

智启氢程 AI技术在氢能领域的 应用研究



毕马威中国
研究院

2025年11月

H₂

H₂
HYDROGEN

摘要

本报告系统探讨了AI技术与氢能两大前沿领域的融合现状、挑战与未来路径。第一章指出，氢能作为实现深度脱碳与保障能源安全的载体，产业发展瓶颈亟需突破，快速发展的AI技术正成为驱动氢能产业降本增效的关键力量。

第二章阐述了AI如何驱动氢能全产业链变革。AI广泛用于氢能产业链各场景，报告从场景成熟度与价值潜力两个维度分析，揭示其应用现状与未来发展潜力。在制氢环节，AI正引发催化剂研发范式革命，机器学习与自动化实验室（A-Lab）加速新材料发现与合成；同时，AI通过预测可再生能源出力优化电解槽参数，借助数字孪生和预测性维护提升设备寿命。其中，催化剂研发场景成熟度低，但价值潜力大；预测性维护场景成熟度高，已成为应用热点。在储运环节，AI用于筛选高性能储氢材料，并规划运输路线，但目前尚处于初级阶段，需兼顾效率与安全。在加氢站应用中，AI管理系统有望实现供需动态匹配与安全风险预警，但加氢站数量较少限制了AI的应用。在应用端，AI赋能燃料电池汽车的能源管理、续航优化与故障诊断，场景成熟度相对较高，推动商业化进程加速。

第三章聚焦全球“AI+氢能”实践，展现了各国不同的发展路径。德国、法国和英国等欧洲国家通过政策引导与资金支持，推动AI在氢能项目审批、天然氢勘探与生产优化中的应用。亚洲地区，中国从法律层面确立氢能地位，并推动全链条智能化；日本与韩国则在燃料电池、氢能发电厂等具体产品和系统中深度融合AI。北美方面，美国企业在AI辅助分子筛选与电解槽优化上取得进展，但政策存在不确定性。印度则通过国家绿色氢使命，吸引跨国企业部署AI赋能的绿氢项目。

第四章深入分析了“AI+氢能”深度融合面临的挑战。首要挑战是数据问题，包括样本不足、数据孤岛以及格式不一致导致的整合难题。其次是从实验室成果到工厂规模化应用之间存在稳定性与可靠性的“双重鸿沟”。三是标准与法规滞后，缺乏统一的数据、模型与测试标准，责任认定与准入要求不明确。此外，跨学科人才的匮乏以及当前应用场景过度集中于交通领域，而忽视工业、建筑等更具脱碳潜力的场景，也制约了AI赋能潜力的充分发挥。

第五章为推动“AI+氢能”高质量发展提出建议。一是提升数据质量，建设国际互认的数据治理与共享体系。二是加速成果转化，通过建立工程化验证平台和逐级认证流程，打通从实验室到工厂的路径。三是完善标准与法规，推动建立国际统一的技术标准与明确的法律责任体系。四是培养复合型人才，通过跨学科教育、企业实训与国际交流弥补人才缺口。五是拓展应用场景，将AI赋能范围从交通延伸至工业、建筑与能源系统等领域。

综上所述，AI与氢能的协同发展已成为全球能源转型的重要趋势。通过克服当前的数据、技术、标准与人才挑战，并积极拓展应用边界，“AI+氢能”有望释放巨大乘数效应，为构建清洁、安全、高效的现代能源体系提供重要支撑。



引言

在当前全球能源格局深刻变革、碳中和共识不断增强的背景下，氢能作为绿色低碳、来源丰富、应用广泛的二次能源，其战略价值日益凸显。氢能因其零排放、高能量密度和储能特性，已成为各国深度脱碳的载体，同时也是保障国家能源安全的重要战略选择。2024年，《中华人民共和国能源法》首次从法律层面确立了氢能的能源地位，“十五五”规划建议中明确提出推动氢能成为新的经济增长点，标志着中国氢能产业正从试点探索进入有序破局的新阶段。

与此同时，人工智能技术正以前所未有的速度融入各行各业。AI技术作为整合的、有目标的系统，在加速产业智能升级方面展现出革命性潜力。毕马威国际调查显示，能源行业虽在AI应用成熟度上相对滞后，但已有79%的受访企业通过AI实现效率改善，76%的企业计划增加AI投入，展现出积极的应用前景。在此背景下，“AI+氢能”的深度融合，不仅能够通过智能算法优化氢能全产业链条，提升绿氢制备效率、降低生产成本，而且为能源体系数字化转型提供关键技术支撑，成为推动能源革命、实现“双碳”目标的重要路径。

鉴于此，毕马威中国携手国际氢能燃料电池协会，共同启动了“AI在氢能领域应用研究”课题。该课题旨在深入探讨AI如何赋能“制氢-储运氢-加氢站-用氢”全产业链，分析全球范围内“AI+氢能”的实践案例，以及剖析“AI+氢能”推进过程中面临的挑战，并提出针对性的建议。在报告撰写过程中，毕马威与国际氢能燃料电池协会广泛访谈了十余家氢能企业高管、高校及科研机构专家，全面呈现了氢能行业在AI技术应用方面的最新进展。来自产业界与学术界的宝贵意见与深刻见解，不仅极大地拓宽了报告的视野，使其更具前瞻性和指导性，也提升了报告的深度。

对业界而言，本报告旨在推动企业间及校企之间的信息共享与技术交流，构建协同创新的生态体系，从而促进氢能行业的高质量发展。对投资者来说，报告提供了氢能前沿动态，有助于识别氢能产业链中具有突破潜力的关键环节，为投资决策提供有力参考。对政策决策者而言，报告则呼吁各国政府、行业协会及相关部门加强合作，促进标准互通与政策协调，共同助力全球氢能产业的可持续发展。



目录

1.	氢能和AI融合的意义	05
2.	AI技术驱动氢能产业链变革	13
3.	全球“AI+氢能”实践	37
4.	“AI+氢能” 深度融合面临的挑战	51
5.	推动“AI+氢能” 高质量发展的建议	63
	联系我们	69
	鸣谢	70

01

氢能与AI融合的意义



1.1

氢能是全球实现脱碳目标的重要手段

1. 深度脱碳的核心载体

氢能是一种绿色低碳、来源丰富、应用广泛的二次能源。近年来，越来越多的国家提出碳中和愿景，氢能因其零排放、高能量密度和储能特性，已成为各国深度脱碳的核心载体。

根据制取方式和碳排放量的不同，目前氢能主要分为灰氢、蓝氢、绿氢三种。其中，绿氢是通过光电、风电等可再生能源电解水制氢，被称为“零碳氢气”，因此绿氢在各国的能源转型规划中占据重要地位。国际能源署（IEA）数据显示，目前全球范围内已经做出最终投资决定的电解槽引入项目达20吉瓦，预计到2030年，绿氢的生产量将扩大到2024年的5倍¹。产量的提升及技术的进步将推动绿氢从化工向交通、电力等领域拓展，助力各国实现碳中和目标。

2. 能源安全的战略选择

从国际形势来看，当前大国博弈日趋激烈，局部地区冲突加剧，能源安全重要性日益提升。氢能的来源途径丰富，可以摆脱自然资源禀赋的限制，有助于提升能源自主性与安全性，因此不少国家和地区制定氢能发展战略，保障国家能源安全。例如，美国在2024年发布新版氢项目计划，重点发展电解制氢技术²；德国、荷兰等国通过“氢能进口战略”锁定北非、澳大利亚等绿氢产能³。

从中国氢能发展实践看，中国氢能产业正从试点探索进入有序破局的新阶段。中央政府在2024年颁布的《中华人民共和国能源法》，明确将氢能纳入能源管理体系，首次从法律层面确立了氢能的能源地位。这种“政策设计+市场驱动”的战略为国家能源安全发展打下坚实基础。



¹ 全球绿色转型推动氢能国际合作，北京能源与环境学会，2024年10月23日，https://mp.weixin.qq.com/s?__biz=MzUyMTE3OTkwMQ==&mid=2247553838&idx=1&sn=88d397db0cc9102c4b2af0ce71712a2b&chksm=f8a2a2e54b8554df1657a4b1b8c4ab01e2fa05b4a88fd6102f3c21daf7da02ced7d39d70f960&scene=27

² 美国能源部更新氢能和燃料电池多年期计划，中国科学院科技战略咨询研究院，2024年10月28日，https://www.casisd.cn/zkcg/ydkb/kjykb/2024/kjqyb2407/202410/t20241028_7409469.html

³ “破局者”氢能：国际新能源革命中的关键变量，中国经济新闻网，2025年3月26日，<https://www.cet.com.cn/yepd/xbtj/10185972.shtml>

1.2 AI技术迅速发展的破局潜力

1. AI的界定

人工智能（Artificial Intelligence, AI）的内涵和外延随着时代发展和技术进步一直在迭代更新，其解读因研究目的和角度而异。本报告综合国际组织与国家标准观点，从“系统”视角把握AI，即视其为整合的、有目标的系统，而非单一技术。这种视角有助于统一宏观认知，并为产业应用提供清晰框架。



国际上，经济合作与发展组织（OECD）定义AI系统为：基于机器的系统，能够针对明确或隐含的目标，从输入中推断出如何生成可以影响物理或虚拟环境的输出，如预测、内容、建议或决策，并且不同AI系统部署后的自主性和适应性水平存在差异。



中国国家标准（GB/T 41867-2022）则将AI系统界定为：具备不同自动化级别的工程系统，可基于人类设定目标，使用AI相关的多种技术和方法，开发表征数据、知识、过程等的模型，产生诸如内容、预测、推荐或决策等输出。



本报告综合国际组织与国家标准观点，从“系统”视角把握AI，即视其为整合的、有目标的系统，而非单一技术。这种视角有助于统一宏观认知，并为产业应用提供清晰框架

从更广泛的技术与应用范畴来看，AI涵盖机器学习、深度学习、自然语言处理、强化学习等子领域，应用包括计算机视觉、自然语言处理、语音识别、智能决策支持、智能机器人等多系统。

AI与氢能等产业的融合则体现为“智能化”，既延续了自动化、信息化、数字化的演进脉络，又呈现出本质差异。



自动化：以替代人类重复性劳动为核心，通过预设规则实现无人干预的自动执行，强调效率与精准。



信息化：以信息技术（IT）和通信技术（CT）为核心，利用计算机辅助管理物理世界的资源与流程，强调流程与管理。



数字化：以数据处理与量化为核心，将物理世界映射为虚拟形式，是实现更高级别分析与决策的前提。



智能化：以赋予机器类似人类的智慧与能力（如感知、认知、分析、决策等）为核心，其建立在前三者基础之上，但区别在于具备学习和适应的能力，即自学习、自适应、自进化等自主性，能应对复杂和不确定的环境。

2. AI技术正深度赋能千行百业智能升级

AI技术正深度融入千行百业，加速进入科技、零售、能源等领域。在此背景下，毕马威国际对全球1,000多家企业的AI应用情况进行了调查，涵盖科技、医疗保健、生命科学、工业制造、能源、零售、保险、银行等8个行业，从智能成熟度、技术应用、投资回报、未来支出、风险管理五大要素中总结AI技术在行业的应用情况（图1）。

图1：全球视野下的AI+行业洞察

	智能成熟度	技术应用	投资回报	未来支出	风险管理
 科技	51% 正在系统性地将AI技术融入产品和服务中	81% 将嵌入式AI作为核心的业务价值驱动要素	70% 已实现降本	85% 将在全球预算中增加AI的投入占比	36% 认为安全和数据隐私问题是重大挑战
 医疗保健	85% 正在内部开发AI解决方案； 59% 已系统地将AI融入产品和服务开发	84% 正使用具备AI能力的平台； 59% 已大量使用智能体	72% 实现效率提升； 39% 财务状况已得到改善	36% AI预算占IT总预算的10%以上	84% 面临数据问题、技能不足问题和法律问题等挑战
 生命科学	65% 已将AI系统集成到其产品和服务之中	85% 已经大量使用或正逐步增加自主代理式系统的使用	73% 已利用AI实现效率提升	69% 对AI在未来五年将扮演的角色制定了明确的战略愿景	68% 面临数据孤岛、质量差异和隐私忧虑等问题
 工业制造	84% 正在内部开发AI解决方案； 62% 使用AI时间超3年	74% 已引入机器学习； 72% 正使用预测分析； 67% 已部署了智能体	96% 已实现运营和效率提升； 62% 投资回报率超过10%	77% 计划在未来12个月内提高AI投资； 71% 预计增幅将超过10%	65% 采用结构化的AI风险管理方法； 57% 数据隐私和监管合规； 44% 是主要关注领域
 能源	56% 已在试用AI； 13% 设立AI卓越中心	64% 已部署云IT基础设施； 59% 已将AI融入运营核心	79% 已实现效率改善； 60% 已获得10%以上的投资回报	76% 计划增加AI支出； 63% 增幅将超过10%	58% 扩展AI应用的挑战； 数据质量； 38% 监管复杂性； 37% 预算限制

图1：全球视野下的AI+行业洞察（续）



	智能成熟度	技术应用	投资回报	未来支出	风险管理
 零售	56% 已利用AI超过3年； 47% AI已成为业务核心	64% 采用Gen AI； 58% 采用预测分析； 51% 采用机器人流程自动化	55% 投资回报率超过10%； 47% 回报率超过30%	55% 计划提高AI投资预算占比； 33% 表示AI投入将增长20%以上	68% 管理数据隐私是最大的风险领域
 保险	59% 仍然依赖本地部署的AI解决方案； 59% 正在内部开发和定制AI工具	58% 已建立具备AI功能的数据分析平台； 57% 已将AI与机器人流程自动化整合起来	66% 预计AI投资将达到中等至极高的回报率	67% 将提高AI投资预算的占比； 66% 将增加20%； 34% 将超过20%	72% 认为数据是面临的主要挑战
 银行	25% 具备了能为数据驱动的服务提供战略支持的整体云或混合云平台	83% 采用本地解决方案 66% 利用基于云的AI平台； 46% 使用开源工具	66% 实现了成本节约； 25% 实现了收入增长； 13% 已利用AI得较高的收入	70% 将提高AI投资预算的占比； 62% 将增加20%； 34% 将超过20%	72% 对数据质量表示担忧； 71% 认为需建立健全的监管合规框架

资料来源：毕马威国际、毕马威分析



从智能成熟度来看，8个行业中超半数的受访行业均有不同程度的AI应用。在受访企业中，有85%的医疗保健企业及84%的工业制造企业都正在积极开发内部AI解决方案，展现出革命性的突破能力。但也要看到，只有56%的受访能源企业在试用AI，能源行业仍需努力提升自身实力，追赶行业领先水平。



从技术应用来看，受访的多数行业技术应用程度较高。85%的受访生命科技企业已经大量使用或正逐步增加自主代理式系统的使用、84%的受访医疗保健企业正使用具备AI能力的数据平台、83%的受访银行企业采用本地解决方案、81%的受访科技企业将嵌入式AI作为核心的业务价值驱动要素。仅有64%的受访能源企业已部署云IT基础设施，AI的应用程度相较其他行业仍有较大发展空间。



从投资回报来看，AI技术的使用为各行业带来可观的回报与效率的优化。调查显示，79%的受访能源企业表示已经实现了效率改善，60%的受访能源企业表示已经通过AI技术获得10%以上的投资回报。相比之下，由于技术转化率较低，只有56%的受访零售行业的投资回报率超过10%，反映仍有部分零售企业的AI技术投资尚未获得可量化收益。



从未来支出来看，随着回报的增长，受访的行业都计划加大对AI技术的投入。调查显示，85%的受访科技企业、77%的受访工业制造企业和76%的受访能源企业将增加AI的投资，分别位列前三。虽然能源行业AI智能成熟度和技术应用程度相对较低，但是能源行业比较注重AI在能源行业的应用潜力，多数能源企业计划增加AI技术的支出，推动能源智能化水平的提升。



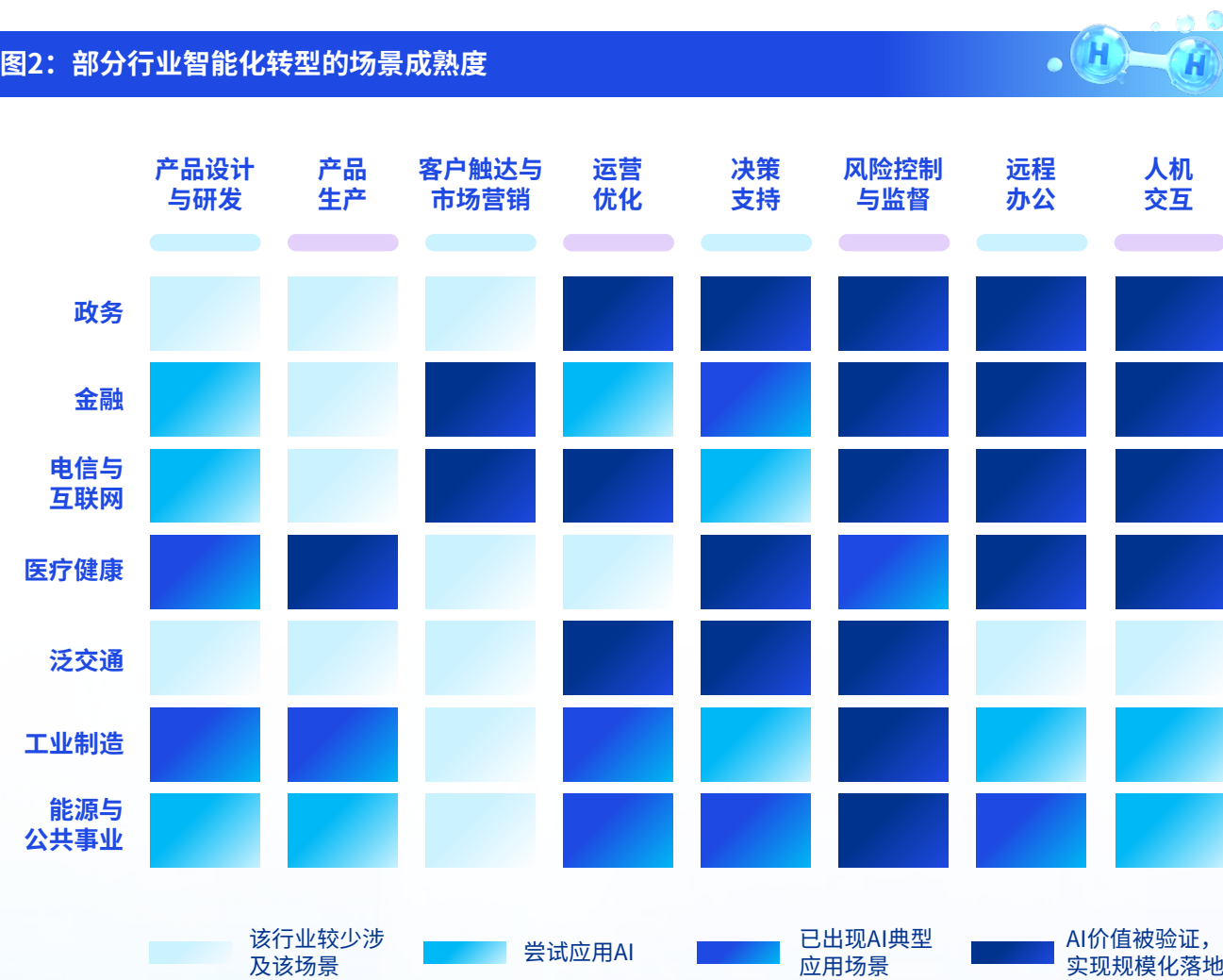
从风险管理来看，作为一种影响面广的颠覆性技术，AI技术的发展伴随着数据隐私、监管合规、数据孤岛、质量差异等风险。受访的能源企业表示正面临着包括数据质量、监管复杂性、预算限制三方面风险，占比分别为58%、38%、37%。另外，有71%的受访银行认为需要建立健全的监管合规框架，体现出各行业在发展AI技术的过程中所面临的隐私风险与数据安全压力。

在风控监督、人机交互等场景中，AI技术已得到较为广泛的应用

AI技术正以前所未有的速度融入各行各业，其应用场景不断拓展并深化。从应用范围来看，由于不同行业的智能化转型成熟度存在差异，AI技术的普及呈现出梯次推进的特点。目前，该技术已在电信、互联网、政务及金融等领域率先落地，并逐步向医疗健康、泛交通、工业制造和能源等多个行业延伸。

就应用深度而言，AI技术当前主要聚焦于解决实际操作中的降本增效问题，尤其在人机交互频繁且重复性任务较多的场景中表现突出，如智能客服和风险合规等（图2）。

图2：部分行业智能化转型的场景成熟度



资料来源：《人工智能就绪度白皮书》，毕马威中国

3. AI×氢能的乘数效应

对于实现“双碳”目标，“AI+能源”是不可或缺的手段。氢能产业的发展重点在于效率提升和降低成本，技术创新是根本的驱动力。与AI技术相关的传感器、数据采集与智能算法，能够实现电解槽状态可视化、运行安全与调控优化，构建出电解“制氢—储氢—用氢”全链条智能调控系统，实现可再生能源功率波动与电解装置柔性负荷的毫秒级匹配，从而提升大规模制氢效率及场站安全。在降低成本方面，AI技术可以通过模拟和优化电解水反应的电流密度、温度等参数，减少电力消耗，同时AI技术可以通过机器学习算法快速筛选出具有高储氢容量、高安全性和低成本的储氢材料，以此降低氢能的研发、生产成本。

氢能产业的发展与AI技术创新相辅相成，一方面，氢能产业的发展需要多项AI技术支持，包括机器学习、自然语言处理等，这种跨领域的融合推动了技术的综合升级；另一方面，AI技术创新又为氢能产业的降本增效和可持续发展提供了坚实的技术支撑。随着氢能技术的不断突破和应用场景的拓展，氢能产业将继续推动全球能源体系的变革，为实现碳中和目标贡献力量。

02

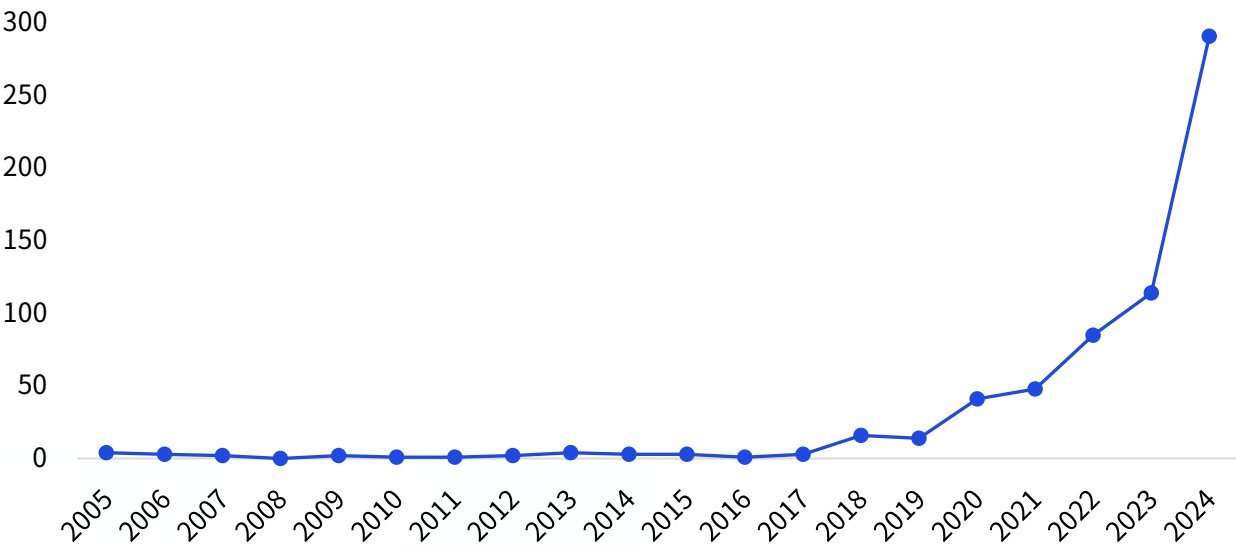
AI技术驱动氢能 产业链变革



2.1 AI技术在氢能领域应用概览

随着AI技术的爆发式增长，学术领域对AI技术在氢能领域应用的研究呈现出快速发展态势。数据显示，自2020年起，Scopus和IEEE Xplore关于AI和机器人在氢能中应用的文章数量从2020年的41篇大幅跃升至2024年的291篇（图3）。这一显著增长趋势，不仅体现了学术界对该领域研究的高度关注，也反映出业界对氢能行业中人工智能驱动解决方案的认可度与重视度持续提升。

图3：2005-2024年Scopus/IEEE Xplore中AI和机器人在氢能领域应用的文献数量



资料来源：Artificial intelligence and robotics in the hydrogen lifecycle，毕马威分析

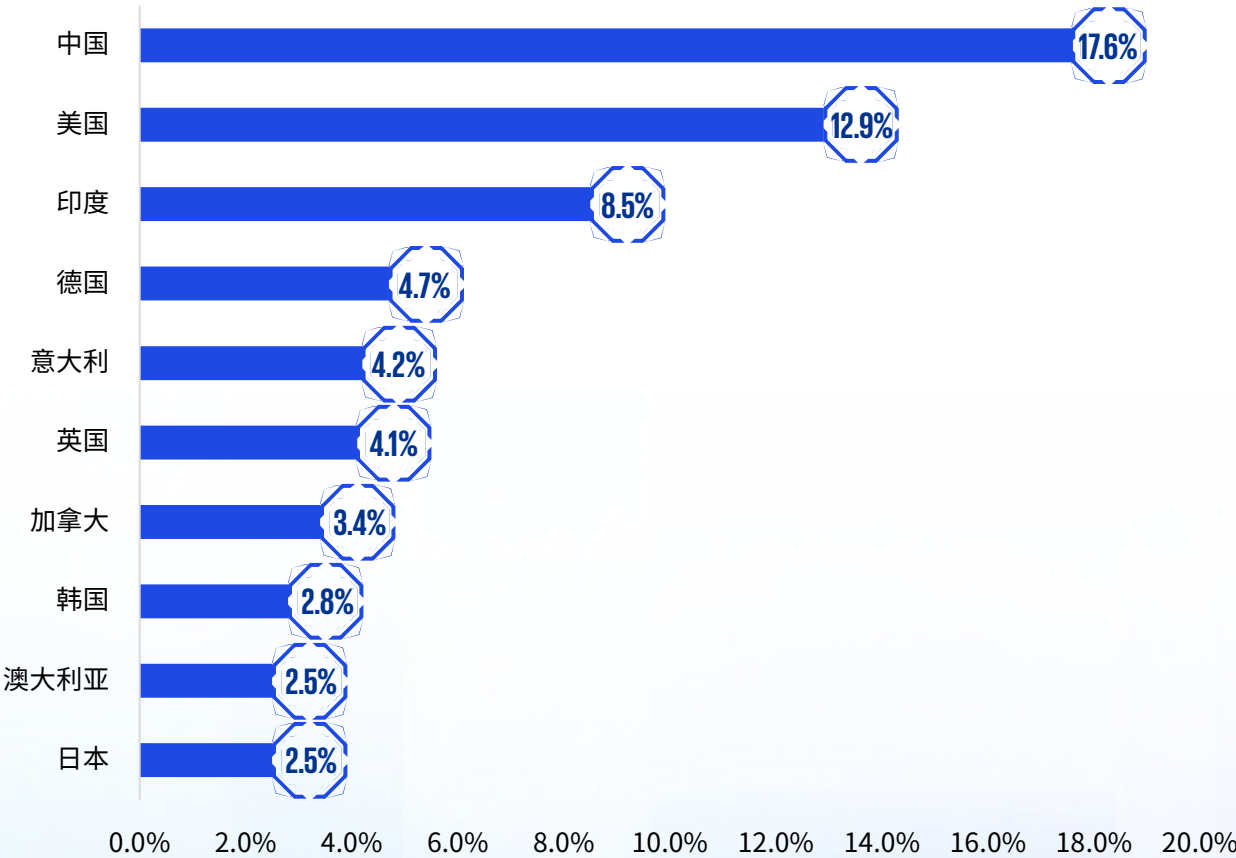
从氢能领域中人工智能与机器人研究的国家分布来看，亚洲地区表现尤为突出。其中，中国是该研究领域的核心贡献者，出版物数量占总数的17.6%，位居全球首位。印度以8.5%的占比位列亚洲第二、全球第三，这与近年来印度大力推进的国家绿色氢使命密切相关。韩国（2.8%）和日本（2.5%）也一直致力于推动氢能的发展。

在欧洲，德国、意大利和英国等国家在氢能结合人工智能与机器人技术领域扮演着举足轻重的角色。作为清洁能源的坚定倡导者与践行者，欧洲出台了一系列有力政策以推动氢能产业发展。其中，德国凭借4.7%的占比、意大利以4.2%的占比、英国以4.1%的占比，在该领域展现出强劲实力，为氢能技术的创新与应用贡献了重要力量。

在北美，美国以12.9%的占比紧随中国，位居全球第二，充分反映出其对氢能技术进步的持续投入。加拿大表现也较为显著，占比达3.4%。

此外，中东国家如沙特阿拉伯（1.3%）、伊朗（1.1%），东南亚国家如马来西亚（1.5%）和印度尼西亚（0.74%）等也在氢能人工智能与机器人应用方面有所贡献，尤其在储氢和工业自动化领域展现出一定潜力，这表明全球范围内对氢能技术中人工智能和机器人应用的兴趣正日益浓厚（图4）。

图4：2005-2024年Scopus/IEEE Xplore中AI和机器人在氢能领域应用文献的主要国家分布



资料来源：Artificial intelligence and robotics in the hydrogen lifecycle，毕马威分析

AI技术在氢能产业链中应用广泛，覆盖制氢、储运氢、加氢站以及氢燃料电池汽车等场景，本文从场景成熟度与价值潜力两大维度进行分析，以期揭示当前AI技术在氢能领域的应用状况及未来发展潜力（图5）。

图5：AI技术在氢能全产业链中场景成熟度和价值潜力分析



注：场景成熟度和价值潜力均分为低中高。

场景成熟度  低  中  高

价值潜力  低  中  高

资料来源：毕马威分析

制氢环节：催化剂研发价值潜力较大，维护场景成熟度相对较高

在制氢领域，AI技术的应用展现出多样化的场景成熟度与价值潜力。催化剂发现环节，尽管数据和AI技术驱动催化剂研发加速，以及AI辅助的A-Lab合成催化剂技术充满创新潜力，但由于新材料研发的长周期与高不确定性，其场景成熟度仍较低。然而，这一环节的价值潜力巨大，因为催化剂的创新不仅降低制氢成本，还能提升制氢效率，对氢能产业的长期发展具有深远影响。

相比之下，制氢工厂自动化与预测性维护方面，AI技术使得生产流程更加智能化，场景成熟度达到中高水平。特别是预测性维护，通过数据分析提前识别设备故障，提升了设备稳定性，同时减少了人力成本，直接转化为经济效益。这一环节的高场景成熟度与高价值潜力相结合，使其成为AI技术在氢能领域应用的热点场景。

储运氢环节：处于初级阶段但潜力巨大，安全与效率并重

储运氢领域，AI技术的应用尚处于初级阶段，场景成熟度普遍较低。新型储氢材料的研发与高压气态储氢瓶的降本，均面临技术瓶颈与成本挑战。然而，这些环节的价值潜力不容忽视。一旦新型储氢材料研发成功或高压气态储氢瓶成本降低，将提升氢能的储存与运输效率。

同时，在氢气运输方案的规划与储氢设施的智能监控方面，AI技术开始展现价值。通过优化运输路径与实时监测设施状态，AI技术为储运过程的安全与效率提供了有力支持。尽管这些应用的场景成熟度仍有待提升，但其价值潜力随着氢能产业的规模化发展而日益凸显，特别是智能监控与泄漏预警系统的部署，对于保障储运安全、减少事故损失具有重要意义。

加氢与应用环节：交通领域运维场景成熟度相对较高，推动商业化进程加速

加氢环节中，材料发现与加氢设备生产受限于技术积累与市场需求，场景成熟度较低。但随着技术的不断进步与市场需求的增长，氢能车辆加注调度管理与路径规划，以及氢气泄漏安全检测等环节的场景成熟度将逐步提升。

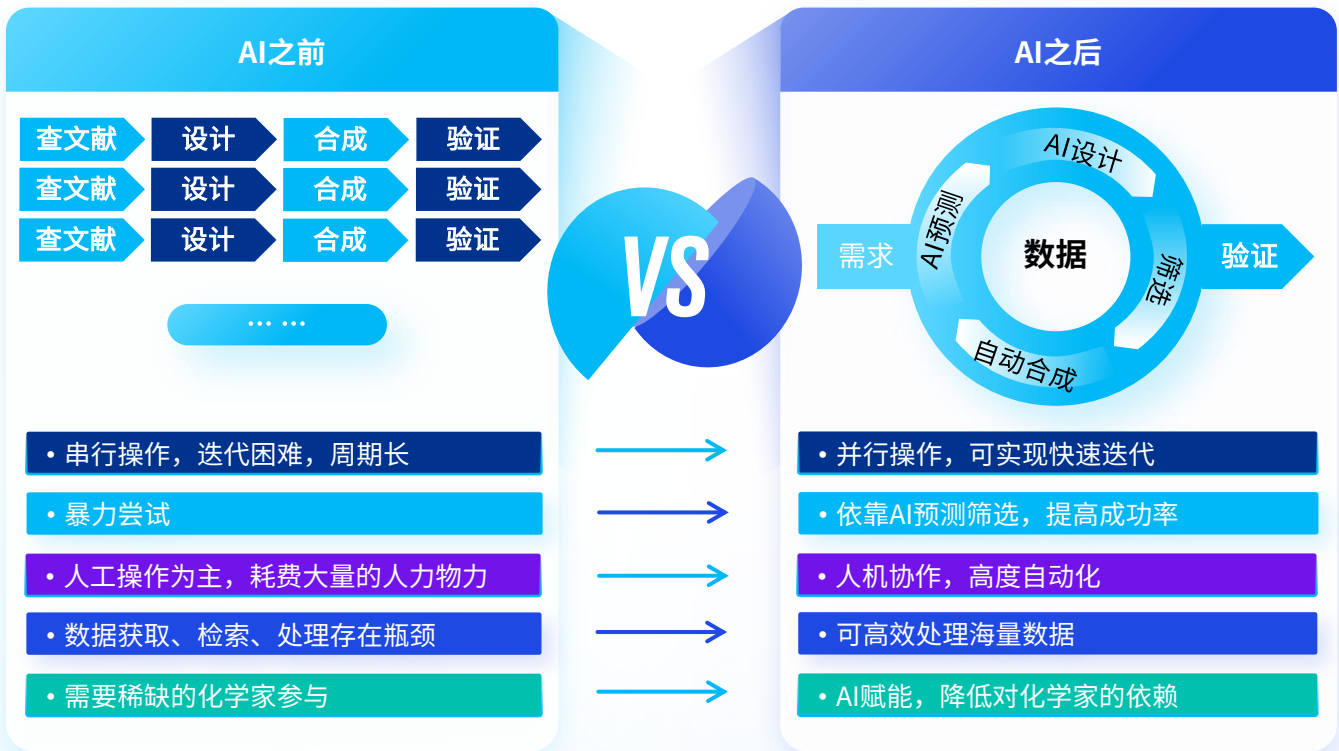
在交通领域的应用中，AI技术已展现出较高的场景成熟度。目前，AI技术已经应用在燃料电池系统开发、基于视觉识别的检测、续航里程优化与路线规划，以及燃料电池故障诊断与智能维护等方面，不仅优化了燃料电池车的性能，还推动了氢能作为清洁能源在交通领域的应用。

2.2 制氢端

1. 研发环节：催化剂研发向数据和AI技术驱动的模式变革

当前高昂的催化剂成本已成为制约绿氢经济性的核心瓶颈，亟待通过低铱/非贵金属等新型材料研发实现降本增效。传统材料研发面临多重瓶颈：迭代周期冗长依赖暴力试错，人工操作为主，依赖化学家经验和灵感等。AI技术的深度应用正推动催化剂研发从传统试错模式向数据与AI驱动模式转型，催化材料设计由此迈入“自动驾驶”时代（图6）。

图6：AI技术推动催化剂研发进入新时代



资料来源：公开资料，毕马威分析

● 在理论层面，AI技术加速催化剂的发现和预测。发现新型催化剂是高度耗时且资源密集的过程，传统的催化剂研发依赖高成本且耗时的试错法，面对高维变量优化中的维数灾难与组合爆炸问题已显乏力，亟需通过AI4S（AI for Science）这一数据科学驱动的新范式挖掘优质催化材料。

1 通过高通量筛选加速催化剂材料发现

在催化剂材料研发中，机器学习通过利用现有数据集中的相关性构建预测模型，评估未知样本并识别材料结构和性质之间的关系，成为发现和优化催化剂的关键工具。经过训练，这些模型可以预测数千甚至数百万种新材料，从而显著降低实验和计算成本，机器学习模型实现了与传统理论方法相当或超过传统理论方法的预测精度⁴。2020年，Meta发起了 Open Catalyst Project 项目，旨在构建可模拟化学反应的机器学习模型，加速低成本催化剂研发；2022年，Meta发布当时催化剂领域最大的开放数据集，该数据集专注于绿色氢燃料生产中的析氧反应（OER）催化剂建模与模拟⁵；2024年，Meta等发布OCx24开源实验数据库。研究人员通过6.85亿次AI模拟分析20,000种材料，并利用高通量技术合成525种覆盖质子交换膜（PEM）电解等应用的纳米多孔催化剂，将传统需数十年的研发周期压缩至数月⁶。2023年，谷歌开发的“材料探索图形网络”GNoME（Graph Networks for Materials Exploration）模型预测了220万种新型无机材料，以颠覆性规模解锁了稳定材料的化学空间，为氢能催化剂提供了海量选择⁷。同期，微软开发了MatterGen，一种生成式AI材料设计工具，能够直接根据设计需求生成新材料，为材料科学的逆向设计开启新篇章⁸。GNoME模型展示了AI技术在广阔化学空间中高效发掘新材料的可行性，而MatterGen则通过生成式AI实现按特定性能需求逆向定制材料。两者展现了AI技术在材料化学领域的不同切入点，也标志着材料发现从“广谱探索”到“按需设计”的转变。国内的催化剂研究也在同步推进，南京大学的研究团队建立了氢电转换反应的机器学习模型，探讨了机器学习在电催化剂材料设计中的应用，着重分析了机器学习推动的析氢反应（HER）、析氧反应（OER）、氢氧化反应（HOR）、氧还原反应（ORR）等氢电转换关键反应，揭示电催化剂关键变量与性能之间的构效关系，加速挖掘和优化催化剂⁹。中国科学技术大学的研究团队系统阐述了人工智能技术如何革新电催化制氢催化剂的设计范式，通过整合文献挖掘、高通量计算、机器学习建模和自动化实验验证等技术手段，构建了从原子尺度模拟到宏观性能预测的全链条研究框架¹⁰。

同时，大语言模型（LLM）正加速科研文本结构化提取，支撑机器学习建模与实验设计。Dagdelen等人利用 GPT-3 和 Llama-2 等大语言模型在材料科学领域执行联合命名实体识别与关系抽取（Joint Named Entity Recognition and Relation Extraction）任务，通过在标注文本段落上对这些模型进行微调。该研究展示了LLM如何从科技文本中提取关于材料的复杂结构化信息，如掺杂剂、主体材料、金属有机框架等，简化了大规模、结构化专业科学知识数据库的创建，促进了材料发现与设计的进步¹¹。

⁴ Ding, Y., Tong, L., Liu, X., Liu, Y. and Zhao, Y. (2025), Artificial Intelligence-Driven Innovations in Hydrogen Storage Technology. *Energy Environ. Mater.*, 8: e70041. <https://doi.org/10.1002/eem2.70041>

⁵ Richard Tran, Janice Lan, et al. The Open Catalyst 2022 (OC22) Dataset and Challenges for Oxide Electrocatalysts, arxiv.org/abs/2206.08917

⁶ Jehad Abed, Jiheon Kim, et al. Open Catalyst Experiments 2024 (OCx24): Bridging Experiments and Computational Models, arxiv.org/abs/2411.11783

⁷ Merchant, A., Batzner, S., Schoenholz, S.S. et al. Scaling deep learning for materials discovery. *Nature* 624, 80–85 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06735-9>

⁸ Zeni, C., Pinsler, R., Zügner, D. et al. A generative model for inorganic materials design. *Nature* 639, 624–632 (2025). <https://doi.org/10.1038/s41586-025-08628-5>

⁹ Rui Ding, Junhong Chen, Xuebin Wang, et al, Unlocking the potential: machine learning applications in electrocatalyst design for electrochemical hydrogen energy transformation, *Chemical Society Reviews*, 2024, 53, 11390

¹⁰ Zhaoyong Jin, Dongxu Gu, Panpan Li, et, al. Artificial intelligence-driven catalyst design for electrocatalytic hydrogen production: Paradigm innovation and challenges in material discovery, *Sustainable Chemistry for Energy Materials*, Volume 2, 2025, <https://doi.org/10.1016/j.scenem.2025.100010>

¹¹ Dagdelen J, Dunn A, Lee S, Walker N, Rosen AS, Ceder G, Persson KA, Jain A. Structured information extraction from scientific text with large language models. *Nat Commun.* 2024 Feb 15;15(1):1418. doi: 10.1038/s41467-024-45563-x. PMID: 38360817; PMCID: PMC10869356



2 优化催化剂性能结构

AI技术可以在催化剂合成之前既保持或提高其活性、耐腐蚀性和热稳定性等性能，又降低成本。多伦多大学的研究人员开发的ML辅助计算流程，可以筛选2,070种新型金属氧化物在酸性条件下的电化学稳定性，并最终确定了一种由特定比例的钌、铬和钛组成的合金（ $\text{Ru}_{0.6}\text{Cr}_{0.2}\text{Ti}_{0.2}\text{O}_x$ ）是一种更具耐久性的候选材料，该合金在稳定性和耐用性方面比基准金属好20倍¹²。中国科学技术大学等创新性地将前线分子轨道理论引入单原子催化剂设计中，将整个载体视为金属原子的“配体”，通过调控载体种类与尺寸，优化金属-载体轨道耦合，研发出兼具高活性和高稳定性的单原子加氢催化剂¹³。复旦大学研究人员设计了一种以Ir金属颗粒嵌入到 CeO_2 载体表面的嵌入型催化剂，将氧化铈纳米颗粒嵌入在氧化铈载体中，形成一种稳定且高效的负载型催化剂，将铈的用量降低了85%，并且大幅提升了催化效率，使器件整体能效提升了65%¹⁴。清华大学研究人员创新性地将高通量密度泛函理论（DFT）计算与贝叶斯优化相结合，筛选出Ir掺杂 TiO_2 作为极具潜力的OER候选催化剂，为质子交换膜电解槽催化剂开辟了显著降低贵金属用量的新途径¹⁵。吉林大学研究人员通过载体和负载技术结合创新，研发了高活性、高导电性的低铈负载型催化剂，依据新型催化剂制备的PEM膜电极，Ir载量降至 0.15 mg/cm^2 ，相比于传统膜电极的Ir载量降低了近90%；同时膜电极呈现了优异的催化性能，PEM电解槽性能超过美国能源部公布的2023年技术指标¹⁶。

虽然这些理论研究在直接产业转化中存在局限，但通过建立材料基因数据库，为自动化实验体系奠定了数据基础，推动材料研发从传统经验试错向数据AI驱动转变。

¹² Jihad Abed, Javier Heras-Domingo, Rohan Yuri Sanspeur, Pourbaix Machine Learning Framework Identifies Acidic Water Oxidation Catalysts Exhibiting Suppressed Ruthenium Dissolution, *Am. Chem. Soc.* 2024, 146, 23, 15740–15750

¹³ 单原子催化剂设计全新理论模型提出，中国科学院网站，2025年4月3日，https://www.cas.cn/syky/202504/t20250402_5061072。

¹⁴ Wenjuan Shi, Tonghao Shen, Chengkun Xing, et al. Ultrastable supported oxygen evolution electrocatalyst formed by ripening-induced embedding, *Science*. 13 Feb 2025, Vol 387, Issue 6735

¹⁵ Xiangfu Niu, Yanjun Chen, Mingze Sun, Niu, et al. *Sci. Adv.* 11, eadw0894 (2025)

¹⁶ Wang, Y., Zhang, M., Kang, Z. et al. Nano-metal diborides-supported anode catalyst with strongly coupled TaOx/IrO₂ catalytic layer for low-iridium-loading proton exchange membrane electrolyzer. *Nat Commun* 14, 5119 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41467-023-40912-8>



在实验层面，人工智能实验室（A-Lab）加速材料合成

发现新材料后，合成并证明其应用潜力也同样重要。GNoME等预测了数百万种可能推动技术革新的新型材料，但验证这些材料的可合成性仍是缓慢的过程。人工智能实验室（A-Lab）的目标正是缩小新材料的发现和实验合成之间的差距。A-Lab中的“A”被赋予多重含义，代表人工智能（AI）、自动化（Automated）、加速化（Accelerated）及高度抽象化（Abstracted）等核心特性¹⁷。A-Lab平台使用计算、文献中的历史数据、机器学习和主动学习等，结合机器人技术，使用催化剂数据集优化新材料的设计与合成，无需人工干预。

基于经过训练的机器学习模型，A-Lab每日处理样品量是人工的50至100倍，并利用AI快速锁定潜力材料¹⁸。A-Lab能够自行决定如何合成目标材料，并创建初始原材料组合。每次实验结束后，A-Lab会根据实验结果调整原材料组合，即便是失败的合成也有意义，相关信息为改进现有的材料筛选和合成设计技术提供了直接和可行的建议。A-Lab构建起从材料发现到性能验证的全流程自动化体系，通过整合自动化表征技术（如高通量实验平台）与机器学习驱动的性能测试系统，实现了材料研发的闭环管理：AI模型可自主设计实验方案、控制表征设备采集数据，并实时反馈至性能预测模块进行迭代优化。

目前，国外A-Lab已经实现全自主决策闭环，从假设生成到实验验证全程无需人工干预。Google DeepMind与劳伦斯伯克利国家实验室合作，开发的将机器人技术与AI相结合的自主新材料发现合成系统——A-Lab，经过17天的连续工作，进行了355次实验，合成58个拟定化合物中的41个，成功率达到71%，验证了GNoME预测材料的可合成性¹⁹。

中国侧重氢能应用研究，虽然在工业场景落地方面也领先于其他国家。然而，目前尚未建成材料领域全流程自动化的A-Lab。中国的智能实验室采用任务驱动模式：研究人员提交实验目标后，AI自动拆解为可执行方案并调度实验资源。尽管该模式仍需人工发起任务指令和审核实验方案，但后续的实验部署、数据采集与初步分析均已实现自动化，技术路径上趋近全流程智能化。

当前AI技术在催化剂研发领域的应用仍集中于学术探索与实验室阶段。从实验室成果向工业场景的规模化迁移，仍需经历严谨的产业化验证流程，包括工艺适配性、长期稳定性及成本效益评估等关键环节。随着算法模型的持续优化与验证体系的逐步完善，这些前沿研究成果有望加速转化为实际工业生产力，为清洁能源存储与绿色化工等领域提供创新性解决方案。

¹⁷ Meet the Autonomous Lab of the Future, April 17, 2023, <https://newscenter.lbl.gov/2023/04/17/meet-the-autonomous-lab-of-the-future/>

¹⁸ 同上

¹⁹ Szymanski, N.J., Rendy, B., Fei, Y. et al. An autonomous laboratory for the accelerated synthesis of novel materials. Nature 624, 86–91 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06734-w>

2. 生产环节：优化氢能生产计划，提升制氢工厂自动化



预测可再生能源输入，提升氢能生产稳定性

AI技术在整合可再生能源驱动绿氢生产方面的价值之一，在于通过调控能源供给间歇性与生产连续性的矛盾，从而保障氢能稳定输出。

多源数据融合提升可再生能源预测精度。针对风光资源的时空波动特性，AI技术通过耦合气象卫星、地表传感器、历史功率曲线等数据，构建发电量预测模型。此类模型不仅能解析云层运动、风速湍流等微观气象变化，还可学习地形植被、季节更替对能量捕获效率的影响，提前预判可再生能源的出力曲线，为制氢负荷调度提供前瞻性决策依据。

基于可再生能源输入预测，AI技术在制氢环节构建“预测-优化-响应”控制链。系统通过深度学习解析电解槽的温度、压力和催化剂活性等多参数耦合关系，实时建立最优能效控制模型。当预测光伏出力陡降时，提前调降电解槽电流密度以减少膜电极损伤；在风电过载时段，动态提升制氢负荷以消纳富余绿电。更重要的是，算法同步优化储氢系统的充放策略：在绿电充裕期最大化储氢罐填充速率，在能源低谷期则按需释放储备氢气。

例如，在欧洲海洋能源中心（EMEC），某公司利用人工智能对氢气生产过程进行建模和优化，并开展了为期12个月的实验以提高效率。该项目第一阶段收集数据，使用AI软件进行建模和优化，第二阶段将AI系统集成到制氢工厂中，通过结合天气、潮汐、风能、储氢能力和电价的历史数据实时控制氢气的生产²⁰。



AI技术助力制氢工厂自动化提速

在绿氢产业规模化发展进程中，AI技术正在改变制氢工厂的设计，缩短工程周期。传统制氢工厂设计依赖人工绘制图纸、设备选型等，存在周期长、迭代成本高等瓶颈。生成式AI依托语义解析与模型生成技术改进设计流程：基于自然语言输入的交互系统可直接解析工艺需求，自动生成标准化设备规格书、工艺流程图及三维布局模型，并实时修正设计冲突。该技术显著减少人工绘图与重复修改耗时，提升设计效率。此外，AI打通机械、电气、控制等多领域数据链路，实现设计模型向仿真软件的自动转化。这种跨领域集成使热力学分析、结构验证等关键环节得以前置，有效减少后期工程变更，从而缩短工厂设计周期。

某公司于2024年推出基于生成式人工智能的软件工具，旨在加速氢能规模化生产：一是氢工厂配置器（Hydrogen Plant Configurator），通过自然语言交互生成氢工厂设计图大幅缩短设计周期；二是Comos AI工程助手，根据文本描述创建设备规格和工程图纸，提升工程设计效率；三是SFC Generation模块，集成于Simatic PCS neo控制系统，用AI生成顺序功能图表，简化氢工厂自动化流程²¹。

²⁰ Siemens accelerates hydrogen ramp-up with generative artificial intelligence, Siemens, Jun 04, 2024
<https://press.siemens.com/global/en/pressrelease/siemens-accelerates-hydrogen-ramp-generative-artificial-intelligence>

²¹ Press release: H2GO Power to trial AI hydrogen optimisation system at EMEC, March 7, 2022, <https://www.emec.org.uk/h2go-power-to-trial-ai-at-emec/>



提升质子交换膜质量检测效率

在质子交换膜电解槽制造中，双极板作为集成电流传导、流体分配与结构支撑的重要功能单元，其制造精度直接决定了电解槽的性能与可靠性。双极板检测要素多、形状错综复杂以及材料敏感度高，使传统检测面临挑战。融合AI技术的智能检测系统实现了高效精准的尺寸和缺陷一体化检测。某公司打造的定制化软件融合Metus先进的图像处理技术、特征提取技术、GD&T评价算法和Hex.AI人工智能技术，将单件检测周期从900秒压缩至138.5秒，设备综合效率（OEE）提升至98%²²。

3. 运营环节：提升电解槽系统的性能和效率

电解槽运行受电压、温度、压力及电流密度等参数影响，其优化水平直接影响系统效能。早期研究聚焦传统控制模型与经验优化方法，在初始阶段虽实现基础控制功能，但随着规模化生产推进和系统复杂层级提升，固有缺陷日益凸显。最近的研究证明AI技术在改善质子交换膜电解槽的运行稳定性、电流密度调节和温度控制方面的有效性。通过启发式算法与机器学习模型实现动态参数调控和自适应优化，在运行稳定性提升、电流密度精准调节及温度控制等方面展现出潜力，为电解槽系统性能改进提供有效解决方案。

AI技术通过深度学习建立电化学—热力学耦合特性的动态响应模型，实时捕捉质子交换膜电解槽的膜含水量变化、催化剂活性衰减等微观状态，自主调节输入功率与冷却策略以维持最佳能效点。针对可再生能源输入波动，强化学习算法提前预测功率波动趋势，通过预调整碱性电解槽（AEL）的电解液浓度与流速，避免电极过载引发的析气效率下降；在固体氧化物电解槽（SOEC）高温场景下，AI技术通过多物理场仿真优化热循环路径，减少热应力导致的陶瓷电解质开裂风险。这种从被动响应到主动适应的控制范式，使电解槽在宽功率波动下的平均能效提升。王加荣等对碱性电解槽的启停过程进行建模，并通过短期风电预测确定系统电解槽运行机组的数量，最后通过多目标适应度函数对电解槽进行滚动优化，平衡电解槽的关键运行参数。优化结果表明，开关启停次数相较于简单启停和阵列轮值分别降低了28.11%和36.52%，提高电解槽寿命²³。

此外，数字孪生技术依托AI技术实现电解槽实体与虚拟模型的交互，突破传统运维的局限。在设备层，数字孪生体融合实时传感器数据与材料退化模型，预测质子交换膜电极的化学腐蚀速率或碱性电解槽隔膜的气体渗透率变化，动态调整保护电压阈值以延长核心部件寿命。在系统层，通过模拟不同可再生能源输入场景下的能量流动路径，自主优化电解槽集群的启停序列与功率分配比例，例如在风电骤降时优先保障高温固体氧化物电解槽的保温能耗，避免热惯性损失。更重要的是，数字孪生系统通过持续集成历史运行数据，动态迭代控制策略，增强电解槽系统在复杂工况下的适应性。某公司开发的SimuNPS作为多物理场仿真工具，能够精确模拟电解槽热管理和电化学反应。通过与AI算法结合，SimuNPS提供的仿真数据可以用于训练深度学习模型，从而实现对电解槽系统更精准的优化控制²⁴。

²² AI技术加持，双极板尺寸缺陷检测一体化“氢”装上阵，2024年8月12日，海克斯康制造智能官网，<https://hexagonmi.com.cn/ycnr/38675>

²³ 杨博，张子健，基于人工智能的可再生能源电解水制氢技术，《发电技术》，2025年6月，第46卷，第3期

²⁴ SimuNPS新型电力系统建模仿真软件，上海科梁官网，<https://www.keliangtek.com/product/index/130.html>

4. 维护环节：借助AI技术对设备进行预测性维护，提升维修效率



借助AI技术，电解水制氢设备从反应性维护到预测性维护

在绿色制氢电解设备中，AI技术在维护领域展现出显著应用价值。利用AI技术在运行数据分析方面的优势，通过大数据分析和故障机理建模，能够提前识别潜在故障，降低非计划停机率，实现智能化故障诊断与维护管理，提高运行可靠性。机器学习技术通过持续监测设备传感器时序数据，可有效识别部件性能退化趋势及早期故障特征，运维人员能够在潜在问题引发计划外停机前实施前置性维护干预，进而减少维护费用。根据美国能源信息管理局（EIA）的研究，异常检测算法与神经网络模型可建立设备正常运行基准，通过实时监测传感器数据偏差预测潜在故障；强化学习则能动态优化维护策略，实现资源分配与设备健康的平衡²⁵。从反应性维护到预测性维护的演变表明，AI技术的应用不仅提高了氢能设备运行的可靠性，在某些特定的情况下，还可以将运营成本降低25%²⁶。



构建专业知识库，提高售后维修效率

在电解水制氢设备的维护环节面临以下挑战：一是，运维知识分散于数百个历史项目中，传统文档管理模式难以高效提取关键信息，客户因数据保密要求拒绝实时传输设备参数，导致故障诊断依赖滞后的经验传递；二是，电解槽异常工况记录、解决路径等大量历史故障数据尚未结构化，无法系统关联故障特征与解决方案，尤其是海外客户现场维护需工程师跨境支持，推高人力和时间成本；三是，跨国维保受限于线下指导模式，面临时差、语言壁垒及数据隔离等协同效率瓶颈。

针对上述挑战，AI技术助力构建专业知识库解决售后维修痛点。首先，基于自然语言处理（NLP）等AI技术，将历史文档、维修手册、故障处理等异构数据转化为结构化知识图谱，构建覆盖全故障场景的专业知识库。尤为关键的是，该知识库可以用于内部员工培训，维修人员尤其是新员工通过培训能够熟悉电解槽历史故障案例，提升对复杂故障的认知与处置能力。其次，利用故障数据训练轻量化AI模型，通过迁移学习适配不同设备特性，实现基于症状输入的原因分析与处置建议生成。最后，构建远程协同体系，当客户反馈故障后，系统自动匹配知识库案例并输出分步维修指令，支持视频协作指导以替代现场介入，同时经专业培训的工程师可更高效执行远程诊断。AI技术通过构建售后专业知识库，在尊重数据主权前提下将历史数据转化为可复用的智能资产，实现全球化运维经验的高效应用，为电解槽维护提供了低摩擦、高弹性的支持。

²⁵ Ashish K Saxena, AI-driven optimization for green hydrogen production efficiency, Journal of Scientific and Engineering Research, 2024, 11(6):145-155

²⁶ Sharif Md Yousuf Bhuiyan, Adar Chowdhury, Md Shahadat Hossain, Saleh Mohammad Mobin, & Imtiaz Parvez. (2025). AI-driven optimization in renewable hydrogen production: a review. American Journal of Interdisciplinary Studies, 6(1), 76-94. <https://doi.org/10.63125/06z40b13>



综上所述，AI技术有望在制氢端的研发、生产、运营和维护方面得到应用，使氢能生产更加经济高效，加速氢能商业化进程。氢能委员会（2024）的报告表明，通过使用人工智能优化电解槽的运行，可以将绿色氢气生产效率提高10%-15%，通过实时调整电解槽的电力输入或温度等参数，可以使其更接近理论最低值。欧洲氢能协会（2023）的研究表明，在设备的预测性维护中使用人工智能可以将计划外停机的概率降低30%-40%，维修人员和备件费用将因此减少。氢能委员会（2024）的报告指出，通过部署集成可再生能源与电解槽系统的智能控制及自动化解决方案，可将系统容量系数提升25%-30%，提高单位资本投资产出率（表1）。

表1：AI技术驱动绿氢制取降本增效

评估指标	当前值 (2023)	AI优化提升效果	数据来源
能耗降幅	基准值	最高可达10%	氢能委员会（2024）
运营成本削减	基准值	约15%	氢能委员会（2024）
氢气产量提升	基准值	20%	欧洲氢能协会（2023）
电解槽寿命延长	标准寿命	延长20%	市场分析集团（2024）
预测性维护效果	基准值	设备故障率降低30%	欧洲氢能协会（2023）

资料来源：AI-Driven Optimization for Green Hydrogen Production Efficiency，毕马威分析

2.3 储运端

1. 加速储氢材料筛选，提升储氢材料性能

储氢技术主要分为气态、液态及固态三种形式。气态储氢依赖高压压缩实现氢气存储，具有技术成熟、充放迅速的优点，但存在体积能量密度低和安全风险；液态氢储存通过深度冷冻液化提升储氢密度，适用于长距离运输，但液化过程能耗高且存在持续蒸发损耗；固态储氢通过物理吸附或化学吸附机制实现氢存储。其中，固态储氢凭借高储氢能力、优异的安全性和可逆性成为前沿方向，具有广阔的商业化应用前景。

储氢最关键的挑战之一是识别具有高储氢能力和长期稳定性的材料。传统的材料发现依赖于试错实验，这既耗时又耗费资源。最新研究表明，AI技术通过预测储氢材料特性并动态优化储运参数，加速发现高容量、低能耗、长寿命的储氢材料。基于机器学习的多尺度建模突破传统试错局限，通过解析材料微观结构与储氢性能的复杂映射关系，实现高性能材料靶向筛选；利用人工神经网络模型预测储氢材料的性能、优化储氢容器设计；通过多维数据分析，人工智能增强了对氢气吸附、扩散以及与材料微观结构相互作用的理解，提高了储存性能。Athul等人利用美国能源部储氢材料数据库和开放量子材料数据库，采用ML算法来识别用于储氢的稳定金属间化合物，研究产生了349,772种假设的金属间化合物，其中8,568种被鉴定为稳定的材料²⁷。ML模型被用于固态储氢系统，以预测镁基和钛基材料中的氢吸附性能，从而减少对广泛实验测试的需求²⁸。

此外，AI技术在MOF（金属有机框架）固态储氢中大有可为。MOF凭借超高比表面积与可调孔结构，通过物理与化学结合的方法可实现高密度稳定储氢，经金属掺杂、配体修饰等优化后，不仅储氢密度与循环稳定性显著提升，更能在常温低压下实现氢的安全吸附与释放，解决了传统氢能储运的安全隐患与成本难题。但是，MOF的选型面临巨大挑战，其金属节点与有机配体的理论组合有无数种，并且结构庞杂，传统方法难以高效筛选。MOF材料的选型对AI技术有较大的需求，通过研发定向大模型，选择出特种结构的材料，加速MOF储氢进展。例如，某公司将AI技术用于MOF材料选型，通过筛选12,478种MOF结构，确定具有最高膜选择性和最高MPS的MOF材料的结构特征。

²⁷ Yusong Ding, Lele Tong, Xiaolin Liu et al. Artificial intelligence-driven innovations in hydrogen storage technology, *Energy & Environmental Materials*, Volume8, Issue5 September 2025.

