AI赋能的煤电冷却技术水碳协同策略研究

侯临泽[1,2,†]，赵 展[1,2,†]，史景祎[1]，杨建勋[1,2,*]，毕 军[1]

1. 南京大学 环境学院 水污染控制与资源绿色循环全国重点实验室，南京 210023；
2. 南京大学 环境与健康研究院，苏州 215163

扫码阅读

摘 要： 在碳达峰碳中和目标与水资源短缺的双重约束下，燃煤电厂冷却技术选择面临节水与控碳之间的现实权衡。本研究通过整合多源数据，构建全国机组尺度燃煤电厂数据库，并采用机器学习方法评估空气冷却替代方案的节水潜力及碳排放代价。结果表明，2020 年全国燃煤电厂总耗水量为 67.99 亿立方米；若以空气冷却替代淡水冷却，可节水 47.50 亿立方米，但碳排放量将增加 2.1%。为进一步刻画这一权衡关系，本研究构建水碳权衡指数以衡量单位节水量对应的边际碳排放增量，并据此比较不同适应措施的缓解效果。情景分析显示，在 4 类适应措施中，热耗改造对降低空气冷却替代带来的额外碳排放量效果最为显著。基于此，本研究指出燃煤电厂冷却技术选择应从单一节水导向转向水碳协同治理，而数据驱动与人工智能技术的应用则为相关评估与决策提供了重要支撑。

关 键 词： 燃煤电厂；冷却技术；水碳权衡；机器学习；适应措施

中图分类号： X24；F206 **文献标志码：** A **文章编号：** 2097-4981(2026)02-0239-12

DOI：10.3724/j.issn.2097-4981.JECC-2026-0015

0 引言

在碳达峰碳中和（“双碳”）目标和新型电力系统建设持续推进的背景下，煤电凭借其在调峰和电力安全保障中的关键作用，在未来相当长一段时期内仍将保持一定规模[1]。然而，受中国煤炭与水资源空间逆向分布的影响，煤电资产的持续运行正面临日益严峻的水资源约束[2]。在煤电生产过程中，冷却系统是淡水消耗最大的部分，其技术类型直接决定了电厂的整体耗水水平[3]。目前，中国仍有60%以上的电厂采用循环式或直通式等高耗水冷却方式，这进一步加剧了地区的水资源供需矛盾[4]。在能源转型背景下，推广节水型冷却技术已逐渐成为缓解水资源约束的重要路径。

为减轻淡水供应压力，近乎零耗水的空气冷却（以下简称空冷）技术在缺水地区被广泛推广，逐步成为煤电节水的核心技术路径[5-6]。然而，空冷系统的换热效率对气象条件高度敏感，特别是在夏季高温时段，冷端换热能力下降会使汽轮机背压升高，降低发电效率并增加煤耗，带来额外的二氧化碳排放[7]。这种“节水”与“增碳”间的拮抗效应使区域水资源保护与国家减碳目标之间出现了较大矛盾[8]。因此，如何科学评估并优化煤电冷却环节的水碳协同，已成为当前能源转型过程中亟待解决的重要问题。

收稿日期： 2026-03-07；**接受日期：** 2026-03-31

基金项目： 国家自然科学基金青年科学基金项目（72304136）；国家自然科学基金基础科学中心项目（72488101）；国家自然科学基金重点项目（72234003）；中央高校基本科研业务费专项资金（2026300385）

† 共同第一作者

作者介绍： 侯临泽（1997—），男，博士研究生，研究方向为环境与能源系统风险评估。E-mail: linze.hou@smail.nju.edu.cn；
赵 展（2002—），男，博士研究生，研究方向为环境感知与决策。E-mail: zhanzhao@smail.nju.edu.cn

通讯作者： 杨建勋（1996—），博士，特聘研究员，研究方向为环境与气候风险管理。E-mail: yangjx@nju.edu.cn

引用格式： 侯临泽, 赵展, 史景祎, 等. AI赋能的煤电冷却技术水碳协同策略研究[J]. 能源与气候变化, 2026, 2(2): 239−250.
HOU L Z, ZHAO Z, SHI J Y, et al. AI-Enabled Water–Carbon Synergy Strategies for Coal-Fired Power Plant Cooling Technologies[J]. Journal of Energy and Climate Change, 2026, 2(2): 239−250.

目前，已有大量研究关注到了电力行业的水碳协同问题。然而，现有研究在数据基础、评估方法及策略优化方面仍存在一定不足。

在数据基础方面，现有公开数据库多以宏观统计口径为主，普遍缺乏电厂冷却方式等关键技术信息，多数研究仅依赖省级行政区（以下简称省份）统计数据或少量案例进行估算[9-10]。在这种情况下，电厂层面的技术差异及碳排放的季节性波动难以被充分刻画，也无法在统一的时空尺度下识别不同冷却技术路径下的耗水量与碳排放特征。

在评估方法方面，已有研究多采用静态排放因子或经验系数法比较不同冷却方式的碳排放差异[11-12]。这类方法多基于相对简化的线性假设，难以反映冷却技术运行过程中复杂的物理机制。事实上，空冷技术的碳排放影响并非固定值，其换热效率会随气温等气象条件的变化而产生显著波动，同时受机组寿命、燃烧方式和装机规模等因素的共同影响[13-14]。传统的系数法难以刻画这种由气象条件与机组属性共同作用形成的非线性关系，从而限制了对冷却技术转换所导致的碳排放影响的准确识别。

在策略优化方面，现有研究大多停留在对水碳关系的静态分析层面，对具体适应措施的比较有限[15]。虽然工程实践中已提出湿式辅助冷却、再生水替代、运行优化和热耗改造等多种应对方案，但由于缺乏统一核算框架下的综合评估，现有研究对这些措施的比较仍存在一定不足。因此，在不同区域资源条件和季节气象变化下，采取何种措施或措施组合更有助于缓解空冷机组面临的水碳权衡问题[16]，仍需进一步充分探讨。

基于此，本研究构建覆盖全国燃煤电厂的高分辨率机组级数据库，集成人工智能驱动的水碳耦合核算、反事实推演与可解释评估框架，系统量化空冷替代湿冷的淡水节约收益与额外碳排放代价，识别水碳权衡的时空集聚特征，并评估各类配套适应措施的缓解效应。本研究旨在为煤电节水型适应路径的精准部署提供可审计、可解释的量化证据，推动煤电实现水碳协同优化，助力“双碳”目标与水资源安全的双重实现。

