는 컨테이너 처리량의 계절적 특징에 주목하여, 계절성과 불확실성을 함께 고려한 SARIMA-XGBoost 조합 예측 방법을 제안했다. 최적화 지표를 선정하고 할당 가중치를 계산하는 방식을 통해 예측 모델 내 선형 및 비선형 특징의 효과적 융합을 실현하였다(Jia et al., 2024). Li, Zhou와 Li(2022)은 통계학적 시계열 분석과 기계 학습을 결합한 지역 에너지 소비 예측 모델을 제안하였다. 먼저 SARIMA 모델로 에너지 소비 데이터의 시계열 특징을 포착한 후, XGBoost 모델을 이용해 SARIMA가 정확히 포착하지 못하는 비선형 관계와 고차원 데이터를 처리하였다. 실험 결과, 해당 혼합 모델은 여러 외생 변수를 고려하는 기반 위에서 지역 에너지 소비의 정확한 예측을 가능하게 함을 보여주었다(Li et al., 2022).

SARIMA와 XGBoost을 혼합하는 전략이 다수의 실증 연구에서 단일 모델보다 뛰어난 예측 성능을 보이고 있으나, 탄소배출 예측 연구에서는 다소 제한적으로 활용되고 있다. 따라서 본 연구에서는 SARIMA-XGBoost 결합 방법을 활용하여 중국의 장기간 탄소배출의 추이를 분석하고자 한다. SARIMA 모델을 활용해 시계열의 선형 구조를 모형화하고, XGBoost 모델을 활용해 모형화된 변수를 활용해 탄소배출의 비선형 특성을 학습하여 이를 바탕으로 추이를 예측하고자 한다. 이후 최적화 지표를 선택하고 두 모델의 가중치를 계산하여 SARIMA-XGBoost 결합 방법의 예측

성과를 분석하고, ARIMA 모델을 통해 중국 탄소배출 정책 효과를 추가로 평가하고자 한다.

종합하면, 탄소배출과 관련한 다수의 선행 연구에서는 단일성이라는 한계를 지니고 있다. 분석 모형 측면에서도 SARIMA 등 통계 모형에 의존하여 선형 추세와 계절성에 초점을 맞추거나, XGBoost 등 기계학습 알고리즘을 단독으로 활용하여 비선형 관계를 도출하는 경우가 많아, 양측의 장점을 동시에 고려하기 어렵다. 정책 평가 측면 역시 정책의 전반적인 효과를 포괄적으로 판단하는 데 그치는 경우가 많아 정책의 단계별 특성을 반영한 실증 분석 기반의 정책 평가가 다소 부족하다고 할 수 있다. 연구의 대상 또한 전국적 추세 예측이나 단일 지역 분석을 일반적으로 실시하여, 장기적인 변화와 지역적 특성을 통합적으로 고려한 연구는 상대적으로 드물다. 따라서 본 연구는 모형 측면에서는 SARIMA-XGBoost 결합 방법을 적용하여 선형 특성 포착과 비선형 요인 도출의 상호 보완적인 장점을 활용함으로써, 장기적 관점에서의 예측 정확성을 높이고자 하였다. 정책 평가에서는 정책의 3단계 변화 특성을 구분하여 살펴보고, ARIMA를 활용해 비교 시나리오를 구축함으로써 각 단계별 감축의 효율성을 정량적으로 분석하고자 하였다. 연구의 대상 또한 전국 차원의 장기적 탄소배출 추세를 살펴봄과 동시에 에너지 생산·소비와 탄소배출 간의 지역적 불일치 특성을 심층적으로 분석하여, 거시적 추세와 지역 간 차이를 통합적으로 고찰하고자 하였다.

3. 연구 설계 및 방법

1) 데이터

본 연구에서 사용된 탄소배출 데이터는 유럽연

합의 공동연구센터에서 발표하고 있는 EDGAR (Emissions Database for Global Atmospheric Research) 데이터베이스를 활용하였다. 시간적 범위는 2000년 1월부터 2023년 12월까지로, 총 24개년 12개월 데이터이므로 변수당 288개의 데이터를 활용하였다. 지리적 범위는 중국의 32개 성·시 행정구역을 포함하며, 통계 출처 및 단위의 차이로 인해 홍콩과 마카오는 포함하지 않았다. 에너지 데이터는 ‘중국 통계 연감’ 및 ‘중국 에너지 통계 연감’의 자료를 활용하였다. 연도 간 통계 방식의 차이로 인해 연도 간 데이터를 비교할 경우 차이가 발생할 수 있으므로 데이터 간 차이로 인한 계산 결과 왜곡을 피하기 위해 가장 최근 연도에 발표한 데이터를 선택하여 사용하였다.

1차 총 에너지 사용량은 모든 1차 에너지 사용 데이터를 포함한 사용 총량을 의미한다. 1차 에너지는 석탄이나 석유, 천연가스처럼 자연에서 직접 얻는 에너지를 의미하며, 2차 에너지는 휘발유나 전력처럼 1차 에너지를 가공 및 변환하여 얻는 에너지를 의미한다. 이에 포함되어 있는 에너지원의 종류가 10개 이상인데, 에너지원별 사용량의 경우 탄소 배출이 많고 사용량이 높은 석탄, 청정석탄, 석유, 휘발유, 천연가스, 비화석 에너지의 6개 에너지원을 선택한 후 1차 및 2차 에너지 모두를 포함하여 활용하였다. 변수에 대한 설명과 출처는 <표 1>과 같다. 각 변수들의 기초통계량은 <표 2>와 같다.

2) 분석 모형

(1) SARIMA 모델

계절형 자기회귀 누적 이동평균 모델(Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average, SARIMA)은 ARIMA 모델의 확장 형태이며, Lippi, Bertini와 Frascioni이 교통 분야에서의 단기 예

<표 1> 변수 설명 및 출처

변수	설명	출처
Civil Aviation	월별, 단위: tonCO2eq N: 553	EDGAR
Road Transportation no resuspension		
Cement production		
Petroleum Refining		
Non-Specified		
Other Transportation		
Liming		
Manufacturing Industries and Construction		
Solid Fuels		
Other Process Uses of Carbonates		
Oil and Natural Gas		
Railways		
Lime production		
Metal Industry		
Glass Production		
Water-borne Navigation		
Urea application		
Residential and other sectors		
Fossil fuel fires		
Chemical Industry		
Non-Energy Products from Fuels and Solvent Use	연별, 단위: 10,000ton N: 24	중국 에너지 통계연감
1차 총 에너지 사용량		
에너지원별 사용량	연별, 단위: 10,000ton 에너지원: 6 / N: 144	중국 통계연감
GDP	연별, 단위: 10,000 N: 24	

