arXiv:2603.04260v1 [stat.AP] 4 Mar 2026

# 带有自回归分量的状态依赖边际排放因子

Antonio Panico*[1,2]、Andrew Burlinson[2], 和 Luigi Grossi[1]

[1]工业系统与技术工程系，帕尔马大学，43124 帕尔马，意大利[2]经济学院，谢菲尔德大学，谢菲尔德，英国

**摘要**

准确估计边际排放因子（MEF）对于评估低碳技术和需求侧管理的脱碳潜力至关重要。然而，主要依赖线性回归和差分方法的经典方法，无法捕捉优先顺序中固有的结构性非线性，即设定电价的边际技术所体现的非线性。利用带外生回归变量的马尔可夫转换自回归模型（MS-ARX）和美国小时级数据（2019–2025），我们识别出由燃料价格动态驱动的不同且互斥的状态。我们发现，线性模型掩盖了天然气驱动与煤炭驱动边际系统之间的二分法，从而高估了减排潜力。此外，通过稳健的结构断点检测，我们将状态不稳定性与2022年5月天然气定价发生的特定结构性转变联系起来。我们的结果表明，2022年之后，电网已进入修正阶段：煤炭主导机制的持续性降低，但波动性显著增强，因此需要采用状态依赖政策指标，而非静态年均值。

**关键词：** 气候政策、电力、排放量、区制转换模型、结构突变

**JEL 分类代码：** C22, C51, Q41, Q53

## 1 引言

美国（U.S.）于2026年1月27日正式退出《巴黎协定》。这是特朗普政府执政期间美国第二次退出这一具有里程碑意义的气候协定，再次表明其意图违背国际法律义务——包括到2030年将温室气体排放量减半的承诺（美国国务院，2021）。尽管美国能源部（2023年）指出，到2035年实现100%清洁电力可减少2.4吉吨能源相关排放，但实现深度脱碳的道路再次面临不确定性。此外，现有方法

*电子邮箱：antonio.panico@unipr.it

忽视了边际上以化石燃料替代其他能源时固有的非线性特征。这一问题不容忽视，因为近期的行政命令正积极推动重振燃煤电力。本研究通过提供一个稳健的计量经济学框架来捕捉这些不断演变的边际动态，弥补了文献中的这一关键空白。

政策评估往往依赖于固定的平均排放因子（AEF），例如由美国环境保护署（2019）编制的因子。然而，现已明确，这种方法会导致显著的（向下）偏差，因为可再生能源发电替代的是边际发电机组，而非平均燃料结构。因此，准确估计边际排放因子（MEF）对于评估可再生能源、电动汽车和需求侧管理的脱碳潜力至关重要（Graff Zivin等，2014年）。事实上，Holland等人（2022a）通过表明至少在短期内，尽管平均排放下降，边际排放因子却在上升，清楚地凸显了这一张力。虽然Gagnon 等人（2022）指出结构性变化在长期规划中的重要性，但短期边际排放因子对于依赖情境的近期运营政策和现实世界中的行为响应仍然不可或缺（Holland等人，2022年（乙））。

文献已发展出若干统计方法来估计边际排放因子。Hollandand Mansur（2008年）率先采用线性回归方法，利用美国数据，在控制时间和区域固定效应的同时，将排放量对发电量进行回归。该方法被广泛采用，最显著的是Callaway等（2018年），HolladayandLaRiviere（2017年），以及Holland等人（2022a）。相比之下，Hawkes（2010年）利用差分法来表示跨期变化，而Beltrami 等人（2020年）利用时间序列方法对数据生成过程中的自相关进行建模。尽管具有参考价值，这些方法存在一个共同局限：它们假定发电量与排放量之间存在稳定的线性关系。此外，线性技术估计的是平均边际效应。我们认为，这未能捕捉优先序调度中固有的非线性，即边际化石燃料会随系统负荷和价格在“清洁”（例如天然气）与“肮脏”（例如煤炭）技术之间转换。

我们通过采用带外生回归变量的马尔可夫转换自回归模型（MS-ARX），弥补了文献中的这一空白[1]，并使用美国本土48州（US48）的小时数据。我们的研究补充了相关文献；这些文献曾应用马尔可夫转换模型（MSM）来建立电力价格预测模型（Koster 和 Mosler，2006年和Kapoor 等人，2023年）以及研究批发价格形成（Zachmann，2007）。近期，Holladay and LaRiviere (2017年)使用马尔可夫转换模型（MSM），识别了水力压裂热潮之后排放量与天然气价格关系中的结构断点。

与本研究关系更为密切的是Ben Amor等（2025年）提出，状态切换框架在德国市场的边际排放因子估计方面优于动态线性回归。其马尔可夫切换动态回归（MSDR）模型识别出三种状态，分别代表：i）可再生能源主导的低排放时期；ii）以化石燃料调度为特征的高排放时期；以及 iii）波动性过渡状态。然而，尽管作者发现排放序列和发电序列均为平稳序列，却仍采用了一阶差分。对于平稳数据而言，这种转换在统计上并无必要，而且通过对变化率而非基于水平的物理实现进行建模，造成了解释上的模糊。其方法的另一项显著局限是将总发电量（包括可再生能源）用作解释变量。由于可再生能源发电不会产生直接排放，其状态切换机制区分的是可再生能源渗透率较高（边际排放因子较低）的时期与化石燃料主导（边际排放因子较高）的时期，而非捕捉边际动态的变化

[1]Thr在本文中，MS-ARX 和 MSM 可互换使用，均指同一模型 1.

（天然气与煤炭技术之间的变化）。

我们的研究通过将状态识别与燃料市场基本面同时挂钩，克服了上述局限；具体而言，我们验证了观测到的状态对应着不同的边际化石燃料状态[2]，并将状态不稳定性与天然气定价中的结构断点联系起来。此外，我们的研究表明，尽管早期线性模型在估计边际排放因子方面不够严谨，但仍有助于分析边际机组的其他行为，具体包括边际燃料概率和发电量—负荷响应性。

我们从三个主要方面为现有文献作出贡献。第一，采用MS-ARX框架，对美国本土48州地区整体的边际排放因子进行严谨估计，从而区分出彼此独立、互斥的不同运行状态。第二，我们证明，标准线性模型掩盖了“清洁”（天然气边际）与“高污染”（煤炭边际）化石燃料状态之间的二分法，可能导致减排潜力被高估。第三，我们对天然气价格进行稳健的结构断点检测，以进一步揭示状态转换结果。我们发现，2022年5月天然气定价发生结构性转变，从根本上改变了电网的稳定性。具体而言，在经历了由新冠肺炎疫情和俄乌战争推动、能源波动加剧且价格不断上涨的通胀阶段后，能源市场随后进入修正阶段。

本文其余部分安排如下：第2 节回顾现有的边际排放因子估计方法。第3 节介绍数据，第4节阐述实证方法。第5 节和第6 节讨论结果并给出结论。

## 2 现有方法综述

现有关于边际排放因子估计的文献主要采用三种方法框架。第一，美国固定效应（US-FE）方法，源自对美国日内排放量和发电数据进行回归分析，同时控制时间和区域固定效应（Holland and Mansur，2008年，以及Callaway等，2018年）。第二，Hawkes （2010年）方法采用一阶差分，捕捉结算时段（即日内）之间的系统层面变化。第三，*ARIMA-FE*由Beltrami 等人（2020年）提出，将自回归积分滑动平均（ARIMA）成分与日内及跨日固定效应结合。下文将重点讨论日内情况，因为这是本文主要结果的基础；同时需要指出的是，这些论述同样适用于跨日情况。

一般的 *US-FE* 规格可定义为：

$$E_{rt} = \beta_r G_{rt} + \alpha_r + \varepsilon_{rt} \tag{1}$$

其中 $E_{rt}$ 表示区域 $r$ 在时间 $t$的排放量， $G_{rt}$ 表示发电量， $\alpha_r$刻画区域固定效应，而 $\beta_r$ 为区域边际排放因子。自Hollandand Mansur （2008年）评估区域实时定价的环境影响以来，类似设定已被应用于可再生能源发电部署（Callaway等，2018年）、电力储能（Carson and Novan，2013年）、电动汽车（Graff Zivin等，2014年）以及与水力压裂相关的天然气价格冲击（Holladayand LaRiviere，2017年）。然而，该方法假定误差项 $\varepsilon_{rt}$ 在控制固定效应后独立分布。如果排放量呈现自回归或移动平均动态，模型可能存在遗漏变量偏差，并导致参数估计缺乏效率。

[2]尽管石油的排放强度与煤炭相当，但我们在此不纳入石油。燃油机组几乎完全作为超峰机组运行，这意味着它们在运行时总是边际燃料。本研究的建模难题和重点，是区分边际上的天然气与煤炭。

Hawkes （2010年）提出了一种基于一阶差分的替代框架：

$$\Delta E_t = \beta \Delta G_t + \varepsilon_t, \tag{2}$$

其中 $\Delta E_t = E_t - E_{t-1}$ 衡量相邻两小时之间排放量的变化，而 $\Delta G_t = G_t - G_{t-1}$ 表示相应的发电量变化。基于英国（GB）2002年至2009年的数据，Hawkes (2010年)估算的边际排放因子约为 690 千克 $CO_2$/兆瓦时，显著高于 510 千克 $CO_2$/兆瓦时的系统平均排放因子。Hawkes 提出采用差分法来解读变量的变化，同时也无意中处理了非平稳过程这一问题。然而，正如 Beltrami 等人 (2020年)所示，标准检验往往无法拒绝平稳性假设。本文针对美国提出的证据与欧洲的研究结果一致（Beltrami 等人，2020年和 Ben Amor等，2025年），表明相关序列具有平稳特性。因此，从统计角度看，Hawkes 的模型并非估算日内边际排放因子的最简约方法。

事实上，Beltrami 等人 (2020年)表明，GB和意大利的排放量与发电序列是平稳的($d = 0$)。因此，其实证设定简化为：

$$\Phi_p(L)(E_t - \beta G_t) = \alpha + \Theta_q(L)\varepsilon_t \tag{3}$$

其中 $p$ 和 $q$ 通过赤池信息准则（AIC）和贝叶斯信息准则（BIC）选取，通常得到ARIMA(1,0,1)、ARIMA(2, 0, 1)或ARIMA(1, 0, 2)设定。作者表明，根据信息准则，$ARIMA\text{-}FE$ 模型始终优于 $US\text{-}FE$ 和 $Hawkes$ 方法。至关重要的是，其时间序列模型生成了更稳定的边际排放因子轨迹，方差和变异系数更低。

然而，这三种方法均依赖于线性模型，只能得到单一的平均边际效应，且不随系统状态变化。我们认为，这并不适合排放与发电固有的非线性特征。这促使我们采用马尔可夫转换模型，使边际排放因子能够在不同潜在状态之间变化，从而捕捉线性方法无法容纳的结构性非线性。

# 3 数据来源与描述

我们使用美国本土48州的小时发电量和排放序列构建数据集，数据来源于美国能源信息署（2026）（EIA），见图1。样本涵盖2019年1月1日至2025年12月31日，包含完整的 $T = 61,\ 368$ 个小时观测值。

与相关文献（Callaway等，2018年，以及Holland等人，2022a）一致，我们使用实际小时发电量，而非系统负荷。事实上，虽然负荷数据常被用来近似需求，但它无法反映进口电力的碳强度，例如来自加拿大或墨西哥的跨境电力流动。

每小时的总$CO_2$ 排放量 $E_t$ 可以表示为： $t$

$$E_t = \sum_f G_{f,t} \cdot \theta_f \tag{4}$$

其中，$G_{f,\ t}$ 表示燃料类型 $f$ （即煤炭或天然气）的每小时发电量， $\theta_f$表示相应的排放因子。

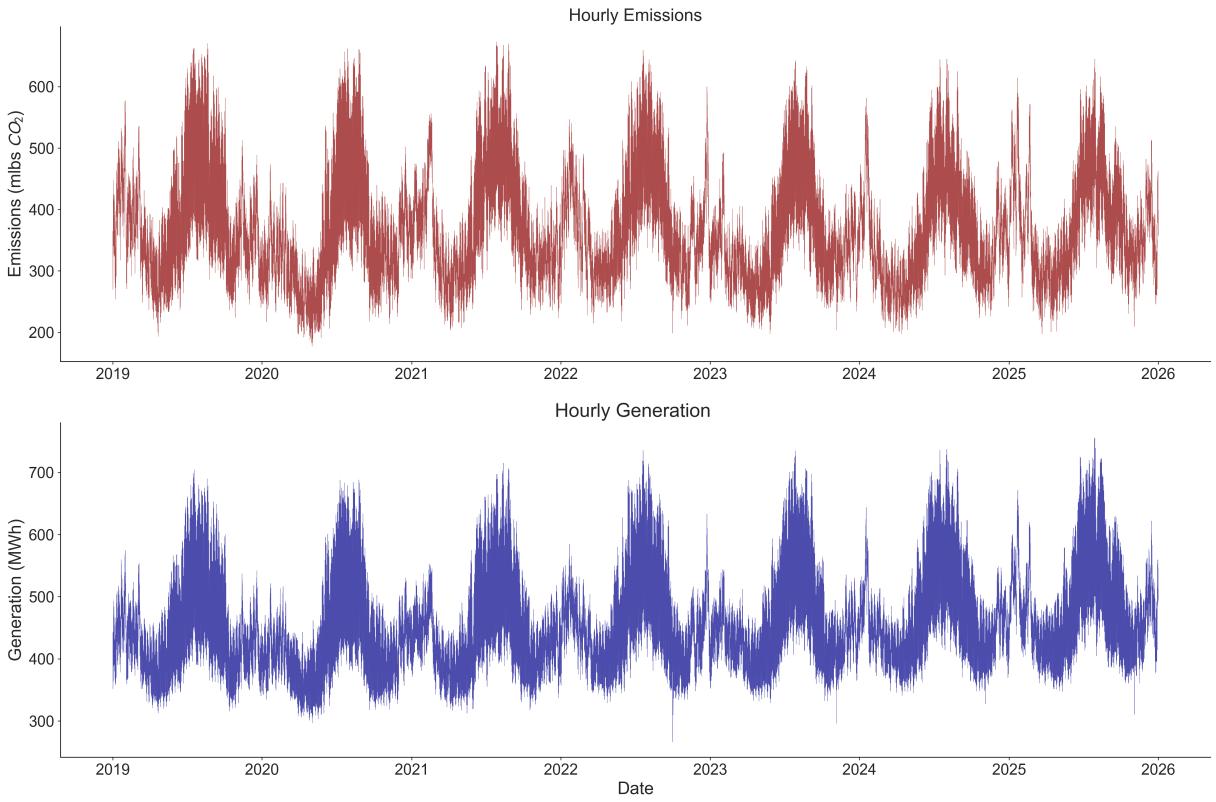



图 1： **排放量与发电量：** 排放量以百万磅（Mlbs）为单位报告，而兆瓦时（MWh）发电量指化石燃料总发电量。

表1 展示了完整样本的汇总统计。美国电力系统平均每小时发电量为461,092兆瓦时，平均小时排放量约为168,050磅$CO_2$。发电量的高标准差反映了电网显著的时间异质性。

表 1： **汇总统计（2019–2025年）。**

| 变量 | N | Mean | 标准差 | Min | Max |
|---|---|---|---|---|---|
| 排放量（磅） | 61,368 | 168,050 | 41,036 | 80,496 | 305,224 |
| 发电量（兆瓦时） | 61,368 | 461,092 | 76,092 | 266,277 | 755,638 |

相关动态详见在线补充材料（OS）中的表 S1。与许多冬季负荷达到峰值的欧洲电力系统不同（Beltrami 等人，2022），美国电力系统的特点是夏季负荷占主导峰值，这主要由制冷需求驱动。在夏季月份，平均发电量飙升至近 550,000 兆瓦时，常常迫使系统调度碳密集型调峰电厂，从而使排放量达到全年最高水平，约为 219,000 磅。春季则是系统的低谷期，此时负荷较低且可再生能源渗透率较高，使平均排放量降至最低水平 124,000 磅。

