

含风储电力系统全生命周期碳排放 评估算法改进

毛放¹, 缪新招¹, 梁倩园¹, 唐方闻²

(1. 广东电网有限责任公司广州供电局, 广东 广州 510600;

2. 广东建科创新技术研究院有限公司, 广东 中山 528400)

摘要:相较于部分生命周期评估,全生命周期评估更为复杂且不确定,难点在于需全面考量各阶段碳排放及其多重影响因素,导致评估边界模糊且过程动态反复。为此,需设定清晰的系统边界,并据实动态调整,故提出含风储电力系统全生命周期碳排放评估算法改进。在确定含风储电力系统全生命周期碳排放评估的系统边界基础上,考虑了碳排放因子进行碳排放计算,并综合考虑各个阶段的碳排放数据来建立评估函数;利用该函数可以进行BP评估算法的反向传播,通过自动调整网络结构和权重以明确评估边界,提高预测结果的准确性。实验结果表明:所提改进算法可以将碳排放评估结果误差控制在3 kg以内,可以较为准确地进行含风储电力系统全生命周期碳排放评估。

关键词:含风储电力系统;全生命周期;碳排放评估;碳排放因子;BP神经网络

中图分类号:TP202 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqed26289

Improvement of Carbon Emission Assessment Algorithm for the Full Life Cycle of Wind Storage Power System

MAO Fang¹, MIAO Xinzha¹, LIANG Qianyan¹, TANG Fangwen²

(1. Guangzhou Power Supply Bureau of Guangdong Grid Co., Ltd., Guangzhou 510600, Guangdong, China;

2. Guangdong Jianke Innovation Technology Research Institute Co., Ltd.,
Zhongshan 528400, Guangdong, China)

Abstract: Compared to partial life cycle assessment, the full life cycle assessment is more complex and uncertain, with the difficulty of comprehensively considering carbon emissions and their multiple influencing factors at each stage, resulting in fuzzy assessment boundaries and dynamic repetition of the process. To this end, it is necessary to set clear system boundaries and dynamically adjust them according to reality. Therefore, an improved algorithm for assessing carbon emissions throughout the full life cycle of wind storage power systems was proposed. On the basis of determining the system boundary for the full life cycle carbon emission assessment of wind storage power systems, carbon emission factors were considered for carbon emission calculation, and carbon emission data from various stages were comprehensively considered to establish an evaluation function. This function can be used for backpropagation of BP evaluation algorithm, which automatically adjusts the network structure and weights to clarify the evaluation boundary and improve the accuracy of prediction results. The experimental results show that the proposed improved algorithm can control the error of carbon emission assessment results within 3 kg, and can accurately conduct the full life cycle carbon emission assessment of wind storage power systems.

Key words: including wind storage power system; full life cycle; carbon emission assessment; carbon emission factor; BP neural network

含风储电力系统利用风能进行发电,并通过 储能系统实现电力供需平衡,对于减少碳排放、

基金项目:广东电网有限责任公司科技项目(2020GX21620)

作者简介:毛放(1978—),男,本科,工程师,主要研究方向为配电站全生命周期碳核算方法,Email: ttyuv3422@163.com

推动可持续发展具有重要意义。要全面评估含风储电力系统的碳排放情况,需要考虑其全生命周期的碳排放,包括建设、运营和拆除等各个阶段^[1]。通过对含风储电力系统全生命周期的碳排放进行全面评估,可以量化其对气候变化的影响,为制定减排政策和行动提供科学依据。这有助于深入了解含风储电力系统在实际运行中的真实碳排放水平,并为优化设计和运营决策提供指导。同时,此评估结果还可用于比较不同能源系统之间的碳排放情况,促进可持续发展和推动全球碳中和目标的实现。因此,全面评估含风储电力系统的碳排放具有重要意义,其研究与实践具有广泛的学术和应用价值。

王嘉诚等^[2]通过建立评估指标和量化模型,采用三阶段数据包络分析法对我国各省电动汽车的碳排放进行评估,但该方法未定义清晰的系统边界和范围,这会导致数据收集和整合过程中的混乱和不一致性,使评估结果难以可靠比较和综合分析。丁超等^[3]使用生命周期分析(life cycle assessment, LCA)方法构建了超高性能混凝土(ultra-high performance concrete, UHPC)碳排放定量分析模型,对比了钢-UHPC桥面板和常规钢-混桥面板的碳排放,但缺乏明确定义的系统边界和范围可能导致无法涵盖所有与UHPC碳排放相关的关键环节。例如,制造UHPC的材料生产过程、施工过程、使用寿命和维护过程等都需要被纳入考虑。如果这些环节被遗漏,评估结果将不完整,无法全面了解钢-UHPC和常规钢-混材料在整个生命周期内的碳排放差异。Arna G等^[4]评估了传统快速热解和自热热解系统在预处理3种生物质以生产糖、酚油和生物炭等有价值产品的同时实现负碳排放的经济和环境绩效,但没有明确定义系统边界和范围可能会导致无法考虑与预处理过程相关的间接效应。例如,预处理过程可能涉及其他产业和能源系统的相互作用,如材料供应链、能源消耗和废物管理等。如果这些间接效应被忽略,评估结果可能无法全面反映预处理系统对碳排放的影响和经济环境绩效。

因此,本文提出了通过改进含风储电力系统全生命周期碳排放评估算法,更准确、全面地评估碳排放情况,为低碳能源的开发和利用提供科学依据。

1 含风储电力系统全生命周期碳排放计算和评估函数建立

含风储电力系统集成风能发电与储能技术,高效转化并利用风能,同时稳定电网运行,有效缓解能源供需矛盾,减少对化石能源的依赖,并降低温室气体排放,对环境保护和可持续发展至关重要。全生命周期评估涉及多个阶段,包括原材料生产、建设施工、运营维护 and 废弃处理。每个阶段都有许多影响碳排放量的因素,如使用的材料、能源来源、工艺技术等。这些因素相互作用,增加了评估的复杂性。此外,全生命周期评估还面临数据缺失和数据不确定性的挑战。为了解决这些问题,设置清晰的系统边界是至关重要的。通过明确定义系统边界,可以划定评估范围,确保对含风储电力系统全生命周期各个阶段的全部环节进行综合考虑。同时,边界的设定还能够引导数据收集和分析,减少不必要的数据缺失和不确定性。

本研究定义的含风储电力系统全生命周期碳排放评估系统边界主要分为4个部分:原材料生产、建设施工、运营维护、废弃处理。将这些阶段纳入评估范围,可以全面考虑含风储电力系统在不同阶段产生的碳排放情况。这样,在进行碳排放计算时,可以通过考虑碳排放因子,更准确地评估含风储电力系统全生命周期内的碳排放量。系统边界如图1所示。

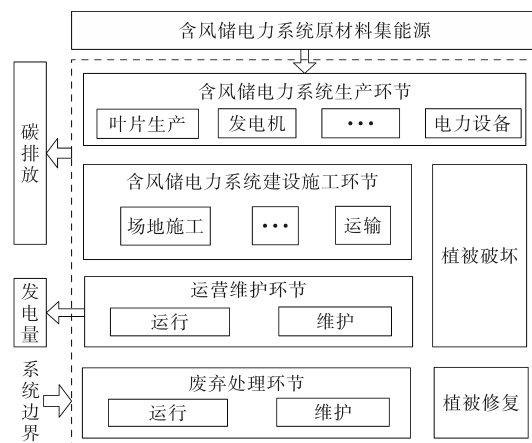


图1 含风储电力系统全生命周期碳排放评估系统边界

Fig.1 Boundary of carbon emission assessment system for the full life cycle of wind storage power system

对图1中不同过程的排放量分别进行计算,以保证后续构建的评估函数可以全面理解和评估含风储电力系统的碳足迹,并识别关键的碳排

放环节。计算过程如下:

1) 原材料生产过程碳排放量。原材料的生产过程中对能源的使用会产生相应的碳排放。能源类型和效率的选择、能源消耗量等都会影响碳排放。因此,原材料生产过程碳排放量计算公式为

$$C_1 = c_{11} + c_{12} + c_{13} \quad (1)$$

其中

$$\begin{cases} c_{11} = E_{\text{all}} \times \gamma_1 \\ c_{12} = \sum_{a_1=1}^{m_1} R_{a_1} \times \gamma_2 \\ c_{13} = \sum_{a_2=1}^{m_2} W_{a_2} \times \gamma_3 \end{cases} \quad (2)$$

式中: c_{11}, c_{12}, c_{13} 分别为原材料生产使用能源、资源、废弃物释放的碳排放量; E_{all}, γ_1 分别为原材料生产过程使用的总电量及碳排放因子; a_1 为资源类别; m_1 为资源类别总数; R_{a_1}, γ_2 分别为资源类别为 a_1 的量及碳排放因子^[5]; a_2 为废弃物类别; m_2 为废弃物类别总数; W_{a_2}, γ_3 分别为废弃物为 a_2 的量及碳排放因子。

2) 建设施工过程碳排放量。在建设过程中机械设备以及建设材料运输会消耗能源,并产生相应的碳排放。同时,不同的施工方式和工艺选择可能影响施工过程中的碳排放。因此,建设施工过程碳排放量的计算公式为

$$C_2 = c_{21} + c_{22} + c_{23} + c_{24} \quad (3)$$

其中

$$\begin{cases} c_{21} = \sum_{a_3}^{m_3} Q_1 \gamma_4 \\ c_{22} = \sum_{a_4}^{m_4} Q_2 L_{a_4} \gamma_5 \\ c_{23} = g_1 E_1 + g_2 E_2 \\ c_{24} = \sum_{a_5}^{m_5} S_{a_5} f_{a_5} T \end{cases} \quad (4)$$

式中: c_{21}, c_{22}, c_{23} 分别为建设施工过程中使用材料、机械设备运输、现场施工的碳排放总值; c_{24} 为该阶段因植被破坏导致其碳量变化量; m_3 为建筑施工材料中类别数; a_3 为此阶段材料类别; Q_1, γ_4 分别为类别 a_3 的使用材料重量与对应的碳排放因子; m_4 为运输方式总数; a_4 为运输方式; Q_2, L_{a_4}, γ_5 分别为类别 a_4 的设备重量、距离、碳排放因子; E_1, g_1 分别为 C_2 的能耗与电排放强度; E_2, g_2 分别为 C_2 的耗油部分的能耗及电排放强度; m_5 为遭受

破坏植被总类别数; a_5 为植被类别; S_{a_5}, f_{a_5} 分别为植被类别 a_5 的占地面积及单位固碳量; T 为施工建设时间。

3) 运营维护过程碳排放量。风力发电机组的运转需要能源,且在设备运转过程中会对周围的植被产生一定的影响,这会产生与其能源消耗相关的碳排放。此外,对风力发电机组和储能设备的维护,包括检修和更换零部件等,也会产生与能源消耗相关的碳排放。因此,运营维护过程碳排放量的计算公式为

$$C_3 = c_{31} + c_{32} + c_{33} \quad (5)$$

式中: c_{31}, c_{32} 分别为运营维护阶段碳排放总量与植被破坏导致其碳汇变化量。

由于运营维护阶段是在建设施工完成后对含风储电力系统各个电力设备进行日常维护,场内各电力器材可直接使用含风储电力系统自发电,则 $c_{31} = 0$ 。

c_{32} 求解过程为

$$c_{32} = c_{b_1} + c_{b_2} + c_{b_3} \quad (6)$$

其中

$$\begin{cases} c_{b_1} = \sum_{a_6}^{m_6} Q_3 \gamma_6 \\ c_{b_2} = \sum_{a_7}^{m_7} Q_4 L_1 \gamma_7 \\ c_{b_3} = g_3 E_3 + g_4 E_4 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $c_{b_1}, c_{b_2}, c_{b_3}$ 分别为维护阶段各设备生产、运输、维修过程中排放量; m_6, m_7 分别为运营维护阶段使用的电力设备、运输方式的类别数; Q_3, γ_6 分别为电力设备 a_6 总质量及碳排放因子^[6]; Q_4, L_1, γ_7 分别为运输方式 a_7 的电力设备总质量及运输距离、碳排放因子; E_3, g_3 分别为此环节用电部分的能耗及电网发电排放强度; E_4, g_4 分别为该环节耗油部分的能耗及排放强度。

c_{33} 求解过程为

$$c_{33} = \sum_{a_8}^{m_8} S_{a_8} f_{a_8} T_1 \quad (8)$$

式中: m_8 为运营维护环节遭受破坏植被总类别数; S_{a_8}, f_{a_8} 分别为植被 a_8 占地面积及单位固碳量; T_1 为运营维护环节所用时间。

4) 废弃处理环节的碳排放量。不同的废弃物处理方式会有不同的碳排放情况,同时考虑到对含风储电力系统进行拆除和废弃处理过程涉及能源消耗以及运输的碳排放。因此,从废弃处

置环节能源消耗、废弃物释放、回收物抵消产生的碳排放量对废弃处理环节的碳排放量进行计算,可表示为

$$C_4 = c_{41} + c_{42} + c_{43} \quad (9)$$

其中

$$\begin{cases} c_{41} = \sum E_5 \times \gamma_8 \\ c_{42} = \sum_{a_9}^{m_9} W_{a_9} \times \gamma_9 \\ c_{43} = \sum_{a_{10}=1}^{m_{10}} W_{a_{10}} \times \gamma_{10} \end{cases} \quad (10)$$

式中: c_{41}, c_{42}, c_{43} 分别为废弃处置环节能源消耗、废弃物释放、回收物抵消产生的碳排放量^[7]; E_5, γ_8 分别为废弃处理环节用电量及碳排放因子; W_{a_9}, γ_9 分别为废弃处理环节废弃物 a_9 的量及碳排放因子; m_9 为该环节废弃物类别总数; $W_{a_{10}}, \gamma_{10}$ 分别为资料 a_{10} 回收量及碳排放因子; m_{10} 为该环节资料种类别总数。

含风储电力系统的碳排放不仅与直接能源消耗有关,还与间接能源消耗、建设材料的生产过程等相关。由此,可得含风储电力系统全生命周期碳排放量评估函数^[8],如下式所示:

$$C = C_1 + C_2 + C_3 + C_4 \quad (11)$$

2 基于改进BP算法的全生命周期碳排放评估优化

含风储电力系统在可再生能源领域占据重要地位,其全生命周期内碳排放的有效管理对于推动全球可持续发展具有不可估量的价值。为实现这一目标,全球可持续发展要求含风储电力系统在全生命周期内实现低碳运营,并对未来的碳排放趋势做出预测。而含风储电力系统的碳排放受到多个因素和环节的影响,其相互作用和复杂性增加了评估过程的难度,主要是评估边界不明确问题。为了更好地处理这种复杂性和不确定性,采用BP评估算法^[9-11]优化网络参数,并考虑了碳排放因子以提高评估准确性。

含风储电力系统的碳排放评估受多重因素交互影响,评估过程因此变得复杂。BP神经网络能有效应对这种复杂性和不确定性,通过学习训练建立全生命周期碳排放与各参数的非线性关系;通过参数调整能界定评估边界,提升结果的准确性和可靠性;凭借其强大的学习能力和泛化能力,对新数据进行高精度预测。

BP神经网络的优势在于,首先,它可依据预设的参数更新规则持续调整网络参数,直至输出最符合期望结果。这种自适应与自主学习能力让BP神经网络能够应对各类复杂的非线性问题;其次,BP神经网络能学习并存储大量输入—输出模式的映射关系,无需预先给出描述映射关系的数学方程,这使其在处理非线性问题时优势明显;同时,BP神经网络的误差反向传播过程运用成熟的链式法则,推导严谨科学,确保了训练过程的稳定性与可靠性;此外,BP神经网络训练完成后,可运用从已有知识中获取的经验解决新问题,这种泛化能力使其在应用于新的含风储电力系统碳排放评估时具备一定有效性。

本改进BP神经网络采用三层架构,包括输入层、中间层(隐藏层)和输出层。输入层接收含风储电力系统全生命周期的参数数据,中间层进行数据处理和特征提取,输出层则输出碳排放评估结果。输入是含风储电力系统全生命周期的参数数据集,包括但不限于风速、储能设备充放电记录、系统负荷、设备故障记录等。含风储电力系统全生命周期的碳排放评估结果为输出。