<표 2> 기초통계량

변수	mean	med	max	min	s.d.
Civil Aviation	3637.5	3491.5	7005.9	1027.2	1822.5
Road Transportation no resuspension	43598.0	41113.6	75300.7	14740.3	18034.7
Cement production	46590.4	46013.1	67405.9	17506.5	13456.3
Petroleum Refining	24056.7	23630.3	33212.4	11728.6	5238.5
Non-Specified	6345.3	5813.0	17841.8	977.6	4120.3
Other Transportation	387.6	383.2	656.3	93.6	156.8

변수	mean	med	max	min	s.d.
Liming	358.5	310.2	1070.9	70.8	264.4
Manufacturing Industries and Construction	212459	208197	264437	71613.7	56892.1
Solid Fuels	13458.7	12825.8	29643.0	3267.7	7845.4
Other Process Uses of Carbonates	2246.6	2216.4	3056.7	1310.1	452.2
Oil and Natural Gas	1026.3	1027.7	1286.3	768.7	145.8
Railways	1088.6	1076.1	1713.6	677.1	234.8
Lime production	10148.7	9538.0	19843.9	6801.7	3567.9
Metal Industry	14568.4	14322.7	21048.8	2495.2	5328.2
Glass Production	100.7	103.7	123.0	30.6	23.5
Water-borne Navigation	4546.8	4212.1	9182.8	3092.5	1876.4
Urea application	1645.3	1280.7	4115.2	415.6	1189.6
Residential and other sectors	39845.6	35990.7	85725.9	5627.3	22658.5
Fossil fuel fires	2365.2	2364.9	2366.0	2364.9	0.3
Chemical Industry	13585.7	13336.7	19248.3	6541.7	3245.9
Non-Energy Products from Fuels and Solvent Use	1568.7	1549.4	2218.3	880.5	328.5
Incineration and Open Burning of Waste	165.9	154.4	303.1	41.6	87.7
1차 총 에너지 사용량	346,597	370,163	490,237	140,993	115,069
석탄 사용량	323463	388820	448246	141092	103654
석유 사용량	45038.5	43965.8	72298.9	21232.0	16847.4
가스 사용량	1548.8	1341.1	3773.0	245.0	1166.4
GDP	530106	487940	1210207	100280	357034

측에 응용하여 활용하였다. ARIMA 모델은 자기회귀 모델(AR), 차분 처리(integrated), 이동 평균(MA)의 세 부분으로 구성되며, ARIMA(p,d,q)로 표현할 수 있다. 이때, p는 비계절 자기회귀 항, d는 차분 차수, q는 비계절 이동 평균항을 의미한다. 구조적으로 보면, SARIMA는 ARIMA를 기반으로 계절적 자기회귀(SAR), 계절적 차분(SD), 그리고 계절적 이동평균(SMA) 등의 구성 요소를 추가한 모델이다. 탄소 배출 데이터를 처리할 때에는 계절적 차분을 통해 시계열을 더욱 안정화시킬 수 있다(Williams & Hoel, 2003). SARIMA 모델의 식은 아래 (1), (2)와 같다.

$$\nabla^d \nabla_S^D Z_t = \frac{\theta_q(B)\vartheta_t(B^S)}{\varphi_p(B)\Phi_P(B^S)} a_t \tag{1}$$

$$\begin{cases} \varphi_p(B) = 1 - \varphi_1 B^1 - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p \\ \Phi_P(B^S) = 1 - \theta_{1S} B^{1S} - \theta_{2S} B^{2S} - \dots - \theta_{PS} B^{PS} \\ \theta_q(B) = 1 - \theta_1 B^1 - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \\ \vartheta_Q(B^S) = 1 - \vartheta_{1S} B^{1S} - \vartheta_{2S} B^{2S} - \dots - \vartheta_{QS} B^{QS} \end{cases} \tag{2}$$

위 식 (1), (2)에서 P, D, Q, s는 각각 계절 주기 길이, 계절 차분 차수, 계절 자기회귀 항, 계절 이동평균 항을 나타낸다. φ_p 는 p의 자기회귀 연산자, θ_p 는 P의 계절 자기회귀 연산자, θ_q 는 q의 이동평균 연산자, ϑ_Q 는 Q의 계절 이동평균 연산자를 의미한다. B^s 는 계절 차분 연산을 나타내며, a_t 는 백색잡음이다. ∇^d 는 차분 연산자이며, ∇_S^D 는

계절 차분 연산자이다. Z_t 는 시간 t 에서의 관측값이다. 식 (1)의 결과값인 $\nabla^d \nabla_s^D Z_t$ 는 차분과 계절 차분을 거쳐 안정화된 시계열값을 의미한다.

(2) XGBoost 모델

XGBoost(Extreme Gradient Boosting)는 Chen과 Guestrin이 제안한 Gradient Tree Boosting 기반의 개선된 결정 트리 알고리즘이다. 이 알고리즘은 다수의 하위 학습 트리를 하나의 앙상블 모델로 결합하여, 회귀 및 분류 문제를 병렬 연산으로 신속하게 분석할 수 있다. 시계열 예측은 XGBoost 모델의 회귀적 문제에 해당하며, 이와 관련된 주요 공식은 아래의 식 (3), (4), (5)와 같다.

샘플 수가 n 개이고, 특성 수가 m 개인 데이터 집합 D 가 존재한다고 가정하였을 때, x_i 는 i 번째 시계열의 날짜 및 관측값을 나타낸다. 집합 트리 모델은 보조 함수 z 를 추가하여 근사 시스템을 응답하고, 그 표현식은 아래와 같다.

$$\hat{y}_i = \varphi(x_i) = \sum_{z=1}^Z f_z(x_i), f_z \in F \quad (3)$$

$$F = \{f(x) = \omega_{q(x)}\} (q: R^m \rightarrow T), \omega \in R^T \quad (4)$$

식 (3)에서 \hat{y}_i 는 모든 트리의 예측값을 합산한 최종값이다. F 는 Z 개의 트리를 포함하는 함수 공간이며, $f(x)$ 는 그 중 하나의 독립 트리, ω 는 리프 노드(leaf node)의 점수, $q(x)$ 는 리프 노드의 번호, $\omega_{q(x)}$ 는 q 리프 노드의 점수를 나타낸다. $q: R^m \rightarrow T$ 는 트리의 구조를 의미하며, 모든 리프 노드는 하나의 T 차원 벡터를 구성한다. 따라서 임의의 샘플 x 는 결국 하나의 트리의 리프 노드 중 하나에 속하게 되며, 해당 값은 $\omega_{q(x)}$ 가 된다.