## 3.1 马尔可夫转换模型的随机特性与实证依据

在本节中，我们考察$CO_2$ 排放量的随机性质，以确定适当的建模框架。具体而言，我们检验数据在控制

确定性季节性之后，是否表现出平稳性，同时具有非线性特征。

为分离随机成分，我们首先从线性回归中提取残差。该回归使用小时、每日和每月指示变量以及线性时间趋势，滤除了确定性季节效应。随后，我们对这些滤波后的残差进行了全面的诊断检验，结果汇总于表 2。

### 平稳性分析

表 2（A 面板）报告了三种互为补充的检验结果，用于评估是否存在单位根及平稳性：增广迪基–富勒（ADF检验）、菲利普斯–佩龙（PP检验）和克维亚特科夫斯基–菲利普斯–施密特–申（KPSS检验）检验。

ADF检验的滞后阶数通过贝叶斯信息准则选定。该准则始终确定为 24–27 阶滞后，捕捉到了电力系统实际存在的 24 小时昼夜周期。对于 PP检验和 KPSS检验，谱带宽使用纽维–韦斯特估计量确定。我们发现带宽介于 37–55 之间，确保检验结果能够抵御高频数据固有的序列相关和时变波动率。

结果显示出有力的平稳性证据（见 A 面板）。对于样本中的每一年，ADF检验和PP检验均在 1% 的显著性水平上拒绝单位根原假设，而KPSS检验未能拒绝平稳性原假设。

### 非线性与复杂性

在确认平稳性后，我们检验了残差是否存在标准线性模型无法捕捉的非线性依赖。表 2 的面板B列出了非线性的 Tsay F检验、独立性的 BDS检验，以及波动率聚集的 Peña-Rodríguez（PR）检验结果。

为选择滞后阶数 $p$，我们对残差拟合了一系列 AR($p$) 模型，并选择使赤池信息准则最小化的最优阶数。我们发现最优滞后阶数始终为 $p = 11$，即 12 小时，这反映了电力系统的半日运行周期。采用这一最优滞后阶数后，Tsay F检验在所有年份均强烈拒绝线性原假设（$p < 0.01$），表明存在显著的二次交互作用。此外，BDS检验统计量明确拒绝了噪声独立同分布（i.i.d.）的假设。尤为重要的是，PR检验强烈拒绝了不存在自回归条件异方差（ARCH）效应的原假设，证实存在波动率聚集。

这些发现表明，潜在的数据生成过程经历了结构变化或状态转换。这为采用马尔可夫转换模型提供了有力的实证依据，该模型能够明确刻画此类状态依赖的动态特征。

## 4 模型设定与估计方法

我们采用双状态马尔可夫转换自回归外生模型刻画边际运行的化石燃料发电动态。在本节中，我们定义模型设定，并详细说明估计程序；该程序利用由Dempster等人（1977）提出并针对时间序列由Hamilton （1990年）加以改进的期望最大化（EM）算法。该迭代程序结合（Hamilton，1989年）滤波器进行前向推断，以及（Kim，1994年）平滑器进行后向推断，以实现最大似然估计（最大似然估计）。

表 2： 平稳性和非线性诊断检验。本表报告了排放残差的检验统计量。**A 面板**报告平稳性检验：ADF检验、PP检验和KPSS检验。**面板B** 报告非线性检验：Tsay F检验、BDS检验（$m = 6$）以及用于检验波动率聚集的PR检验。

| | A 面板：平稳性 | | | 面板B：非线性 | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 年份 | ADF检验 | PP | KPSS检验 | Tsay F | BDS | PR |
| 2019 | -8.22*** | -8.66*** | 0.058 | 2.68*** | 198.72*** | 13.70*** |
| 2020 | -8.79*** | -9.71*** | 0.059 | 2.01*** | 203.59*** | 13.48*** |
| 2021 | -8.24*** | -8.59*** | 0.046 | 2.33*** | 219.82*** | 13.77*** |
| 2022 | -8.95*** | -8.45*** | 0.050 | 3.40*** | 220.18*** | 13.71*** |
| 2023 | -8.50*** | -9.40*** | 0.045 | 1.81*** | 197.40*** | 13.61*** |
| 2024 | -8.02*** | -8.69*** | 0.046 | 1.47*** | 203.75*** | 13.79*** |
| 2025 | -7.70*** | -8.23*** | 0.044 | 1.77*** | 197.91*** | 14.88*** |

***、 **和 * 分别表示在1%、5%和10%显著性水平上显著。注：对于KPSS检验，较低的统计量（无星号）表示无法拒绝平稳性。

## 4.1 模型设定

令 $y_t$表示时刻 $t$的观测排放水平， $t = 1, \ldots\ldots, T$，以及$x_{1,\,t}$， $x_{2,\,t}$对应于$t = 1, \ldots\ldots, T$的可再生与不可再生[3]发电量协变量。排放过程由不可观测的离散状态变量 $S_t \in \{1,2\}$[4]控制。我们根据边际运行的燃料结构解释这些状态，即将低排放状态解释为边际发电以高效天然气机组为主的情形，并将高排放状态解释为边际发电转向碳密集型煤炭或低效率调峰机组的情形。

在给定状态 $S_t$的条件下，观测方程为：

$$y_t = \alpha_{S_t} + \phi_{S_t} y_{t-1} + \beta_{1,S_t} x_{1,t} + \beta_{2,S_t} x_{2,t} + \epsilon_t, \quad \epsilon_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \tag{5}$$

其中， $\phi_{S_t}$ 是自回归项，$\beta_{1,\,S_t}$ 是特定状态下的边际排放因子，表示状态 $S_t$ 下电网的边际排放强度；$\beta_{2,\,S_t}$ 是状态 $S_t$下可再生能源的边际概率。状态变量 $S_t$ 按照具有转移矩阵$\mathbf{P}$的一阶遍历马尔可夫链演变，其中 $p_{ij} = \mathbb{P}(S_t = j \mid S_{t-1} = i)$。

尽管文献中广泛使用允许状态依赖异方差的更一般的马尔可夫转换模型（Bauwens 等人，2010年和Kang，2014年）（$\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2$），但基于理论和实证考量，我们对所有状态施加常方差限制。从理论上讲，这一限制确保状态识别由按优先顺序调度中的结构性转变驱动，而非由短暂的波动率聚集驱动。事实上，状态特定方差会导致均值参数识别较弱，因为似然倾向于根据波动性而非边际排放的差异对观测值分类（Hamilton 和 Susmel，1994年和 Sims 等人，2008年）。在实证方面，我们发现，异方差马尔可夫转换设定会系统性地在低排放状态下产生负的边际排放因子，这在物理上是不可能的，表明模型设定错误。这种现象的产生，是因为异方差马尔可夫转换模型倾向于主要依据方差而非均值结构对状态进行分类。在电力领域，高波动时期（例如机组启停频繁的用电高峰时段）可能对应较高或较低的

[3]在实际估算中，我们将非可再生能源发电量估计为煤炭和天然气每小时发电量之和，数据由美国能源信息署（2026年）提供。[4]尽管选择标准倾向于采用三状态模型，但对平滑概率的检查表明，第三种状态是多余的；因此，我们选择了双状态模型（详情请参见《在线补充材料》S2节）。

边际排放，具体取决于燃料结构。当模型按波动性对观测值进行划分时，所得均值参数会产生偏差，进而导致负系数；这与边际排放因子的实证表现不一致。

## 4.2 似然与估计策略

参数向量 $\theta = (\beta_1,\ \beta_2,\ \sigma^2,\ p_{11},\ p_{22})$ 的估计依赖于最大似然估计。然而，由于状态序列 $\mathcal{S} = (S_1,\ \ldots\ldots,\ S_T)$ 未被观测到，我们无法直接最大化完整数据似然。

我们关心的是观测数据对数似然，它对所有可能的状态序列进行边际化处理。令 $\mathcal{Y}_T$ 表示观测的完整历史。观测数据对数似然为：

$$\mathcal{L}_{obs}(\theta) = \sum_{t=1}^{T} \log f(y_t \mid \mathcal{Y}_{t-1}; \theta). \tag{6}$$

直接最大化（6）在计算上难以处理，因为边际密度$f(y_t \mid \ldots)$涉及对 $2^T$种可能的状态路径求和。

为解决这一问题，Hamilton （1990年）开发了一种基于Dempster等人（1977提出的EM算法的程序。假设序列$\mathcal{S} = (S_1,\ \ldots\ldots,\ S_T)$的一次完整实现已知，则可以定义完整数据对数似然：

$$\mathcal{L}_c(\boldsymbol{\theta}; \boldsymbol{y}, \mathcal{S}) = \sum_{t=1}^{T} \log f(y_t \mid S_t, \mathbf{x}_t; \boldsymbol{\theta}) + \sum_{t=1}^{T} \log p_{S_{t-1}S_t}. \tag{7}$$

然而，在实际应用中，序列 $\mathcal{S} = (S_1, \ldots, S_T)$ 是未知的，因此，EM算法的作用是根据观测数据和上一轮迭代的参数 $\theta^{(v)}$，迭代地最大化完整数据对数似然（即Q函数）的期望值。换言之，EM算法分为两个步骤：（i）E步（期望）和（ii）M步（最大化）。

The E步是根据 $\theta^{(v)}$ and 计算对数函数期望值的步骤 y:

$$Q(\boldsymbol{\theta} \mid \boldsymbol{\theta}^{(v)}) = \mathbb{E}_{\mathcal{S}|\boldsymbol{y},\boldsymbol{\theta}^{(v)}} \left[ \log L_c(\boldsymbol{\theta}; \boldsymbol{y}, \mathcal{S}) \right]. \tag{8}$$

This 该步骤需要计算状态的平滑后验概率：

$$\xi_{t|T}^{(k)} = \mathbb{P}(S_t = k \mid \boldsymbol{\mathcal{Y}}_T; \boldsymbol{\theta}^{(v)}) \quad k = 1, 2 \quad \text{(Smoothed Probabilities)}, \tag{9}$$

$$\xi_{t-1,t|T}^{(ij)} = \mathbb{P}(S_{t-1} = i, S_t = j \mid \boldsymbol{\mathcal{Y}}_T; \boldsymbol{\theta}^{(v)}) \quad \text{(Smoothed Joint Probabilities)}. \tag{10}$$

M步通过求得使完整数据对数似然期望值最大化的数值来更新参数：

$$\boldsymbol{\theta}^{(v+1)} = \arg\max_{\boldsymbol{\theta}} Q(\boldsymbol{\theta} \mid \boldsymbol{\theta}^{(v)}). \tag{11}$$

重复这些步骤，直到观测似然（6）的增幅低于收敛容差。已有研究表明，EM算法会收敛到局部极大值（Dempster等人，1977）。[5]

[5]有关最大化步骤的更多详细信息，请参阅Hamilton (1990年)。

# 5 结果与讨论

本节介绍我们对美国本土48州小时排放和发电数据进行马尔可夫切换分析所得的结果。我们首先验证模型设定，并将我们的状态切换方法与经典线性基准模型区分开来。随后，我们分析所识别状态的特征，并将其稳定性与天然气市场的结构动态联系起来。

## 5.1 模型比较

MS-ARX框架相较于第2节讨论的经典方法，其主要优势在于能够将排放数据生成过程分解为不同且互斥的状态。这使得边际排放因子（MEF）能够随时间变化进行估计，从而反映边际燃料结构（即煤炭与天然气）的变化，而非仅体现静态平均值。

状态切换框架中的一项关键建模决策是选择自回归阶数（$p$）。虽然对去季节性排放序列进行的初步偏自相关函数（PACF）诊断[6] 表明可能存在更高阶的依赖关系，但我们进行的敏感性分析显示，增加滞后阶数并未显著改善模型拟合，反而引入了严重的不稳定性。补充材料中的表 S4 报告指出，采用 $p \geq 2$ 估计 MS-ARX模型时，在多种优化算法下均未能收敛[7]。此外，这些不稳定设定在似然方面的边际增益微乎其微，证实增加复杂度并不能切实提升解释力。

因此，我们采用简约的 MS-ARX(1) 设定[8]。从概念上说，这一设定明确划分了各部分的职责：AR(1) 项捕捉电网运行中固有的短期逐小时持续性（例如火电机组爬坡约束），而状态切换部分则吸收优先顺序中变化较慢的结构性转变（即从天然气驱动状态向煤炭驱动状态的转换）。与会平滑掉波动性的 ARIMA 设定不同，状态切换框架明确区分了优先序调度中固有的不同运行动态。这种结构性识别使我们能够量化排放量在不同边际燃料状态下的变化。

为评估我们方法的表现，我们将 MS-ARX 与第 2 节中定义的基准模型进行了比较。为选择 ARIMA模型的最优阶数，我们采用基于最大似然估计的自动选择程序。通过联合选择滞后阶数 p 和移动平均阶数 q，使模型的对数似然最大化；而积分阶数 d $= 0$，因为如第 3 节所示，该序列是平稳的，因此最终选出拟合效果最佳的 ARIMA(3,0,4)模型。

补充材料（OS）的表 S5 报告了 ARIMA、MS-ARX 和 US-FE 在模型拟合方面的详细比较。结果显示出明显的排序：ARIMA 的对数似然最高，且赤池信息准则、贝叶斯信息准则和汉南-奎因信息准则（HQIC）的值最低，因此是拟合效果最佳的模型；MS-ARX 则位居第二。与 US-FE 相比，这两种模型的表现均显著更好，这反映了线性模型在捕捉排放量的非线性和持续性动态方面众所周知的局限性。尽管与 ARIMA 相比，MS-ARX 并未取得最佳统计拟合效果，

[6]发电量和排放的自相关函数与偏自相关函数图见在线补充材料第 S3 节和第 S4 节[7]体制转换文献（Hamilton，1990年和Krolzig，1997年）中已充分记载了这种收敛失败。[8]在线补充材料第 S6 节提供了 MS-ARX(1) 的残差诊断。

但其核心价值在于能够提供结构性解释。更具体地说，MS-ARX 能够捕捉状态依赖行为，这是 ARIMA 和 US-FE 都无法做到的，因此更适合识别由优先序调度驱动的不同排放状态。

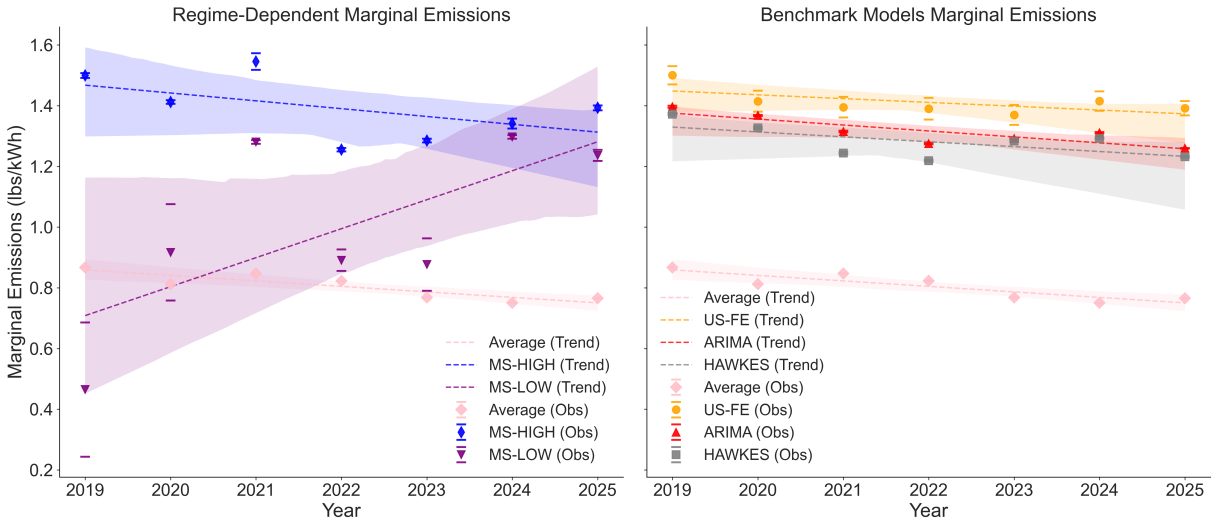



图2：**边际排放因子的时间演变（2019–2025年）。（左）状态依赖动态：**高MEF和低MEF状态的变化轨迹。请注意，在所考察时期末，两种状态趋于收敛。**（右）基准比较：**将动态（ARIMA）和静态（US-FE、HAWKES）线性设定与状态切换基准模型进行对比。

