

引用格式:霍成军,程雪婷,刘晋魁,等.基于 Neural ODE-CGE 模型的高耗能行业对碳排放及碳市场的影响评估方法[J].电力科学与技术学报,2026,41(1):233-242.

Citation: HUO Chengjun, CHENG Xueting, LIU Jinkui, et al. Evaluation of impact of high-energy-consuming industries on carbon emissions and carbon market based on Neural ODE-CGE model[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2026, 41(1): 233-242.

# 基于 Neural ODE-CGE 模型的高耗能行业对 碳排放及碳市场的影响评估方法

霍成军<sup>1</sup>,程雪婷<sup>2</sup>,刘晋魁<sup>1</sup>,邹鹏<sup>1</sup>,万军<sup>3</sup>,吴佳<sup>2</sup>

(1. 国网山西省电力公司, 山西太原 030000; 2. 国网山西省电力公司电力科学研究院, 山西太原 030000;

3. 山西新兴电力市场研究院, 山西太原 030000)

**摘要:**高耗能行业是中国碳排放的主要来源,降低高耗能行业的碳排放量是当前碳减排工作的紧要任务。目前,高耗能行业缺乏有力的碳排放约束机制,其减排的动力明显不足。为解决这一问题,提出了一种结合神经网络差分方程(neural ordinary differential equations, Neural ODE)和可计算一般均衡(computable general equilibrium, CGE)模型的仿真方法,设计了基准情景和3个减排情景,以2022年国家与某省的投入产出数据为依据,评估高耗能行业参与碳交易对省域碳排放和碳市场的影响。研究表明,相比于不额外增加其他政策的情况,高耗能行业参与碳市场交易会有效降低能源消耗量和碳排放总量,提高碳市场交易总量与交易价格,并促使该省在2028年实现碳达峰。

**关键词:**Neural ODE 模型;CGE 模型;高耗能行业;碳交易;碳排放

**DOI:**10.19781/j.issn.1673-9140.2026.01.022 **中图分类号:**TM731 **文章编号:**1673-9140(2026)01-0233-10

## Evaluation of impact of high-energy-consuming industries on carbon emissions and carbon market based on Neural ODE-CGE model

HUO Chengjun<sup>1</sup>, CHENG Xueting<sup>2</sup>, LIU Jinkui<sup>1</sup>, ZOU Peng<sup>1</sup>, WAN Jun<sup>3</sup>, WU Jia<sup>2</sup>

(1.State Grid Shanxi Electric Power Company, Taiyuan 030000, China; 2.Electric Power Research Institute, State Grid Shanxi Electric Power Company, Taiyuan 030000, China; 3.Shanxi Xinxing Electric Power Market Research Institute, Taiyuan 030000, China)

**Abstract:** High-energy-consuming industries represent the primary source of carbon emissions in China, which makes the reduction of their carbon emissions a critical priority for the country's carbon emission reduction efforts. However, due to the lack of robust carbon emission constraint mechanisms targeting these industries, their motivation for emission reduction remains significantly insufficient. To address this issue, this paper proposes a simulation method that integrates neural ordinary differential equations (Neural ODE) with a computable general equilibrium (CGE) model. Using input-output data from 2022 at the national and provincial levels, this method constructs a baseline scenario and three emission reduction scenarios to assess the impact of high-energy-consuming industries participating in carbon trading on provincial carbon emissions and carbon market. The results indicate that, compared to the absence of additional policies, the inclusion of high-energy-consuming industries in carbon market trading effectively reduces energy consumption and total carbon emissions, increases total carbon market trading volume and prices, and facilitates the province's achievement of carbon peaking by 2028.

**Key words:** Neural ODE model; CGE model; high-energy-consuming industries; carbon trading; carbon emissions

收稿日期:2024-11-22;修回日期:2025-06-27

基金项目:国网山西省电力公司科技项目(52053023001M)

通信作者:程雪婷(1991—),女,硕士,高级工程师,主要从事电网运行控制、低碳分析研究;E-mail:cheng\_xueting@163.com

通过碳减排来应对全球气候变化,已成为国际的共识<sup>[1-2]</sup>,中国宣布 2035 年国家自主贡献目标,体现了中国在积极应对气候变化、承担国际责任方面的决心<sup>[3]</sup>。在推进碳减排工作深入开展的过程中,高耗能行业受到多方瞩目<sup>[4-17]</sup>。据国家统计局数据,六大高耗能行业的总能耗占我国能源消费总量的 50% 以上,二氧化碳排放占比接近 80%<sup>[18]</sup>,然而其产值在我国工业中占比只有 1/3<sup>[19]</sup>。

一些学者通过对高耗能行业的碳排放水平<sup>[20-24]</sup>和生态效率<sup>[25-26]</sup>进行测算,认为高耗能行业是中国低碳转型的核心环节。尽管当前全国统一碳市场的首批纳入对象为发电行业,但近年来多个省市已开始将部分高耗能行业纳入地方碳排放权管理体系。如北京、上海等地已将数据中心、新建工业项目等纳入碳排放强度约束或地方试点碳市场;深圳、广东等地也在探索钢铁、水泥等行业的碳排放计量和交易机制。这些先行实践表明,高耗能行业参与碳交易的路径已具备政策基础和实施经验,未来将其纳入全国统一市场具有明确趋势。因此,深入研究高耗能行业参与碳市场交易对碳排放总量及市场变化的影响有重要的现实意义。

目前,可计算一般均衡(computable general equilibrium, CGE)模型是政策分析的有力工具,该方法主要应用于税收<sup>[27-28]</sup>、碳减排<sup>[29-30]</sup>等研究领域。一部分学者针对相关政策对碳市场的影响开展了研究。文献[31]面向全国碳市场构建模型,考察了电力行业可再生能源补贴政策对碳市场的影响,发现可再生能源补贴政策会导致碳交易价格下降。文献[32]运用 CGE 模型研究中国核证自愿减排量(China certified emission reduction, CCER)交易及抵消机制的引入对全国碳市场的经济影响,发现相关机制的引入会降低碳配额交易价格。另一部分学者则针对碳减排政策对高耗能行业的影响展开了研究。文献[33]通过构建动态 CGE 模型估算了碳交易政策对钢铁行业碳减排的效率,发现碳交易政策可以间接推动钢铁行业压减产能和激励钢铁行业节能减排。该模型通过数学方式刻画整个经济系统中商品与生产要素在多个主体之间流动与相互作用的过程,被广泛用于政策模拟、资源配置优化以及环境影响评估。其核心优势在于能够从宏观层面分析政策变化对多部门、多市场均衡状态的系统性影响,反映税收、补贴、配额等干预措施对产出、消费、价格等经济变量的传导路径。尽管 CGE 模型在碳市场评估中具有重要作用,但它也存在一定的