1 研究方法

1.1 数据来源与电厂综合数据库构建

为支撑全国尺度燃煤电厂水碳权衡评估，本研究以电厂经纬度为核心标识，与全球燃煤电厂追踪系统（Global Coal Plant Tracker，GCPT）[18]、全球电厂数据库（Global Power Plant Database，GPPD）[19]、中国生态环境部全国投运燃煤机组脱硫设施清单及《中国电力统计年鉴2022》[20]等多源电厂名录进行空间匹配与交叉校验，补充装机容量、投运年份、退役年份、燃料类型、燃烧方式、地理区位等关键属性，形成了结构一致、信息完整的电厂层面综合数据库。碳排放量数据来自Climate TRACE[17]提供的中国1 513家燃煤电厂2015—2024年的月度排放记录。由于缺乏北京、西藏及港澳台地区的火电站基础数据，数据库中未包含上述地区电站。

针对公开电厂名录中冷却技术信息缺失或口径不一致的问题，本研究引入基于人工智能的冷却类型识别方法，将冷却系统判别作为数据库构建中的关键属性进行补齐。本研究以电厂地理坐标为定位依据，获取厂区周边卫星影像或地图图像，并利用图像识别模型自动识别主要冷却设施类型，将冷却设施类型划分为空冷、循环式冷却、直流冷却和海水冷却。为了提高识别的可靠性，本研究将识别结果与GCPT、GPPD等电厂名录中的冷却信息进行交叉比对，并在典型区域开展了人工识别，对不确定或存在冲突的识别记录进行了复核与修正，最终形成统一、可比较的冷却类型标注结果。

在数据库构建过程中，为减少同名异址或坐标偏移带来的匹配误差，本研究采用坐标优先、文本报告辅助的方法，对缺失或冲突记录进行剔除与补充处理，以保证样本数据的一致性和准确性，从而为后续基于机组尺度的建模与核算分析提供可靠的数据基础。

1.2 电站尺度空冷替代节水量核算

考虑到研究目标为评估冷却技术转换对区域水资源约束的实际缓解作用，本研究选取更能反映净水资源消耗的耗水量作为节水效应衡量指标，采用

自下而上的方法对电厂月尺度耗水量进行核算，具体公式如下：

$$\mathrm{WC}_{it} = E_{it} \times \mathrm{WCI}_{c(i)} \tag{1}$$

式中：WC_{it}为电厂i于月份t的耗水量，单位为m^3；E_{it}为电厂i于月份t的发电量，单位为MWh；$c(i)$为电厂i的冷却技术类型；$\mathrm{WCI}_{c(i)}$为相应冷却类型的耗水强度，单位为m^3/MWh（附表2）[①]。

为了刻画空冷作为节水型适应路径的特征，本研究在保持电厂月发电量E_{it}不变的前提下，构建空冷机组的反事实对照，分别假设直流冷却或循环式冷却采用空冷技术，从而得到空冷相对于湿冷方案的节水量，如式（2）所示：

$$\Delta\mathrm{WC}_{it}^{(k\to\mathrm{AC})} = E_{it}\left(\mathrm{WCI}_k - \mathrm{WCI}_{\mathrm{AC}}\right) \tag{2}$$

式中：k为反事实冷却方式；AC为空冷；$\Delta\mathrm{WC}_{it}^{(k\to\mathrm{AC})}$为从反事实冷却方式到空冷的节水量，单位为$\mathrm{m}^3$；$\mathrm{WCI}_k$为反事实冷却方式的耗水强度，单位为$\mathrm{m}^3$/MWh；$\mathrm{WCI}_{\mathrm{AC}}$为空冷技术的耗水强度，单位为$\mathrm{m}^3$/MWh。省份或全国尺度结果通过对电厂求和获得。该框架适用于在统一口径下刻画不同冷却技术的用水差异，并与碳排放强度的月尺度序列进行耦合分析。

1.3 空冷替代的碳排放增量核算

为了评估电厂层面将现有冷却方式替换为空冷所带来的碳排放量变化，本研究基于机器学习构建空冷替代的反事实核算框架。考虑到绝对碳排放量易受电厂规模差异影响，本研究以单位装机容量碳排放强度作为预测对象，以更准确地识别冷却技术转换对碳排放量变化的影响。燃煤电厂的碳排放强度不仅受机组规模、服役阶段、燃烧方式和冷却技术等机组属性影响，还会随气象条件变化而发生波动，呈现出明显的非线性关系。由于传统基于固定系数或线性假设的方法难以刻画这种复杂关系，本研究采用机器学习模型对电厂碳排放强度进行模拟，并比较随机森林、支持向量机和极端梯度提升3种算法的建模效果。计算公式如下：

$$\mathrm{EI}_{it} = \frac{\mathrm{CO}_{2,it}}{\mathrm{Cap}_i} \tag{3}$$

式中：EI_{it}为电厂i在月份t的碳排放强度，单位为t/MW；$\mathrm{CO}_{2,it}$为月度碳排放量，单位为t；Cap_i为装机容量，单位为MW。

模型自变量包括电厂基本属性（如装机规模、燃料类型、冷却技术等）与所在地的气象变量，详见附表1[①]。气象数据来自美国国家海洋与大气管理局的逐日气候观测数据集，本研究采用最近邻方法将每座电厂匹配至地理距离最近的气象站，电厂与气象站之间的距离依据球面距离公式计算，如式（4）所示：

$$d_{ij} = R \cdot \arccos\Big[\sin(\phi_i)\sin\left(\phi_j\right) + \cos(\phi_i)\cos\left(\phi_j\right)\cos\left(\lambda_i - \lambda_j\right)\Big] \tag{4}$$

式中：d_{ij}为电厂i与气象站j之间的球面距离；ϕ和λ分别为纬度和经度；R为地球半径。

在模型训练过程中，本研究将样本数据按70%与30%的比例划分为训练集与测试集，并结合交叉验证进行参数调优。模型性能通过决定系数（R^2）、均方误差（Mean Square Error，MSE）和均方根误差（Root Mean Square Error，RMSE）进行评估，最终选取测试集上表现最优的模型用于碳排放强度预测。同时，本研究引入沙普利加性解释（SHapley Additive exPlanations，SHAP）方法分解特征贡献，以识别各变量对碳排放强度的影响方向及相对重要性。SHAP值表示某一特征取值相对于模型基准预测水平对碳排放强度的边际影响，正值表示该特征会提高预测的碳排放强度，负值则表示其会降低预测的碳排放强度。

本研究在最优模型基础上构建反事实情景，以量化空冷替代所带来的碳排放增量。首先本研究利用电厂实际特征（包括现有冷却方式）预测基准情景下的碳排放量$\widehat{E}_{\mathrm{baseline}}$；随后在保持气象条件和机组属性不变的前提下，仅将原冷却方式（如循环式或直通式，不含海水冷却）替换为空冷，得到反事实情景下的预测碳排放量$\widehat{E}_{\mathrm{air}}$。两种情景之间的差值即为空冷改造导致的碳排放增量，如式（5）所示：

$$\Delta E = \widehat{E}_{\mathrm{air}} - \widehat{E}_{\mathrm{baseline}} \tag{5}$$

① 因篇幅所限，相关内容详见本刊网站登载的扩展资料中的附录。

1.4 空冷替代的水碳权衡与适应措施效果计算

在得到1.2节与1.3节的计算结果后，本研究以此构建了水碳权衡指数，以统一量纲比较单位节水对应的碳代价，如式（6）所示：

$$WCT_{it}=\frac{\Delta CO_{2,it}}{\Delta WC_{it}} \quad (6)$$

式中：WCT_{it}为电厂i在月份t的水碳权衡指数，单位为kg/m^3；$\Delta CO_{2,it}$为空冷替代造成的碳排放增量，单位为kg；ΔWC_{it}为空冷替代的耗水节水量，单位为m^3。

进一步地，为评估配套适应措施对权衡关系的缓解作用，本研究选取了4类适应措施情景，并以空冷替换为基线，对比适应措施实施后的节水与碳排放变化，设定如下所示：

（1）湿式辅助冷却：当电厂处于高温月份（按月度温度指标超过阈值进行识别）时，引入湿冷段或喷淋补水以降低背压与热耗，将其表示为对空冷增量碳排放的比例削减，同时考虑新增补水带来的节水量减少。

（2）再生水替代：假设替代比例为ρ，则淡水取水口径下的取水量按$(1-\rho)$比例下降，碳排放量近似不变。

（3）风机运行控制：通过空冷风机运行优化降低辅机耗电与热耗，将其表示为对空冷增量碳排放的比例削减，忽略用水影响。

（4）热耗改造：通过提升综合能效对冲空冷效率损失，将其表示为对空冷增量碳排放的比例削减。

基于上述设定，本研究评估了适应措施在碳排放减缓与水量节约两方面的适应效果，得到实施后的净节水量、净增量碳排放与水碳权衡指数，以比较不同省份与月份的适应效果与协同收益。适应措施具体信息与计算细节见附录[②]。

2 研究结果

2.1 燃煤电厂空冷替代的节水效应及其时空特征

首先，本研究基于整合构建的燃煤火电站数据库，在电站尺度上开展耗水量核算。核算结果表明，2020年全国燃煤发电总耗水量约为68.0亿立方米（图1（a））。其中，循环式冷却电站构成煤电行业耗水量的绝对主体，耗水量占比高达88.1%。从空间分布来看，高耗水量电站集中于华北、华中、西北等煤电基地型地区。其中，山东、河南和内蒙古的耗水量位居全国前列，分别占全国燃煤发电耗水量的13.9%、9.4%和7.8%。

从月度变化看，全国燃煤电厂耗水量高值集中于夏季与冬季，表现为典型的“冬夏双峰”特征（图1（a））。总体上，夏季（6—8月）与冬季（12—2月）合计占全年耗水量的50%以上。这一季节性结构主要受重点省区负荷特征与机组运行机制驱动：山东、河南等负荷密集区，夏季制冷需求推高煤电出力和运行时长，从而加大冷却耗水量；内蒙古作为能源基地，冬季供暖期因保供与外送需求，机组维持高利用率，形成耗水量峰值。

基于机组尺度耗水量核算与反事实替代测算结果可以看出，在全国范围内以空冷替代淡水湿式冷却系统，具备显著的节水潜力。在不考虑发电效率差异的情况下，全国淡水取水量在理论层面最多可减少约58.0亿立方米。但并非所有淡水湿式冷却电厂的发电效率均高于空冷电厂，经研究核算，此替代方案在2020年气候条件下约可节约47.5亿立方米淡水（图1（b））。

从省级尺度上看，节水收益较大的省份主要位于北方能源基地。其中，山东与河南的潜在节水量较高（均超过5亿吨），随后为江苏、安徽、内蒙古等，这反映出以上省份装机规模集中、淡水湿冷占比高且可替代空间较大（图1（b））。从季节尺度上看，节水效应在冬季更为突出：12—2月共计可节水约16.0亿吨，约占全年节水潜力的1/3。其中，在本身寒冷干燥、蒸发需求较低且水资源约束突出的省份（如内蒙古、山西、河南等），空冷能够在不依赖大量补水的前提下维持机组冷端运行，从而兼具缓解淡水取水压力与冬季供水竞争的双重管理价值。

2.2 燃煤电厂空冷替代的碳排放增量效应及其技术特征

本研究构建了以单位装机碳排放量（体现碳排

② 因篇幅所限，相关内容详见本刊网站登载的扩展资料中的附录。

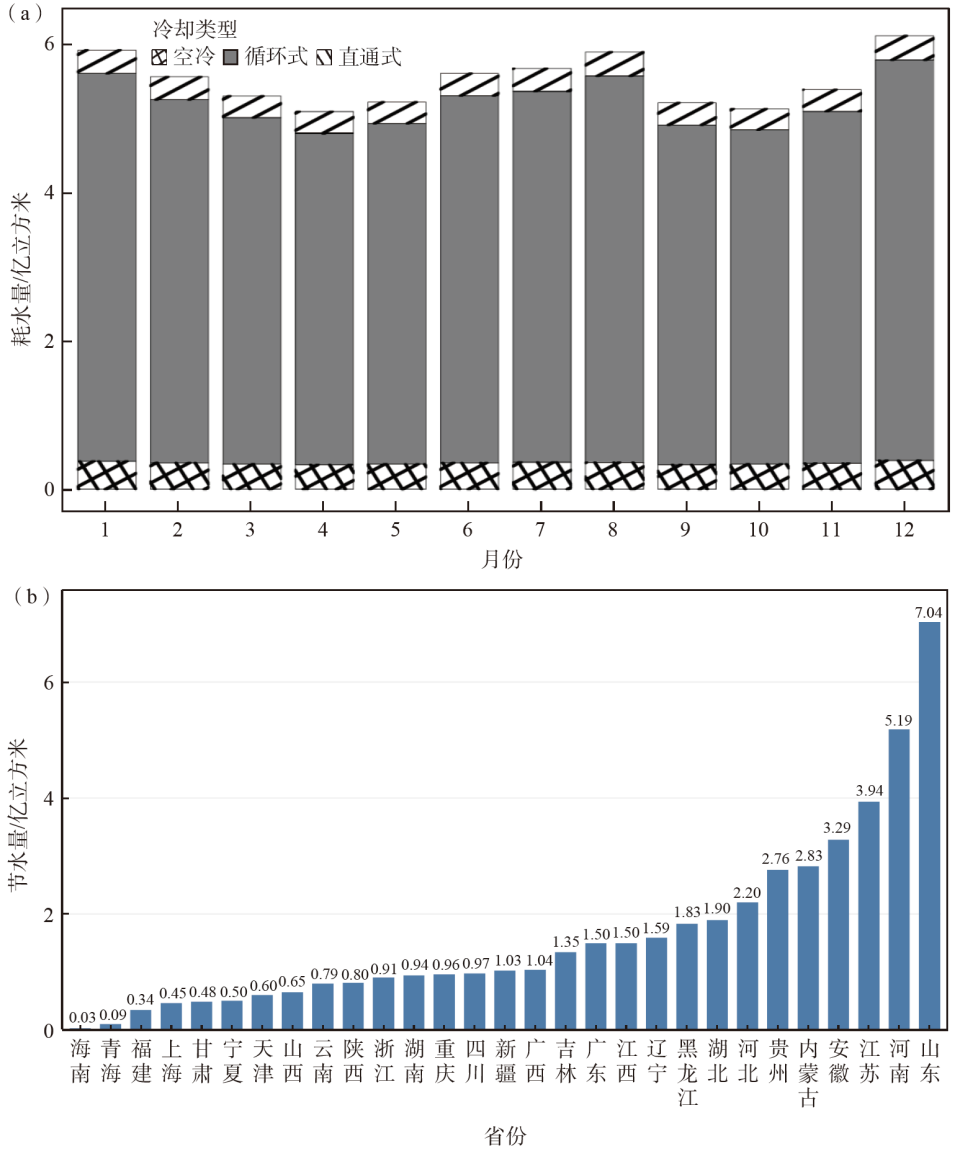


图 1　2020 年燃煤电厂耗水的季节变化及空冷替代省份节水效应

Fig.1　Seasonal variation in water consumption of coal-fired power plants in 2020 and the water-saving effects of air cooling substitution across provinces

放强度）为因变量，电厂基本特征与气象条件为自变量的预测模型。测试集结果表明（图2（a）），极端梯度提升模型的拟合优度与预测精度最佳（R^2=0.82，MSE=624，RMSE=25）。相较之下，随机森林模型和支持向量机模型的R^2仅为0.57和0.39。因此，本研究选用极端梯度提升模型预测2020年电厂的月度碳排放强度及总量。

极端梯度提升模型对2020年全国燃煤电厂的预测结果显示，电厂间碳排放效率存在明显异质性（月均碳排放强度为337 t/MW，标准差为43.04）。从描述性统计结果来看，空冷机组的平均碳排放强度并未明显高于其他冷却方式：空冷、循环式冷却和直通式冷却的月均碳排放强度分别为331 t/MW、345 t/MW和321 t/MW（附表3）[③]。然而，这一简单均值对比未能控制燃料类型、燃烧技术、气象条件及机组年龄等关键因素的影响，因此难以识别空冷

③ 因篇幅所限，相关内容详见本刊网站登载的扩展资料中的附录。

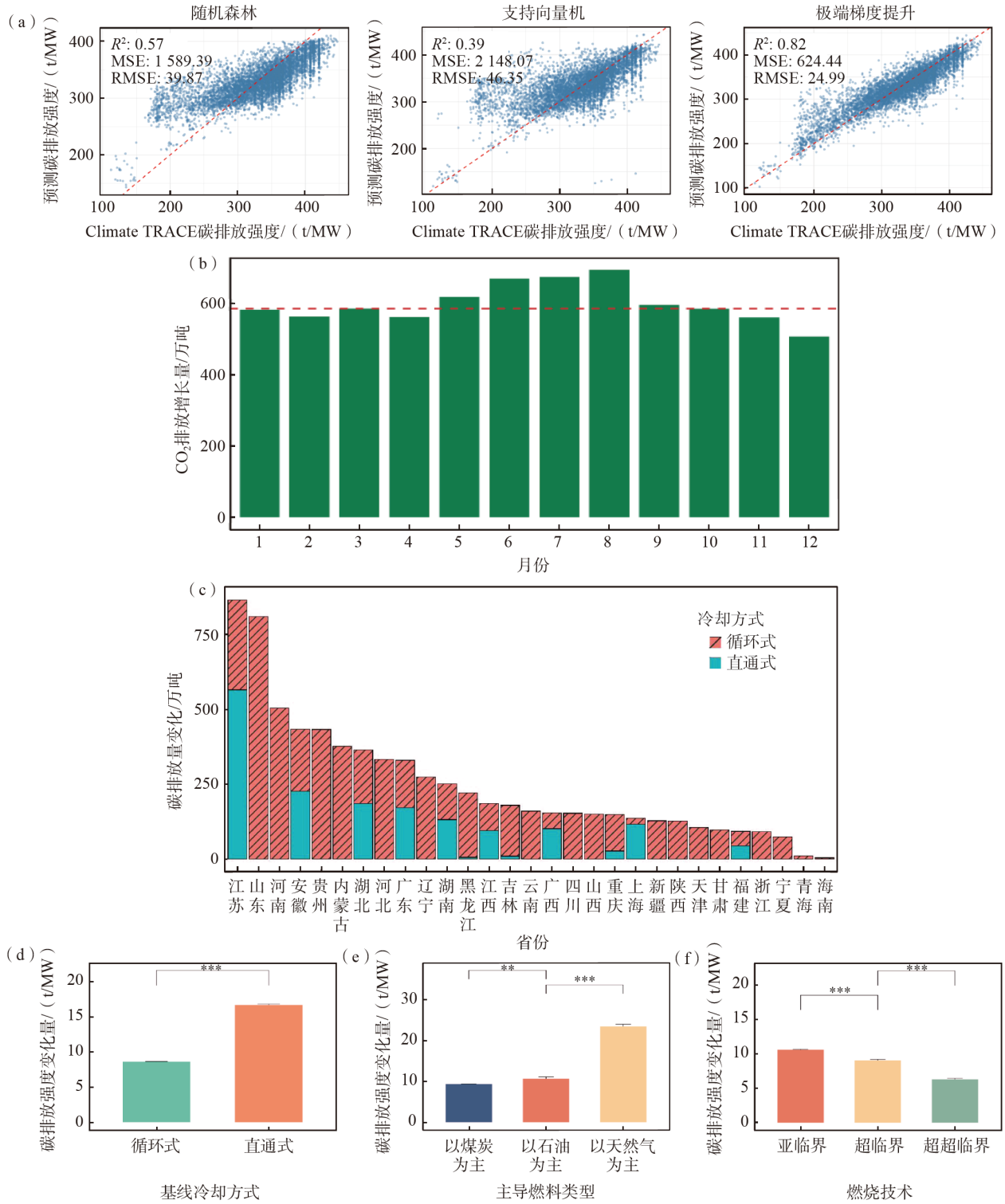


图 2　机器学习模型性能评估与空冷替代情景下的碳排放增量分析

Fig.2　Performance evaluation of machine learning model and analysis of carbon emission increment under air cooling substitution scenarios

注：（a）不同机器学习模型对机组碳排放强度的预测性能比较；（b）反事实情境下，全国燃煤电厂全面改用空冷后各月份的碳排放增长量演变；（c）空冷替代所引发的年碳排放增量在省级区域及微观电厂层面的空间分布；（d）～（f）分别展示了在不同（d）基线冷却方式、（e）主导燃料类型与（f）燃烧技术下，机组改用空冷带来的单位装机容量碳排放增量。柱状图高度代表增量均值，误差棒表示标准误。组间差异的显著性分析采用双侧t检验，显著性水平标记为：*代表$p<0.05$；**代表$p<0.01$；***代表$p<0.001$。

技术所带来的额外碳排放成本。

为识别冷却方式对碳排放强度的独立影响，本研究采用SHAP方法对极端梯度提升模型进行可解释性分析，以剥离装机规模、燃烧技术及气象条件等因素的影响。如附图1、附图2[④]所示，装机容量对碳排放强度具有显著抑制作用，体现出明显的规模效应；碳排放强度与气温呈U形关系，在15.2 ℃附近达到最低水平；同时，先进的超超临界燃烧技术（SHAP中位数为−0.28）的减排效果明显优于传统的亚临界技术（SHAP中位数为0.90）。在控制上述因素后，冷却方式的净效应得以清晰呈现：仅空冷的SHAP中位数为正值（0.17），而其他冷却方式均为负值。这一结果表明，在相同机组属性和气象条件下，空冷技术会提高单位装机容量的碳排放强度。

基于上述发现，本研究进一步构建了反事实推演情景：在保持各电厂真实装机容量、机组属性与气象条件不变的前提下，假设将全国燃煤机组的冷却系统全部替换为空冷，以量化空冷改造带来的额外碳代价。测算结果表明，若全面采用空冷，2020年全国燃煤电厂的总碳排放量将由34.0亿吨增至34.7亿吨，整体碳惩罚（净增长率）达到2.1%。

新增碳排放量并非均匀分布，而是在时空维度呈现出高度的集聚特征。在时间维度上，碳排放增量在夏季（6—8月）达到峰值（图2（b））。在空间维度上，碳排放增量的高值主要出现在江苏和山东，增量均超过800万吨，分别增长3.0%和2.7%（图2（c））。这一结果既与两个省份较大的装机规模有关，也与其以循环式和直通式为主的冷却结构有关（如山东循环式占比达100%）。形成鲜明对比的是，内蒙古、山西和新疆虽在燃煤装机规模上同处前列，但由于其处于重度缺水区，存量机组中空冷比例已分别高达55.8%、82.1%和79.0%，因此在反事实推演中新增的碳排放量相对有限（附图3）[④]。

在电厂层面，不同技术条件下采用空冷替代水冷方式所带来的碳排放强度增幅存在明显差异。首先，从冷却方式来看，空冷替代直通式冷却所带来的碳排放强度增长明显高于替代循环式冷却。如图2（d）所示，空冷替代直通式冷却使平均碳排放强度增加16.61 t/MW，而空冷替代循环式冷却仅使平均碳排放强度增加8.58 t/MW，两者差异显著（p<0.001）。从燃料类型来看，以天然气为主要燃料的机组碳排放强度增长最大（23.40 t/MW），石油机组次之（10.60 t/MW），而燃煤机组增幅相对较小（7.09 t/MW），这可能与不同燃料机组的热效率特征及对冷却条件的敏感程度有关（图2（e））。从燃烧技术来看，随着燃烧技术效率的提升，空冷所带来的额外碳排放成本有所降低。对于亚临界机组，平均碳排放强度增加8.50 t/MW，而在超临界和超超临界机组中，增幅分别为5.71 t/MW和4.35 t/MW（图2（f））。

此外，附图4[④]还进一步展示了机组运行年限和装机容量的异质性结果。总体来看，机组运行年限越高，空冷替代后碳排放强度的增长越明显，这表明老旧机组在热效率和设备性能上的劣势会放大空冷带来的效率损失。在装机容量方面，碳排放强度增幅在300～600 MW机组中最为显著，而在更大或更小容量机组中相对较弱。

2.3 空冷替代的水碳权衡效应及适应措施缓解作用

上述结果表明，若在全国范围内将淡水湿式冷却（不含海水冷却）替换为空冷，可在实现显著节水的同时带来额外的碳排放（因高温条件下煤耗上升）。为系统评估这一水碳权衡关系及其缓解路径，本节基于空冷机组替代淡水湿冷机组的节水与碳排放增量构建水碳权衡指数，用于表征每节约1 m^3淡水所对应的碳排放增量，并据此对4类适应措施的水碳协同效果进行定量比较。

在未采取任何适应措施的情况下，进行空冷替换的全国水碳权衡指数为14.9 kg/m^3。水碳协同效果较差的省份为江苏、广东及湖南等直通式冷却电站较多的省份，其水碳权衡指数均超过20 kg/m^3。这一高值主要源于这些省份夏季的高温、高湿条件，进而导致碳排放增量较大；同时，以直流冷却为主的机组原有耗水较低，节水规模有限，从而抬高了单位节水所对应的碳代价。

风机运行控制基本不改变节水规模，其缓解效果主要来自额外碳排放量的下降。全国水碳权衡指

④ 因篇幅所限，相关内容详见本刊网站登载的扩展资料中的附录。

数小幅下降至约14.6 kg/m^3（图3（a）），改善幅度较小，难以显著改变总体水平。月度上，该措施在全年各月份表现较为均衡，主要体现为整体水平的下移而不改变夏季高值的季节排序。空间上，其对各省份均有一定程度的改善，但对省际差异格局的重塑作用有限，更适合作为普遍可实施的运行侧优化选项（图3（b））。

热耗改造具有较好的作用，全国水碳权衡指数下降至约12.8 kg/m^3，其可以减少约1 000万吨额外碳排放量，虽不能增加节水规模，但是有效地降低了全国水碳权衡指数，且在4类措施中改善幅度最大。空间上，该措施在燃煤发电规模较大、燃料消耗强度较高的省份改善更为突出（如浙江、江苏等），其单位节水碳代价下降幅度相对更明显。这主要是因为该区域燃煤机组规模大、利用小时数高，热耗改造带来的煤耗降幅被显著放大。

湿式辅助冷却会增加一定用水，使全国节水量减少至46亿吨，但额外碳排放量削减的效应更强，可减少650万吨额外碳排放量，使全国水碳权衡指数降至13.6 kg/m^3。月度数据进一步显示，湿式辅助冷

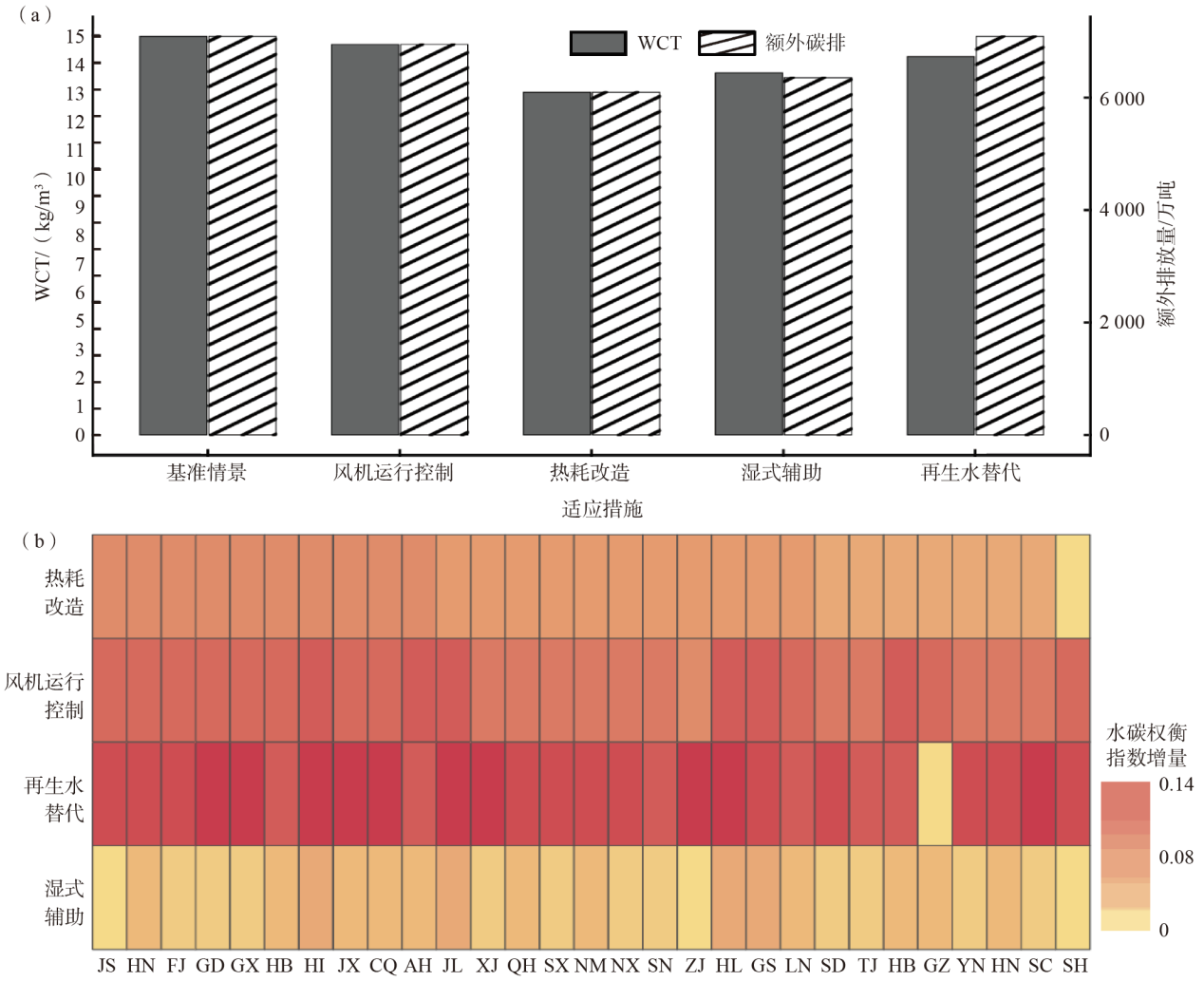


图3 适应措施对水碳权衡指数的综合影响

Fig.3 Integrated effects of adaptation measures on the water–carbon trade-off index

注：（a）全国尺度基准情景与4类适应措施下水碳权衡指数及额外碳排放量对比结果。（b）不同适应措施下省份水碳权衡指数变化特征。颜色越红，表示水碳权衡指数增量越多。省份缩写对应全称见附表4[⑤]。

⑤ 因篇幅所限，相关内容详见本刊网站登载的扩展资料中的附录。

却的缓解效应高度集中在夏季高温窗口，对6—8月的压降更为显著，而在非高温月份的改善相对有限。空间上，其在夏季气温偏高、用电负荷偏强且空冷机组面临更大热环境压力的省份效果更为突出（如河北、辽宁、山东等），有助于降低这些地区夏季水碳权衡的峰值水平，但全年平均水平的提升主要来自对关键月份的定向缓解。

再生水替代不直接减少额外碳排放，而是通过提高再生水对冷却用水的替代比例，增加可实现的淡水节约量，从而降低单位节水对应的碳排放代价。由于额外碳排放量规模基本不变，而有效淡水节约量仅增加50亿吨，全国水碳权衡指数降至约14.2 kg/m^3。空间上，省际差异明显，改善幅度较大的省份集中在浙江、河北、山东等。这表明再生水替代能够在一定程度上缩小不同省份之间的水碳权衡差异，并通过水源结构调整降低单位节水碳代价。

3 讨论

3.1 研究贡献

本研究的主要贡献体现在以下3个方面：

（1）构建了电厂尺度的高分辨率水碳耦合数据框架。现有研究多受限于省份统计数据或少量案例，难以同时识别机组技术差异、区域分布特征与季节波动[21]。相比之下，本研究将月度碳排放量、电厂属性、冷却技术参数及气象暴露统一到一致的时空尺度，在实现电厂尺度核算的同时也揭示出燃煤电厂耗水与空冷替代效应的时空异质性。例如，本研究发现全国煤电耗水在夏季和冬季呈现“冬夏双峰”特征，空冷替代的节水收益则集中于山东、河南、内蒙古等淡水湿冷占比较高的地区，且冬季节水效应尤为突出。这表明水碳权衡并非简单的全国平均，而是具有明显的区域集中性和季节差异性。

（2）构建了融合预测建模与反事实情景推演的碳排放“净效应”识别框架。传统经验系数或静态排放因子法高度依赖固定参数，难以有效刻画气象条件、机组属性与技术特征间复杂的非线性交互作用[22-23]。基于这一框架，本研究发现空冷机组的平均碳排放强度并不一定高于其他冷却方式，但在剥离混杂因素后，其净效应表现为显著提高单位装机容量碳排放强度。进一步的反事实分析表明，若2020年全国全面采用空冷，总碳排放量将增加约2.1%，且新增碳排放量在夏季显著抬升，并集中于江苏、山东等湿冷占比较高、夏季热环境压力较大的地区。该结果突破了已有研究对空冷“增碳”效应进行静态平均估计的局限，揭示了其碳代价在不同地区、月份和机组条件下存在显著异质性。

（3）将水碳权衡分析进一步拓展至适应措施的比较评估层面，弥补了既有研究多停留于权衡识别、难以回应具体治理问题的不足[24-25]。本研究在统一框架下系统比较了湿式辅助冷却、再生水替代、风机运行控制、热耗改造4类措施对节水收益与额外碳排放的影响。结果表明，不同措施的缓解路径存在明显差异。湿式辅助冷却更适合减轻夏季高温条件下的峰值碳惩罚，再生水替代主要通过增加有效淡水节约量来降低单位节水碳代价，风机运行控制表现为全年较均衡但幅度有限的改善，而热耗改造的改善幅度最大。这一结果表明，煤电冷却的水碳权衡不存在单一最优解，不同地区需结合自身条件选择差异化缓解路径。

3.2 政策建议

基于上述研究，本研究进一步提出如下政策建议：

（1）应构建差异化的区域适应政策体系，结合各区域水资源禀赋、电站冷却技术及水碳权衡特征实施靶向管控政策[26]。对重度缺水、空冷机组占比高且节水需求迫切的区域，政策应聚焦成本低、实施门槛低的运行优化措施，按机组装机容量核定合理运维补助标准。同时还应严格管控新增机组审批，避免新建高耗水湿冷机组，以巩固节水成效。对于节水潜力较大但夏季高温碳排放代价突出的区域，可以推广夏季高温时段实施湿式辅助冷却的适应策略[27]，以引导企业灵活切换冷却模式，平衡节水与控碳目标。对于水资源相对充足的地区，则可以暂缓大规模空冷改造，优先推进现有冷却技术升级与非常规水源替代，逐步优化水源结构，分阶段推进冷却技术迭代。

（2）建立技术适配激励机制，将热耗改造纳入国家煤电节能降碳专项补贴的重点支持范围，并进

一步明确补贴标准和考核要求。对完成了改造达标、碳排放强度显著下降的机组给予相应补贴，同时优先支持高参数机组改造与老旧机组更新升级，以降低空冷替代带来的效率损失[28]。对于再生水资源可利用条件较好的地区，则可以明确冷却用水再生水替代比例目标，并对达标企业给予水费减免等优惠政策，同时完善配套基础设施，以降低企业替代成本[29]。

（3）政策重点可向推进冷却系统工程化升级改造偏移，围绕空冷效率提升等核心工程方向引导企业开展针对性改造。对再生水资源可利用条件好的地区，应推进冷却用水管网改造与再生水预处理工艺优化，同时配套建设再生水储存、输送及水质稳定设施[30]。对于空冷机组集中区域，应从推进空冷系统冷端优化工程入手，采用高效散热翅片、强化换热管等新型组件，配套加装风机变频调控装置，以提升换热效率、降低辅机能耗[31]。对于湿冷机组占比高的区域，应推广循环式冷却系统闭式化改造、冷却塔高效喷淋技术升级，通过工程化手段实现节水与控碳的协同提升。

3.3 研究局限和展望

本研究在全国尺度上实现了燃煤电厂水碳权衡的月尺度识别与措施情景评估，但仍存在需进一步完善之处，具体包括以下3个方面：

（1）在数据与匹配方面，碳排放量与电厂属性信息来自多源整合，电厂坐标偏差、属性缺失及不同数据源之间口径差异可能影响个别电厂的识别精度；气象暴露采用最近邻气象站匹配，在站点稀疏或地形复杂地区可能引入代表性误差。后续研究可结合更高分辨率的网格化气象产品或再分析数据[32]，并引入更细的运行信息（如负荷率、启停与检修状态、煤质差异等），以提升对月度碳排放强度波动的解释能力与稳健性[33]。

（2）在核算参数方面，取水与耗水核算依赖冷却类型用水强度参数，而实际用水强度会受循环倍率、补水水质、管理水平差异影响，存在厂际与区域差异；同样，空冷效率损失与碳代价的估计也可能受机组设计、运行策略与极端气象事件特征影响而呈现非线性变化。未来可通过收集更多厂级监测或统计对标数据，对用水强度与效率参数进行分组校准，并开展系统的不确定性分析，以区间形式呈现关键结果，提高政策应用的可信度[34]。

（3）适应措施评估在量化时需要对触发阈值、减排比例、湿式辅助冷却新增补水强度、再生水替代比例等进行参数设定，本研究尚未将投资成本、供水安全约束、基础设施可达性与环境标准等现实约束完整纳入。后续可在本研究框架基础上引入成本与约束条件，形成对水碳成本的联合评价与优化；同时将电厂侧措施与区域水务系统、热网规划及电网调度更紧密耦合，评估不同地区在不同气候情景下的最优措施组合与实施路径，从而进一步提升研究对政策与工程实践的指导价值[35]。

参考文献

[1] YUAN J H, NA C N, LEI Q, et al. Coal use for power generation in China[J]. Resources, Conservation and Recycling, 2018, 129: 443–453.

[2] VAN VLIET M T H, WIBERG D, LEDUC S, et al. Power-generation system vulnerability and adaptation to changes in climate and water resources[J]. Nature Climate Change, 2016, 6(4): 375–380.

[3] JIN Y, BEHRENS P, TUKKER A, et al. Water use of electricity technologies: A global meta-analysis[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2019, 115: 109391.

[4] ZHANG Y Y, WANG J Q, ZHANG L M, et al. Optimization of China's electric power sector targeting water stress and carbon emissions[J]. Applied Energy, 2020, 271: 115221.

[5] GAO X R, ZHAO Y, LU S B, et al. Impact of coal power production on sustainable water resources management in the coal-fired power energy bases of Northern China[J]. Applied Energy, 2019, 250: 821–833.

[6] 孙立刚, 李琳, 苗井泉, 等. 干湿冷却塔性能特性及节能降碳分析[J]. 能源研究与利用, 2023(1): 2–9.

[7] LI H, NI L, YAO Y, et al. Annual performance experiments of an earth-air heat exchanger fresh air-handling unit in severe cold regions: Operation, economic and greenhouse gas emission analyses[J]. Renewable Energy, 2020, 146: 25–37.

[8] LIU Z W, HE X G. Balancing-oriented hydropower operation makes the clean energy transition more affordable and simultaneously boosts water security[J]. Nature Water, 2023, 1(9): 778–789.

[9] PAN S Y, SNYDER S W, PACKMAN A I, et al. Cooling water use in thermoelectric power generation and its associated challenges for addressing water-energy nexus[J]. Water-Energy Nexus, 2018, 1(1): 26–41.

[10] LOHRMANN A, LOHRMANN C, LUUKKA P. Global and re-

gional models for identification of cooling technology in thermal power generation for water demand estimations in water-energy nexus studies[J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 380: 134842.

[11] 刘睿, 翟相彬. 中国燃煤电厂碳排放量计算及分析[J]. 生态环境学报, 2014, 23(7): 1164–1169.

[12] BERTOLINI M, DUTTILO P, LISI F. Accounting carbon emissions from electricity generation: A review and comparison of emission factor-based methods[J]. Applied Energy, 2025, 392: 125992.

[13] LIN J, MAHVI A J, KUNKE T S, et al. Improving air-side heat transfer performance in air-cooled power plant condensers[J]. Applied Thermal Engineering, 2020, 170: 114913.

[14] BYERS E A, HALL J W, AMEZAGA J M. Electricity generation and cooling water use: UK pathways to 2050[J]. Global Environmental Change, 2014, 25: 16–30.

[15] XIAO T Q, NERINI F F, MATTHEWS H D, et al. Environmental impact and net-zero pathways for sustainable artificial intelligence servers in the USA[J]. Nature Sustainability, 2025, 8(12): 1541–1553.

[16] BOSE D, BHATTACHARYA R, KAUR T, et al. Innovative approaches for carbon capture and storage as crucial measures for emission reduction within industrial sectors[J]. Carbon Capture Science & Technology, 2024, 12: 100238.

[17] Climate TRACE. Data downloads[EB/OL]. [2026-02-25]. https://climatetrace.org.

[18] Global Energy Monitor. Global coal plant tracker[EB/OL]. [2026-02-25]. https://globalenergymonitor.org/projects/global-coal-plant-tracker.

[19] BYERS L, FRIEDRICH J, HENNIG R, et al. A global database of power plants[EB/OL]. (2018-04-05)[2026-02-25]. https://www.wri.org/research/global-database-power-plants.

[20] 中国电力企业联合会. 中国电力统计年鉴2022[M]. 北京: 中国统计出版社, 2022.

[21] SKINNER K D, NISWONGER R G, HARRIS M A, et al. Water withdrawal and consumption trends for thermoelectric-power plants in the conterminous United States, 2008–2020[J]. ACS ES&T Water, 2025, 5(10): 5820–5831.

[22] GU J J, SWARD J A, ZHANG K M. Predicting power plant emissions using public data and machine learning[J]. Environmental Science: Advances, 2023, 2(12): 1696–1707.

[23] RUDIN C. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead [J]. Nature Machine Intelligence, 2019, 1(5): 206–215.

[24] 戈志华, 孙诗梦, 万燕, 等. 大型汽轮机组高背压供热改造适用性分析[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(11): 3216–3222.

[25] 万逵芳, 王伟, 李波, 等. 基于翅片管温度特征的空冷风机群分区控制[J]. 中国电机工程学报, 2026, 46(2): 727–735.

[26] LIAO X W, HALL J W, EYRE N. Water use in China's thermoelectric power sector[J]. Global Environmental Change, 2016, 41: 142–152.

[27] RALSTON FONSECA F, CRAIG M, JARAMILLO P, et al. Effects of climate change on capacity expansion decisions of an electricity generation fleet in the southeast U.S.[J]. Environmental Science & Technology, 2021, 55(4): 2522–2531.

[28] HU H M, LI Z G, JIANG Y Y, et al. Thermodynamic characteristics of thermal power plant with hybrid (dry/wet) cooling system[J]. Energy, 2018, 147: 729–741.

[29] HU H M, LIANG S Q, JIANG Y Y, et al. An efficient summer operation scheme for a thermal power plant air cooling system based on electric peak shaving[J]. Journal of Thermal Science, 2020, 29(2): 393–407.

[30] CHERCHI C, KESAANO M, BADRUZZAMAN M, et al. Municipal reclaimed water for multi-purpose applications in the power sector: A review[J]. Journal of Environmental Management, 2019, 236: 561–570.

[31] BRANDL P, SOLTANI S M, FENNELL P S, et al. Evaluation of cooling requirements of post-combustion CO_2 capture applied to coal-fired power plants[J]. Chemical Engineering Research and Design, 2017, 122: 1–10.

[32] HERSBACH H, BELL B, BERRISFORD P, et al. The ERA5 global reanalysis[J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2020, 146(730): 1999–2049.

[33] TAREK M, BRISSETTE F P, ARSENAULT R. Evaluation of the ERA5 reanalysis as a potential reference dataset for hydrological modelling over North America[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2020, 24(5): 2527–2544.

[34] SJÖSTEDT E, RUSHFORTH R, TIDWELL V, et al. Impact of thermoelectric power plant operations and water use reporting methods on thermoelectric power plant water use[J]. Environmental Science & Technology, 2025, 59(9): 4482–4492.

[35] WANG Y, ZHOU Z, BETRIE G, et al. Power generation-cooling water Nexus: Impacts of cooling water shortage on power system operation-a simulation case study in Illinois, U.S.[J]. Applied Energy, 2025, 377: 124440.

AI-Enabled Water–Carbon Synergy Strategies for Coal-Fired Power Plant Cooling Technologies

HOU Linze[1,2,†], ZHAO Zhan[1,2,†], SHI Jingyi[1], YANG Jianxun[1,2,*], BI Jun[1]

1. State Key Laboratory of Water Pollution Control and Green Resource Recycling, School of Environment, Nanjing University, Nanjing 210023, China;
2. Institute for the Environment and Health, Nanjing University, Suzhou 215163, China

Abstract: Under the dual constraints of carbon peaking and carbon neutrality goals and water scarcity, the selection of cooling technologies for coal-fired power plants faces a realistic trade-off between water conservation and carbon control. This study integrates multi-source data to construct a national database of coal-fired power plants at the unit level and uses machine learning methods to evaluate the water-saving potential and carbon emission costs of air cooling alternatives. The results show that in 2020, the total water consumption of coal-fired power plants nationwide was 6.799×10^9 m^3; replacing freshwater cooling with air cooling could save 4.750×10^9 m^3 of water, but carbon emissions would increase by 2.1%. To further characterize this trade-off, this paper constructs a water–carbon trade-off index to measure the marginal carbon increment corresponding to a unit of water saving, and compares the mitigation effects of different adaptation measures accordingly. Scenario analysis shows that among the four types of adaptation measures, heat consumption modification has the most significant effect on reducing the additional carbon emissions brought about by air cooling substitution. Based on this, this study points out that the selection of cooling technologies for coal-fired power plants should shift from a single water-saving orientation to a synergistic water–carbon governance approach, and the application of data-driven and artificial intelligence technologies provides important support for relevant assessments and decisions.

Key Words: coal-fired power plants; cooling technology; water–carbon trade-off; machine learning; adaptation measures