如图2所示，平均排放（粉色线）与所有其他模型之间的明显差距进一步印证，平均排放始终低估了边际替代潜力。此外，与Holland等人（2022a）的研究形成鲜明对比的是，我们的结果显示，在所比较的所有方法中，边际排放因子均呈现明显的下降趋势。与第2节的讨论一致，ARIMA-FE（红色）提供了一个稳定的折中估计，位于US-FE（橙色）与Hawkes（灰色）估计之间。

高*MEF* 状态（蓝色）的取值接近ARIMA、Hawkes和US-FE估计值。这表明该状态捕捉到了“肮脏”的化石燃料高边际排放状态（即以煤炭为主）。另一方面，低*MEF* 状态（紫色）的系数低于高*MEF* 状态，但波动性更大，尤其是在2019–2022年期间。这种差异表明，当电网进入“清洁”的化石燃料状态时，边际排放因子便与线性总体趋势脱钩。

到该时期末，两种状态趋于一致。这种趋同可以用天然气用量的大幅增加来解释，而用量增加是由天然气价格下降所推动的。随着天然气价格变得更低，其用量不断增加，最终使系统转向单一的主导边际能源来源——在本例中为天然气。标准线性模型会平滑这些情形，掩盖这样一个事实：在特定状态下，额外增加一个单位发电量所带来的边际碳减排效益，远低于年平均值所显示的水平。所有模型的详细系数估计值和标准误均见补充材料中的表S6。

## 5.2 时间动态与状态切换的驱动因素

马尔可夫状态模型框架不仅能够揭示边际排放因子的时间动态，还能区分彼此互斥的不同边际排放因子状态。图3 展示了

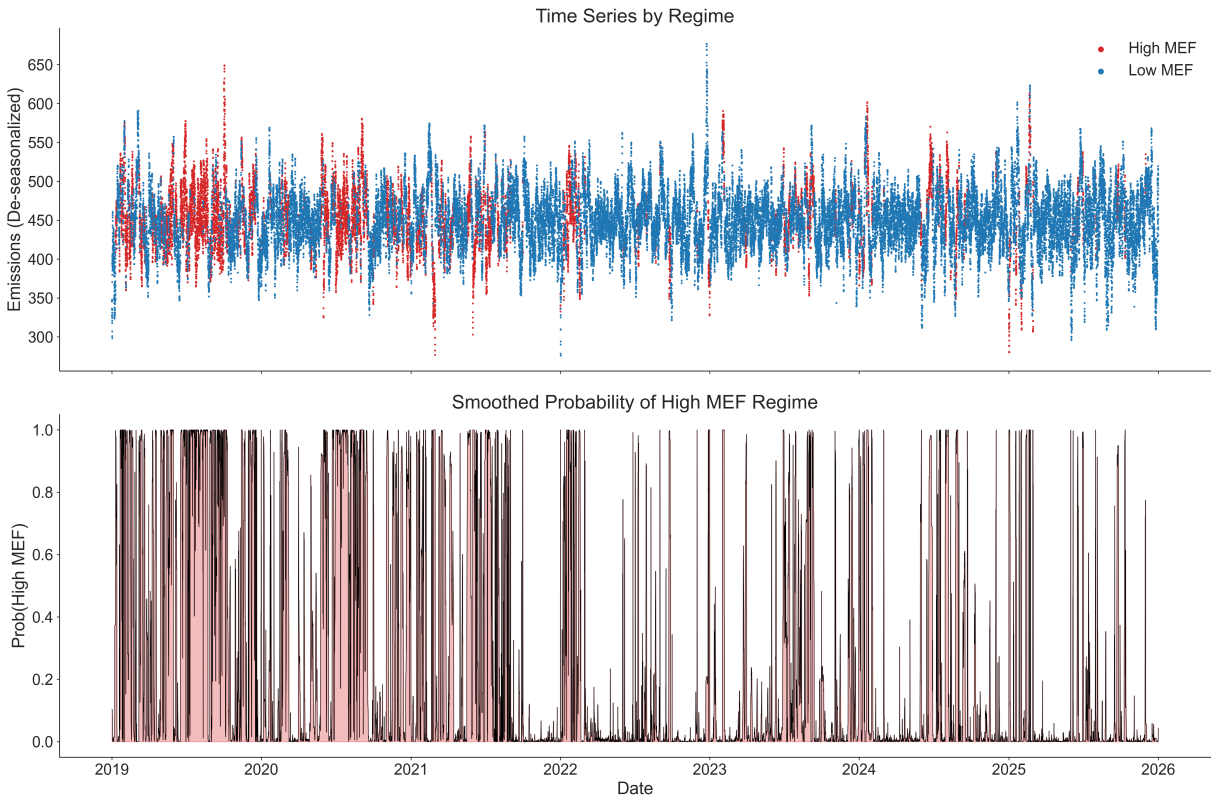



图3： **机制转换动态（2019–2025）**。上图：按最可能状态着色的小时排放（红色 = 高 MEF，蓝色 =低 MEF）。下图：平滑概率 $\mathbb{P}(S_t = \text{高 MEF} | \mathcal{Y}_T)$。明显的二元分离证实，电网运行于互斥状态，而非连续统。

这种二分法：按观测到的状态划分的排放量时间序列（上图）以及处于高*MEF*状态的平滑概率（下图）。

### 波动性与结构性转变

平滑概率显示，高*MEF* 和低*MEF* 状态很少同时出现；概率密度集中在0或1附近，表明在任一给定小时，边际技术都明确无疑。

然而，这些状态的持续性会随时间发生显著变化。2022年之前，系统表现出长时间的稳定期，此时高MEF 状态占主导。这种行为在2021年第四季度前后发生结构转型，当时美国开始因全球能源危机而经历能源价格波动加剧的局面（我们将在第5.3节中再讨论这一点）。此外，如图3 （下图）所示，高*MEF* 状态的持续性降低，波动性增加，其特点是快速切换，而非持续维持较长时段。

### 边际排放的季节性

为进一步探究这些状态的驱动因素，图4 展示了高*MEF*在季节性和每周周期中的发生情况。

高*MEF* 状态并非随机分布，而是遵循明确的负荷驱动模式。从季节来看，该状态在制冷（夏季）和供暖（冬季）时段达到高峰。在这些高峰时段，调度效率较低、碳排放密集的煤炭机组或燃油调峰机组，以

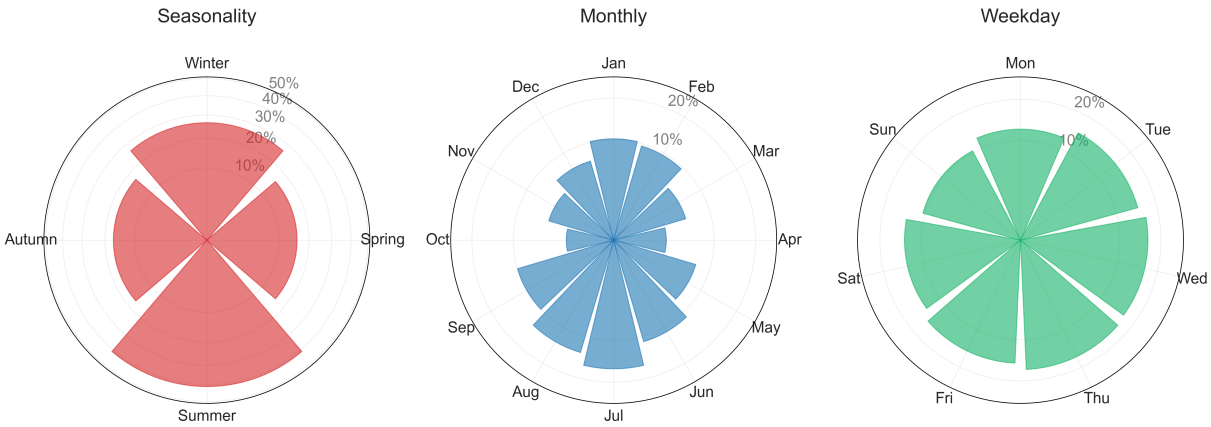



图4： **高边际排放因子状态的时间分布**。径向图展示了高排放状态分别在季节（左）、月份（中）和星期几（右）的发生百分比。

满足边际需求，从而触发高排放状态。相反，春季和秋季月份的高*MEF*概率会显著降低，此时需求温和，天然气机组可以决定价格。

### 识别边际燃料

为深入了解各状态下的物理行为，我们研究特定燃料技术对系统负荷波动的边际响应。我们采用一阶差分线性设定，将边际机组的爬坡行为与基荷发电区分开来。对于每种燃料类型 $f$ 及已识别的状态 $k$，我们估计以下回归：

$$\Delta G_{f,t} = \alpha_f^{(k)} + \beta_f^{(k)} \Delta Load_t + \epsilon_{f,t} \quad \text{for } S_t = k \tag{12}$$

其中，$\Delta$表示每小时的变化（$X_t - X_{t-1}$），$G_{f,\,t}$表示燃料 $f$的发电量，$Load_t$表示系统需求。

系数 $\beta_f^{(k)}$ 定义为边际燃料概率（Holland等人，2022a）。它衡量需求每增加一个增量兆瓦（MW）时，由燃料 $f$满足的比例。因此，该数值可解释为在状态 $k$下，特定燃料类型处于边际位置的概率。

图5 展示了估计系数。调度模式发生了明显变化：与低MEF状态相比，高*MEF*状态下煤炭作为边际燃料的概率更高。

## 5.3 稳健检测天然气市场的结构性断点

为识别观测到的区制不稳定性的外生驱动因素，我们借鉴了HolladayandLaRiviere(2017年)和Knittel等人(2015年的研究成果。这些研究表明，结构断点和燃料价格变化会通过改变发电厂的调度顺序，从根本上改变边际排放因子。当天然气价格高昂时，通常会将其留作高需求时段的调峰容量，而相对廉价的煤炭则承担基荷。不过，随着天然气价格下降，高效的天然气发电厂运营成本变低，会取代煤炭承担基荷，并将煤炭推至边际位置，从而使其决定系统更高的边际排放率（Holland等人，2022a）。

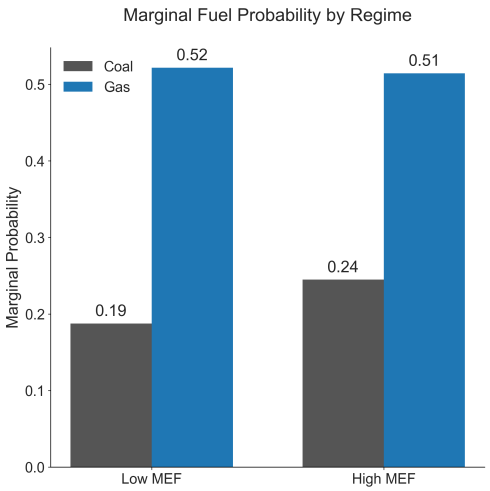



图5： **各机制下的边际燃料概率。** 条形图展示了估计得到的 $\beta$ 方程（12）中的系数。图中显示，在低 MEF 机制下，天然气是占主导地位的边际燃料；而在高 MEF 机制下，煤炭的边际贡献显著增加。

为分析这一转变，我们考察亨利枢纽天然气现货价格的每日变化[9]。事实上，天然气价格波动显著且频繁飙升（见图6）；Gianfreda和Grossi(2012)以及Grossi和Nan(2019)记录了电力市场中的这一现象。尽管电力市场和金融市场广泛采用各种检测不稳定性的方法（Apergis和Lau，2015，以及Vriz和Grossi，2026年），其中许多方法对离群值和暂时性冲击都高度敏感。鉴于这些方法容易受到极端事件的影响，我们采用Rousseeuw等人(2019提出的稳健监测方法来检测斜率结构突变。

### 检测结构突变

我们将每日天然气价格 $P_t$ 建模为趋势平稳过程，并假设其可能在未知时点 $\tau$发生机制转换。具体而言，我们检验价格趋势斜率是否存在结构突变，以区分稳定的长期轨迹与新定价机制的开始。稳健断裂趋势模型设定如下：

$$P_t = \alpha + f(t) + \delta(t-\tau)I(t>\tau) + \epsilon_t, \quad t = 1, \ldots, T \tag{13}$$

其中， $\alpha$ 为截距， $f(t)$表示非线性基准价格趋势， $\delta$ 表示断点日期 $\tau$之后发生的斜率变化。项 $I(\cdot)$为指示函数，当 $t > \tau$ 时取值为 1，否则取值为 0。误差项 $\epsilon_t$ 假定相互独立，但可能服从受离群值污染的重尾分布。

### 稳健估计策略

为稳健地估计未知断点 $\tau$，我们最小化截尾残差平方和，而非总平方和。遵循 Rousseeuw 等人(2019的做法，我们将截尾目标函数 $S(\tau)$ 定义为：

[9]数据已由美国能源信息署（2026年）。

$$S(\tau) = \sum_{j=1}^{h} (r^2)_{(j)}(\tau) \tag{14}$$

其中，$(r^2)_{(1)}(\tau) \leq (r^2)_{(2)}(\tau) \leq \cdots \leq (r^2)_{(T)}(\tau)$ 是在给定断点日期 $\tau$的条件下估计模型所得的有序平方残差。截尾参数 $h$ 表示用于估计的较小平方残差的数量。我们设定 $h = 0.99T$，从而在搜索过程中实际上忽略最极端的 1% 观测值，以避免遮蔽效应。

估计的断点日期$\hat{\tau}$ 是离散优化问题的解：

$$\hat{\tau} = \arg\min_{\tau \in \Gamma} S(\tau) \tag{15}$$

其中 $\Gamma = [\lfloor 0.15T \rfloor, \lfloor 0.85T \rfloor]$ 是搜索窗口，在边界处进行截尾以确保参数稳定性（Andrews, 1993）。

**推断与异常值检测**

由于原始最小截尾平方估计量的渐近分布是非标准的，我们采用重新加权程序对斜率变化参数$\delta$ 进行有效的统计推断（Rousseeuw和Hubert，2018年）。

首先，我们计算稳健尺度估计 $\tilde{\sigma}$，该估计基于最小化的截尾损失，并针对与正态分布的一致性进行调整（Croux和Rousseeuw，1992）：

$$\tilde{\sigma} = c_{h,T} \sqrt{\frac{S(\hat{\tau})}{h}} \tag{16}$$

其中$c_{h,\,T}$ 是校正误差分布 [10]截断的一致性因子。利用该尺度，我们通过计算标准化残差识别离群值。观测值$P_t$ 被赋予权重 $w_t$：

$$w_t = \begin{cases} 1 & \text{if } |r_t(\hat{\tau})/\tilde{\sigma}| \leq \Phi^{-1}(0.995) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{17}$$

最后，我们使用加权最小二乘法估计方程（13）中的模型。结构突变的统计显著性由估计值的 $t$-统计量确定$\hat{t}_\delta$。如果 $|\hat{t}_\delta| > 1.96$，我们将拒绝稳定趋势的原假设，从而确认一个对分布异常具有稳健性的结构突变候选。

**冲击的时间与幅度**

图6报告了稳健监测程序的结果。估计的断点日期$\hat{\tau}$（根据方程（15）的最小值确定）为2022年5月31日。

该断点将样本有效划分为两个截然不同的经济阶段：通胀阶段（*2019–2022*年*5*月），其特征是燃料成本上升，这由疫情后需求复苏和加剧的地缘政治紧张局势所推动；以及修正阶段（*2022*年*5*月之后），在这一阶段，价格从高点回落，在较低的平均值水平上趋于稳定，但波动性仍然持续。

[10]从渐近意义上看，其定义为 $c_{h,\,T} = \sqrt{1 - \frac{2n}{h} q\phi(q)}$，其中 $q = \Phi^{-1}\left(\frac{h+n}{2n}\right)$ 是与截尾比例相对应的标准正态分布分位数，而 $\phi(\cdot)$ 和 $\Phi(\cdot)$ 分别表示标准正态密度和累积分布函数（Rousseeuw 和 Leroy, 1987年）。