局限性。首先,CGE 模型通常假设经济系统处于静态平衡状态,忽视了碳市场的动态变化。其次,CGE 模型的计算复杂度较高,需要大量的输入数据,而这些数据在实际操作中往往难以获得,尤其是获得高耗能行业的减排行为和市场反应的相关数据。

传统 CGE 模型在模拟政策影响方面具有优势,但其对动态过程的刻画有限,难以反映碳市场中价格波动和企业行为调整等时序特征。本文引入神经网络差分方程(neural ordinary differential equations, Neural ODE)模型,通过深度学习实现连续时间建模,弥补了 CGE 模型在动态响应和非线性演化方面的不足,提升了政策评估的时效性与精度。

Neural ODE 作为一种新型的深度学习模型,能够通过连续时间的微分方程建模动态系统,是近年来在深度学习领域的重要进展。文献[34]首次发现并提出了神经网络和常微分方程(ordinary differential equation, ODE)之间的联系。文献[35]认为 Neural ODE 在物理科学中显示出巨大的前景。文献[36]通过用自由形式的雅可比函数规范化流程来进行生成性建模。然而,Neural ODE 模型的训练过程相对复杂,需要较长的时间和较高的计算资源。同时,Neural ODE 生成的时间序列数据可能受初始条件和训练数据质量的影响,因此需要在模型训练时进行充分的验证和调优。

针对上述情况,本文提出了一种基于 Neural ODE 和 CGE 模型的动态评估框架,通过模拟高耗能行业在碳交易中的动态表现,探索碳交易政策的长期经济与环境效应,解决了碳市场动态分析的不足,还为省域层面的碳排放和经济效应提供了更加灵活的模拟工具。

## 1 Neural ODE 模型

Neural ODE 是一种结合神经网络和微分方程的新型深度学习模型,适合用于连续时间的动态系统建模。通过这种方法,模型可以生成高分辨率的时间序列数据,这些数据适合政策评估、科学计算和系统优化等任务。

### 1.1 数据预处理

数据预处理是为 Neural ODE 模型提供高质量输入的关键步骤,在使用该方法建模前,需要对数据进行预处理。

本文使用的数据来自 2022 年国家与山西省的投入产出数据,这些数据为训练 Neural ODE 模型提供了时间序列输入,以支持模型学习高耗能行业碳

排放和经济表现的变化规律。本文在数据清理的过程中,对于缺失数据采用插值法填补缺失值;若数据缺失严重,则剔除相关记录。利用箱线图和标准差对数据进行异常值检测,对于检测出的异常值,采用均值替换或中位数替换,以确保数据的合理性。标准化可以减小特征量纲差异对模型训练的影响,加快模型收敛速度。本文采用标准正态分布的归一化方法,将数据转换为均值为 0、标准差为 1 的分布:

$$X'_i = \frac{X_i - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

式中, $X'_i$ 为标准化后的数据; $X_i$ 为原始数据; $\mu$ 为特征的均值; $\sigma$ 为标准差。 $X'_i$ 具有较好的分布一致性,适合用于 Neural ODE 模型的连续时间建模。

本文将处理后的数据划分为训练集、验证集和测试集,以便模型能够进行充分的训练和验证。数据集的比例设定为训练集 70%、验证集 15%、测试集 15%。这种划分方式可以确保 Neural ODE 模型在不同的数据集上具有较好的泛化能力。

## 1.2 Neural ODE 模型构建

Neural ODE 的核心是学习状态变量的时间变化,即生成随时间连续变化的碳排放和经济数据,提供给 CGE 模型进行多情景仿真。

Neural ODE 的基本结构是将系统状态  $z(t)$  定义为一个随时间  $t$  变化的连续函数,其变化率由神经网络  $f(z, t; \theta)$  表示如下:

$$\frac{dz(t)}{dt} = f(z(t), t; \theta) \quad (2)$$

式中, $z(t)$ 为系统在时间  $t$  的状态变量,如碳排放量、经济产出等; $\theta$ 为网络参数; $f(z, t; \theta)$ 为由多层感知器(multilayer perceptron, MLP)构成的神经网络,用于学习状态变量随时间的变化。

对于微分方程的数值求解,Neural ODE 模型使用数值积分方法求解连续时间状态轨迹。这些方法通常包括 Runge-Kutta 方法、Euler 方法等,本文采用 Runge-Kutta 方法进行求解。数值求解过程如下。

设初始状态为  $z(0) = z_0$ ,在给定步长  $\Delta t$  的情况下,状态  $z(t)$  在时间  $t$  的近似解为

$$z(t + \Delta t) = z(t) + \int_t^{t+\Delta t} f(z(\tau), \tau; \theta) d\tau \quad (3)$$

再将整个时间区间划分为若干个小的时间步长  $t_i$ ,通过递推计算得到完整的状态轨迹  $\{z(t_i)\}$ ,  $t_0 = t + i\Delta t$ 。

在 Neural ODE 模型中,状态变化函数  $f(z, t; \theta)$  结构设计如下。

1) 输入层。输入层接收当前状态变量  $z(t)$  和时间  $t$ 。

2) 隐藏层。隐藏层包括若干个全连接层,每层设置不同的神经元数量,采用 ReLU 作为激活函数:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (4)$$

3) 输出层。输出层生成状态变化率  $\frac{dz}{dt}$ ,表示状态变量的时间变化方向和速度。

为了确保 Neural ODE 模型生成的时间序列能够逼近真实观测数据,本文定义了损失函数  $L_j$ ,以衡量模型输出与观测数据的差异。损失函数采用了均方误差(mean square error, MSE),定义如下:

$$L_j = \sum_{t=1}^T \|\bar{z}(t) - \hat{z}(t)\| \quad (5)$$

式中, $\bar{z}(t)$ 为模型在时间  $t$  的预测状态; $\hat{z}(t)$ 为实际观测状态; $T$ 为时间序列的总长度。模型通过优化损失函数  $L_j$ ,更新神经网络参数  $\theta$ ,从而最小化模型预测与观测数据之间的误差。