基于BP评估算法的评估思想如下:将含风储电力系统全生命周期所有参数数据输入网络输入层中,由此层神经元传递至中间层,再经中间子层的激活函数、权值函数运算,在这个过程中,评估函数将中间层的输出值经过函数计算后传递到输出层的神经元,用于求解与期望值的比较。若此结果和期望值相同或者在允许范围内,则输出,反之,则将数据逆向。评估函数可以参与调节各层连接权值、阈值,以减少输出层运算误差。通过这样的评估流程,能够更好地处理含风储电力系统碳排放评估中的复杂性和不确定性,明确评估边界,同时可提高预测结果的准确性。

假设 X 表示含风储电力系统全生命周期碳排放量评估函数 C 中含风储电力系统全生命周期各参数数据集, n_1, n_2, n_3 分别表示数据输入层、中间层、输出层向量的数据个数, $(x_1, x_2, \dots, x_{n_1})$ 表示 X 的向量, $(y_1, y_2, \dots, y_{n_2})$ 描述 $(x_1, x_2, \dots, x_{n_1})$ 处理后的输出向量, $(z_1, z_2, \dots, z_{n_3})$ 描述经输出层计算得出向量, $(k_1, k_2, \dots, k_{n_1})$ 为 $(x_1, x_2, \dots, x_{n_1})$ 的期望值; $(\Delta\sigma_1, \Delta\sigma_2, \dots, \Delta\sigma_{n_1})$ 为 $(z_1, z_2, \dots, z_{n_3})$ 与 $(k_1, k_2, \dots, k_{n_1})$ 的误差向量, $(w_{11}, w_{12}, \dots, w_{n_1 n_2}), (w_{21}, w_{22}, \dots, w_{n_2 n_3})$ 为

输入层—中间层、中间层—输出层的连接权值向量。由于 Sigmoid 函数能够将 X 的向量映射在 $(0,1)$ 之间^[12-13],因此为了降低碳排放评估难度,选用 Sigmoid 函数作为中间层的激活函数,则有:

$$f(x) = (1 + e^{-x})^{-1} \quad (12)$$

根据式(12)求解中间层神经元 p 的输出值 y_p ,则有:

$$y_p = f(N_{et,p}) \quad p = 1, 2, \dots, n_2 \quad (13)$$

其中

$$N_{et,p} = \sum_{r=0}^{n_1} w_{rp} x_r \quad r = 1, 2, \dots, n_1$$

式中: r 为第 r 个碳排放数据某一向量; N_{et} , w 分别为碳排放数据和连接层相关的中间计算量及权值。

评估函数将中间层的输出值经过函数计算传递到输出层的神经元,输出层涉及运算如下:

$$z_o = \sum_{p=0}^{n_2} f(N_{et,o}) \quad o = 1, 2, \dots, n_3 \quad (14)$$

其中

$$N_{et,o} = C \sum_{p=0}^{n_2} w_{op} y_p \quad p = 1, 2, \dots, n_2$$

式中: o 为 p 的输出层输出结果; z_o 为输出结果。

在改进 BP 算法的过程中,为了获取足够的训练数据,首先,收集含风储电力系统过去运营的历史数据,包括风速、储能设备的充放电记录、系统负荷、设备故障记录等,以及相应的碳排放数据;其次,利用专业的电力系统仿真软件,对含风储电力系统进行建模和仿真。通过设定不同的参数和场景,生成大量的模拟数据,以补充历史数据的不足;同时,在含风储电力系统的实际运营过程中,安装传感器和监测设备,实时监测系统的运行参数和碳排放情况。此外,一些科研机构和国际组织会发布关于电力系统、可再生能源和碳排放等方面的公共数据集。通过以上途径获取的数据,可以经过预处理和特征提取后,作为 BP 神经网络的输入数据进行训练和验证。

考虑到 BP 算法^[14-15]的性能受到初始权值的影响,不同的初始权值可能导致不同的评估边界。为了保证碳排放评估结果效率及精度,采用自适应学习调节进一步改进评估函数的学习因子,利用附加冲量提升 BP 算法的训练效率。由此可知,含风储电力系统全生命周期碳排放评估算法的改进流程如下:

步骤 1:初始化及相关设定。将网络各层神

经元间的连接权值初始化为 $[-1,1]$ 范围内任意数值,设置评估函数的允许误差为 σ_u ,学习因子为 ν ,迭代极限允许次数为 N , $(x_1, x_2, \dots, x_{n_1})$, $(k_1, k_2, \dots, k_{n_1})$ 分别为 X 的初始数据及期望输出值,将 $(x_1, x_2, \dots, x_{n_1})$ 输入此网络数据输入层,进行网络训练的正向传播。评估算法的评估边界表达式为

$$\sigma = Cz_o \sum_{N=1}^N N\sigma_u \nu \quad (15)$$

步骤 2:碳排放数据的正向传播运算。利用式(13)得出中间层输出值 $(y_1, y_2, \dots, y_{n_2})$,按照此值与 w_{rp} 值求解输出层的输出结果,使用式(15)求出此时的评估边界 σ ,并与 σ_u 对比,若 $\sigma < \sigma_u$,则停止网络训练,若 $\sigma > \sigma_u$,进行步骤 3;