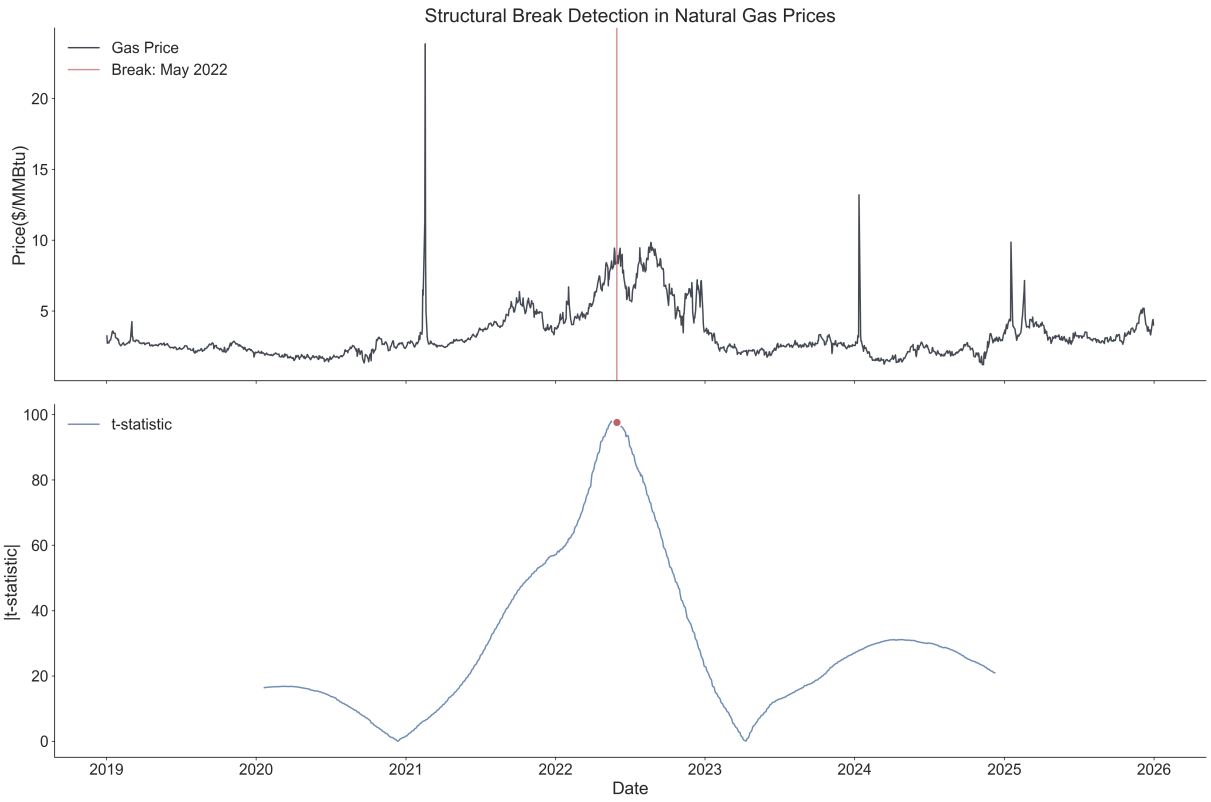



图6：**天然气价格结构突变的稳健检测**。上图：日度天然气现货价格，估计的断点日期（2022年5月31日）以竖线标出。下图：斜率变化参数（$\delta$）的稳健t统计量序列。

### 与排序机制动态的联系

这一结构突变发生的时间，或可解释第5.2节中观察到的状态转换行为。突变发生前（2021年至2022年初），天然气价格持续上涨，削弱了天然气联合循环（NGCC）机组的竞争优势，使其频繁退出基荷市场，并让煤炭得以决定边际价格。这与图3中观察到的高MEF状态“稳定区块”相吻合。

反之，2022年5月之后的下行趋势恢复了天然气的经济竞争力。随着价格下跌，天然气机组重新获得了其在优先顺序中的位置。然而，市场并未回到简单的稳定状态；相反，它进入了一段波动期，其中高*MEF*（煤炭驱动）状态间歇性地出现在边际位置。

## 5.4 结构突变对日度边际排放因子曲线的影响

为探究2022年5月的结构突变如何在小时层面改变电网的碳强度，我们针对两个不同的子时期重新估计了马尔可夫切换系数：通胀阶段（2019年至2022年5月）和修正阶段（2022年5月之后）。

图 7 对比了这两个阶段中低边际排放因子 和高边际排放因子状态的小时曲线。结果[11] 显示，两种状态下的边际排放均呈现系统性下降。在低边际排放因子状态（左图）中，断点后曲线（虚线）低于断点前基线。夜间和清晨时段的降幅适中

[11]边际排放因子、标准误和平均负荷的数值见在线补充材料中的表 S7。

与断点前相比，然而在下午和傍晚，边际排放因子大幅下降，在第19小时降至低至1.076的数值。因此，断点后的低状态呈现出这样的情况：电网的边际排放平均而言更清洁，但波动性也显著增大，尤其是在可再生能源间歇性更明显的时段。

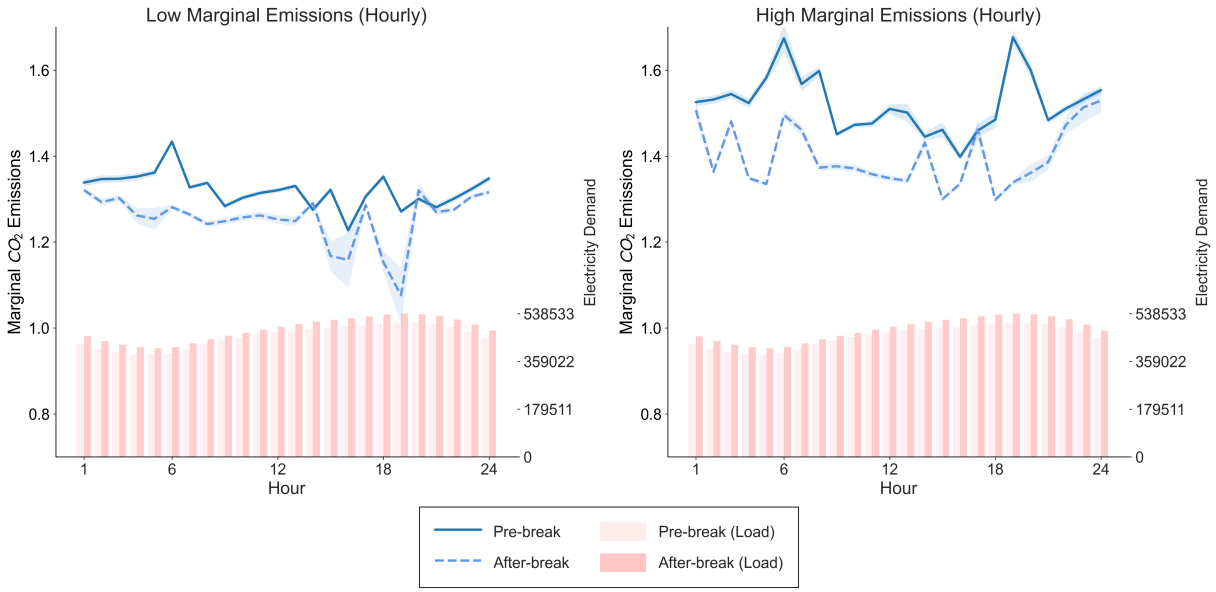



图7：**日间边际排放的结构性转变（2019–2025）**。比较断点前（2019–2021年，蓝色实线）和断点后（2022–2025年，浅蓝色虚线）的逐小时边际排放因子。左图显示低排放状态，右图显示高排放状态。粉色柱表示平均逐小时负荷曲线。

然而，结构突变最明显的影响体现在高*MEF*状态（右图）。历史上（断点前），这一状态的边际排放因子超过1.6磅/千瓦时。然而，断点后，该状态下的排放量全天降低了约0.1–0.2磅/千瓦时。这表明，5.3 节所述天然气价格下跌，即使在电网承压的情况下，也将煤炭挤出了优先顺序。

## 5.5 了解影响边际排放因子的机制

为了厘清美国本土48州地区边际排放因子的驱动因素，我们从两个不同角度考察发电结构的演变：平均发电量（燃料消耗量）和边际响应性（特定燃料满足下一单位需求的概率）。尽管煤炭在基荷发电中的占比历来呈下降趋势，但边际排放可能上升或下降，具体取决于煤炭还是天然气成为主要的边际能源来源（Knittel等人，2015年和Holland等人，2022a）。

### 边际响应性的计量经济学估计

我们用于考察这一结构性转变的统计方法，借鉴了Holland等人（2022a）为估算边际排放量所确立的方法。我们针对每一年，使用以下线性回归模型估算煤炭和天然气对系统负荷变化的响应 $y$：

$$Gen_{f,t} = \beta_{f,y} \cdot Load_t + \alpha_{m,h} + \epsilon_t \tag{18}$$

其中，$Gen_{f,\ t}$ 表示燃料来源 $f$ 在小时 $t$的每小时总发电量， $Load_t$ 表示每小时全系统电力需求，$\alpha_{m,\ h}$ 表示样本月份与一天中的小时固定效应。该项吸收了季节性和日常时刻安排导致的可预测变动，确保估计值由负荷的随机偏差而非可预测周期驱动。$\beta_{f,\ y}$ 是我们关注的系数，代表边际响应率，可解释为边际负荷单位由燃料来源 $f$发电满足的概率。

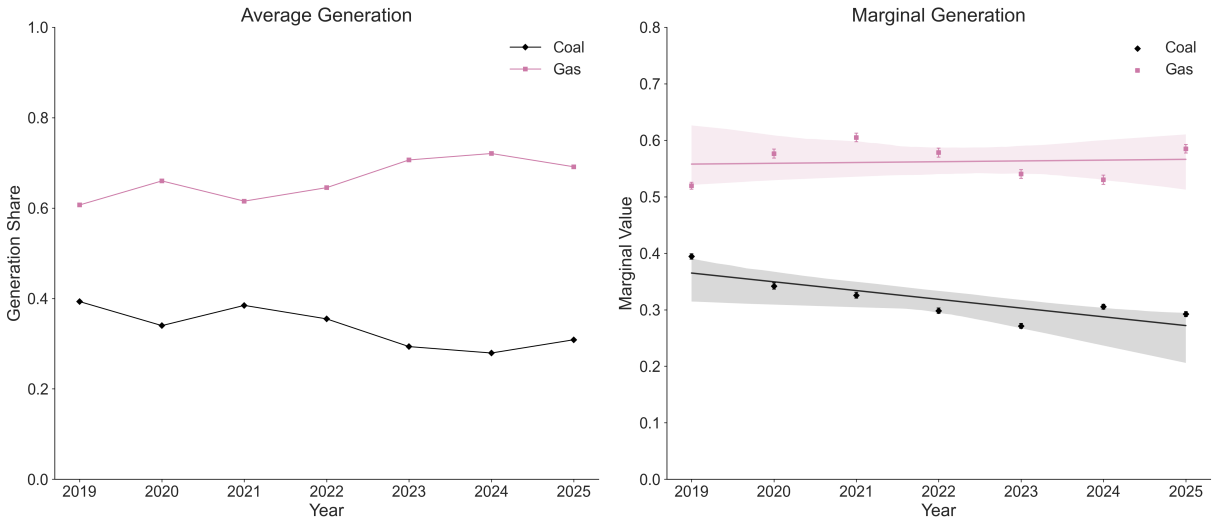



图8： **燃料结构演变**。煤炭和天然气的平均发电份额（左）与边际响应性（右）的比较。数据表明，在所考察的时期内，煤炭的边际作用显著减弱，燃料结构发生了结构性转变。

图 8 展示了所考察时期内燃料结构动态的演变。左图显示煤炭和天然气的平均发电份额，右图则报告了它们的边际响应性。

如左图所示，2021年天然气和煤炭的发电份额差距相对较小。然而，随后几年这一差距显著扩大，使天然气成为平均发电量中的主要能源来源。右图中的边际响应性也呈现出类似的分化：天然气处于边际位置的概率略有上升，而煤炭的边际作用则大幅下降。因此，煤炭主导状态与天然气主导机制之间的区别正在逐渐消失，因为无论在平均排放还是边际排放方面，整个系统实际上都在向由天然气主导的单一机制收敛。

## 5.6 边际排放因子体制与能源危机

最后，我们通过引入一个指示变量与其交互项来研究结构突变对边际排放机制的影响：如果时间为2022年5月或之后，该指示变量取1，否则取0。适当的马尔可夫切换设定可通过以下方式修改公式（5）获得：

$$y_t = \alpha_{s_t} + x_t^T \beta_{s_t} + (D_t \times x_t)^T \delta_{s_t} + \varepsilon_t, \qquad \varepsilon_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2), \tag{19}$$

其中， $x_t = [x_{1,t}, x_{2,t}]$ 和 $D_t$ 表示 2022 年后的指标，用于捕捉边际排放的结构性变化。由此得到的边际排放因子可分别解释为断点前时期的 $\beta_{s_t}$ 和断点后时期的 $\beta_{s_t} + \delta_{s_t}$ ，其中 $\delta_{s_t}$ 反映了各状态内边际排放的危机后变化。

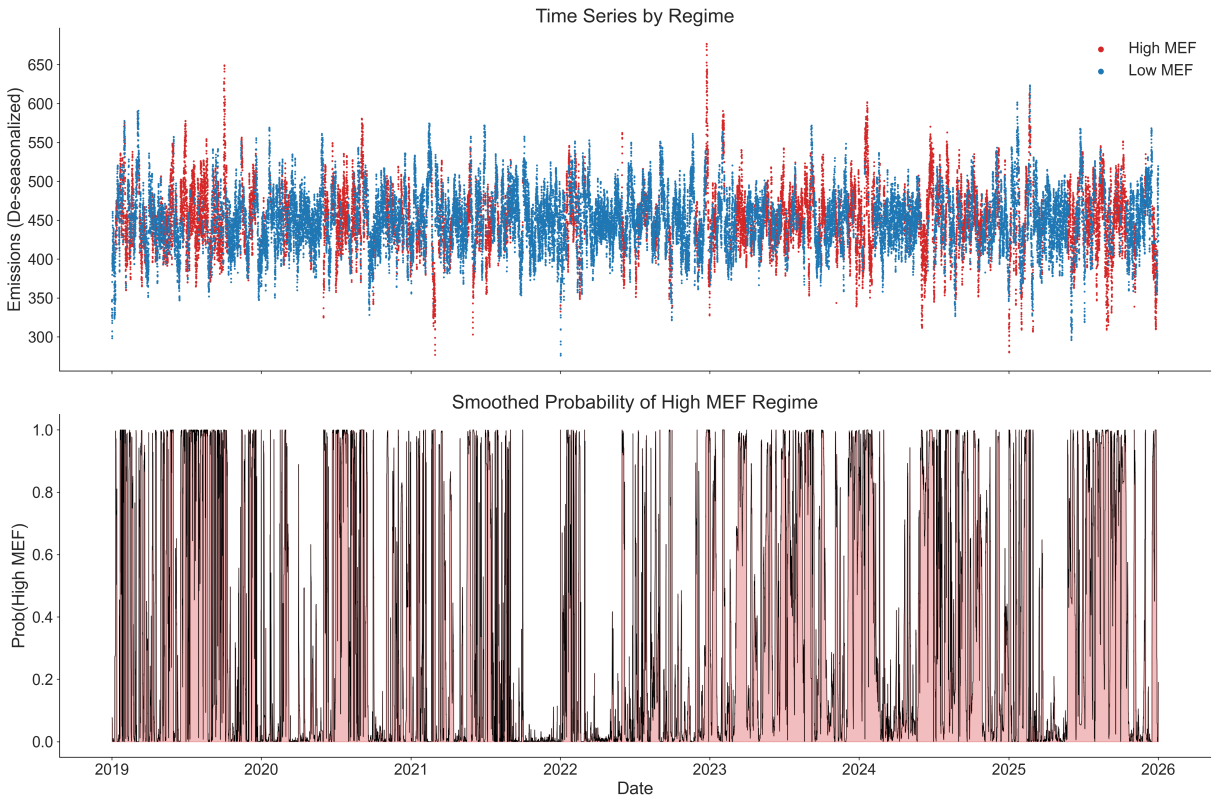



图 9： **虚拟模型的状态切换动态（2019–2025）**。上图：按最可能的状态着色的小时排放（红色 = 高 MEF，蓝色 = 低 MEF）。下图：平滑概率$\mathbb{P}$（$S_t$ = 高 MEF$|\mathcal{Y}_T$）。

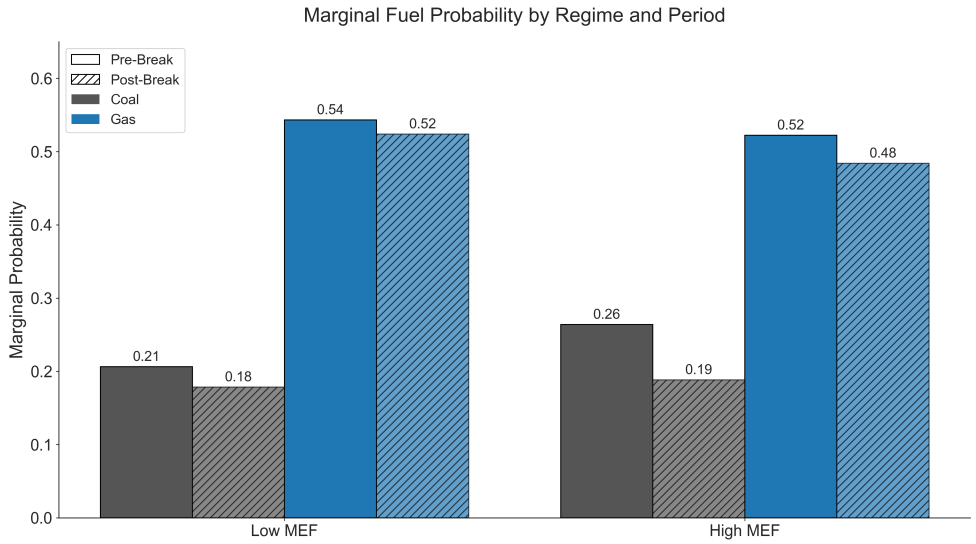



图 10： **各状态和时期下的边际燃料概率**。条形图展示了根据方程（$\beta$ 12）估算的系数，分别对应断点前（2019–2022年5月）和断点后（2022年5月之后）时期。天然气在两种状态下均仍是主要的边际能源来源；但断点后时期显示出明显的收敛趋势，煤炭的边际响应性在不同状态下变得几乎无法区分，这表明能源系统日益由天然气主导。

结果[12] 表明，交互项 $\delta_{s_t}$ 为负，且具有统计显著性

[12]在线补充材料的表 S8 提供了根据方程（5）和（19）估算的模型系数和标准误。

在断点后的两种状态下，含交互项模型的转移概率不再呈现基准模型（未纳入事件指示变量）中观察到的相同模式。这一转变使发电结构和调度顺序发生了持久变化。即使天然气价格有所下降，负荷变化对边际排放的响应相较于危机前时期仍发生了结构性改变。这些特征清晰地体现在图9 和10分别展示的体制动态和边际燃料概率中。

# 6 结论

本研究揭示了美国电力部门存在边际排放因子体制。通过采用 MS-ARX，我们表明，传统线性模型掩盖了重要的动态特征，尤其是不同“低”与“高”化石燃料体制的演变，以及这些体制随时间推移明显趋于收敛的现象。我们进一步将分析扩展至识别全球能源危机高峰期（2022年5月）发生的结构断点。考虑到这次天然气价格冲击后发现，现有状态内部发生了共同的结构性转变，而非出现了新的状态。

我们的方法也具有创新性：在控制多个状态和结构断点后，我们能够解释边际排放因子如今为何呈下降趋势，这与Holland等人 (2022a报告的2010至2019年间上升趋势相反。这些发现表明，为满足不断增长的需求而旨在阻止燃煤电厂按计划退役的行政命令，可能只会推高边际排放量和价格。

# 数据可用性声明

支持本研究结论的数据均可公开获取。小时发电量和排放数据来源于美国能源信息署 (2026年)，天然气价格数据则取自美国能源信息署亨利枢纽现货价格指数（美国能源信息署，2026年）。为确保科学透明度和可重复性，完整的数据处理流程、模型实现及源代码均可在以下 GitHub 代码库中获取：状态_依赖的_边际排放因子。

# 参考文献

Andrews, D. W. (1993). 未知变化点下的参数不稳定性与结构变化检验. 《计量经济学》, 61(4):821–856. Apergis, N. and Lau, M. C. K. (2015). 结构断点与电价：关于气候政策不确定性在澳大利亚电力市场中作用的进一步证据。《能源经济学》, 52:176–182. Bauwens, L., Preminger, A., and Rombouts, J. V. K. (2010). 马尔可夫转换 GARCH 模型的理论与推断。《计量经济学期刊》, 13(2):218–244. Beltrami, F., Burlinson, A., Giulietti, M., Grossi, L., Rowley, P., and Wilson, G. (2020). 时间（序列）去哪儿了？含自回归成分的边际排放因子估计。《能源经济学》, 91:104905. Beltrami, F., Fontini, F., Giulietti, M., and Grossi, L. (2022). 意大利电力市场分区和季节性二氧化碳边际排放因子。《环境与资源经济学》, 83(2):381–411. Ben Amor, S., Sgarciu, S., BatzLineiro, T., and Muesgens, F. (2025年). 小时边际二氧化碳排放因子估算的先进模型：基本方法与统计方法的协同。《应用能源》, 397:126265. Callaway, D., Fowlie, M., and McCormick, G. (2018年). 地点，地点，还是地点：可再生能源和需求侧能效资源的价值因地而异。《环境与资源经济学家协会期刊》, 5(1):39–75. Carson, R. T. and Novan, K. (2013). 大规模电力储能的私人和社会经济效益。《环境经济学与管理杂志》, 66(3):404–423. Croux, C. and Rousseeuw, P. J. (1992). 两种高度稳健尺度估计量的高效算法。载于《计算统计学》, 第411–428页。P hysica-Verlag HD. Dempster, A. P., Laird, N. M., and Rubin, D. B. (1977). 通过EM算法从不完整数据中进行最大似然估计。《英国皇家统计学会会刊：*B*辑（方法论）》, 39(1):1–38. Energy Information Administration (2026 年 ). 小时二氧化碳排放估算。Gagnon, P. J., Bistline, J. E. T., Alexander, M. H., and Cole, W. J. (2022). 短期边际排放率忽略了电力行业干预措施的重要影响。《美国国家科学院院刊》, 119(49):e2211624119. Gianfreda, A. and Grossi, L. (2012). 使用外生变量预测意大利电力分区价格。《能源经济学》, 34(6):2228–2239. Graff Zivin, J., Kotchen, M., and Mansur, E. (2014年). 边际排放的时空异质性：对电动汽车及其他电力转移政策的启示。《经济行为与组织杂志》, 107:248–268. Grossi, L. and Nan, F. (2019). 电价稳健预测：模拟、模型以及可再生能源的影响。《技术预测与社会变革》, 141:305–318.

Hamilton, J.（1989）。非平稳时间序列与商业周期经济分析的新方法。《计量经济学》，57(2):357–384。Hamilton, J. D.（1990）。受机制变化影响的时间序列分析。《计量经济学杂志》，45(1-2):39–70。Hamilton, J. D. 和 Susmel, R.（1994）。自回归条件异方差与机制变化。《计量经济学杂志》，64(1):307–333。Hawkes, A. D.（2010）。国家电力系统边际二氧化碳排放率的估计。《能源政策》，38(10):5977–5987。Holladay, J. S. 和 LaRiviere, J.（2017）。廉价天然气对发电边际排放的影响及其对能源政策的启示。《环境经济学与管理杂志》，85:205–227。Holland, S., Kotchen, M., Mansur, E. 和 Yates, A.（2022a）。为什么美国电力的边际二氧化碳排放没有下降：估计结果及其对气候政策的启示。《美国国家科学院院刊》，119(8):e2116632119。Holland, S. P., Kotchen, M. J., Mansur, E. T. 和 Yates, A. J.（2022年（乙））。对 Gagnon 等人的回复：短期估计与长期推测。《美国国家科学院院刊》，119(49):e2214219119。Holland, S. P. 和 Mansur, E. T.（2008）。实时定价是否环保？电力需求方差的环境影响。《经济学与统计学评论》，90(3):550–561。Kang, K. H.（2014）。具有内生马尔可夫状态转换参数的状态空间模型估计。《计量经济学期刊》，17(1):56–82。Kapoor, G., Wichitaksorn, N. 和 Zhang, W.（2023）。运用区制转换模型分析和预测电价：以新西兰市场为例。《预测杂志》，42(8):2011–2026。Kim, C.-J.（1994）。马尔可夫转换动态线性模型。《计量经济学杂志》，60(1-2):1–22。Knittel, C. R., Metaxoglou, K. 和 Trindade, A.（2015）。天然气价格与煤炭替代：来自电力市场的证据。工作论文 21627，美国国家经济研究局。Koster, P. 和 Mosler, K.（2006）。马尔可夫区制转换模型能否改善电力价格预测？来自德国日电价的证据。《应用能源》，83:943–958。Krolzig, H.（1997）。马尔可夫转换向量自回归：建模、统计推断及其在商业周期分析中的应用。施普林格。Rousseeuw, P. J. 和 Hubert, M.（2018）。运用稳健统计进行异常检测。《威利跨学科评论：数据挖掘与知识发现》，8(2):e1236。Rousseeuw, P. J. 和 Leroy, A. M.（1987）。稳健回归与离群值检测。约翰·威立父子出版公司，纽约。

Rousseeuw, P. J., Perrotta, D., Riani, M. 和 Hubert, M.（2019）。稳健监测时间序列及其在欺诈检测中的应用。计量经济学与统计学，9:108–121。Sims, C. A., Waggoner, D. F. 和 Zha, T.（2008）。多方程马尔可夫切换模型的推断方法。《计量经济学杂志》，146(2):255–274。美国能源部（2023）。迈向100%清洁电力之路。报告，美国能源部，华盛顿特区。美国国务院（2021）。到2050年实现温室气体净零排放的路径。报告，美国国务院，华盛顿特区。美国能源信息署（2026）。亨利枢纽天然气现货价格（美元/百万英热单位）。访问日期：2026年2月26日。美国环境保护署（2019）。美国温室气体排放与汇清单。Vriz, G. L. 和 Grossi, L.（2026年）。绿色泡沫：检测与传播的四阶段范式。《能源经济学》，154:109095。Zachmann, G.（2007）。用于比较英国和德国价格形成的优先顺序马尔可夫转换模型。*DIW* 讨论论文第*714*号。

# 补充材料

## S1 汇总统计

表 S1：**按季节划分的汇总统计**。本表报告了2019年至2025年不同季节的小时排放量（磅）和发电量（兆瓦时）的平均值、标准差、最小值和最大值。

| | 小时排放量（磅） | | | | 小时发电量（兆瓦时） | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 季节 | Mean | Std | Min | Max | Mean | Std | Min | Max |
| *Spring* | | | | | | | | |
| 2019 | 153,120 | 28,093 | 87,727 | 243,056 | 415,025 | 49,534 | 312,704 | 566,117 |
| 2020 | 124,767 | 21,065 | 80,496 | 199,931 | 383,655 | 41,681 | 296,842 | 532,255 |
| 2021 | 139,810 | 21,836 | 92,283 | 221,124 | 401,748 | 43,360 | 312,529 | 575,181 |
| 2022 | 144,154 | 20,899 | 97,387 | 232,358 | 422,801 | 46,712 | 329,023 | 627,329 |
| 2023 | 133,167 | 19,278 | 89,607 | 192,238 | 418,630 | 40,764 | 328,878 | 558,459 |
| 2024 | 128,306 | 19,514 | 89,758 | 193,940 | 430,736 | 45,697 | 341,008 | 591,933 |
| 2025 | 133,520 | 17,951 | 89,692 | 189,301 | 437,081 | 42,303 | 347,238 | 579,171 |
| 夏季 | | | | | | | | |
| 2019 | 208,306 | 47,045 | 107,182 | 304,093 | 510,028 | 86,082 | 345,647 | 704,164 |
| 2020 | 202,905 | 48,252 | 93,482 | 300,184 | 507,714 | 88,469 | 324,232 | 687,997 |
| 2021 | 219,163 | 39,930 | 122,107 | 305,224 | 519,315 | 84,681 | 333,228 | 715,022 |
| 2022 | 210,816 | 39,168 | 115,397 | 299,069 | 533,204 | 86,482 | 347,843 | 735,343 |
| 2023 | 200,827 | 40,388 | 111,557 | 291,720 | 531,102 | 86,576 | 350,066 | 734,735 |
| 2024 | 200,108 | 39,262 | 107,060 | 292,553 | 547,909 | 83,441 | 362,731 | 737,011 |
| 2025 | 202,693 | 36,899 | 112,535 | 292,512 | 554,873 | 87,809 | 360,166 | 755,638 |
| 秋季 | | | | | | | | |
| 2019 | 173,055 | 36,348 | 101,654 | 280,125 | 438,322 | 66,274 | 315,900 | 653,035 |
| 2020 | 154,824 | 30,538 | 97,085 | 265,489 | 415,751 | 56,014 | 317,800 | 633,456 |
| 2021 | 161,059 | 30,573 | 103,764 | 261,606 | 431,537 | 58,133 | 317,510 | 624,411 |
| 2022 | 157,974 | 30,052 | 90,132 | 263,658 | 435,311 | 60,365 | 266,277 | 642,757 |
| 2023 | 155,580 | 29,078 | 92,352 | 273,187 | 444,760 | 61,597 | 296,158 | 697,800 |
| 2024 | 151,882 | 26,538 | 101,477 | 234,034 | 449,898 | 56,112 | 327,225 | 622,791 |
| 2025 | 159,825 | 25,947 | 94,952 | 242,684 | 463,077 | 58,036 | 310,793 | 629,455 |
| 冬季 | | | | | | | | |
| 2019/20 | 153,481 | 22,742 | 98,422 | 221,682 | 424,921 | 37,425 | 334,553 | 542,145 |
| 2020/21 | 180,941 | 26,648 | 112,598 | 252,382 | 454,154 | 38,307 | 343,078 | 553,033 |
| 2021/22 | 170,805 | 29,296 | 101,161 | 248,005 | 457,730 | 41,679 | 336,901 | 584,792 |
| 2022/23 | 161,609 | 29,076 | 108,197 | 272,148 | 457,206 | 43,077 | 352,285 | 632,995 |
| 2023年/24 | 162,237 | 30,886 | 99,372 | 263,728 | 463,787 | 44,530 | 364,881 | 643,682 |
| 2024年/25 | 179,923 | 32,059 | 106,155 | 278,738 | 492,871 | 50,514 | 369,560 | 671,200 |

# S2 状态数量的选择

为确定马尔可夫切换模型（MSM）的最优潜在状态数量（$k$），我们使用完整样本期（2019–2025）估计了 $k = 2$ 和 $k = 3$ 在 $p = 1$ 下的设定。模型选择准则见表S2。

表 S2：**马尔可夫切换设定的模型拟合统计量**。两状态和三状态设定的对数似然与信息准则比较。

| 状态数（$k$） | 对数似然 | AIC | BIC | HQIC |
|---|---|---|---|---|
| 2 | 111,455.35 | -222,888.69 | -222,789.42 | -222,857.89 |
| 3 | 112,419.08 | -224,800.17 | -224,628.70 | -224,746.96 |

注：AIC = 赤池信息准则；BIC =贝叶斯信息准则；HQIC = 汉南-奎因信息准则。所有模型均已收敛。与两状态模型相比，三状态设定的对数似然提高了 0.86%。

**模型选择的依据：**
尽管三状态设定下的信息准则（赤池信息准则、贝叶斯信息准则和汉南-奎因信息准则）达到最小值，但仍须权衡统计拟合与经济可解释性及区制持续性。对平滑概率进行的事后诊断（见表S3）表明，三状态模型设定过度。

具体而言，被识别为“区制1”的状态仅涵盖了样本观测值的 0.8%。在马尔可夫转换框架下，如此微不足道的概率质量（频率为 $< 1\%$）并不代表持续的市场结构，而只是捕捉了瞬态异常或离群值。

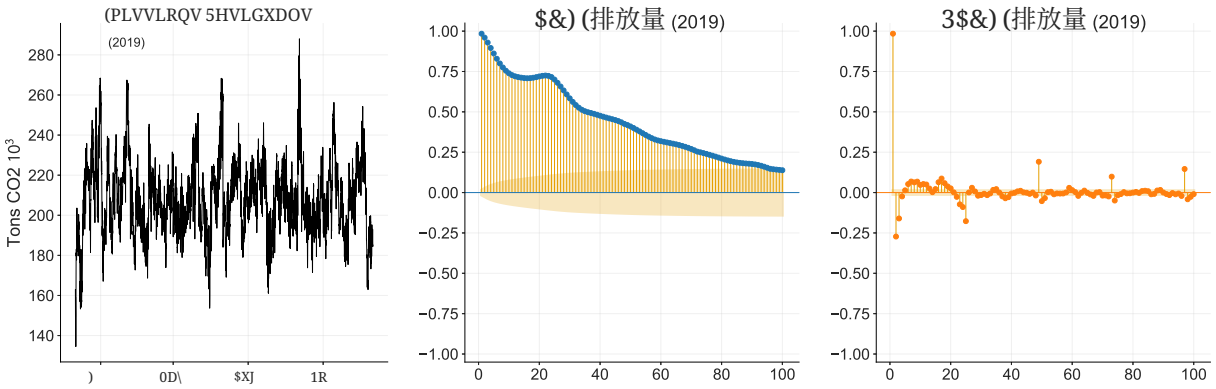
因此，我们舍弃了三状态模型，转而采用简约的两状态设定。该设定识别出两个稳健且持续的状态，与物理优序相符。

表 S3：**区制频率诊断（三状态模型）**。区制1的频率极低，表明模型设定过度。

| 状态 | 频率（%） | 分类状态 |
|---|---|---|
| 区制0 | 74.9% | 有效 |
| 区制1 | 0.8% | **已拒绝（瞬态/离群值）** |
| 状态 2 | 24.3% | 有效 |

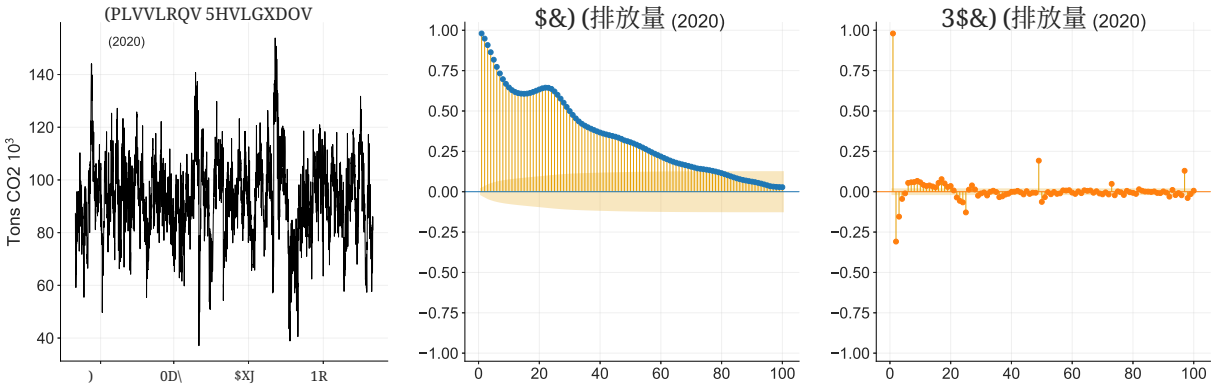
注：频率定义为该状态的平滑概率超过所有其他状态的小时所占百分比（$P(S_t = k|I_T) > P(S_t \neq k|I_T)$）。