训练后的 Neural ODE 可以通过不同的初始条件生成多种情境下的碳排放、碳价格和经济产出数据。这些情境数据将作为输入,提供给 CGE 模型进行进一步仿真和分析。

## 2 CGE 模型

CGE 模型多用来进行政策的模拟评估以及经济预测和规划研究,是能源经济领域研究能源政策影响效果中最为普遍的研究方法之一。本文研究高耗能行业参与碳交易对碳市场的影响,选取某能源大省作为研究对象,构建省域动态 CGE 模型,该模型主要包括以下 5 个模块:生产模块、贸易模块、收入支出模块、碳排放权交易系统模块、动态机制模块。

### 2.1 生产模块

生产者选择适当的初始要素(资本、劳动力)和来自其他部门的中间投入量,在现有的技术下实现利润最大化。企业的生产活动通过一系列嵌套的生产函数进行详细阐述,其结构如图 1 所示。

各部门产出的常替代弹性(constant elasticity of substitution, CES)生产函数为

$$Q_i = \alpha_i^a \left[ \delta_i^a K_i^{\rho_i^a} + (1 - \delta_i^a) N_i^{\rho_i^a} \right]^{\frac{1}{\rho_i^a}} \quad (6)$$

式中, $Q_i$ 为部门  $i$  的产出; $K_i$ 为能源复合产品的投入总量; $N_i$ 为其他中间投入总量; $\alpha_i^a$ 为效率或者规模

因素;  $\delta_i^a$  为  $K_i$  在部门产出中贡献的份额; 幂指数  $\rho_i^a$  的大小取决于投入间的替代弹性  $\epsilon$ , 即  $\rho = 1 - \frac{1}{\epsilon}$ 。总产出的最优要素投入如下:

$$K_i = N_i \left( \frac{P_i}{P_{E,i}} \cdot \frac{\delta_i^a}{1 - \delta_i^a} \right)^{\frac{1}{1 - \rho_i^a}} \quad (7)$$

式中,  $P_i$  为部门  $i$  的非能源中间投入品合成价格,  $P_{E,i}$  为能源复合产品的价格。

在规模报酬不变与完全竞争市场的假设下, 市场实现均衡时各部门利润均为 0, 可以得出总产出的价格关系如下:

$$P_{X,i}(1 - t_i) \cdot (1 - t_{c,i}) \cdot Q_i = P_{E,i}K_i + P_iN_i \quad (8)$$

式中,  $P_{X,i}$  为生产活动的价格;  $t_i$  为生产税税率;  $t_{c,i}$  为碳税税率。

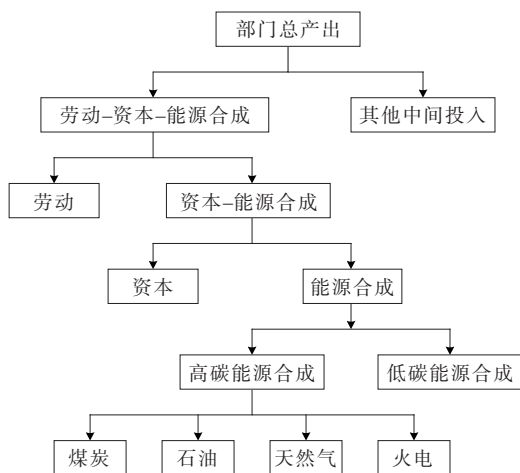


图1 生产模块嵌套结构

Figure 1 Nested structure of production modules

### 2.2 贸易模块

在该省的贸易模块中, 存在两个层次的嵌套关系: 在第一层, 进口商品与省际调入商品根据 CES 函数组合成总调入商品, 接着利用恒定转化弹性 (constant elasticity of transformation, CET) 函数来分配省内生产的产品, 一部分满足省内销售, 另一部分用于总调出; 在第二层, 总调入商品与省内销售商品通过 CES 函数进一步整合为省内总销售, 而总调出部分则细分为出口和省际调出, 其分配机制遵循 CET 函数。该省贸易模块嵌套结构如图 2 所示。

省内总调入的 CES 函数为

$$Q_{\eta,j} = \alpha_j^{a_j} \left( \delta_j^{a_j} Q_{M,j}^{\rho_j^{a_j}} + (1 - \delta_j^{a_j}) Q_{\epsilon,j}^{\rho_j^{a_j}} \right)^{\frac{1}{\rho_j^{a_j}}} \quad (9)$$

式中,  $Q_{\eta,j}$  为省内总调度;  $Q_{M,j}^{\rho_j^{a_j}}$  为进口;  $Q_{\epsilon,j}^{\rho_j^{a_j}}$  为省内调

入;  $\alpha_j^{a_j}$  为总调入 CES 函数中的规模参数;  $\delta_j^{a_j}$  为总调入 CES 函数中的份额参数;  $\rho_j^{a_j}$  为总调入 CES 函数中的指数参数。

省内生产产品的 CET 分配函数为

$$Q_{A,j} = \alpha_j^a \left[ \delta_j^a Q_{E,j}^{\rho_j^a} + (1 - \delta_j^a) Q_{D,j}^{\rho_j^a} \right]^{\frac{1}{\rho_j^a}} \quad (10)$$

式中,  $Q_{A,j}$  为省内生产产品;  $Q_{E,j}^{\rho_j^a}$  为省内总调出;  $\alpha_j^a$  为省内总产出 CET 函数中的规模参数;  $\delta_j^a$  为省内总产出 CET 函数中的份额参数;  $Q_{D,j}$  为省内销售;  $\rho_j^a$  为省内总产出 CET 函数中的指数参数。

省内总销售的 CES 函数为

$$Q_{Q,j} = \alpha_j^q \left[ \delta_j^q Q_{\eta,j}^{\rho_j^q} + (1 - \delta_j^q) Q_{D,j}^{\rho_j^q} \right]^{\frac{1}{\rho_j^q}} \quad (11)$$

式中,  $Q_{Q,j}$  为省内总销售;  $\alpha_j^q$  为省内总销售 CES 函数中的规模参数;  $\delta_j^q$  为省内总销售 CES 函数中的份额参数;  $\rho_j^q$  为省内总销售 CES 函数中的指数参数。

