

基于 FineBI 的钢企数智化平台构建研究

刘嘉欣, 刘 杨, 马可心, 朱立志, 万洋搏

辽宁科技大学 辽宁鞍山

【摘要】随着信息技术的飞速发展, 钢铁企业面临着数字化转型的迫切需求。本文提出了一种基于 FineBI 的钢企数智化平台构建方案, 旨在通过整合先进的信息技术与钢铁企业的生产运营流程, 实现企业的智能化升级。该平台采用云计算、大数据、人工智能等技术, 构建了一个集生产管理、质量控制、设备维护、能源管理于一体的综合系统。通过实际案例分析, 验证了该平台在提高生产效率、降低成本、提升产品质量等方面的有效性, 为钢铁企业的数智化转型提供了实践参考。

【关键词】钢企数智化; FineBI; 云计算; 大数据; 人工智能; 生产管理; 质量控制; 设备维护; 能源管理

【基金项目】辽宁科技大学 2025 年大学生创新训练项目立项

【收稿日期】2024 年 11 月 3 日 **【出刊日期】**2024 年 12 月 15 日 **【DOI】**10.12208/j.jmba.20240010

Research on the construction of intelligent platform for steel enterprises based on FineBI

Jiaxin Liu, Yang Liu, Kexin Ma, Lizhi Zhu, Yangbo Wan

University of Science and Technology Liaoning, Anshan, Liaoning

【Abstract】 Research on the construction of intelligent platform for steel enterprises based on FineBI Abstract: With the rapid development of information technology, iron and steel enterprises are facing the urgent need of digital transformation. This paper puts forward a construction scheme of intelligent platform for steel enterprises based on FineBI, aiming at realizing intelligent upgrading of enterprises by integrating advanced information technology with production and operation processes of steel enterprises. The platform adopts cloud computing, big data, artificial intelligence and other technologies to build an integrated system integrating production management, quality control, equipment maintenance and energy management. The effectiveness of the platform in improving production efficiency, reducing costs and improving product quality is verified through the analysis of actual cases, which provides practical reference for the digital intelligent transformation of iron and steel enterprises.

【Keywords】Intelligent number of steel enterprises; FineBI; Cloud computing; Big data; Artificial intelligence; Production management; Quality control; Equipment maintenance; energy management

1 引言

在当今数字化时代, 钢铁行业作为传统制造业的重要组成部分, 面临着诸多挑战与机遇。一方面, 市场竞争日益激烈, 对产品质量、生产效率和成本控制提出了更高要求; 另一方面, 信息技术的快速发展为钢铁企业的转型升级提供了新的动力。因此, 构建一个高效、智能的数智化平台, 对于提升钢铁企业的

核心竞争力具有重要意义^[1]。

2. 钢企数智化平台的需求分析

2.1 生产管理需求

钢铁企业的生产过程复杂, 涉及多个环节和众多设备。传统的生产管理往往存在信息孤岛、决策滞后等问题, 导致生产效率低下、资源浪费严重。因此, 数智化平台需要实现生产计划的智能排程、生

产过程的实时监控与调度, 以及生产数据的深度分析与挖掘, 为生产决策提供有力支持。

2.2 质量控制需求

产品质量是钢铁企业的生命线。在生产过程中, 需要对原材料、半成品和成品进行严格的质量检测与控制。数智化平台应具备质量数据的自动采集、实时分析与预警功能, 能够快速识别质量异常并采取相应措施, 确保产品质量的稳定性和一致性^[2-3]。

2.3 设备维护需求

钢铁生产设备通常具有大型化、复杂化的特点, 设备故障不仅会影响生产进度, 还会带来巨大的经济损失。因此, 数智化平台需要实现设备状态的实时监控、故障诊断与预测性维护, 提高设备的可靠性和运行效率, 降低设备维护成本^[4]。

3 钢企数智化平台构建设计

3.1 平台架构设计

钢企数智化平台的架构设计是实现数智化转型的关键。一个有效的架构应包括以下几个层次, 图 1 未来钢厂结构框架:

数据采集层: 负责从钢铁生产的各个环节, 如采矿、冶炼、轧制等, 收集数据。这包括设备传感器数据、生产过程控制数据、质量检测数据等。例如, 通过在高炉上安装温度、压力传感器, 实时采集炉内温度和压力数据, 为后续的分析提供基础^[5]。

