

达 85% 以上，可有效避免突发故障导致的非计划停机。

远程运维与决策支持：搭建云端运维平台，集成设备运行大数据、故障案例库与专家系统。通过机器学习算法对海量数据进行挖掘分析，为现场运维人员提供故障定位、维修方案优化等决策支持，使故障平均修复时间从 4.5 小时缩短至 1.8 小时<sup>[9]</sup>。

## 4 工业试验与效果验证

### 4.1 试验方案设计

选取某钢厂 2 台 100t 桥式起重机作为试验对象，其中 1 台采用本文提出的稳定性提升技术进行改造，另 1 台作为对照组。试验周期为 6 个月，主要监测指标包括：系统压力波动率、执行元件响应时间、油液污染度、平均无故障时间 (MTBF) 等。

### 4.2 试验结果分析

动态性能指标：改造后系统压力波动率从 8.3% 降至 2.1%，起升机构阶跃响应时间从 320ms 缩短至 262ms，回转机构角速度波动从 4.2% 降至 1.5%，各项动态性能指标均优于行业标准要求。

可靠性指标：试验期间改造后设备未发生液压系统导致的停机事件，MTBF 从原来的 1280 小时提升至 1825 小时，故障率降低 42.6%。油液污染度稳定在 NAS 5-6 级，较对照组低 2 个等级。

经济效益分析：按单台设备年作业 7000 小时、单位时间产值 1.2 万元计算，改造后因减少停机可增加产值约 187 万元，扣除改造费用 35 万元，当年即可实现净收益 152 万元，投资回报率达 434%。

## 5 技术落地保障体系与持续优化方向

### 5.1 技术落地的全流程保障措施

前期适配性评估：针对不同吨位、服役年限的钢铁起重机械，建立工况 - 技术匹配矩阵。通过采集设备负载波动数据、油液污染历史记录、现有系统参数等信息，采用模糊综合评价法评估设备对各项稳定性提升技术的适配程度。例如，对服役超 8 年的老旧设备，优先推荐元件密封强化、分级过滤等基础改造技术；对新建智能车间设备，则直接配套比例伺服阀控、数字孪生监测等全套技术方案，避免盲目改造导致的资源浪费。

施工过程质量管控：制定“三检三查”施工规范，施工前核查元件型号一致性、油液初始品质；施工中重点监测管路连接密封性、阀组安装精度，采用激光对中仪确保液压缸同轴度误差  $\leq 0.02\text{mm}$ ；施工后进行 72 小时带载试运行，连续监测压力波动率、响应时间等核心指标，达标后方可投入正式运行。

长效运维机制建设：搭建“设备 - 人员 - 数据”三位一体运维体系。为每台改造设备建立电子档案，实时记录元件磨损状态、油液指标变化、故障处理情况；定期开展运维技

能考核，要求运维人员熟练掌握智能监测系统的预警解读、故障定位方法；建立数据复盘机制，每月分析系统运行数据，优化滤波参数、温控阈值等设定，持续提升系统稳定性<sup>[4]</sup>。

### 5.2 技术持续优化方向

跨领域技术融合创新：推动液压技术与人工智能、工业互联网深度融合。基于深度学习算法优化自适应控制策略，实现系统参数的实时动态调整，进一步降低变负载工况下的压力超调量；依托 5G+ 边缘计算技术，提升数字孪生模型的实时映射精度，将故障预警提前至 96 小时以上；探索液压系统与新能源技术的结合，开发混动式液压动力单元，降低系统能耗的同时提升应急供电可靠性。

环保与经济平衡优化：聚焦绿色低碳发展需求，研发可降解环保液压油，降低油液泄漏对环境的污染风险；优化在线净化装置的能耗结构，采用太阳能辅助供电模式，减少传统能源消耗；通过拓扑优化设计，简化液压系统管路布局，降低元件加工与安装成本，进一步缩短项目投资回收周期。

轻量化与集成化技术研发：针对起重机械的载荷约束，开展轻量化液压元件研发，采用高强度铝合金、碳纤维复合材料等新型材料，在保证元件强度的前提下降低自身重量；推进液压系统的集成化设计，开发一体化阀组、集成式监测模块，减少管路连接点，降低泄漏与振动风险，同时提升设备的安装与维护效率。

## 3 结语

钢铁工业的高质量发展对起重装备的运行稳定性提出了前所未有的挑战，液压系统作为设备动力核心，其稳定性提升是保障冶金生产安全高效的关键环节。本文通过系统性分析液压系统在复杂工况下的失效机理，从元件优化、油液防控、动态调控、智能监测四个维度构建了稳定性提升技术体系，经工业验证取得了显著成效。未来随着工业互联网与人工智能技术的深度融合，液压系统将向“自感知、自诊断、自优化、自决策”的智能运维方向发展<sup>[5]</sup>。建议钢铁企业在设备升级改造中优先推广应用该技术体系，同时加强跨学科技术融合，探索基于数字孪生的全生命周期管理模式，为我国重型装备制造业的智能化转型提供坚实支撑。

### 参考文献

- [1] 四梁四轨大型冶金铸造起重机结构的形式和特点[J]. 解青. 山西冶金, 2017(03)
- [2] 液压传动控制系统在机械设计制造中的应用研究[J]. 申博; 孙嘉良. 科技资讯, 2024(21)
- [3] 重型机械液压传动系统的优化设计. 邵玺. 凿岩机械气动工具, 2025(03)
- [4] 液压机械传动控制系统在机械设计制造中的应用[J]. 熊家亮. 现代制造技术与装备, 2024(02)
- [5] 工程机械中液压传动系统的故障及排查方法. 孟娜. 造纸装备及材料, 2024(10)

# Research on Intelligent Monitoring and Fault Diagnosis of Lubrication System for Tobacco Machinery

Yue Yan

Chuxiong Cigarette Factory, Hongta Tobacco (Group) Co., Ltd., Chuxiong, Yunnan, 675000, China

## Abstract

The stable operation of the lubrication system of tobacco machinery directly determines the efficiency of tobacco production and product quality. Aiming at the problems of incomplete monitoring coverage, lagging fault early warning, and heavy reliance on manual experience for diagnosis, this paper proposes an integrated solution combining multi-dimensional sensor monitoring and intelligent algorithm diagnosis. Special sensors for oil pressure, oil temperature, and oil quality are deployed on the lubrication systems of typical cigarette machines such as ZJ17SE and ZJ119 to construct a full-link data acquisition network. A fault diagnosis model is established based on the LSTM neural network algorithm, which realizes accurate identification and trend prediction of typical faults such as oil circuit blockage, oil deterioration, and component wear. Experimental verification shows that the monitoring parameter error of the system is  $\leq 3\%$ , the fault diagnosis accuracy rate reaches 96.8%, and the average emergency fault diagnosis time is shortened from 81 minutes to 16 minutes. This system can effectively reduce the unplanned downtime rate, provide full-closed-loop operation and maintenance support for the lubrication system of tobacco machinery, and has important practical value for promoting the intelligent manufacturing transformation of the tobacco industry.

## Keywords

Tobacco machinery; Lubrication system; Intelligent monitoring; Fault diagnosis; LSTM neural network

# 烟草机械润滑系统智能监测与故障诊断研究

闫玥

红塔烟草(集团)有限责任公司楚雄卷烟厂, 中国·云南 楚雄 675000

## 摘要

烟草机械润滑系统的稳定运行直接决定烟草生产效率与产品质量。针对其监测覆盖不全、故障预警滞后、诊断依赖人工经验等问题, 本文提出融合多维度传感监测与智能算法诊断的一体化解决方案。通过在ZJ17SE、ZJ119等典型卷烟机润滑系统部署油压、油温、油液品质专用传感器, 构建全链路数据采集网络; 基于LSTM神经网络算法建立故障诊断模型, 实现油路堵塞、油液劣化、部件磨损等典型故障的精准识别与趋势预判。实验验证表明, 该系统监测参数误差 $\leq 3\%$ , 故障诊断准确率达96.8%, 故障应急诊断时间从平均81分钟缩短至16分钟, 可有效降低非计划停机率, 为烟草机械润滑系统提供全闭环运维支持, 对推动烟草行业智能制造转型具有重要实践价值。

## 关键词

烟草机械; 润滑系统; 智能监测; 故障诊断; LSTM神经网络

## 1 引言

烟草行业作为我国重要支柱产业, 生产过程高度依赖高速、高精度烟草机械装备, 核心设备的连续稳定运行是保障生产效率与产品质量的关键。润滑系统作为烟草机械的“血液系统”, 承担减摩、散热、密封核心功能, 直接影响齿轮、轴承等关键传动部件的使用寿命与运行可靠性。然而, 当前润滑管理普遍采用定期换油的传统模式, 缺乏对系统各支路、部件状态的精准感知, 存在监测盲区; 故障诊断依赖

人员经验, 定位时间长、误判率高, 常因油路堵塞引发严重设备事故, 造成巨大经济损失。随着工业4.0与智能制造技术深度融合, 烟草行业对设备运维的智能化、精准化要求显著提升, 传统模式已难满足现代化生产需求。因此, 开展润滑系统智能监测与故障诊断研究, 构建高效运维体系, 实现从“被动维修”向“主动预测”转型, 对提升设备稳定性、降低生产成本、推动行业高质量发展具有重要价值。

## 2 烟草机械润滑系统工作原理与故障特征分析

### 2.1 润滑系统组成与工作机理

烟草机械润滑系统以强制循环润滑为主要形式, 典型代表为ZJ17SE卷烟机强制润滑系统, 核心组成包含润滑油箱、液压泵、电动机、控制阀、过滤器、分配器、输油/回

【作者简介】闫玥(1997-), 女, 中国云南楚雄人, 本科, 助理工程师, 从事烟草机械工程研究。

油管路及监测元件。其工作流程为：液压泵在电动机驱动下抽吸油箱润滑油，使供油管道形成约 0.5MPa 工作油压；润滑油经单向阀和过滤器净化后进入一级分配器，一部分供给刀头齿轮箱、主轴等关键部件，另一部分经二级分配器分流至次级润滑部位；完成润滑的油液回流油箱，冷却后进入下一轮循环，构成闭环运行模式。

分配器是油液分流核心部件，其稳定性决定各润滑部位供油均匀性。现有系统在分配器上设置压力监控器，油压低于 0.04MPa 时触发停机保护，回升至 0.06MPa 以上方可重启，但这种单一参数监测模式难以覆盖全系统运行状态，无法满足高精度运维需求。

## 2.2 典型故障类型与特征

经生产现场故障统计与文献研究，烟草机械润滑系统典型故障可归纳为三类：

油路堵塞故障为最常见类型，由润滑油杂质颗粒、油垢沉积或管路变形导致，多发生于分配器出油口、输油支路等节点。轻度堵塞时目标部位供油压力低于 0.06-0.5MPa 正常范围，部件出现半干摩擦；严重堵塞时油压骤降趋近于零，触发停机保护，未及时处理将造成部件干磨损坏。

油液性能劣化故障表现为润滑油粘度、酸值、水分含量等指标超标，诱因涵盖油液氧化变质、外界水分侵入、添加剂失效等。油液劣化导致润滑膜强度不足，加剧部件磨损并引发腐蚀等二次损伤，该类故障特征隐蔽，需专业检测识别，传统换油模式常因判断滞后导致故障扩大。

部件磨损故障主要发生在齿轮、轴承等传动部件及液压泵、分配器等核心元件，本质是润滑失效引发的恶性循环。齿轮磨损表现为振动信号出现啮合频率谐波成分，油液金属磨粒浓度显著升高；轴承磨损伴随特征频率振动峰值变化，温升速率超 0.3℃/min，未及时诊断将发展为部件失效，最终导致系统停机<sup>[1]</sup>。

## 2.3 传统监测与诊断模式的局限性

传统润滑系统监测依赖单一压力监控器和人工巡检，诊断以经验判断为主，存在显著局限性。监测层面仅能实现整体油压阈值监测，缺乏对各润滑支路、传动箱体的独立监测，存在严重盲区，无法及时发现局部油路堵塞等隐蔽故障；监测数据人工记录分析，实时性差。

诊断层面完全依赖维修人员经验，复杂故障易误判漏判；故障定位精度低，需逐项排查疑似部件，应急诊断时间过长，严重影响生产效率；定期换油模式缺乏科学依据，易造成润滑失效或资源浪费。此外，传统模式无法实现故障趋势预判，只能被动维修，难以从根源上避免设备损伤。

# 3 烟草机械润滑系统智能监测与故障诊断系统设计

## 3.1 系统总体架构

针对传统模式的不足，本文设计的系统采用“感知-传

输-分析-决策”四层架构，实现全流程智能化运维。感知层负责多维度数据采集，传输层保障数据实时稳定传输，分析层完成故障特征提取与诊断，决策层提供预警信息与处置方案，各层协同形成闭环管理体系。

系统核心设计理念基于“油品金三角”技术体系，联动油品性能、污染程度、部件磨损三大维度数据，既能实时监测当前运行状态，又能通过历史数据趋势分析实现故障预判，为预防性维护提供科学依据，彻底改变传统“盲目养护”的运维模式。

## 3.2 感知层设计：多维度数据采集网络

感知层是系统的数据基础，通过部署多种专用传感器全面采集润滑系统关键参数，传感器选型遵循高精度、抗干扰、耐温性强的原则。油压监测采用进口扩散硅感压芯片传感器，介质温度适应范围 -20~85℃，压力量程 0.01~0.1MPa，带减震器设计，安装于分配器出油口及关键支路，监测误差 ≤3%。油温监测选用 NTC 温度传感器，测量范围 -40~80℃，精度 ±0.5℃，接触式安装于齿轮箱外侧，捕捉温度变化并监测温升速率异常。

油液品质监测采用双模块：回油管路设有有机玻璃异型透明检测管，配合磁吸除杂装置吸附金属磨粒；搭载光电式油液监测器，通过光信号反馈分析油液透明度与杂质含量，判断油液劣化程度。此外，部署量程 ±50g 的振动加速度计，采集齿轮箱、液压泵振动信号，为磨损故障诊断提供数据支撑。所有传感器数据经 A/D 转换为标准化数字信号，确保数据一致性与可靠性，为后续分析奠定基础。

## 3.3 传输层设计：实时数据通信方案

传输层承担感知层与分析层的数据传输任务，采用“有线+无线”混合通信模式兼顾实时性与稳定性。核心设备关键监测点采用 TCP/IP 协议工业以太网有线传输，保障油压、温度等高实时性数据快速上传，传输延迟 ≤100ms；分布较广的辅助润滑部位采用 5G 无线通信模块，实现分散监测点统一联网管理。传输过程采用加密与校验机制防止数据丢失篡改，设置缓存功能确保网络中断后数据可自动补传，同时实现与企业 SCADA 系统、智能运维平台的互联互通，使监测数据融入智能制造体系<sup>[2]</sup>。

## 3.4 分析层设计：基于 LSTM 神经网络的故障诊断模型

分析层是系统智能诊断核心，负责数据预处理、特征提取与故障识别，核心为 LSTM 神经网络故障诊断模型。预处理阶段采用 3σ 准则剔除异常数据，通过移动平均法降噪，将油压、温度、振动幅值等参数归一化至 [0,1] 区间；特征提取针对不同信号提取关键参数，油压信号提取峰值、均值等时域特征，温度信号提取温升速率、稳态偏差特征，振动信号经 FFT 变换提取特征频率等频域特征，结合油液品质数据形成多维度特征向量。

模型输入预处理后的特征向量，输出故障类型（油路