省内总调出的 CET 分配函数为

$$Q_{E,j} = \alpha_j^{a_j} \left[ \delta_j^{a_j} Q_{\eta,j}^{\rho_j^{a_j}} + (1 - \delta_j^{a_j}) Q_{D,E}^{\rho_j^{a_j}} \right]^{\frac{1}{\rho_j^{a_j}}} \quad (12)$$

式中,  $Q_{E,j}$  为总调出;  $Q_{D,E}$  为省际调出;  $\alpha_j^{a_j}$  为总调出 CET 函数中的规模参数;  $\delta_j^{a_j}$  为总调出 CET 函数中的份额参数;  $\rho_j^{a_j}$  为总调出 CET 函数中的指数参数。

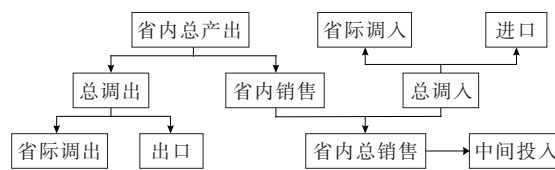


图2 贸易模块嵌套结构

Figure 2 Nested structure of trade modules

### 2.3 收入支出模块

居民群体人均收入和支出的分类标准与统计年鉴的标准相对应。居民的收入包括劳动所得、资本收益, 以及来自企业、政府和国外的转移支付, 支出则主要用于消费、储蓄以及缴纳个人所得税。企业的收入主要由资本收益和政府转移支付构成, 而支出则主要用于缴纳企业税、向居民转移支付和储蓄。政府收入由居民和企业的所得税、间接税及关税组成, 政府支出则主要用于政府购买、储蓄以及向居民、企业和国外的转移支付。

### 2.4 碳排放权交易系统模块

在本模块中, 碳交易市场均衡的主要表达式如下:

$$T_t = (1 - t_{c,t}) r_{t,t} = \sum_i F_{p,t,t} \quad (13)$$

$$T_t = \sum_i E_{M,i,t} \quad (14)$$

$$E_{M,i,t} = E_{c,i,t}\gamma^c + E_{o,i,t}\gamma^o + E_{g,i,t}\gamma^g + E_{e,i,t}\gamma^e \quad (15)$$

$$C_{i,t} = p_t(C_{R,i,t} - F_{P,i,t}) \quad (16)$$

式中,  $T_t$  为  $t$  时期区域碳配额总量;  $r_{i,t}$  为  $t$  时期区域基准碳排放量;  $t_{c,t}$  为  $t$  时期区域碳减排率;  $E_{M,i,t}$  为  $t$  时期  $i$  部门的碳排放量;  $E_{c,i,t}$ 、 $E_{o,i,t}$ 、 $E_{g,i,t}$ 、 $E_{e,i,t}$  分别为  $t$  时期  $i$  部门煤、石油、天然气、火电的消耗量;  $\gamma^c$ 、 $\gamma^o$ 、 $\gamma^g$ 、 $\gamma^e$  分别为煤、石油、天然气、火电的碳排放系数;  $C_{i,t}$  为  $t$  时期  $i$  部门在碳排放市场交易中产生的费用;  $p_t$  为  $t$  时期碳排放市场交易价格;  $C_{R,i,t}$  为  $t$  时期  $i$  部门的碳配额总量;  $F_{P,i,t}$  为  $t$  时期  $i$  部门的免费配额量。

将碳交易市场均衡时各部门的碳交易成本嵌入到 CGE 模型的其他模块的表达式如下:

$$X_{i,t}P_{X,i,t} = O_{C,i,t} + P_{L,i,t} \quad (17)$$

$$P_{L,i,t} = C_{i,t} + F_t(E_{M,i,t} - C_{R,i,t}) \quad (18)$$

式中,  $X_{i,t}$  为  $t$  时期商品  $i$  的国内产出;  $P_{X,i,t}$  为  $t$  时期商品  $i$  的国内产出价格;  $O_{C,i,t}$  为  $t$  时期各部门的原始生产成本;  $P_{L,i,t}$  为  $t$  时期企业参与碳交易而承担的额外成本, 包括交易过程中的费用以及因超量排放所需支付的罚金;  $F_t$  为  $t$  时期区域超额排放惩罚价格。

### 2.5 动态机制模块

该模型涉及 3 个封闭性原则: 政府预算平衡、投资与储蓄平衡、对外收支平衡。模型采用“新古典闭合”原理, 即国家层面的全要素(劳动和资本)供给是外生的, 所有要素在整个经济中都得到充分利用。

在动态机制模块中, 采用递归跨期的方式, 从资本积累、全要素生产率增加和自主能源效率改进 (autonomous energy efficiency improvement, AEEI) 增加的角度刻画动态机制, 使模型可以体现长期演变效果。其中, 资本积累由当前的资本存量、折旧率和新增的固定资本形成决定, 表达式如下:

$$T_{C,t} = T_{C,t-1}(1 - \delta) + G_{F,t} \quad (19)$$

式中,  $T_{C,t}$  为第  $t$  年的资本积累;  $T_{C,t-1}$  为第  $t-1$  年的资本存量;  $\delta$  为第  $t$  年的折旧率;  $G_{F,t}$  为第  $t$  年的固定资本形成总额。

全要素生产率的增加由生产模块中规模数量参数的变化表示:

$$a_{i,t}^A = a_{i,t-1}^A + (1 + T_{g,i,t}) \quad (20)$$

式中,  $T_{g,i,t}$  为全要素生产率的年增长率;  $a_{i,t}^A$  为  $t$  时期生产模块中的规模数量参数;  $a_{i,t-1}^A$  为  $t-1$  时期生

产模块中的规模数量参数。

根据 CGE 的常见假设, 将 AEEI 假设为每年 1%, AEEI 的增加如下:

$$a_{i,t}^{E_c} = a_{i,t-1}^{E_c} + (1 + A_{g,i,t}) \quad (21)$$

式中,  $A_{g,i,t}$  为 AEEI 的年增长率;  $a_{i,t}^{E_c}$  为  $t$  时期 CES 生产函数中 AEEI 的规模比;  $a_{i,t-1}^{E_c}$  为  $t-1$  时期 CES 生产函数中 AEEI 的规模比例。

## 3 算例分析

本文以 2022 年国家与该省的投入产出为基础, 采用情景分析法, 分别设置了一个基准情景及 4 个不同碳控制政策下的情景, 如表 1 所示。

表 1 情景设置

Table 1 Contextual settings

情景	部分高耗能行业纳入碳配额发放体系	全部高耗能行业被纳入碳配额发放体系	部分高耗能行业参与碳市场交易	全部高耗能行业参与碳市场交易
1				
2	✓			
3		✓		
4	✓		✓	
5		✓		✓

1) 情景 1: 基准情景。按照该省 2019 年至 2022 年间的政策, 模拟了不额外增加其他政策的情况, 该情景为仅发电行业参与碳交易, 可作为与其他 4 个减排情景进行比较的基准。

2) 情景 2: 部分高耗能行业被纳入碳配额发放体系。除发电行业外, 进一步对钢铁、有色、建材、石化这四大高耗能行业按照工业部门的碳排放总量规模大小进行排序, 发放相应的免费碳配额。

3) 情景 3: 全部高耗能行业被纳入碳配额发放体系。除情景 2 中的行业以外, 进一步将造纸和民航两大高耗能行业也纳入碳配额发放体系, 按照工业部门的碳排放总量规模大小进行排序后发放相应的免费碳配额。

4) 情景 4: 部分高耗能行业参与碳市场交易。除发电行业外, 政府将进一步对钢铁、有色、建材、石化这四大高耗能行业发放免费碳配额, 并允许其参与碳排放市场交易。在这一机制的运行下, 减排成本较高的部门得以向成本较低的部门购买配额, 从而顺利实现减排目标; 而低成本部门则能够通过自身的减排努力, 将多余的配额出售, 进而获得经济上的收益。

5) 情景5:全部高耗能行业参与碳市场交易。在情景4的基础上,进一步对造纸和民航两大高耗能行业发放免费碳配额,并将其纳入碳排放市场交易当中,买卖紧缺或多余的碳配额。

通过多情景仿真,本文分析了不同碳控制政策对能源消费量、碳市场交易量、碳排放权交易价格以及碳排放总量的影响。

该省2022—2030年能源消费总量如图3所示。在基准情景1的预测中,山西省的能源消耗将显著增长,从2022年的2.19亿吨标煤攀升至2030年的约2.72亿吨标煤。然而,在情景2和情景4下,能源消耗量得到了一定比例的降低,这是由于给高耗能行业发放了一定比例的碳配额,碳配额的实施可能推动高耗能行业进行技术升级和改造,以减少能源消耗,企业可能会采用多种方式降低单位产出的能源消耗量。在情景2和情景5下,允许高耗能行业参加碳市场交易,企业需要权衡能源消耗与碳配额使用的成本效益,如果超出配额的碳排放成本较高,企业可能会倾向于采用清洁能源替代传统的煤炭等高碳能源,从而降低整体的能源消费量。尽管所有情景中均未观察到能源消费的峰值点,但能源消费量依然保持增长态势。

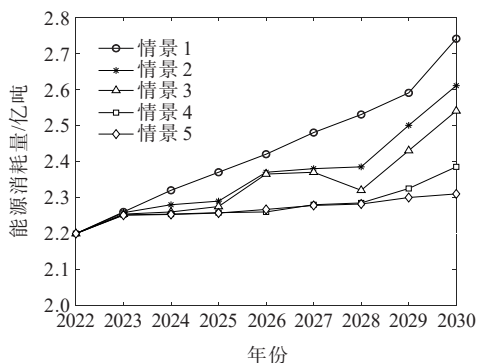


图3 该省2022—2030年能源消费总量  
Figure 3 Total energy consumption of the province from 2022 to 2030

该省2022—2030年碳市场交易量如图4所示。由图4可知,与情景1相比,情景2对部分高耗能行业发放免费碳配额以及情景4对全部高耗能行业发放免费碳配额不会造成碳市场交易量的变化。但在情景3中,随着钢铁、有色、建材、石化等高耗能行业逐步纳入,碳市场的交易量显著增加。在情景5增加造纸和民航两大高耗能行业后,碳市场交易量得到进一步增长。但在2026—2030年,随着高耗能行业对市场机制的逐渐适应和碳排放权交易体系

的不断完善,企业对于碳排放权的认识和需求逐渐增强,碳交易量逐渐呈现稳步增长的趋势。

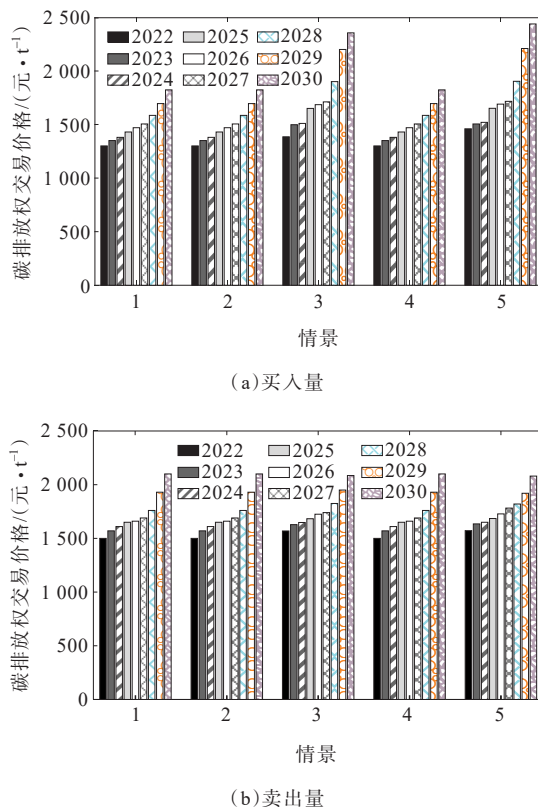


图4 该省2022—2030年碳市场交易量

Figure 4 Carbon market trading volume of the province from 2022 to 2030

该省2022—2030年碳排放权交易价格如图5所示。由图5可知,相较于基准情景,在情景2与情景4中,仅向部分或全部高耗能行业发放免费碳配额并没有进入市场交易中,不影响碳市场供求关系,因此不会导致碳排放权交易价格的上涨。在情景3和情景5中,若碳市场扩容,将电力、建材、钢铁等部分或全部高耗能行业纳入碳市场进行碳排放权交易,碳排放权交易价格会有有一定上涨。在情景5中,预期碳排放权交易价格在2025年升至99.12元/t左右,在2030年升至183.54元/t左右。当市场需求上升而供给不足时,碳价将上涨。此外,高耗能行业参与碳市场交易会使得碳配额分配方式从完全免费转为部分有偿,影响企业成本结构和减排动力。