집합 트리 예측 성능을 최적화하기 위해 XGBoost 모델의 목적 함수는 아래 식 (5)와 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \vartheta(\theta) &= L(y, \hat{y}) + \Omega(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 + \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T \omega_j^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [y_i - \sum_{k=1}^T f_k(x_i)]^2 + \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T \omega_j^2 \end{aligned} \quad (5)$$

식 (5)에서, 목적 함수는 두 부분으로 구성된다. $L(y, \hat{y})$ 은 실제값 y_i 와 예측값 \hat{y}_i 간의 오차를 측정하며, $\Omega(\theta)$ 은 정규화항이다. 정규화항에서 γ 와 λ 는 조절 가능한 매개변수로, γ 는 리프 노드의 수를 조절하고, λ 는 리프 노드 점수가 과도하게 커지는 것을 방지하여 과적합을 방지한다.

(3) SARIMA-XGBoost 결합 모델

SARIMA-XGBoost 결합 모델을 활용한 분석 방법은 네 단계로 나뉜다. 첫째, 탄소 배출 데이터의 변동 특성을 분석하고 계절성, 선형성, 비선형성 등 데이터의 일반적인 변동 특징을 파악한다. 둘째, 탄소 배출 데이터의 선형적 특징에 대해서는 계절적 요인을 포함하는 SARIMA 모델을 선택하여 데이터셋을 예측하고, 비선형적 특징에 대해서는 XGBoost 알고리즘을 적용하여 데이터셋을 예측한다. 셋째, 가중치 할당 시스템을 구축하고 계산을 통해 두 예측 결과에 서로 다른 가중치를 할당한다. 마지막으로 넷째, 서로 다른 가중치를 활용해 두 모델의 예측 결과를 통합하여 최종 예측 결과를 생성하고, 비교 모델을 선정한 방법의 효과성을 평가한다.

SARIMA 모델과 XGBoost 모델의 가중치 분배 방식은 다음과 같다. 탄소 배출 시계열 데이터셋이 주어졌을 때, $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 이 있다고 가정하고, 이 데이터는 학습 집합 $X_{train} = [x_1, x_2, \dots, x_i]^T$ 과 예측 집합 $X_{test} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ 로 나뉜다. 이때 SARIMA 모델의 예측 결과는 $F_s = [f_{s1}, f_{s2}, \dots, f_{sm}]^T$, XGBoost의 예측 결과는 $F_b = [f_{x1}, f_{x2}, \dots, f_{xm}]^T$ 이며, 최종 예측 결과 F 는 아래 식 (6)과 같다.

$$F = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \dots \\ f_m \end{bmatrix} = \omega F_S + (1 - \omega) F_x = \begin{bmatrix} \omega f_{s1} + (1 - \omega) f_{x1} \\ \omega f_{s2} + (1 - \omega) f_{x2} \\ \dots \\ \omega f_{sm} + (1 - \omega) f_{xm} \end{bmatrix} \quad (6)$$

식 (6)에서 ω 는 SARIMA의 가중치이며, $\omega \in [0, 1]$ 이다.

평균제곱근오차(RMSE, Root Mean Squared Error)를 아래의 식 (7)과 같이 가중치 최적화 지표로 설정하였다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (f_i - x_i)^2} = \left\{ \sum_{i=1}^m [(f_{si} - f_{xi})^2 \omega^2 + 2(f_{si} - f_{xi}) \times (f_{xi} - x_i) \omega + (f_{xi} - x_i)^2 / m] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

$A = (f_{si} - f_{xi})^2$, $B = 2(f_{si} - f_{xi})(f_{xi} - f_i)$, $C = (f_{xi} - f_i)^2$ 라고 두었을 때, A, B, C, m 은 상수이므로, ω 를 변수로 할 때 $A\omega^2 + B\omega + C$ 의 최솟값을 구하면 가중치 ω 를 결정할 수 있다.

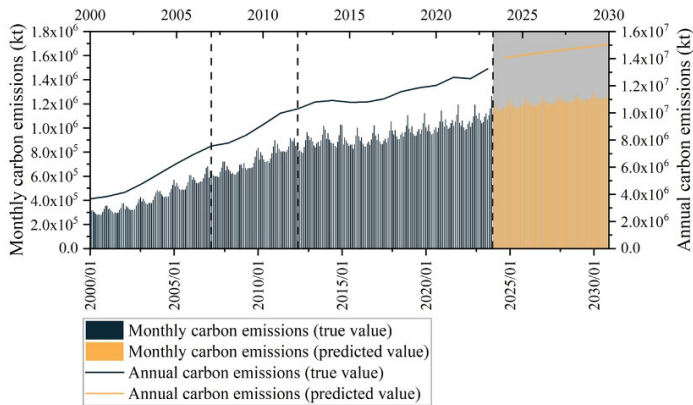
(4) ARIMA 기반 정책 평가 분석 모델

ARIMA 기반 정책 평가는 전통적인 사회 실험법에서 실험군과 대조군 확보가 어려운 현실적인 문제를 해결하는 것을 목표로 한다. 이 방법의 핵

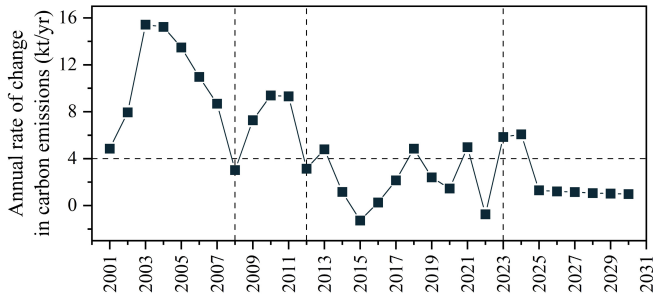
심은 “투자-시행 후” 비교 분석이다. 우선 정책 시행 전의 탄소배출 데이터를 이용하여 ARIMA 모델을 구축하고 예측값(A_1)을 도출하여 정책 개입이 없을 경우의 예측 상황을 나타낸다. 이후 정책 시행 이후의 실제 관측값(A_2)과 비교함으로써 정책 효과를 평가한다. 더 나아가 ARIMA 모델의 정적 예측과 동적 예측 특성을 결합하여, 정책 요인을 포함한 정적 예측값과 정책 요인을 포함하지 않은 동적 예측값의 차이를 정책 효과의 보정 추정치로 간주함으로써, 외부 교란 요소의 영향을 효과적으로 낮추어 평가의 신뢰성을 높일 수 있다(wang et al., 2018).

4. SARIMA-XGBoost 결합 모델을 활용한 중국 에너지 탄소배출량 예측 분석 결과

<그림 1>과 <그림 2>에 따르면, 중국의 탄소 배출은 1) 급격한 상승, 2) 점차적인 완화, 3) 완만한 정체 3단계의 발전 양상을 나타낸다. 탄소배출 곡선의 변화는 다수의 요인이 함께 작용한 결과이다.