数据存储层: 构建一个能够高效存储和管理大量数据的系统。考虑到数据的多样性和规模, 应采用分布式数据库和数据仓库技术。例如, 使用 Hadoop 分布式文件系统 (HDFS) 存储原始数据, 同时利用

数据仓库如 Snowflake 进行数据的结构化存储和查询优化。

数据处理层: 对采集到的数据进行清洗、转换和整合。这一层需要处理数据的缺失值、异常值, 并将不同来源的数据进行标准化和统一格式化。例如, 对于来自不同设备的数据, 通过 ETL (Extract, Transform, Load) 工具将其转换为统一的数据模型, 以便进行后续分析。

数据分析层: 运用统计分析、数据挖掘和机器学习算法对数据进行深入分析。例如, 通过聚类分析对产品质量数据进行分类, 找出不同质量等级的产品特征; 利用时间序列分析预测设备故障时间, 提前进行维护^[6-7]。

应用层: 开发各种数智化应用, 如生产调度系统、质量管理体系、设备维护系统等。这些应用基于数据分析层的结果, 为用户提供具体的业务功能。例如, 生产调度系统可以根据设备状态和订单需求, 自动优化生产计划, 提高生产效率。

用户界面层: 提供直观易用的用户界面, 使操作人员和管理人员能够方便地访问和操作数智化平台。界面应支持多种设备访问, 如电脑、平板和手机, 确保用户随时随地都能获取所需信息^[8]。