²⁸ Paulina Quintanilla, Ayman Elhalwagy, Lijia Duan, et al. Artificial intelligence and robotics in the hydrogen lifecycle: A systematic review, *International Journal of Hydrogen Energy*, Volume 113, 2025, Pages 801-817, ISSN 0360-3199, <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2025.03.016>.



2. 规划氢气运输方案，提升氢气运输安全性

氢气运输包括公路或铁路运输、船舶海运及管道输送三种方式。公路或铁路运输作为基础配送手段，通过高压气瓶或集装格为实验室和加氢站等终端用户提供用氢需求。船舶海运依托大型液氢储罐与专用运输船实现氢能跨洋输送，单次运载能力大幅超过陆路工具，航路规划规避陆地人口密集区，安全性较高。管道运输凭借天然气或专用氢气管网实现氢气输送，具备运量规模大、距离适应性强、能耗与单位成本低的突出特点。然而纯氢管道因建设投资高、周期长及维护复杂等现实约束，现阶段管网覆盖范围仍显有限。

氢气的运输过程中，通常需综合考量交通信息、气象数据及时间等因素，人工智能通过学习历史路线数据，结合交通流量、路况、速度限制等信息，规划最优路线。例如，某公司的AI调度系统与加氢网络数据实现深度对接，结合车辆氢耗、载重及行驶路线等关键信息，能够规划最佳加氢时机与站点，从而解决氢能物流车辆补能效率低、成本高的问题，进一步提升整体运营效率²⁹。

与此同时，利用AI技术预测氢泄漏，提升氢气运输安全性。AI储氢管理系统通过实时监测储氢罐的压力、温度、泄露等关键参数，能够及时预警潜在风险，保障设施安全。同时，结合历史数据，AI算法能够预测储氢罐的充放气需求，减少能量损失。然而，AI技术在这一领域的应用仍然不足，面临数据集不一致、易受网络攻击等障碍。

²⁹ 氢能+AI！云韬氢能×智卡科技，共同推动18吨氢能重卡商业化落地，国际氢能网，2025年9月16日，<https://h2.in-en.com/html/h2-2443754.shtml>

2.4 加氢站

氢能产业当前处于产业化初期阶段，基础设施部署滞后，尤其是加氢站点覆盖不足。根据统计，截止2024年底，全球44个国家和地区部署了1,369个加氢站，416个加氢站正在规划或建设中³⁰。在有限的基础设施建设中，AI技术主要聚焦于加氢站运维优化与安全监控等场景。

加氢站部署AI管理系统实时聚合氢气储备量、设备运行状态及车辆加注需求等动态信息，基于深度强化学习算法，预测短时加氢高峰，并自动调整压缩机启停策略与储罐压力等级，实现供氢能力与需求波动的动态匹配。同时，通过分析设备历史运行数据，提前生成预防性维护工单，减少非计划停机时间，提升设施利用率。例如，某企业在全球部署了200座加氢站，其中75%配备智能管理系统，利用AI算法实现供需动态匹配，运营效率提升40%³¹。

加氢站安全监控体系的创新体现在AI技术驱动的风险预警机制。AI系统持续采集储氢罐压力传感器、温度传感器及管路流量计等数据，当关键参数出现异常征兆时，系统将在秒级内触发多级响应：同步关闭供氢阀门、启动泄压装置并向监控中心发送定位报警信息。这种基于算法深度学习的主动防御模式，将传统被动处置转化为事前干预，大幅降低氢气泄漏或设备过载风险。例如，某公司的“基于AI辅助的氢能充装管控方法及系统”通过智能感知技术，实时采集高压储气瓶上的温度传感器和压力传感器数据，借助车载控制器与通信模块将数据传输至中央控制器，经过AI算法的深度分析，当压力监测数据超出正常范围的5%或温度变化速率超过每分钟5°C时，系统会立即判定为异常状态，并自动调整加气参数甚至暂停加气操作。通过引入AI安全监控，加氢站潜在安全事故的发生率降低了约70%，显著提升了加氢站的安全运营水平³²。



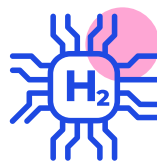
³⁰ 80% of global hydrogen refueling stations are located in just five countries, February 2025, <https://interactanalysis.com/insight/80-of-global-hydrogen-refueling-stations-are-located-in-just-five-countries>

³¹ 林德集团氢能战略深度解析：技术引领与全球布局下的能源未来，GCNR，2025年4月3日，<http://www.mifce.org/newsinfo/8185223.html>

³² 厚普股份推进AI技术融入氢能充装 赋能装备智能化升级，新浪财经，2025年4月26日，<https://finance.sina.com.cn/jjxw/2025-04-26/doc-ineunexf8895357.shtml>

2.5 用氢端

氢能的核心应用涵盖工业、交通及发电等领域。当前AI技术在氢能领域的应用集中于交通板块，典型场景包括燃料电池车辆能效优化与氢动力无人机智能控制系统等。



1. 燃料电池车

研发环节：AI技术推动燃料电池系统研发按下“加速键”

近年来，人工智能尤其是机器学习和深度学习的突飞猛进加速燃料电池材料的研发进程。AI技术对材料研发的革新已经在制氢部分有详细的论述，此处不再赘述。此外，AI技术对燃料电池系统研发也起到重要作用。

控制器作为燃料电池系统的核心决策单元，软件技术的优化和管理有助于丰富控制器的功能，对于提升燃料电池经济性、耐久性、动力性及可靠性起到重要作用。大语言模型（LLM）等人工智能技术的融合应用，正从软件测试等方面赋能控制器。当前燃料电池系统软件测试面临需求文档的非结构化特征导致测试覆盖率不足、人工编写用例效率低下等挑战。基于大语言模型的测试智能体通过深度语义解析燃料电池系统非结构化需求文档，实现测试用例的自动化生成与评估。该技术显著降低人工依赖，规避人为偏差风险，在提升用例生成效率的同时，保障输出结果的准确。例如，某公司应用大语言模型后，燃料电池系统软件测试效率提升40%以上，并高效扩充2,600多条测试用例，提升了燃料电池系统在不同场景下的软件测试能力³³。

生产环节：依靠AI视觉学习解决检测难题

在膜电极生产过程中，由于多层软性材料的复杂背景干扰，常规图像算法对气泡、褶皱等缺陷的识别精度不足，导致检测环节高度依赖人工目视检查。该检测模式判定标准难以统一，并且当面临每日数千片的检测量时，人力负荷较大。基于人工神经网络架构，通过训练AI识别膜电极表面不同位置气泡的形态特征及其与产品合格率的关联规律，建立智能化质量判定模型，AI系统将承担首道质检任务，实现毫秒级自动筛查。经初筛的膜电极仅需人工随机抽检数十片进行复核验证，人力投入大幅降低，检测效率与一致性将获得提升。例如，某公司将人工智能中的深度学习技术与传统算法创新性地结合，应用于氢能视觉缺陷检测的关键环节，不仅提高了气泡缺陷检测准确率，还令缺陷检测工作从单一识别转向深层次的缺陷分类，优化了产品筛选和缺陷根源分析的流程。客户反馈这一技术预计使漏判率降低0.5%，质检人员的工作负担减轻20%，人工成本降低5%³⁴。

³³ “最强大脑”升级2.0 人工智能驱动燃料电池系统全新体验，新浪财经，2024年11月29日，<https://finance.sina.com.cn/roll/2024-11-29/doc-incxsxxv2085064.shtml>

³⁴ XDC+助力某氢能燃料电池企业视觉检测技术升级，艾邦氢能技术网，2025年10月20日，<https://www.htech360.com/a/31719>

运营环节：动态优化燃料电池车续航里程和规划路线

基于多层技术架构的燃料电池汽车AI管理系统，通过数据采集、分析及执行等，实现燃料电池车续航里程的动态优化。首先，AI管理系统通过遍布车身的传感器网络收集燃料电池的工作状态、驱动电机的运转参数以及车辆实时动态等数据。其次，对收集的原始数据进行清洗过滤，剔除异常干扰信号确保信息真实可靠，通过智能算法对数据进行挖掘和分析。最后，基于数据的分析结果，AI系统对燃料电池进行优化控制。例如，在车辆启动和低速行驶等动力需求弱时，AI系统可以调整燃料电池的运行参数，减少能源消耗。

AI技术通过数据驱动的燃料电池车动态能源管理，结合实时交通流与加氢站分布数据，动态生成氢能消耗最优的行驶路线，有效降低无效行驶距离并避免临时补氢需求。例如，某公司于2025年推出氢燃料电池车搭载的FCEV智能路线规划系统，能够在检测到燃料不足时，自动为驾驶者规划最优行驶路线，并智能推荐沿途加氢站。该系统不仅实时显示各站点的燃料供应情况，还会根据空调使用状态动态调整剩余续航里程的预估³⁵。

维护环节：构建AI故障预警平台，让故障止步于萌芽

在燃料电池车的商业化运营中，及时发现系统潜在运行风险、将故障遏制于萌芽状态，对于提升燃料电池系统可靠性和寿命非常重要。传统的故障排查方式高度依赖人工经验与介入，不仅耗费大量人力资源，其响应速度和精准性也难以满足高效运维的需求。因此，构建基于AI大数据的故障识别与预警平台成为关键解决方案。故障预警平台通过对海量运行数据的分析，能够在故障刚刚显露征兆时便进行精准标记并发出预警；在车辆出现轻微单低故障时，快速锁定潜在成因并确定优化措施，助力运维人员迅速排除故障，防止其恶化升级影响系统正常运行。依托AI大数据平台实现的“提前介入，防微杜渐”预警机制，能够降低故障发生率及售后维护成本。更为重要的是，故障预警平台在运行中持续积累的数据以及捕捉到的细微问题，能够不断反馈至产品研发端，形成“问题识别-解决-迭代”的优化流程，持续推动燃料电池系统可靠性与技术成熟度的提升。



³⁵ 设计革新，技术突破 现代汽车正式推出第二代氢燃料电池车全新NEXO，网易，2025年4月3日，<https://www.163.com/dy/article/JS839PMN05567F0Z.html>

案例

某公司打造AI平台赋能燃料电池车辆运维管理

为应对燃料电池汽车规模化运营带来的挑战，某公司构建起从研发到售后的全链路智能协同平台，打通“数据采集-智能分析-策略优化-知识沉淀”的全价值链。

在燃料电池车辆智能运营管理方面，AI平台实现了高效数据处理与主动决策优化。AI平台能够在三小时内完成2,000辆车队的周度运营分析，涵盖经济性、可靠性与耐久性等多维度评估。借助AI平台，用户可通过自然语言交互（如“查询上海闵行公交运营状况”）直接触发分析流程，系统自动解析语义需求，转化为结构化指令调用底层算法API，实现对关键指标的深度洞察。AI平台可以实时监测电池单节衰减速率并对比预设老化阈值，同区域运营车辆能效横向比对以识别异常，以及软件控制策略版本与车辆工况的匹配度验证，分析结果经由可视化模块呈现，驱动快速策略迭代。例如，针对能效异常车辆，可结合后台软件策略数据快速定位问题根源并推送优化方案，提升客户响应效率。

在燃料电池车辆售后运维领域，AI平台构建了融合物联网数据与专家经验的知识中枢。为破解传统跨部门协作瓶颈，如研发—售后邮件流转导致的响应滞后，平台部署了数字化运维 workflow：研发人员通过数据平台提交故障现象与初判结论，系统自动生成带时间戳和责任人的电子工单；售后部门接收精准定位指令后，需在24小时内完成现场诊断并反馈根因分析。更重要的是，平台建立了结构化知识库与AI辅助诊断引擎。每辆车都有一个“病历本”，涵盖从研发到售后的所有环节，所有历史维修案例均按“现象-诊断-措施”模式转化为标准化知识节点，形成故障特征知识库。当故障发生时，系统自动关联实时车况数据，与知识库进行模式匹配，为维修人员提供处置建议。

该平台深度整合车辆运营数据与售后运维流程，形成覆盖燃料电池汽车全生命周期的闭环管理体系，实现在营车辆总体能耗降低8.4%，售后响应时效提升，以及故障二次发生率下降。

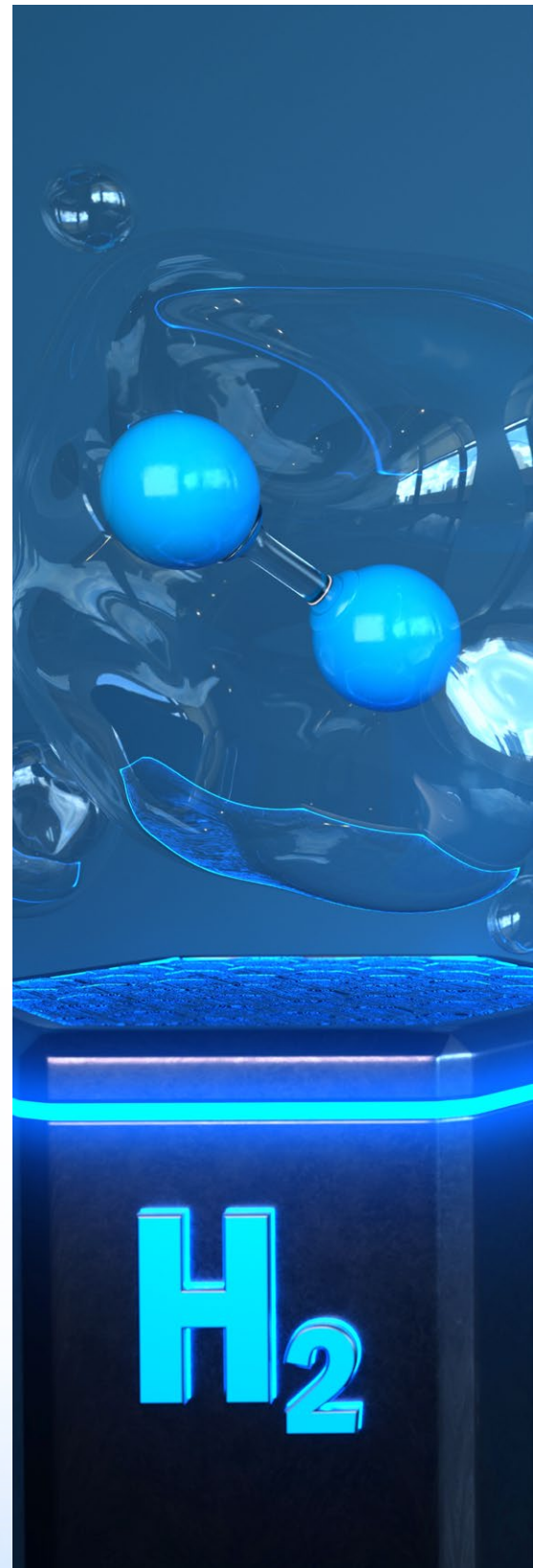
2. 氢动力无人机

无人机是氢能在交通领域的另一个重要应用场景。氢动力无人机采用常温常压固态储氢方案，较高的质量能量密度延长了飞行时间，分钟级换氢操作提升了能源补给效率；燃料电池与缓冲电池通过电气隔离架构保障持续稳定供电，动态响应模块则借助功率单元智能协同增强系统应对突发负荷的敏捷性。在此基础上，异构边缘计算平台构建核心运算中枢，依托并行计算架构释放本地算力，并通过日志记录、在役标注及持续优化形成数据闭环，实现算力资源与能耗控制的合理匹配。

搭载先进算法的氢动力无人机突破传统依赖卫星信号与预编程作业的局限。基于激光雷达、毫米波雷达与通导一体技术，结合边缘计算架构，系统在无卫星信号或强电磁干扰环境下仍可实现高自主避障与航线规划。例如，某公司开发的L4级自主飞行系统将决策逻辑下沉至机载端，建立毫秒级“感知-决策-行动”闭环，无需飞手介入即可降低事故率90%，提升作业效率40%³⁶。这标志着无人机正从“载具”向“智能体”演进，为低空经济注入新动能。

氢动力AI无人机的自主避障与智能航路规划能力拓宽了应用场景：在变电站智能巡检中，抗干扰导航技术有效应对强电磁环境与卫星信号失效风险；军用领域通过多源融合SLAM模块，在通信拒止环境下保持厘米级定位精度；铁路巡检定制化系统克服列车风扰与电网干扰，满足严苛安全标准；城市环境监测则集成物联网与AI图像识别技术，实现大气污染物的大范围无人值守监测，并同步支持应急响应任务。

值得注意的是，氢动力AI无人机在国际象棋对弈中验证了技术融合价值。以北京某氢动力AI无人机为例，氢燃料电池提供稳定长效能源支撑复杂作业持续运行，AI决策系统实现厘米级棋局感知与实时博弈策略优化。机载L4级自主飞行架构融合多传感器数据，驱动机械臂精准定位棋子坐标，配合实时力反馈完成自适应抓取。AI深度强化学习系统不仅能够“感知”棋局，更能深度“理解”棋局，实时更新博弈策略，完整展现智能决策能力。



³⁶ 氢源智能全球首发L4级“具翼智能”AI无人机发布，开启“空中机器人”自主飞行新时代，氢源智能官网，2025年8月11日，<https://www.mof-robot.com/nd.jsp?id=76>

2.6 安全领域

氢安全问题包括泄漏检测、爆炸风险缓解、材料相容性评估、存储系统优化、基础设施开发规划、扩散行为预测、燃烧特性分析、公众认知管理、应急响应规划和环境影响评估等³⁷。与其他气体燃料一样，从生产、储存、运输到终端用氢的整个氢能产业链中，氢泄漏及随后产生的危险是主要风险。

人工智能领域中包括人工神经网络（Artificial Neural Network）、机器学习算法（ML）、计算机视觉（CV）和数据融合技术在内的方法可以通过实现更强的探测能力、更快的响应时间、预测性建模和主动风险缓解，为实现一个更安全、更有韧性、并最终可持续的氢经济铺平道路。