# S3 排放量诊断(2019–2025年)



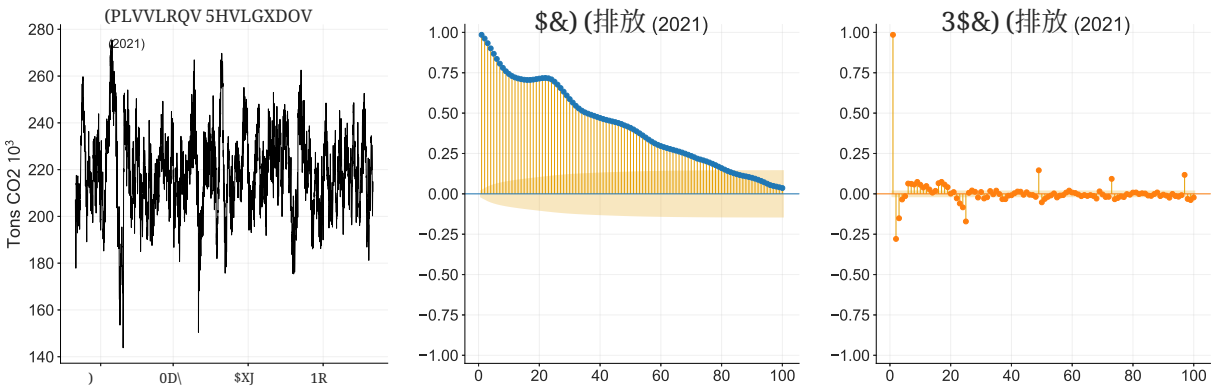

(a) 残差　(b) 自相关函数　(c) 偏自相关函数

图 S1：**排放量** (2019) 的诊断图。



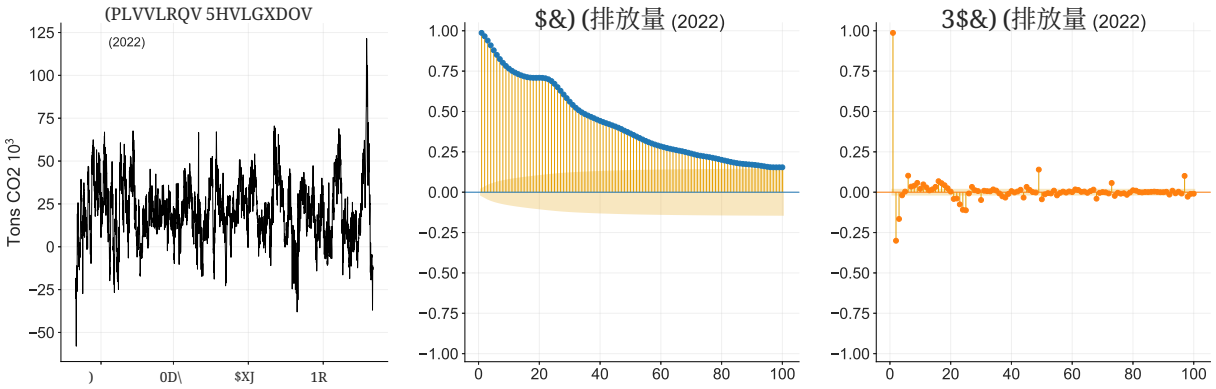

(a) 残差　(b) 自相关函数　(c) 偏自相关函数

图 S2：**排放量** (2020年) 的诊断图。



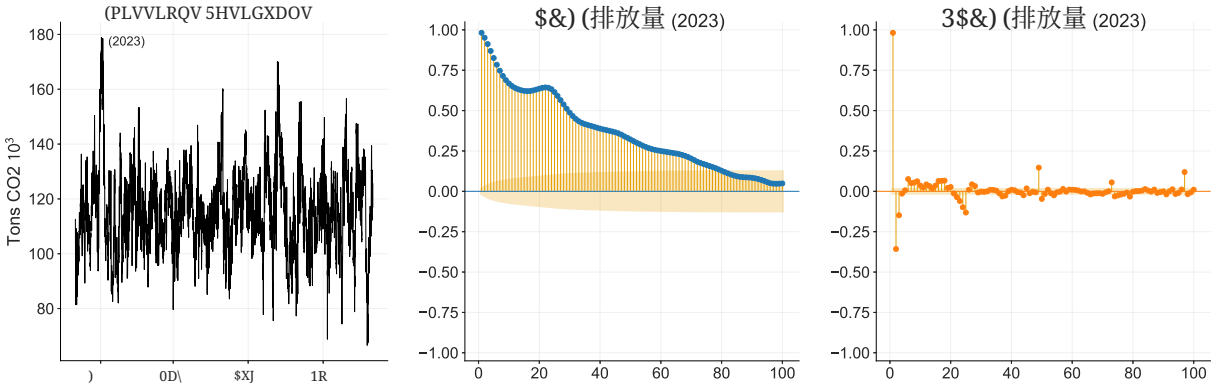

(a) 残差　(b) 自相关函数　(c) 偏自相关函数

图 S3：**排放量** （2021）的诊断图。



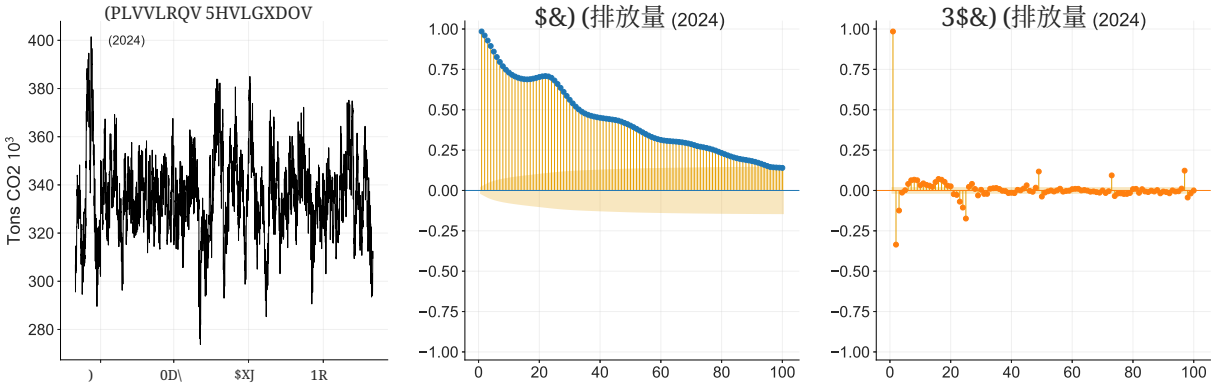

(a) 残差　(b) 自相关函数　(c) 偏自相关函数

图 S4：**排放量**（2022）的诊断图。



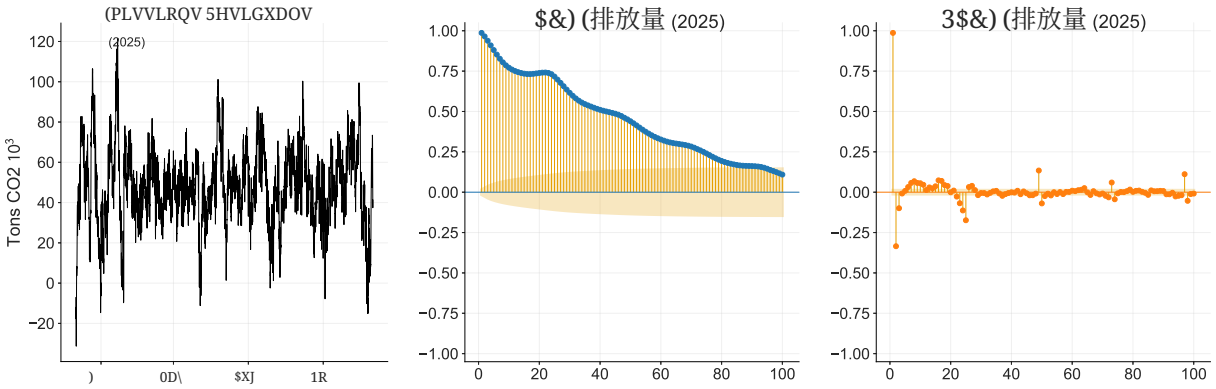

（a）残差　（b）自相关函数　（c）偏自相关函数

图 S5：**排放量**（2023年）的诊断图。




（a）残差　(b) 自相关函数　(c) 偏自相关函数

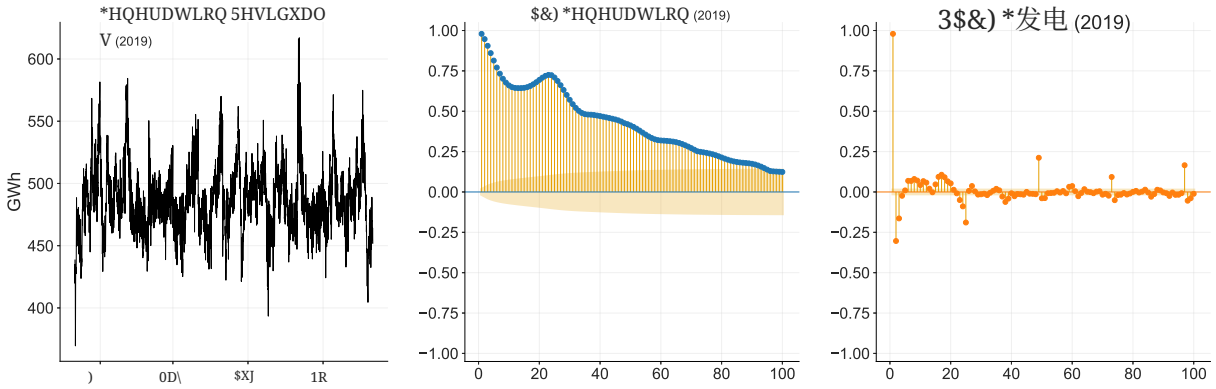
图 S6：**排放量**（2024年）的诊断图。




(a) 残差　(b) 自相关函数　(c) 偏自相关函数

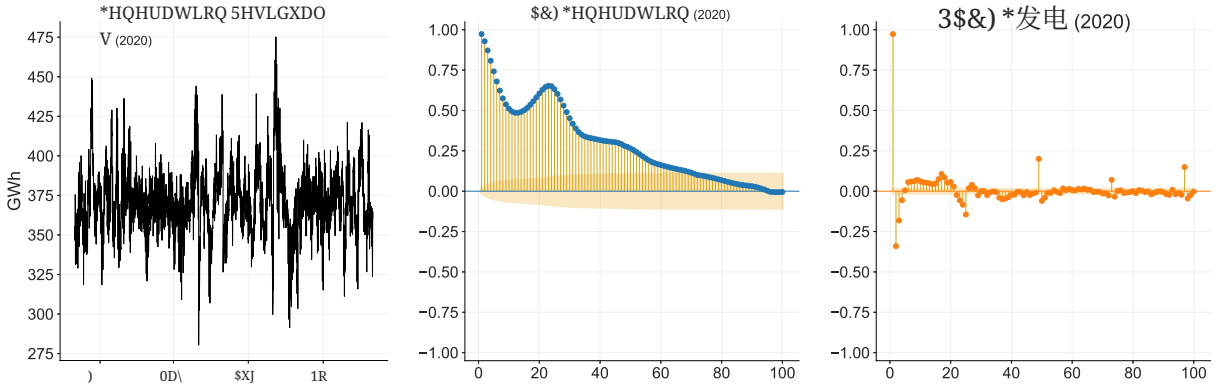
图 S7：**排放量**（2025年）的诊断图。

# S4 发电量诊断（2019–2025）



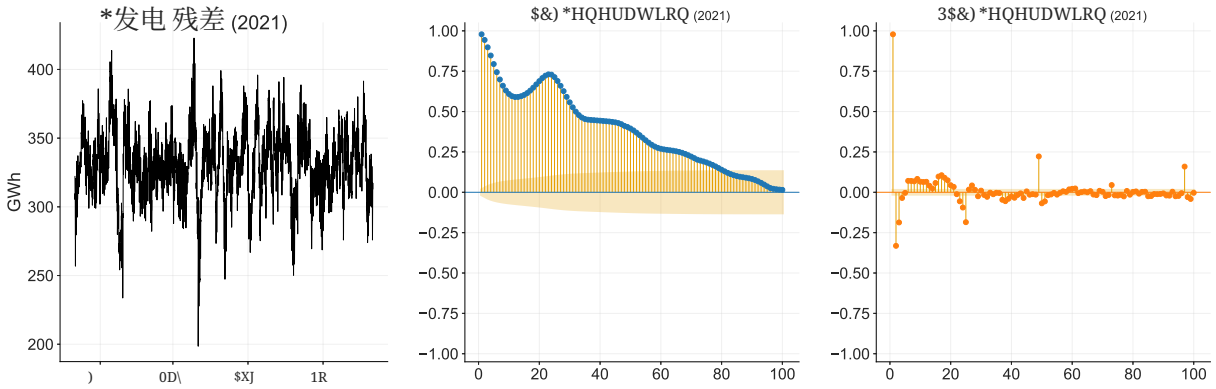

（a）残差　（b）自相关函数　（c）偏自相关函数

图 S8：**发电量**（2019）的诊断图。



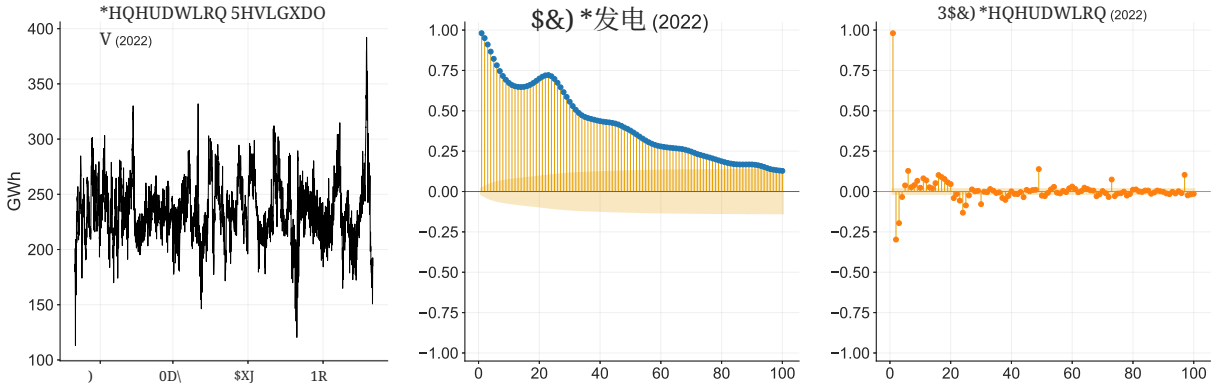

(a) 残差　(b) 自相关函数　(c) 偏自相关函数

图 S9：**发电量**（2020年）的诊断图。



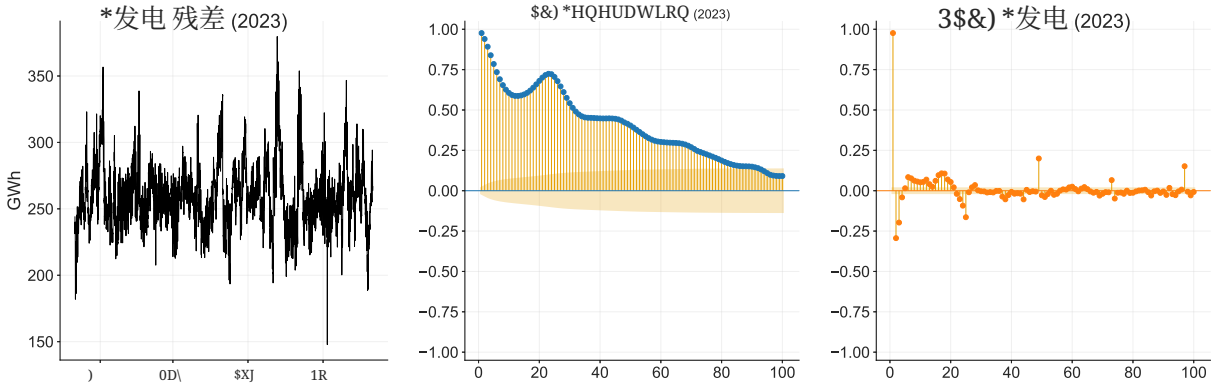

(a) 残差　(b) 自相关函数　(c) 偏自相关函数

图 S10：**发电量**（2021 年）的诊断图。



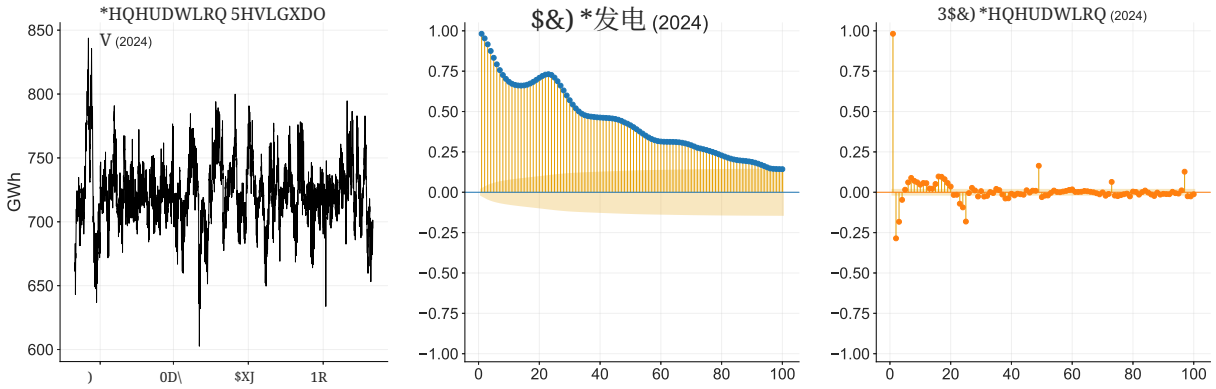

（a）残差　（b）自相关函数　（c）偏自相关函数

图 S11：**发电量**（2022 年）的诊断图。



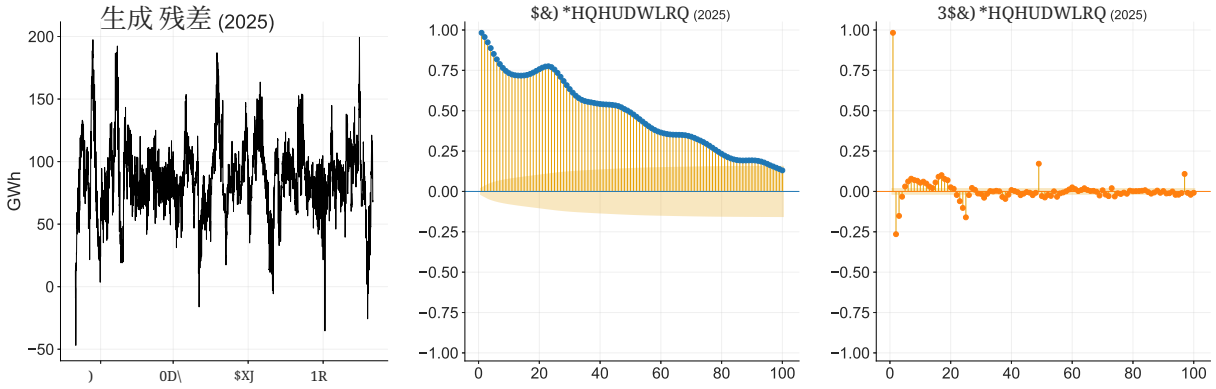

（a）残差　（b）自相关函数　（c）偏自相关函数

图 S12：**发电量**（2023年）的诊断图。




(a) 残差　(b) 自相关函数　(c) 偏自相关函数

图 S13：**发电量**（2024年）的诊断图。




(a) 残差　(b) 自相关函数　(c) 偏自相关函数

图 S14：**发电量**（2025年）的诊断图。

# S5 自回归阶数选择

自回归滞后阶数（$p$）的选择是状态切换框架中一项关键的设定决策。尽管对去季节化序列进行的标准线性诊断（例如偏自相关函数）表明可能存在更高阶依赖，但这些线性工具并未考虑状态切换所引入的非线性动态。为严格确定最优滞后结构，我们系统估计了包含 $p \in \{1、2、3、4\}$ 的 MS-ARX 设定。该敏感性分析的结果汇总于表 S4。我们观察到模型复杂度与数值稳定性之间存在明显权衡：包含 $p \geq 2$ 的模型系统性地未能满足收敛标准。尽管这些模型报告了更高的对数似然和更优的信息准则（赤池信息准则/贝叶斯信息准则），但这些数值是不稳定优化所产生的数值伪影。这种收敛失败是体制转换文献中已有充分记载的识别问题（Hamilton，1990年，以及Krolzig，1997年），其源于两个方面：1）更高阶滞后会使参数空间呈指数增长——一个具有 $K = 2$ 个状态的 MS-ARX(2) 模型需要估计 $2K\,(p + 3)$ 个参数——从而形成高度非凸、易陷入局部最优解的似然面；2）自回归动态与区制持续性在观测上相似；模型无法可靠区分发射持续性究竟来自 AR（$p$）项，还是来自状态黏性（较高的 $p_{11}$、 $p_{22}$ 转移概率）。

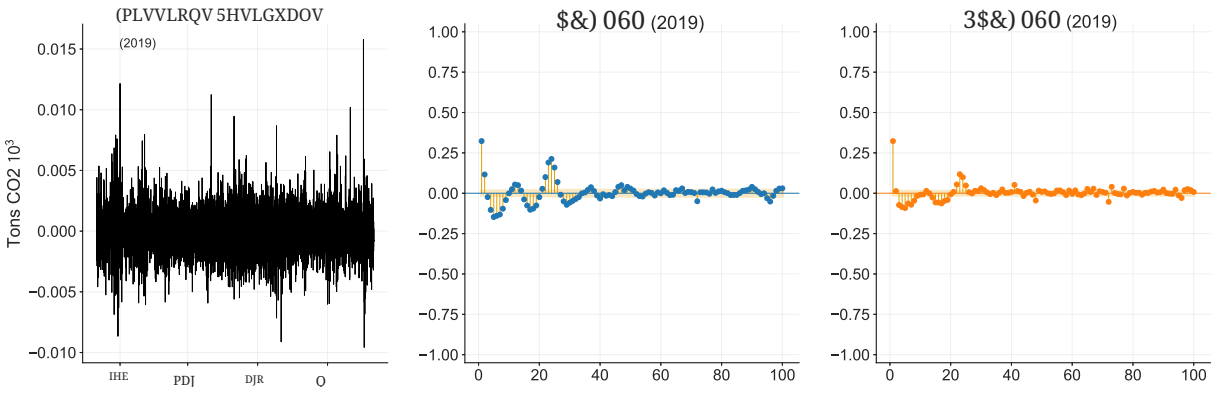
表 S4：具有替代滞后结构的 MS-ARX模型的收敛诊断

| $p$ | 状态 | 对数似然 | AIC | BIC | HQIC |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 2 | 110,685.12 | $-221,348.25$ | $-221,248.98$ | $-221,317.45$ |
| 2 | 2 | $113,571.17^{\dagger}$ | $-227,116.35$ | $-226,999.03$ | $-227,079.95$ |
| 3 | 2 | $113,591.85^{\dagger}$ | $-227,153.69$ | $-227,018.32$ | $-227,111.69$ |
| 4 | 2 | $113,644.60^{\dagger}$ | $-227,255.20$ | $-227,101.79$ | $-227,207.60$ |

注： 所有模型均采用同方差误差进行估计（$\sigma_1^2 = \sigma_2^2$）。
† 不收敛模型的似然值。这些值反映的是局部极大值或鞍点，而非全局最优解。

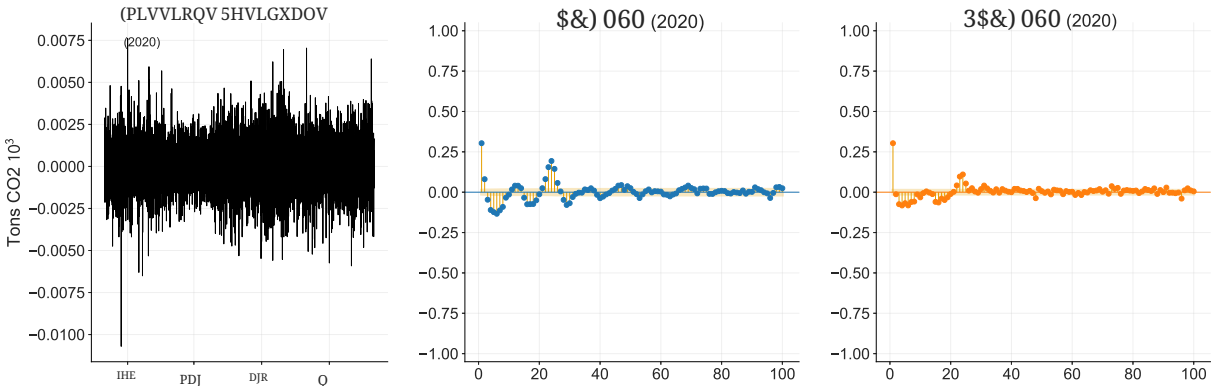
因此，MS-ARX(1) 设定是能够实现稳定收敛的最高阶模型。这一选择在理论上也与电力系统动力学相一致：AR(1) 项刻画了电网的短期物理惯性（例如热机爬坡约束），而马尔可夫过程则吸收了优先顺序中的结构性转变（例如天然气边际状态与煤炭边际状态之间的离散切换）。因此，我们在主要分析中采用简约的 MS-ARX(1) 设定。

# S6 残差诊断（2019–2025）




（a）残差　（b）自相关函数　(c) 偏自相关函数

图 S15：MSM （2019）的诊断图。

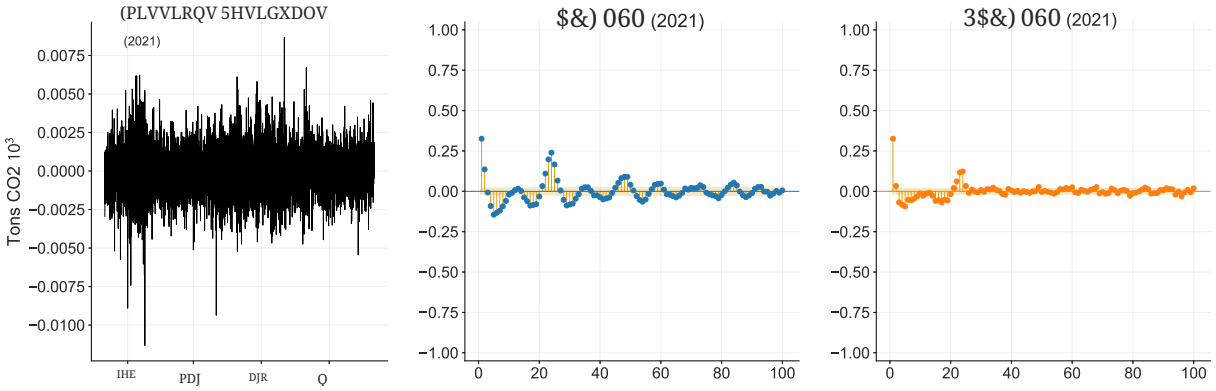



(a) 残差

(b) 自相关函数

(c) 偏自相关函数

图 S16：MSM （2020年）的诊断图。

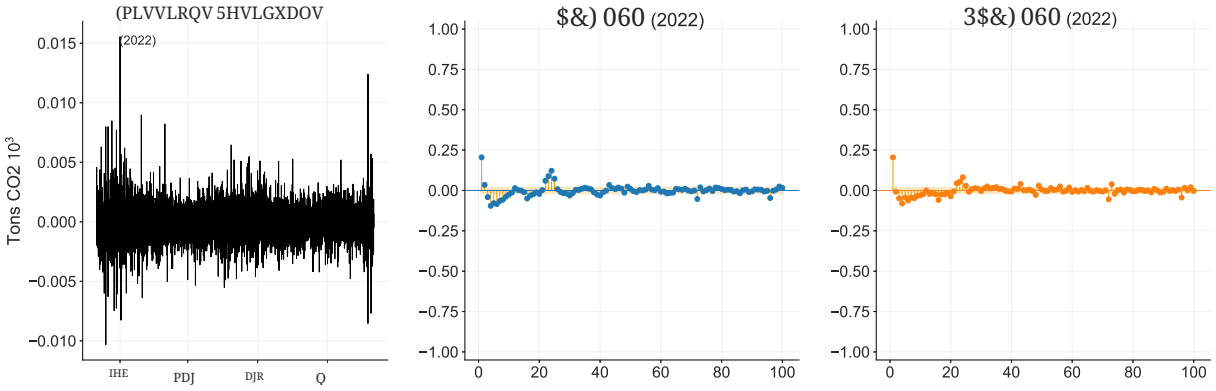



（a）残差

（b）自相关函数

（c）偏自相关函数

图 S17：MSM （2021）的诊断图。

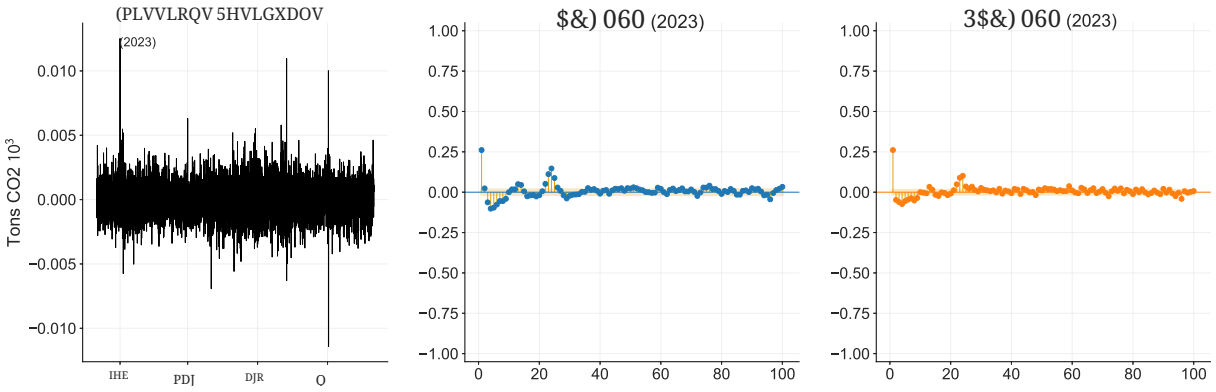



（a）残差

(b) 自相关函数

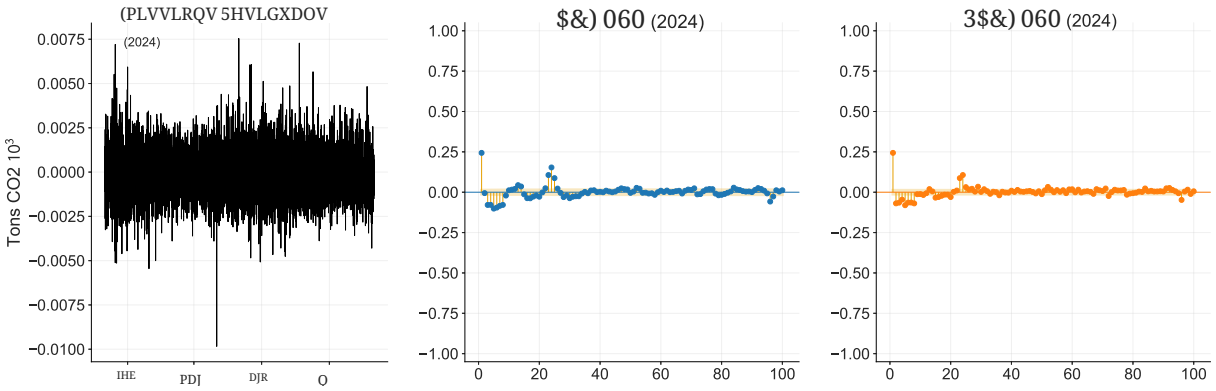
(c) 偏自相关函数

图 S18：MSM （2022）的诊断图。



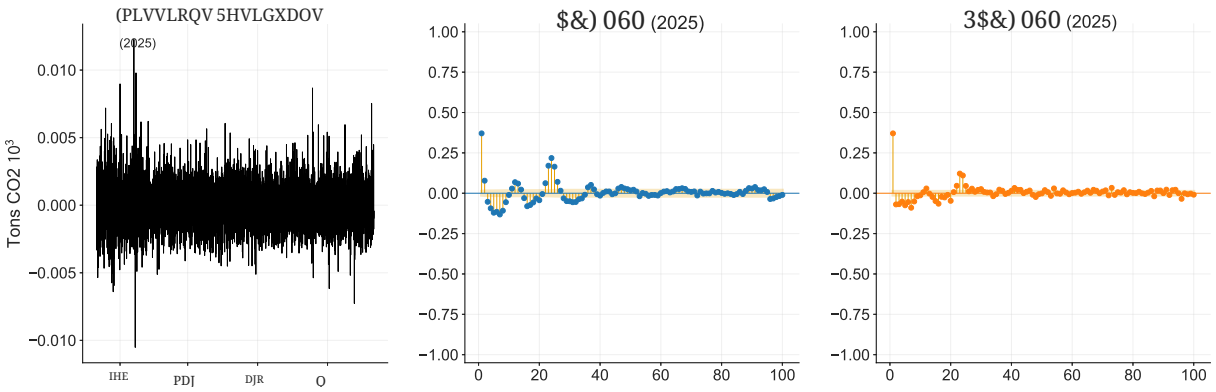

(a) 残差　(b) 自相关函数　(c) 偏自相关函数

图 S19：MSM （2023年）的诊断图。




（a）残差　（b）自相关函数　（c）偏自相关函数

图 S20：MSM （2024年）的诊断图。




（a）残差　(b) 自相关函数　(c) 偏自相关函数

图 S21：MSM (2025年)的诊断图。

# S7 模型拟合的比较分析

为验证马尔可夫转换自回归模型（MS-ARX）的选择，我们将其拟合优度与两个基准设定进行了比较：US-FE方法

（Holland and Mansur，2008年）和 ARIMA模型（Beltrami 等人，2020年）。为确保不同模型类别的对数似然函数具有可比性，所有设定均采用小时边际排放的标准化序列进行拟合。

表 S5 总结了各项性能指标。首先，结果表明，静态OLS框架难以解释数据行为，MSM-ARX(1)与ARIMA之间存在明显差距。对动态设定的比较揭示了统计曲线拟合与经济结构之间的根本权衡。

ARIMA(3,0,4)模型依靠包含七个时间参数的复杂滞后结构，取得了最高的统计拟合度。尽管在数学上具有灵活性，这种设定却施加了一项严格的假设：它将数据生成过程视为单一且不变的线性机制，从而掩盖了燃料切换这一现实情况。

MS-ARX(1)模型采用简约的一阶滞后结构（$p = 1$），在拟合效果上与ARIMA相当，同时明确对结构性非线性进行建模。尽管ARIMA模型的统计拟合度略高，但其预测对不同市场状况取平均值，导致该模型缺乏实用的经济设定。

表S5：拟合优度比较

| 模型设定 | 对数似然 | AIC | BIC | HQIC |
|---|---|---|---|---|
| ARIMA(3,0,4) | 113,855.27 | −227，688。55 | −227，589。28 | −227，657。75 |
| MS-ARX(1) | 110,685.12 | −221, 348.25 | −221，248。98 | −221，317。45 |
| 普通最小二乘法（美国固定效应） | 21,690.97 | −43，375。94 | −43，348。87 | −43，367。54 |

注： 所有模型均使用小时边际排放的标准化序列进行拟合，以确保对数似然函数具有可比性。

# S8 年度模型估计结果

表 S6 列出了采用不同方法估计的2019至2025年各年度边际排放因子（MEF）。这些数值表示电力需求每增加一个单位所导致的边际$CO_2$ ₂排放量（单位：磅/兆瓦时）。括号内为标准误。

我们观察到基准模型的排序始终一致：静态固定效应模型（US-FE）得出的边际排放因子估计值始终最高（范围为1.37至1.50磅/兆瓦时），而动态方法（Hawkes和ARIMA）的估计值则更为保守。

马尔可夫转换结果揭示了线性基准所掩盖的显著异质性。高*MEF* 状态的估计值在所有年份均稳定处于高位（$1.25 – 1.55$ 磅/兆瓦时），有效捕捉了“边际燃煤”动态。相比之下，低*MEF* 状态表现出显著的波动性。值得注意的是，2019年，低*MEF* 状态为0.465磅/兆瓦时，表明边际由天然气主导。然而，在天然气价格通胀期（2021-2022年），低*MEF* 状态向高*MEF*状态靠拢（例如，2021年为1.28磅/兆瓦时），反映出煤炭在基荷中的经济替代，以及低效机组边际性增强。

表S6：按模型划分的年度边际排放因子（磅/兆瓦时）。括号内为标准误。

| 年份 | 美国固定效应（普通最小二乘法） | Hawkes（一阶差分） | ARIMA | MS-高 | MS-低 |
|---|---|---|---|---|---|
| 2019 | 1.500 (0.016) | 1.372 (0.002) | 1.397 (0.002) | 1.500 (0.004) | 0.465 (0.113) |
| 2020 | 1.415 (0.018) | 1.327 (0.002) | 1.368 (0.001) | 1.412 (0.003) | 0.916 (0.081) |
| 2021 | 1.395 (0.017) | 1.244 (0.002) | 1.315 (0.001) | 1.546 (0.014) | 1.281 (0.003) |
| 2022 | 1.390 (0.018) | 1.219 (0.002) | 1.275 (0.001) | 1.255 (0.003) | 0.891 (0.018) |
| 2023 | 1.369 (0.017) | 1.283 (0.001) | 1.292 (0.001) | 1.285 (0.003) | 0.877 (0.044) |
| 2024 | 1.415 (0.016) | 1.292 (0.002) | 1.311 (0.001) | 1.341 (0.008) | 1.297 (0.003) |
| 2025 | 1.392 (0.012) | 1.232 (0.002) | 1.260 (0.001) | 1.393 (0.004) | 1.236 (0.009) |

# S9 小时边际排放因子（MEF）结果

两个运行时段的小时边际排放因子（MEF）估计值汇总于表 S7。系数 $\beta_{\text{low}}$ 和 $\beta_{\text{high}}$ 表示负荷对排放量的边际影响，并附有各自的标准误（$SE$）和平均系统负荷（$\bar{L}$）。

表 S7：每小时 MEF 汇总：休息前时段和休息后时段

| 小时 ($h$) | $\beta_{\text{low}}$ | $\beta_{\text{high}}$ | $SE_{\text{low}}$ | $SE_{\text{high}}$ | 平均负荷 ( $\bar{L}$) |
|---|---|---|---|---|---|
| *A* 面板：休息前时段 | | | | | |
| 1 | 1.338 | 1.526 | 0.0085 | 0.0092 | 424 110 |
| 2 | 1.346 | 1.532 | 0.0087 | 0.0096 | 406 299 |
| 3 | 1.347 | 1.544 | 0.0085 | 0.0098 | 393 565 |
| 4 | 1.352 | 1.523 | 0.0086 | 0.0108 | 385 951 |
| 5 | 1.361 | 1.582 | 0.0070 | 0.0117 | 383 879 |
| 6 | 1.434 | 1.674 | 0.0062 | 0.0338 | 389 642 |
| 7 | 1.327 | 1.568 | 0.0051 | 0.0166 | 405 185 |
| 8 | 1.338 | 1.598 | 0.0051 | 0.0102 | 423 206 |
| 9 | 1.284 | 1.451 | 0.0063 | 0.0053 | 437 960 |
| 10 | 1.303 | 1.473 | 0.0059 | 0.0061 | 450 008 |
| 11 | 1.314 | 1.476 | 0.0059 | 0.0079 | 460 178 |
| 12 | 1.320 | 1.510 | 0.0056 | 0.0110 | 468 584 |
| 13 | 1.330 | 1.501 | 0.0061 | 0.0206 | 475 399 |
| 14 | 1.275 | 1.445 | 0.0072 | 0.0082 | 481 029 |
| 15 | 1.322 | 1.461 | 0.0062 | 0.0178 | 485 505 |
| 16 | 1.228 | 1.398 | 0.0097 | 0.0069 | 489 412 |
| 17 | 1.306 | 1.459 | 0.0063 | 0.0153 | 494 437 |
| 18 | 1.352 | 1.485 | 0.0075 | 0.0180 | 501 134 |
| 19 | 1.271 | 1.677 | 0.0051 | 0.0173 | 505 446 |
| 20 | 1.300 | 1.600 | 0.0051 | 0.0159 | 504 602 |
| 21 | 1.281 | 1.484 | 0.0072 | 0.0078 | 499 789 |
| 22 | 1.301 | 1.510 | 0.0072 | 0.0083 | 488 481 |
| 23 | 1.323 | 1.532 | 0.0071 | 0.0084 | 469 167 |
| 24 | 1.348 | 1.553 | 0.0075 | 0.0091 | 446 454 |
| 面板*B*：休息后时期 | | | | | |
| 1 | 1.321 | 1.507 | 0.0056 | 0.0222 | 453 236 |
| 2 | 1.293 | 1.364 | 0.0085 | 0.0065 | 435 206 |
| 3 | 1.302 | 1.481 | 0.0064 | 0.0111 | 421 263 |
| 4 | 1.262 | 1.349 | 0.0173 | 0.0054 | 412 064 |
| 5 | 1.254 | 1.335 | 0.0259 | 0.0051 | 408 762 |
| 6 | 1.281 | 1.496 | 0.0054 | 0.0109 | 412 993 |
| 7 | 1.264 | 1.461 | 0.0055 | 0.0120 | 426 562 |
| 8 | 1.242 | 1.373 | 0.0070 | 0.0081 | 442 358 |
| 9 | 1.249 | 1.376 | 0.0074 | 0.0075 | 455 219 |
| 10 | 1.257 | 1.371 | 0.0082 | 0.0078 | 466 616 |
| 11 | 1.262 | 1.358 | 0.0086 | 0.0074 | 478 028 |
| 12 | 1.253 | 1.348 | 0.0099 | 0.0066 | 489 055 |
| 13 | 1.249 | 1.342 | 0.0111 | 0.0061 | 499 262 |
| 14 | 1.290 | 1.431 | 0.0046 | 0.0145 | 507 972 |
| 15 | 1.167 | 1.300 | 0.0348 | 0.0047 | 515 009 |
| 16 | 1.158 | 1.336 | 0.0641 | 0.0049 | 521 204 |
| 17 | 1.286 | 1.462 | 0.0051 | 0.0231 | 528 022 |
| 18 | 1.153 | 1.298 | 0.0241 | 0.0052 | 535 363 |
| 19 | 1.076 | 1.339 | 0.0653 | 0.0053 | 538 533 |
| 20 | 1.320 | 1.361 | 0.0181 | 0.0210 | 535 941 |
| 21 | 1.270 | 1.386 | 0.0079 | 0.0163 | 529 127 |
| 22 | 1.275 | 1.472 | 0.0050 | 0.0194 | 517 169 |
| 23 | 1.306 | 1.513 | 0.0052 | 0.0341 | 497 975 |
| 24 | 1.316 | 1.529 | 0.0060 | 0.0279 | 475 369 |

# S10 虚拟变量 MEF

表 S8 展示了方程（5）和（19）中定义的马尔可夫转换设定的估计系数。所有参数在1%水平上均统计显著。值得注意的是，两个状态下的交互项（$\delta_{s_t}$）均为负，这支持了我们的假设：2022年5月之后天然气价格的结构突变有助于减少边际排放。

表 S8：MSM模型系数比较

| 变量 | 模型1（含虚拟变量） | 模型2（基准） |
|---|---|---|
| 低 MEF | 1.2707 | 1.2539 |
| | (0.0026) | (0.0016) |
| 高 MEF | 1.4544 | 1.4361 |
| | (0.0036) | (0.0039) |
| 虚拟变量_低 | -0.1005 | – |
| | (0.0084) | |
| 虚拟变量_高 | -0.0565 | – |
| | (0.0068) | |

注：括号内报告的是标准误。注：所有系数均在*1%*水平上统计显著。