该省2022—2030年碳排放总量如图6所示。若延续该省2022—2030年的历史政策,预计其二氧化碳排放量将持续攀升,模拟结果显示2030年可达17.9亿吨。然而与基准情景1相比,情景2和情景4中,向高耗能行业发放免费碳配额增加了其碳排放

的总量上限,碳排放总量会在一定程度上增加。在情景 3 和情景 5 中,由于高耗能行业参与碳市场交易,碳排放权交易价格波动,企业更加注重碳资产管理,减少碳排放以降低交易成本,导致碳排放总量相较于基准情景有较大程度地降低。在情景 5 中,预计该省的碳排放总量可在 2028 年达到 13.8 亿吨的峰值。

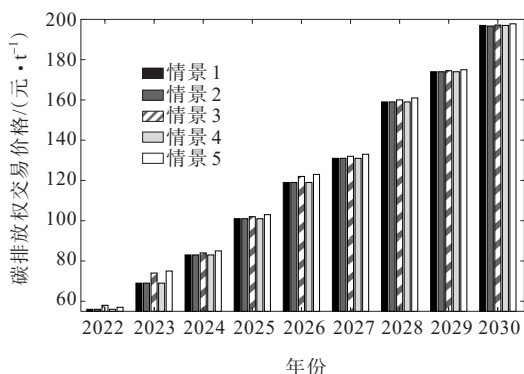


图 5 该省 2022—2030 年碳排放权交易价格

Figure 5 Trading prices of carbon emission rights of the province from 2022 to 2030

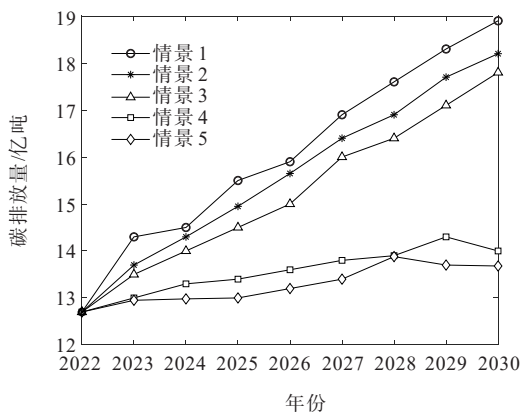


图 6 该省 2022—2030 年碳排放总量

Figure 6 Total carbon emissions of the province from 2022 to 2030

为进一步验证建模方法的有效性,本文在相同数据的基础上,设置了不使用深度学习的传统 CGE 模型,并与本文模型进行对比仿真。结果发现,传统 CGE 模型虽可刻画长期碳排放趋势,但在碳交易机制初期的价格波动、排放调整等关键节点上的动态响应能力较弱,模拟路径较为平滑,难以反映市场真实波动。相比之下,引入 Neural ODE 后的 CGE 模型更适于捕捉高耗能行业参与碳市场交易后的非线性演化特征,能够模拟出连续时间下的碳价波动和企业行为调整过程,在政策扰动下的模拟

结果更具分辨率与动态性,体现出了更强的预测能力和解释能力。

## 4 结语

### 4.1 结论

1) 能源消费尚未达到峰值,呈持续增长趋势。在政策引导下,省域能源消费可通过碳配额和碳市场交易机制得到一定控制,促使企业在经济成本与环保效益间获得平衡,推动使用清洁能源,进而降低整体能耗。

2) 碳交易政策对高耗能行业具有显著影响。研究发现,随着钢铁、有色、建材、石化等高耗能行业被纳入碳市场,其交易行为显著影响碳市场交易量和碳价走势。一方面,碳市场扩容提升了配额交易需求,推动了碳价上涨;另一方面,企业碳排放成本上升,激励其加快绿色转型与能效提升。

3) 高耗能行业的加入推高了碳交易价格。市场主体和交易量的增加改变了碳配额的供需关系。同时,有偿配额分配方式增加了企业成本压力,增强其购买配额的动力,进一步抬高了碳价。

4) 将高耗能行业纳入碳市场对碳达峰具有重要意义。一方面,免费配额和超额排放成本压力对碳排放形成约束;另一方面,企业更加重视碳资产管理,将采取积极减排措施,有效降低碳排放总量。

### 4.2 建议

1) 实施碳控制政策,推动企业采用环保高效的生产方式,加快绿色技术研发与应用,降低化石能源依赖,促进可再生能源发展。同时,支持绿色技术创新,减少单位产出的碳排放,为可持续发展提供技术基础。

2) 扩大碳市场覆盖范围和完善配额分配机制。建议加快推进高耗能行业全面纳入碳市场,明确行业边界、交易规则与履约要求。同时,探索差异化的配额发放策略,引导企业根据自身排放绩效进行动态调整,增强碳市场灵活性和公平性。

3) 加强区域协同与信息披露制度建设。鼓励跨省碳配额交易和技术合作,提升区域碳市场联动效应。同时,完善碳排放数据公开与核查机制,提高碳交易透明度和企业减排责任落实水平。

### 参考文献:

- [1] 陈骁,张明. 碳排放权交易市场: 国际经验、中国特色与政策建议[J]. 上海金融, 2022(9): 22-33.

- CHEN Xiao, ZHANG Ming. Carbon emission trading market: international experience, China characteristics and policy suggestions[J]. Shanghai Finance, 2022(9): 22-33.
- [2] 刘天蔚, 边晓燕, 吴珊, 等. 电力系统碳排放核算综述与展望[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(4): 176-187.  
LIU Tianwei, BIAN Xiaoyan, WU Shan, et al. Overview and prospect of carbon emission accounting in electric power systems[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(4): 176-187.
- [3] 刘鹏, 崔雪. 双碳背景下考虑市场份额偏好的发电侧市场均衡分析[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(2): 9-17+39.  
LIU Peng, CUI Xue. Equilibrium analysis of power generation market considering market share preference under carbon-neutral goal[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(2): 9-17+39.
- [4] 佟岩, 李鑫, 徐国铨. 企业集团碳减排压力与债务分布: 来自高耗能上市公司的经验证据[J]. 管理评论, 2024, 36(2): 210-221.  
TONG Yan, LI Xin, XU Guoquan. Carbon abatement pressure and debt distribution of business groups: evidence from listed business groups in energy-intensive sector[J]. Management Review, 2024, 36(2): 210-221.
- [5] 佟岩, 赵泽与, 李鑫. 地方政府减碳重视度与企业数字化转型: 来自高耗能上市公司的经验证据[J]. 财经论丛, 2023(12): 82-91.  
TONG Yan, ZHAO Zeyu, LI Xin. Local governments' emphasis on carbon reduction and enterprise digital transformation: evidence from high energy-consuming listed companies[J]. Collected Essays on Finance and Economics, 2023(12): 82-91.
- [6] 邱忠涛, 金艳鸣, 徐沈智. 全国碳市场扩容下电力平均排放因子选择对高耗能产业的影响分析[J]. 中国电力, 2023, 56(12): 1-7.  
QIU Zhongtao, JIN Yanming, XU Shenzhi. Impacts of electricity emission factor selection on high energy-consuming industries with the expanded national carbon market[J]. Electric Power, 2023, 56(12): 1-7.
- [7] 郭森, 段啸贤, 赵浩然. 绿色转型背景下新质生产力对人均电力碳排放的影响研究[J]. 智慧电力, 2025, 53(6): 1-9.  
GUO Sen, DUAN Xiaoxian, ZHAO Haoran. Research on impact of new quality productive forces on per capita electricity carbon emissions under green transition context[J]. Smart Power, 2025, 53(6): 1-9.
- [8] 徐玉华, 黄意强. 碳市场对高耗能行业的风险传染研究[J]. 工业技术经济, 2023, 42(10): 128-138.  
XU Yuhua, HUANG Yiqiang. Research on risk contagion of carbon market to high energy-consuming industries[J]. Journal of Industrial Technological Economics, 2023, 42(10): 128-138.
- [9] 杨本晓, 姜涛, 刘夏青. 基于投入产出法的中国造纸工业碳排放核算[J]. 中国造纸, 2023, 42(6): 120-125.  
YANG Benxiao, JIANG Tao, LIU Xiaqing. Carbon emission accounting of China's paper industry based on the input-output analyses[J]. China Pulp & Paper, 2023, 42(6): 120-125.
- [10] 余红伟, 林子祥, 胡力元, 等. 高质量发展下中国工业企业碳减排路径选择[J]. 中国软科学, 2024(1): 214-224.  
YU Hongwei, LIN Zixiang, HU Liyuan, et al. Carbon emission reduction paths for Chinese industrial enterprises under the background of high-quality development[J]. China Soft Science, 2024(1): 214-224.
- [11] 王一蓉, 陈浩林, 林立身, 等. 考虑电力行业碳排放的全国碳价预测[J]. 中国电力, 2024, 57(5): 79-87.  
WANG Yirong, CHEN Haolin, LIN Lishen, et al. National carbon price prediction considering carbon emissions from the power industry[J]. Electric Power, 2024, 57(5): 79-87.
- [12] 涂正革. 降碳减污增效的协同研究: 基于SBM方法对高能耗企业的硫碳减排效率测度[J]. 华中师范大学学报(人文社会科学版), 2023, 62(5): 161-174.  
TU Zhengge. On the synergy of carbon reduction, pollution reduction and efficiency enhancement: measurement of sulfur and carbon emission reduction efficiency for high energy consumption enterprises based on SBM model[J]. Journal of Central China Normal University (Humanities and Social Sciences), 2023, 62(5): 161-174.
- [13] 李楠, 杨帆, 武宏波, 等. 能耗双控政策与高耗能行业能源利用效率关联性研究[J]. 高电压技术, 2023, 49(增刊1): 215-220.  
LI Nan, YANG Fan, WU Hongbo, et al. Research on the correlation between energy consumption dual control policy and energy utilization efficiency in high energy-consuming industries[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(S1): 215-220.
- [14] 陈健, 唐志远, 谯傲, 等. 考虑高耗能企业车间柔性排程的低碳工业园区双层优化调度[J]. 电力工程技术, 2024, 43(5): 112-121.  
CHEN Jian, TANG Zhiyuan, QIAO Ao, et al. Bi-level optimal dispatching of low-carbon industrial park considering flexible shop scheduling in high-energy-consuming enterprise[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(5): 112-121.
- [15] 赵会茹, 赵一航, 武昭原, 等. 电力市场、碳排放权交易市场以及核证自愿减排市场耦合下发电商竞价策略[J]. 电力建设, 2024, 45(10): 123-135.