<그림 1> SARIMA-XGBoost 결합 모델을 활용한 중국 에너지 탄소배출량 예측 결과



<그림 2> SARIMA-XGBoost 결합 모델을 활용한 중국 에너지 탄소배출량 변화율 그래프

1) 급격한 상승에 해당하는 2000-2007년 단계에서는 탄소 배출량이 36.7억 톤에서 75.6억 톤으로 증가하여 변화량이 38.9억 톤, 변화율은 약 2배에 달했다. 이 시기 탄소 배출 증가율 범위는 5%~15%였으며, 대부분의 연도에서 10%를 넘는 고속 성장을 유지하여 연평균 증가율은 10.3%에 이르렀다. 산업화와 도시화가 가속화되는 과정에서 중국의 중화학공업이 지속적으로 확장되었고, 석탄 비중이 약 73%에 달하는 에너지 구조에 따라 탄소배출이 고속 성장기에 진입하였으며, 이에 대응하는 기율기 곡선은 급속한 상승세를 보였다. 이 단계에서 중국의 에너지 탄소감축 정책 수단과 관련한 연구는 아직 초기 단계에 머물러 있었으며, 법률과 행정명령 등과 같은 단일화된 정책수단이 신중하게 활용되었다. 이 시기의 정책 집행은 관련 법률 및 주요 정책 문서 제정을 중심으로 하여 각종 저탄소 정책 조항을 통해 기업의 행위를 강제적으로 통제하고자 하였다. 이는 이미 설정된 감축 목표를 달성하기 위한 목적에 기인하였으며, 강제적 저탄소 정책 수단이 주도적 역할을 했다. 구체적인 사례로는, 통일된 에너지 절약 산업 기준 제정과 고에너지 소비 산업 기반 강제 폐쇄 등의 정책 집행으로 탄소배출 감축을 실시하였다.

2) 점진적 둔화에 해당하는 2007-2012년 단계에서는 탄소 배출량이 75.6억 톤에서 103억 톤

로 증가하여 변화율은 36.24%를 기록했다. 이는 이전 시기와 비교할 때, 탄소 배출량은 여전히 증가했으나 증가 속도는 연간 3~9%의 성장률과 1%의 연평균 성장률로 현저히 둔화되었다. 이전 시기와 비교하였을 때 탄소배출량은 여전히 증가하고 있지만 증가 속도는 현저히 둔화되었다. 또한 1단계에서는 강제적인 정책 수단에만 의존하여 경제적 효율성이 낮고 행정 집행 비용이 높았으며, 과도한 정부의 개입이 시장 실패를 초래하였다. 이에 2단계에서는 강제적 정책 수단을 유지하는 동시에 재정 및 세제 정책, 금융, 탄소배출권 거래 등 시장 메커니즘을 일부 도입하였고, 인센티브를 결합한 조치 등을 통해 시장 경제가 자발적으로 탄소감축 행동을 실천하도록 유도하였다. 2008년 ‘중국의 기후변화 대응 정책과 행동’의 발표는 중국의 탄소감축 정책이 새로운 단계에 진입했음을 의미하며, 시장 메커니즘 수단을 체계적으로 도입함으로써 정책 수단의 한계를 보완하고자 하였다. 그 중 재정·세제 저탄소 정책 수단은 기업의 행동 변화를 유도하고, 환경세, 보조금 등의 수단을 통해 기업이 생산 방식을 최적화하도록 유도하고자 하였다. 금융 저탄소 정책 수단은 은행 등 금융 기관이 저탄소 목표를 함께 추진하는 데에 기초하였으며, 2008년 환경보호부가 발표한 『Green Credit Environmental Guide』이 이러한 실천의 예이다. 이와 동시에 중국은 탄소

<표 3> 정책 수단의 유형

정책수단	정책 내용	부처	실시 대상
Financial Policy	Green Finance	Ministry of Ecology and Environment, Financial System, Ministry of Finance	Enterprises, Social Capital
	Special Funds for Energy Conservation and Emission Reduction		Energy Saving and Emission Reduction Project
	Green Credit		Enterprises, Banks
Fiscal Policy	Green Fiscal Policy	Ministry of Finance	Enterprises managing pollution
	Tax Policy		Public Institutions

배출권 거래 시장을 지속적으로 개선하였는데, 이를 통해 탄소배출의 감축 효율을 효과적으로 향상시켰고 경제 주체의 재정 부담도 줄여 주었다(조경엽, 2010). 이 때 주목할 점은 2단계에서 강제적 정책 수단이 시장 메커니즘으로 대체된 것이 아니라 오히려 강제적 정책 수단이 확장 및 발전되었다는 것이다. 구체적인 내용으로는 관련 법률 및 주요 정책 문서 체계를 지속적으로 보완하였고, 관리 체계를 완비하고 관련 시설을 정비하는 등 강제적 수단과 시장 메커니즘이 협력하는 정책 수단 체계를 형성하였다.

3) 완전한 정체에 해당하는 2012-2023년 정체 상태 접근 단계에서는 탄소 배출량이 103억 톤에서 133억 톤으로 증가하여 변화율은 29.13%를 기록했다. 이 시기 탄소 배출 증가율은 -2% ~ 6%의 범위를 보였으며, 일시적으로 부성장(-1.2% in 2015, -0.75% in 2022)을 나타내기도 했다. 연평균 증가율은 1.9%에 달했다. 2012년 이전까지 중국의 탄소배출 감축은 일정한 성과를 거두고 단계적 목표를 달성했으나 여전히 빠른 증가 추세를 유지했으며, 2007년에 미국을 제치고 세계 최대 탄소배출국이 되었다. 이러한 현실은 입체적인 정책 수단 체계 구축이 시급함을 의미하였다. 2012년에 발표된 『Interim Measures for the Administration of Voluntary Greenhouse Gas Emission Reduction Transactions』은 중국 자

발적 감축 메커니즘의 공식 출범을 의미하며, 정책 수단의 조합이 “규제적 + 경제적 + 자발적” 수단을 혼합한 다원적 방식으로 확장되기 시작했다. 자발적 감축 분야에서는 탄소 상쇄 메커니즘을 통해 대중이 탄소감축 실적(Credit)을 구매 및 거래하는 등 사회 각계의 참여를 장려하여 정책 실천이 다차원적으로 확장되었다. 이로 인해 2020년 이후 중국의 탄소배출 곡선 변화는 점차 완만해졌고, 정체 구간에 진입하였다. “쌍탄소”, 즉 2030년 탄소 피크 및 2060년 탄소 중립의 목표가 제시됨에 따라, 중국은 “강제적 제약 + 시장 인센티브 + 기술 지원 + 사회 참여”와 같은 복합적인 정책 시스템을 형성하였다. 예를 들어, 2021년에는 전국 탄소배출권 거래 시장 개시 후 단위 GDP 에너지 소비량의 총량을 강력하게 통제하는 정책을 함께 시행하였다. 또한 2022년에 제시된 『Promoting the High-Quality Development of New Energy in the New Era』은 풍력 및 태양광으로 생산된 전기의 가격을 보호하기 위한 보조금과 시장 소비 메커니즘을 결합하여 비화석 에너지 소비 비중을 높였다. 2023년에 시행된 『Interim Measures for the Management of Product Carbon Footprint Labels』은 강제적 규제와 소비를 유도하는 사회 참여 수단을 연계하여 산업 분야의 저탄소 전환을 강제하였다. 이를 통해 정책 수단 간의 협력성이 강화되었으며 효율적 측면에서도 탄