1. 人工神经网络（ANN）探测氢泄露及评估潜在危害

ANN的核心原理是通过模仿人脑神经元处理信息的方式，来学习和识别复杂数据中的非线性模式。氢安全场景下的数据（如传感器读数、环境参数、图像特征）往往是高度复杂且相互关联的，传统基于规则或线性模型的方法难以准确捕捉其内在规律。ANN恰好能弥补这一不足。

ANN在氢安全领域的场景应用主要集中在快速有效地探测氢气泄漏与浓度预测。传统的氢传感器可能存在交叉敏感性或响应漂移。通过将传感器与ANN相结合，可以构建智能传感器系统。ANN能够学习并过滤掉环境温度湿度变化、其他气体干扰等噪声，从而从微弱、复杂的信号中精准地识别出氢气的存在，并准确预测其浓度。例如，ANN与长周期光纤布拉格光栅（LPFBG）等传感器相结合，能够根据氢气浓度精确预测传输功率，相比单独的实验数据展现出更优越的性能和计算效率³⁸。

检测到泄漏后，ANN在评估潜在危害和提供实时风险预警方面也潜力无限。物理信息神经网络（PINN）等先进的ANN模型，可以融合流体力学方程和实时监测数据，快速预测氢气云的扩散范围、浓度分布以及达到爆炸极限的时间。这比传统的CFD（计算流体力学）模拟要快上几个数量级。可以为现场人员提供实时的、可视化的风险区域图，指导他们进行安全疏散和有效处置，避免盲目进入危险区域。

³⁷ Artificial Intelligence-Driven Innovations in Hydrogen Safety, <https://www.mdpi.com/2673-4141/5/2/18>

³⁸ 同上



2. 机器学习（ML）算法减轻氢泄露风险并优化存储系统

ML是人工智能的一个更广泛的分支，它包含ANN，但同时也涵盖了如支持向量机（SVM）、决策树、随机森林等更多样的算法。因此，ML在氢安全领域的应用，在思路上与ANN一脉相承，但在方法上更加丰富和多元，被视为用于预测、检测和风险缓解的变革性工具。

ML算法的核心原理是让计算机从数据中自动学习规律和模式，并利用这些规律来完成预测、分类、聚类或决策任务。相比于ANN，许多ML算法（如决策树等）具有更好的可解释性，这在需要追责和理解决策逻辑的安全领域尤为重要。

ML算法在氢安全领域中的核心落地场景是氢泄露检测和风险分级。利用随机森林或SVM等监督学习算法，可以训练一个高效的泄漏检测模型。该模型能综合分析来自多个传感器的、多维度的数据，不仅能判断是否发生泄漏，还能根据泄漏的严重程度进行风险分级，帮助运维人员优先处理最高风险的事件。相比传统基于单一阈值的报警，ML模型能显著降低误报率和漏报率，并提供更丰富的风险情景信息。而无监督学习可以被用于区分管道中的泄漏与非泄漏状态，有助于传感器优化。

此外，利用最小二乘支持向量机（如LSSVM）这一回归模型，可以预测多孔碳介质在氢气吸收方面的有效性。通过寻找性能更优的新型固态储氢材料，从而实现氢存储系统的优化。

3. 计算机视觉（CV）与模式识别探测工业环境中的氢泄露

计算机视觉（CV）与模式识别技术，提供了一种非接触、大范围和直观可视的全新探测范式，使安全系统不仅能“闻到”泄漏，更能“看到”泄漏及其引发的微妙环境变化。

其核心原理是利用图像分析和处理算法，如卷积神经网络（CNNs）和区域CNN（R-CNNs），来解释视觉线索和模式，从而捕捉由氢泄漏引发的、人眼不可见的物理或化学现象，再通过AI算法对图像/视频流进行智能分析和模式识别，从而实现泄漏的探测、定位和评估。

2.7 氢能对AI技术发展的赋能

1. 算力即电力：AI推动数据中心成为新增用电需求主力

随着AI技术的发展，尤其是生成式AI的爆发式增长，正以一种始料未及的强度，将作为数字基建的数据中心迅速演变为全球新增用电需求中最具颠覆性的增长主力。过去的用电增长主要由工业化和居民电气化驱动，而未来的增量版图，预计将被AI算力的指数级扩张所主导。

与传统云计算主要进行存储和通用计算不同，AI计算是高密度的、并行的张量运算，其功耗和散热需求都远超普通服务器。根据施耐德电气的测算，一个传统的IT机柜功率密度通常在5-10千瓦，而一个承载了AI服务器的机柜，其功率密度可以飙升至50-100千瓦，增长了近10倍。这意味着，在相同的物理空间内，AI数据中心的耗电量是传统数据中心的数倍甚至数十倍³⁹。

国际能源署（IEA）数据显示，预计到2030年全球数据中心的耗电量将翻倍，达到945太瓦时，基本等同于当前日本的年用电量。其中美国与中国将成为数据中心耗电量增长的主要地区，预计到2030年占全球数据中心耗电量的80%⁴⁰。同时IEA也明确指出，这一轮前所未有的增长，其主要驱动力正是人工智能的蓬勃发展。

这种由AI驱动的用电需求，不仅体现在总量上，更体现在其对电网的结构性影响上。AI数据中心追求全天候不间断的高质量电力供应，对电网的可靠性提出了极致要求。同时，为了满足ESG的要求，谷歌、亚马逊以及微软等科技巨头都已承诺在2030年前使用100%的可再生能源，这使得它们成为绿电市场最主要的购买方⁴¹。由此可见，AI驱动的电力不仅在消耗电力，更在深刻地改变着电力的生产和交易方式，倒逼着全球能源系统向更清洁、更智能的方向加速转型。

2. 氢能作为清洁能源/氢储能对AI赋能的优势

氢能作为一种独特的清洁能源载体，正从脱碳、可靠和去中心化三个层面，为AI的未来发展赋能。

首先，氢能为AI所需大量算力的绿色化提供了脱碳方案。虽然风能、太阳能等可再生能源是清洁的，但其固有的间歇性和不稳定性，难以直接满足AI数据中心全天候不间断的高质量电力需求。而绿氢能将非稳态的风光电力，转化为可被长期储存和随时调度的零碳燃料。



³⁹ 应对智算中心的变革与挑战 可持续发展依然是重要命题，中国日报网，<https://caijing.chinadaily.com.cn/a/202311/21/WS655c4c91a310d5acd876bfef.html>

⁴⁰ Energy demand from AI, IEA, 2025, <https://www.iea.org/reports/energy-and-ai/energy-demand-from-ai>

⁴¹ 为了全天候无碳能源，谷歌、微软、亚马逊开启买买买模式，财经头条，<https://finance.sina.com.cn/cj/2024-06-26/doc-incaatqw9758613.shtml>



通过在数据中心旁部署氢燃料电池发电系统，可以将绿氢高效、稳定地转化为电力，从而为AI的运行提供真正意义上的、100%的绿色电力。例如Lambda 超级智能云近期部署了业界首个氢能驱动、生产级别的英伟达 GB300 NVL72 系统。该园区是一个零用水、零排放的离网模块化数据中心，完全依靠氢燃料电池为 AI 推理和基础模型训练提供能效。由 Supermicro 构建的 GB300 NVL72 系统每台可提供 142 kW 的计算能力，通过直接到芯片的液冷系统进行冷却，这些液冷系统由中央冷量分配单元（cooling distribution units, CDU）提供水源，而水作为发电的副产品被循环利用⁴²。

其次，氢储能为永不掉线的AI服务提供可靠基石。如自动驾驶平台、金融交易等 AI服务的瞬间中断可能造成灾难性后果。传统上，数据中心依赖柴油发电机作为备用电源，但这既不环保，也面临燃料存储和维护的挑战。氢储能系统，以其长时储能、快速启动、零排放的优势，正成为柴油发电机的理想替代品。在电网故障或极端天气等情况下，部署在数据中心的氢燃料电池可以在毫秒级时间内响应，提供长达数天甚至数周的稳定备用电力，确保AI服务永不掉线。这为整个数字社会的基础设施提供了一道前所未有的安全韧性屏障。例如Plug Power与亚马逊达成协议，为亚马逊的数据中心提供氢燃料电池备用电源，标志着氢能在数据中心领域的应用迈出了重要一步⁴³。

最后，氢能正驱动AI实现去中心化，实现真正的普惠。AI的未来不仅在于云端的数据中心，更在于深入工厂、矿山、田野的边缘计算节点。这些场景往往缺乏可靠的电网接入。氢能作为一种可运输、可模块化部署的能源，使得在任何地方部署独立的AI算力成为可能。一个氢燃料电池动力模组，就可以为一个偏远地区的5G基站、一个智慧农业的边缘服务器、或一个灾后重建的移动指挥中心提供持续的电力。

⁴² Lambda and ECL Bring the First Hydrogen-Powered NVIDIA GB300 NVL72 Systems Online, <https://www.businesswire.com/news/home/20250923779565/en/Lambda-and-ECL-Bring-the-First-Hydrogen-Powered-NVIDIA-GB300-NVL72-Systems-Online>

⁴³ Amazon Becomes Major Green Hydrogen Purchaser, <https://www.aboutamazon.com/news/sustainability/amazon-adopts-green-hydrogen-to-help-decarbonize-its-operations>

03

全球 “AI+氢能” 实践



3.1 全球氢能AI相关投资有望快速增长

在全球能源绿色转型的背景下，氢能产业正在经历智能化升级与结构性变革。近年来，越来越多的国家和地区制定了氢能发展战略。国际能源署（IEA）数据显示，中国、美国和欧盟已经宣布了各自的氢能发展战略。截至到2024年，全球已有65个国家制定了氢能战略，其中29个为新兴经济体⁴⁴。随着政策支持和技术进步的双重推动，全球范围内有许多氢能AI相关项目正在实施或规划中，涵盖制氢、储氢、运氢、燃料电池及综合应用等多个领域，《2023年全球氢能评论》调查显示，全球范围内已有超过50个具体项目在绿色氢气生产过程中部署了人工智能技术⁴⁵。值得注意的是，多个具有代表性的项目在2023年已成功运用人工智能技术，显著提升了绿色氢气的生产效率及其经济可行性（表2）。

表2：全球绿氢生产效率分析与预测

评估指标	2023年基线值	2030年预测值	数据来源
全球电解槽装机容量	25吉瓦（GW）	超过80吉瓦（GW）	国际能源署（2023）
电解系统效率	60-80%	超过90%（经AI优化）	可再生能源协会（2024）
AI优化项目数量	150个项目	预计翻倍	《全球氢能评论》（2023）
AI驱动能耗降幅	基准值	最高可达10%	氢能委员会（2024）
AI驱动成本降幅	基准值	约15%	氢能委员会（2024）

资料来源：AI-Driven Optimization for Green Hydrogen Production Efficiency，毕马威分析

展望未来，人工智能解决方案在绿色制氢领域的应用市场将在全球范围内呈现显著增长态势。预测在2024年至2030年期间，绿色制氢领域将保持12%的复合年增长率（CAGR）⁴⁶。这一预期主要受到以下关键因素的驱动，首先随着各行业对清洁能源利用率的持续提升，绿氢的需求不断增加；其次，由于生产商追求成本优化与产能提升，因此在生产过程优化和设备维护领域，人工智能与自动化技术的投资正快速增长；最后，与人工智能软件、传感器和物联网连接相关的成本持续下降，使得人工智能解决方案更具经济性，进一步推动了人工智能技术在绿色制氢领域的广泛应用。

⁴⁴ Global Hydrogen Review 2025, IEA, 2025, <https://www.iea.org/reports/global-energy-review-2025>

⁴⁵ Global Hydrogen Review 2023, IEA, 2023, <https://www.iea.org/reports/global-hydrogen-review-2023>

⁴⁶ Ashish K Saxena, AI-driven optimization for green hydrogen production efficiency, Journal of Scientific and Engineering Research, 2024, 11(6):145-155

3.2 欧洲氢能战略政策及AI赋能氢能案例

欧盟在氢能领域的发展具有全球领先地位，其氢能战略目标和政策重点主要是提升氢能生产规模以及实现清洁能源的可持续发展。2020年，欧盟发布《欧洲氢能战略》，提出到2030年，安装至少40吉瓦可再生能源电解槽，达到可再生能源制氢年产量1000万吨，使氢能成为综合能源系统的重要组成部分⁴⁷。到2024年，欧盟委员会宣布欧洲共同利益重要项目（IPCEI）及跨境能源基础设施项目两项资助，合共投入75亿欧元（约合584亿元人民币）支持氢能和跨境能源基础设施建设⁴⁸。

另外，2025年欧盟委员会启动公众咨询，以制定即将发布的能源领域数字化和人工智能（AI）战略路线图，该路线图旨在支持在脱碳关键领域推广包括人工智能在内的数字化解决方案⁴⁹。由此可见，欧盟希望通过政策支持和AI技术创新，推动氢能成为实现碳中和的重要支柱。



1. 德国：加快氢能基础设施建设进程，推动氢能产业发展

为了加快各领域的脱碳进程，德国制定一系列举措推动氢能发展，具体涵盖氢能价值链及氢能基础设施领域建设等。2023年7月，德国联邦内阁决议通过更新版《国家氢能战略》，目标是加快氢能市场的发展，以便于适应更高的气候保护目标和能源市场新的挑战，该战略提出的措施覆盖了整个氢能价值链，且许多举措在战略更新编制阶段便已开始实施⁵⁰。

在基础设施建设方面，2024年6月，德国政府批准通过《氢能加速法案》，其核心目标是加快氢能基础设施、进口及生产设施的建设步伐，目标到2030年成为氢能技术领先国家。除此以外，德国加入了欧洲氢气骨干网计划，规划建设5条大型“氢能走廊”，并计划在2027至2028年前改造和新建超过1800公里的氢气管道，这些线路将获得“欧洲共同利益重要项目”计划的部分支持⁵¹。

⁴⁷ 欧盟委员会发布欧洲氢能战略，中国科学院科技战略咨询研究院，2020年10月15日，https://casisd.cas.cn/zkcg/ydkb/kjzcyzxb/2020/zczxkb202009/202010/t20201015_5717030.html

⁴⁸ 欧盟投入75亿欧元支持氢能和跨境能源基础设施建设，中国科学院科技战略咨询研究院，2024年6月6日，https://casisd.cas.cn/zkcg/ydkb/kjzcyzxb/2024/kjzcyzxb2404/202406/t20240606_7185505.html

⁴⁹ 欧盟能源领域数字化和人工智能应用路线图公开征求意见，国际能源网，2025年8月20日，<https://newenergy.in-en.com/html/newenergy-2444138.shtml>

⁵⁰ 德国氢能发展——基础设施、政策激励、国际合作全方位推进，国际氢能网，2023年8月7日，<https://h2.in-en.com/html/h2-2427356.shtml>

⁵¹ 德国加快推动氢能产业发展（国际视点），人民网，2024年8月12日，<https://world.people.com.cn/n1/2024/0812/c1002-40296775.html>

除了政策的推动，AI技术在氢能领域同样发挥着重要作用。下面将通过一些案例分享，展示出德国氢能领域与AI技术的结合与发展。

案例一

政府利用AI技术推动氢能基础设施建设

德国联邦城市建设和住房部正在开发一个由AI支持的平台，以加速规划和审批流程，并建立全国性的氢能网络。该平台由德国政府的气候与转型基金资助，于2025年4月推出。“汉堡氢能产业网络”（HH-WIN）将被整合到这个氢气网络中。该AI平台将数字化映射与核心氢气网络相关的所有审批程序，并简化流程。AI的引入不仅提升了氢能基础设施建设效率，还为氢能产业链的整体发展提供了重要的数字化支持⁵²。

案例二

政府拨款1.54亿欧元支持氢能技术开发

德国联邦数字事务和运输部投资1.54亿欧元，促进氢能技术中心的发展。这项投资主要覆盖开姆尼茨市和德国北部的集群，包括不来梅、不来梅哈芬、汉堡和斯塔德。氢能中心作为孵化器，旨在支持中小型公司和供应商行业，特别是向气候友好型技术转型。通过基础设施的最新开发、检查和测试，为将新应用程序推向市场成熟创造了条件⁵³。

2. 法国：为氢气产业发展提供财政补贴与技术研发

法国政府近年来积极推动氢能产业发展，政策内容主要是提供财政补贴、进行新能源研发等。在财政补贴方面，2025年4月，法国政府更新了《国家氢能战略》，将设立一项总额达40亿欧元的支持机制，在未来15年内保障低碳氢相较于化石燃料制氢的市场竞争力⁵⁴，逐步建立起长期支持机制。在新能源研发方面，法国政府在2023年批准了一项“研究项目”，以探索Pyrénées-Atlantiques地区的天然氢气。除此以外，法国政府还将拨出资金用于生产绿色氢以及核能氢，希望能在法国创造出一条独有的氢能价值链。

除了政府政策的支持，法国氢能企业也在推动AI技术与氢能的融合发展。在过程中，AI技术逐步渗透到氢能

⁵² AI platform accelerating approval procedures for hydrogen projects, Hamburg Business, Dec 12, 2024, <https://hamburg-business.com/en/news/ai-platform-accelerating-approval-procedures-for-hydrogen-projects>

⁵³ Germany Allocates EUR 154 Million to Support Hydrogen Technology Development Across Key Hubs, fuelcellworks, March 7, 2025 <https://fuelcellworks.com/2025/03/07/green-investment/germany-allocates-eur-154-million-to-support-hydrogen-technology-development-across-key-hubs>

⁵⁴ 法国修订《国家氢能战略》 计划投入40亿欧元支持低碳氢能发展, 新华网, 2025年4月18日, <http://www.xinhuanet.com/world/20250418/caa15c51162b4677aa5c948fb903d989/c.html>

案例一

某公司推动绿色制氢的智能化升级

AI技术的引入不仅能提升制氢过程的智能化水平，还能为绿色氢能的大规模生产提供重要的技术支撑。该公司为HYIELD项目的示范工厂设计一个基于人工智能的数字孪生系统，助力工厂从废物中生产绿氢。该系统的功能包括：提供运营成本估算、生产预测和优化生产流程，实现对制氢过程的精准管理和优化，从而提升绿色氢气生产的经济性和可持续性⁵⁵。

案例二

某公司利用AI技术识别天然氢地下储层

法国某天然氢勘探公司正在利用人工智能技术，助力识别比利牛斯山脉中的天然氢地下储层，尤其是在其康明格斯勘探区。该公司开发的HOREX®技术，融合了人工智能、地质学、地球物理学和地球化学，能够全面绘制从烃源岩到储层的氢气系统。这项技术已于2025年4月通过大量土壤气体数据验证，并计划在Hautes-Pyrénées地区开展进一步的低环境影响成像工作⁵⁶。

案例三

某项目通过数字与AI工具的结合优化氢能生产

法国两大能源集团签署了一项合作协议，在2024年设计和开发法国最大的可再生氢气生产基地——Masshyla项目。Masshyla项目是法国规模最大的可再生氢生产基地之一。该项目采用了先进的数字技术和人工智能工具，用于优化生产流程并确保工业安全。此外，Total和Engie还扩大了与工业人工智能企业ognite的合作伙伴关系，利用数据和人工智能来提高其资产的运营绩效⁵⁷。



⁵⁵ Eurecat to design an AI-based digital twin to produce green hydrogen from waste, Eurecat, Aug 29, 2024 <https://eurecat.org/en/eurecat-to-design-an-ai-based-digital-twin-to-produce-green-hydrogen-from-waste/>

⁵⁶ Global Hydrogen Review 2025, IEA, 12 September 2025, <https://www.iea.org/reports/global-hydrogen-review-2025>

⁵⁷ MassHyla: the largest hydrogen green site in France, surfeo <https://surfeo.eu/masshyla-the-largest-hydrogen-green-site-in-france/#:~:text=MassHyla:%20the%20largest%20hydrogen%20green,of%20green%20hydrogen%20per%20day.>