- ZHAO Huiru, ZHAO Yihang, WU Zhaoyuan, et al. Bidding strategy of power generators under the linkage of electricity market, carbon emission trading market, and certified emission reduction market[J]. *Electric Power Construction*, 2024, 45(10): 123-135.
- [16] 魏伟, 叶利, 方毅, 等. 考虑碳排放配额和碳交易的新能源电力系统日前优化调度[J]. *电网与清洁能源*, 2024, 40(1): 130-136.
- WEI Wei, YE Li, FANG Yi, et al. Day-ahead optimal scheduling of new energy power system considering carbon emission quota and carbon trading[J]. *Advances of Power System & Hydroelectric Engineering*, 2024, 40(1): 130-136.
- [17] 邹璇, 杨旭, 蒋佳霖. 能源消费结构调整对制造业结构升级的影响: 基于制造业细分行业的实证分析[J]. *软科学*, 2023, 37(7): 1-9.
- ZOU Xuan, YANG Xu, JIANG Jialin. The influence of energy consumption structure adjustment on the upgrading of manufacturing structure: empirical analysis based on manufacturing industry segments[J]. *Soft Science*, 2023, 37(7): 1-9.
- [18] 吴起龙. 高耗能产业低碳转型要做好“加减法”[N]. *中国能源报*, 2021-12-20(025).
- WU Qilong. Mastering "Addition and Subtraction": the dual strategy for low-carbon transition in energy-intensive industries[N]. *China Energy News*, 2021-12-20(025).
- [19] 林泽伟, 汪鹏, 任松彦, 等. 碳达峰倒逼高耗能行业转型的经济影响评估: 以陕西省为例[J]. *生态经济*, 2022, 38(6): 13-21.
- LIN Zewei, WANG Peng, REN Songyan, et al. The economic evaluation of energy-intensive industries transition due to the carbon emission peaks: evidence from Shaanxi Province[J]. *Ecological Economy*, 2022, 38(6): 13-21.
- [20] 韩梦瑶, 刘卫东, 杨茗月. 低碳转型下中国高耗能行业的碳风险传导解析: 基于隐含碳关联网络视角[J]. *地理研究*, 2022, 41(1): 79-91.
- HAN Mengyao, LIU Weidong, YANG Mingyue. Carbon risk transmission of China's energy-intensive industries under low-carbon transition: From the embodied carbon network perspective[J]. *Geographical Research*, 2022, 41(1): 79-91.
- [21] 张益兵, 朱朝勇, 武美辰, 等. 基于全生命周期评价的变压器碳足迹研究与分析[J]. *高压电器*, 2024, 60(11): 57-67.
- ZHANG Yibing, ZHU Chaoyong, WU Meichen, et al. Research and analysis of carbon footprint of transformer based on full life cycle assessment[J]. *High Voltage Apparatus*, 2024, 60(11): 57-67.
- [22] 单思珂, 刘含笑, 刘美玲, 等. 我国火电行业碳足迹评估综述[J]. *发电技术*, 2024, 45(4): 575-589.
- SHAN Sike, LIU Hanxiao, LIU Meiling, et al. Review of carbon footprint for thermal power industry in China[J]. *Power Generation Technology*, 2024, 45(4): 575-589.
- [23] 刘红琴, 谭丽峰, 杨红娟. 贡献量和敏感度双视角下云南省高耗能行业碳排放控制研究[J]. *生态经济*, 2020, 36(10): 41-47.
- LIU Hongqin, TAN Lifeng, YANG Hongjuan. Research on carbon emission control of high-energy-consuming industries in Yunnan Province from the perspective of contribution and sensitivity[J]. *Ecological Economy*, 2020, 36(10): 41-47.
- [24] 张一清, 王琳晴, 刘传庚, 等. 基于碳足迹研究的中国地区工业低碳转型: 以山东省为例[J]. *生态学报*, 2016, 36(20): 6646-6655.
- ZHANG Yiqing, WANG Linqing, LIU Chuangeng, et al. China's carbon footprint regional industrial low-carbon transition: a case study of the Shandong Province[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2016, 36(20): 6646-6655.
- [25] 李素芳, 徐钰楚, 王定国. 中国高耗能行业能源消费的贝叶斯非对称影响效应研究[J]. *湖南大学学报(社会科学版)*, 2020, 34(1): 58-66.
- LI Sufang, XU Yuchu, WANG Dingguo. The Bayesian asymmetric influence of energy consumption in Chinese energy-intensive industries[J]. *Journal of Hunan University (Social Sciences)*, 2020, 34(1): 58-66.
- [26] 王佳颖, 陆春光, 张帅, 等. 考虑碳交易的造纸综合能源系统用能优化策略[J]. *供用电*, 2024, 41(4): 62-71.
- WANG Jiaying, LU Chunguang, ZHANG Shuai, et al. Optimization strategy of energy management of integrated energy system for papermaking considering carbon trading[J]. *Distribution & Utilization*, 2024, 41(4): 62-71.
- [27] 郭婧, 汪昊. 城乡居民的税收负担: 财政归宿分析[J]. *经济研究*, 2024, 59(5): 77-96.
- GUO Jing, WANG Hao. Tax burden of urban and rural residents: fiscal incidence analysis[J]. *Economic Research Journal*, 2024, 59(5): 77-96.
- [28] 刘元生, 张苏皖, 李建军. 中国增值税区域间横向分配的经济效应: 基于多区域 CGE 模型的分析[J]. *经济研究*, 2024, 59(1): 111-128.
- LIU Yuansheng, ZHANG Suwan, LI Jianjun. Economic effects of horizontal distribution of value-added tax among regions in China: based on a multi-regional CGE model[J]. *Economic Research Journal*, 2024, 59(1): 111-128.
- [29] 于仲觉, 朱庆华. 中国再制造产业的碳减排效应和经济影响分析[J]. *中国软科学*, 2024(4): 56-66.

- YU Zhongjue, ZHU Qinghua. Analysis of the carbon emission reduction effects and economic impacts of China's remanufacturing industry[J]. *China Soft Science*, 2024(4): 56-66.
- [30] 任松彦, 汪鹏, 林泽伟, 等. 面向碳中和目标的不同碳达峰时间对经济社会的影响研究: 以广东省为例[J]. *生态经济*, 2023, 39(5): 34-42+117.
- REN Songyan, WANG Peng, LIN Zewei, et al. Research on the economic and social impacts of different carbon peak times for carbon neutrality goals: taking Guangdong Province as an example[J]. *Ecological Economy*, 2023, 39(5): 34-42+117.
- [31] 宋鹏, 陈光明, 尹梦蕾, 等. 电力行业可再生能源补贴与全国碳市场协同减排效应[J]. *中国人口·资源与环境*, 2023, 33(7): 81-93.
- SONG Peng, CHEN Guangming, YIN Menglei, et al. Synergistic emission reduction effects of China's national carbon market and renewable energy subsidies in the power industry[J]. *China Population, Resources and Environment*, 2023, 33(7): 81-93.
- [32] 张宁, 庞军. 全国碳市场引入CCER交易及抵销机制的经济影响研究[J]. *气候变化研究进展*, 2022, 18(5): 622-636.
- ZHANG Ning, PANG Jun. The economic impacts of introducing CCER trading and offset mechanism into the national carbon market of China[J]. *Climate Change Research*, 2022, 18(5): 622-636.
- [33] 李晨光, 王帅, 郭雨蕙. 碳中和背景下钢铁行业低碳转型发展政策工具与路径分析: 基于动态CGE模型的模拟研究[J]. *经济问题探索*, 2023(1): 34-59.
- LI Chenguang, WANG Shuai, GUO Yuhui. Analysis of policy tools and pathways for low-carbon transformation development of iron and steel industry: a simulation study based on dynamic CGE model[J]. *Inquiry into Economic Issues*, 2023(1): 34-59.
- [34] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 770-778.
- [35] KÖHLER J, KLEIN L, NOÉ F. Equivariant Flows: sampling configurations for multi-body systems with symmetric energies[J/OL]. arXiv e-prints, 2019: arXiv: 1910.00753. (2019-10-02). <https://arxiv.org/abs/1910.00753>.
- [36] GRATHWOHL W, CHEN R T Q, BETTENCOURT J, et al. FFJORD: free-form continuous dynamics for scalable reversible generative Models[J/OL]. arXiv e-prints, 2018: arXiv: 1810.01367. (2018-10-02). <https://arxiv.org/abs/1810.01367>.