소 감축을 이끌어 내었다. 그 결과 2024년 중국의 녹색 금융은 비약적인 발전을 이루었는데, 국내외 통화 기준 녹색 대출 잔액은 전년 동기 대비 25.1% 증가하였으며, 직·간접적 탄소감축 효과가 있는 사업에 대한 대출은 녹색 대출 전체의 66.8%를 차지하였다(People's Bank of China, 2024).

5. ARIMA 기반 중국 에너지 탄소배출 추세 및 정책 효과 분석 결과

앞선 분석을 통해 중국의 탄소배출은 1) 급격한 상승, 2) 점차적인 완화, 3) 완전한 정체의 양상을 띠고 있음을 살펴보았다. 중국의 에너지 소비 구조는 여전히 석탄 중심이지만, 다양한 정책 수단의 조합 및 활용이 탄소배출을 효과적으로 억제하면서 에너지 구조가 최적화되고 에너지 이용 효율이 현저히 향상되었다. 중국의 감축 정책 효과를 보다 객관적이고 엄밀하게 평가하기 위하여, 본 연구는 중단 시계열(Interrupted Time Series, ITS) 방법을 채택하고, ARIMA 모형을 활용하여 반사실적 예측 경로를 구축하였다. 이를 통해 “정책 미 실시 기간-정책 실시 기간”의 비교를 통해 정책 효과를 측정하였다. 구체적으로, “정책 미 실시 기간”은 반사실적 기준선으로 설정되며, 이는 SARIMA 모형에 기초하여 정책 개입이 없는 상황에서의 배출 수준을 예측한 값이다. 반면, “정책 실시 기간”은 관측 경로로 간주되며, 이는 정책 시행 이후의 실제 데이터를 의미한다. 정책 시행 이후의 관측 데이터를 C1으로, 정책 시행 이전 상황에서의 예측 배출 데이터를 C2로 표기할 경우, C2-C1은 정책으로 인한 감축 효과로 해석될 수 있다.

<그림 1>에 따르면, 2000년부터 2023년까지 중

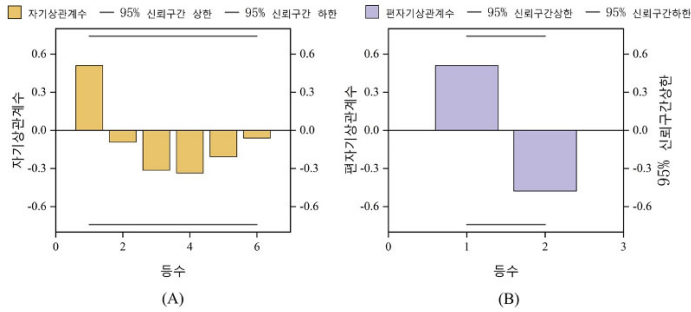
국의 탄소배출은 대체로 세 개의 서로 다른 시기로 나눌 수 있으며, 이러한 추세에 따라 본문은 2007년과 2012년을 중요한 분기점으로 삼아 ARIMA 모형의 관련 매개변수를 새로 설정하고 두 개의 ARIMA 모형 그룹을 형성하였다.

우선 첫 번째 그룹인 ‘정책 미시행 기간-정책 시행 기간’의 경우, 기초 기간은 2000-2007년의 탄소배출이며, 2008-2025년을 예측 구간으로 설정한다. 2000-2007년 데이터를 사용한 정상성 분석 결과, 차분이 1일 때 수준에서 유의미하며, 해당 시계열은 안정적 시계열로 판명되었다. ACF 및 PACF 도표를 이용해 p, q의 차수를 판단하고, 정보 기준 AIC 및 BIC의 최적 시나리오에 따라 ARIMA(0,1,2) 모형을 얻었다. 변수 2000-2007년 이산화탄소 배출량을 기반으로 모형을 검증한 결과, Q6는 수준에서 유의미하지 않아 모형의 잔차가 백색 잡음이라는 가설을 기각할 수 없으며, 모형의 결정계수(R²)는 0.999로, 예측 요건을 기본적으로 만족하는 우수한 모형으로 판단된다. ARIMA(0, 1, 2) 모형의 검정표에 따르면, 모형 공식은 아래의 식 (8)과 같다.

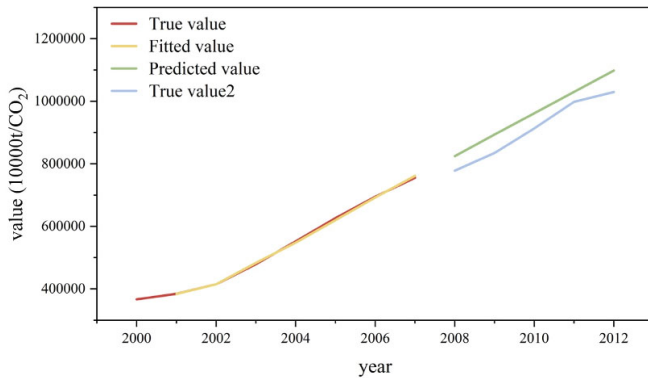
$$y(t) = 68146.871 - 0.224 * \varepsilon(t-1) - 0.142 * \varepsilon(t-2) \quad (8)$$

<그림 3>은 1차 차분 후 시계열의 자기상관 함수(ACF)와 편자기상관 함수(PACF) 도표이다. 그림에서 볼 수 있듯이, 자기상관 함수는 1차 및 2차에서 유의하며 이후 급격히 감소하고, 편자기상관 함수는 1차 및 2차에서만 유의하며 고차에서는 유의하지 않다. 이는 AR 항 없이 두 개의 MA 항을 포함하는 ARIMA(0, 1, 2) 모형 설정을 지지하며, 원 시계열은 1차 차분 후 해당 모형로 적합함을 나타낸다.

같은 방식으로 두 번째 그룹의 ARIMA 모형은 2000-2012년 탄소배출을 기초 기간으로 설정하



<그림 3> ARIMA 모델(2000-2007) ACF, PACF



<그림 4> 이산화탄소 ARIMA 모델(2000-2007)

고, 2012-2023년을 예측 구간으로 설정하였다. 이를 통해 ARIMA(1, 1, 1) 모델을 얻었으며, 모델의 결정계수(R²)는 0.99이고, 모델 공식은 아래의 식 (9)와 같다.

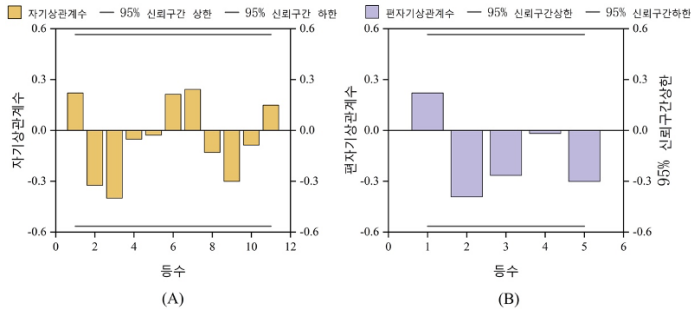
$$y(t) = 726202033.051 - 0.207 * y(t - 1) + 0.087 * \epsilon(t - 1) \quad (9)$$

<그림 5>의 ACF에 따르면, 2차 지연된 자기상관계수는 유의하게 음수이며, 그 외 대부분의 지연 차수는 유의하지 않고 뚜렷한 절단 특성이 나타나지 않는다. 이는 MA(1) 구성요소가 차분 시계열 잔차에 단기적 영향을 미친다는 패턴에 부합한다. PACF는 1차 지연된 편자기상관이 유의하고 이후 차수에서 급격히 약화되며, 이는 AR(1) 모델에서 편자기상관 함수가 1차에서 절단되는 전형적

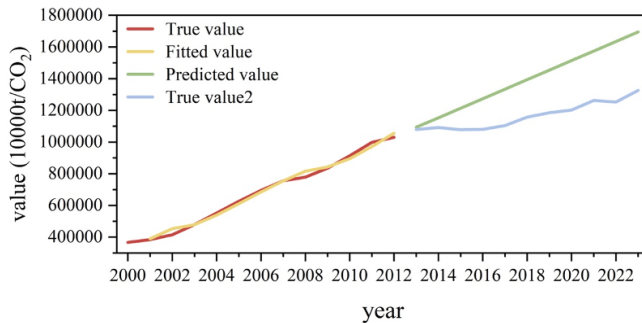
인 특성과 일치한다. 따라서 전반적으로 ARIMA (1, 1, 1) 모델을 사용하는 것이 합리적이며, 시계열의 단기 자기회귀 효과와 이동 평균 효과를 동시에 포착할 수 있다.

두 개의 ARIMA 모델 모두 높은 R² 값을 보여, 모델의 적합도와 예측 정확도가 높음을 의미한다. ‘정책 미시행 기간-정책 시행 기간’ 비교 분석법에 따라, 정책 효과는 A2-A1로 계산된다. 관련 데이터 계산을 통해 두 그룹 데이터의 정책 효과를 <표 4>와 같이 도출하였다.

정량적 분석 결과는 시장 메커니즘과 자발적 감축 메커니즘이 모두 탄소배출 억제에 효과적임을 보여준다. 정책 시행 이전 시나리오와 비교해 보면, 시장 메커니즘 시행 기간 동안 매년 50747.85만 톤의 CO₂가 감축되었고, 자발적 감축 기간 동안



<그림 5> ARIMA 모델(2000-2012) ACF, PACF



<그림 6> 이산화탄소 ARIMA 모델(2000-2012)

<표 4> 정책 효과 분석

정책 수단	예측 기간	정책효과(년)
시장 메커니즘	5년(2008-2012)	507,47.85278
자발적 감축	11년(2013-2023)	228,711.2821

매년 228711.28만 톤의 CO_2 가 감축되어, 중국의 저탄소 정책이 고도화됨에 따라 정책 효과가 점차 강화되었음을 나타낸다.

중국의 석탄 중심 에너지 구조는 탄소배출 증가의 주요 원인으로, 정부는 석탄 사용 제한 정책을 지속적으로 도입하고 있으며, 인센티브 정책을 통해 청정 에너지 발전을 촉진하고 있다. 예를 들어 “석탄 소비 제한”, “재생에너지 장려”, “에너지 소비 절감”, “고에너지 기업 폐쇄” 등이 포함된다. 정책의 고도화는 단순히 기존 수단을 대체하는 것이 아니라 전방위 협력 발전을 통해, 강제형, 시장 메

커니즘형, 혼합형 정책 수단의 다층 체계를 형성하여 에너지 저탄소화 과정에서 중요한 역할을 수행하고 있다.

6. 결론 및 제언

본 연구는 SARIMA-XGBoost 결합 모델과 ARIMA 정책 평가 방법에 기반하여, 2000~2023년 중국 에너지 탄소배출의 변화 특성 및 정책 효과를 체계적으로 분석하였으며, 주된 결론은 아래

와 같다.

첫째, 중국 에너지 탄소배출은 세 단계의 진화 특성을 보이며, 정책 수단의 고도화와 동적으로 대응되고 있다. 2000-2007년에는 중화학 공업의 확장 및 석탄 중심 에너지 구조(비중 73%)의 영향을 받아, 탄소배출이 연평균 105.99%의 속도로 급속히 증가하였으며, 이 단계에서는 「에너지 절약법」 등의 강제형 정책 수단에 의존하여 감축 제도적 틀을 초기 구축하였다. 2007-2012년에는 탄소 거래, 녹색 금융 등의 시장 메커니즘형 정책수단이 도입되면서 증가율이 36.24%로 완화되었고, 정책 체계는 ‘행정 주도’에서 ‘강제+시장’으로 전환되었다. 2012-2023년에는 ‘강제 규제 + 시장 인센티브 + 사회 참여’의 복합형 정책 체계가 탄소배출을 정제기로 진입시켰으며, 증가율은 29.13%로 감소하였다. 2020년 이후 ‘쌍탄소’ 목표가 정책의 협력성을 더욱 강화하였고, 2024년 녹색 대출 잔액이 전년 대비 25.1% 증가하는 등 녹색 금융 등의 정책수단 효과가 뚜렷하였다.

둘째, SARIMA-XGBoost 결합 모델은 예측 정확도를 현저히 향상시키며, 정책 효과는 체제 완비에 따라 점진적으로 증대된다. 결합 모델은 선형 계절성 특성(SARIMA)과 비선형 영향 요인(XGBoost)을 통합함으로써, 2024-2030년 탄소배출 예측에서 증가율이 12.78%로 감소할 것으로 나타났고, 이는 ‘쌍탄’ 정책 하의 에너지 구조 전환의 유효성을 입증한다. ARIMA 평가에 따르면, 2008년 이후 정책에 의한 연평균 감축량은 5.07억 톤 CO_2 , 2012년 이후에는 22.87억 톤 CO_2 로 증가하였다. 강제형 수단과 시장 메커니즘의 협력이 감축 효율성 제고의 핵심 동인이다.