3. 英国：政府宣布氢能项目名单及基建战略支持氢能产业发展

近年来，英国政府不断强化氢能产业的政策布局。2025年，英国先后发布了新一轮的氢能项目名单以及《基础设施战略》，旨在推动氢能发展，实现能源安全与全球清洁能源领导者目标。具体来看，2025年4月，英国政府宣布新一轮氢能项目（HAR2）入围名单，本次名单共遴选27个项目进入下一阶段，目标到2029年吸引超过10亿英镑私营部门投资，支持英国成为清洁能源超级大国的战略目标⁵⁸。2025年6月，英国政府宣布投入逾5亿英镑建设氢能基础设施，用于建设英国首个区域性氢能运输存储网络，首次实现制氢企业与发电站及工业等重要终端用户连接，目的是将英国打造为清洁能源强国。

政策的出台为英国氢能企业的长期稳定发展提供了保障。与此同时，英国能源企业正在探索AI技术与氢能的协同效应，目前已有不少企业公布了AI技术与氢能的建设项目，以下是一些典型案例。

案例一

某公司利用AI软件降低氢能生产成本

2024年7月，某公司推出人工智能驱动软件，使用与可再生能源供电的电力微电网相同的算法，将氢能生产的平准化成本降低至少 20%⁶⁰。

案例二

某公司通过使用AI技术提升船只产储氢性能

英国某初创企业计划打造一支智能化船队，通过人工智能技术实现氢气生产与储存的最优化。具体而言，该技术基于船体设计、气象条件及氢气制备所需的关键参数，动态规划最优航线。当船舶加速时，水下螺旋桨驱动涡轮发电，随后从中提取氢气。在实际航行测试中，AI技术赋能的船只仅用2小时便生产出6升绿氢，远超预测结果⁶¹。

⁵⁸ 英国政府推进氢能项目 助力清洁能源转型与就业增长，中国通用机械工业协会，2025年4月9日，<https://www.cgmia.org.cn/Web/News/Detail/22426>

⁵⁹ 英政府投入5亿英镑发展氢能，商务部，2025年7月10日，https://www.mofcom.gov.cn/zwjg/jmxw/oz/art/2025/art_7be89291f01647be969a5244422cfb9.html

⁶⁰ 行业动态 | ZeroAvia公司利用AI软件降低氢能生产成本，中国科协航空发动机产学研联合体，2024年7月18日，https://mp.weixin.qq.com/s/SxjF7E4ZVzt6yzJ4a1cr_w

⁶¹ UK startup's yachts to use underwater turbines for green hydrogen production, interestingengineering, Aug 19, 2024, <https://interestingengineering.com/energy/uk-drift-energy-sailing-vessels-green-hydrogen>

3.3 亚洲氢能战略政策及AI赋能氢能案例

1. 中国：氢能发展从试点探索进入战略破局新阶段

在“四个革命、一个合作”能源安全新战略的指导下，中国正加快推动氢能全产业链发展。2025年1月，《中华人民共和国能源法》正式施行，明确将氢能纳入能源管理体系，首次从法律层面确立了氢能的能源地位⁶²。2025年9月，国家发改委与国家能源局发布的《关于推进“人工智能+”能源高质量发展的实施意见》，提出到2030年，能源领域人工智能专用技术与应用总体达到世界领先水平。具体到绿氢领域，融合风光功率波动预测、储氢罐容量、电解槽温度、催化剂状态等多维数据，基于人工智能算法，智能驱动电解槽电流密度动态优化，构建电解制氢-储氢-用氢全链条智能调控系统，实现可再生能源功率波动与电解槽装置柔性负荷的毫秒级匹配⁶³。下一步，中国政府将强化规划引导作用，不断加快氢能的开发利用，充分发挥政策对氢能产业发展的战略性作用。

中国的目标是到2060年实现碳中和，AI技术与氢能融合将在实现这一目标中发挥关键作用。氢能企业积极布局AI技术应用，推动氢能的进一步发展。

案例一

某公司利用AI技术打造绿色氢氨工厂

某公司打造的绿色氢氨生产工厂由离网可再生能源系统供电，采用自主研发的集成AI的离网可再生能源系统，配备先进风力发电机组、具备电网构建能力的电池储能装置，以及预测性气象模型。该系统能够动态平衡风能与太阳能输入与电解槽及氨合成工艺的能源需求，确保在不依赖电网的情况下，经济高效地持续生产绿色燃料⁶⁴。

案例二

某公司发布数智化电解槽

2024年，某公司推出2000+Nm³/h数智化碱性电解槽，电解槽搭载了数字化管理系统，实现全景监控、安全防控和健康管理。通过传感器、数据采集与智能算法的结合，该系统可实现电解槽状态可视化、运行安全防护和调控优化⁶⁵。

⁶² 中华人民共和国能源法，国务院，2024年11月9日，https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202411/content_6985761.htm

⁶³ 国家发展改革委 国家能源局关于推进“人工智能+”能源高质量发展的实施意见，中国政府网，2025年9月4日，https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202509/content_7040253.htm

⁶⁴ 远景凭借离网可再生能源系统，成功打造全球最大绿色氢氨工厂并交付使用，美通社，2025年7月11日，<https://www.pnasia.com/story/496250-1.shtml>

⁶⁵ 数智驱动，解码阳光氢能的创新生态，中国能源网，2025年7月9日，https://www.cnenrgynews.cn/guangfu/2025/07/09/detail_20250709220984.html

案例三

某氢能公司与物流企业联合推动氢能智慧物流智慧发展

2025年9月，某氢能公司与某物流公司达成战略合作协议。此次合作实现AI调度系统与加氢网络数据深度对接，结合车辆氢耗、载重及行驶路线等关键信息，系统能够智能规划最佳加氢时机与站点，从而解决氢能物流车辆补能效率低、成本高的问题，进一步提升整体运营效率⁶⁶。

2. 日本：向氢能企业提供财政补贴，大幅增加氢供应量

日本在20世纪70年代就把氢能定位成未来能源的终极方式，并通过国家战略进行引导。2023年6月，日本政府对2017年制定的《氢基本战略》进行修订⁶⁷，计划2040年氢用量增长6倍至1,200万吨；同时，公共和私营部门也将在未来15年共同投资15万亿日元推广氢能应用。另外，在2024年5月，日本议会批准通过了《氢能社会促进法案》⁶⁸，该法案为日本本地生产和进口的低碳氢提供了长达15年的补贴支持，补贴将根据具体项目单独核定，只要相关项目在2030年前开始供应，生产商即可享受为期15年的补贴。通过政策支持和技术研发，日本有望在氢能领域取得突破，为全球能源转型提供参考。

在各项政策的支持下，日本能源企业正在将AI与氢能技术相结合，开发面向全球市场的解决方案。例如，某公司通过研发机器人推动氢能技术的实际应用，另外一家公司则是建设AI运营的氢燃料发电厂，加速氢能产业创新。

案例一

某公司研发的AI机器人，提升了氢能驱动设备的智能化水平

日本某公司开发的氢动力AI四足机器人，核心亮点在于AI技术在氢能驱动中的创新应用。AI技术在该机器人中主要用于优化骑行体验和提升运行性能：通过实时分析骑乘者的体重等信息，AI能够动态调整机器人的运动参数，使其运行更加高效和安全。通过提升氢能驱动设备的智能化水平，AI技术不仅推动了氢能技术的实际应用，也显著优化了用户的使用体验⁶⁹。

⁶⁶ 氢能+AI！云韬氢能×智卡科技，共同推动18吨氢能重卡商业化落地，国际氢能网，2025年9月16日，<https://h2.in-en.com/html/h2-2443754.shtml>

⁶⁷ 日本修订氢能战略，众多难题待解，人民网，2023年6月12日，https://paper.people.com.cn/zgnyb/html/2023-06/12/content_25999054.htm

⁶⁸ 日本通过《氢能社会促进法案》！将为本土和进口氢气提供15年补贴，氢能促进会，2024年5月20日，<https://cn-heipa.com/newsinfo/7191689.html>

⁶⁹ Japan introduces hydrogen-powered, AI-equipped four-legged robot designed for riding like a horse, Supercarblondie, Apr 07, 2025

案例二

某公司利用AI优化氢能生产

某公司在日本建成AI运营的氢燃料发电厂，利用AI管理电力系统灵活性，实现故障预测与调度优化。该电厂整合风能、太阳能制氢，在电力需求高峰时燃烧发电；通过传感器和数据分析实现自主运行，已成功测试30%氢气混合燃料燃气轮机，减少10%的二氧化碳排放。技术核心为AI平台MHPS-Tomoni，可诊断设备故障、动态调整发电量以响应需求波动⁷⁰。

案例三

福岛可再生能源研究所通过AI技术驱动能源存储技术革新

福岛可再生能源研究所开发了一种人工智能增强的氢储能系统，该系统利用深度学习模型预测需求并优化能源分配。系统通过分析供需数据，实现氢能的高效调度，支撑大规模可再生能源整合。该技术为长期储氢提供解决方案，解决可再生能源间歇性问题⁷¹。

3. 韩国：政府启动两项重大计划，加速清洁氢产品建设

韩国作为能源需求大国，正面临着能源安全和减少碳排放的双重压力，自2018年起，韩国政府就将氢能上升为国家核心战略。在2022年，韩国第5届氢能经济委员会发布新氢能经济政策方向⁷²，正式推动氢能产业发展，这次政策聚焦三大发展战略：扩大规模与范围、强化基础与制度、升级产业与技术，从不同方面促进氢能产业的发展。随着能源基础设施的完善，氢能在韩国得到有效发展。2024年是韩国清洁氢经济发展的关键年份，韩国政府启动两项重大计划，分别是《清洁氢认证体系运行计划》⁷³与《清洁氢产品组合标准（CHPS）》⁷⁴。两大计划一方面为企业授予清洁氢认证并提供财政支持，另一方面实行了强制性可再生能源供应系统，通过与企业的长期合作来激励电力生产商使用清洁氢气，从而促进氢产业的进一步发展。

为确保未来的氢能供应，韩国能源企业及研究团队将AI技术作为重要的生产工具，通过利用AI技术优化氢燃料电池设计、驾驶辅助系统，以及进行氢能项目合作等，提升氢能产业链的效率和安全性。

⁷⁰ 世界上第一座由AI运营的氢燃料发电厂：三菱日立氢燃料发电厂，北极星储能网，2018年4月13日，<https://news.bjx.com.cn/html/20180413/891574.shtml>

⁷¹ AI-Optimised Energy Storage: Solving the Renewable Intermittency Challenge, Venturous, Apr 01,2025, <https://www.venturousgroup.com/resources/ai-optimised-energy-storage-solving-the-renewable-intermittency-challenge/>

⁷² 韩国发布新氢能经济政策方向，中国科学院科技战略咨询研究院，2023年4月3日，https://www.casisd.cn/zkcg/ydkb/kjzcyzxb/2023/zczxkb202301/202304/t20230403_6726408.html

⁷³ Clean Hydrogen Certification System Operation Plan Republic of Korea (2024), climatepolicydatabase, 2024, <https://climatepolicydatabase.org/policies/clean-hydrogen-certification-system-operation-plan>

⁷⁴ Clean Hydrogen Portfolio Standard (CHPS) Republic of Korea (2024), climatepolicydatabase, 2024, <https://climatepolicydatabase.org/policies/clean-hydrogen-portfolio-standard-chps>

案例一

研究团队利用AI技术优化氢燃料电池设计

韩国能源研究院（KIER）氢能研究与示范中心的研究团队成功开发出一种分析碳纤维纸微观结构的方法，碳纤维纸是氢燃料电池的关键材料，其分析速度比现有方法快 100 倍。这是通过利用数字孪生技术和人工智能学习实现的。研究团队从200多个碳纤维纸样本中提取了5000幅图像，并利用这些数据训练了机器学习算法。训练后的模型能够预测碳纤维纸关键成分（包括碳纤维、粘合剂和涂层）的三维分布和排列，准确率超过98%⁷⁵。

案例二

某公司将AI技术融入氢燃料电动卡车驾驶辅助系统

某公司新推出的Xcient氢燃料电动卡车通过改善氢燃料电池系统提高了功率，并采用此前没有搭载的前方防撞辅助、车道偏离警报、侧方防撞警报、智能巡航控制等驾驶辅助系统，充分利用人工智能技术提高安全性⁷⁶。

案例三

两家公司合作建设燃料电池氢发电厂，为数据中心提供支持

2025年，韩国两家公司联合宣布“Dangjin Green Energy Hub”计划，这是一个与数据中心相连接的氢燃料电池发电厂项目，预计2025年11月启动。一旦建成，这将是韩国首个燃料电池氢发电厂，预计利用900兆瓦的氢发电能力以及300兆瓦的电池储能系统，为大型数据中心的运营提供稳定支持⁷⁷。



⁷⁵ 人工智能取代人类识别燃料电池故障的原因，能源界，2025年1月4日，<https://www.nengyuanjie.net/article/108100.html>

⁷⁶ 现代汽车计划在北美市场推出新款 Xcient 氢燃料电动卡车，商务部，2025年5月6日，https://kr.mofcom.gov.cn/jmxw/art/2025/art_114b04616a0e4a6fa49aab89c0031e4c.html

⁷⁷ South Korean gov 't to explore development of AI powered power grid, datacenterdynamics, August 11, 2025, <https://www.datacenterdynamics.com/en/news/south-korean-govt-to-explore-development-of-ai-powered-power-grid/>

4. 印度：政府批准《国家绿色氢使命》，提升绿氢产能

随着全球能源格局向清洁和可持续方向转变，印度正积极推动氢能技术的研发与应用，以减少对化石燃料的依赖，降低温室气体排放，并实现能源结构的多元化。2023年1月，印度内阁批准了《国家绿色氢使命》，计划支出为19,744亿卢比（1,710亿人民币）。该任务的总体目标是使印度成为绿色氢及其衍生物的生产、使用和出口的全球中心，目标是到2030年每年生产500万吨绿色氢⁷⁸。

但目前印度氢能的制作技术与基础设施存在瓶颈，这需要政府的进一步支持。在此背景下，印度在2025年批准 19 个绿色氢能生产项目⁷⁹，总产能达 86.2 万吨 / 年。另外，印度已选定 15 家公司建设 3 吉瓦电解槽生产能力，体现出国内供应链强劲发展势头。

随着印度政府的政策支持与能源企业的技术发展，印度业界对氢能前景充满信心。AI技术为氢能在印度的发展提供了新的可能性，不少跨国企业在印度部署试点项目，为未来氢能领域的应用提供技术支持。

案例

某跨国公司建设具备AI远程监控与数据分析平台的绿氢工厂

一家印度跨国公司在Hazira建设绿氢工厂，该工厂主要通过配套太阳能发电厂和先进的电池储能系统供电。在智能化运营方面，工厂配备了最前沿的智能控制系统，整合远程监控和数据分析平台，实时提供性能洞察，充分体现了印度跨国公司在绿色能源领域运用尖端技术的战略目标⁸⁰。

案例二

两家企业合作为数据中心提供氢能解决方案

某氢能公司和某互联网公司达成氢储能发电系统供应合作，将为在印度班加罗尔的新建数据中心提供氢能解决方案。具体来看，该氢能公司提供的氢储能系统主要通过高效过滤与智能流量控制、双喷嘴全功率段氢引射等自研技术，使氢耗降低约 20%，综合热电效率高达 80%，显著优于传统柴油机组⁸¹。

⁷⁸ 印度国家绿色氢使命(NGHM)细节披露，氢能促进会，2024年7月31日，<https://www.cn-heipa.com/newsinfo/7438021.html>

⁷⁹ 印度已批准19个绿色氢能生产项目，总产能达86.2万吨/年！国际氢能网，2025年8月21日，<https://h2.in-en.com/html/h2-2443526.shtml>

⁸⁰ L&T Commissions Green Hydrogen Plant at its Industrial Site in India, knowesg, August 21, 2022, <https://knowesg.com/tech/l-and-t-commissions-green-hydrogen-plant-at-its-industrial-site-in-india-21082022>

⁸¹ 雄韬氢能携手亚马逊 打造印度零碳数据中心新标杆，科技快报，2025年10月3日，<https://news.ikanchai.com/2025/1003/639667.shtml>



3.4 北美氢能战略政策及AI赋能氢能案例

1. 美国：最新税改法案大幅削减氢能补贴

近年来，美国氢能源战略呈现出反复的趋势。在2024年12月，美国能源部发布的《氢能计划》指出，美国已经有超过2,575公里的氢能专属管道，但输氢管道投资成本较高，未来美国将探索其他的储氢方式，比如地下岩穴储氢等降低成本⁸²。

但是，2025年5月，美国众议院筹款委员会提出了一项税改法案，计划大幅调整《通胀削减法案》（IRA）中的清洁能源补贴政策。其中，氢能产业的45V条款税收抵免（每公斤最高3美元）原定2033年到期，但美国政府拟提前至2026年底终止，较之前设定的期限缩短7年。在此情况下，氢能从业者与投资者都应理性审视并高度重视，做好政策转变的准备。

在政策变动的大环境下，美国能源企业的发展之路充满挑战，但也孕育着新的机遇。AI技术的进步为氢能产业数字化转型与技术创新应用提供了帮助，以下将通过具体案例进行分析。

⁸² 2050年清洁氢需求约50MMT!美国能源部发布最新氢能计划!，国际氢能网，2024年12月25日，<https://mh2.in-en.com/html/h2-2440083.shtml>

案例一

美国能源部利用人工智能助力筛选液态氢载体

美国能源部（DOE）阿贡国家实验室的科学家们将人工智能与最新的理论计算方法相结合，评估了1,600亿个分子，目标是筛选这些分子是否适合作为氢的液态载体。实验室通过高效的人工智能算法，从海量分子库中识别出具有潜力的候选分子，从而推动氢能储存和运输技术的发展⁸³。

案例二

美国能源信息署预计AI算法提升制氢效率

美国能源信息署（EIA）预计，人工智能与电解槽优化和预测性维护相结合，将在未来十年内将绿氢的成本降低超过20%。根据某初创公司的试点项目，通过元启发式算法优化运行参数，可以提高15-30%的制氢效率⁸⁴。

案例三

某公司利用AI助力高效、经济的绿氢生产

某科技公司推出一套由人工智能支持并由机器学习驱动的组合产品。该产品组合包括三种产品：概念设计优化器——旨在优化工厂设计，以降低氢气平准化成本（LCOH）并加快投资决策；氢电解器控制系统——一种分析电解器性能以提高效率和寿命的解决方案，以及氢气统一控制和优化器——旨在通过利用数字孪生、AI/ML优化和预测分析等技术，简化整个工厂的能源管理和运营，以降低运营支出。该技术套件解决了电力间歇性、降低碳强度和高生产成本等挑战。新解决方案集成了预测控制算法，以推进氢气生产⁸⁵。

⁸³ 人工智能美国科学家助力筛选液态氢载体，国际氢能网，2024年1月12日，<https://h2.in-en.com/html/h2-2432879.shtml>

⁸⁴ AI-Driven Optimization for Green Hydrogen Production Efficiency, Journal of Scientific and Engineering Research, Jul 16, 2024, <https://jsaer.com/download/vol-11-iss-6-2024/JSAER2024-11-6-145-155.pdf>

⁸⁵ 美国霍尼韦尔利用人工智能技术来优化氢气生产，国际能源网，2025年4月11日，<https://h2.in-en.com/html/h2-2441890.shtml>



04

“AI+氢能” 深度融合面临的挑战



4.1 数据质量较差

AI技术与氢能的深度融合被视为未来能源技术的重要方向，然而这一融合进程面临着重大的数据挑战。数据样本不足和数据孤岛等问题正严重制约着AI技术在氢能领域的应用效果。这些数据问题不仅阻碍了技术创新和成本降低，更延缓了整个氢能产业的商业化进程。



1. 氢能行业数据样本不足，并且存在数据孤岛

氢能产业作为战略性新兴产业，目前仍处于初级发展阶段，尚未完全实现规模化与商业化运营，数据积累基础薄弱。尽管我国氢气产能在2024年底已超过5000万吨/年，但主要来源于化石能源制氢，绿氢规模仍然有限⁸⁶。根据《中国绿氢市场总结与展望（2025H1）》数据显示，截至2025年6月底，国内绿氢项目总数达866个，潜在产能1106万吨/年，但开工率不足30%，缺乏稳定运行案例⁸⁷。这种商业化规模的局限性，直接制约了数据采集的广度与深度。

产业的技术复杂性更是加剧了数据样本的不足，氢能产业链长且技术门槛高，涉及制氢、储运、加注和应用等多个环节，每个环节都涉及不同类型的数据，且标准不一。例如，电解槽内部的复杂反应过程以及储氢材料在不同温度和压力下的性能变化都需要通过精密仪器和长期监测才能获取可靠数据。这种技术复杂性不仅推高了数据采集成本，也使得数据标准化工作更加困难。特别是可再生能源制氢领域，风光发电的间歇性和波动性使得数据采集工作面临极大挑战，难以形成高质量、连续性的数据集。

与此同时，数据孤岛现象成为氢能行业数字化转型的另一大障碍。竞争壁垒是形成数据孤岛的首要原因。在氢能产业商业化初期，吸引了大量企业的参与，但由于氢能技术的商业价值较高，许多企业将运营数据、技术参数等视为核心资产，不愿与其他企业或研究机构共享，担心数据共享会导致竞争优势丧失。这种“数据私有化”的现象导致行业内部难以形成有效的数据流通和共享机制。

造成数据孤岛问题的另一主要原因是行业标准的缺失。在数据格式、接口协议、传输安全等关键领域，行业标准尚未完善，制约了氢能行业数据跨部门、跨地区、跨层级、跨系统、跨业务的开放共享。这种标准的缺失使得数据的整合和共享面临着巨大的技术障碍和转换成本。

⁸⁶ 2024年我国氢能生产消费规模全球第一，科技日报，2025年5月30日，<https://www.nea.gov.cn/20250530/a2ec7c8861f14df993ad4b1857bf82b9/c.html>

⁸⁷ 势银：中国绿氢市场总结与展望（2025H1），搜狐网，2025年9月23日，https://www.sohu.com/a/937674756_121654159

2. 数据格式不一致，异构数据整合难度大

氢能产业链覆盖制氢、储运、加注和应用等多个环节，每个环节均涉及复杂的多物理场耦合与多尺度过程。这些过程产生的数据具有先天异构性，构成了数据整合的主要障碍。

从数据来源看，氢能系统的多物理场耦合特性导致了数据的内在异构性。在可再生能源制氢技术中，电解槽内部流场分布、设备空间布局逻辑关系以及运行状态等信息的数字化是实现智能化管理的基础。然而，这些数据源自电化学反应、热力学传递、流体动力学等多个物理过程，每个过程都会产生不同结构和格式的数据记录。以电解水制氢技术为例，该过程涉及电流、电压、温度、压力等关键参数，这些参数的控制相互独立，仅通过结果反馈与预警实现有限交互，导致系统内部数据存储格式不一、缺乏统一标准，显著增加了整合与分析难度。另一方面，氢能产业链条长、涉及环节多，进一步加剧了外部数据整合的复杂性。企业需协同来自政府部门、行业协会、供应链伙伴及市场平台等多源数据，而此类数据在格式、通信协议与语义层面均难以统一，进一步加大了数据同步与系统整合的难度。

从数据形式看，氢能产业数据呈现多元化特征，进一步加剧了整合难度。产业数据不仅包括结构化的设备参数、产量统计等数据库信息，还包含大量非结构化的研发文献、技术报告、专利文档等。这些异构数据缺乏统一标准，描述方式各不相同。例如，氢燃料电池的性能测试报告与电解槽的运行日志可能在数据格式、单位和技术术语上存在显著差异。即使同为传感器数据，不同厂商设备的数据协议、采样频率和精度也可能千差万别，导致数据质量参差不齐，错误、缺失、不一致等问题普遍存在，需要进行大量的清洗和预处理工作，极大增加了数据整合的技术复杂度。



氢能系统的多物理场耦合特性导致了数据的内在异构性。



氢能产业数据呈现多元化特征，进一步加剧了整合难度。



3. AI系统自身存在幻觉

在AI技术与氢能深度融合的进程中，AI系统自身的“幻觉”问题正成为一个不可忽视的技术瓶颈。所谓AI幻觉是指模型在缺乏真实依据的情况下，生成虚假、误导性甚至完全虚构内容的现象。其本质源于AI模型基于概率统计而非逻辑推理的底层架构，而在氢能这类对安全性和精确性要求极高的领域，可能引发从研发到运营的全链条风险。

在氢能这一快速发展的前沿领域，高质量数据的缺失是诱发AI幻觉的主要原因之一。氢能技术涉及复杂的化学反应机理、精密工程参数和严格安全标准，然而当前主流大模型主要基于概率生成文本，缺乏真正的逻辑推理能力，技术上难以完全避免幻觉产生。尤其值得关注的是，当训练数据不足时，AI往往会通过算法预测进行“信息补全”，而在氢能领域，大量研究尚未形成广泛共识，专业知识更新迅速，这进一步加剧了幻觉的风险。研究显示，当训练数据中仅有0.01%的虚假文本时，模型输出的有害内容就会增加11.2%。

除数据层面的挑战外，AI模型在理解氢能系统背后复杂物理与化学机制方面存在固有局限。氢能过程涉及电化学、热力学、流体动力学等多个学科的深度耦合，而现有大语言模型本质上缺乏对因果关系的真实推理能力。因此，当面对如电解槽内流场分布、储氢罐材料耐压性评估、运输安全规程制定等专业场景时，模型虽能生成流畅文本，却可能无法准确把握参数间的内在关联，从而导致事实性幻觉或忠实性幻觉，如编造不存在的技术指标、曲解实验数据、对已有信息的错误引申与逻辑偏离。

此类幻觉所带来的风险在氢能这一高危场景中被进一步放大。系统常运行于高温高压、易燃易爆环境，如电解制氢与液态储运环节，若AI在设备状态预测、控制策略生成或安全规程设计中输出不可靠内容，便可能引发工艺失调、设备故障甚至安全事故。随着AI逐步渗透至氢能研究的各个环节，包括文献分析、实验设计、系统模拟与运行预测等，幻觉风险也同时贯穿于整个科研与应用链条之中，对技术发展的可靠性与安全性构成潜在威胁。

4.2 从实验室走向工厂应用需要跨越多重障碍

目前，AI在氢能领域的催化剂研发、材料设计、过程优化等环节均已出现不少探索，但大多数仍然停留在理论计算或实验室阶段，而如何跨越从理论计算到实验室，再从实验室到工厂这两道鸿沟，正是当前“AI+氢能”应用面临的最核心、最艰巨的挑战之一。



1. 理论计算到实验应用的第一道鸿沟

在AI驱动的氢能发展中，从海量的理论计算数据中筛选出最具潜力的候选材料，是加速研发进程的第一步。然而，纯粹的理论计算参数并不能直接应用到实验室中，其核心在于理论模型的理想化假设与真实的实验室环境存在着巨大差异。

以 Meta AI牵头的 Open Catalyst Project 为例，该项目通过大规模的密度泛函理论计算，生成了一个包含数百万种催化剂-吸附物相互作用的庞大数据库，并在此基础上训练AI模型，使其能以前所未有的速度预测新材料的催化活性。在短短几个月内通过6.85亿次AI加速模拟分析了20,000种材料，并识别出525种潜在在催化剂材料⁸⁸。这极大地加速了新催化剂的筛选过程，在理论层面取得了巨大成功。但AI预测通常基于理想条件，而实际实验涉及众多不可控因素，如杂质、表面缺陷、反应条件波动等，这些因素在计算模型中难以完全模拟。



⁸⁸ 6.85亿次AI加速模拟，分析2万种材料，Meta发布催化剂数据集OCx24，https://www.sohu.com/a/830536551_121156425



2. 实验室到工厂应用的第二道鸿沟

如果说AI在新材料的理论计算与实验室合成之间架起了一座初步的桥梁，那么将实验室成果转化为工厂流水线的标品，则是一场更为严峻的考验。

例如Google AI Lab的自动化材料合成平台（A-Lab）通过整合AI预测、机器人自动化实验和主动学习，成功地在实验室环境中跑通了从预测-合成-表征的闭环，实现了新材料研发从0到1的自动化。然而，将AI在无尘、恒温、精密的实验室中创造出的合成材料，放入工厂进行规模化生产和应用时，则需要面对例如稳定性、可规模化性等多重挑战。

以稳定性为例，实验室是在抗干扰且恒温恒湿的环境中对合成品进行快速的性能表征，从而得到理想条件下的性能峰值。然而，当这些实验室材料被应用到工厂环境中，例如将其作为氢能电解槽的阳极催化剂或燃料电池的膜电极，则可能需要面对以下问题：



动态变化的挑战

与实验室稳态的测试不同，工厂设备会经历频繁的启停、负荷波动和功率循环。这种动态的、非稳态的工况，会对材料的结构稳定性提出更严苛的要求，诱发不可逆的性能衰退。

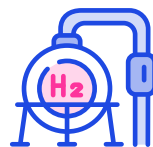


长周期的可靠性

商业化的氢能设备要求数千甚至数万小时的稳定运行寿命。AI在实验室中进行的通常是数小时或数十小时的加速老化测试，这与其在全生命周期内的真实表现之间，仍然存在着巨大的不确定性。

4.3 标准规范与政策法规滞后

一方面缺乏针对氢能场景的AI数据格式、模型开发、测试验证等的统一标准，另一方面现有法规对AI在氢能安全控制等领域的责任认定、准入要求也不明确。



1. 缺乏针对氢能场景的AI数据格式、模型开发、测试验证等的统一标准

在“AI+氢能”融合发展的道路上，除了数据稀缺这一核心制约外，缺乏一套贯穿数据、模型到验证全流程的统一标准，则是从根本上阻碍了技术的协同创新、成果的互认互通和产业的规模化发展。当前，氢能行业正被无数个由不同企业、不同技术路线、不同应用场景定义的“标准孤岛”所割裂。这种标准化的缺失，极大地抬高了协作成本，并埋下了严重的安全隐患。

首先在数据层面缺乏统一的数据格式与语义标准，导致数据无法交流。不同厂商的电解槽、燃料电池、传感器，其输出的数据格式、通信协议、采样频率、数据单位都各不相同。要将这些数据进行融合分析，必须耗费巨量精力去进行数据清洗和格式对齐，极大地拉低了研发效率。

其次，在模型开发层面缺乏标准的开发框架与基准，导致资源浪费和模型无法比较。由于没有开源的、经过验证的氢能领域专用AI开发框架或基础模型，每家企业都必须从零开始，重复进行数据清洗、特征工程、模型选型和训练等基础性工作。这不仅造成了巨大的资源浪费，也使得整个行业的技术进步速度，受限於单个企业的研发能力，无法通过开源社区的力量实现快速迭代和协同创新。而且由于标准的缺失，所开发出来的不同模型也无法进行横向对比。

最后，在测试验证层面，缺乏统一的测试规范与认证体系导致AI应用难以得到信任。氢能是对安全性要求极致的行业，AI应用如果不能通过一套严格、统一、被行业公认的测试验证，就不应该被允许在真实的生产环境中部署。目前，对AI应用的测试，大多由开发方自行定义测试场景和用例。这很容易导致模型对未知的、极端的边缘场景毫无准备。未来行业发展需要一套标准化的、覆盖从正常运行到极限故障的全工况测试用例库，来对AI模型的鲁棒性和安全性进行充分的压力测试。此外，就像电器需要3C认证一样，用于氢能产业链关键环节的AI应用，也亟需一套独立的、权威的第三方认证体系。这个体系需要制定明确的认证标准，涵盖AI模型的准确性、可靠性、可解释性、网络安全等多个维度，否则AI的商业化落地将永远停留在试点阶段。

2. 现有法规对AI在氢能安全控制等领域的责任认定、准入要求不明确

AI的快速发展为氢能行业的智能化升级提供了重要支持。然而，在AI与氢能深度融合的过程中，现有的法规体系却未能跟上技术发展的步伐，尤其是在AI在氢能安全控制等领域的责任认定、准入要求方面存在明显滞后。这一问题不仅制约了AI技术的广泛应用，也对行业的规范化发展提出了严峻挑战。

在责任认定方面，现有法规对AI在氢能安全控制领域的责任认定缺乏明确规定。安全是氢能产业高质量发展的首要保障，而AI技术虽然能够通过实时监测和数据分析提升氢能系统的安全性，但在实际应用中，一旦发生事故，责任归属问题往往难以界定。例如，若AI系统因算法错误导致氢气泄漏或爆炸，责任主体目前仍缺乏清晰的法律界定。更复杂的是，具有自主学习能力的AI系统其决策过程往往构成“黑箱”，使得事后调查难以追溯原因。这种责任认定的模糊性，使得企业在应用AI技术时存在顾虑，尤其在高风险的电堆控制、加氢站安全监控等场景。

在准入要求方面，现有法规对AI的准入要求不够明确。尽管相关部门已出台《氢能产业发展中长期规划（2021—2035年）》等政策文件，鼓励运用人工智能等新一代信息技术提升氢能安全水平，但针对AI系统在氢能领域应用的具体准入标准、技术规范、认证程序和监管要求仍处于缺失状态。同时，各地对氢能设施审批管理要求不一，这种碎片化的监管环境进一步加剧了AI应用的准入壁垒。企业投入研发时缺乏明确指引，监管部门执法时缺少确切依据，这种双重不确定性严重制约了技术创新和产业升级。



企业投入研发时缺乏明确指引，监管部门执法时缺少确切依据，这种双重不确定性严重制约了技术创新和产业升级



4.4 跨学科人才匮乏

人才是引领氢能产业智能化发展的重要战略支撑，目前氢能产业在全球范围内都缺乏兼具氢能专业知识与AI技能的复合型人才，此外人才培养与协同机制尚不成熟也是一大挑战。



1. 兼具氢能专业知识与AI技能的复合型人才稀缺

复合型人才稀缺一方面源于交叉学科的知识壁垒。氢能产业涵盖制、储、运、用等多个复杂环节，涉及电化学、材料学、流体力学、安全工程等传统工科知识，技术壁垒高且经验依赖性强。而AI技术则以数据科学、算法模型、算力平台为基础，思维模式和技能要求与传统工程领域迥异。让一名AI算法工程师深入理解电解槽催化剂衰减的微观机理，或让一位氢能设备专家独立构建预测性维护模型，都极为困难。而且，目前AI+氢能大多数仍停留在实验室阶段，但企业与科研机构内部，氢能团队与AI团队往往分属不同部门，存在组织壁垒，有效的跨职能协作与知识共享机制尚未普及，也进一步放大了人才割裂的负面影响。

另一方面则源于各地区人才发展的不平衡。以欧盟为例，虽然欧盟近年来大力加码绿氢项目，积极打造数字化氢能检测系统及数字孪生技术，但是欧盟地区有大量高水平科技人才向域外国家流失、劳动力人口缩减，导致人工智能等领域的科技人才规模和质量与美国、中国有明显差距⁸⁹，从而减慢了氢能行业的智能化进程。

2. 现有教育和职业培训体系不健全

人才培养与协同机制尚不成熟也是一大挑战。以中国为例，目前国内高校教育体系仍以单一学科为主，跨学科的课程设置、项目实践和学位培养方案尚在探索初期，无法规模化输送既懂“分子”又懂“算法”的复合型人才。数据显示，截至2024年8月，全国开设氢能技术应用专业的院校仅有7家，分布在广东、吉林等地⁹⁰，难以满足氢能产业快速发展的需求。从培训内容来看，当前培训院校的孵化环境仍存在明显短板，课程设置的培训方向主要集中在氢能概述、制氢技术、储氢技术等方面，而对于大数据工程、人工智能等高阶技术领域的人才培养仍有较大的提升空间。

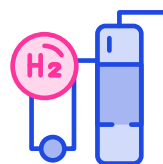
此外，在实践教学方面，由于氢能实验设备造价较高、涉氢安全风险较高等原因，导致学生缺少实践操作的机会，难以将所学的理论知识与实际应用相结合。因此，未来各院校需要制定科学的氢能及人工智能技术课程发展规划，全面优化培训内容与师资力量，同时开发更多数字化教学资源，以实现人才培养的高质量发展。

⁸⁹ 【科技参考】打造“深度科技人才”力量：欧盟“深度科技人才行动”的做法及启示，中国科协创新战略研究院，2025年7月22日
https://mp.weixin.qq.com/s?__biz=MzAxMjY2OTkxOA==&mid=2652072748&idx=3&sn=b49d42dc5fa978beea3cfe2fdd0d7d4&chksm=8162cbd5eb6f7d4e8999313e989bbd64cef75e5b2cf08c2b1997ac2bc674dc1354e4691db966&scene=27

⁹⁰ 内蒙古积极破解新兴产业人才缺口难题，内蒙古经济网，2024年8月10日，<https://www.nmgsb.com.cn/system/yaowen/2024/0Q015Q62024.html>

4.5 “AI+氢能”场景应用受限

氢能产业链涵盖制取、储存、运输和应用等多个环节，每个环节的基础设施建设都直接影响AI技术的应用效果。此外当前的政策支持过度集中于交通领域，也限制了AI技术在氢能全产业链中跨场景赋能潜力的发挥。



1. 氢能基础设施薄弱导致AI优化缺乏落地载体

从全球范围来看，氢能产业基础设施均存在薄弱、不成网络、且标准不统一的问题，都制约着AI应用价值的落地。

以储运环节为例，目前输氢网络的碎片化使得AI难以发挥路径优化的作用。理论上，AI可以通过整合实时路况、氢气需求、运输成本、安全风险等多维度数据，为长管拖车或液氢槽车规划出一条全局最优的运输路径，实现效率与成本的最佳平衡。这是AI在物流领域已经非常成熟的应用。然而现实情况是目前氢气运输仍以成本高昂、效率低下的长管拖车运输为主，真正意义上的长距离、跨区域输氢管道网络几乎为空白。此外，运输过程的数字化、智能化水平也普遍不高，车辆的位置、氢气压力、温度等关键数据往往无法实时、准确地上传到云端。这些基础设施端的制约都极大地压缩了AI优化的空间。

在加氢环节，加氢站覆盖率的不足也使得AI无法发挥智能网络协同的作用。在理想状态下，AI可以根据车辆的实时位置、续航里程、加氢站的排队情况、实时氢价等信息，为用户进行智能导航和预约，并通过协同调度，平抑各站点间的负荷峰谷，实现整个加氢网络效率的最大化。然而现实情况是目前加氢站数量仍然稀少，且数据孤岛的问题严重。截止2024年12月底中国累计建成加氢站497座位居世界首位⁹¹，但与加油站和电动汽车充电桩的数量比起来仍是凤毛麟角，难以形成网络效应。更关键的是，不同运营商的加氢站之间，数据标准不一，缺乏统一的、开放的数据接口。AI无法获取一个区域内所有加氢站的实时动态数据，自然也就无法进行网络级的协同调度。

