

人工智能在仪表设计中的应用探讨

周峰 张子豪 姚圣伟 王博文

中国天辰工程有限公司

摘要: 在工业自动化深度发展的背景下,人工智能技术正推动仪表工程领域实现设计效率与质量的双重突破。本文以人工智能技术原理为切入点,系统阐述其在仪表自动选型、智能校审环节的应用机制,深入分析当前技术落地的局限性,并结合实践案例展开实证研究。研究表明,人工智能通过融合大模型与工程数据,可显著提升仪表选型效率与标准化水平,私有化部署实践为行业数字化转型提供了可借鉴的范式。

关键词: 人工智能; 仪表自动选型; 智能校审; 数字化转型

在石油化工工程行业中,仪表设计质量和效率依赖于仪表工程师的经验和知识储备水平,对逻辑思维和判断能力有一定要求。人工智能(Artificial Intelligence, AI)通过算法、算力与数据^[1]协同,使系统具备感知、学习、推理与决策能力,利用其强大的能力,配合知识库、数据库等经验数据积累,将人工智能技术应用于仪表设计,从经验驱动转向知识驱动^[2],极大提高设计质量和效率。

人工智能技术架构划分为基础层、技术层与应用层:基础层提供芯片、云计算平台及行业数据库等支撑;技术层以机器学习、深度学习、自然语言处理为核心,实现复杂特征提取与语义理解;应用层面向场景封装为智能设计、智能诊断等工程化解决方案。随着预训练大模型兴起,“大模型+行业数据”成为工业智能化新范式^[3]。DeepSeek、GPT系列等百亿级参数模型在吸收标准、专利、设计手册后,可语义级理解工程规范与约束,突破传统规则引擎刚性限制,为知识密集型环节提供经验驱动的动态决策能力。

人工智能为传统工业带来的变革集中体现在效率提升、质量优化上。通过学习历史案例与标准规范, AI 能够

提供更精准的技术方案建议,降低人为决策偏差,实现标准化设计。仪表作为工业生产的“感知神经”,其选型正确与否直接影响生产安全与控制精度。传统依赖人工经验的工作模式已难以适应复杂工业场景的需求,而 AI 技术通过整合多源数据与专业知识,正成为摆脱这一困境的关键支撑。

1 人工智能在仪表自动选型中的应用

1.1 传统选型模式的痛点

仪表选型是一项融合多学科知识的系统性工作,需综合考虑测量需求、工艺条件、环境因素、标准规范等多重维度^[4]。传统选型模式存在 3 大核心痛点: 1) 效率低下,设计人员需掌握国

家标准、行业规范、项目统一规定,结合历史项目经验,完成一套中型项目的选型工作往往耗时数周; 2) 标准化不足,不同设计人员的经验差异易导致选型结果不一致,影响后续采购、施工与运维; 3) 风险隐蔽,人工选型难以全面预判复杂工况下的仪表适配性,可能引发运行故障。以温度仪表选型为例,设计人员需同时确认测量范围、介质特性、防爆等级、安装方式等关键参数,任何一项参数遗漏都可能造成选型失误。

1.2 AI 自动选型的技术实现路径

通过 AI 技术,系统在保持数据完全私有化的前提下,实现“历史数据复用—规范强制校验—模型精准排序”的一体化 AI 自动选型能力,模块关联如图 1 所示。

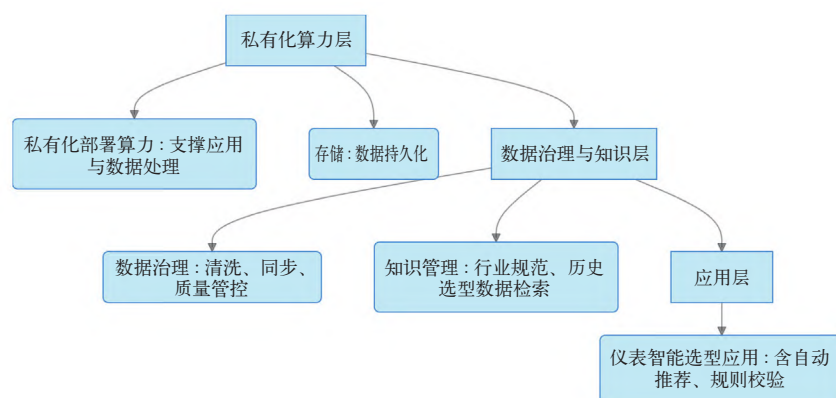


图 1 模块关联图

1.2.1 基于 NLP2SQL 的数据融合机制

本研究提出“自然语言即查询”的 NLP2SQL 融合框架，贯通规范文本、历史数据与实时需求三大环节，实现仪表选型知识的一体化调用。框架以 NLP 统一语义空间、以 SQL 统一存储空间，形成“语义解析—查询生成—数据召回—知识补全”闭环，自动将庞杂的信息资源转化为可计算、可复用的结构化知识。

1) 数据库构建与治理：采用 NLP2SQL 技术栈辅助建设仪表选型数据库，作为后续模型推理的核心数据底座。定制化数据清洗工具批量接入 IDA 历史数据，确保数据完整、准确；并建立多维度索引，支持按工艺参数、项目类型、仪表类别等字段检索。

2) 自然语言解析与去噪：NLP 模块对用户输入的自然语言需求，进行领域微调，实现意图识别、实体抽取与冗余过滤，将口语化描述解析为标准化学段，屏蔽无关备注信息，保证下游查询精度。

3) 相似工况召回：解析结果经 NLP2SQL 引擎实时编译为可执行 SQL，在已治理的历史库中按介质、温度、压力等多因子组合检索，快速召回工艺条件最相似的 TOP-K 案例，为后

续推荐算法提供高置信度样本。

1.2.2 智能体 (Agent) 三段式推理引擎

系统应用层封装“仪表选型专用智能体”，内部执行顺序如下：1) 参数解析：从 IDA 中通过规则，生成标准化 JSON (介质、温度、压力、流量以及项目类型等)。

2) 相似匹配：NLP2SQL 引擎将新工况自然语言描述转化为 SQL，在 10 万条历史记录中按多维索引执行相似度计算，返回 Top 50 候选集。

3) 规则校验：将候选集送入“规范校验子模块”，逐条比对图数据库中的强制规则，剔除不合规项后重新排序，最终输出 Top 3 ~ Top 5 推荐，并给出匹配度百分比、引用项目号及规范条款。

1.2.3 实时交互与闭环更新

设计师在页面调整任一参数 (如将温度由 60℃ 改为 85℃) 后，系统触发增量推理，AI 选型如图 2 所示。

1) NLP2SQL 引擎实时解析自然语言差异，生成增量 SQL，对产生变化的历史记录重新计算相似度权重。

2) 确认选型后，结果通过接口自动写入 IDA 数据单，同时回存至企业内网选型数据库，形成“使用—积累—再使用”闭环。

2 人工智能在仪表校审中的应用实践

2.1 仪表校审的核心维度

校审围绕“参数准、规范合、装得下、养得便”4 条主线展开：1) 参数准确性：量程、精度、温压极限须覆盖工艺最大波动；2) 规范符合性：防爆、防护、材质以及标准等级满足 GB、SH、ASME 条文；3) 安装可行性：直管段、管口方位、检修净空与三维模型碰撞校验；4) 运维便利性：手阀、旁路、校准口布置满足单人在线维护要求。

人工逐项核对且随工作量递增，漏检率呈指数上升。

2.2 智能校审的技术创新

1) 多源数据自动抽取：具备智能 P&ID、三维平台条件时，通过 API 直接读取位号、属性、坐标，写入校审中间库；无平台时，采用计算机视觉技术解析 PDF 图样，提取率 ≥ 92%，字段置信度 < 0.8 时转人工复核。

2) 规则引擎与即时校验：将校审规范转化为可计算的逻辑规则，封装为规则引擎。当检测到选型错误时，系统会自动标注问题位置并提供整改建议，例如根据《SH/T 3005—2016》孔板法兰应符合 ASME B16.36 标准，压力等级最低应为 ASME CL300，如果设计

AI 选型方案					
	标题	方案1	方案2	方案3	方案4
24	冲洗环材质	-	SS304	SS304	-
25	冲洗孔数量	-	2	2	-
26	冲洗孔规格	-	1/2NPT (F)	1/2NPT (F)	-
27	特殊工况要求	-	-	-	-
28	仪表位号	PT-022077	21-PT-71-002	17-PT-71002	420-PT-00005
29	用途	循环水自管网的压力	Cooling Water Supply to BL.	Cooling Water Supply to BL.	循环给水总管压力
30	介质状态	Liquid	Liquid	Liquid	Liquid
31	操作温度_正常	32	32	32	32
32	操作压力_正常	0.5	0.5	0.5	0.5
33	粘度	0.76	0.764	0.764	0.7523
34	SPECIAL_NOTE				
35	匹配度	0.6966666666666667	0.694403508766667	0.694403508766667	0.68741008776666