종합하면, 중국의 탄소배출 관리는 ‘수동적 대응’에서 ‘능동적 조절’로 전환되었으나, 저탄소 발전은 여전히 몇 가지 문제에 직면해 있다. 첫째, 배출 기반이 크다는 점이다. 중국의 탄소배출량은

세계 1위이며, 전 세계 총배출량의 약 30%를 차지하고 있고, 석탄 중심의 에너지 구조로 인해 탄소배출 강도가 높다. 둘째, 쌍탄 목표 달성 연한이 짧다는 점이다. 중국은 2030년까지 탄소 정점, 2060년까지 탄소중립을 실현할 계획인데, 이는 선진국에 비해 정점 시점이 늦고, 정점에서 탄소중립까지의 전환기가 더 촉박하다. 셋째, 경제 성장과 탄소배출 통제를 동시에 고려해야 한다는 점이다. 중국은 여전히 산업화 과정에 있으며, 고에너지 산업 비중이 크고, 2022년 1인당 GDP는 1.28만 달러로, 대부분 국가가 탄소 정점을 달성할 때의 수준보다 낮다. 녹색 투자의 규모는 방대하며, 전환에는 여러 압력이 존재한다.

위의 결론을 바탕으로 아래와 같은 정책적 제언을 제시하고자 한다.

첫째, 정책 수립에서 모델의 응용을 심화시켜야 한다. SARIMA-XGBoost 결합 모델을 탄소배출 동태 모니터링 체계에 포함시키고, 지역 에너지 자원 차이(예: 석탄 주요 생산 지역과 청정 에너지 풍부 지역)를 결합하여 예측 매개변수를 최적화함으로써, 지방 정부가 차별화된 감축 목표를 설정할 수 있는 정량적 근거를 제공해야 한다. 둘째, 정책 수단의 복합에 대한 혁신을 강화해야 한다. 복합형 정책 체계의 틀을 유지하는 것을 전제로, 탄소시장 유동성(예: 산업 범위 확대, 금융 파생상품 도입) 제고, 녹색 금융 전과 메커니즘 개선(예: 탄소 감축 프로젝트 자금 조달 가능성 제고)을 중점적으로 추진하여, 가격 신호를 통해 사회 자본이 저탄소 분야로 유입되도록 유도해야 한다. 셋째, 구조적 모순을 돌파할 수 있는 경로를 개척해야 한다. 석탄 의존 문제에 대해 석탄화력과 재생에너지의 협력 운용을 추진하고(예: 석탄화력 유연성 개조 기술 개발), 중소기업의 전환 압력에 대응하기 위해 ‘녹색 기술 공유 플랫폼’과 전용 보조금 메커니즘을 구축하며, 시간 제약 조

건에 대응하기 위해 수소에너지, 탄소 포집 등 첨단 기술의 산업화 실현을 가속화하여 기술 반복 주기를 단축해야 한다.

본 연구는 중국 에너지 관련 탄소 배출의 특징과 정책 효과를 체계적으로 분석하였으나, 몇 가지 측면에서 한계가 존재한다. 첫째, 데이터 차원의 한계로, 탄소 배출 데이터는 주로 EDGAR 데이터베이스의 월별 데이터, 즉 거시적 데이터에 의존하여 산업 세분 분야(예: 세분화된 제조업, 운송업 등), 에너지 원별(예: 석탄 세분 품목, 재생에너지 구체적 유형) 및 주체(예: 주요 배출 기업) 수준과 같은 미시적 차원까지 세분화되지 못하였다. 둘째, 모델 적용의 개선 여지가 있다. SARIMA-XGBoost 결합 모델은 선형과 비선형 특징을 융합하였으나, 극한 기후 사건(예: 극한 더위, 한파)이 에너지 소비 및 탄소 배출에 미치는 단기적 충격 및 국제 에너지 가격 변동과 같은 돌발적·외생적 영향 요인을 충분히 고려하지 못했으며, 정책 평가도 단순 데이터 차이 비교법에 의존하여 다른 평가 방법과의 교차 검증이 이루어지지 않아 정책 효과 추정에 편향이 존재할 가능성이 있다. 셋째, 정책의 효과를 ‘정책 시행 기간 - 정책 시행 기간’으로 정의한 것에 대해 한계가 존재한다. 이는 시계열 분석에서의 시차에서 나타나는 차이라고 할 수 있으며, 온실가

스 배출의 변화는 다른 요인에 의해서도 영향을 받기 때문에 정책 효과로 단정짓을 수는 없다. 따라서, 후속 연구를 통해 정책 효과를 보다 더 정교하게 측정할 것을 제안하고자 한다.

이러한 한계를 바탕으로 후속 연구의 방향성을 제시하고자 하였다. 첫째, 데이터 차원과 출처의 확장이다. 산업별 탄소 배출 통계 데이터, 주요 기업 배출 보고서 및 위성 원격 감시 데이터를 통합하여 에너지 유형과 지역별 coverage를 세분화함으로써 다차원적이고 정밀도 높은 탄소 배출 데이터베이스를 구축하고, 감축 핵심을 정확히 파악하는 데 데이터 기반을 제공해야 한다.

둘째, 모델 체계와 방법의 최적화이다. SARIMA-XGBoost 모델에 극한 사건, 국제 에너지 가격 등의 외생 변수를 도입하여 모델의 복잡한 시나리오 적응력을 제고해야 한다. 셋째, 정책 연구 시각의 확장이다. 기존 정책 수단의 효과 평가를 넘어, 탄소시장과 에너지 소비 총량·강도 이중 관리 정책의 시너지 효과, 녹색 금융과 산업 정책의 연동 메커니즘과 같은 정책 협력 메커니즘에 대한 연구를 심화하고, 탄소 포집·활용·저장 기술 및 수소 에너지 기술과 같은 기술 혁신이 탄소 배출에 미치는 장기적 영향을 탐구함으로써 ‘쌍탄소’ 목표 아래에서 정책과 기술의 협력 추진을 위한 이론적 참고를 제공해야 한다.