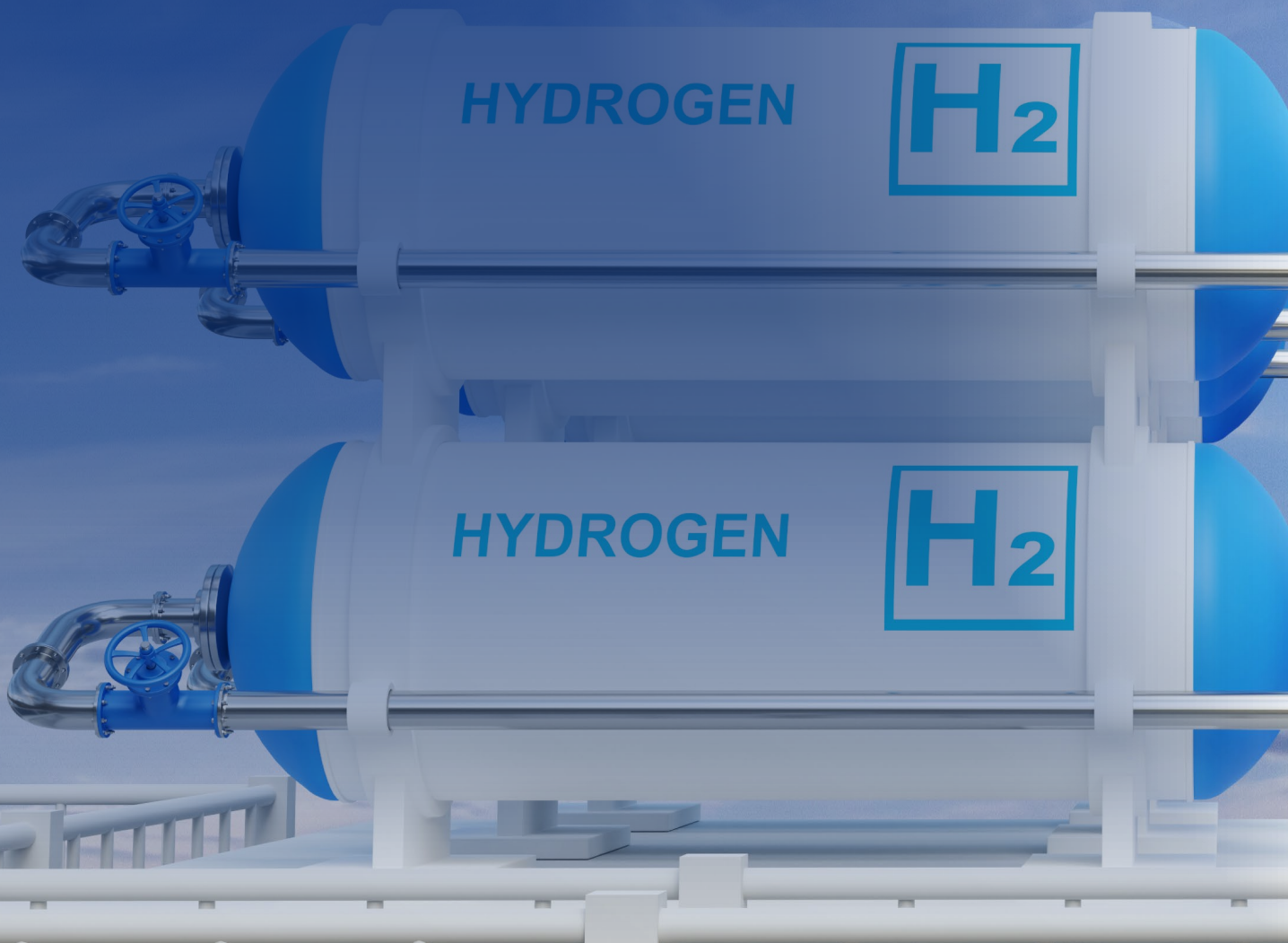
⁹¹ 中国加氢站发展：新现状、新趋势、新未来，https://www.sohu.com/a/858566226_120717004

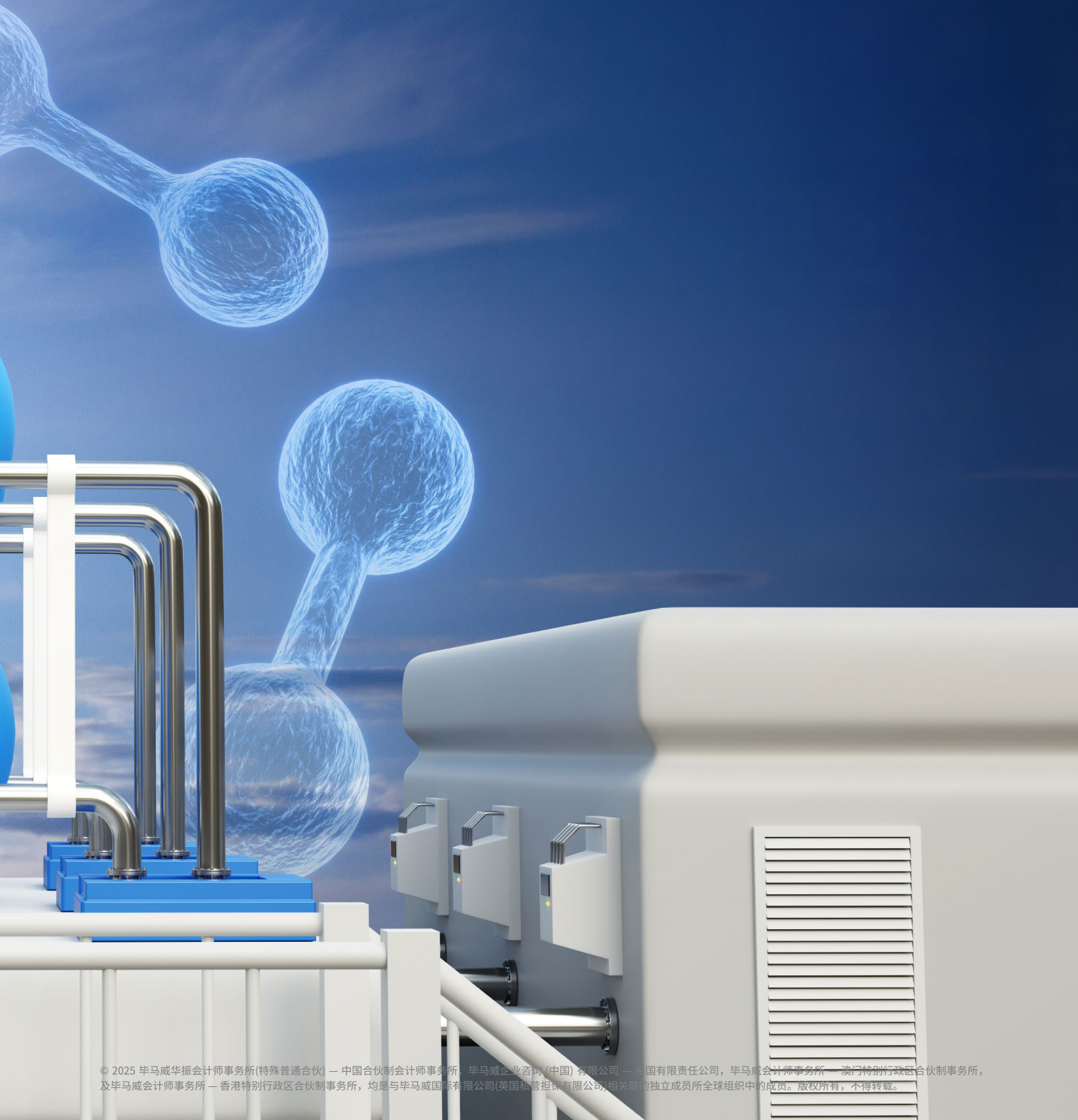
2. 现行政策聚焦交通领域，忽视工业、建筑等场景，抑制AI跨场景赋能潜力

当前氢能政策明显向交通领域倾斜，例如中国各省市推出的氢能高速示范补贴政策多围绕燃料电池汽车展开。这种政策导向虽在特定领域取得了一定示范效果，但也导致了氢能在工业、建筑等场景的应用被相对忽视。此外，由于政策的引导，包括资金、人才和研发投入都涌向了氢燃料电池汽车及其配套的加氢站建设，这也导致了AI在氢能领域的其数据积累和模型研发等都集中于相关场景。

氢能作为一种零碳的二次能源，其核心的战略价值应该是在工业、交通、建筑、电力等多领域中发挥零碳效应。例如在工业领域，AI可优化氢能的生产工艺，实现可再生能源制氢的智能寻优；在建筑领域，AI可协助管理氢能在多能互补系统中的应用，提升电、热、冷、气联供的综合能效。但由于缺乏这些场景的示范项目和政策支持，AI优化缺乏必要的落地载体和数据反馈。

未来需要出台更多鼓励氢能在工业脱碳、绿电消纳、长时储能、建筑供能等多场景应用的示范政策，为AI的跨界学习与全局优化，创造出更丰富的数据土壤和更广阔的应用舞台。





05

推动“AI+氢能” 高质量发展的建议



5.1

提升数据质量：建设国际互认的数据治理与共享体系



建立区域、国际氢能数据基金与枢纽：建议各国政府、国际组织、氢能产业龙头企业等出资，支持采集、清洗、标注和托管示范项目数据（如电解槽、储运、加注、运行日志等），形成“氢能产业可信数据集”。数据集按分层分级访问规则对合作者开放，在保护商业敏感信息的同时促成科研共享。此外，资助研发高效、低成本的数据采集设备，提升数据采集的精度和广度。



制定数据质量与语义标准：推动制定统一的数据格式、时间戳、单位、元数据、语义词表、通信协议和语义标注。可推动各国政府、代表企业和科研机构合作，优先在氢能产业示范区内开展试点，逐步面向国际推广，进而消除数据孤岛，促进数据互联互通。



建立数据可信度评估与证书机制：对数据源进行溯源、完整性、准确性与可信度进行评级，为AI模型训练提供分级“可信标签”，并在投融资与采购中可作为重要参考的合规项。

5.2

加速实验室成果向工厂应用的转化：建设“工程化验证链”与示范加速器



设立AI+氢能工程化试验场（工业数字孪生与现场试点）：在具备规模制氢及储运能力的示范园区建立联合试验平台，涵盖从实验室验证层、中试放大层及工业试运营层的闭环流程，整合AI预测、实验室验证和工业化生产的全流程资源，重点验证长期稳定性、负荷波动与极端工况下的各项表现。比如通过模拟电解槽超长时间连续运行，AI提前预警催化剂失效时间，从而达到电解槽寿命预测。此外，可以利用数字孪生技术模拟工厂环境，优化生产工艺，降低实验室成果在工业化过程中面临的不确定性。



实施“逐级放大”的认证流程：建议政府、国际组织、龙头企业等牵头，建立从模型仿真、设备软启动、质量控制到商业上线的独立、权威的多阶段认证体系与系统化准入流程，每一阶段给出可量化指标，如准确性、稳定性、可靠性、可解释性、安全阈值与网络安全等多维度。



鼓励工业自动化与模块化设计：支持开发并推广可复制的模块化设备与工艺，此举有利于将实验室成果按模块并行放大，进一步减少工厂化的不确定性。

5.3

推动国际标准规范、认证与法规协调：建立可追溯、可认证的法律责任与准入体系



推动国际标准化进程：联合国际标准化组织ISO TC/197（氢技术）、ISO/IEC JTC 1（信息技术）以及相关行业协会（如国际电工委员会、联合国工业发展组织、国际能源署）和主要国家科研院所、重点实验室、领军企业等，合力起草并推动制定涵盖数据格式、模型开发、测试验证等环节的技术性准入条款，并推动国际对接，形成全球统一标准，促进技术协同创新和成果互认。

● 建议可以从以下几点切入：

- 数据与接口标准
- 模型开发与测试基准
- 数据与模型的安全性、可靠性、与可信要求
- 实时监控、日志与模型版本管理



明确法律责任与准入要求：氢能本身具有重大安全风险（高压、易泄漏、窄燃爆极限），一旦事故发生后果严重。因此在国家层面尽快制定AI在氢能行业各场景关键安全控制中的责任认定、实时监控与冗余要求，确保事故责任可追溯。此外，也要在责任分配上要求明确技术供应方与运营方的责任边界，并推动保险与第三方担保机制。



建立跨境合规互认机制：通过推动双边及多边协议实现测试认证互认，降低跨地区、跨国示范与产业合作的标准与法规的摩擦。

5.4 培养跨学科复合型人才： 建立国际人才培养与流动机制



支持跨学科培养项目：首先鼓励高校开设“人工智能+”交叉学科专业，制定科学的课程体系，涵盖氢能、燃料电池、电化学、材料学、数据科学和算法工程等内容。其次，设立政府—高校—企业联合培养计划，开设“AI+氢能”联合课程、工程师继续教育、行业实训营等。并资助具备工业实训条件的院校、教育机构建立实践基地。同时，建议同步开发虚拟实验室和在线课程，在初期降低实践教学成本，提升学生的跨领域思考能力和跨学科应用能力。



建立人才流动与短训机制：通过联合实验室、企业实习与联合导师制等多路径多维度的国际合作项目和人才交流计划，吸引全球范围内的高端科技人才，在让工程师掌握数据与算法能力的基础上，促进人才理解氢能、电化学、材料学、安全工程等学科的发展，弥补区域性人才短缺问题。



建立认证与职业路径：国家、地方层面制定“氢能领域AI工程师”职业标准与能力认证，并推动企业在招聘与项目招投标中采用此认证标准。

5.5 扩展“AI+氢能”应用场景：从交通 通向工业、建筑与能源系统延伸



鼓励设计“多场景+多主体”的跨场景示范项目及激励政策：在钢铁、化工、水泥等高耗能工业行业建设“AI技术驱动的氢能脱碳示范工厂”，可以通过部署强化学习算法，动态调节氢气与天然气混合比例，为工厂提升能效；在智能与清洁城市系统的构建方面，建议推动“AI技术+氢能社区”示范，通过AI技术预测建筑负荷、控制储氢设备启停，构建城市分布式氢能微网，提升能源利用率；在储能与可再生能源协同方面，建议继续推动AI技术在风光制氢系统中的深度应用，通过高精度天气预测模型和实时电价曲线分析，动态优化制氢与储氢策略。基于多目标优化算法，智能决策“制氢”或“放氢”的时机，实现电力削峰填谷，增强电网运行稳定性。



推动基础设施数字化改造，打造AI可用的智能化底座：建议将数字化与智能化建设纳入氢能基础设施规划，推动管网与加氢站全面装配智能传感与数据采集系统，资助加氢站、输氢车队与储运环节的传感器、通信与边缘计算升级，形成可供AI实时决策的数字化底座，支持AI实时分析压力波动、温度异常与泄漏风险，实现预测性维护。同时，推动制定氢能数据标准（涵盖制、储、运、加、用全链条），支持AI算法跨场景应用。此外，各级政府可通过数据共享激励机制，鼓励企业开放部分运营数据，培养氢能产业AI模型生态。

关于毕马威中国

毕马威中国在三十一个城市设有办事机构，合伙人及员工超过14,000名，分布在北京、长春、长沙、成都、重庆、大连、东莞、佛山、福州、广州、海口、杭州、合肥、济南、南京、南通、宁波、青岛、上海、沈阳、深圳、苏州、太原、天津、武汉、无锡、厦门、西安、郑州、香港特别行政区和澳门特别行政区。在这些办事机构紧密合作下，毕马威中国能够高效和迅速地调动各方面的资源，为客户提供高质量的服务。

毕马威成员所遍布全球142个国家及地区，拥有超过275,000名合伙人和员工。各成员所均为各自独立的法律主体，其对自身描述亦是如此。各毕马威成员所独立承担自身义务与责任。

1992年，毕马威在中国内地成为首家获准中外合作开业的国际会计师事务所。2012年8月1日，毕马威成为四大会计师事务所之中首家从中外合作制转为特殊普通合伙的事务所。毕马威香港的成立更早在1945年。率先打入市场的先机以及对质量的不懈追求，使我们积累了丰富的行业经验，中国多家知名企业长期聘请毕马威提供广泛领域的专业服务（包括审计、税务和咨询），也反映了毕马威的领导地位。

关于毕马威中国研究院

毕马威中国研究院专注于开展宏观、行业、区域和细分领域的深入研究。研究院集结了毕马威中国网络的研究力量，结合毕马威全球资源，以国际化视野，为经济和商业领域的研究课题提供深入分析和洞察。研究院将理论创新与实践创新相融合，确保研究成果具有理论深度和实践价值。依托数据挖掘与信息追踪的“双引擎”，研究院将持续追踪特定行业最新动态，包括宏观经济趋势、国家政策法规、行业领先企业和资本市场动态等，以公开出版物、专项课题等形式，为客户提供创新和具有前瞻性的解决方案。

研究院致力于与生态合作伙伴携手共谋成长。通过持续深化与国家、地方和企业研究机构的合作，积极参与创新、专业、高效的研究生态体系的建设，推动自身发展，并为合作伙伴的可持续发展提供全方位支撑。

关于国际氢能燃料电池协会

国际氢能燃料电池协会 (The International Hydrogen Fuel Cell Association, 简称IHFCA) 是由来自世界各国和地区氢能、燃料电池和燃料电池汽车领域的企业、科研机构 and 行业组织等自愿组成的国际性、学术性、非营利性社会组织，总部设在中国北京。

IHFCA致力于促进氢能和燃料电池领域的全球交流合作，打造覆盖全产业链的国际交流与合作平台，优化国际技术标准和规则，促进信息共享和开放科学，推动全球氢能和燃料电池的技术进步和商业化推广。

IHFCA主要会员包括中国汽车工程学会、佛吉亚集团、中石化集团、上汽集团、丰田汽车、现代汽车、未泰铂业、沙特阿美、本田汽车、国家能源集团、清华大学等国内外知名企业、科研机构 and 高等院校。截止2025年，IHFCA会员单位总数达110家，覆盖全球23个国家和地区，涉及氢能全产业链。IHFCA聚焦产业和政策研究、标准和法规研究、国际交流与合作、科普宣传四大业务体系，主要业务范围包括学术交流、产业研究、IHFCA标准、协同创新、高质量会员服务。

联系我们

毕马威中国

蔡忠铨

毕马威中国董事
能源及天然资源行业主管合伙人
毕马威亚太区及中国
邮箱: alex.choi@kpmg.com

李晶

能源转型与循环经济业务主管合伙人
交易战略与并购融资合伙人
毕马威中国
邮箱: jing.j.li@kpmg.com

沈莹

环境、社会和治理(ESG)主管合伙人
能源及天然资源行业咨询主管合伙人
毕马威中国
邮箱: daisy.shen@kpmg.com

国际氢燃料电池协会

邹薇

国际氢能燃料电池协会学术交流部、
产业与标准研究部负责人
邮箱: weizou@ihfca.net

张威林

国际氢能燃料电池协会高级项目专员
邮箱: weilinzhang@ihfca.net

赵康宁

国际氢能燃料电池协会高级研究员
邮箱: kangningzhao@ihfca.net

报告主创及制作团队

毕马威中国研究院

王薇, 马曼, 程苑芬, 陆晓彤, 刘一凡, 曹阳

毕马威中国能源及天然资源行业经理

李鑫

毕马威中国市场部设计师

王嘉仪

国际氢能燃料电池协会高级项目专员

张威林

鸣谢

院校教授及行业专家：

陈东方

北京科技大学副教授

葛梦舒

中国科学院 凝聚态物质科学数据中心主任工程师

高顶云

上海舜华新能源系统有限公司董事长

姜永焱

上海碳际实业集团有限公司 董事长兼总经理

李政

北京氢源智能科技有限公司董事

王德军

北京中电丰业技术开发有限公司董事长兼总经理

徐晓明

北京科技大学教授

杨福源

清华大学长聘教授

袁新杰

上海捷氢科技股份有限公司大数据/AI技术资深专家

张存满

同济大学长聘特聘教授

备注：按姓氏首字母排序，排序不分先后。

kpmg.com/cn/socialmedia



如需获取毕马威中国各办公室信息，请扫描二维码或登陆我们的网站：
<https://kpmg.com/cn/zh/home/about/office-locations.html>

所载资料仅供一般参考用，并非针对任何个人或团体的个别情况而提供。虽然本所已致力提供准确和及时的资料，但本所不能保证这些资料在阁下收取时或日后仍然准确。任何人士不应在没有详细考虑相关的情况及获取适当的专业意见下依据所载资料行事。

© 2025 毕马威华振会计师事务所(特殊普通合伙) — 中国合伙制会计师事务所，毕马威企业咨询 (中国) 有限公司 — 中国有限责任公司，毕马威会计师事务所 — 澳门特别行政区合伙制事务所，及毕马威会计师事务所 — 香港特别行政区合伙制事务所，均是与毕马威国际有限公司(英国私营担保有限公司)相关联的独立成员所全球组织中的成员。版权所有，不得转载。在中国印刷。

毕马威的名称和标识均为毕马威全球组织中的独立成员所经许可后使用的商标。