步骤 3:逆向传播计算。采用自适应学习算法与附加冲量项算法调整评估函数训练的学习因子及连接权值。连接权值与学习因子 ν 修正过程为

$$\begin{cases} \Delta w_{rp}(N+1) = \sum_{\alpha} [\nu \delta_p f_r + \alpha \Delta w_{rp}(t)] \\ \nu(N) = \begin{cases} \nu(N-1) \times \beta & \Delta\sigma < 0 \\ \nu(N-1) \times \xi & \Delta\sigma > 0 \\ \nu(N-1) & \Delta\sigma = 0 \end{cases} \end{cases} \quad (16)$$

式中: Δ 为变化量; δ 为输出结果与期望值间误差; α, ξ 均为常数, $\alpha = 0.98, \xi = 0.75$; β 为动量因子; $\Delta\sigma$ 为变化后的评估边界。

步骤 4:再次进行正向训练。利用 w_{rp} 、中间层和输出层之间的连接权值 w_{op} 修正后结果得出输出层的结果,并求解当前的全局误差值,若此值小于 σ_u ,则停止网络训练,输出此值,反之,回到步骤 3 继续对网络学习因子、各层连接权值进行调整,直到评估网络全局误差为 $\sigma < \sigma_u$,或者达到极限迭代次数为止。

然而,如果 BP 网络仅在一个特定场景下学习参数碳排放的映射关系,并试图将其应用于其他场景的碳排放评估,其有效性可能会受到限制。这是因为不同场景下的含风储电力系统可能存在显著差异,包括系统规模、设备类型、运行环境等,这些因素都会影响碳排放的评估结果。同时,不同场景下的数据分布可能不同,导致 BP 网络在新的场景下无法准确识别输入数据的特征,从而影响评估的准确性。此外,为了确保 BP 神经网络在其他场景下的有效性,可以通过对新

场景下的数据进行预处理,使其与训练数据具有相似的分布和特征,以提高BP网络的识别能力;也可根据新场景的特点和需求,对BP网络的结构和参数进行调整,以适应新的评估任务;还可在新场景下重新收集数据并训练BP网络,以确保其能准确反映新场景下的碳排放情况。

通过以上过程,即可完成含风储电力系统全生命周期碳排放评估算法的改进,并得出更为准确的含风储电力系统全生命周期碳排放评估结果。

3 实验结果分析

为了验证含风储电力系统全生命周期碳排放评估算法改进的有效性,选取某含风储电力系统进行实验。该含风储电力系统拓扑结构如图2所示。

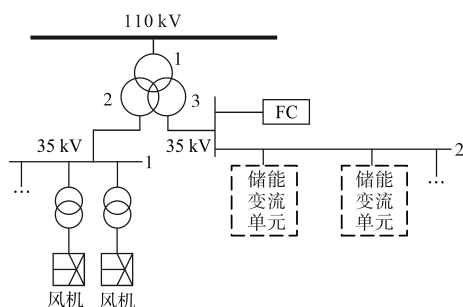


图2 含风储电力系统拓扑结构

Fig.2 Topology structure of wind storage power system

该含风储电力系统的额定功率为18 MW,额定容量为80 MW·h,充电、放电深度为15%~95%。收集该含风储电力系统全生命周期碳排放相关的数据。

原材料生产阶段数据来源于生命周期评估(LCA)报告和排放因子数据库,详细记录了从开采至加工成品的碳排放,包括能源消耗、原材料使用等方面的排放。建设施工阶段数据基于施工单位记录、工程设计及环评报告,主要包括施工过程中的能源消耗、材料使用、设备运输等方面的数据。运营维护阶段数据来自电力公司运行日志、维护记录及气象数据,记录了系统运行、维护频率及天气影响。废弃处理阶段的数据根据废弃物处理厂的运营记录及监测数据,包括处理过程中的能源消耗、排放量和土地恢复项目的监测数据。

碳排放量的计算。首先需确定各个阶段的活动水平,包括原材料使用量、能源消耗量、施工面积等。其次,针对这些活动水平选择对应的排

放因子,以反映每单位活动导致的碳排放。通过将活动水平与排放因子相乘,可计算出各阶段的碳排放量,并将这些排放量汇总以获得全生命周期的总碳排放量,再进一步深入分析比较。此过程中,采用的数据来源于行业标准、实际记录及监测,确保了结果的可靠性和准确性。

1)原材料生产阶段,含风储电力系统电力设备原材料包含生铁、钢、铝、铅、橡胶制品、涂料、玻璃纤维及润滑油,各电力设备碳排放量情况如图3所示。

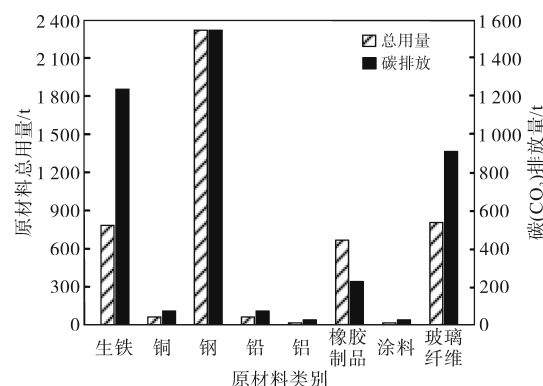


图3 含风储电力系统各材料碳排放量

Fig.3 Carbon emissions of materials in wind storage power systems

2)建设施工阶段,含风储电力系统建设工期为16个月,植被破坏面积是工程征用地(打地基、风机基础等占用永久土地)及施工临时使用土地(建设材料与电力设备组装占用土地)总和。

3)运营维护阶段,含风储电力系统运行及维护。维护环节不会释放任何碳排放量,也即是碳排放量为0,而维护环节,因含风储电力系统受恶劣天气影响导致其出现部分损伤,为了保证含风储电力系统运行稳定,需要对损伤位置进行维修及更换,此过程会对周围植被产生一定破坏,植被碳汇发生改变。

4)废弃处理阶段,运营维护结束后,有大量材料废气需要处理,废弃物回收、处理等环节仍会产生大量CO₂气体,而处理后需要对工程占用土地植被恢复,以增加碳汇,进而吸收一部分碳排放量。

建设施工阶段、运营维护阶段、废弃处理阶段的碳排放情况如图4所示。

在上述实验数据的基础上,采用所提改进算法对含风储电力系统全生命周期碳排放量碳排放进行评估。实验相关参数设置如下:输入层神经元数量为12个,隐藏层神经元数量为8个,输出层神经元数量为1个,学习率为0.01,迭代次数

为 500 次。得到所提改进算法的评估结果如表 1 所示。

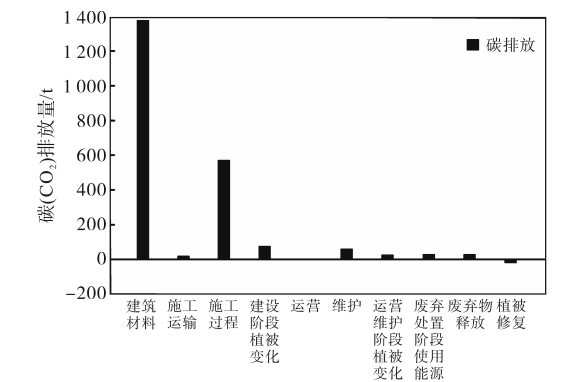


图4 碳排放情况

Fig.4 Carbon emissions

表 1 储能站全生命周期碳排放量

Tab.1 Full life cycle carbon emissions of energy storage stations			
阶段	种类	碳(CO ₂)排放量/t	占比/%
原材料生产	能源使用	8 930.7	99.15
	资源使用	8 434.8	
	小计	17 365.5	
建设施工	使用材料	2 987.3	0.26
	设备运输	0.59	
	现场施工	1480	
	植被碳量变化量	42.87	
	小计	4 510.76	
运营维护	运营	0	0.3
	维护	38.91	
	植被碳量变化量	13.83	
	小计	52.74	
废弃处理	消耗能源	28.93	0.29
	废弃物释放	23.04	
	植被恢复引发碳量变化量	-1.24	
	小计	50.73	
全生命周期	合计	17 373.73	100

根据所提改进算法评估结果可知,含风储电力系统全生命周期碳排放总值为 17 373.73 t,原材料生产阶段碳排放总量占比最大,剩余阶段总占比不足 1%。由此可知,储能站应着重对原材料生产阶段碳排量控制,以优化环境,更好地实现绿色可持续发展。

为了验证改进算法的评估效果,采用文献[3]算法和文献[4]算法对含风储电力系统全生命周期碳排放评估,并与所提算法的评估结果对比。含风储电力系统全生命周期碳排放量评估误差分析结果如图 5 所示。

图 5 中,所提改进算法在各类别碳排量评估误差均低于对比算法,且碳排放量评估误差未超

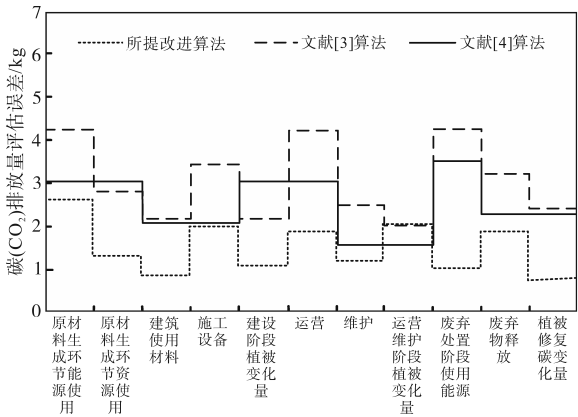


图5 含风储电力系统全生命周期碳排放量评估误差分析

Fig.5 Error analysis of carbon emission assessment for the full life cycle of wind storage power systems

出 3 kg。这是由于所提改进算法在确定含风储电力系统全生命周期碳排放评估的系统边界基础上,综合考虑了各个阶段的碳排放数据来建立评估函数,并利用 BP 神经网络进行改进。BP 神经网络利用已知的输入-输出对进行训练,并通过反向传播算法自动调整网络的权重和结构,以降低评估算法的误差。由此得出的各类别碳排放评估结果误差较小,算法性能良好。

为了更精确地验证所提改进算法在含风储电力系统全生命周期碳排放评估中的各个环节和阶段的准确性,对各个环节和阶段的评估误差进行单独的验证。首先,确保收集的实际碳排放数据准确无误且完整。接着,依据国际标准方法和排放因子计算理论碳排放量。随后,采用所提改进算法、文献[3]算法及文献[4]算法分别进行评估,并计算 3 种算法与理论值的误差,实验结果如表 2 所示。

由表 2 分析可知,所提改进算法在各个环节的评估误差均显著低于文献[3]和文献[4]中的算法。在原材料生产阶段,能源和资源使用的评估误差较小,分别为 20.6 t 和 18.3 t,远低于对比算法。建设施工阶段,所提算法在处理细节数据上表现出色,设备运输环节误差极小,仅为 0.02 t。运营维护阶段,尽管运营环节碳排放为 0,但所提算法在维护环节和植被碳量变化量上的评估误差依然较小,特别是植被碳量变化量的误差仅为 1.18 t。废弃处理阶段,所提算法同样表现良好,各环节评估误差均较小,消耗能源环节误差为 0.16 t。综上所述,所提算法在含风储电力系统全生命周期碳排放评估中展现出优越性能和准确性,各环节评估误差均低于对比算法。

表2 各个阶段和环节的碳排放评估误差

Tab.2 Assessment errors in carbon emissions at various stages

阶段	环节	理论碳 (CO ₂) 排放量/t	所提改进 算法误差/t	文献[3]算 法误差/t	文献[4]算 法误差/t
原材料生 产	能源使用	8 960.0	20.6	56.4	73.9
	资源使用	8 460.0	18.3	49.8	64.6
建设施 工	使用材料	3 010.0	10.4	26.7	33.2
	设备运输	0.70	0.02	0.03	0.04
	现场施工	1 510.0	8.6	16.4	20.3
	植被碳量 变化量	-55.00	2.14	2.6	3.1
	运营	0.00	0.00	0.00	0.00
运营 维护	维护	40.00	0.2	0.5	0.7
	植被碳量 变化量	-15.50	1.18	1.6	1.9
废弃 处理	消耗能源	31.00	0.16	0.4	0.5
	废弃物释放	26.00	0.3	0.7	0.9
	植被恢复 引发碳量	-1.60	0.04	0.06	0.08

4 结论

在追求绿色可持续发展的过程中,对含风储电力系统的全生命周期碳排放进行准确评估显得尤为重要。由于每个阶段的碳排放受到多种因素影响,边界模糊,评估过程具有动态性和复杂性。为了解决这些问题,提出了一种改进的碳排放评估算法。该算法在设定清晰的系统边界的基础上,利用BP神经网络进行反向传播,自动调整网络结构和权重,以适应各种不确定情况,提高预测精度。实验结果表明,所提改进算法在各类别碳排放评估误差均相对较低,并未超出3 kg的限制。这表明BP神经网络的反向传播能力使得错误结果能够被反馈回来重新进行训练。这一改进算法不仅提高了评估精度,而且在实际应用中表现出良好的效果,为推动含风储电力系统的低碳运营提供了有力支持。

参考文献

- [1] TABRIZIKAHOU A, NOWOTARSKI P. Mitigating the energy consumption and the carbon emission in the building structures by optimization of the construction processes[J]. Energies, 2021, 14 (17): 3287-3287.
- [2] 王嘉诚, 刘晓峰, 梅文卿, 等. 全生命周期视角下区域级电动汽车碳排放评估[J]. 电力建设, 2023, 44(6): 33-40.

WANG Jiacheng, LIU Xiaofeng, MEI Wenqing, et al. Carbon-emission assessment of regional electric vehicles from the full life cycle perspective[J]. Electric Power Construction, 2023, 44 (6): 33-40.

- [3] 丁超, 贾子杰, 王振华, 等. 基于生命周期评价的UHPC碳排放控制潜力评估[J]. 硅酸盐通报, 2023, 42(4): 1242-1251.
DING Chao, JIA Zijie, WANG Zhenhua, et al. UHPC carbon emission control potential based on life cycle assessment[J]. Bulletin of the Chinese Ceramic Society, 2023, 42(4): 1242-1251.
- [4] ARNA G, BROWN R C, MBA W M. Techno-economic and greenhouse gas emission assessment of carbon negative pyrolysis technology[J]. Green Chemistry, 2022, 24(23): 9290-9302.
- [5] 张时聪, 王珂, 徐伟. 建筑碳排放标准化计算的电力碳排放因子取值研究[J]. 建筑科学, 2023, 39(2): 46-57.
ZHANG Shicong, WANG Ke, XU Wei. Study on the value of electricity emission factor for standardized calculation of building carbon emission[J]. Building Science, 2023, 39(2): 46-57.
- [6] 张自强, 申富泰, 魏军, 等. 含光伏不确定性的电力系统碳排放流分析[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2023, 37(19): 270-278.
ZHANG Ziqiang, SHEN Futai, WEI Jun, et al. Carbon emission flow analysis of the power system considering photovoltaic uncertainty[J]. Journal of Chongqing University of Technology: Natural Science, 2023, 37(19): 270-278.
- [7] 陈赞, 张华富, 罗潇, 等. 面向临港新片区的碳排放核算与预测研究[J]. 自动化仪表, 2022, 43(12): 7-12, 18.
CHEN Yun, ZHANG Huaifu, LUO Xiao, et al. Carbon emission accounting and forecasting research for New Lingang Area[J]. Process Automation Instrumentation, 2022, 43(12): 7-12, 18.
- [8] 高源, 方丽, 薛贵香. 建筑生命周期碳排放评价函数多目标优化算法[J]. 计算机仿真, 2021, 38(2): 240-243, 405.
GAO Yuan, FANG Li, XUE Guixiang. Multi objective optimization algorithm for carbon emission evaluation function of building life cycle[J]. Computer Simulation, 2021, 38(2): 240-243, 405.
- [9] 杨俊祺, 范晓军, 赵跃华, 等. 基于PSO-BP神经网络的山西省碳排放预测[J]. 环境工程技术学报, 2023, 13(6): 2016-2024.
YANG Junqi, FAN Xiaojun, ZHAO Yuehua, et al. Prediction of carbon emissions in Shanxi Province based on PSO-BP neural network[J]. Journal of Environmental Engineering Technology, 2023, 13(6): 2016-2024.
- [10] 潘思羽, 张美玲. 基于BP神经网络的甘肃省二氧化碳排放预测及影响因素研究[J]. 环境工程, 2023, 41(7): 61-68, 85.
PAN Siyu, ZHANG Meiling. Prediction of carbon dioxide emission in Gansu Province based on BP neural network and its influencing factors[J]. Environmental Engineering, 2023, 41(7): 61-68, 85.
- [11] 杨国清, 王文坤, 王德意, 等. 基于BP-AHP风机状态评估的超短期风电功率动态预测研究[J]. 大电机技术, 2024(1):

(下转第60页)

- 91.
- [12] 薛诚,宋文胜,武雪松,等. 无差拍优化五相永磁同步电机有限集模型预测转矩控制算法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(23):7014-7023,7093.
XUE Cheng, SONG Wensheng, WU Xuesong, et al. Finite-control-set model predictive torque control algorithm with dead-beat optimization for five-phase permanent-magnet synchronous machines drives[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(23):7014-7023,7093.
- [13] 胡存刚,胡军,张云雷,等. 三电平 ANPC 变换器 SVPWM 优化控制方法[J]. 电机与控制学报, 2016, 20(6):32-41.
HU Cungang, HU Jun, ZHANG Yunlei, et al. Optimization control for three-level active neutral-point-clamped converter using SVPWM[J]. Electric Machines and Control, 2016, 20(6):32-41.
- [14] 王梦谦,李华,毕京斌,等. 一种改进的多电平逆变器 SVPWM 调制方法研究[J]. 电气传动, 2022, 52(5):28-33,46.
WANG Mengqian, LI Hua, BI Jingbin, et al. Research on an improved SVPWM modulation method of multilevel inverter[J]. Electric Drive, 2022, 52(5):28-33,46.
- [15] 何凤有,王从刚,曹晓冬,等. 感应电机准无差拍模型预测电流控制策略[J]. 电机与控制学报, 2013, 17(9):57-62,72.
HE Fengyou, WANG Conggang, CAO Xiaodong, et al. Quasi-deadbeat model predictive current control strategy for induction motor drives[J]. Electric Machines and Control, 2013, 17(9):57-62,72.
- [16] 李佳耀,宋文胜,刘碧,等. 低转矩脉动和共模电压的永磁同步电机模型预测脉冲序列控制[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(11):4189-4199.
LI Jiayao, SONG Wensheng, LIU Bi, et al. Model predictive pulse pattern control of permanent magnet synchronous motor with low torque ripple and common mode voltage[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(11):4189-4199.
- [17] 杨捷,顾冬冬,孙明浩,等. 三相光伏并网逆变器多目标优化模型预测控制[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(15):112-119.
YANG Jie, GU Dongdong, SUN Minghao. Multi-objective optimization model-predictive control of PV grid-connected inverters[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(15):112-119.
- [18] XING Xiangyang, CHEN Hua. A fast-processing predictive control strategy for common-mode voltage reduction in parallel three-level inverters[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2021, 9(1):316-326.
- [19] 柳志飞,杜贵平,杜发达. 有限集模型预测控制在电力电子系统中的研究现状和发展趋势[J]. 电工技术学报, 2017, 32(22):58-69.
LIU Zhifei, DU Guiping, DU Fada. Research status and development trend of finite control set model predictive control in power electronics[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(22):58-69.

收稿日期:2024-03-31

修改稿日期:2024-07-18

(上接第51页)

- 29-39.
YANG Guoqing, WANG Wenkun, WANG Deyi, et al. Dynamic prediction of ultra-short-term wind power based on BP-AHP wind turbine condition assessment[J]. Large Electric Machine and Hydraulic Turbine, 2024(1):29-39.
- [12] 王永利,李颐雯,王欢,等. 基于改进BP神经网络的河北省碳排放预测[J]. 生态经济, 2024, 40(6):30-37.
WANG Yongli, LI Yiwen, WANG Huan, et al. Carbon emission prediction of Hebei Province based on improved BP neural network[J]. Ecological Economy, 2024, 40(6):30-37.
- [13] 吴明兴,谷昊霖,别佩,等. 基于萤火虫算法改进BP神经网络的电力用能行为预测方法[J]. 沈阳工业大学学报, 2023, 45(3):241-246.
WU Mingxing, GU Haolin, BIE Pei, et al. Improved BP neural network based on firefly algorithm for predicting electricity energy consumption behaviour[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2023, 45(3):241-246.
- [14] 汪炎,高昕,方亮. 布谷鸟算法优化BP网络的电力负荷预测[J]. 哈尔滨商业大学学报(自然科学版), 2022, 38(6):686-691.
WANG Yan, GAO Xin, FANG Liang. Power load forecasting based on BP network optimized by cuckoo search algorithm[J]. Journal of Harbin University of Commerce: Natural Sciences Edition, 2022, 38(6):686-691.
- [15] 左宏基,陈宏军,徐峰亮,等. 基于BP神经网络建模的并联型有源电力滤波器谐波综合治理控制算法[J]. 电力电容器与无功补偿, 2022, 43(1):50-56.
ZUO Hongji, CHEN Hongjun, XU Fengliang, et al. Integrated control algorithm on harmonics of shunt active power filter based on BP neural network modeling[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2022, 43(1):50-56.

收稿日期:2024-11-05

修改稿日期:2024-12-10