

# The application of artificial intelligence in corporate ESG

Kezeng Ma Peiyong Liu Xuebei Gu

Beijing Qingkong Human Settlements Research Institute Co., Ltd., Beijing, 100070, China

## Abstract

The rapid advancement of artificial intelligence (AI) has created both opportunities and challenges for corporate ESG management. To address critical issues in ESG operations—including delayed data collection, imprecise risk identification, and inefficient performance evaluation—this study systematically examines core AI applications across the three ESG dimensions. It details implementation methodologies for machine learning, natural language processing, and computer vision technologies. The research demonstrates that establishing a closed-loop system integrating "data perception, model analysis, decision optimization, and performance feedback" through AI empowers ESG management with technological solutions. This approach facilitates the transition from compliance-driven ESG practices to value-creation strategies, ultimately supporting enterprises in achieving sustainable development objectives.

## Keywords

artificial intelligence; corporate ESG; machine learning; data governance; performance evaluation

# 人工智能在企业 ESG 中的应用

马克增 刘佩勇 顾雪北

北京清控人居环境研究院有限公司，中国·北京 100070

## 摘要

人工智能迅速发展，为企业ESG管理带来了新的契机和挑战。为解决企业ESG（环境、社会和治理）管理中数据采集滞后、风险识别不精准、绩效评估效率低等问题，本文通过梳理人工智能在ESG三大维度的核心应用场景，系统阐述机器学习、自然语言处理、计算机视觉等技术的具体方法与实施过程。研究表明，通过人工智能构建“数据感知-模型分析-决策优化-成效反馈”的闭环体系，为企业ESG管理提供技术赋能路径，推动ESG从“合规驱动”向“价值创造”转型，助力企业实现可持续发展目标。

## 关键词

人工智能；企业ESG；机器学习；数据治理；绩效评估

## 1 引言

企业ESG管理此刻面临多项核心痛点，如人工统计是环境数据（如碳排放、能耗）的依赖方式，易引发遗漏及误差；传统人工排查无法全面覆盖全链条，风险识别率欠佳。治理层面评估借助定性分析，未具备量化模型支撑，评估结果主观倾向明显。因这些问题，企业ESG报告呈现出可信度低、管理效率差的态势，不能达到监管机构及投资者要求，凭借数据处理效率高、风险识别精准、决策支持科学等优势的人工智能技术，成为攻克上述痛点的关键途径，本文针对人工智能在ESG环境、社会、治理三大维度的应用进行研究，对机器学习、自然语言处理、计算机视觉等技术，进行方法原理与实施步骤的深度解析，为企业ESG数字化转型提供可落地技术方案这一支持。

**【作者简介】** 马克增（1988-），男，中国山东日照人，硕士，高级工程师，从事人工智能与大数据技术在水务、双碳领域的研究。

## 2 人工智能在企业 ESG 环境维度的应用

### 2.1 碳排放核算：机器学习驱动的全链条数据整合

企业各部门人工填报数据（如生产车间能耗、物流运输燃油消耗）是传统碳排放核算所依赖的，面临数据滞后、重复计算等难题，核算误差偏高，人工智能凭借机器学习模型打造“全链条碳排放核算体系”。

数据采集层实施物联网(IoT)传感器的部署，针对生产、运输、办公等环节，实时采集其能耗数据，同时借助API接口与电力公司、燃油供应商等外部数据源进行对接，借助API接口对接外部数据源，获取外购能源的诸如区域电网排放因子、柴油碳排放系数这类碳排放因子，进而形成“内部+外部”的数据池<sup>[1]</sup>。

原始数据的数据预处理是采用“异常值检测-缺失值填补-数据标准化”三步法来完成的，依靠孤立森林算法，其异常值识别准确率是98%；利用梯度提升树(XGBoost)模型为缺失数据（如传感器离线时段的能耗值）补缺，把填补误差控制至3%以内；把不同单位的数据（如kWh、m<sup>3</sup>、L）

转变为统一的碳排放单位 (tCO<sub>2</sub>e) 来进行标准化，让数据拥有可比性。

基于生命周期评价 (LCA) 框架构建核算模型，构建多输入多输出 (MIMO) 的核算机器学习模型，就制造业企业而言，输入特征由原材料消耗量、生产时长、设备功率、运输距离等 12 项指标组成，输出的碳排放量涉及 Scope 1，借助历史数据 (3 年共 120 万条记录) 训练模型，采用交叉验证以优化参数，最终模型核算造成误差率下降至 5% 以下，远不及传统人工核算的水平。

## 2.2 污染监测：计算机视觉与实时预警系统

企业废水、废气、固废等污染物排放的传统监测方式 (如人工取样检测、固定在线监测仪)，相比现代监测手段，存在覆盖范围有限、预警滞后等问题，如废水排放超标后平均 24 小时才被察觉，极易招致环境处罚，人工智能凭借计算机视觉联合传感器数据，组建“实时监测 - 智能识别 - 自动预警”系统。把高清摄像头，多参数传感器 (pH 值、COD、颗粒物浓度) 以及帧率 25fps，采用红外夜视功能的摄像头，实现 24 小时不间断的监测保障；传感器数据按 1 分钟 / 次的频率采样，实时把数据传输至云端平台<sup>[2]</sup>。

依靠卷积神经网络 (CNN) 创建污染物视觉识别模型，凭借标注 10 万+ 张污染物图像 (如废水颜色异常、废气黑烟、固废随意堆放) 训练此模型，完成“异常排放形态”的识别，将含有 COD 值 > 100mg/L 的传感器数据与视觉识别结果相融合，构建起多模态判断模型，防止单一数据出现误判，凭借 COD 正常数据可消除误判。

如废气颗粒物浓度 > 50mg/m<sup>3</sup> 且视觉确认黑烟，一旦模型识别到污染超标，系统马上触发三级预警，10 分钟内，一级预警 (轻微超标) 自动推送提醒至车间负责人；因二级预警 (中度超标) 联动生产设备控制系统，于 30 秒内暂停相关工序；迅速向环保部门上报三级预警，并开启应急处理预案，像废水回流处理、废气净化设备加强运行这些。

## 3 人工智能在企业 ESG 社会维度的应用

### 3.1 供应链劳工权益保护：知识图谱与风险溯源

企业供应链 (特别是跨国供应链) 里的劳工权益问题，诸如童工、超时加班、薪资拖欠，呈现出隐蔽性强且涉及环节多的特点，传统人工审计 (每年开展 1-2 次)，其覆盖率不足，无法察觉潜在隐患，人工智能借助搭建供应链知识图谱，完成对劳工权益风险的动态溯源<sup>[3]</sup>。

知识图谱构建以供应链层级的节点形式 (核心企业 - 一级供应商 - 二级供应商 - 三级供应商) 开展，采集劳工相关的各节点数据，诸如员工年龄、工作时长、薪资水平、社保缴纳记录等，同时利用自然语言处理技术采集社交媒体，构建完成的知识图谱有 1.2 万个实体、8.5 万条关系。

依照国际劳工组织 (ILO) 标准与企业内部准则，制定了 28 条风险识别规则，诸如“员工年龄 < 16 岁 → 童工风

险” “月工作时长 > 2”。借助图神经网络 (GNN) 剖析节点间的关联关系，判明“风险传导路径”，像某二级供应商出现的超时加班现象，大概会导致其给核心企业提供的零部件质量下降，进而引发终端产品安全方面的问题。

识别出风险评分 > 80 分的高风险供应商后，针对风险评分 > 80 分 (满分 100 分) 的高风险供应商，系统自动生成的审计清单含有需核查的员工记录、生产排班表、薪资流水，并推荐审计时间，保证数据真实，待审计结束，把改进措施 (如供应商承诺缩短加班时长、补缴社保) 录入系统，把跟踪周期设定成 3 个月，依靠后续数据监测评估改进所达效果，达成“识别 - 审计 - 改进 - 跟踪”闭环。

### 3.2 客户隐私保护：联邦学习与数据脱敏

企业需处理的大量敏感数据 (身份证号、银行卡信息、消费记录) 存在于客户服务 (如金融机构的信贷审批、电商平台的个性化推荐) 中，传统数据处理方式 (如集中存储、直接使用) 易造成隐私泄露风险，合规成本甚高，人工智能依靠联邦学习技术达成，借助“数据不离开本地”的前提实现模型训练，守护客户隐私<sup>[4]</sup>。

开展针对客户原始数据的脱敏工作，采用“部分掩码、虚拟替换”两项技术，将身份证号 “110101199001011234” 处理成 “110101\*\*\*\*\*1234” 这般，将银行卡号替换成虚拟账号，此虚拟账号仅用于内部模型训练，与真实账户无关联；借助添加微小噪声的差分隐私技术，让数据在使用时无法反向推算出个体信息，隐私保护合规率达 100%，与 GDPR、我国《个人信息保护法》要求相符。

开展联邦学习模型训练采用横向联邦学习架构，把企业各分支机构 (如银行的不同分行、电商的不同区域站点) 当作“参与方”，各参与方开展本地模型训练，上传至联邦服务器的只有模型参数，服务器借助 FedAvg 算法对各参与方参数予以聚合优化，各参与方在全局模型生成前就收到了相关数据，实现一种“数据不动模型动”的情形<sup>[5]</sup>。

将训练好的全局模型在客户服务场景中付诸应用，如银行依靠信用评估模型完成贷款审批，电商凭借推荐模型开展商品推送，整个过程用不着获取客户原始敏感数据，构建隐私监测系统，实时对模型使用过程中的数据访问行为 (如是否存在异常下载、越权查询) 进行监测，一旦察觉违规举动，立即冻结相关账号，进而生成审计报告。