참 고 문 헌

- 조경엽 (2010). 국가 온실가스 감축목표 평가와 시사점. <한국경제연구원 연구보고서>, 1, 1-174
- Alagade, A., & Sahu, M. (2025). Satellite-based assessment and forecasting of greenhouse gas (GHG) concentrations in Indian megacities using advanced statistical methods. *Environmental Science and Pollution Research*, 1-19.
- Balać, N., Mileusnić, Z., Dragičević, A., Milanović, M., Rajković, A., Miodragović, R., & Ećim-Đurić, O. (2025). Implementation of XGBoost Models for Predicting CO2 Emission and Specific Tractor

- Fuel Consumption. *Agriculture*, 15(11), 1209.
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016, August). Xgboost: A scalable tree boosting system. *In Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining* (pp. 785-794).
- Cui, T., Shi, Y., Lv, B., Ding, R., & Li, X. (2023). Federated learning with SARIMA-based clustering for carbon emission prediction. *Journal of Cleaner Production*, 426, 139069.
- Gogeri, I., Gouda, K., & Sumathy, T. (2024). Modeling and forecasting atmospheric Carbon Dioxide concentrations at Bengaluru city in India. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 38(4), 1297-1312.
- Hao, Y., Gu, A. L., & Zhang, R. S. (2025). National Carbon Price Analysis and Forecasting Based on Attention Mechanism Portfolio Modeling. *Hans Journal of Data Mining*, 15, 213.
- Huang, H. P., Li, Z. X., Huang, D., Xie, M. H., & Wang, Z. P. (2024). Research on the Measurement, Analysis and Prediction of Agricultural Carbon Emissions in Jiangxi Province under the “Dual Carbon” Goals. *Journal of Ecology and Rural Environment*, 40(2), 179-190.
- IEA. (2021). An energy sector roadmap to carbon neutrality in China. [On-line], Available: <https://www.iea.org/reports/an-energy-sector-roadmap-to-carbon-neutrality-in-china>, Licence: CC BY 4.0
- International Energy Agency. (2024). CO2 Emissions in 2023. [On-line], Available: <https://www.iea.org/reports/co2-emissions-in-2023/executive-summary>
- Jia, H. Y., Li, H. L., Yang, H. H., Li, Y., & Cai, S. Y. (2024). Ensemble forecasting of container throughput at Shenzhen Port considering time-series characteristics. *Science Technology & Engineering*, 24(27), 11861.
- Kaushal, A., Gupta, A. K., & Sehgal, V. K. (2024). Exploiting the synergy of SARIMA and XGBoost for spatiotemporal earthquake time series forecasting. *Earth Surface Processes and Landforms*, 49(14), 4724-4742.
- Le, T. T., Sharma, P., Osman, S. M., Dzida, M., Nguyen, P. Q. P., Tran, M. H., Cao, D. N., & Tran, V. D. (2024). Forecasting energy consumption and carbon dioxide emission of Vietnam by prognostic models based on explainable machine learning and time series. *Clean Technologies and Environmental Policy*, 26(12), 4405-4431.
- Li, G. D., Zhou, Y., & Li, K. (2022). Regional energy consumption forecasting based on a SARIMAX-XGBoost model. *Electric Power Information and Communication Technology*, 20(3), 26-33.
- Li, X., Wang, S., Zhong, M., Jiang, L., Zhang, W., & Li, J. (2025). Carbon reduction and co-benefits through nature-based solution at a large petrochemical contaminated site in Beijing: Policy implications for China. *Journal of Cleaner Production*, 497, 145172.
- Lippi, M., Bertini, M., & Frasconi, P. (2013). Short-term traffic flow forecasting: An experimental

- comparison of time-series analysis and supervised learning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 14(2), 871-882.
- Liu, P. K., & Lu, C. Y. (2022). Influencing factors of China's energy transition pathway: Theoretical testing and empirical analysis. *China Soft Science*, (6), 51-61.
- National Bureau of Statistics. (2023). [On-line], Available: <https://www.stats.gov.cn/>
- Pao, H.-T., Fu, H.-C., & Tseng, C.-L. (2012). Forecasting of CO2 emissions, energy consumption and economic growth in China using an improved grey model. *Energy*, 40(1), 400-409.
- People's Bank of China. (2024). Financial Institutions' Loan Allocation Statistical Report. [On-line], Available: <http://www.pbc.gov.cn>
- Wang Wensheng, Zhang Rong, Sun Xiaobo, & Liu Ying (2018). Evaluation method of coal industry policy validity based on ARIMA[J]. *China Mining Magazine*, 27(11), 61-64.
DOI: 10.12075/j.issn.1004-4051.2018.11.014 shu
- Williams, B. M., & Hoel, L. A. (2003). Modeling and forecasting vehicular traffic flow as a seasonal ARIMA process: Theoretical basis and empirical results. *Journal of Transportation Engineering*, 129(6), 664-672.
- World Bank. (2024). GDP (current US\$). [On-line], Available: <https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.CD>
- World Meteorological Organization. (2024). Global temperature is likely to exceed 1.5°C above pre-industrial level temporarily in next 5 years. [On-line], Available: <https://wmo.int/zh-hans/news/media-centre/weilai5nianquanqiuwendukenengzanshichaoguogao yugongyehuaqianshuiping15degcdeshuiping>
- World Resources Institute. (2022). Climate Watch Historical Country Greenhouse Gas Emissions Data. [On-line], Available: <https://www.climatewatchdata.org/ghg-emissions>
- Wu, J. H., & Zhao, W. Y. (2011). Serial correlation tests for panel data models: Theoretical research and empirical analysis. *Mathematics in Practice and Theory*, 30(5), 824-830.
- Yang, D., Wang, L., Yuan, P., An, Q., Su, B., Yu, M., Chen, T., Hu, K., Zhang, L., & Lu, Y. (2023). Cocrystal virtual screening based on the XGBoost machine learning model. *Chinese Chemical Letters*, 34(8), 107964.

Modeling and Forecasting China's Energy-Related CO₂ Emissions and Policy Impacts: A Hybrid SARIMA-XGBoost Approach

Zhou Yi, Yeongchan Park

Yonsei University

This study analyzed and forecasted China's energy-related CO₂ emissions using a hybrid SARIMA-XGBoost model and evaluated mitigation policies via an ARIMA counterfactual. By combining linear time-series structure with nonlinear pattern learning, this study captured nationwide, long-run dynamics and their linkage to policy instruments. Three phases were identified: (i) 2000-2007, a sharp rise driven by heavy-industry expansion and a coal-dominated energy mix, alongside reliance on command-and-control tools; (ii) 2007-2012, a deceleration as market-based instruments were introduced; and (iii) 2012-2023, a plateau with a pluralistic policy regime integrating command-and-control, market, and voluntary measures. The policy evaluation indicated average annual reductions of 507 Mt after 2008 and 2.287 Gt after 2012, implying increasing effectiveness as governance improved. The forecasts for 2024-2030 suggest that the emissions growth rate will decline to 12.78%, reflecting tangible progress in the energy-structure transition aligned with "carbon peaking and carbon neutrality" goals. These results provide empirical support for differentiated mitigation strategies in China and offer decision-relevant insights for global climate governance.

Keywords: Energy-related CO₂ Emissions, SARIMA-XGBoost Model, Evaluate Mitigation Policies