3.2 数据采集与整合

数据采集与整合是数智化平台的基础。有效的数据采集和整合能够确保平台获取准确、完整和及时的数据, 为后续的分析 and 决策提供支持, 图 2 智慧钢厂结构框架。

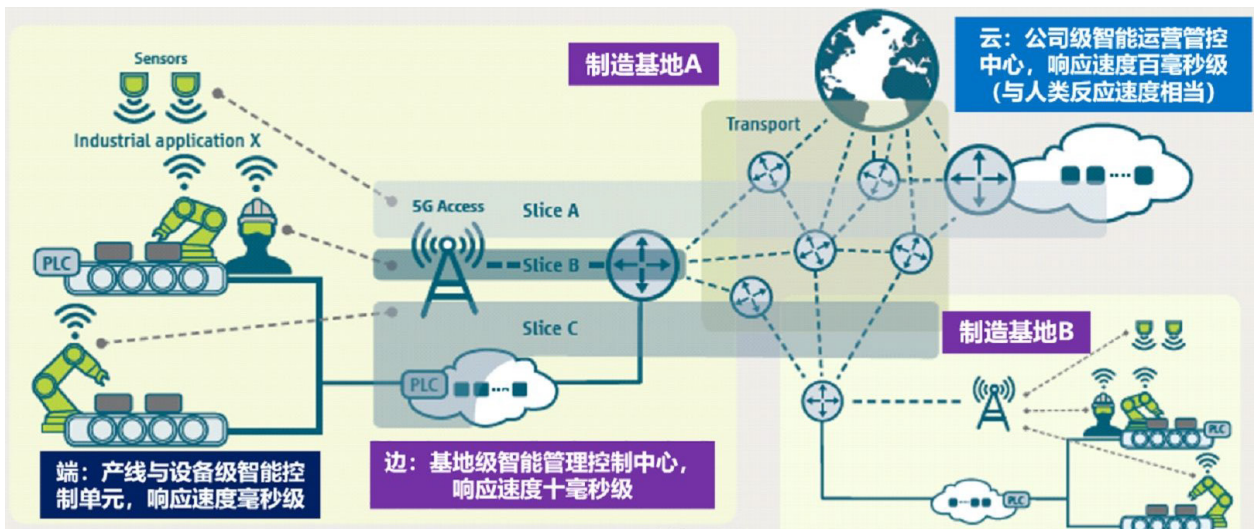


图 1 未来钢厂结构框架

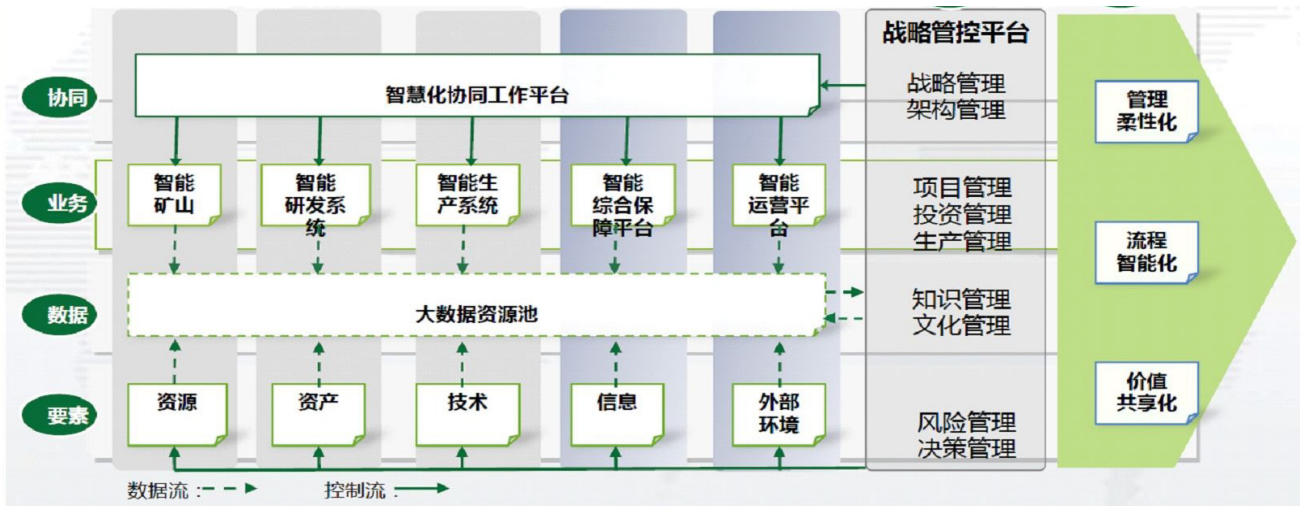


图2 智慧钢厂结构框架

数据采集: 在钢铁生产过程中, 数据采集主要通过传感器、自动化设备和信息系统实现。例如, 收集生产过程中的工艺参数和设备状态数据。此外, 企业资源规划 (ERP) 系统和制造执行系统 (MES) 也是重要的数据来源, 它们提供了生产计划、订单信息、库存数据等^[9-10]。

3.3 数据分析与决策支持

数据分析与决策支持是数智化平台的核心功能, 通过深入分析数据, 为企业的决策提供科学依据, 帮助企业优化生产、降低成本、提高质量。

数据分析方法:

描述性分析: 对钢铁生产过程中的数据进行统计描述, 如计算平均值、中位数、标准差等, 了解数据的基本特征。例如, 分析每月的钢材产量数据, 计算平均产量、产量波动范围等, 为生产计划的制定提供参考。

诊断性分析: 通过数据挖掘技术, 找出生产过程中存在的问题和异常。例如, 利用关联规则挖掘分析原材料成分与产品质量之间的关系, 发现某些成分超标的原材料会导致产品质量下降; 运用聚类分析对设备运行数据进行分类, 识别出设备的异常运行状态, 及时进行维护。

4 算法与程序实现

4.1 关键算法介绍

在钢企数智化平台的构建中, 关键算法主要集中在数据处理、分析和预测等方面, 以确保平台能够高效地处理大量数据, 并为决策提供准确的依据。

数据清洗算法: 由于钢铁生产过程中采集的数据可能存在缺失值、异常值和重复值等问题, 数据清洗算法至关重要。例如, 对于缺失值, 可以采用均值插补、中位数插补或基于相似数据的插值方法进行填补; 对于异常值, 可以通过统计方法如 Z-score 或 IQR (四分位距) 进行检测和修正; 对于重复值, 则直接进行删除处理。这些算法确保了数据的质量, 为后续的分析 and 建模提供了可靠的数据基础。

特征选择算法: 在数据分析和建模过程中, 并非所有数据特征都对模型的构建和预测有帮助。特征选择算法可以帮助筛选出对目标变量有显著影响的特征, 提高模型的性能和解释性。

4.2 程序设计与实现步骤

钢企数智化平台的程序设计与实现是一个系统工程, 需要遵循一定的步骤和规范, 确保平台的稳定性和可用性。

4.2.1 需求分析与规划

明确业务需求: 与钢铁企业的各部门进行深入沟通, 了解生产流程、管理需求和决策痛点, 明确数智化平台需要解决的问题和实现的功能。例如, 生产部门希望实时监控设备状态和生产进度, 质量部门需要对产品质量进行精准预测和控制, 管理部门则关注生产成本和效率的优化。