## 4 人工智能在企业 ESG 治理维度的应用

### 4.1 反腐败合规：文本挖掘与异常行为识别

企业内部反腐败，如员工利益输送、供应商商业贿赂等，所采用的传统监管方式，如人工审查合同、举报核查等，导致效率不高，对异常行为的识别率欠佳，合同、邮件、财务数据经文本挖掘被人工智能分析，结合行为特点识别腐败风险隐患。采集企业内部文本资讯，涉及采购合同、销售协议、员工邮件及财务报销单等，所涉及的文档有 100 万+ 份；利

用自然语言处理技术，把非结构化文本转变为结构化数据<sup>[6]</sup>。

以《反不正当竞争法》《企业内部控制基本规范》及企业历史腐败案例为基础，构建出 15 类腐败风险规则，比如“同一供应商 3 个月内中标超 5 个项目→围标串标风险”，“员工报销单含与供应商关联的酒店餐饮消费→利益输送风险”，“合同条款存在‘无明确服务内容但高金额支付’→虚假合同风险”。

依靠规则引擎把风险规则与结构化数据进行匹配，针对触发规则的行为开展满分 100 分的风险评分，列为高风险事件的是评分 > 70 分的，1. 直接推送至纪检部门处，绘就员工行为画像，结合具体的历史数据，如某员工曾与违规供应商频繁沟通，提升风险识别精准度，纪检部门以系统提供的“风险证据链”，如合同异常条款、邮件沟通记录、报销凭证，开展核查工作，实现调查时间的缩短。

#### 4.2 ESG 信息披露：自动生成与合规校验

企业 ESG 报告采用传统编制方式（人工收集数据、撰写报告）耗时耗力，编制周期长达两至三个月，且极易出现数据不一致、披露内容不完整，如遗漏监管要求的指标等问题，合规率不达标，人工智能借助自然语言生成（NLG）以及合规校验模型，完成 ESG 报告自动化的编制与优化工作。

整合 ESG 披露标准之中的国内外类别，打造有 320 项指标的企业专属披露指标库，以“环境（120 项）、社会（100 项）、治理（100 项）”进行分类，对每项指标的定义、计算方法及披露要求予以明确。

系统从企业 ESG 数据平台（含碳排放核算系统、劳工权益管理系统）提取数据，借助 NLG 模型（如 T5 - XXL）依“报告结构（前言 - 环境绩效 - 社会绩效 - 治理绩效 - 未来计划）”自动生成报告，就环境绩效部分而言，模型产出的结构化表述包含“2023 年公司 Scope 1 碳排放总量为 5——200tCO<sub>2</sub>e，较 2022 年下降 12%，主要得益于生产线节能改造（贡献减排量 480tCO<sub>2</sub>e）与可再生能源使用比例提升（从 15% 增至 25%）”，与此同时自动插入数据图表。

搭建合规校验模型，以“指标完整性、数据准确性、表述规范性”三个维度对报告进行校验，就指标完整性而言，

查看有无遗漏监管要求的必选指标；从数据准确性角度看，把报告数据同原始数据加以比对，若误差超过 5%，则进行修正提示；有关表述规范性这一块，是否使用标准术语，如“Scope 3”而非“间接碳排放”等，需进行检查。校验工作结束后，生成如下优化建议：“补充 Scope 3 排放中‘废弃物处理’环节的数据”“修正‘员工培训时长’的计算口径”，协助企业改进报告。

#### 5 结语

企业 ESG 中的人工智能应用，针对不同维度的痛点，要匹配技术方法：环境维度借助“机器学习 + 传感器”达成数据实时化以及预警精准化，社会维度凭借“知识图谱 + 自然语言处理”达成风险全链条溯源目标，治理维度凭借“规则引擎 + 自然语言生成”，合规自动化与披露规范化得以实现，构建起覆盖 ESG 全流程的技术体系。实施过程应依照“数据 - 模型 - 决策 - 反馈”闭环来进行，率先凭借物联网、API 接口搭建高质量 ESG 数据池，继而依照业务场景甄选适配模型，最后借助预警系统、自动决策模块实现落地应用，并凭借成效数据推动模型优化，使应用效果持续不断提升。未来可对人工智能与区块链技术的结合展开探索，诸如把碳排放数据、供应链劳工记录写进区块链，达成数据不可篡改之效，促使 ESG 报告可信度进一步提升。

#### 参考文献

- [1] 马发科. 人工智能在企业管理中应用存在的问题与优化路径[J]. 上海企业,2025,(10):101-103.
- [2] 王喆. 人工智能在企业管理中的应用及挑战[J]. 高科技与产业化,2025,31(09):43-45.
- [3] 邓海虹. 企业 ESG 赋能人工智能创新的机制与路径研究[J]. 环渤海经济瞭望,2025,(09):75-78.
- [4] 黄波. 人工智能算法在企业财务管理中的应用分析[J]. 市场周刊,2025,38(27):113-116.
- [5] 史浩岚. 人工智能技术在企业智能化管理中的运用研究[J]. 市场瞭望,2025,(17):157-159.
- [6] 赵雨薇,陈雄飞. 人工智能在企业管理中的应用与实践探索[J]. 现代商业研究,2025,(13):151-153.