图 2 AI 选型

输入压力等级 CL150，系统能够自动提示。

3) 历史案例相似性比对：通过检索相似工况下的历史校审案例，人工智能系统可识别潜在隐性缺陷。

以某化工项目为例，系统基于同类装置运行数据的比对，发现拟选流量计在低流量区间存在显著精度偏差，及时建议更换为量程比更大的型号，从而避免了后期运行风险。

2.3 校审流程的数字化升级

智能校审系统实现全链路上闭环：数据一键上传→规则引擎自动校验→问题电子批注→整改电子回传→复核数字签认，全程留痕可追溯。后台自动生成校审统计报告，按位号、错误类型、频次三维量化，为持续修订选型标准提供数据驱动依据。

3 人工智能在仪表工程设计中的局限性

3.1 技术层面的固有缺陷

1) 数据质量依赖：AI 模型性能对训练样本的规模与分布高度敏感。在超高温、强腐蚀等极端工况下，历史数据稀缺且标注成本高昂，导致模型泛化能力骤降，推荐精度难以满足工程要求；面对新工艺场景，因训练集缺失，系统常陷入失效状态。

2) 算法黑箱与可信危机：深度神经网络决策路径不透明，在安全合规关键场景下，监管方与工程人员无法直观验证推理逻辑。虽已引入 DeepSeek 将中间推理过程落库，但仍不足以完全消除审计与问责层面的信任赤字。

3) 复合工况耦合失效：现场高温—高压—强振动等多物理场耦合条件下，现有模型仅依据单一主导特征降维处理，忽略多因素协同效应，致使选型结果趋于保守或潜藏失效风险，尚无法实现多变量协同优化。

3.2 工程应用的现实挑战

1) 标准适配滞后：仪表规范更新

频率已缩短至 3 ~ 5 年一轮，而 AI 模型需完成“语料标注—微调—回归测试—上线”全周期，平均滞后 6 ~ 9 个月。此空窗期内，系统仍按旧条文输出推荐，存在合规性偏差风险。

2) 系统集成壁垒：主流仪表设计工具^[5]数据格式与 API 接口异构，缺乏统一元模型。AI 选型结果若无法通过原生接口回写，则需人工二次录入，既引入额外噪声，也形成“数据孤岛”，抵消智能化收益。

3) 人才结构断层：复合型人才供给不足：仪表工程师普遍缺乏机器学习背景，对模型置信度、阈值调优无感；AI 研发人员又缺少工程经验，导致需求翻译失真。人才短板直接制约算法迭代效率与现场落地深度。

3.3 安全风险

数据隐私保护是 AI 仪表选型落地的显性障碍：训练语料包含介质组分、操作温压等核心工艺信息，一旦外泄将直接削弱企业竞争优势。私有化部署虽可将数据流通限制在内网，却割裂了跨主体协同设计链路，形成“数据孤岛”与“协作效率”之间的结构性矛盾。

同时，责任界面尚未厘清——若 AI 推荐错误导致设备失效，算法提供方、软件集成商与使用方在归责、举证与赔偿环节均缺乏法定划分标准。因此，系统上线前须以合同条款明确“AI 仅作参考辅助决策，最终选型仍由仪表工程师确认并承担专业责任”，确保技术可用性与风险可控性平衡。

4 人工智能应用实践案例

4.1 数字化转型基础建设

中国天辰工程有限公司（以下简称“天辰公司”）已于 2025 年初完成 DeepSeek 大模型的私有化部署，并建成企业级 AI 开发平台，形成贯通智能设计与智慧办公的数字化工具链，为后续人工智能技术的工程化落地提供了算力、算法与数据治理的完整基座。

4.2 仪表工程 AI 应用场景

1) 智能选型系统：基于本地化 DeepSeek 大模型与 20 万条历史选型记录，系统在 IDA 设计环境中内嵌智能选型模块，完成工艺参数解析→相似工况匹配→规范合规校验→数据单自动回填的闭环流程，单台仪表平均设计工时由 45 min 降至 8 min。

2) 知识问答协同：配套问答系统以企业知识库为检索范围，支持自然语言查询 GB/SH/ASME 等条文；返回结果同时给出规范条文切片及置信度，设计人员知识获取的效率提升 80%，并降低对个体经验的依赖。

3) 校审流程提效：AI 校审引擎对强制规则进行自动核查，实时标注超差或违规项，并一键生成可追溯的电子审查报告，校审环节人工时大幅压缩，问题漏检率降至 2% 以下。

4.3 应用成效与优化方向

实践表明，天辰公司依托“选型—查询—校审”全链路 AI 闭环，仪表设计工时大幅下降，校审漏检率降至 2% 以下，核心工艺数据通过私有化部署实现全生命周期留痕，保障商业秘密不外泄。

面向后续迭代，天辰公司确定 3 项系统优化策略：1) 规范动态更新机制：建立规范文本监测—差异标注—模型增量微调流水线，目标在标准发布后 4 周内完成知识库与模型同步，消除合规滞后风险。

2) 极端工况案例库扩展：按“高温—高压—强腐蚀—多相流”四象限分类补充稀缺样本，引入生成式数据增强与专家标注双轮驱动，提升长尾场景推荐置信度。

3) 复合型人才培养计划：构建“仪表工程师+AI 算法工程师”双通道培训体系，通过工程案例反哺算法优化，实现模型精度与现场适用性的同步提升。

（下转第 85 页）

报警信号,避免了设备过热和物料损坏,确保了生产的连续性与安全性。测试结果显示,系统在面对不同生产工况时,能够精准响应并有效保护设备,大大提高了生产效率与安全性。

5 结论

本文介绍了基于 PLC 的化工生产全自动安全投料系统的设计与实现,系统通过 PLC、传感器和执行机构的精确配合,实现了物料的精准投放和生产过程的安全监控。通过系统的实时数据

采集与控制,能够有效防止超温、超重等异常情况,保障设备安全。

测试结果表明,系统在响应时间、投料精度和安全防护方面均达到预期,具备较高的自动化水平和安全性,显著提升了生产效率和安全性,为化工生产提供了可靠的自动化控制方案。

参考文献:

[1] 王凯. 石油化工电气自动化控制中的 PLC 技术应用 [J]. 中国设备工程, 2023(19):226-228.

[2] 范建宏, 吴豪. 基于 PLC 的化工过程液位自动化控制系统设计 [J]. 信息记录材料, 2023, 24 (09):124-126.

[3] 贾莉娜, 王道谊. 基于 PLC 的 LF 炉投料控制系统设计 [J]. 仪器仪表用户, 2023, 30 (09):1-4+85.

[4] 臧少锋, 杜建伟. 化工机械自动化控制中 PLC 技术的应用探析 [J]. 中国机械, 2023, (13):71-74.

[5] 苏冠领. 自动化分装投料系统设计与实现 [J]. 现代制造技术与装备, 2022, 58 (04): 194-196.

(上接第 81 页)

5 结论与展望

5.1 研究结论

人工智能技术正推动仪表设计由“经验驱动”迈向“数据驱动”:知识图谱与深度学习融合,实现选型环节秒级推荐;规则引擎与向量化校验结合,构建校审环节全维度质量控制。天辰公司私有化大模型与多年工程数据耦合的实践表明,通过大模型私有化部署与工程数据的深度融合,可显著提升仪表设计的效率与标准化水平,为企业创造可观的经济价值。

研究同时证实,技术落地仍受三要素制约:极端工况样本稀缺、算法可解释性不足、规范更新滞后;其本质并非模型固有缺陷,而需通过持续迭代、标准完善与复合型人才培养逐步消解。

5.2 未来展望

1) 技术方向:下一代系统将引入

因果推理与可解释 AI,使“参数—决策—证据链”全程可追溯,满足监管与工程双重审计需求。

2) 应用延伸:依托 5G 与边缘计算, AI 能力将从设计端延伸至运维端;嵌入式边缘 AI 模块可完成测量数据实时诊断与故障预警,形成“设计—安装—运维”全生命周期智能闭环。

3) 标准建设:亟须由行业协会牵头,联合设备制造商、工程企业与科研机构,制定涵盖数据质量、算法验证、责任界定的 AI 仪表应用行业标准,推动技术规模化、规范化落地。

参考文献:

[1] 王江平. 加强数据治理推动“人工智能+制造”行动落实 [J]. 数字化转型, 2025, 2(03):5-9.

[2] 陈致蓬, 韩杰, 阳春华, 等. 工业垂

域具身智控大模型构建新范式探索 [J/OL]. 自动化学报, 1-18[2025-10-29].<https://doi.org/10.16383/j.aas.c250247CSTR32138.14.j.aas.c250247>.

[3] Xiong,L, et al., "DeepSeek: Paradigm Shifts and Technical Evolution in Large AI Models," in IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, vol. 12, no. 5, pp. 841-858, May 2025, doi: 10.1109/JAS.2025.125495.

[4] 窦凯. 精细化工自动化仪表选型研究 [J]. 现代制造技术与装备, 2024, 60(03):205-207.DOI:10.16107/j.cnki.mmt.2024.0155.

[5] 马东宁. INtools 软件在仪表专业工程设计中的应用 [J]. 石油化工自动化, 2005(06):9-12+68.