制定技术规划: 根据业务需求, 确定平台的技术架构和关键技术选型。选择合适的数据存储技术、数据分析工具和机器学习框架, 确保平台能够高效地处理和分析大量数据。同时, 考虑系统的可扩展性、

安全性和兼容性, 为未来的升级和扩展预留空间。

4.2.2 系统设计

模块化设计: 将数智化平台划分为多个功能模块, 如数据采集模块、数据处理模块、数据分析模块、决策支持模块和用户界面模块等。每个模块负责特定的功能, 模块之间通过定义良好的接口进行交互, 提高系统的可维护性和可扩展性。

数据库设计: 根据数据模型和业务需求, 设计合理的数据库结构。选择合适的数据库类型, 如关系型数据库用于存储结构化数据, 如生产订单、设备信息等; 非关系型数据库用于存储半结构化或非结构化数据, 如设备传感器数据、生产日志等。设计高效的索引和查询策略, 提高数据的读写性能。

4.2.3 开发与测试

开发环境搭建: 搭建适合的开发环境, 包括开发工具、编程语言、框架和库等。例如, 选择 Python 作为主要的开发语言, 利用其丰富的数据处理和机器学习库, 如 Pandas、NumPy、Scikit-learn 等, 提高开发效率; 使用版本控制系统如 Git 进行代码管理, 确保团队协作的顺畅。

4.2.4 部署与维护

部署策略: 选择合适的部署方式, 如本地部署、云部署或混合部署。根据企业的实际情况和需求, 考虑系统的可用性、可扩展性和成本效益。例如, 对于数据量大、计算资源需求高的企业, 可以选择云部署, 利用云平台的弹性计算和存储资源; 对于对数据安全和隐私要求高的企业, 可以选择本地部署, 确保数据的完全控制。

系统部署: 将开发完成的数智化平台部署到生产环境中。进行系统的安装、配置和初始化, 确保系统能够正常运行。在部署过程中, 注意数据的迁移和备份, 避免数据丢失和损坏。同时, 进行系统的性能调优, 根据实际的业务负载和数据量, 调整系统的参数和配置, 提高系统的响应速度和处理能力。

5 实验设计与结果分析

5.1 实验方案设计

为了验证钢企数智化平台的性能和效果, 设计了一系列实验方案。实验主要围绕平台的关键功能模块进行, 包括数据采集与处理、数据分析与预测、决策支持系统等。

5.1.1 数据采集与处理实验

实验目的: 验证数据采集的准确性和完整性, 以及数据处理算法的有效性。

实验方法:

在钢铁生产线上选择多个关键设备, 如高炉、轧机等, 安装传感器采集温度、压力、流量等数据。

同时, 从生产控制系统 (如 PLC、DCS) 和企业资源管理系统 (如 ERP、MES) 中提取生产过程数据和管理数据。

使用数据清洗算法对采集到的数据进行处理, 包括缺失值填补、异常值检测与修正、重复值删除等。

对处理后的数据进行质量评估, 计算数据的准确性、完整性和一致性指标。

5.1.2 数据分析与预测实验

实验目的: 评估数据分析算法的准确性和预测模型的可靠性。

实验方法:

选择钢铁生产中的关键指标, 如产品质量、设备故障率、生产效率等, 作为分析和预测的目标变量。

利用描述性分析、诊断性分析、预测性分析和规范性分析方法, 对历史数据进行分析, 建立相应的预测模型。例如, 使用时间序列分析方法 (如 ARIMA 模型) 预测设备的故障时间; 运用机器学习算法 (如随机森林、支持向量机) 预测产品质量等级。

将预测结果与实际发生的情况进行对比, 计算预测的准确率、召回率和 F1 分数等指标。

实验指标:

预测准确率: 预测结果与实际结果一致的比例。要求设备故障预测的准确率达到 80% 以上, 产品质量预测的准确率达到 85% 以上。

召回率: 实际发生的情况中被预测正确的比例。设备故障预测的召回率应达到 75% 以上, 产品质量预测的召回率应达到 80% 以上。

5.1.3 决策支持系统实验

实验目的: 测试决策支持系统的实用性和有效性, 验证其能否为企业的生产和管理决策提供科学依据。

实验方法:

模拟钢铁企业的生产场景, 包括生产计划制定、设备维护安排、质量控制决策等。

利用决策支持系统根据实时数据和预测结果,

生成相应的决策建议。例如, 根据设备的故障预测结果, 提前安排设备维护计划; 依据市场需求预测和生产成本分析, 优化生产计划。

实验指标:

决策建议采纳率: 企业实际采纳决策支持系统建议的比例。要求生产计划优化建议的采纳率达到 70% 以上, 设备维护建议的采纳率达到 80% 以上, 质量控制建议的采纳率达到 75% 以上。

5.2 实验结果与讨论

5.2.1 数据采集与处理实验结果

数据准确性: 经过数据清洗算法处理后, 温度数据的误差率降低到 0.8%, 压力数据的误差率降低到 1.5%, 均达到了实验指标要求。这表明数据采集设备和传感器的精度较高, 数据清洗算法能够有效地纠正数据中的误差, 确保数据的准确性。

5.2.2 数据分析与预测实验结果

设备故障预测:

预测准确率: 设备故障预测的准确率达到 83%, 超过了 80% 的实验指标要求。这说明时间序列分析方法和机器学习算法能够较好地捕捉设备运行数据中的规律, 提前预测设备的故障情况, 为企业设备维护提供了有力的支持。

召回率: 设备故障预测的召回率为 78%, 略高于 75% 的实验指标。这表明预测模型能够较全面地识别出设备的潜在故障, 减少了因设备故障导致的生产中断和维修成本。

F1 分数: 设备故障预测的 F1 分数为 0.80, 高于 0.78 的实验指标。综合考虑准确率和召回率, 该预测模型在设备故障预测方面表现良好, 具有较高的实用价值。

产品质量预测:

预测准确率: 产品质量预测的准确率达到 87%, 远高于 85% 的实验指标要求。这表明数据分析算法能够有效地分析原材料成分、生产工艺参数等因素与产品质量之间的关系, 提前预测产品质量等级, 帮助企业优化生产过程, 提高产品质量。

召回率: 产品质量预测的召回率为 82%, 达到了 80% 的实验指标。这说明预测模型能够较好地识别出低质量产品, 避免不合格产品流入市场, 提高了企业的市场竞争力。

F1 分数: 产品质量预测的 F1 分数为 0.84, 高

于 0.82 的实验指标。该预测模型在产品质量预测方面具有较高的准确性和可靠性, 能够为企业的产品质量控制提供科学依据。

6 结束语

本文通过对基于 FineBI 的钢企数智化平台构建的研究, 深入探讨了如何利用先进的数据分析工具和平台, 推动钢铁企业的数字化转型和智能化升级。研究结果表明, FineBI 平台在数据采集、处理、分析和可视化等方面具有显著优势, 能够为钢铁企业提供全面、准确、实时的数据支持, 帮助企业实现生产过程的优化、产品质量的提升和经营管理的精细化。

参考文献

- [1] 余光光, 曾智. 简述国内外钢铁企业智能制造现状及其发展思路[J]. 连铸, 2020(03).
- [2] 陈丽萍, 刘岩. 钢铁企业三维数字化工厂的设计与实践[J]. 冶金自动化, 2020(04).
- [3] 梅维. 钢铁企业如何利用大数据应用支撑“一总部、多基地”效能发挥[J]. 中国信息化, 2023(01).
- [4] 于萍. 先进安全技术在日本钢铁企业落地[J]. 劳动保护, 2022(03).
- [5] 朱向雷. 钢铁企业相关方安全管理的对策与实施[J]. 冶金信息导刊, 2024(03).
- [6] 何欣. 钢铁企业生产成本精细化管理与控制的策略[J]. 销售与管理, 2024(25).
- [7] 姚尧. 智慧冶金视域下的钢铁企业数字化转型策略思考[J]. 冶金信息导刊, 2024(06).
- [8] 陈利成, 陈琼妮, 吴波, 王兴. 钢铁企业成本竞争力分析[J]. 冶金经济与管理, 2024(06).
- [9] 裘淦, 邓勇. 数字经济视角下钢铁企业人才培养策略探讨[J]. 冶金财会, 2024(11).
- [10] 李国团, 黄海量. 从财务指标看世界一流钢铁企业竞争力[J]. 冶金管理, 2024(11).

版权声明: ©2024 作者与开放获取期刊研究中心 (OAJRC) 所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS