

Production Abnormal Diagnosis and Optimization Method of Industrial Big Data and AI Integration in Cigarette Production Scenario

Li Wang Ruitao Ma

Shaanxi Zhongyan Industrial Co., Ltd. Baoji Cigarette Factory, Baoji, Shaanxi, 721013, China

Abstract

The tobacco processing, rolling, and packaging stages in cigarette manufacturing are highly continuous, with process parameters and equipment status fluctuating on a second-by-second scale. Once deviating from the stable range, the first signs often manifest as increased quality index dispersion or higher rejection rates, followed by production halts and batch scrapping. In the actual operation of China's cigarette factories, anomalies are not isolated incidents but are frequently triggered by the combined effects of raw material batch variations, environmental temperature and humidity disturbances, actuator hysteresis, and operational strategy switches, making traditional post-event analysis based on experience difficult to pinpoint promptly. The diagnostic system integrating industrial big data and AI collects unified process, equipment, quality, and environmental data to establish traceable causal clues. This paper discusses typical anomaly patterns and actionable optimization methods, providing key points for engineering implementation.

Keywords

cigarette production scenario; industrial big data; AI; integration; production; anomaly diagnosis; optimization methods

卷烟生产场景下工业大数据与 AI 融合的生产异常诊断与优化方法

王立 马瑞涛

陕西中烟工业有限责任公司宝鸡卷烟厂, 中国·陕西 宝鸡 721013

摘要

卷烟制造的制丝、卷接与包装环节高度连续, 工艺参数与设备状态在秒级尺度上波动, 一旦偏离稳定区间, 往往先表现为过程质量指标离散扩大或剔除率抬升, 随后才出现停机与批次报废。在中国卷烟工厂的实际运行中, 异常并非单点故障, 而常由原料批次差异、环境温湿度扰动、执行机构迟滞与操作策略切换叠加触发, 使得传统靠经验的事后分析难以及时定位。工业大数据与AI融合的诊断体系通过统一采集工艺、设备、质量与环境数据, 建立可追溯的因果线索。本文围绕典型异常形态与可落地的优化方法展开论述, 并给出工程化实施要点。

关键词

卷烟生产场景; 工业大数据; AI; 融合; 生产; 异常诊断; 优化方法

1 引言

中国卷烟企业在推进智能制造过程中, 普遍形成了以MES为主线、集控系统为底座、在线检测与设备数采为支撑的数据链路, 并逐步向工业互联网平台汇聚。生产异常诊断的难点不在于数据缺失, 而在于多源数据时间对齐、批次口径一致、工艺段间关联与现场可执行性之间的平衡。以制

丝水分、卷接物理指标、包装视觉剔除与设备间歇停机为例, 异常往往跨越多个工位, 需要在工艺机理约束下使用统计过程控制与机器学习共同判别^[1]。本文从卷烟生产一线信息化管理视角出发, 先描述四类高频异常的可观测特征, 再提出对应的闭环优化路径。

2 卷烟生产场景下工业大数据与 AI 融合的生产异常诊断

2.1 制丝水分与回潮效率漂移

制丝段松散回潮、烘丝与加香加料对出口水分极为敏感, 实际生产中常出现水分合格但波动加大的隐蔽异常。表现为在线水分在同一班次内标准偏差持续抬升, 且与车间温

【作者简介】王立(1986-), 女, 中国吉林柳河人, 硕士, 高级工程师, 从事工业互联网、大数据与人工智能技术在烟草行业智能排产、质量预测、设备智能运维等关键环节的融合应用研究。

湿度、蒸汽压力、热风温度的短周期起伏同步。当执行阀门存在迟滞或回差时，PLC记录的阀位变化幅度不大，但水分曲线会呈现锯齿状反复，并伴随物料温度的滞后跟随。从批次角度看，入口原料含梗率或切丝宽度偏差会放大回潮效率差异，使同一设定值下不同批次的加湿响应不一致。AI侧通常在批次画像中识别物料流量变异系数升高、出口温度与水分相关性由负转弱以及水分控制动作频次上升等特征，提示回潮效率下降而非单点仪表故障。同时，原料入线温度偏低时，水分回升存在滞后，异常更易在交接时段被放大。

2.2 卷接物理指标离散

卷接机组的重量、圆周、空头率与吸阻等指标原本应在窄带内随机波动，但在部分工况下会出现离散突然扩大且间歇恢复的异常。现场常见特征是剔除点位集中在平准盘与切刀速度切换后，回丝量短时上升，随后质量指标方差增大而均值变化不明显。当纸路张力波动叠加供丝负压扰动时，填充密度在短时间内出现周期性塌陷与回弹，质量控制仪仍显示均值接近目标，却出现尾部超限样本显著增多^[2]。此外，滤棒压降批次差异或接装纸透气度波动会导致吸阻与通风度的耦合关系改变，使原有调节策略在某些批次上失效。基于时序数据的诊断会将卷烟机关键转速、负压、张力、胶量与剔除原因码对齐，发现异常多发生在换卷、换滤棒或参数下装后的前若干分钟，呈现明显的事件触发与短时扩散特征。

2.3 包装视觉剔除异常增多

包装环节依赖高速视觉完成小包外观、条盒胶点与码信息识别，异常往往不是缺陷本身增多，而是检测系统判别稳定性下降。典型现象是同一缺陷类别的误剔除与漏检同时上升，且与光源亮度衰减、镜头污染、相机触发延迟及剔除气路响应波动相关。当产线速度调整或更换包装材料批次时，图像灰度分布发生整体偏移，模型仍输出高置信度结果，但缺陷热区位置漂移，导致对轻微褶皱、印刷套准偏差等边界样本判断不稳定。如果识码与图像帧之间的关联链路出现丢帧，系统可能把正常包错配为异常包，表现为剔除率上升但现场抽检难以复现。在数据侧可观察到剔除率曲线与设备报警不同步，而与图像特征统计量的漂移同步，这类异常若只看缺陷计数容易被误判为工艺波动或材料问题。

2.4 设备间歇停机与隐性劣化

卷接包装车间设备故障常呈间歇性，尤其是辊轮、电机与负压系统在粉尘环境下易出现温升与振动缓慢累积。异常早期多表现为某些点位电流波动加剧、轴承温度峰值升高、真空度恢复时间延长，停机却发生在少数小概率组合工况。例如输送管路局部积尘或烟丝碎末堆积会在高速档位触发瞬时堵料，随后又在低速段自恢复，使故障呈现断续。由于维修记录多以故障后更换为主，且同类报警在不同负荷下意义不同，现场很难用单一报警阈值提前识别。融合振动、温度、电流与工艺负荷的AI诊断通常以相似工况对比为线

索，识别负荷不变但能耗上升、温升恢复时间拉长等特征，提示存在隐性摩擦或堵料趋势，而非纯粹操作不当。这类异常若只依赖停机统计，往往在累计损耗已明显增加后才被注意。

3 卷烟生产场景下工业大数据与AI融合的生产异常诊断的优化方法

3.1 回潮与烘丝水分的闭环稳态控制

在卷烟制丝环节中，水分控制的稳定性直接决定后续工序的工艺一致性与产品质量，需通过工业大数据与AI模型实现回潮与烘丝水分的闭环稳态控制。第一，制丝水分控制先解决数据口径不一致问题，以批次为主键将回潮前水分、回潮出口水分、烘丝出口水分与环境温湿度、蒸汽压力、热风温度、物料流量做秒级时间戳对齐，采集端统一传感器量程与标定周期，上传端在MES中固化点位编号、取样周期与缺失值补齐规则，并对跳变、卡死、漂移类异常采用滑动中位数加阈值过滤，确保水分曲线可用于闭环计算且不引入伪波动。第二，为减少单次经验设参带来的批间不稳，在数据平台侧建立批次相似度检索，特征选取原料等级、配方比例、切丝负荷、回潮加水压力、烘丝进料水分与设备节拍，按距离排序自动匹配历史稳态批次，并给出加湿量、热量换算系数、风门开度的参考区间，同时将区间以电子控制卡下发至班组并写入配方权限，作为操作上限与下限。第三，在PLC或集控层引入水分前馈预测，针对回潮出口到烘丝出口的滞后链条，采用短窗口趋势外推与一阶惯性补偿预估下一采样点水分方向，提前微调加水阀位与热风风量或蒸汽压力，使控制动作由追随偏差转为抑制偏差累积，且在程序中设置阀位斜率限制、温度上限、水分超限联锁与人工接管入口以应对原料突变^[3]。第四，执行效果按烘丝出口水分标准偏差、超限次数与单位能耗变化三指标评估，并以班次为粒度自动生成控制报告，截取超限前后阀位响应、水分曲线与环境曲线，标注原料等级、设备负荷与控制卡区间作为检索条件，沉淀异常样式库与回放包。

3.2 卷接指标离散参数协同整定

针对卷烟生产中卷接指标离散异常，我们可基于工业大数据与AI融合开展参数协同整定。第一，围绕重量、圆周、吸阻与空头率建立卷接参数标准库，按品牌规格固化平准盘凹槽深度、供丝负压、纸路张力、切刀线速度与相位、施胶量和烙铁温度等主参数，并将原辅材料批次、机台号与参数组绑定，统一测点口径、采样周期、滤波与异常值剔除规则，参数下装由MES按配方管理执行校验，校验项包括上下限、互锁关系、单位与版本号，PLC启用前比对配方哈希与审批记录，记录生效时间与操作者。第二，按班次对关键指标运行SPC能力分析，在线计算Cp与Cpk并展示尾部样本占比，控制图采用X-MR或EWMA以提高对小幅度漂移的敏感性，预警规则以方差突增、连续偏移与尾部聚集为触发，

而非只看均值越限,同时将信号映射到工位与子系统,结合QMS离线抽检结果做一致性比对,必要时先处置量测漂移再进入调参^[4]。第三,围绕换卷、换滤棒、速度切换等高扰动事件建立事件窗口,自动聚合事件前后若干分钟的工艺曲线、剔除原因码与设备状态,按事件类型汇总TOP组合形成规则库,以历史稳定批次为样本建立简化回归或树模型,输出各参数对重量与吸阻波动的方向与幅度,并生成协同调参顺序,例如先稳纸路张力与供丝负压,再微调胶量与切刀相位,最后复核重量和吸阻的残差分布。第四,整定后用剔除率分项、回丝量、质量方差与设备稳定度四条曲线联合验收,验收窗口覆盖整班生产并包含关键事件段,若剔除率下降而方差未收敛,则回溯事件窗口,输出下一轮验证组合与验证时段,连续三班方差收敛且长尾占比回落后才固化为新版本,并把切刀、胶辊、负压管路磨损点检纳入同批记录。

3.3 视觉检测系统的健康度与样本管理

在卷烟智能制造体系中,视觉检测系统的稳定性直接关系到在线质量判定的准确性与生产过程的可追溯性,因此其健康度与样本管理必须纳入工业大数据与AI融合的异常优化框架中。第一,针对卷包线每套视觉装置建立健康度台账,除缺陷检出率外,在线采集光源恒流电流与点亮时长、相机曝光与增益、图像亮度均值与均匀度、对比度、清晰度指标及触发延迟,并以PLC时间戳对齐写入时序库,在班次看板展示趋势,和小包追溯码、剔除工位与原因码绑定,使每次剔除都可反查当时的光学与时序状态,从而定位光源衰减、镜头污染或同步漂移等诱因。第二,在健康度稳定的前提下,按包装材料批次、印刷版次与速度档位维护基准样本集,换料或调速先跑验证段,系统自动对比基准样本的灰度分布、边缘梯度能量、套准基准线位置与字符区域尺度,漂移超阈值则提示执行镜头清洁、光源校准、曝光配方恢复与输送同步检查,且将动作、结果与配方版本回写MES履历,并保留验证段判定记录,防止临时改动造成批次不可比。第三,引入前后两点位复读校验,前段读码结果在进入下一工序前由第二读码器再次读取并匹配,不匹配即判定链路异常,触发旁路与抽检,同时固化两次图像、解码置信度与失败原因,读码关联逻辑按包入条二维码检测及信息关联系统的思路落表,避免把识别失稳误计为质量缺陷。第四,对误剔除集中出现的类型实施增量标注,优先采集现场高频边界样本并同时保存健康度截面与原图,离线训练后完成回归测试与阈值复核,再以小批量对照段验证,模型文件与规则参数统一编号、记录生效时间并具备回滚包,基准样本与模型

版本随品牌规格同步下装,禁止跨规格调用。

3.4 设备间歇停机的预测性维护闭环

为使卷包段视觉检测从被动剔除转为可控可证的异常优化闭环,可按以下四个环节落地。第一,统一视觉检测事件与工艺负荷口径,将相机触发失败、判定超时、误剔除、漏剔除、光源异常等事件码与当时机速、纸路张力、负压、环境温度及班组操作做毫秒级对齐,并建立小包标识号流转表,把检测结论、PLC剔除动作与工位位置绑定,保证同类异常在不同产线可比。第二,以光源电流漂移、图像亮度均值与对比度、边缘梯度清晰度、套准残差、触发延迟与缓存队列深度为健康特征,按品牌规格与速度档位分段建基线,采用累计偏离量叠加持续时间形成异常评分,区分粉尘附着导致的缓慢劣化与速度波动引起的短时抖动,评分达阈值才进入预警池并给出疑似部位^[5]。第三,将预警转成可排程的样本与设备动作,针对高风险点位优先执行镜头清洁、光源标定、触发同步检查与通信抖动排查,同时按包装材料批次维护模板样本库与参数版本,换料或调速先跑短时段验证段,对比基准样本的灰度分布、缺陷特征响应与误剔除率,漂移超限则限制剔除并自动生成工单与备件清单。第四,维护后必须在相同负荷区间复测上述特征,并把恢复时间、误剔除占比与剔除有效性回写到一机一档,若未回到历史稳定带则继续拆解到光源、镜头、安装支架或算法阈值并补充证据,同时对重复间歇异常沉淀根因标签与排查路径,按月复盘预警命中率与漏报触发条件并更新基线。

4 结语

综上所述,工业大数据与AI在卷烟生产中的作用最终体现为异常发现更早、定位更准与调整更稳。当诊断描述能够被数据重放并在批次之间复现,优化动作能够被控制系统稳定执行并留下验证证据,生产管控即可从事后纠偏转向过程内收敛。围绕水分、卷接指标、视觉检测与设备健康的闭环实践,可为卷烟工厂持续提升均质化与运行可靠性提供可操作的工程路径。

参考文献

- [1] 唐露源,徐源.AI大模型赋能工业新质生产力:逻辑、机制与行动框架[J].技术经济与管理研究,2025(4):35-42.
- [2] 赵家庆,杨威,朱艳萍,等.一种卷烟生产智能应用平台及应用方法.CN202211449867.6[2026-01-01].
- [3] 张晨曦,郭海欣,周冲.工业大数据和AI技术在试制工艺领域的应用[J].设备管理与维修,2023(15):144-145.