

学号： 232040288
密级： _____

学校代码： 10336

杭州电子科技大学

硕士学位论文 (专业学位)



论文题目： 面向多部件齐套的缝纫车间物
联网监测与并行协同调度研究

作者姓名： 郑泽轩

指导教师： 陈科明 教授

专业学位类别： 电子信息

专业领域： 集成电路工程

所在学院： 电子信息学院

完成时间： 2026 年 5 月

杭州电子科技大学硕士学位论文

面向多部件齐套的缝纫车间物联网监测与并行
协同调度研究

研 究 生： 郑泽轩

指导教师： 陈科明 教授

2026 年 5 月

**Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi University
for the Degree of Master**

**Research on IoT Monitoring and Parallel
Collaborative Scheduling in Sewing
Workshops for Multi-component Kitting**

Candidate: Zheng Zexuan

Supervisor: Prof. Chen Keming

May, 2026

杭州电子科技大学

学位论文原创性声明和使用授权说明

原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

论文作者签名：郑泽轩 日期：2026年 5月 30日

学位论文使用授权说明

本人完全了解杭州电子科技大学关于保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属杭州电子科技大学。本人保证毕业离校后，发表论文或使用论文工作成果时署名单位仍然为杭州电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。（保密论文在解密后遵守此规定）

论文作者签名：郑泽轩 日期：2026年 5月 30日

指导教师签名：陈利明 日期：2026年 5月 30日

摘要

随着近年来服装制造业逐渐向“小单快反”模式转型，缝纫车间也逐步演变为多部件并行加工再汇流总装的生产模式。然而在实际生产中，人工熟练度差异、设备随机故障及工序复杂性等动态扰动会导致各条分线的生产节拍脱节，导致部件在汇流点出现“不齐套”现象，进而引发半成品积压与总装停工等待，严重制约整线的生产效率。针对上述问题，本文开展面向多部件齐套的缝纫车间物联网监测与并行协同调度方法研究，旨在利用数字化技术实现车间生产过程的实时感知、精准预测与协同优化。

为解决缝纫车间设备异构、数据孤岛严重及生产过程不透明的问题，设计并实现一套可靠性高、时延低的物联网远程监测系统。该系统采用“云-边-端”三层架构，使用双频 Wi-Fi 模组设计抗干扰边缘网关攻克多品牌缝纫机实时数据的高频采集难题，并设计出一种基于消息队列遥测传输（Message Queuing Telemetry Transport, MQTT）协议的断点续传机制与异构设备 Modbus 寄存器静态映射机制，以保障数据传输的完整性与实时性。同时开发 Web 端可视化看板与移动端运维 APP，实现对车间生产要素的数字化映射，为后续齐套性分析以及调度决策奠定坚实的数据底座。

就传统静态排产无法适应现场动态变化、难以精准预判齐套风险的难题，提出基于数字孪生（Digital Twin, DT）技术的车间生产状态动态预测方法，构建动态数据驱动孪生（Dynamic Data-driven Twin, DDT）模型，引入滑动时间窗口机制，利用物联网采集的实时节拍数据动态修正仿真模型中的工时均值与方差参数，实现对工人疲劳效应与作业效率波动的自适应跟踪能力。实验结果表明，该模型能够精准预测各分线部件到达汇流点的时间偏差，预测平均绝对百分比误差降低至 2.17%，均方根误差相对于传统概率仿真模型降低 85%，有效量化未来的“齐套时间差”风险，预测精度显著优于传统静态工时模型和概率仿真模型。

面向多流汇聚生产模式下局部效率与全局齐套的冲突问题，设计面向齐套率优化的并行协同动态调度策略。建立以最大化齐套率、最小化最大完工时间为目标的多目标优化模型，提出一种拉动式协同机制。通过改进非支配排序遗传算法（Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGA-II），引入双层编码策略与插入式贪婪解码机制，实现了多约束条件下的快速寻优，最终解的齐套性指标相对于未改进的标准 NSGA-II 算法优化 43% 以上。在面临急单插入和设备故障等外部扰动时，该策略能显著提升车间整体协同效率，与未优化调度方案相比，总完工时间减少约 5%，验证所提方法的有效性与鲁棒性。

关键词：缝纫车间，部件齐套，物联网监测，动态预测，协同调度

ABSTRACT

With the recent transformation of the garment manufacturing industry toward the "small-batch and quick-response" model, sewing workshops have evolved into a multi-component parallel production mode with convergent final assembly. In actual production, dynamic disturbances such as worker proficiency variability, random equipment failures, and unexpected process deviations cause the production takt times of different sub-lines to decouple. This leads to "incomplete kits" at convergence points, triggering work-in-process (WIP) accumulation and assembly downtime that severely constrain overall production efficiency. To address these issues, this thesis presents a study on IoT-based monitoring, dynamic prediction, and parallel collaborative scheduling for sewing workshops oriented toward multi-component kitting.

To resolve the problems of heterogeneous equipment and data silos in sewing workshops, a "Cloud-Edge-End" IoT remote monitoring system is designed and implemented. An anti-interference edge gateway with dual-band Wi-Fi modules enables high-rate real-time data acquisition from multi-brand sewing machines. A breakpoint resume mechanism based on the Message Queuing Telemetry Transport (MQTT) protocol and a static Modbus register mapping mechanism ensure data transmission integrity and real-time performance. A Web-based dashboard and mobile APP realize digital mapping of production factors, providing a data foundation for subsequent kitting analysis and scheduling decisions.

Addressing the inability of static working-hour models to capture real-time worker proficiency variations and predict kitting risks accurately, a dynamic prediction method for workshop production status based on digital twin technology is proposed. A Dynamic Data-driven Twin (DDT) model is constructed using a sliding time window mechanism, which utilizes real-time takt data collected via IoT to dynamically update the working-hour distribution parameters (mean and variance) in the simulation model, achieving adaptive tracking of worker fatigue and operational efficiency fluctuations. Experimental results show that the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of the prediction is reduced to 2.17%, and the Root Mean Square Error (RMSE) is reduced by 85% compared to traditional probabilistic simulation models, effectively quantifying future kitting risk.

Targeting the conflict between local sub-line efficiency and global kitting performance in multi-flow convergent production, a parallel collaborative dynamic scheduling strategy oriented toward kitting rate optimization is designed. A multi-objective optimization model is established to maximize the kitting rate and minimize the makespan, and a pull-type collaborative mechanism is proposed. By improving the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) with a two-layer encoding

strategy and an insertion-based greedy decoding mechanism, rapid optimization under multi-constraint conditions is achieved. The kitting index is improved by over 43% compared to standard NSGA-II. When facing disturbances such as rush order insertions and equipment failures, the strategy significantly enhances workshop collaborative efficiency. Compared with non-collaborative FIFO-based dispatching, the total completion time is reduced by approximately 5%, verifying the effectiveness and robustness of the proposed method.

Keywords: Sewing Workshop, Component Kitting, IoT Monitoring, Dynamic Prediction, Collaborative Scheduling

目录

摘要.....	I
ABSTRACT.....	II
目录.....	IV
1 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 缝纫车间物联网技术与数据采集研究现状.....	2
1.2.2 生产过程预测与齐套性分析研究现状.....	3
1.2.3 车间动态调度发展现状.....	4
1.3 本文主要工作和章节安排.....	5
2 缝纫车间物联网远程监测系统设计.....	7
2.1 系统总体设计.....	7
2.1.1 需求分析.....	7
2.1.2 系统总体架构.....	8
2.1.3 数据流向设计.....	8
2.2 物联网网关硬件与软件设计.....	9
2.2.1 无线通信技术的选型分析.....	9
2.2.2 网关硬件电路设计.....	10
2.2.3 网关软件设计.....	13
2.3 通信协议设计.....	18
2.3.1 感知层与边缘侧通信协议.....	18
2.3.2 边缘侧与云端通信协议.....	20
2.4 应用层功能实现.....	21
2.4.1 云平台架构与数据交互机制.....	21
2.4.2 Web 可视化管理平台设计.....	23
2.4.3 移动端远程运维 APP 开发.....	25
2.5 本章小结.....	27

3	面向多流汇聚的缝纫车间齐套性问题建模与预测方法.....	28
3.1	缝纫车间多流汇聚过程中的时变特性与预测难点分析.....	28
3.1.1	缝纫车间“过程级齐套”概念与时变特征.....	28
3.1.2	多层级 BOM 结构下的误差非线性传导机理.....	29
3.1.3	现有静态与离线预测方法的局限性分析.....	30
3.2	数据驱动的缝纫车间离散事件仿真模型构建.....	30
3.2.1	物理实体向虚拟空间的映射机制.....	31
3.2.2	异常数据清洗与特征提取.....	32
3.2.3	基于滑动时间窗口的参数动态修正.....	32
3.2.4	基于事件注入的异常扰动实时映射.....	34
3.3	基于滚动时域的多维度齐套性风险预测算法.....	34
3.3.1	齐套性量化指标定义.....	35
3.3.2	滚动时域预测机制.....	36
3.4	实验验证与结果分析.....	37
3.4.1	实验环境与数据集描述.....	37
3.4.2	对照组设置与评价指标.....	39
3.4.3	预测精度对比分析.....	39
3.4.4	滑动窗口参数敏感性分析.....	44
3.4.5	典型故障场景下的响应能力验证.....	45
3.5	本章小结.....	46
4	面向多流汇聚的缝纫车间并行协同动态调度策略.....	47
4.1	缝纫生产齐套问题界定.....	47
4.2	现有动态调度方法及其在齐套场景下的局限性.....	48
4.2.1	传统调度规则的“近视”效应.....	48
4.2.2	常见的动态重调度策略分析.....	48
4.2.3	局限性总结.....	49
4.3	基于齐套约束的并行协同动态调度方法论.....	49
4.3.1	协同调度数学模型构建.....	49
4.3.2	动态协同调节策略.....	51
4.3.3	改进 NSGA-II 调度算法设计与实现.....	53

4.4	仿真实验与结果分析.....	56
4.4.1	实验环境与参数设置.....	56
4.4.2	改进算法性能验证.....	57
4.4.3	动态扰动下的齐套性与库存演化分析.....	60
4.4.4	急单插入场景下的调度方案验证.....	61
4.4.5	多目标综合权衡分析.....	62
4.4.6	结果讨论.....	64
4.5	本章小结.....	64
5	总结与展望.....	65
5.1	全文总结.....	65
5.2	未来的工作展望.....	65
	致谢.....	67
	参考文献.....	68
	附录.....	73

1 绪论

1.1 研究背景与意义

在“工业 4.0”与“中国制造 2025”战略的深度驱动下^[1]，传统纺织服装业正经历着一场由消费互联网倒逼工业互联网的深刻变革，《“十四五”智能制造发展规划》明确提出要推动传统产业向智能化、绿色化方向发展^[2]。然而，随着近些年我国人口红利的逐渐消失，劳动力成本呈现出逐年上升的趋势，传统劳动密集型的缝纫车间面临着双重挤压：一方面是招工难和用工贵的成本压力，另一方面是从大规模标准化生产向敏捷化、柔性化制造转型的技术挑战。

当前，全球服装消费市场呈现出显著的碎片化与个性化趋势。以希音（SHEIN）为代表的“超快时尚”商业模式崛起，彻底改变了传统的供应链逻辑^[3]。在这种被称为“小单快反”的新模式下，制造端需要具备处理极小批量订单、高频次转款以及应对极短交付周期的能力^[4]。

在此背景下，缝纫车间的生产逻辑发生根本性逆转，企业不再追求单一品种的规模经济，而是转向追求对市场需求的高效响应。工信部等四部门联合印发的《纺织工业提质升级实施方案（2023—2025 年）》明确指出，要大力发展智能制造，推动行业数字化转型，提升供给体系的韧性^[5]。然而，国内多数缝纫车间的数字化基础依然薄弱，生产管理中存在诸多不透明环节，具体表现为以下几点：

1.数据采集滞后：管理层无法实时掌握各工序的生产进度与瓶颈，往往依赖人工事后统计，导致决策滞后。

2.配置效率低下：在高频换款时，仍需技术人员逐台手动调整设备参数，极易出错且耗时漫长。

3.协同能力缺失：国内现有研究多局限于单台缝纫设备的自动化升级，缺乏对车间级“人-机-料”全要素的统筹调度，导致部件生产不同步，频繁出现“非齐套”停工待料现象。

与连续生产的流程型工业不同，缝纫车间具有典型的“多流汇聚”特征。一件成衣的制造通常涉及衣身、袖子、领子等多种异质部件的并行加工，最后在总装工位缝合。这种工艺结构决定了各分线之间存在着严格的“过程级齐套”约束，即所有分支部件必须在预定的时间窗口内同步到达汇流点，任何一条独立分线的延误都会导致整个装配流程出现停滞。这种基于物料清单结构的刚性耦合要求，使得在缝纫车间环境下的调度问题远比传统单线流水环境更为复杂，对各工序间的时空协同性有着极高要求^[6]。

尽管部分企业已引入基础的信息化系统，但在当前新生产模式的高压下，现有的生产管理体系仍面临两大核心痛点：

1.部件“非齐套”引发的产能损耗：由于缝纫作业高度依赖人工，工人的操作熟练度、疲劳程度以及设备故障等随机因素，导致各分线的实际生产节拍呈现强非线性波动。这种波动在多流汇聚结构下被放大，导致汇流点频繁出现两种病态现象：一是“短缺中断^[7]”，即关键部件滞后导致总装线停机等待，造成瓶颈资源闲置，二是“积压阻塞^[8]”，即非关键部件过早到达，在汇流点前形成大量在制品堆积，占用车间资源。正如 B.Ronen 提出的“完全齐套”理论指出，在非齐套状态下启动作业将导致效率的显著下降^[9]，这正是当前缝纫车间效率难以提升的症结所在。

2.物联网数据的决策断层：目前的车间物联网应用多数停留在“设备运维”层面，即关注设备的开关机状态或故障代码，而缺乏对工艺过程数据的深度挖掘。未能把实时数据转化为对生产进度的精准预测与动态调度决策，使得车间管理通常处于被动响应状态，缺乏前瞻性的协同干预能力。

本文开展面向缝纫车间的物联网监测与协同调度研究，以应对上述制造场景中的实际挑战。在理论层面，传统的调度研究大多将最小化完工时间作为首要优化目标，较少兼顾多流汇聚过程中的“齐套性”约束。为此，本文引入数字孪生框架，构建数据驱动的齐套性预测模型与协同调度策略，进一步拓展数字化物理系统在离散型劳动密集制造场景下的应用边界。在工程应用层面，系统不仅能消除车间的数据盲区，还能提前预判脱节风险以减少产能浪费，并通过动态协同策略降低库存、缩短生产周期，帮助企业更好地适应柔性制造需求。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 缝纫车间物联网技术与数据采集研究现状

工业物联网是实现智能制造的物理基础，其核心在于通过泛在感知技术实现“人-机-物”的全面互联。在纺织服装领域，数据采集技术正经历从人工记录、离线扫码到实时传感的演进过程。

在底层数据感知方面，早期的研究主要依赖射频识别（Radio Frequency Identification, RFID）技术。RFID 被广泛应用于在制品的追踪与定位，以此解决物料在生产过程中的定位问题。例如，孙建军等人对物联网在仓储物流中的应用进行综述，指出 RFID 技术能显著提升库存准确率并减少人工盘点时间^[10]。然而，单纯的 RFID 标签难以获取设备内部的运行状态，为深入感知生产过程，研究者开始探索侵入式与非侵入式的传感器方案。Bhuiyan 等人利用加速度计监测纺织机械的振动频谱，以实现故障预警^[11]，Atta 等人则提出一种基于电流指纹分析的非侵入式方法，通过智能插座采集缝纫机电机的功率波形，利用动态时间规整算法反演工人的实际作业周期^[12]。近年来，随着机电一体化技术的发展，Brother、Singer 等缝纫机厂商推出具备联网功能的智能机型，支持通过串口或以太网直接输出缝纫机的底层数据，这为获取高保真的生产过程数据提供硬件基础。

在数据传输与网络架构方面，因为车间设备存在布局密集、电磁环境复杂的特点，通信协议的选择至关重要。传统的工业总线（例如 RS485）虽然抗干扰能力强，但若只使用总线

技术进行数据交互则存在着布线困难等问题，难以适应柔性生产线的频繁重组要求。因此，基于无线技术的混合组网架构成为当前的主流趋势。Salman 等人的研究综述指出，MQTT 协议因其轻量级、发布/订阅模式以及对低带宽环境的优秀适应性等特点，非常适合作为异构设备接入云端的标准协议^[13]。黄玉彦等人在研究中展示出利用 MQTT 协议将工业缝纫机数据同步至云端，并集成到企业管理信息系统中的可行性^[14]。此外，为解决异构设备协议不兼容的问题，边缘计算架构被引入车间网络。通过在网关侧部署协议解析与数据清洗算法，可以有效屏蔽底层硬件差异，减轻云端的计算负荷^[15]。

尽管物联网技术在缝纫车间的应用已取得长足进步，但仍存在显著的“数据-决策”断层问题。首先现有研究多侧重于设备物理健康状态（如温度、振动、能耗等）的监测，主要服务于预测性维护，而对工艺过程维度（如实时作业节拍波动、工序级产量、起停频率）的高频采集与深度挖掘相对匮乏。其次，车间现场设备品牌繁杂，由于缺少通用、可配置的异构协议适配机制，系统集成成本较高，容易加剧底层数据的割裂与孤立^[16]。此外，现有采集方案较少考虑车间复杂网络环境下的传输可靠性。若缺乏断点续传功能，网络波动将直接导致关键时序数据丢失，进而削弱后续齐套预测及分析的准确度^[17]。

1.2.2 生产过程预测与齐套性分析研究现状

准确预测各部件在不同工序上的流转进度，是实现多流汇聚齐套的前提。在服装制造领域，生产预测方法正经历着从基于经验的静态计算向基于数据的动态仿真与数字孪生推演的转变。

在离散制造中，齐套多指物料配送的物理完整性，而在缝纫车间特殊的多流汇聚场景下，齐套的内涵发生延伸，不仅仅只在于物料的完备性上，而更侧重于多流作业在时间维度上的同步性^[18]。

在生产进度预测方法上，长期以来缝纫行业主要依赖标准工时（Standard Minute Value, SMV）作为基准^[19,20]。SMV 通常通过秒表测时法或预定动作时间标准法测定。但这种基于静态均值的预测方法存在天然缺陷，它假设作业效率恒定，忽略面料差异、设备波动以及最重要的一一人的因素（疲劳、情绪、熟练度）对作业效率的实时影响。为引入随机性，离散事件仿真（Discrete Event Simulation, DES）被广泛应用^[21]。Lee J Y 等人利用仿真软件对缝纫流水线进行建模，模拟不同供料策略对效率的影响^[22]。虽然 DES 能反映系统的统计特性，但其输入参数通常是离线设定的，存在“虚实不同步”的问题。

近年来，数字孪生技术的兴起开始为解决这一问题提供新路径^[23]。数字孪生通过实时数据驱动虚拟模型与物理实体同步演化，实现从“离线仿真”到“在线推演”的跨越。Pan Y H 等人提出多层级数字孪生驱动的生产物流同步优化框架，利用实时数据更新仿真状态，对物料的齐套性进行动态预测^[24]。另外 Jiang H 等人也构建了基于虚拟传感的纺织车间数字孪生平台，实现对生产过程的毫秒级监控^[25]。

综上所述，尽管数字孪生在预测领域展现出巨大潜力，但在缝纫车间齐套性分析方面仍存在盲区。现有的预测模型多基于静态参数或理想化的概率分布，缺乏基于实时数据流的滑动窗口参数动态修正机制以及对故障情况的及时感知。这意味着模型无法捕捉工人效率随时间产生的非线性漂移和机器频发的小型故障，导致预测误差随时间累积。对于生产过程预测和齐套性分析方法总结如表 1.1 所示：

表 1.1 现有缝纫生产过程预测与齐套性分析方法对比

预测方法类型	驱动机制	典型应用及应用	缝纫场景应用局限性
标准工时法（SMV）	静态经验基准	秒表测时法、预定动作时间标准法	忽略人工疲劳及设备波动的实时影响
离散事件仿真（DES）	概率统计模型	仿真软件模拟供料策略与系统统计特性	输入参数通常离线设定，无法实时同步现场状态
传统数字孪生（DT）	实时数据映射	虚拟传感、生产物流同步推演框架	缺乏参数动态修正机制，难以捕捉非线性效率漂移与微小故障累积。

1.2.3 车间动态调度发展现状

生产调度是车间管理的“大脑”。缝纫车间的调度属于典型的混合流水车间调度问题，具有强烈的非确定性多项式时间困难（Nondeterministic Polynomial-time hard, NP-hard）特性^[26]。

面对静态调度问题，学术界已发展出丰富的算法体系。从早期的启发式规则，如先到先服务（First In First Out, FIFO）、最短加工时间规则（Shortest Processing Time, SPT），发展到元启发式算法，例如遗传算法（Genetic Algorithm, GA）、粒子群算法（Particle Swarm Optimization, PSO）、蚁群算法（Ant Colony Optimization, ACO）等。其中由 Deb 等人提出的带精英策略的 NSGA-II 算法因其优异的多目标寻优能力，成为了解决多目标调度问题的标杆算法^[27]。在纺织服装领域，邵一兵等人利用改进的遗传算法优化缝纫流水线的工序分配，以最小化流程时间和负荷方差^[28]。杜利珍等人针对针织车间调度，提出结合模拟退火的混合算法，有效解决机器资源约束问题^[29]。

面对生产过程中如机器故障、急单插入的随机扰动，动态调度成为研究热点。常见的策略包括右移重调度和完全重调度^[30]。李文昊等人提出数字孪生驱动的动态调度框架，利用实时数据捕捉异常并触发重调度^[31]。近年来，深度强化学习（Deep Reinforcement Learning, DRL）也开始被引入该领域，试图通过智能体与环境的交互学习实现端到端的自适应调度^[32]。然而，在服装制造的多流汇聚场景中，频繁的换产与工艺切换导致 DRL 极易面临“状态-动作”空间爆炸与训练样本获取困难的瓶颈^[33]。此外，DRL 的黑盒决策特性缺乏工业现场所需的可解释性，且难以在奖励函数中精准平衡齐套率、完工时间与在制品库存等多重冲突目标^[34]。

在涉及装配的协同调度方面，Öztürk 等人研究并行流水线汇聚到装配阶段的同步问题，提出混合整数线性规划模型^[35]。蔡磊等人的研究虽然涉及套件生产的同步优化，但主要侧重于物流系统的层级协调^[36]。

尽管调度算法层出不穷，但在将其应用于“小单快反”模式下的缝纫车间多流汇聚场景时，仍面临着以下的核心问题：

1. 优化目标单一，忽视齐套协同：绝大多数现有研究将最大完工时间作为首要甚至唯一的优化目标。这种导向在单线流水生产中有效，但在组装型生产中，各分线盲目追求最快完工往往导致“快线积压、慢线缺货”的非协同现象。现有文献较少将“齐套率”或“部件到达时间差”作为独立且高优先级的优化目标纳入模型。

2. 缺乏跨分线的动态协同机制：现有的重调度策略多表现为“单线自治”。当某条分线发生故障滞后时，系统缺乏一种机制去主动抑制其他超前分线的投入节拍。缺乏这种横向协同逻辑，导致调度结果往往是局部最优而非全局协同，无法在动态扰动下自动恢复齐套状态。

3. 算法对刚性约束的适配性差：标准 NSGA-II 等通用算法在初始化和变异操作中主要采用随机策略，难以高效覆盖缝纫车间“按单成组、多流合一”的解空间特征，导致收敛效率低下，难以满足车间对调度响应速度的要求。

1.3 本文主要工作和章节安排

面对缝纫车间在小单快反式转型中特有的多流汇聚生产特征，本文重点攻克底层数据割裂以及由节拍波动诱发的部件非齐套矛盾。围绕数据感知、风险预测与动态协同这三大核心环节，本文构建完整的车间优化体系，主要开展以下三个方面的工作：

1. 设计并实现高可靠的缝纫车间物联网远程监测系统，解决底层多源异构数据的实时获取难题。面向车间内缝纫设备品牌繁杂、通信协议封闭以及电磁环境恶劣的现状，构建“端-边-云”三层物联网架构。在感知及边缘侧，自主研发抗干扰物联网网关，设计基于 Modbus 寄存器两级映射的通用适配机制，以屏蔽异构设备的硬件差异。并且利用断点续传算法，确保在车间网络波动下数据的完整性与连续性。在传输与应用侧，采用轻量级 MQTT 协议与双频 Wi-Fi 通信方案，实现生产状态数据的高频实时上报及工艺参数的远程批量下发。该系统的建立有效提升物理车间的过程透明度，为后续的齐套性建模与调度优化奠定可靠的数据基础。

2. 提出一种基于实时数据驱动的缝纫车间离散事件仿真与齐套性动态预测方法。对传统静态标准工时法无法反映工人作业状态变化及设备微小停机等现场时变特征的缺陷，构建动态数据驱动的数字孪生预测模型。通过建立物理实体与虚拟模型的映射关系，并引入滑动时间窗口机制，实现对仿真模型中工时分布参数的实时在线修正，有效降低系统的虚实演化偏差。在此基础上，设计基于滚动时域的齐套性预测算法，通过在线推演各分线部件到达汇流点的时间差，对由节拍不均引发的短缺等待与积压阻塞风险进行量化评估，从而为车间的动态调度决策提供客观的前瞻性输入。

3.设计一种面向多部件齐套的并行协同动态调度策略与改进优化算法。为克服多流汇聚时极易出现的节点脱节现象，将“齐套性”作为核心约束引入调度模型。在策略控制层面，提出一种基于预测偏差驱动的拉动式协同机制，当系统预判齐套时间差越过安全阈值时，即触发动态重调度，通过对滞后分线进行资源重分配并对超前分线实施投入节拍控制，以实现全局进度的动态对齐。同时，在算法层面设计改进的非支配排序遗传算法，针对缝纫工艺的成组特性，引入双层编码结构与混合初始化策略，并在拥挤度计算中增加齐套偏差惩罚因子，有效解决多目标寻优中的局部收敛问题。该方法在保证生产效率的同时，显著降低在制品库存，提升订单的准时交付能力。

本文共分为五章，各章节的具体内容安排如下：

第一章：绪论。阐述课题的研究背景与意义，分析“小单快反”模式下缝纫车间面临的挑战，综述国内外在车间物联网、生产预测及动态调度领域的研究现状，指出现有研究的不足，从而确立本文的研究内容与技术路线。

第二章：缝纫车间物联网远程监测系统设计。详细论述系统的总体架构、硬件选型与软件实现。重点介绍物联网网关的电路设计、断点续传机制、异构协议适配方法以及云平台的开发，并通过实测验证系统的稳定性与实时性。

第三章：面向多流汇聚的缝纫车间齐套性问题建模与预测方法。界定“过程级齐套”的内涵，剖析误差传导机理。构建基于实时数据的离散事件仿真模型，阐述滑动窗口参数修正与滚动时域预测算法，并通过历史数据回放验证模型的预测精度。

第四章：面向多部件齐套的缝纫车间并行协同动态调度策略。构建包含齐套率与最大完工时间的多目标调度模型。提出并行协同动态调度策略，设计改进 NSGA-II 算法的编码与寻优逻辑，通过仿真实验对比分析该策略在应对随机扰动时的有效性。

第五章：总结与展望。全面总结本文的研究成果与创新点，分析研究中存在的局限性，并对未来的研究方向进行展望。

全文的研究结构图如图 1.1 所示。

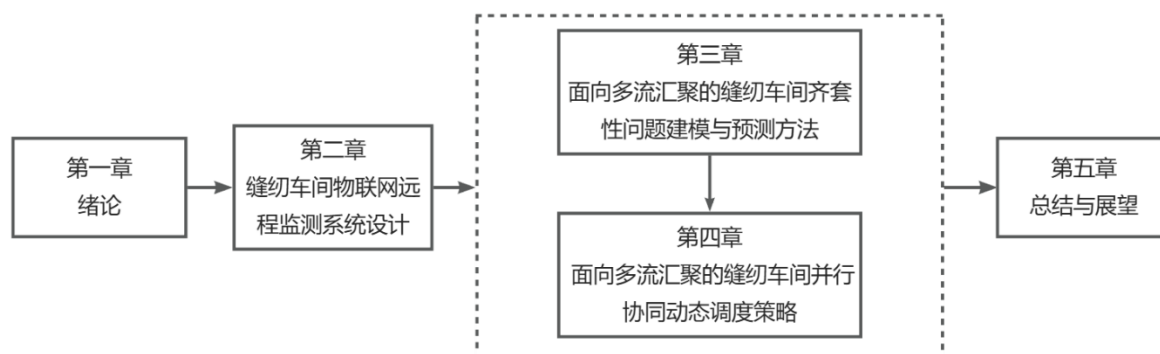


图 1.1 全文研究结构图

2 缝纫车间物联网远程监测系统设计

面向缝纫车间小单快反的生产需求，现场设备型号繁杂、布局分散及弱网环境严重制约生产过程的透明化。为精准捕捉多条分线的动态节拍、突破部件非齐套的调度瓶颈，本文设计并开发一套低时延、高可靠的物联网远程监测系统。本章将详细阐述该系统的总体架构、硬件设计、软件开发及通信协议设计，为后续章节的齐套性预测与协同调度提供全量实时数据支撑。

2.1 系统总体设计

2.1.1 需求分析

面向缝纫车间底层数据割裂以及多流汇聚对高频实时数据的迫切需求，本文设计的物联网监测系统需满足以下核心功能指标：

1.全量数据实时感知与高频采集：由于缝纫设备的运行状态（如转速、停针、剪线）具有高频突变特性，系统需具备低延迟（毫秒级）的数据采集能力，以完整记录机身编码、机型参数、实时产量与电机运行节拍，从而为量化工人作业疲劳度与效率演变提供细粒度数据。同时，系统需支持历史数据的结构化存储与追溯，满足生产效率的离线复盘需求。

2.工业级网络连接的高可靠性：考虑到现场电机启停带来的电磁干扰及复杂的物理环境，监测终端需具备工业级的抗干扰设计。在网络异常断开时，系统应能在 30 秒内触发自动重连机制，同时必须内置数据缓存与断点续传逻辑，在断网期间将采集的时序数据暂存至本地 Flash，待链路恢复后自动补传，以保障底层数据集的连续性与完整性，避免因丢包破坏后续齐套率计算的基准。

3.远程控制与参数批量下发：为适应多品种、小批量的生产切换，系统需支持双向通信。管理人员不仅能读取数据，还应能通过移动端或 Web 端对设备进行远程控制（如开关机、复位）及工艺参数的批量下发（如针距、最高转速限制等）。这能显著减少换产时的调试时间，提高生产线柔性。

4.多维度异常预警与可视化管理：系统需具备对断线、电机过热及通信故障等异常工况的实时监测与分级告警能力，并通过 APP 推送或短信等形式快速发送至运维端。此外，需开发车间级可视化看板，动态映射各并行分线的生产进度与在制品分布，为精准定位瓶颈节点与降低齐套偏差提供直观的数据支撑。

2.1.2 系统总体架构

基于上述需求分析，结合物联网通用的分层设计思想，本系统采用典型的“端-边-云”三层架构，自下而上分别为感知控制层（采集端）、网络传输层（数据链路）和应用服务层（云端与客户端）。系统总体架构如图 2.1 所示。

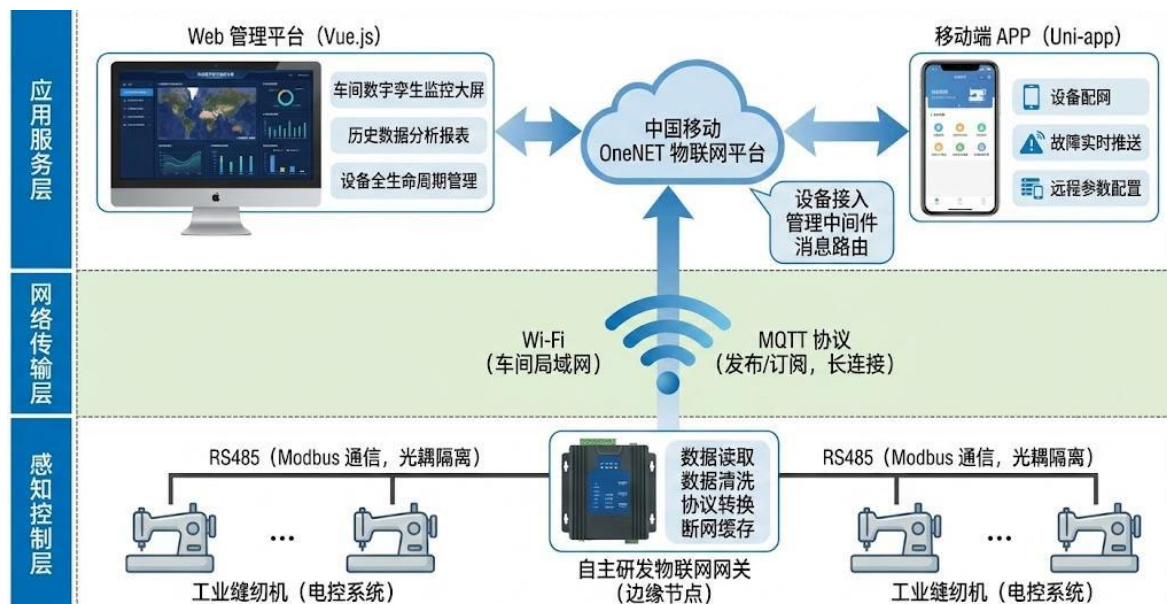


图 2.1 系统总体架构图

各层级具体功能定义如下：

1.感知控制层（边缘侧）：该层是系统的物理基础，由工业缝纫机电控系统和自主研发的物联网网关组成。网关作为边缘计算节点，通过带有光耦隔离保护的 RS485 通信接口与缝纫机进行 Modbus 通信，同时网关在负责原始数据的读取和命令下发之外，还承担着数据清洗、协议转换以及断网缓存等边缘处理任务。

2.网络传输层：鉴于车间设备密集且已有局域网覆盖的特点和条件，在综合考量带宽需求与部署成本后，本系统选用 Wi-Fi 作为主通信技术。网关通过 Wi-Fi 接入车间局域网，利用轻量级的 MQTT 协议与云平台建立长连接。MQTT 协议的发布/订阅机制非常适合低带宽、高延迟或不可靠网络下的数据传输，能够确保指令下发与数据上报的实时性。

3.应用服务层（云端与业务侧）：云平台采用中国移动 OneNET 物联网平台作为设备接入与管理的中间件，负责海量网关设备连接维持与消息路由。业务应用侧分为 Web 管理平台和移动端 APP。Web 端基于 Vue.js 框架开发，主要面向生产管理人员，提供车间数字孪生监控大屏、历史数据分析报表以及设备全生命周期管理功能。移动端基于 Uni-app 跨端开发框架开发，主要面向机修工和线长，提供便捷的设备配网、故障实时推送及远程参数配置功能。

2.1.3 数据流向设计

系统构建清晰的上下行双向数据交互机制，以保障信息流在感知层、网络层与应用层之间的高效流转，具体流程如图 2.2 所示。

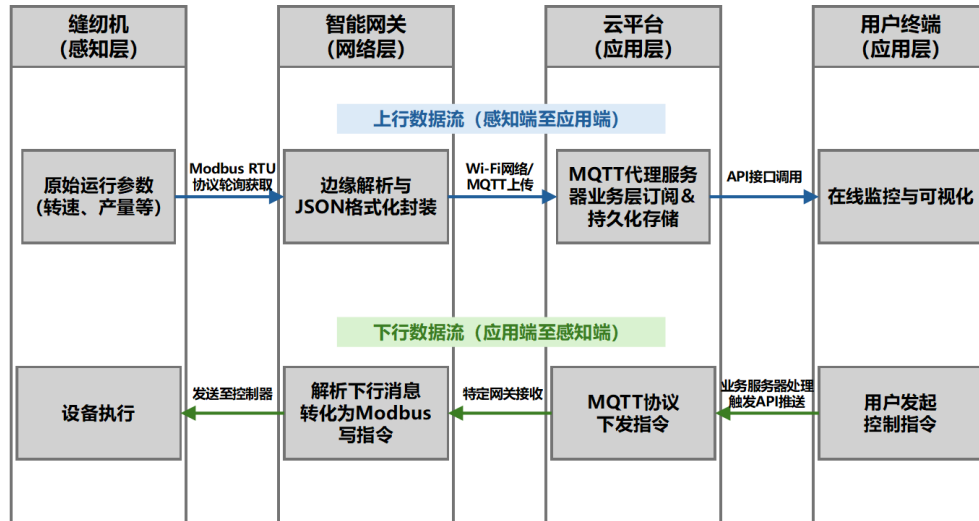


图 2.2 系统数据交互与流向示意图

1. 上行数据流（感知端至应用端）：

该链路负责生产数据的实时采集与汇聚。缝纫机生成的原始运行参数（如转速、产量等）由物联网网关通过 Modbus RTU 协议轮询获取，网关完成数据的边缘解析与 JSON 格式化封装后，借助 Wi-Fi 网络将其上传至云平台 MQTT 代理服务器，业务层通过订阅机制获取数据并进行持久化存储，最终由前端应用通过 API 接口调用，实现车间生产状态的在线监控与可视化。

2. 下行数据流（应用端至感知端）：

相对的，该链路负责控制指令的远程下发。用户于客户端发起的控制指令经业务服务器处理后，触发云平台 API 推送机制，云端通过 MQTT 协议将指令下发至特定网关节点，网关解析下行消息，将其转化为 Modbus 写指令并发送至缝纫机控制器，从而驱动设备完成参数修改或动作执行，实现“云-边-端”的协同控制。

通过上述总体设计，系统有效地解决设备异构带来的接入难题，通过建立物理车间与数字空间的实时映射，为后文第三章的齐套性预测以及第四章的并行协同调度奠定坚实的数据基础。

2.2 物联网网关硬件与软件设计

2.2.1 无线通信技术的选型分析

在缝纫车间物联网场景中，网关需高频上报电机转速与针数统计，并支持远程指令下发与空中下载（Over-The-Air, OTA）固件升级。这要求通信链路必须具备低时延、高带宽以及在大规模部署下的低成本特性。以当前工业物联网中主流的窄带物联网（Narrowband Internet of Things, NB-IoT）、4G LTE 及 Wi-Fi 技术为参考，本节从技术指标结合经济性维度进行对比分析：

1.NB-IoT: 窄带物联网技术虽然具有覆盖面积大和低功耗的优势,但其具有极窄的带宽(约 180 kHz)且该技术的通信时延通常较大,无法满足本研究对缝纫机生产节拍高频监控与实时报警的响应需求,该技术通常仅适用于静态低频监测场景(如智能抄表等)^[37]。

2.4G LTE: 4G 通信技术具备成熟的高带宽与毫秒级时延能力,在性能上完全满足本文研究需求。然而,由于其模组硬件成本较高,且每台设备需独立缴纳流量资费,在车间数百台设备的规模下,将导致网关部署建设与运维的成本激增,不符合服装企业对于成本敏感的特性^[38]。

3.Wi-Fi 技术: 依托当前工业车间普遍已有的光纤局域网基础设施, Wi-Fi 技术可提供超过 150 Mbps 的吞吐量与毫秒级时延,能够轻松承载高频数据采集的需求。并且车间以及缝纫机都具备稳定的市电供应,可以规避 Wi-Fi 路由和模组功耗相对较高的劣势。更重要的是, Wi-Fi 组网无需支付额外的流量费用,满足低成本的需求。

三种技术的具体性能指标对比如表 2.1 所示。

表 2.1 缝纫车间无线通信技术性能指标对比

评价维度	NB-IoT	4G LTE	Wi-Fi
工作频谱	授权频段	授权频段	非授权 2.4/5 GHz
峰值速率	< 250 kbps	> 100 Mbps	> 150 Mbps
通信时延	秒级(高)	毫秒级(低)	毫秒级(低)
运营成本	需缴纳流量费	高额流量月租	无流量费
适用性	静态低频监测	移动/广域覆盖	局部高密/实时控制

综上所述, NB-IoT 因时延瓶颈无法支撑实时调度, 4G LTE 因成本高昂缺乏经济性。因此, 本系统最终选用双频 Wi-Fi 方案。该方案利用 5GHz 频段承载核心控制指令, 既保证“端-边-云”链路的实时响应, 又在最大程度上降低全生命周期成本, 为后续齐套率计算奠定可靠的物理传输基础。

2.2.2 网关硬件电路设计

为满足缝纫车间对数据采集实时性与系统长期稳定运行的严苛要求, 物联网网关在硬件设计上应遵循高集成度、抗干扰能力强并且功耗低的原则。系统硬件架构采取模块化设计思想, 以工业级双频 Wi-Fi SoC 为核心, 辅以电源防护与信号调理电路, 构建紧凑且可靠的嵌入式硬件平台。

1.核心控制与无线通信单元

主控单元选用基于 RTL8720DN 芯片组的 BW16 模组。该模组集成高性能 ARM Cortex-M4F 处理器与丰富的外设接口, 选取该模组的核心设计优势在于其双频通信以及多模融合的特点:

首先在双频通信抗干扰方面, 模组原生支持 2.4GHz/5GHz 双频 Wi-Fi。系统默认配置优先使用 5GHz 频段进行 MQTT 数据回传, 利用该频段信道干扰少、带宽充裕的特性, 确保高频次生产数据的毫秒级上报。

其次，该模组集成低功耗蓝牙（Bluetooth Low Energy, BLE）协议栈模块。硬件设计利用其蓝牙射频通道作为“带外管理”接口，为移动端 APP 提供近场无感配网通道，解决传统工业网关依赖无线接入点（Access Point, AP）配网导致的连接中断问题。

2. 电源完整性与防护设计

缝纫机电控箱内部电机频繁启停会引入电源纹波与瞬态浪涌，这是造成电源模块损坏的常见问题。为保障网关在恶劣电气环境下的生存能力，电源管理模块采用以下多级防护与滤波拓扑：

瞬态过压防护：在 5 V 电源输入端，构建了由自恢复保险丝与双向瞬态电压抑制器（Transient Voltage Suppressor, TVS）组成的串并联协同防护网络。当缝纫机感性负载切换产生瞬态高压浪涌时，TVS 管的 PN 结在纳秒级时间内发生雪崩击穿，由高阻态跃变为低阻态，为浪涌电流提供低阻抗泄放路径，将输入电压钳位在安全范围内（约 6.5 V），若系统遭遇持续性过压或后端短路异常，流经主回路的异常大电流会使保险丝迅速发热，其高分子聚合物结晶相熔化导致阻值呈阶跃式增大，切断主回路电流。二者配合既能防止过压击穿敏感器件，又能避免 TVS 因长时间过载而烧毁。

低噪声稳压：二级稳压网络采用 AMS1117-3.3V 低压差线性稳压器（Low-Dropout Linear Regulator, LDO）作为核心器件。LDO 内部利用高精度基准电压源与误差放大器构成的深度负反馈闭环控制系统，动态调节调整管的导通阻抗，将前级输入的 5 V 电源降压并稳压为纯净的 3.3 V 系统供电。同时，借助 LDO 较高的高频电源抑制比，能够有效衰减并隔离前级链路中残留的低频电机干扰噪声，为后端 MCU 及射频模组提供稳定的偏置条件。

复合滤波网络：针对车间环境中复杂的电磁干扰，电源链路在 LDO 的输入与输出端均设计了多级复合旁路去耦方案，将大容量电解电容（100 μ F）、钽/铝电解电容（22 μ F）与不同数量级的高频陶瓷电容（100 nF、10 pF）并联使用。该设计利用了不同容值电容谐振频率的互补特性，大容量电容作为局部电荷池，负责提供低频瞬态电荷补偿，平抑负载电流突变导致的电压跌落，而小容量陶瓷电容凭借其极低的等效串联电感和等效串联电阻，在兆赫兹乃至吉赫兹的高频段提供极低的交流阻抗旁路路径，全频段滤除电源总线上的高频毛刺与共模干扰，从硬件底层切断了因电源波动导致网关模组异常复位的隐患。

电源部分的原理图如图 2.3 所示。

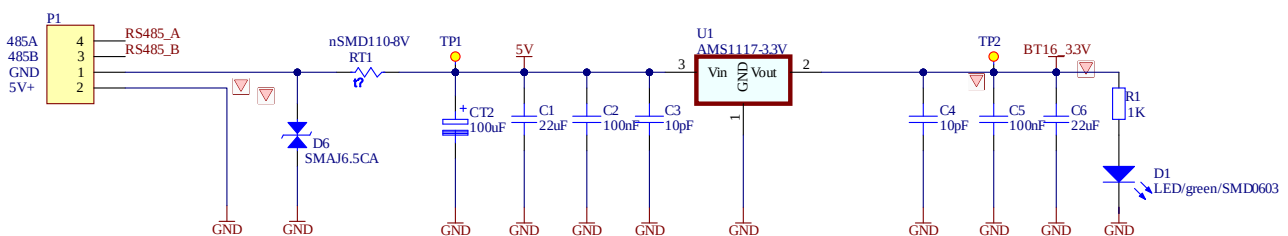


图 2.3 电源模块原理图

3. 通信接口与信号调理电路

为提升开发调试和现场运维的便捷性，硬件板载必要的人机交互接口。设计了独立的硬件复位电路与功能按键，并通过去抖动处理连接至主控中断引脚，用于触发蓝牙配网模式或恢复出厂设置。同时，配置多色状态指示灯，通过 GPIO 控制其闪烁频率与颜色，直观反馈网关的电源状态、网络连接质量及数据吞吐状态等常用信号，便于维护人员快速定位故障。

网关硬件的整体展示图以及缝纫机整体展示图如图 2.5、图 2.6 所示：

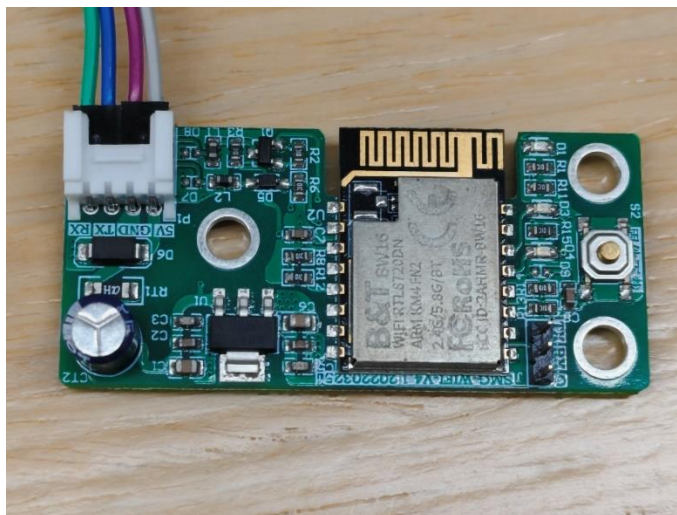


图 2.5 网关硬件展示图



图 2.6 缝纫机整体展示图

2.2.3 网关软件设计

网关的软件设计是连接物理车间感知层与云端应用层的逻辑枢纽。鉴于 MCU 资源受限且需并发处理高频串口中断、TCP/IP 协议栈维护、业务逻辑运算的需求，本设计采用 FreeRTOS 嵌入式实时操作系统作为软件内核^[39]。软件架构遵循“高内聚、低耦合”的设计原则，通过多线程任务调度，确保系统在多任务处理的高负载环境下仍能保持毫秒级的响应速度。

2.2.3.1 软件总体架构与多任务调度

为实现各功能模块的解耦与并行执行，系统基于 FreeRTOS 的抢占式调度机制，将业务逻辑划分为四个核心任务线程，分别为网络管理线程、RS485 线程、云平台数据收发线程和数据处理线程，并通过信号量与消息队列实现任务间的同步与通信。

在系统多任务调度的体系中，最高优先级线程为网络管理线程。这是因为网络链路的通畅是实现物联网交互功能的首要条件，若网络中断，整个物联网系统所有数据交互将无从谈起。在网关程序启动之后，首先要建立网络连接，并在初次运行时完成网关向云端服务器的注册与鉴权。只有当物理连接与逻辑链路均构建成功后，应用层的业务数据处理流程才可启动。

在数据交互层面，系统采用 MQTT 协议作为数据的通信载体。网关接收到云端下发的 MQTT 数据包后，先进行协议层解析以提取有效载荷数据，随后依据指令类型（如远程控制、消息订阅或上传确认）对 JSON 格式的业务数据进行反序列化处理，解析出的关键参数与目标监控点信息将被动态映射至内存中的链表结构中，系统通过周期性轮询该链表，精准触发各监控点对应的读写操作。

网关的总体工作流程如图 2.7 所示：

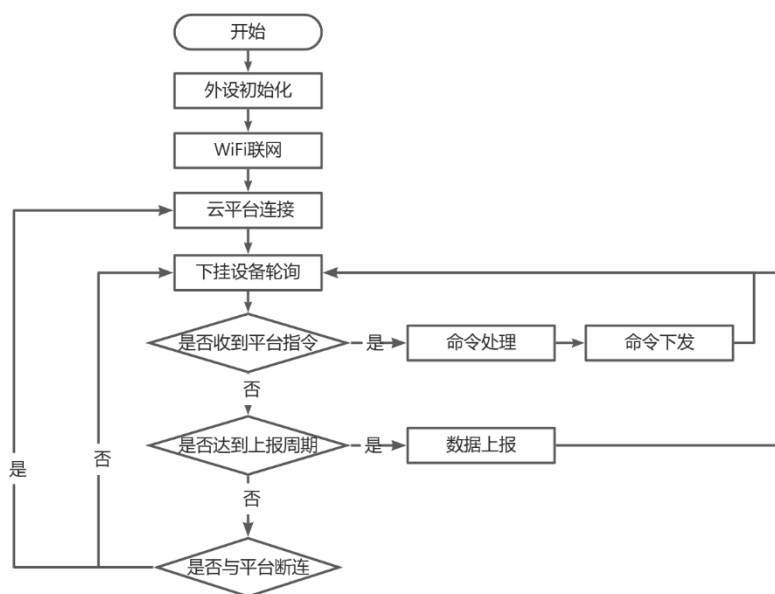


图 2.7 整体工作流程图

2.2.3.2 网关数据收发处理

在缝纫车间的生产场景中，单个物联网网关往往需要通过 RS485 总线同时挂载多台不同型号或厂商的缝纫机设备。为解决周期性数据轮询指令与不定时段下发的控制指令在半双工总线上的时序冲突问题，本系统设计了一种基于设备链表与优先级抢占调度相结合的数据处理机制，实现常规数据采集与远程控制下发的软硬件解耦。

由于网关下挂设备数量动态变化且协议中的寄存器地址不连续的特点，软件废弃传统的静态数组存储方式，转而采用双向链表结构来管理缝纫机设备节点。系统为每台接入的缝纫

机分配一个独立的结构体节点，给每个设备节点开辟独立的内存空间，用于存储设备的通信参数、实时状态缓存及读写指针。

这种设计能实现“边缘侧解耦”，网关底层负责维护物理设备的通信链路，而上层业务逻辑仅需操作链表中的数据镜像。无论物理层连接多少台设备，数据处理任务只需遍历链表即可，极大地提升软件的可扩展性与维护性，网关的整体数据处理框图如图 2.8 所示。

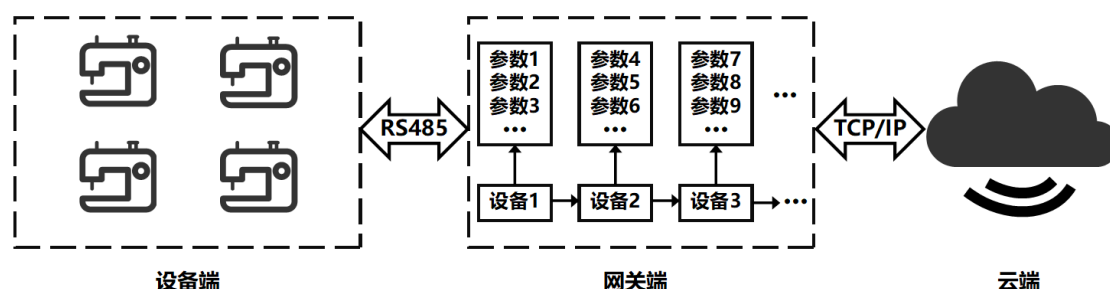


图 2.8 数据处理框图

缝纫机的寄存器操作在业务上有两种不同的操作，分别为：

1.读操作：属于常态化任务，用于周期性获取电机转速、产量计数等缝纫机设备的监控点数据，对毫秒级延迟不敏感。

2.写操作：属于不定期的突发性任务，源自云端下发的紧急停机、参数修改等指令，对实时性要求较高。

为避免读操作队列过长而阻塞紧急控制指令，系统设计“写操作优先”的调度机制。每个设备节点内部维护两个独立的指针，分别为读监控点指针和写监控点指针。调度器在每次总线空闲时的判定逻辑如下：

系统程序首先检查当前设备节点的写监控点指针是否为空，若指针非空，表明云端有已下发的控制指令，调度器立即挂起当前的轮询任务。优先组装 Modbus 写指令帧（功能码 0x06 或 0x10）并发送至总线。仅当接收到缝纫机从机设备的对应功能码的响应帧或达到重发次数上限后，系统才会清除该写指针，释放总线控制权。若写监控点指针为空，调度器执行常规读操作，系统根据读监控点指针指向的监控点地址，组装读指令帧（功能码 0x03）。完成一次交互后，读监控点指针自动指向链表中的下一个监控点，实现循环监测，网关与下挂设备的通信流程图如图 2.9 所示。

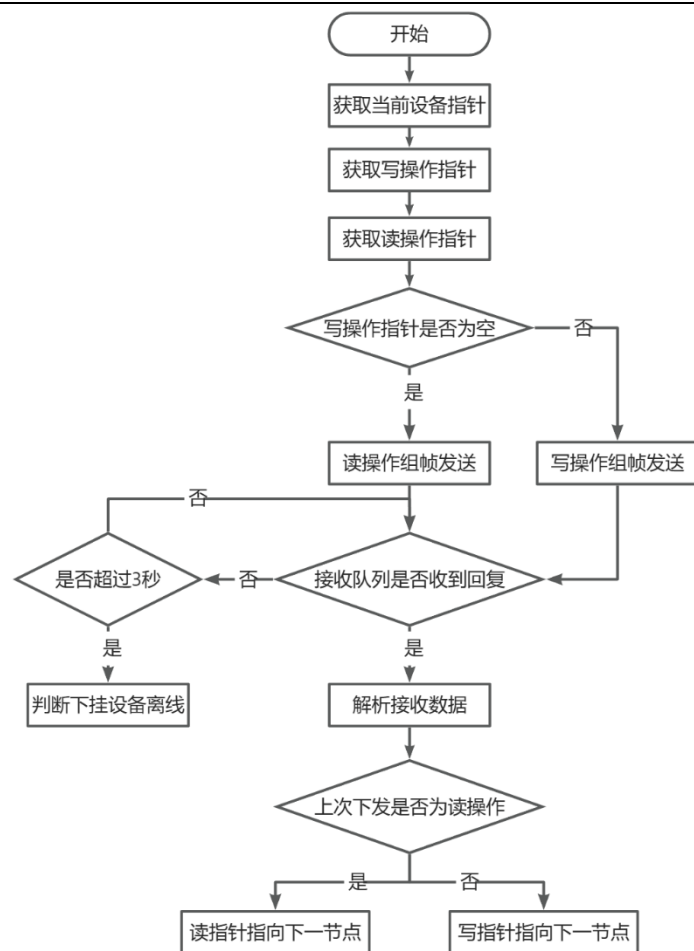


图 2.9 网关与下挂设备通信流程图

2.2.3.3 数据断点续传与可靠性保障

考虑到工业车间存在的电磁环境复杂问题可能引发的偶发性网络波动，为确保齐套性预测模型所需的时间序列数据不中断，软件程序上设计了基于环形缓冲区设计的断点续传机制。

首先，网络管理线程通过监测 MQTT 心跳包的 ACK 响应来判断连接状态，一旦检测到网络连接断开，系统立即置位离线标志，切换至本地数据缓存模式。在离线期间，采集到的生产数据不再尝试发送至云平台，而是写入 MCU 片上 Flash 或外部 SPI Flash 构建的环形缓冲区中。该缓冲区采用 FIFO 策略，当存储空间满时，自动覆盖最早的历史数据，确保保留最新的生产现场数据。当网络重新连接成功后，云平台数据收发线程会优先检查本地缓冲区状态。若存在积压数据，系统将在维持实时数据上报的间隙，分批次打包上传缓存数据，直至缓冲区清空，从而保证全量数据的最终一致性，网关的数据断点续传机制的工作流程图如图 2.10 所示。

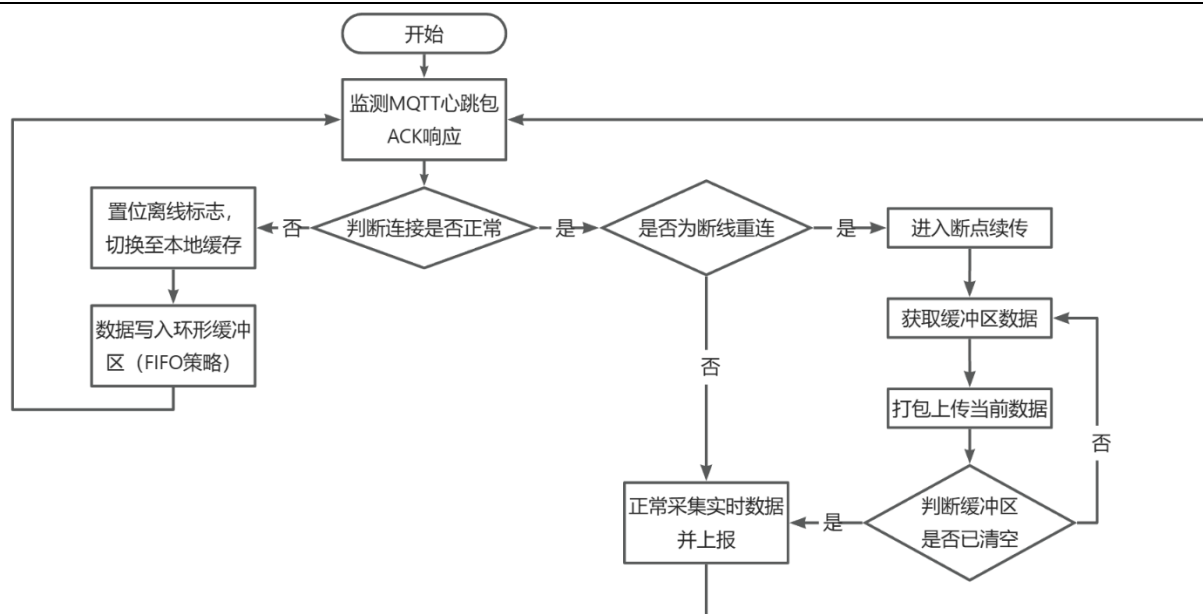


图 2.10 断点续传机制流程图

2.2.3.4 多模式智能配网设计

为解决工业现场缝纫机设备的无屏幕、无键盘导致的人机交互难题，软件设计两种配网模式的自动状态机切换，以提升现场网关部署配网的效率。

1.默认 STA 模式：在 STA 模式配网过程中，系统首先校验 Wi-Fi 模组是否处于站点模式，确认无误后，程序将读取预先存于文件系统下的网络配置信息，并向目标路由器发起连接请求。在连接建立后，模组通过 DHCP 协议从路由器端获取局域网分配的动态 IP 地址，从而完成入网。为确保设备具备掉电重启后的自动重连能力，一旦网络连接成功，系统会将当前验证有效的 Wi-Fi 参数固化至 Flash 中，避免重复配置。该模式的具体连接流程如图 2.11 所示。

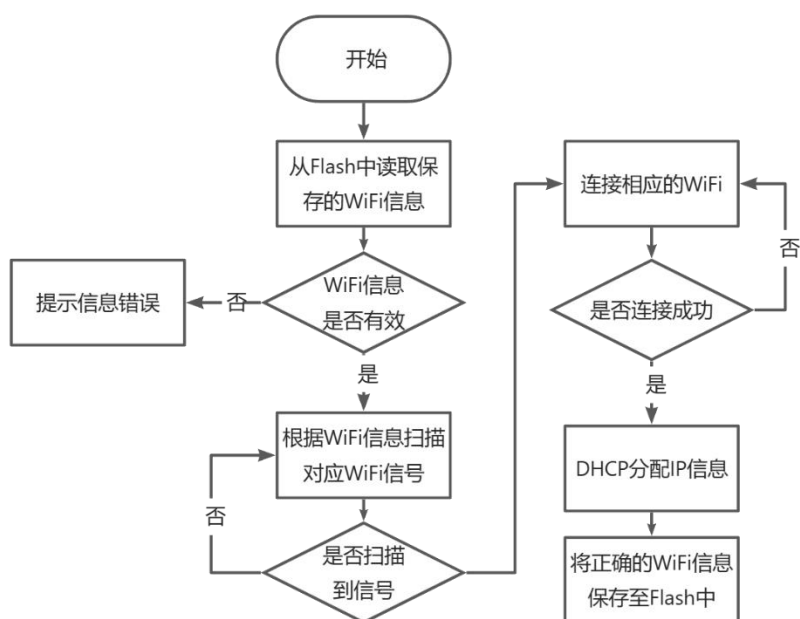


图 2.11 STA 模式联网流程图

2.BLE 蓝牙辅助配网：若默认连接失败或用户触发配网按键，网关启动 BLE 广播。运维人员通过手机 APP 搜索机身编号对应的蓝牙信号，建立低功耗连接通道。通过蓝牙的透传服务，手机端可将 Wi-Fi 配置信息安全地发送至网关，网关接收后自动重启并联网。该方式无需切换手机热点，显著优于传统的 AP 配网体验，蓝牙配网的示意图如图 2.12 所示。

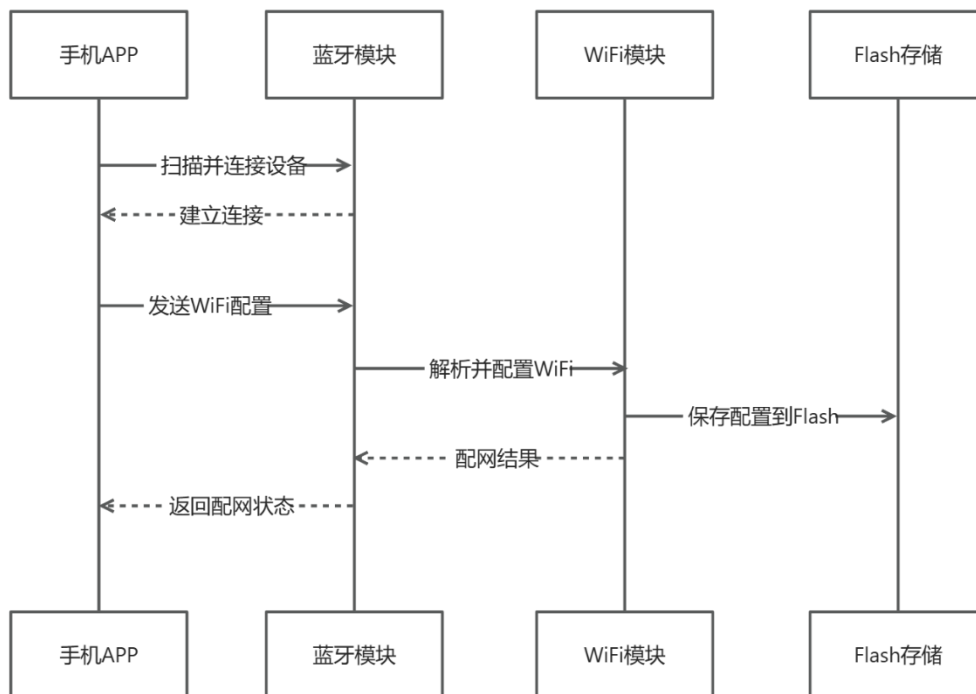


图 2.12 蓝牙配网示意图

通过上述分层分模块的软件设计，网关实现从底层信号采集、协议转换到云端可靠交互的全链路逻辑闭环，满足缝纫车间对数据实时性与系统鲁棒性的严苛要求。

2.3 通信协议设计

2.3.1 感知层与边缘侧通信协议

在缝纫车间物联网架构中，感知层的通信稳定性直接决定其上层的齐套性分析模型的数据质量。鉴于车间内缝纫机品牌和机型众多，且各品牌电控系统的寄存器定义存在显著的差异，本系统在感知层采用 Modbus RTU 标准协议作为数据载体，并设计一种基于两级映射的通用地址适配机制，以屏蔽底层硬件差异，实现多源异构数据的标准化接入。主要机制分为以下几点：

1.基于 Modbus RTU 的主从交互机制：Modbus 是一类工业上常用的串行通信协议^[40]，物联网网关（主机）与缝纫机电控系统（从机）通过 RS485 半双工总线连接。在物理接口层采用差分信号传输，具有较强的共模干扰抑制能力。数据链路层遵循 Modbus RTU 帧格式规范，通信波特率可设定为 9600 bps 或 115200 bps，数据位 8 位，无奇偶校验，停止位 1 位。典型的 Modbus RTU 数据帧结构包含地址域、功能码、数据域及校验域，如图 2.13 所示。

地址码	功能码	数据域	校验位
8位	8位	N×8位	16位

图 2.13 Modbus RTU 协议帧

为满足缝纫工艺参数读写的不同需求，系统主要使用以下三类功能码：

0x03（读保持寄存器）：用于周期性读取设备状态，如实时转速、剪线次数、压脚高度等只读或读写参数。

0x06（写单个寄存器）：用于单一控制指令的下发，如远程停机、复位计数器。

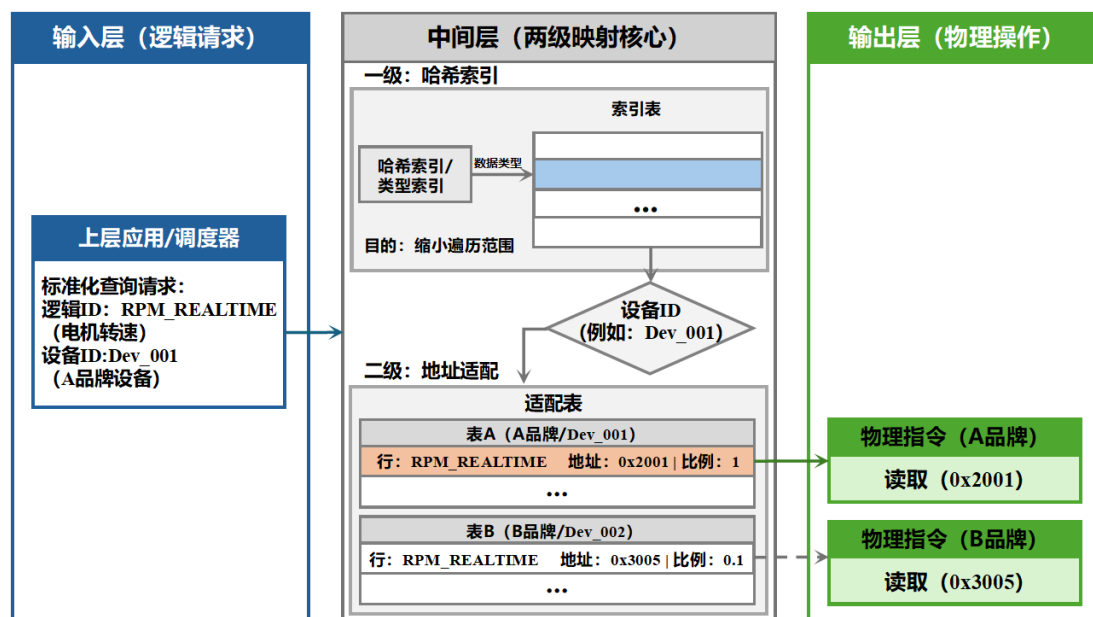
0x10（写多个寄存器）：用于批量工艺参数的配置，如同时刻下发针距、起始加固缝针数等成组参数。

2.异构设备地址两级映射与标准化：面对不同品牌或型号缝纫机对同一物理量（如“电机转速”）寄存器地址定义不同的情况（例如 A 品牌为 0x2001，B 品牌为 0x100A），网关软件内部构建了一套从逻辑监控点到物理寄存器的两级映射架构，使该架构将上层业务关注的逻辑参数与底层缝纫机设备的物理寄存器地址进行解耦。

一级映射（类型散列）：系统首先根据数据类型利用哈希散列函数构建一级索引表。该表将海量的监控点进行初步分类，大幅缩小后续查找的遍历范围，提升嵌入式 MCU 的检索效率。

二级映射（地址适配）：在确定数据类型后，系统依据设备 ID 检索二级映射表。该表存储了逻辑 ID 到物理寄存器地址的对应关系、数据长度及数据的比例因子。例如，逻辑 ID 为 RPM_REALTIME 的监控点，在接入 A 型设备时自动映射为 Addr:0x2001, Scale:1，而在接入 B 型设备时映射为 Addr:0x3005, Scale:0.1。

寄存器映射逻辑的示意图如图 2.14 所示。



通过此机制，上层调度系统仅需操作标准化的逻辑 ID，无需关注底层的异构细节，极大地提升系统的兼容性与扩展性。

3.差错控制与总线仲裁：在工业现场复杂的电磁环境下，数据传输过程中极易出现比特位翻转或丢包现象。协议中设计严格的校验与超时重发机制，首先是 CRC16 循环冗余校验，所有 Modbus 帧均包含 16 位 CRC 校验码，生成多项式为 $G(x) = x^{16} + x^{15} + x^2 + 1$ 。网关在接收到从机响应后，首先计算 CRC 值并与帧尾比对，校验失败的脏数据将被直接丢弃。另外还设计了自适应超时仲裁机制，网关维护一个 RS485 接收队列。发送请求后，若在设定的时间窗口（本系统设置为 3 秒）内未收到有效响应，则触发超时处理逻辑。连续 N 次（默认 3 次）超时后，判定该设备离线，并释放总线控制权给下一个设备轮询节点，防止因单台设备故障导致整个总线周期的阻塞。

2.3.2 边缘侧与云端通信协议

在物联网网关完成底层异构数据的采集工作与标准化清洗后，需通过高可靠的传输链路将数据上传至云平台。考虑到缝纫车间设备基数庞大（通常数百台）且无线网络环境可能存在的波动问题，传统的 HTTP 协议因其头部开销大且采用“请求-响应”同步模型，难以适应高并发、低带宽的工业现场需求。因此，本系统选用 MQTT 协议作为边缘侧与云端的通信标准。MQTT 协议基于 TCP/IP 协议栈，采用“发布/订阅”的异步消息模型，极大地解耦数据采集端与应用服务端的逻辑依赖，能够显著降低网络流量损耗^[41]。

MQTT 协议通过精简的二进制报文头部实现极低的传输开销，其固定头部最小仅为 2 字节，包含报文类型标识与剩余数据长度字段。相较于 HTTP 协议动辄数百字节的头部，MQTT 在传输高频次的缝纫机转速、针数等小包数据时，有效载荷比显著提升，极大地缓解车间局域网的带宽压力^[42,43]。MQTT 的数据包格式如图 2.15 所示，主要由固定头部、可变头部及消息体三部分组成。

7	6	5	4	3	2	1	0
MQTT报文类型				标识位			
可变头部							
消息体							

图 2.15 MQTT 数据包格式

在实现 MQTT 协议栈时，发送与接收端均通过 JSON 格式处理数据载荷。这一选择主要是源自 JSON 在嵌入式应用中的多重优势：其结构化的文本形式既保证数据的可读性，又支持跨语言平台的无障碍解析。另外 JSON 极小的数据冗余可大幅降低对网络带宽的占用，非常契合嵌入式设备的通信需求，并且其标准化的编码方式简化了客户端的开发与调试工作^[44]。网关与云平台之间的数据通信流程如图 2.16 所示。

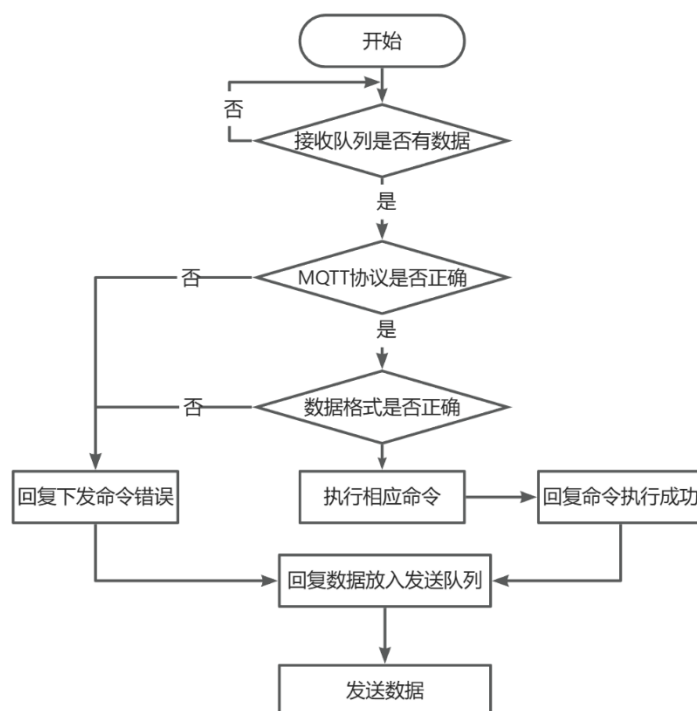


图 2.16 网关与云平台通信流程图

2.4 应用层功能实现

应用层作为物联网系统的顶层，承担着海量数据的汇聚存储、业务逻辑处理以及人机交互可视化的核心任务。为满足缝纫车间对生产数据“高并发写入”与“实时查询”的双重需求，本系统应用层采用“设备云+业务云”的双层架构，并基于浏览器/服务器架构（Browser/Server, B/S）开发 Web 管理平台，同时配套开发移动端 APP 作为移动运维终端。

2.4.1 云平台架构与数据交互机制

考虑到缝纫机设备基数大且连接长在线的特性，云端后台设计遵循高可用与高扩展原则，将连接管理与业务逻辑进行物理分离，分为设备云和业务云两部分，云平台的整体架构图如图 2.17 所示。

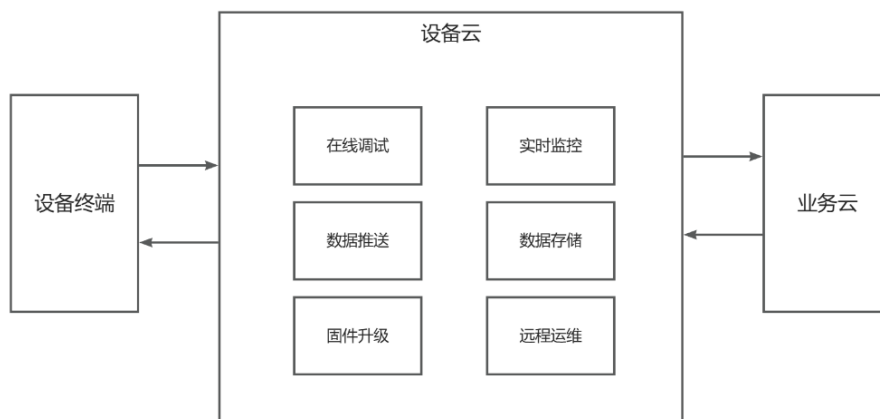
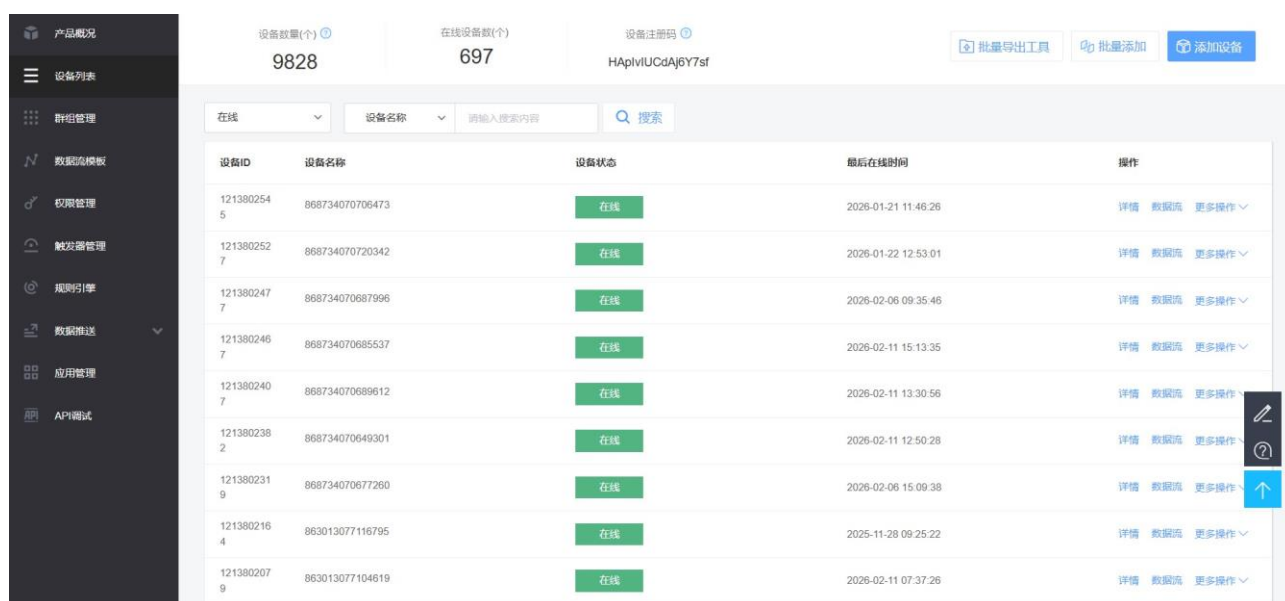


图 2.17 云平台整体架构图

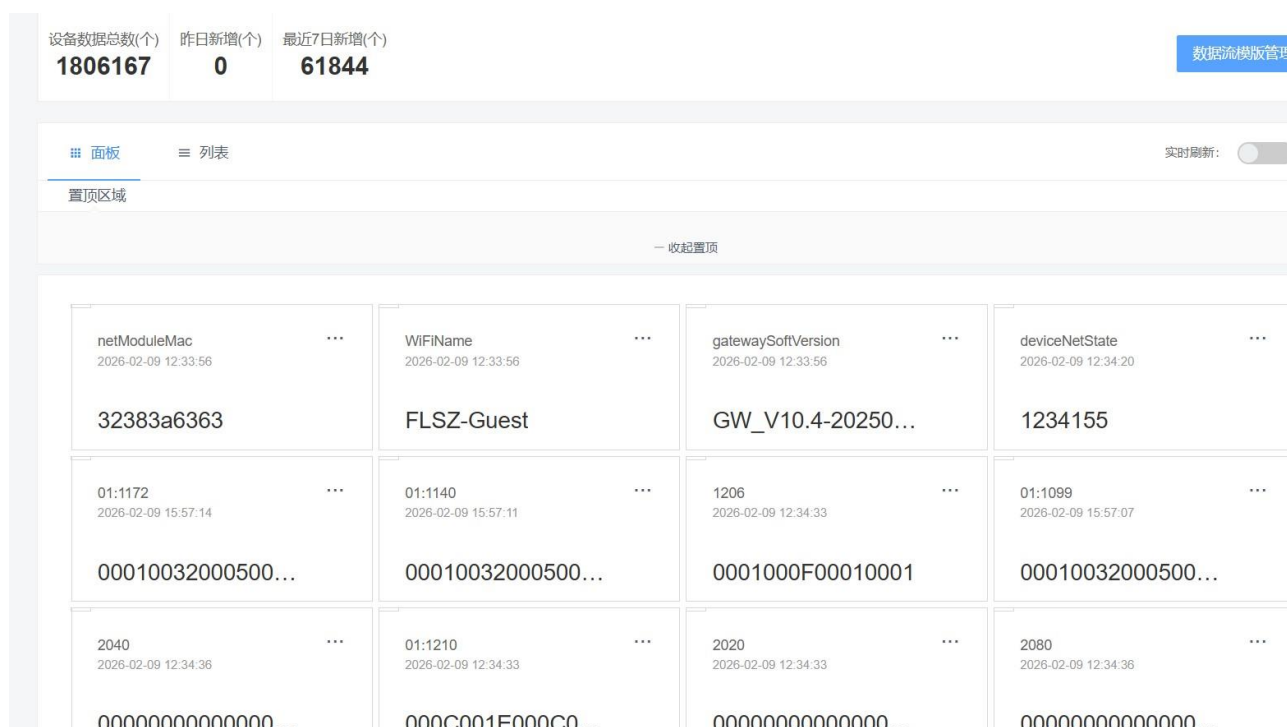
1.设备接入层（设备云）：系统选用中国移动 OneNET 开放平台作为设备接入的中间件。该平台主要负责底层 TCP 连接的维持、MQTT 消息的路由转发以及设备鉴权。网关通过唯一的 IMEI 码与平台建立信任关系，利用 Master-APIkey 机制保障数据传输通道的安全性^[45]。OneNET 平台通过“产品-设备-数据流”的三级模型管理缝纫机元数据，并提供在线调试接口，便于开发人员实时监控 MQTT 报文的 payload 内容，极大地降低底层通信的运维成本，设备云平台展示效果如图 2.18 所示。



设备ID	设备名称	设备状态	最后在线时间	操作
1213802545	8687340706473	在线	2026-01-21 11:46:26	详情 数据流 更多操作
1213802527	86873407020342	在线	2026-01-22 12:53:01	详情 数据流 更多操作
1213802477	868734070687996	在线	2026-02-06 09:35:46	详情 数据流 更多操作
1213802467	868734070685537	在线	2026-02-11 15:13:35	详情 数据流 更多操作
1213802407	868734070689612	在线	2026-02-11 13:30:56	详情 数据流 更多操作
1213802382	868734070649301	在线	2026-02-11 12:50:28	详情 数据流 更多操作
1213802319	868734070677260	在线	2026-02-06 15:09:38	详情 数据流 更多操作
1213802164	863013077116795	在线	2025-11-28 09:25:22	详情 数据流 更多操作
1213802079	863013077104619	在线	2026-02-11 07:37:26	详情 数据流 更多操作

图 2.18 云平台在线设备展示图

网关上报的监控点信息展示如图 2.19 所示，其中包含网关版本号、设备在线状态、Wi-Fi 信息、各监控点数据上报等。



设备数据总数(个)	昨日新增(个)	最近7日新增(个)	数据流模板管理
1806167	0	61844	
实时刷新: ☐			
置顶区域			
收起置顶			
netModuleMac 2026-02-09 12:33:56 32383a6363	WiFiName 2026-02-09 12:33:56 FLSZ-Guest	gatewaySoftVersion 2026-02-09 12:33:56 GW_V10.4-20250...	deviceNetState 2026-02-09 12:34:20 1234155
01:1172 2026-02-09 15:57:14 00010032000500...	01:1140 2026-02-09 15:57:11 00010032000500...	1206 2026-02-09 12:34:33 0001000F00010001	01:1099 2026-02-09 15:57:07 00010032000500...
2040 2026-02-09 12:34:36 00000000000000...	01:1210 2026-02-09 12:34:33 000C001E000C0...	2020 2026-02-09 12:34:33 00000000000000...	2080 2026-02-09 12:34:36 00000000000000...

图 2.19 网关监控点上报展示图

2.业务逻辑层（业务云）：业务服务采用 Spring Boot 框架构建应用服务，部署于阿里云 ECS 实例上。为应对车间数百台设备同时上传状态数据可能引发的并发压力，系统引入 Nginx 进行反向代理与负载均衡。同时集成 RabbitMQ 消息队列，将设备上报数据异步缓冲后再持久化，有效削峰填谷，避免瞬时高并发对后端存储造成冲击。

数据存储层面采用多引擎协同策略：MySQL 作为关系型数据库，存储缝纫机基础信息、工艺参数模板及用户权限等业务数据。针对高频写入的时序性生产数据，引入专为物联网场景优化的时序数据库 TDengine，充分发挥其高压缩比、高写入吞吐和时间窗口查询的优势，显著提升海量设备数据的存储与分析效率。同时引入 Redis 作为缓存层，将“设备在线状态”、“当日累计产量”等高频访问的热点数据驻留内存，大幅降低数据库 I/O 压力，保障前端大屏数据的毫秒级刷新体验。

2.4.2 Web 可视化管理平台设计

Web 端管理平台基于 Vue.js 前端框架开发，采用前后端分离的开发模式。Vue.js 的组件化特性使得页面元素（如导航栏、图表控件）具备高度复用性^[46]，同时结合 Element UI 组件库，保证工业软件界面的规范性与交互的一致性。平台主要功能模块如下：

1.车间全局运行状态监控（首页）：平台首页构建车间生产的“数字驾驶舱”，通过卡片与图表结合的方式实时展示全局关键指标。顶部采用四色卡片直观显示当前车间的待机、关机、运行及故障设备数量，帮助管理者秒级掌握设备在线率。中部区域利用柱状图对比分析“过去一周开机率”与“过去一周使用率”的变化趋势，直观反映车间产能负荷的波动情况。底部进度条则统计不同设备类型（如包缝机、厚料机）的占比分布，为产能规划提供数据支撑，如图 2.20 所示。



图 2.20 Web 端首页展示图

2.多维度历史数据追溯与分析：对于工艺优化需求，平台提供深度的历史数据查询功能。用户可自定义查询时间窗口及特定设备，系统将自动生成设备运行状态统计图。堆叠柱状图清晰展示每日设备的运行、待机、关机与故障时长分布，管理者可据此分析设备的有效作业时间，识别因长时间待机导致的效率折损。此外，系统还支持按“日工作时长”、“剪线次数”、“件数”、“抬压脚次数”等维度进行专项统计，页面展示如图 2.21 所示。



图 2.21 Web 端历史数据统计分析展示图

3.设备故障统计与维保管理：系统建立完善的故障追踪体系，故障统计模块能够以列表形式详细记录每一次故障的发生时间、设备编码、故障代码及故障内容。系统支持按时间段统计故障频次，并自动计算“年故障占比”，帮助机修部门识别高频故障点，从而制定具备针对性的预防性维护计划，页面展示如图 2.22 所示。

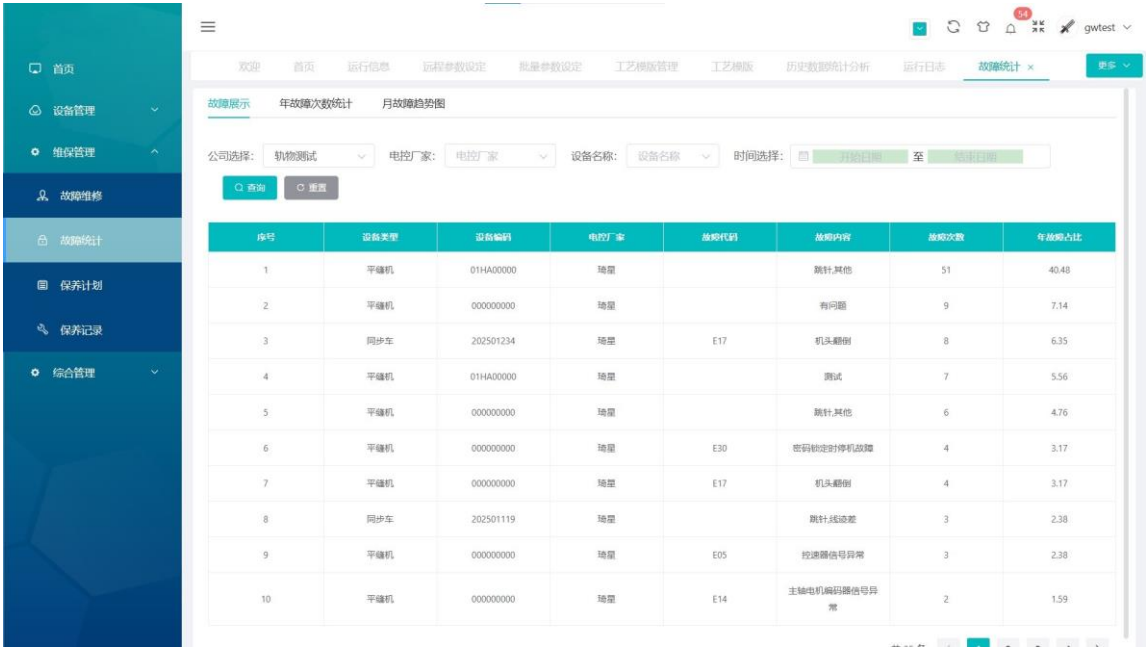


图 2.22 Web 端故障统计展示图

4.远程参数配置与工艺下发：针对多品种、小批量生产模式下的频繁换产需求，平台实现了设备参数的远程管控。远程参数设定模块允许工艺员在 Web 端直接读取和修改缝纫机的底层寄存器参数。界面清晰列出参数项（如 P01 最高转速、P03 剪线速度）、当前值及取值范围。用户可单次修改某台设备的“最高转速”或“启动模式”，也可通过“批量下发”功能将标准工艺包同步至整条产线，显著减少人工逐台调试的时间成本，确保缝纫工艺的一致性，页面展示如图 2.23 所示。



图 2.23 Web 端远程参数配置展示图

2.4.3 移动端远程运维 APP 开发

考虑到机修人员与产线组长移动办公的实际需求，系统基于 Android/iOS 移动操作系统开发专业的远程运维 APP。软件采用 Uni-app 跨平台框架进行构建，通过调用手机底层的蓝牙与网络通信接口，实现高效的人机交互。

1.蓝牙辅助配网工具：由于工业网关具有无屏幕、无键盘的交互痛点，APP 集成 BLE 蓝牙通信功能。运维人员在现场只需开启手机蓝牙，搜索并连接网关广播信号，即可通过 APP 配网界面将车间 Wi-Fi 的 SSID 与密码透传至网关。该方案相比传统的 AP 热点配网模式，操作步骤更少，连接成功率更高，效果如图 2.24 所示。

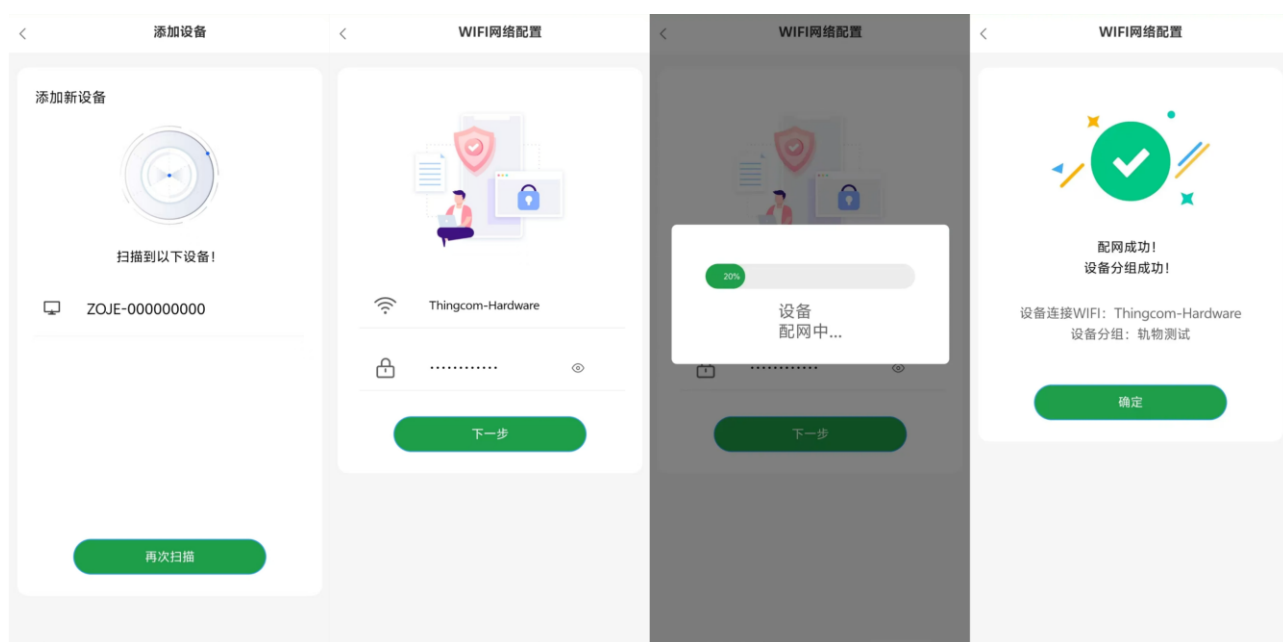


图 2.24 APP 蓝牙配网展示图

2.异常消息即时推送：系统集成第三方消息推送服务，实现设备故障的“零延迟”触达。当缝纫机发生电机过热、控制板通信中断或长期非计划停机时，云端规则引擎会触发告警事件，通过 APP 通知栏消息直接推送到对应责任人的手机端，包含故障设备编号、故障代码及发生时间，大幅缩短故障响应时间，展示图如图 2.25 所示。



图 2.25 APP 异常推送展示图

3.参数远程读写与微调：APP 支持对单台设备的深度控制。机修工在维修现场可通过手机读取设备的底层寄存器数值（如电机电流、皮带张力系数），并进行参数微调与复位操作，无需携带笨重的手持编程器，提升了现场作业的便捷性，效果展示图如图 2.26 所示。



图 2.26 APP 远程参数读写展示图

2.5 本章小结

本章针对缝纫车间设备异构与环境复杂导致的“数据孤岛”问题，设计并实现了一套高可靠物联网远程监测系统。通过构建“端-边-云”三层总体架构，确立全量数据实时感知与远程管控的技术路径。自主研发抗干扰物联网网关，选用双频 Wi-Fi 通信方案，基于 FreeRTOS 设计出一种数据断点续传与蓝牙辅助配网功能，保障复杂工况下的数据完整性与部署便捷性。同时设计包含 Modbus 地址两级映射与 MQTT 轻量化传输的通用协议栈，有效屏蔽底层硬件差异并降低了带宽消耗。另外，通过开发云端可视化管理平台和移动运维 APP，实现车间生产状态的实时数字孪生与异常预警。该系统成功对物理车间与数字空间建立实时映射，为后续章节的齐套性预测与协同调度提供坚实的数据底座。

3 面向多流汇聚的缝纫车间齐套性问题建模与预测方法

3.1 缝纫车间多流汇聚过程中的时变特性与预测难点分析

缝纫车间是服装制造系统的核心，其运作模式呈现出显著的特点，可以概括为“多流并行、刚性耦合”。不同于流水线作业的连续性或单件加工的独立性，缝纫工艺要求多类不同部件在达到总装汇流点的时间上实现尽可能精确同步。然而，受人工操作熟练度差异、设备可能发生的随机故障以及不同部件产线对人机协同要求的差异的影响，各分线节拍往往存在着非线性波动^[47]。这种时变性特征导致各部件到达汇流点的时间具有高度不确定性，使得基于静态参数的传统预测方法失效。本节将首先界定缝纫车间“过程级齐套”的内涵，进而剖析导致齐套偏差产生的时变机理，为后续构建数据驱动的数字孪生预测模型确立问题边界。

3.1.1 缝纫车间“过程级齐套”概念与时变特征

在离散制造系统中，“齐套”理论由 Ronen 最早提出，其原始含义侧重于物料管理的静态完整性，即“除非所有必需的零部件和信息均已具备，否则不启动该工作”，然而，不同于传统仓储管理中基于静态库存的物料分拣齐套，缝纫车间的多流汇聚生产表现出显著的“过程级齐套”特征。

结合缝纫车间衣身、袖子、领子并行加工的物料清单（Bill Of Materials, BOM）结构，本文将缝纫生产中的“齐套”定义为：属于同一订单（或同一批次）的异质部件集合（如领子、袖子、衣身等），在经过各自独立的分线加工流程后，能够在特定时间窗内同步到达总装汇流点的状态。这一状态要求各分线部件不仅在物理空间上实现汇聚，更需在时间维度上实现精准耦合。

然而，在实际工程实践中，缝纫作业表现出强烈的随机演化特征，导致理想化的“瞬时同步”难以实现。具体而言，齐套预测面临以下本质困难：一是工时的非平稳分布，受缝纫工人疲劳程度、技能熟练度差异以及碎片化微停机（如理线、换针）的影响，各部件在分线上的流转时间并非固定常量，而是服从复杂的时变概率分布。二是误差的非线性传导，缝纫工艺链条长，上游裁剪或缝合工序产生的微小时间偏差，往往会随着物流推进产生累积效应，导致部件到达汇流点的时间呈现出高度的不确定性。

因此，本文提出的“齐套”并非一个静态的齐套或不齐套状态，而是一个动态的概率区间。定义“齐套偏差”为各部件到达汇流点的时间离散度，该指标的不可预知性正是造成生产现场管理混乱的根源，也是现有静态计划系统失效的主要原因。

3.1.2 多层次 BOM 结构下的误差非线性传导机理

缝纫产品的制造过程受 BOM 的严格约束，其装配结构表现为一种多层次的树状拓扑关系。不同于一般离散制造的扁平化结构，服装缝纫过程中的“齐套”概念不仅涉及原材料的齐备，更强调在制品（Work In Process, WIP）在特定工艺节点的同步到达^[48]。

定义产品对象为其构成部件集合的汇聚函数，基于图论描述，令 $G_{BOM} = (V, E)$ 为产品的结构树，其中 V 为零部件节点集合， E 为装配关系的有向边集合。以本研究选取的男士商务衬衫为例，如图 3.1 所示，其工艺结构可分解为三个层级：

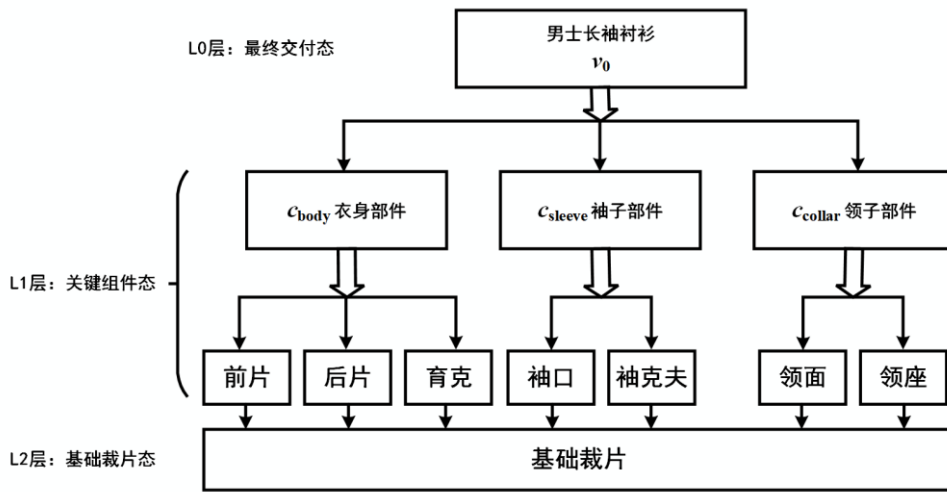


图 3.1 男士衬衫 BOM 树状拓扑结构图

具体结构的形式化定义如下：

1.L0 层（最终交付态）：根节点 v_0 代表成品衬衫，是多流汇聚的终点，即总装工序。

2.L1 层（关键组件态）：成品由数个并行分支的子部件集合 $C = \{c_{body}, c_{sleeve}, c_{collar}\}$ 构成。其中， c_{body} （衣身）涉及前片门襟制作、育克拼接等工序， c_{sleeve} （袖子）涉及袖叉、袖口绗缝等工序， c_{collar} （领子）涉及领面与领座的复合工序^[49]。

3.L2 层（基础裁片态）：各组件由原始裁片通过缝合操作演变而来，是物理实体的初始输入源。

在该树状拓扑结构下，缝纫生产表现出显著的误差非线性传导特征。各分线之间存在逻辑上的“刚性耦合”约束。令 $T_{arrival}(c_i)$ 为部件 c_i 到达总装汇流点的时刻，则总装工序 O_{asm} 的最早可开工时间 $T_{start}(O_{asm})$ 受限于所有分支部件中最晚到达的时间，即式（3.1）所示：

$$T_{start}(O_{asm}) \geq \max\{T_{arrival}(c_{body}), T_{arrival}(c_{sleeve}), T_{arrival}(c_{collar})\} \quad (3.1)$$

通过该公式能揭示误差传导的深刻机理：第一，短板放大效应。任意单一底层的微小延误（如 L1 层领面缝合延迟 30 秒），若处于关键路径上，不仅不会被后续工序稀释，反而会通过式（3.1）的“取大”逻辑被完整保留甚至放大传导至 L0 层。第二，正向偏差的不可逆

性。在缺乏中间缓冲的情况下，某分线的“提前到达”（负偏差）无法抵消另一分线的“滞后到达”（正偏差）。这意味着系统扰动表现出一种不平等的非对称特性。这种多层级结构导致的误差累积与单向传导，使得仅凭底层工序的平均标准工时进行线性累加，难以精准推演顶层成品的最终齐套状态，必须引入具备时序推演能力的动态模型进行风险量化。

3.1.3 现有静态与离线预测方法的局限性分析

针对前文所述的工时波动与误差放大问题，目前生产现场主要采用静态计算与离线仿真两类预测手段。但在缝纫车间这种强时变环境下，这两类方法由于参数设置相对固化，在实际应用中存在明显的局限性。

1.静态标准工时法的局限性：传统排产通常直接使用标准工时（SMV）进行计算。该方法将工序作业时间简化为固定的常量，通过线性累加来推算完工时间^[50]。从统计学角度看，这种做法是用“均值”代替“概率分布”，直接忽略作业过程中的方差信息。

在实际生产中，工人效率并不是恒定不变的，而是呈现出明显的非平稳特征（例如班次前后的效率差异）。SMV 模型只能反映理想状态下的平均效率，无法体现短周期的效率波动现象，随着工期的推进，这种基于均值的预测偏差会不断累积，最终导致计算出的预计齐套时间与实际时间偏差越来越大。

2.基于概率分布的传统仿真方法的缺陷：为弥补静态模型的不足，学术界引入离散事件仿真（DES）技术。现有研究多采用理想化的概率分布（如正态分布、指数分布或威布尔分布）来生成随机故障或作业时间^[51,52]。尽管通过这种方法可引入随机性，但仍存在“虚实不同步”的缺陷：

（1）参数估计滞后：仿真模型的输入参数（如故障率 λ 、平均修复时间）通常基于历史长周期数据统计得出，难以表征当前特定班次、特定工人的实时状态。

（2）异常响应缺失：纯概率驱动的仿真模型只能反映系统的“平均统计特性”，无法捕捉突发性的小概率扰动（如某台关键包缝机的突发皮带断裂）。在齐套性预测场景中，正是这些偶发的离散事件决定某一具体批次部件是否能按时到达。

综上所述，传统的静态计算无法量化波动，而纯概率仿真缺乏实时性。考虑到缝纫车间工艺差异性高、内生性扰动频繁的特点，亟需构建一种能够实时映射物理车间状态、动态修正模型参数的数据驱动型数字孪生预测方法，以实现多流汇聚不齐套风险的精准预判。

3.2 数据驱动的缝纫车间离散事件仿真模型构建

在确立缝纫车间多流汇聚的工艺逻辑后，构建高保真的虚拟映射模型是将物理世界的实时数据转化为齐套性预测结果的关键环节。鉴于缝纫生产过程中广泛存在的随机扰动与非线性排队现象，解析法难以精确描述系统动态演化过程。因此，本研究采用离散事件仿真 DES 作为核心推演引擎，通过融合实时异质性数据清洗与参数动态修正机制，构建动态数据驱动孪生（DDT）模型。该模型旨在通过维护一个按时间序排列的事件列表驱动系统状态跳变，消除传统静态仿真模型因参数固化而导致的预测失真。

3.2.1 物理实体向虚拟空间的映射机制

为实现物理车间向虚拟空间的精准投影，必须建立标准化的映射规则，如图 3.2 所示，定义缝纫车间仿真模型的四元组结构 $M_{DES} = [E, R, Q, L]$ ，其中 E 为流动实体集合， R 为资源节点集合， Q 为缓存队列集合， L 为控制逻辑集合^[53,54]。

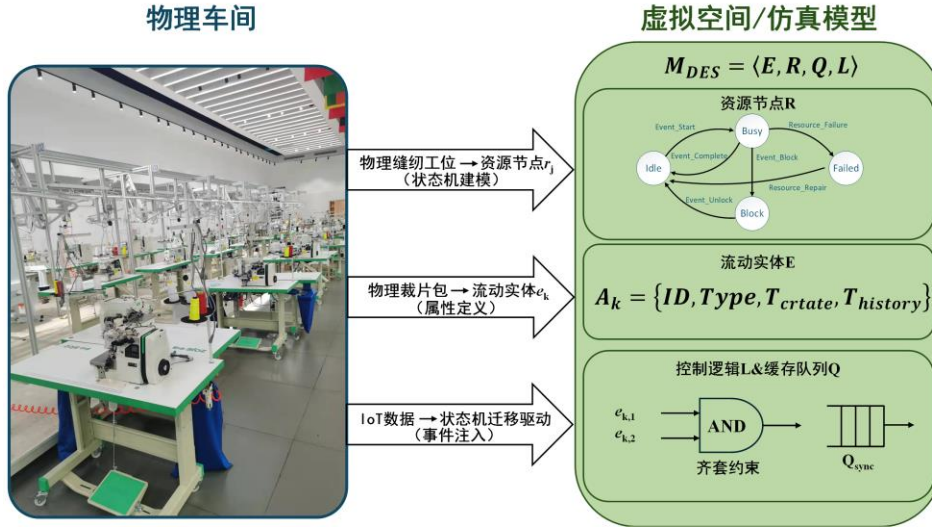


图 3.2 物理实体向虚拟空间的映射机制

1.流动实体 E 的属性定义：虚拟实体 $e_k \in E$ 对应物理车间中的裁片包或半成品组件。基于 3.1 节所述的 BOM 结构，实体类型属性定义为 $Type \in \{Body, Sleeve, Collar\}$ ，决定其在虚拟空间中的路由逻辑。实体的属性向量表示为 $A_k = [ID, Type, T_{create}, T_{history}]$ ，其中 T_{create} 为投入时刻， $T_{history}$ 记录该实体在各工序的实际驻留时间，用于后续的数据挖掘与模型校准。

2.资源节点 R 的状态机建模：资源节点映射物理车间的缝纫工位或自动化设备。缝纫作业高度依赖人工操作，其状态转化具有显著的随机性。本研究采用有限状态机描述资源 r_j 在 t 时刻的动态行为。定义状态集合为 $S = \{Idle, Busy, Blocked, Failed\}$ ，分别对应空闲、加工、阻塞与故障状态。状态迁移函数 δ 受实体到达事件与物联网报警事件的双重驱动，即式 (3.2) 所示：

$$S_j(t + \Delta t) = \delta(S_j(t), Event_{input}) \quad (3.2)$$

例如，当资源处于 *Busy* 状态时，若接收到来自物联网网关的 *Resource_Failure* 事件（如断线报警），状态将强制迁移至 *Failed*，直至收到修复信号触发 *Resource_Repair* 事件后恢复至 *Idle* 或继续未完成的加工任务。这种机制确保虚拟资源与物理设备在时域上的状态同步。

3.逻辑控制 L 与齐套约束：逻辑集合 L 重点解决总装汇流点的“与”逻辑控制。对应多流汇聚的刚性约束，仿真模型中的汇流节点被设定为严格遵循 BOM 配比。若衣身实体到达而袖子实体滞后，衣身实体将被挂起在同步队列 Q_{sync} 中，直至满足齐套条件，以此精确复现物理车间中的短缺等待现象。

3.2.2 异常数据清洗与特征提取

数字孪生模型的运行精度高度依赖于物联网系统采集的实时产能数据。然而，考虑到人工因素对工时的影响以及车间环境的复杂性，原始数据流中往往混杂着由传感器误读、网络丢包或工人非生产性行为（如离岗喝水、交谈）产生的异常值。直接使用未经处理的脏数据驱动模型，将引入严重的系统性偏差^[55,56]。因此，在参数注入仿真引擎之前，必须执行严格的数据清洗与特征提取流程。

针对某一工序的历史节拍序列 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ ，本研究采用鲁棒性较强的四分位距（Interquartile Range, IQR）法识别并剔除离群点。计算序列的上四分位数 Q_3 与下四分位数 Q_1 ，根据式（3.3），定义有效数据区间 $Range_{valid}$ 为：

$$Range_{valid} = [Q_1 - 1.5 \cdot IQR, Q_3 + 1.5 \cdot IQR] \quad (3.3)$$

落在该区间之外的样本被视为非生产性噪声予以剔除。此外，为更准确地刻画作业特征，算法进一步将“短时微停”与“长时待机”进行分离。在未触发机器故障或断线等事件的情况下，缝纫工人在作业过程中同样包含大量如理线、调整手势等小于 5 秒的微停顿，这类时间波动属于正常作业周期的方差范畴，应保留在分布特征中，而大于 30 秒却与机器故障信号无关的停顿通常对应人员离岗或缺料等待，应将其从作业时间中剥离。通过该清洗机制，能够有效净化输入数据源，一定程度上避免因数据质量导致的模型失真。

3.2.3 基于滑动时间窗口的参数动态修正

鉴于 3.1.1 节所述的工时分布具有强烈的非平稳特征，全量历史数据的统计均值无法反映当前的生产节奏。因此，本节提出基于滑动时间窗口的参数动态修正机制。通过遗忘陈旧数据、加权近期数据，使仿真模型的输入参数能够实时跟随物理车间的状态漂移，从而在模型层面实现与物理实体的动态同步。

该机制摒弃全量历史数据的静态平均，转而关注近期数据的时效性价值。设定窗口长度为 N （例如 $N=50$ ），从清洗后的数据库中提取最近完成的 N 个工件的实测工时 $W_i(t) = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 。近期数据对当前系统状态具有更强的解释力，因此引入时间衰减权重 w_k ，构建加权参数估计模型。修正后的作业时间均值 $\hat{\mu}(t)$ 与标准差 $\hat{\sigma}(t)$ 计算如式（3.4）和式（3.5）所示：

$$\hat{\mu}(t) = \frac{\sum_{k=1}^N w_k \cdot x_k}{\sum_{k=1}^N w_k}, w_k = e^{-\lambda(t-t_k)} \quad (3.4)$$

$$\hat{\sigma}(t) = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N w_k \cdot (x_k - \hat{\mu}(t))^2}{\sum_{k=1}^N w_k}} \quad (3.5)$$

其中 λ 为衰减因子。在公式(3.4)中,衰减因子 λ 决定模型对历史数据的遗忘速率。若 λ 选取过大,权重迅速衰减会导致模型对微小扰动过度敏感,产生预测震荡,若选取过小,则退化为长周期均值,丧失对突发波动的响应能力。

为保证时间窗口内部权重的平滑过渡,并避免窗口截断处产生阶跃误差,本文将衰减因子 λ 与滑动窗口大小 N 进行数学上的耦合设计。在当前滑动窗口 $W_i(t)$ 中,包含 N 个近期完工的工作,设其算术平均工时 $\bar{x}$ 如式(3.6)所示:

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k \quad (3.6)$$

该滑动窗口 N 所覆盖的物理时间跨度可近似表示为 $\Delta t_{\max} = N \cdot \bar{x}$ 。本文设定一个极小的权重截断阈值 ϵ (本文根据经验取 $\epsilon = 0.05$),并要求当历史数据处于滑动窗口最边缘时(即该历史数据距离当前时刻的时间差满足 $t - t_k \approx \Delta t_{\max}$ 时),其对应的权重 w_k 刚好衰减至该阈值 ϵ 。由式(3.4)的指数衰减部分可得式(3.7):

$$e^{-\lambda(N \cdot \bar{x})} = \epsilon \quad (3.7)$$

对上式两边取自然对数,可推导出衰减因子 λ 的自适应计算公式如式(3.8)所示:

$$\lambda = -\frac{\ln(\epsilon)}{N \cdot \bar{x}} \quad (3.8)$$

通过上述理论推导, λ 不再是一个需要人工盲目试凑的独立超参数,而是能够根据系统设定的窗口大小 N 以及窗口内实时平均工时 $\bar{x}$ 进行自适应动态调整的因变量。这一数学耦合机制确保无论车间现场的工时如何发生漂移,窗口内的数据权重始终保持科学的半衰期分布。

计算得到的动态参数 $(\hat{\mu}, \hat{\sigma})$ 被实时注入仿真引擎,下一仿真钟周期内,服务节点 S_i 的处理时间将从分布 $N(\hat{\mu}, \hat{\sigma}^2)$ 中采样生成,滑动窗口与概率密度函数演变如图3.3所示,这一动态修正机制使得模型能够自适应地跟随物理车间的产能波动,确保预测结果具有稳健性。

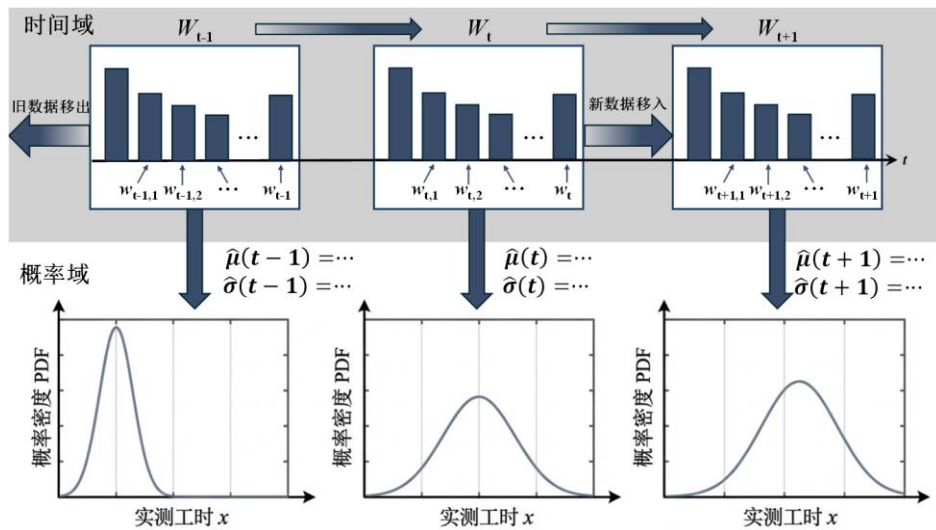


图 3.3 滑动窗口与概率密度函数演变

3.2.4 基于事件注入的异常扰动实时映射

在缝纫车间多流汇聚生产中，突发性的设备故障（如断针、皮带断裂）是破坏齐套率的主要随机扰动源。现有研究多采用理想化的概率分布（如威布尔分布或指数分布）来生成随机故障，这虽然在统计意义上模拟系统行为，但在特定时间点的预测上存在“虚实不同步”的缺陷。为克服这一问题，本文设计全量数据驱动的“状态镜像”机制，如图 3.4 所示。

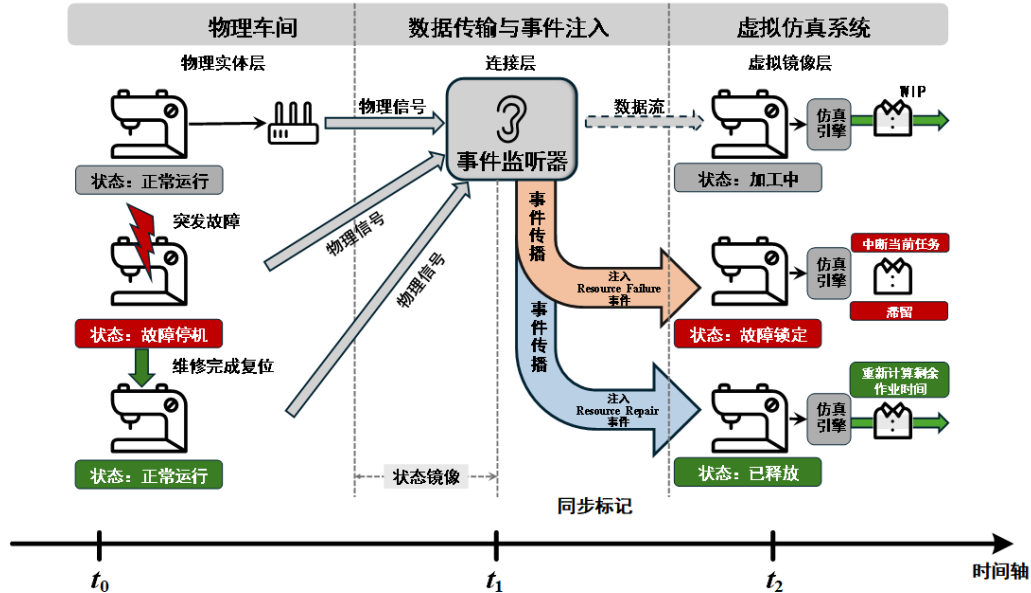


图 3.4 状态镜像与事件注入示意图

该机制通过在仿真系统中维护一个与物理时间同步的事件监听器，直接响应物联网网关上报的实时状态信号。当物理设备发生故障报警时，监听器立即向仿真引擎注入优先级最高的 `Resource_Failure` 事件，虚拟工位随即中断当前加工任务并锁定资源，迫使虚拟在制品滞留。当物理端维修完成并复位后，系统触发 `Resource_Repair` 事件，释放虚拟资源并根据当前排队序列重新计算剩余作业时间。通过这种基于真实事件注入的驱动方式，模型能够消除概率分布参数估计引入的偏差，确保虚拟实体在异常扰动下的演化轨迹与物理实体保持毫秒级同步，从而为后续的齐套性风险预测提供高保真的状态基准。

3.3 基于滚动时域的多维度齐套性风险预测算法

依托 3.2 节构建的数据驱动离散事件仿真模型，虽然实现了对缝纫车间物理状态的虚拟映射，但要将仿真结果转化为具有决策价值的调度依据，还需构建一套能够量化未来风险的指标体系。考虑到缝纫车间各分线节拍的非线性波动特征，静态的完工时间预测难以满足高精度的齐套要求。因此，本节提出基于滚动时域的预测机制，通过定义多维度的齐套性指标，实时推演未来时段内总装汇流点的“短缺中断”与“积压阻塞”风险。

3.3.1 齐套性量化指标定义

在缝纫多流汇聚生产模式中，齐套的核心在于各异质部件（衣身、袖子、领子）到达总装工序的时间同步性。为量化这种同步程度，本文定义“实时齐套差值”与“产能损失风险”两类指标。

1. 实时齐套差值模型

设某一批次成品衬衫 P_k 由 m 个并行分支的部件集合 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ 组成。基于仿真模型推演，令 $T_{arr}(c_{i,k})$ 表示第 i 个分支的部件属于第 k 个成品到达汇流点的预测时刻。根据短板效应，第 k 个成品的齐套时刻 $T_{sync}(k)$ 由最晚到达的部件决定，即式（3.9）：

$$T_{sync}(k) = \max_{i \in \{1, \dots, m\}} \{T_{arr}(c_{i,k})\} \quad (3.9)$$

在此基础上，定义第 j 个分支部件相对于齐套时刻的时间滞后量 $\Delta T_{gap}(j, k)$ 为式（3.10）：

$$\Delta T_{gap}(j, k) = T_{sync}(k) - T_{arr}(c_{j,k}) \quad (3.10)$$

该指标量化了 3.1.1 节定义的过程级齐套偏差，具有明确的物理含义：若 $\Delta T_{gap}(j, k)$ 显著大于 0，表明该分支部件过早到达，将在汇流点形成在制品积压，若 $\Delta T_{gap}(j, k) = 0$ ，则表明该分支是制约齐套的关键路径。通过该方法捕捉各分线间的相对快慢差异，可为后续的协同调度提供直接的优化目标。

2. 双向风险判别逻辑

单纯的齐套差值仅反映分线间的相对时序，要评估其对系统产出的实际影响，必须结合总装线的当前状态进行耦合分析。

总装饥饿风险：该风险发生在“供不应求”的场景下。设 $\hat{T}_{free}(k)$ 为总装线完成上一个成品 $k-1$ 并释放资源的预测时刻。当部件齐套时间晚于总装线的空闲时间时，总装设备将被迫停机等待。定义第 k 个成品的潜在饥饿时间损失 $L_{starve}(k)$ 为式（3.11）：

$$L_{starve}(k) = \max\{0, T_{sync}(k) - \hat{T}_{free}(k)\} \quad (3.11)$$

若仿真推演显示 $\sum_{k \in H} L_{starve}(k)$ 超过设定阈值，系统即判定未来预测时域内存在高等级的产能损失风险。

分线阻塞风险：该风险发生在“供过于求”的场景下。当某高速分线 j 的部件持续早到，导致其汇流点缓冲区队列长度 $Q_j(t)$ 超过物理挂架的容量限制 C_{max} 。其判别条件为式（3.12）所示：

$$P(Q_j(t) > C_{max}) > \alpha \quad (3.12)$$

其中 α 为置信度阈值。一旦满足该条件，模型将预警上游工位可能因缓冲区溢出而被迫停产。

3.3.2 滚动时域预测机制

鉴于缝纫车间生产环境存在高度的时变性，如工人疲劳导致的效率衰减、随机发生的断线故障等，基于单一初始状态的“一次性预测”随着时间推移，其累积误差将呈发散趋势。为确保预测结果具有稳健性，本文引入滚动时域预测机制，采用“预测—反馈—校正”的闭环逻辑，实现对车间未来状态的动态逼近^[57]。

1. 滚动窗口设计

将生产时间轴划分为一系列离散的决策点 $t_n = t_0 + n \cdot \Delta T$ ，其中 ΔT 为滚动步长。在每一决策时刻 t_n ，设定一个长度为 H 的预测窗口 $[t_n, t_n + H]$ ，其中 H 应覆盖至少一个完整的流转周期。

2. 状态同步与推演流程

该机制的核心在于利用物联网实时数据不断初始化仿真模型，具体执行步骤如下，流程如图 3.5 所示：

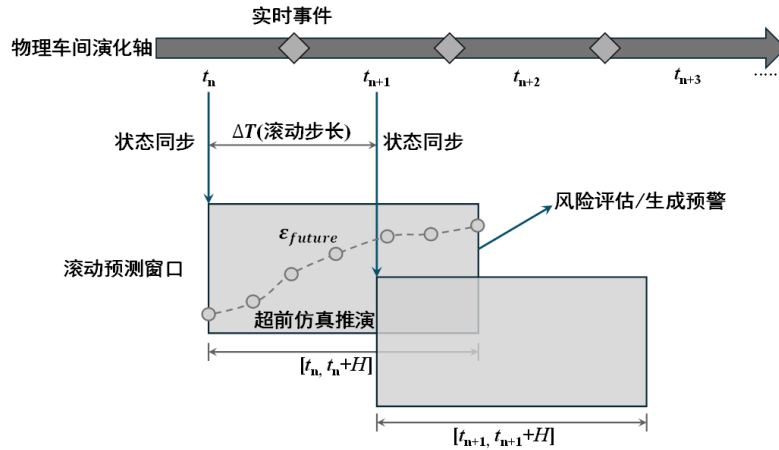


图 3.5 滚动预测窗口推演方式

步骤 1：状态快照同步。在 t_n 时刻，通过物联网网关获取车间当前的物理状态快照 $S_{phy}(t_n)$ ，包括各工位在制品的实时位置、设备运行状态以及已完成工序的累计产量。将 $S_{phy}(t_n)$ 映射为仿真模型的初始状态 $S_{sim}(t_n)$ ，消除上一时段预测产生的累积偏差。

步骤 2：超前仿真推演。基于 $S_{sim}(t_n)$ 和 3.2.3 节修正后的动态工时参数，驱动 DES 引擎快速推演 $[t_n, t_n + H]$ 时段内的系统演化轨迹。在此过程中，模型会生成未来一系列离散事件序列 $\mathcal{E}_{future}$ ，包括各部件预计到达汇流点的时刻 T_{arr} 。

步骤 3：风险量化与输出。根据 3.3.1 节定义的指标，计算预测窗口内的齐套差值 ΔT_{gap} 和饥饿损失 L_{starve} 。若发现风险指标越限，立即生成预警信号供调度模块使用。

步骤 4：窗口滚动。随着物理时间推进至 t_{n+1} ，预测窗口向右滑动 ΔT ，重复上述步骤。

通过这种滚动更新机制，模型能够及时吸纳设备故障或插单等突发扰动信息，动态修正对未来的预测轨迹。在频发的人工调整带来的噪声干扰下，滚动机制实际上起到一种时域滤波的作用，通过不断引入最新的物联网状态数据重置仿真起点，有效抑制长周期预测中的误差非线性扩散，确保齐套风险预警的时效性。

3.4 实验验证与结果分析

建立数字孪生模型的核心目的在于准确映射车间未来的生产状态，为上层调度提供高可信度的决策边界。为验证第 3.2 节所述仿真模型及第 3.3 节预测算法的有效性，本节基于工厂生产历史数据开展“历史回放”验证。通过引入静态模型作为对照组，并量化分析模型参数对预测精度的影响，论证本文所提方法在处理异质性数据时的优越性。

3.4.1 实验环境与数据集描述

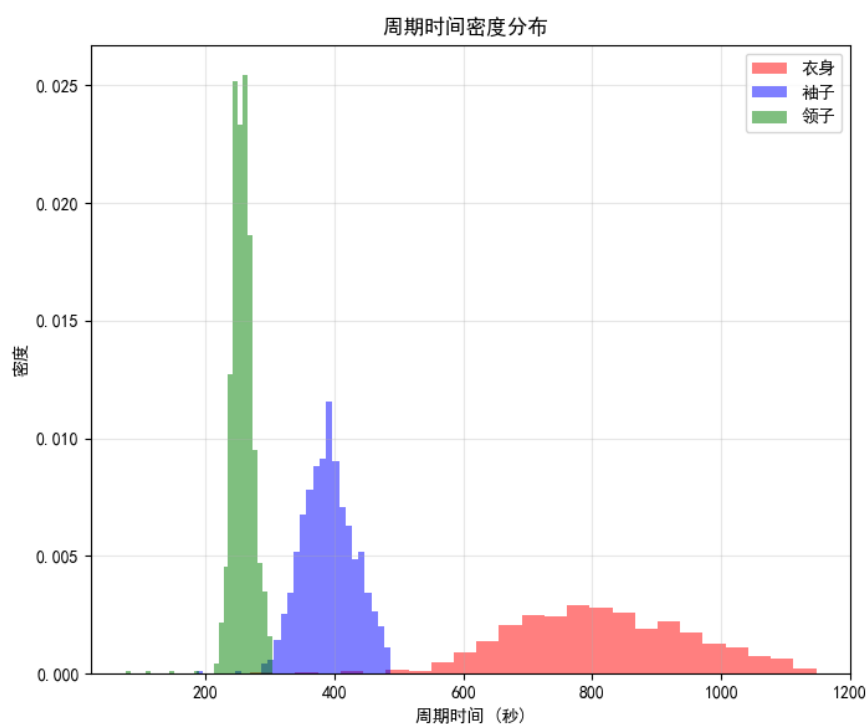
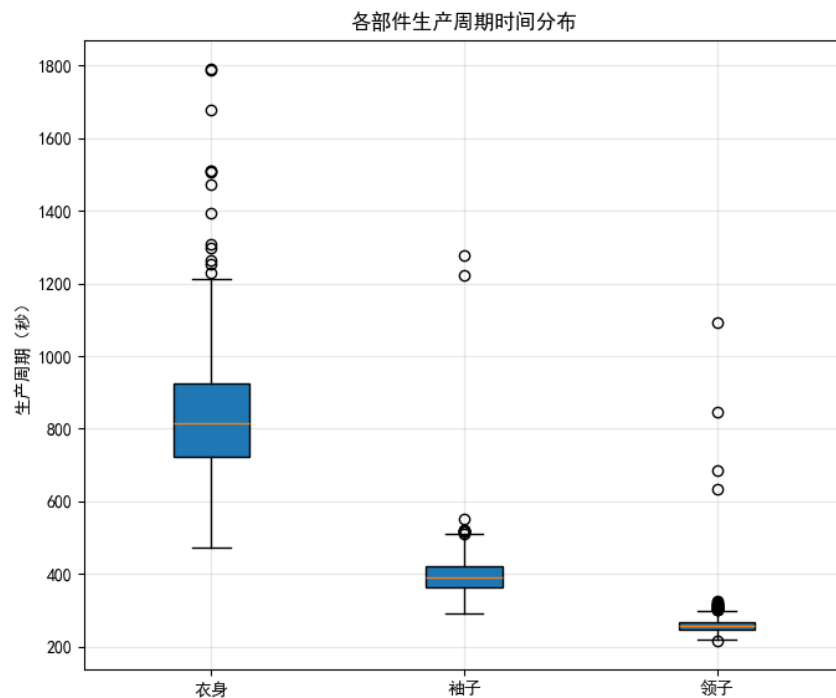
在验证本章提出的数字孪生模型与预测算法时，本研究所用的基础数据流均源自第二章构建的物联网监测系统在某合作制造企业缝纫车间真实采集的底层物理运行状态。

然而，鉴于服装制造企业的实际生产节拍、订单结构与真实产能数据属于其核心商业秘密，依照企业保密协议无法在论文中直接公开未经处理的原始生产日志。因此，为了在保障数据安全的前提下验证所提算法的有效性，本节采用“真实数据脱敏与特征重构回放”的验证策略。

具体而言，首先利用第二章的物联网网关系统，连续采集该车间 3 个班次的真实多流生产时序日志，随后，对涉及企业隐私的绝对时间戳与特定批次订单号进行脱敏处理，并在严格保留其原生工时概率分布、非线性波动特征以及真实设备断线/故障报警频次的基础上，通过历史数据回放与特征重构，生成一组包含 1000 件男士商务衬衫流转特性的测试数据集。

这种处理方式既严格履行了企业数据保密要求，又能通过第二章的物理系统提取真实车间特有的时变特征与扰动机制（如突发故障、工人疲劳衰减），最大限度地还原现场多流汇聚的真实动态工况，确保后续验证过程与结论的工程可靠性。该生产日志涵盖“衣身线”、“袖子线”和“领子线”三个关键并行分线，涉及 6 条衣身线、3 条袖子线以及 2 条领子线（涵盖后续第四章调度实验所需的 9 道关键瓶颈工序及部分辅助工序）。

生成的数据样本的部件生产周期分布箱线图如图 3.6 所示，周期密度分布直方图如图 3.7 所示：



三种不同部件在生产中的生产周期有显著的差别，其中领子产线的自动化程度最高，人工干预成分相对其他两条产线较少，因此生产周期最为稳定，而衣身线的工序最为复杂，对人工操作的需求最高，断线等故障的情况发生最为频繁，因此其生产周期分布呈现出较大范围的波动，而袖子线的生产周期的稳定性和工序时长处于衣身和领子二者之间。

3.4.2 对照组设置与评价指标

为评估本文提出的动态数字孪生模型（DDT）的性能增益，设置以下两种基准模型进行对比实验：

1.静态标准工时模型（SMV）：该模型假设所有工序严格按照标准工时执行，工时参数 t 为固定常量。该对照组代表传统排产中忽略偶发故障影响与生产波动的理想化计算方式。

2.传统概率仿真模型（Traditional Probabilistic Simulation, TPS）：该模型基于 DES 引擎运行，但其输入参数（故障率 λ 、修复时间 MTTR、作业时间分布）来源于历史长周期数据的统计均值，且在仿真运行过程中缺少实时数据的更新与事件注入。该对照组用于模拟现有研究中普遍采用的离线仿真方法，旨在验证“实时数据驱动”相对于“离线统计驱动”的优越性。

评价指标选取衡量时间序列预测精度的两个核心参数：

1.平均绝对百分比误差（Mean Absolute Percentage Error, MAPE）。用于消除量纲影响，评估预测值的相对偏差，定义如式（3.13）：

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{T_{real}^{(i)} - T_{pred}^{(i)}}{T_{real}^{(i)}} \right| \times 100\% \quad (3.13)$$

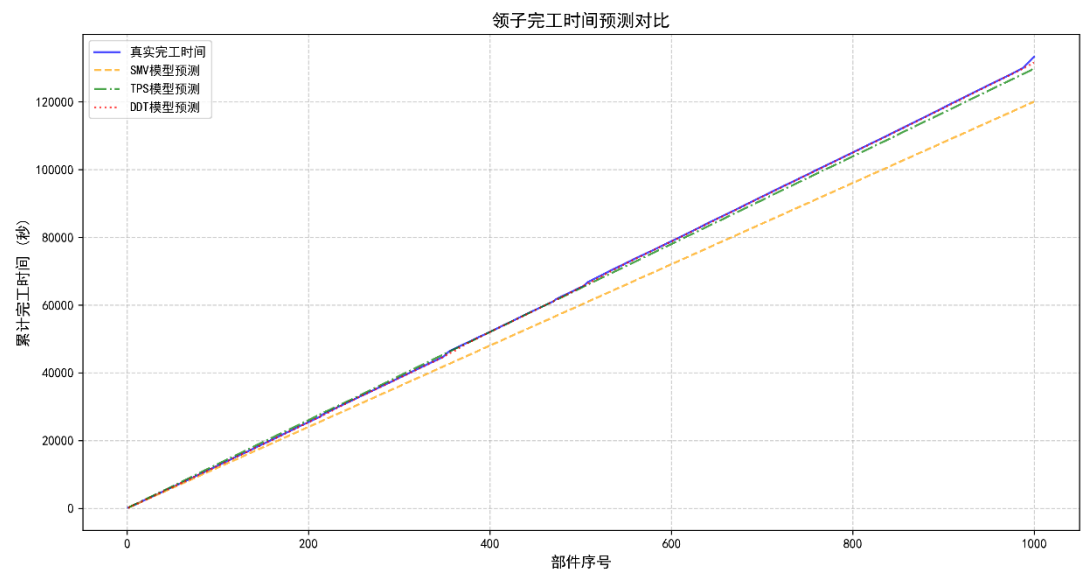
其中 $T_{real}^{(i)}$ 为第 i 个部件到达总装汇流点的真实累计工时， $T_{pred}^{(i)}$ 为模型预测值。

2.均方根误差（Root Mean Square Error, RMSE）。对大误差样本赋予更高权重，用于评估模型在突发故障场景下的鲁棒性，定义如式（3.14）：

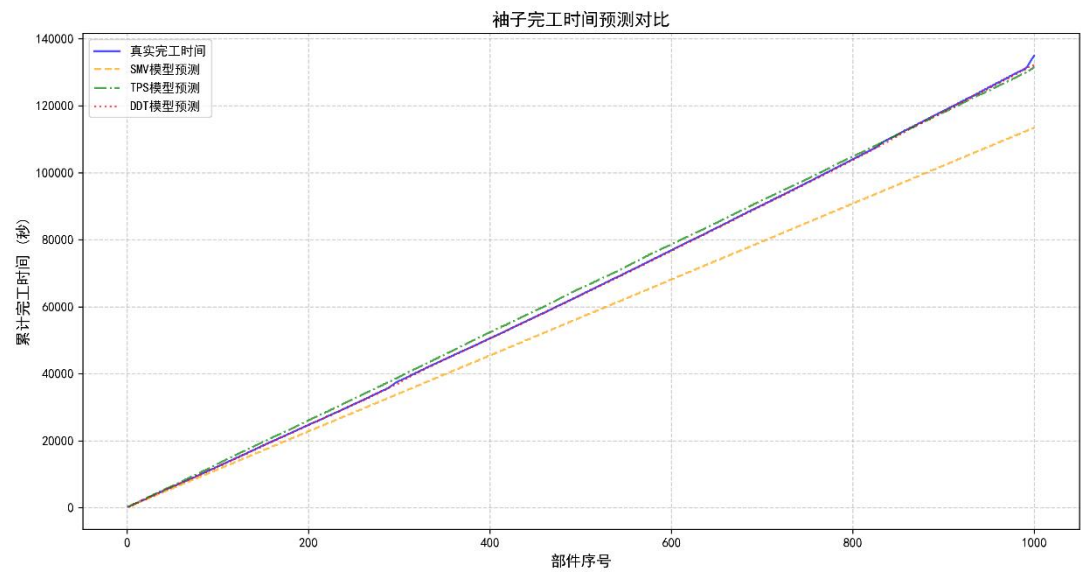
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_{real}^{(i)} - T_{pred}^{(i)})^2} \quad (3.14)$$

3.4.3 预测精度对比分析

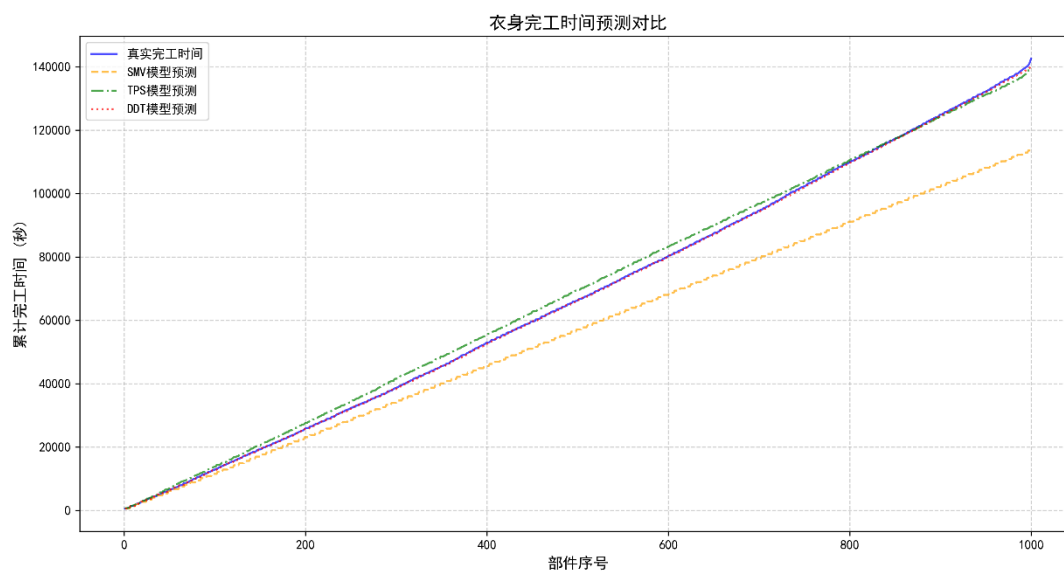
将清洗后的历史数据注入三种模型，设定预测步长 $\Delta T = 10min$ ，预测时域 $H = 60min$ 。对三种模型下的部件生产工时进行预测对比和误差分析，为精准捕捉 3.2.4 节所述的突发故障、断线等毫秒级/秒级扰动事件的动态影响，以及原真反映物联网系统的采集颗粒度，本节模型底层的仿真时钟均采用“秒”作为基础时间量纲，以体现模型在微观事件响应上的时间分辨率。三种不同部件的完工时间预测对比结果如图 3.8 所示。



(a)



(b)

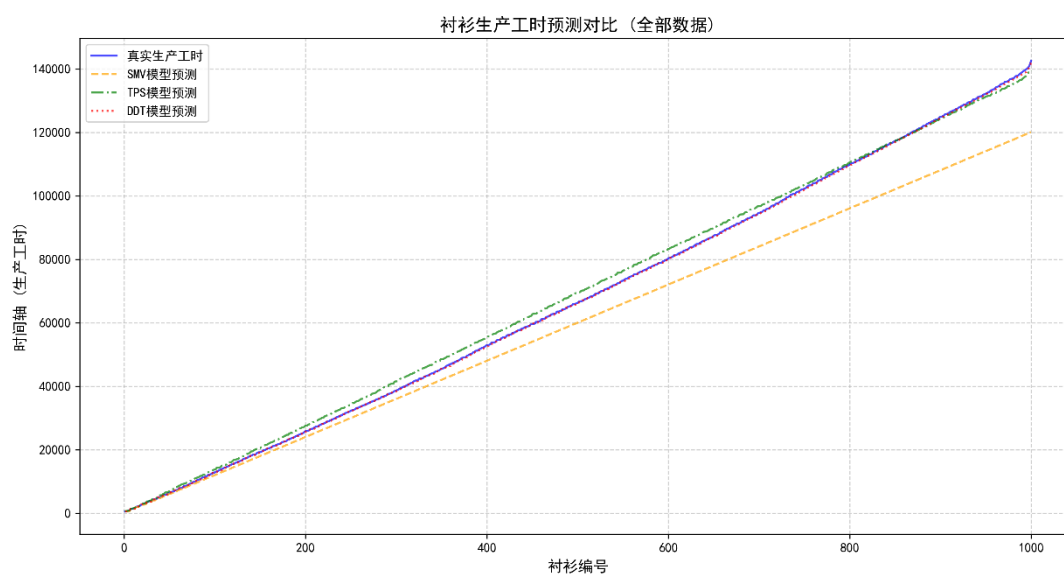


(c)

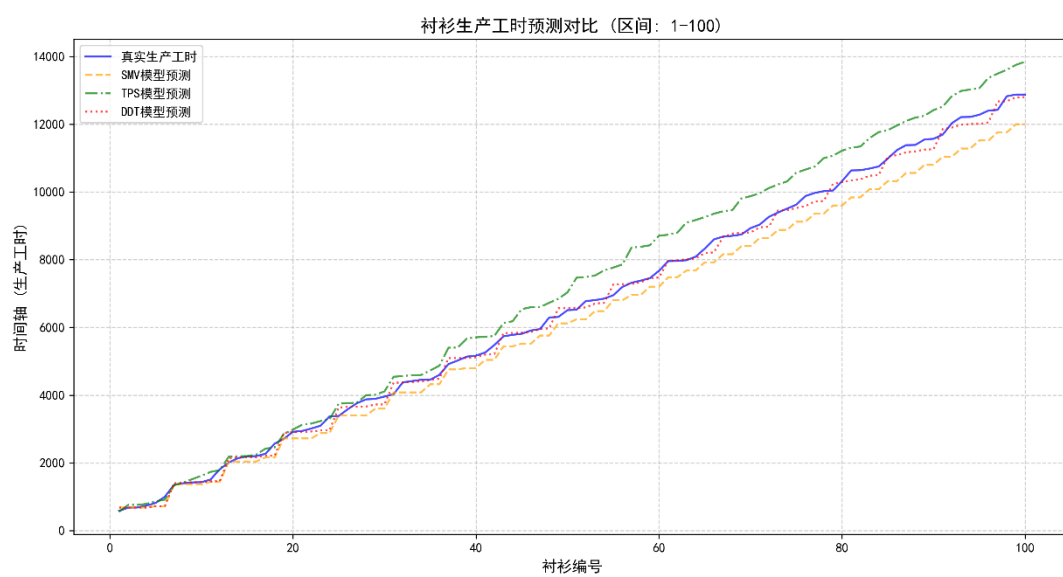
图 3.8 (a)领子部件预测时间对比 (b)袖子部件预测时间对比 (c)衣身部件预测时间对比

从图中可看出，对于自动化程度较高的领子线，TPS 模型与 DDT 模型的预测结果都相对较为理想，而静态 SMV 模型因工人疲劳效应的影响，预测误差随时间推移会堆积升高。在袖子线中，能看出因为偶发性故障的少量产生，TPS 模型的预测曲线逐渐脱离真实生产曲线，而在故障率相对较高的衣身线，尤其是在故障发生较为频繁的工期中段，TPS 模型的预测误差远大于 DDT 模型。

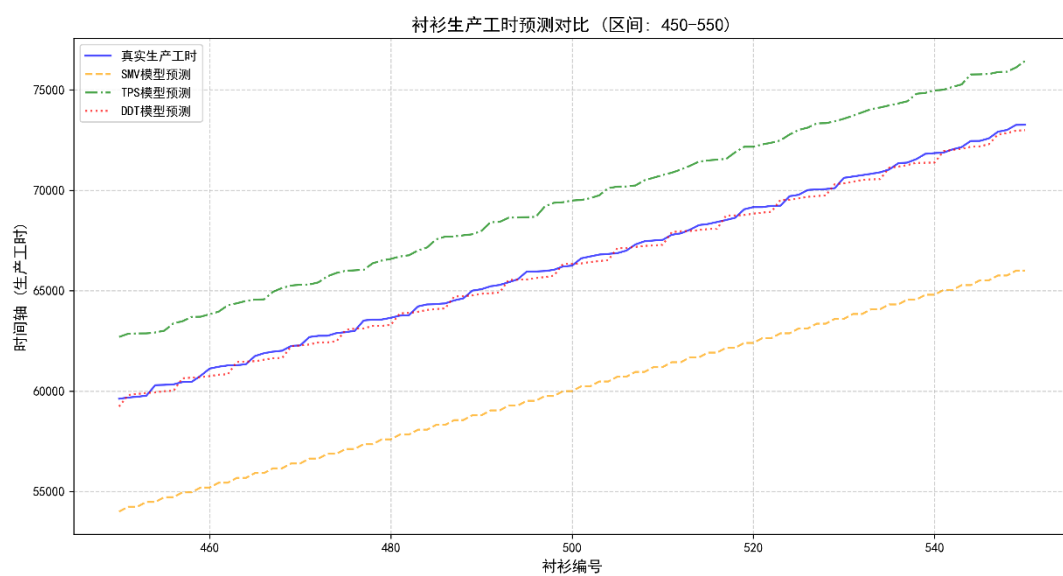
综合三种部件，对于衬衫成套时间的预测结果及生产周期中的前、中、后期局部放大的结果如图 3.9 所示：



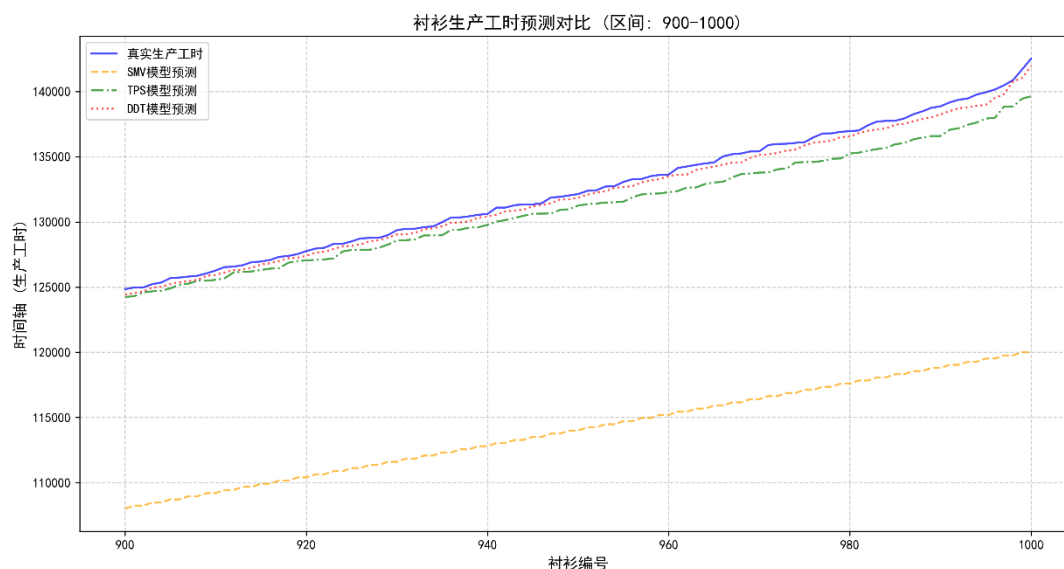
(a)



(b)



(c)



(d)

图 3.9 (a)全部数据的衬衫齐套时间预测对比 (b)生产前期衬衫齐套时间预测对比 (c)生产中后期衬衫齐套时间预测对比 (d)生产后期衬衫齐套时间预测对比

对于衬衫整装齐套的预测进行预测误差分析，三种仿真模型仿真结果的误差分布直方图如图 3.10 所示：

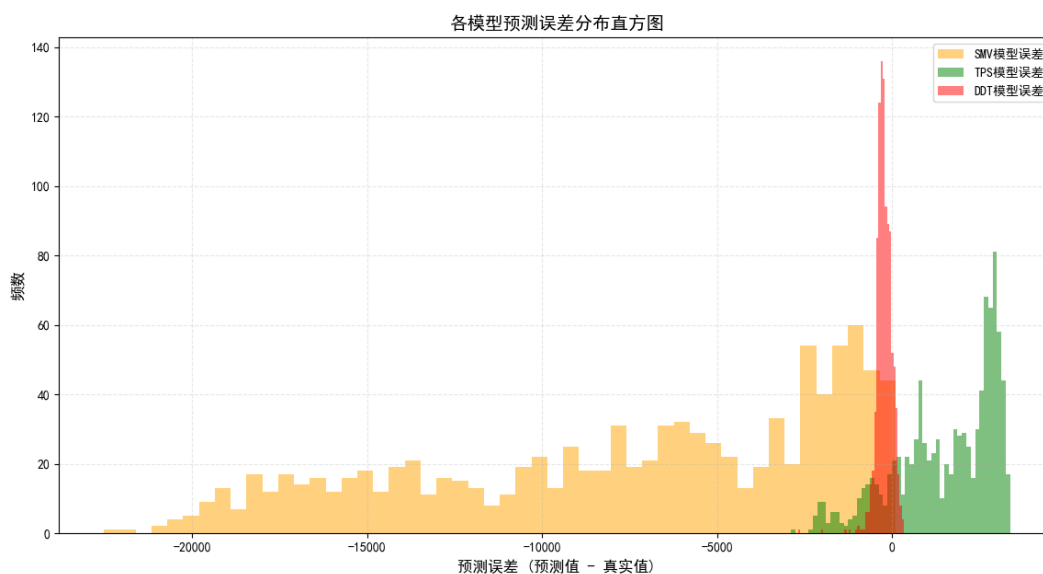


图 3.10 各模型预测误差分布直方图

在缝纫车间实际生产管理与排产调度中，生产计划的下达及标准工时（SMV）均习惯以“分钟（min）”作为宏观齐套性评估的衡量基准。为提升评估指标的直观性与工程决策的参考价值，本节在进行模型预测精度的综合统计时，将底层仿真输出的秒级原始误差数据统一除以 60 换算为分钟量纲。三种仿真模型在分钟量纲下的 MAPE、RMSE 等指标统计如表

3.1 所示，由此可以看出，本文提出的 DDT 模型在 MAPE、RMSE 以及极值误差等指标上均显著优于对照组。

表 3.1 不同模型预测误差统计表

模型类型	MAPE (%)	RMSE (min)	极值误差 (min)
静态 SMV 模型	9.62	159.5	375.3
传统 TPS 模型	4.23	34.7	56.2
本文 DDT 模型	2.17	5.1	16.4

从对常态化波动的适应性来看，静态 SMV 模型的预测精度最差（MAPE 为 9.62%），且误差随时间推移呈单调发散趋势。这是因为该模型完全忽略了工人疲劳效应导致的产能衰减。相比之下，TPS 模型通过引入概率分布，在一定程度上对作业时间的离散特性进行模拟，将 RMSE 降低至 34.7 min。然而，由于 TPS 采用固定的分布参数，无法捕捉车间“前松后紧”的时变特征，导致其在班次中后期的预测偏差显著增大。本文 DDT 模型通过 3.2.3 节提出的滑动窗口参数修正机制，能够实时追踪作业效率的均值漂移，因此获得了最优的平均预测精度。

另一方面，从对突发性扰动的响应能力来看，在处理偶发性故障时，三种模型表现出显著差异。静态模型与 TPS 模型均表现出严重的“虚实不同步”，TPS 模型虽然在统计意义上生成了故障事件，但其生成的故障时刻与物理车间实际发生故障的时刻完全随机独立，导致在特定时间窗口内的极值误差高达 56.2 min。而本文提出的 DDT 模型得益于 3.2.4 节设计的基于事件注入的状态镜像机制，当物理车间发生故障时，虚拟实体能够秒级同步进入阻塞状态。实验数据显示，DDT 模型的极值误差仅为 16.4 min，证明其在面对非线性扰动时具有极强的鲁棒性，有效解决传统仿真无法指导实时调度的问题。

3.4.4 滑动窗口参数敏感性分析

在 3.2.3 节提出的参数更新机制中，滑动窗口大小 N 是决定模型灵敏度的关键超参数。 N 取值过小会导致参数估计受随机噪声干扰严重，波动过大，而 N 取值过大则会导致模型对车间状态变化的响应产生“惯性滞后”。为了确定最优的窗口长度，本节开展敏感性分析实验。

设定 $N \in \{10, 30, 50, 100, 200\}$ ，分别运行仿真模型，记录对应的预测误差。实验结果如图 3.11 显示，预测误差随 N 的变化呈现出典型的 U 型曲线特征：

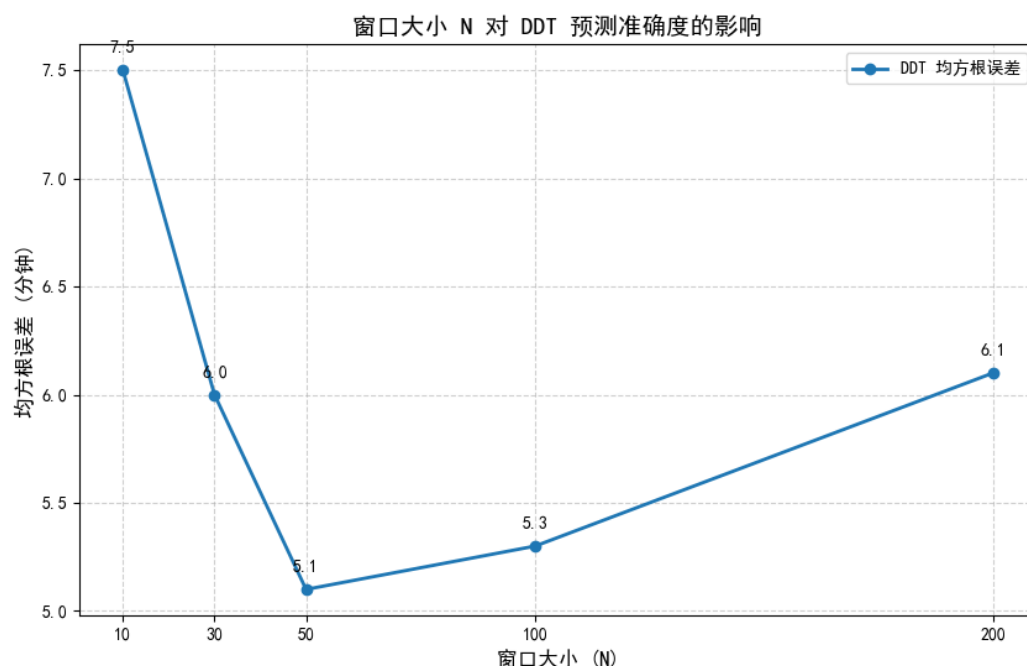


图 3.11 窗口大小取值对于 DDT 模型 RMSE 的影响曲线图

分析表明:

- 1.当 $N=10$ 时, RMSE 较高 (7.5 min)。这是因为小样本统计下的方差估计不稳定, 将正常的随机作业波动误判为系统性变化, 导致预测曲线呈现剧烈的锯齿状震荡。
- 2.当 N 增加至 50 左右时, RMSE 达到最低点 (5.1 min)。此时模型既平滑了高频噪声, 又能及时响应每隔 2-3 小时发生的班次节奏调整。
- 3.当 $N > 100$ 时, 预测误差反而上升。特别是在第 145 号衣身线发生的断线故障恢复后, 大窗口模型花费更长的时间才将参数收敛至正常水平, 表现出显著的滞后性。基于此分析, 本文章节中固定 $N=50$ 作为本数据集的经验最优值。

3.4.5 典型故障场景下的响应能力验证

为进一步检验模型在突发扰动下的表现, 截取第 140 件至第 150 件样本的数据片段进行微观分析, 如图 3.12 所示。在此期间的数据集日志中, 衣身线中发生过一次持续约 300 秒的断线停机故障。

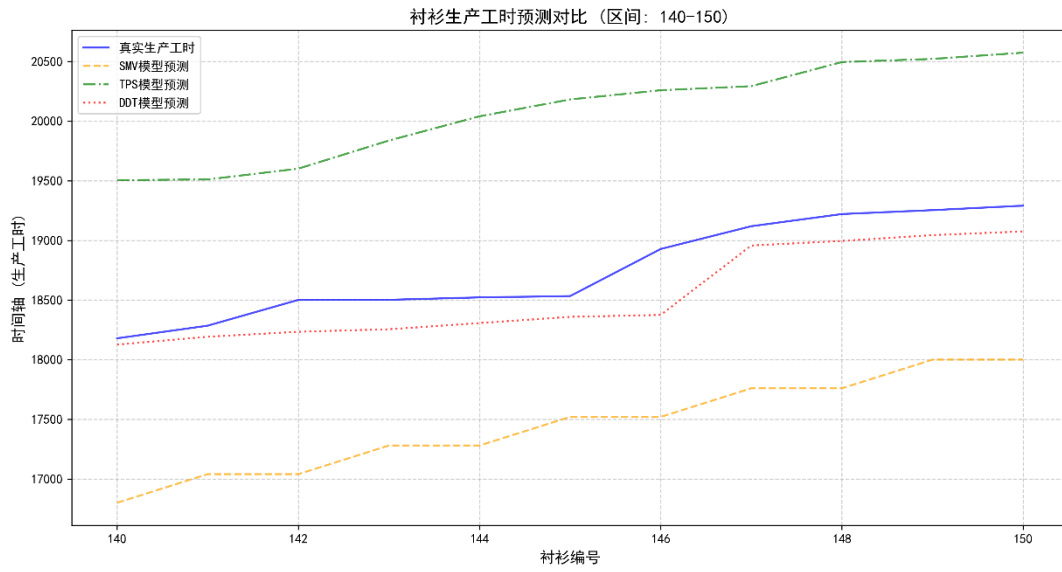


图 3.12 局部故障下的衬衫齐套预测对比图

观察图 3.12 可知，在故障触发后的第 2 个仿真周期内，即编号为 145 到 147 的衬衫齐套时间预测中，DDT 模型的预测值迅速发生阶跃，将后续部件的预计到达时间推迟约 300 秒，与实际停机时长高度吻合。通过基于事件注入的驱动机制，DDT 模型消除了概率分布参数估计引入的偏差，证明结果具有稳健性，具备应对车间不确定性风险的即时响应能力。

3.5 本章小结

本章针对缝纫车间多流汇聚的生产特征，构建了基于实时数据驱动的离散事件仿真模型与齐套性预测算法。通过对物理实体、资源状态及逻辑约束的形式化映射，实现车间状态的虚拟重构。针对数据噪声与内生性扰动问题，提出基于四分位距的数据清洗、滑动窗口参数动态修正以及故障事件实时注入等关键技术。实验结果表明，该模型在常规生产与故障扰动场景下均表现出优异的预测精度（ $MAPE < 3\%$ ），显著优于传统静态模型与传统概率模型。这一高保真的预测模型能够精准量化未来时段的齐套差值与产能风险，为第四章开展面向齐套率最大化的并行协同调度提供可靠的决策依据。

4 面向多流汇聚的缝纫车间并行协同动态调度策略

4.1 缝纫生产齐套问题界定

在现代服装制造的生产模式下，缝纫车间呈现出显著的组装型生产特征。在此过程中，各部件流转的同步性即“齐套”状态，直接决定了总装环节的生产效率与系统的整体产出能力。如前文所述的缝纫车间各分线作业节拍往往呈现非线性波动，导致部件到达汇流点的时间存在偏差，若缺乏有效的协同调度机制，这种时间维度的错配将演化为严重的生产痛点。

缝纫车间的多流并行作业具有刚性耦合特征，即任意单一分支的流转异常均会通过汇流节点向系统上下游传导。受制于生产环境的动态性与不确定性，各并行分线间往往难以维持理想的齐套状态，由此引发的非协同现象主要表现为“短缺中断”与“积压阻塞”两类极端形态。如图 4.1 所示：

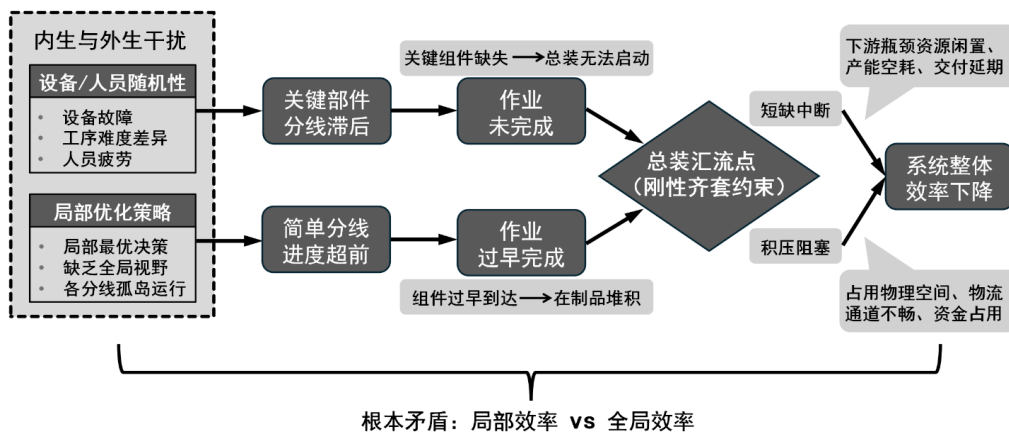


图 4.1 多流非协同生产痛点因果传导机理图

对于该生产痛点问题的具体分析如下：

1.短缺中断与产能空耗：当某一关键部件分线受设备故障或高难度工序影响而产生作业滞后时，即便其他分线已按计划完成加工，汇流总装工位仍因缺失关键组件而无法执行缝合操作。这种现象被定义为“短缺中断”或“饥饿”状态。在齐套约束下，总装线被迫处于停机等待状态，不仅导致下游瓶颈资源的产能空耗，更会破坏整条生产线的节拍平衡，致使订单交付周期被动延长。考虑到工序作业的差异性，不同部件的加工难度与工艺路径各异，若缺乏对滞后分线的资源倾斜或动态支援，这种短缺现象将随着生产进程呈现累积效应，严重制约系统的有效产出^[58]。

2.积压阻塞与内生性拥堵：与之相对，当某一分线由于工艺简单或配置了过剩产能，导致其作业进度显著快于其他并行分线时，将引发“积压阻塞”现象。过早完工的部件无法立即进入总装环节，只能在汇流点前形成在制品堆积。这种非必要的中间库存不仅占用车间宝

贵的物理空间与周转器具，增加物料搬运与寻找的时间成本，还可能掩盖生产线上的质量缺陷，形成生产系统的内生性拥堵^[59]。长期的积压阻塞会导致车间物流通道不畅，增加管理复杂度，并使得生产资金被在制品过度占用。

3.问题本质——局部效率与全局齐套的冲突：上述痛点问题的产生，本质上源于传统调度模式中跨分线协同机制的缺失。在缺乏全局视野的调度策略下，各分线往往追求各自的局部最优（如追求单机利用率最大化或单线产出最大化），而忽视部件流转在时间维度上的整体齐套性。各分线如同孤岛般独立运行，缺乏对实时状态的感知与联动调节能力。例如，在某分线发生故障停机时，其他关联分线未能及时通过降低节拍或减缓投料速度来适配系统状态，导致各分线节拍失衡现象加剧。因此，解决缝纫车间齐套问题的核心，在于打破各分线的独立决策壁垒，构建一种能够基于实时数据量化分线滞后或超前对总装影响、并实施动态干预的并行协同调度机制，以此缓解内生性问题带来的系统效率损耗。

4.2 现有动态调度方法及其在齐套场景下的局限性

在面对缝纫车间内部复杂多变的制造环境时，学术界与工业界已发展出多种动态调度策略以应对生产过程中的随机扰动。虽然已有关于装配流水线调度的研究关注汇流同步问题，但现有方法多基于静态假设或确定性环境，缺乏针对缝纫车间高随机扰动下的实时动态协同机制，对多流汇聚型生产模式下的部件齐套性问题，现有的调度方法在响应机制与优化目标上均表现出显著的局限性。

4.2.1 传统调度规则的“近视”效应

作为最基础的现场调度手段，基于启发式规则的指派策略因其计算复杂度低、响应速度快而被广泛应用于服装制造现场。常见的规则包括先到先服务（FIFO）、最短加工时间优先以及最早交货期优先等^[60]。此类规则的核心逻辑在于依据工件到达队列的顺序或其固有属性（如工时、交货期）进行单机层面的优先级排序。

然而，缝纫车间各部件的工艺路径与加工工时存在显著差异。在多流并行的生产形态下，传统调度规则存在明显的“近视”效应：各分线仅依据自身的局部状态独立决策，缺乏对关联分线进度的感知能力。例如，当采用最短加工时间优先规则时，工艺简单的部件分线会持续高速产出，而工艺复杂的部件分线则可能因优先级被抢占而进一步滞后。这种各行其是的调度模式虽然可以在局部提升单机利用率，但在全局层面加剧了分线间的节拍失衡，导致汇流点出现严重的非齐套现象，无法从根本上缓解多线问题带来的拥堵。

4.2.2 常见的动态重调度策略分析

面对机器故障、急单插入等动态事件，现有的重调度策略主要分为右移重调度与完全重调度两类。在缝纫车间的齐套场景中，这两种策略均面临着不同的适用性困境。

1.右移重调度与齐套性破坏：右移重调度是一种维持系统稳定性的保守策略。其基本原理是在保留原调度方案中工序分配与加工顺序不变的前提下，仅将受扰动影响的工序及其后

续工序在时间轴上向后推移^[61]。虽然该策略能够最大程度地减少对原生产计划的改动，具有较好的鲁棒性，但在多流耦合的缝纫生产中，仅对发生故障的单一分线执行右移操作，而未对其他正常运行的并行分线进行联动调整，滞后分线的时间推移会使得齐套时间窗被无限拉长，总装工位的等待时间随之增加，系统的齐套率指标将显著下降^[62]。

2.完全重调度与系统抖动：完全重调度则是指在扰动发生时刻，对所有尚未加工的工序（包括受影响与未受影响的分线）进行重新优化排序与资源分配^[63]。尽管从理论上讲，该策略能够通过全局优化搜索到当前状态下的最优解，捕捉因扰动带来的解空间变化，但其计算开销巨大，且频繁的全局调整会导致生产现场的“系统抖动”^[64]。在劳动密集型的缝纫车间，频繁变更工人的作业任务与物料流向，不仅增加管理成本，还极易引发操作失误。此外，若完全重调度的目标函数未将齐套性纳入核心考量，单纯追求设备利用率，新的调度方案仍可能无法解决部件到达汇流点的时间错配问题^[65]。

4.2.3 局限性总结

综上所述，现有动态调度方法在解决缝纫车间齐套问题时，主要存在以下两个维度的局限性：

1.优化目标的偏差：绝大多数现有研究将最小化最大完工时间作为首要优化目标。然而，在组装型生产中，整体交付速度受限于最慢的一条分线（短板效应）。单纯追求各分线的快速完工并不等同于总装效率的提升。若缺乏对中间节点“齐套率”或“齐套差值”的直接优化，过早完工的部件只能转化为在制品库存，不仅未能缩短订单交付周期，反而增加了库存持有成本。

2.跨分线协同机制的匮乏：现有的调度模型多将各分线视为独立的作业流或简单的流水线，缺乏基于实时状态的横向协同机制。当某分线发生异常时，系统缺乏一种能够触发其他关联分线进行适应性调整（如主动减速、资源支援或暂停投料）的联动逻辑。这种“孤岛式”的控制模式使得生产系统难以在动态扰动下自动恢复齐套状态，导致生产效率与资源配置的持续性失衡。因此，构建一种面向多流汇聚、以齐套率为导向的并行协同动态调度机制，成为解决上述问题的关键所在。

4.3 基于齐套约束的并行协同动态调度方法论

因为缝纫车间多部件并行加工与汇流总装的工艺特性，传统调度模型难以有效解决部件分线节拍失衡引发的齐套率下降问题。为实现各流线间的动态协同，本节构建考虑齐套时间窗约束的多目标协同调度模型，旨在通过量化部件到达汇流点的时间偏差，主动规避因作业波动引发的短缺中断与积压阻塞风险。

4.3.1 协同调度数学模型构建

在缝纫生产系统中，因为工序作业的差异性与工艺路径的复杂性，调度问题的核心在于平衡不同分线（如衣身线、袖口线、领型线）的作业进度。本模型将车间调度定义为在满足

工艺优先关系与资源约束的前提下，为 n 个工件的 m 道工序分配加工机器并确定开工时间，以实现齐套性与生产效率的双重优化^[66,67]。

1. 问题假设与符号定义：

为确保模型的求解可行性与结果具有稳健性，作如下假设：所有工件在零时刻均可被加工，同一时刻一台机器仅能加工一道工序，并且工序一旦开始不可中断。部件在汇流点的装配需等待所有子部件加工完成方可开始（即刚性齐套约束）。

定义 $J = \{J_1, J_2, \dots, J_n\}$ 为工件集合， $M = \{M_1, M_2, \dots, M_m\}$ 为机器集合。设 O_{ij} 为工件 J_i 的第 j 道工序， p_{ijk} 为工序 O_{ij} 在机器 M_k 上的加工时间。引入决策变量 x_{ijk} ，当工序 O_{ij} 在机器 M_k 上加工时， $x_{ijk} = 1$ ，否则为 0， S_{ij} 与 C_{ij} 分别表示工序 O_{ij} 的开始时间与完工时间。

2. 目标函数构建：

结合缝纫车间“多流并行、汇流总装”的特征，构建包含最大化齐套率、最小化最大完工时间的多目标函数：

目标一：最小化齐套时间差

这是本模型的核心目标。在汇流工序 $O_{i,ass}$ 处，各分线部件的到达时间差异直接反映了齐套水平。通过最小化各部件到达汇流点的“时间离散度”来衡量齐套性，计算公式如式（4.1）所示：

$$f_1 = \min \sum_{i=1}^n \sum_{b \in B_i} (S_{i,ass} - C_{i,b}) \quad (4.1)$$

式中， B_i 为工件 J_i 在汇流前的所有前驱分支末端工序集合（如衣身缝合末端、袖口缝合末端）。 $(S_{i,ass} - C_{i,b})$ 表示部件 b 在汇流点的等待时间。该目标通过捕捉部件流转的时序偏差，旨在减少因节拍不同步导致的积压阻塞。

目标二：最小化最大完工时间

为保证车间整体产出效率，需控制所有工件的最终完工时间。计算公式为式（4.2）：

$$f_2 = \min \left(\max_{1 \leq i \leq n} C_{i,last} \right) \quad (4.2)$$

其中 $C_{i,last}$ 为工件 J_i 最后一道工序的完工时间。

3. 约束条件：

模型需满足以下工艺与资源约束：

工序优先关系约束：对于顺序加工的工序，后道工序必须在前道工序完成后开始，即式（4.3）所示：

$$S_{i,j+1} \geq C_{i,j} \quad (4.3)$$

汇流齐套约束：这是组装型生产特有的硬约束。总装工序 $O_{i,ass}$ 的开始时间受限于其所有前驱分支部件中最晚到达的时间，即必须满足“木桶效应”，如式（4.4）所示：

$$S_{i,ass} \geq \max_{b \in B_i} \{C_{i,b} + T_{trans}\} \quad (4.4)$$

式中 T_{trans} 为部件流转的物流时间。通过该约束捕捉多流汇聚的刚性耦合特征，确保齐套后方可进行总装。

机器资源独占约束：任意时刻一台机器只能加工一个工件，且不可发生时间重叠，如式（4.5）所示：

$$x_{ijk} \cdot x_{pqk} \cdot (S_{ij} - C_{pq}) \cdot (S_{pq} - C_{ij}) \leq 0 \quad (4.5)$$

该式确保同一机器上两道不同工序的时间窗互斥。

变量域约束如式（4.6）所示：

$$\sum_{k \in M_{ij}} x_{ijk} = 1, S_{ij} \geq 0, C_{ij} > 0 \quad (4.6)$$

保证每道工序仅被分配到一台可选机器上。

综上所述，该数学模型通过引入汇流齐套约束与齐套时间差目标函数，将缝纫车间的物理生产逻辑抽象为可求解的数学形态，为后续改进 NSGA-II 算法的编码与寻优提供理论框架。

4.3.2 动态协同调节策略

在缝纫车间多流并行作业环境中，单纯依赖静态的数学模型难以应对人工操作波动、设备故障、急单插入等随机扰动。为确保 4.3.1 节构建的多目标优化模型在实际生产中有效落地，本节提出一种基于“预测-反馈”闭环的并行协同动态调度策略（Parallel-Cooperative Dynamic Scheduling Strategy, P-CDS）。该策略旨在通过滚动时域预测捕捉部件流转的时空偏差，并采用拉动式协同机制对不同分线的作业节拍进行适应性调整，从而实现对生产过程波动的自适应补偿与齐套率的动态维持。

1. 基于预测偏差的事件驱动触发机制：

传统的周期性重调度往往因响应滞后或过度反应而导致系统不稳定性增加。考虑到生产状态的时变特征，本研究采用基于齐套差值阈值的事件驱动机制，如图 4.2 所示。

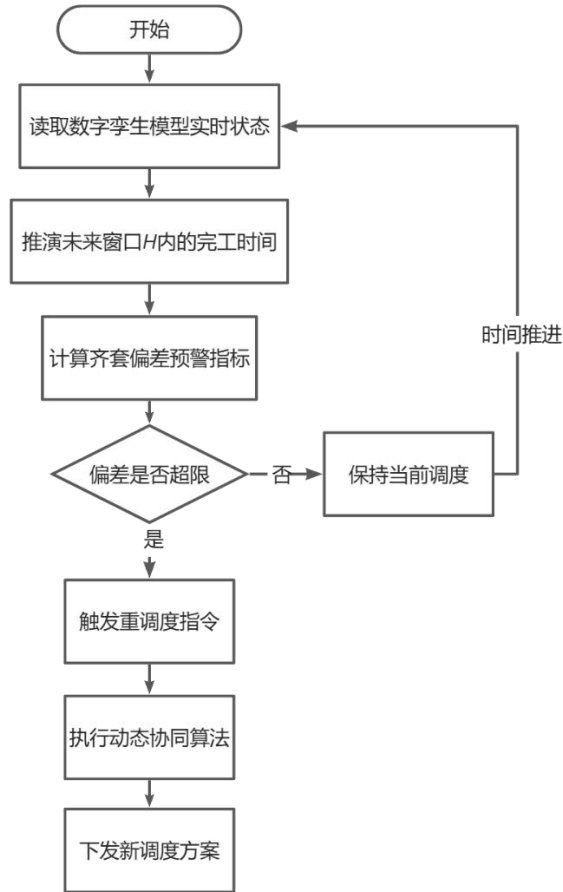


图 4.2 数字孪生滚动时域监测流程图

不同于仅由机器故障触发的被动响应，该机制利用第三章构建的数字孪生模型，实时推演未来时间窗 H 内各分线部件到达汇流点的预计完工时间 $\hat{C}_{i,b}$ 。

定义齐套偏差预警指标 ΔT_{kit} 为同一工件 i 的不同分支部件（如衣身 b_1 与袖子 b_2 ）在汇流点的预计时间差。

值得注意的是，容忍阈值 δ 并非一个固定的经验常数，而是由生产决策者根据当前车间的生产节拍（Takt）与管理精细度需求设定的动态参数。不同的服装工艺（如复杂的西装与简单的 T 恤）具有截然不同的作业节拍，且不同的管理模式对系统抖动的接受程度各异。阈值 δ 本质上是反映系统在齐套敏锐度与调度稳定性之间的权衡：较小的 δ 值（如 $\delta < 0.5 \times \text{Takt}$ ）意味着系统对偏差高度敏感，能最大限度保证齐套，但可能导致重调度频繁触发，增加车间的管理负荷，较大的 δ 值（如 $\delta > 2 \times \text{Takt}$ ）意味着系统倾向于维持当前生产秩序的稳定，仅在发生严重偏离时才进行干预，但可能容忍一定程度的中间库存积压。在本研究提出的框架中， δ 被设计为可配置的输入参数，赋予现场管理者根据实际订单紧急程度和产线繁忙程度进行灵活裁决的权限。

当预测偏差超出系统设定的容忍阈值 δ 时，即满足下式条件，系统判定当前偏差已超出管理允许边界，从而触发重调度指令，即式（4.7）所示：

$$\exists i \in J, \exists b_1, b_2 \in B_i : |\hat{C}_{i,b_1}(t) - \hat{C}_{i,b_2}(t)| > \delta \quad (4.7)$$

该触发机制通过前瞻性地捕捉潜在的“短缺”或“阻塞”风险，实现从“事后补救”向“事前预防”的转变，确保调度决策的时效性与结果具有稳健性。

2. “抑快扶慢”的拉动式协同逻辑：

针对触发重调度后的资源配置问题，本文设计“抑快扶慢”的拉动式协同策略。该策略摒弃各分线独立追求局部效率的传统模式，转而以最慢分线（瓶颈分线）为基准，对其他关联分线实施联动调节。

资源支援策略（对滞后分线）：当某分线因故障或工时波动出现严重滞后时，系统将其识别为“关键路径”。调度算法优先向该分线倾斜高效率资源，例如将工序动态调度至当前空闲或加工效率更高的机器资源，以此压缩该分线的剩余加工时间，加速其追赶整体进度。

节拍适配策略（对超前分线）：对于进度显著超前的非瓶颈分线，若继续全速生产将导致汇流点在制品积压。此时，系统并非简单地强制设备停机等待，而是通过多目标优化的隐式协同机制进行节拍调控。具体而言，在求解过程中，算法会由“齐套偏差”目标函数驱动，主动将稀缺的高效机器资源从非瓶颈分线中剥离，转而分配给瓶颈工序，同时在工序排序层面，动态调整非瓶颈订单的作业优先级。这种机制在不人为插入无效等待时间的前提下，通过物理资源的合理降维配置与作业时序的精细编排，使得超前分线的产出节奏自然“降速”以对齐整体进度，从而在保证设备利用率的同时实现汇流时刻的精准同步。

通过上述协同调节，系统能够在动态变化的环境中维持各分线节拍的相对平衡，有效规避了因单线盲目抢产而引发的齐套率下降问题。

3.策略执行流程：

综合上述机制，动态协同调度的执行逻辑如下：

状态感知与预测：物联网系统实时采集各工位产量与状态数据，输入数字孪生模型进行滚动预测。

偏差研判：计算各在制订单的预计齐套时间差，判断是否触发有效阈值 δ 。

协同决策：若触发重调度，基于改进 NSGA-II 算法（详见 4.3.3 节）生成新的作业计划，对滞后分线实施资源倾斜，对超前分线实施节奏抑制。

指令下发：将调整后的工序指派与开工时间通过车间看板下发至各工位，完成物理系统的状态更新。

该策略通过逻辑层面的刚性耦合，确保缝纫车间在面对内外部扰动时，能够像一个有机整体般进行自适应调节，最大程度保障生产过程的动态齐套。

4.3.3 改进 NSGA-II 调度算法设计与实现

鉴于 4.3.1 节构建的协同调度模型属于典型的多目标组合优化问题，且包含最小化齐套时间差、最大完工时间及在制品库存等相互冲突的优化目标，本研究选用带精英策略的 NSGA-II 作为求解核心。考虑到生产要素的异质性与缝纫工艺离散且工序繁多的特性，标准 NSGA-II 在求解此类高维问题时易陷入局部最优且收敛速度受限^[68]。因此，本文在保留其非

支配排序与拥挤度距离机制的基础上，对缝纫车间“多流汇聚”的逻辑特征，在编码解码、初始化及变异算子等方面进行适应性改进。

4.3.3.1 算法整体框架

改进算法的整体逻辑遵循“种群初始化—适应度评估—非支配排序—精英策略选择—遗传操作”的闭环流程。但在迭代过程中，算法引入对缝纫齐套性的特殊处理机制：

1.精英保留策略：将父代与子代种群合并，通过快速非支配排序将个体划分为不同的帕累托前沿层级。

2.拥挤度计算优化：在同层级个体的筛选中，不仅计算目标空间的欧氏距离，还引入“齐套偏差”作为惩罚因子，优先保留在多流协同性上表现更优的个体，确保解集在收敛的同时维持多样性，结果具有稳健性^[69]。

3.终止条件：当达到最大迭代次数或种群的平均齐套率指标连续 N 代无显著提升时，算法终止并输出帕累托最优解集。

整体算法流程如图 4.3 所示：

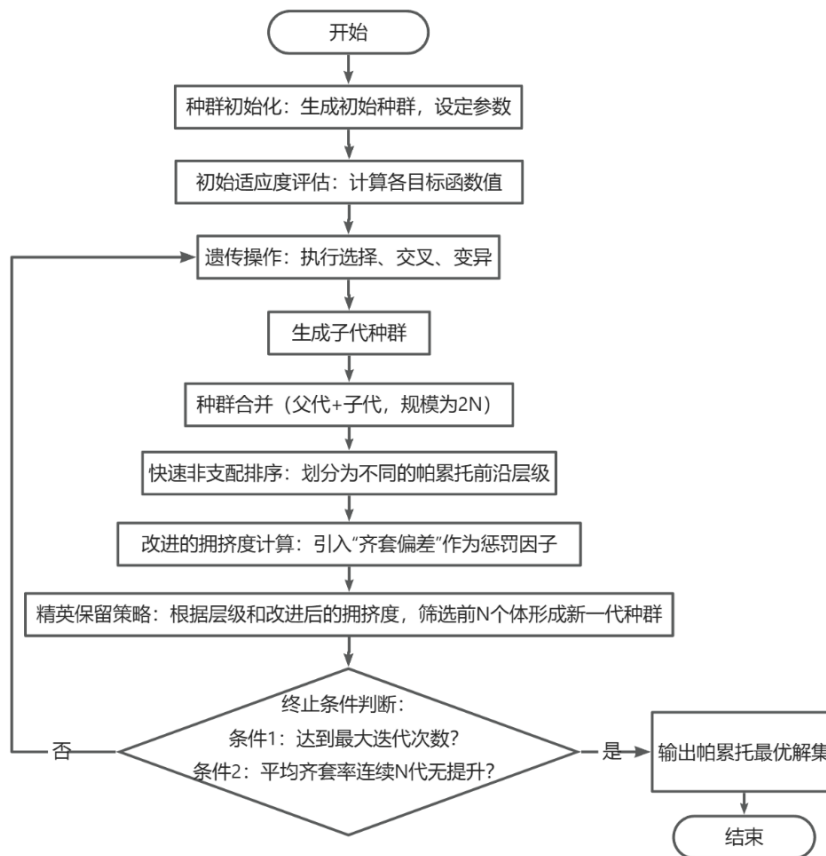


图 4.3 多目标遗传算法精英保留流程图

4.3.3.2 双层编码与解码方案

为有效表征缝纫车间多流并行、资源变动灵活的调度特征，算法不采用单一的工序编码，而是采用基于工序排序与机器选择的双层实数编码机制^[70]，其示意图如图 4.4 所示。

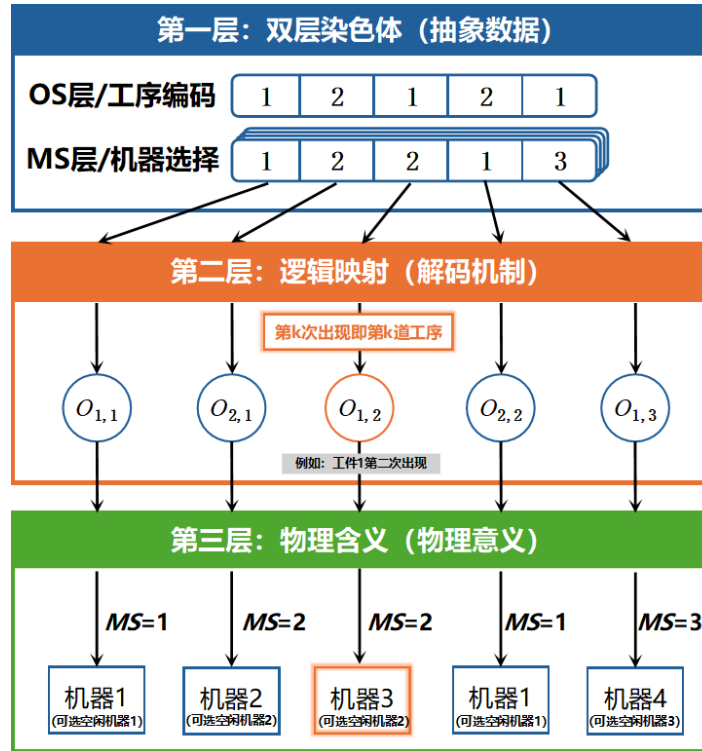


图 4.4 双层染色体编码解码流程图

编码过程采用双层编码，分别为：

工序编码（OS 层）：采用基于工件号的整数排列编码。假设共有 n 个工件，第 i 个工件包含 m_i 道工序，则染色体长度为 $L = \sum_{i=1}^n m_i$ 。基因位上的整数代表工件编号，该编号在染色体中出现的第 k 次即代表该工件的第 k 道工序。这种编码方式通过逻辑约束天然保证工件内部工艺路线的优先关系，可以避免非法解的产生^[71]。

机器编码（MS 层）：采用整数编码，染色体长度与 OS 层一致。第 j 位基因对应 OS 层第 j 位工序在可选机器集合中的索引值。通过捕捉机器资源的分配逻辑，该编码解决了缝纫设备（如平缝机、包缝机）的柔性选择问题。

解码过程是将染色体信息转化为具体调度甘特图的关键步骤。为避免传统解码产生的无效时间空隙，本文采用插入式主动解码策略，具体步骤如下：

1. 读取 OS 串确定工序加工顺序，读取 MS 串确定对应加工机器。

2. 获取该工序前驱工序的完工时间 C_{prev} 以及所选机器的可用空闲时间窗集合 $\{[S_k, E_k]\}$ 。

3. 判断是否存在某个时间段满足 $[S_k, E_k]$ 的长度大于该工序加工时间 p_{ijk} ，且 $S_k \geq C_{prev}$ 。若存在，则通过“见缝插针”的方式将工序插入该时间段的最早可行位置，否则，将工序安排在机器当前所有任务之后。该机制能有效压缩最大完工时间，提升设备利用率^[72]。

4.3.3.3 针对缝纫工艺的改进策略

为提升算法在多流汇聚场景下的寻优能力，针对缝纫车间的齐套约束引入以下改进机制：

1. 混合种群初始化策略：

单纯的随机初始化易导致初始解质量低劣，且难以覆盖“齐套性”较好的解空间区域^[73]。本研究采用“全局搜索+局部规则”的混合策略生成初始种群：

70%个体随机生成：保证种群的多样性，防止早熟收敛。

30%个体基于启发式规则生成：引入最短加工时间与最长剩余加工时间规则生成 OS 层。对 MS 层，引入负载均衡机制，优先为工序分配当前总负荷最小的机器。通过该方法捕捉优秀的初始基因，解决初始资源分配不均的问题。

2. 基于关键路径的变异算子：

对决定最大完工时间的关键路径，设计关键块变异策略。在迭代过程中，算法识别出当前最优解甘特图中的关键工序集合，以较高概率对这些工序执行定向变异：

机器变异：尝试将关键路径上的瓶颈工序重新分配给加工效率更高或当前负载较轻的机器，以缩短关键路径长度。

邻域交换：在满足工艺约束的前提下，交换关键块内工序的加工顺序。特别是针对汇流点前的并行分线，通过微调工序次序来平衡各分线的到达时间，从而直接优化齐套率指标。

3. 齐套性导向的拥挤度计算：

在传统的 NSGA-II 中，拥挤度距离主要用于维持解在目标空间分布的均匀性。本文对其进行改进，在计算拥挤度时赋予“齐套时间差”目标更高的权重。具体而言，当两个个体处于同一非支配层级且拥挤度距离相近时，优先选择齐套性能更好的个体进入下一代。这一机制确保种群的进化方向不仅追求生产速度，更向着“多流协同、准时齐套”的特定工艺需求收敛。

4.4 仿真实验与结果分析

为验证前文构建的面向多流汇聚的缝纫车间 P-CDS 策略及改进 NSGA-II 算法的有效性，本节基于企业真实生产日志构建仿真实验环境。考虑到数据异质性与缝纫生产过程中的随机扰动特征，实验设计了从算法收敛性、动态响应能力到多目标权衡的层进式验证方案，重点考察不同策略在机器故障与急单插入等典型场景下的齐套率恢复能力与在制品控制水平，确保实验结果具有稳健性。

4.4.1 实验环境与参数设置

实验数据源于某大型男装制造企业的衬衫缝纫流水线，该产线包含衣身、领子、袖子三条并行分线，共计 9 道工序，最终在“上领”与“上袖”工位汇流，对于某一批中等规模生产订单集合进行实验，订单数量为 20，每个订单的相同工序可使用的机器号一致。

改进 NSGA-II 算法的参数设置如下：种群规模 $N_{pop} = 100$ ，最大迭代次数 $G_{max} = 200$ ，交叉概率 $P_c = 0.9$ ，变异概率 $P_m = 0.1$ 。所有算法均在同一软硬件环境下运行（Intel Core i7, 16GB RAM, Python 3.8），每组实验独立运行 30 次并取平均值以消除随机性影响。

衬衫生产流程按照只保留关键工序简化后的工序流程如表 4.1 所示，工序流转过程（即工序约束条件）如图 4.5 所示，其中两个工序之间的数字代表该工序所需的平均加工时间，单位为分钟：

表 4.1 工序流程表

部件类别	工序号	工序名称
领子	1	领子裁剪
	2	领子缝合
袖子	3	袖子剪裁
	4	袖口缝制
衣身	5	衣身剪裁
	6	门襟制作
	7	口袋缝制
总装	8	锁眼钉扣
	9	整烫包装

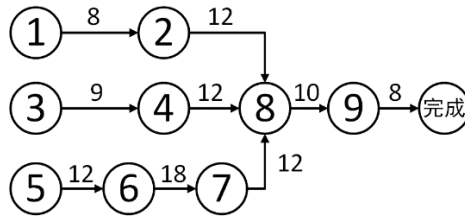
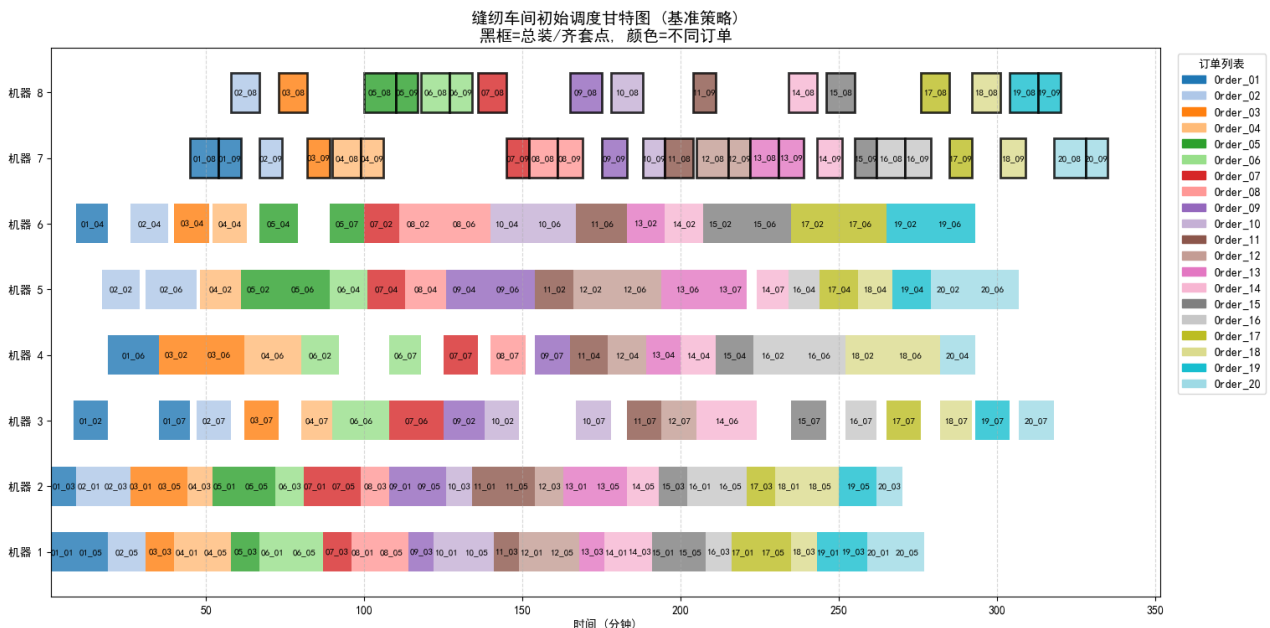


图 4.5 工序流转图

4.4.2 改进算法性能验证

4.4.2.1 调度效果验证

为直观评估本文提出的改进 NSGA-II 算法在缝纫车间多目标协同调度问题上的实际性能，本节首先展示优化前后的调度甘特图对比，如图 4.6 所示，其中不同颜色代表不同订单号，图块中的数字代表订单号及工序号，如 01_01 代表 1 号订单的 1 号工序，带有黑框的图块为总装工序。



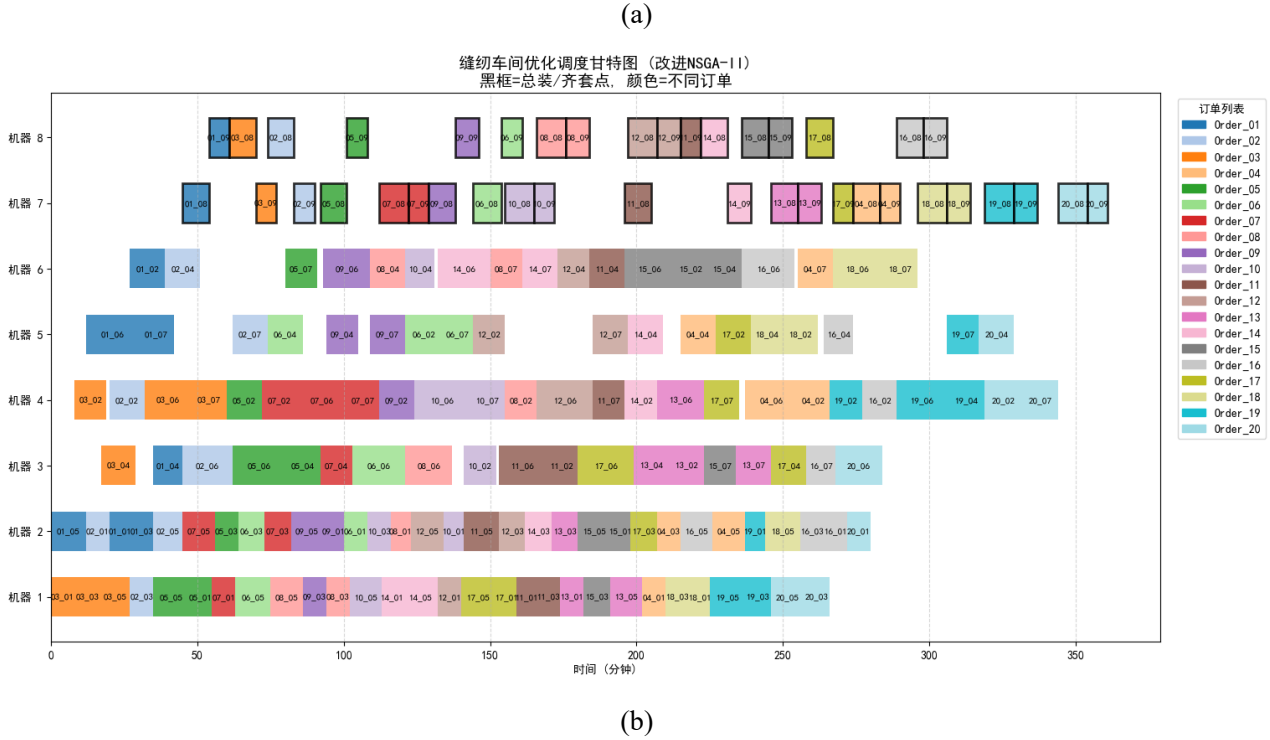


图 4.6 (a)基于基准规则的初始调度甘特图 (b)基于改进 NSGA-II 的优化调度甘特图

图 4.6(a)展示采用传统的先来先服务规则生成的初始调度方案，按照订单号优先的顺序加工。从图中可以观察到，该方案存在显著的“部件完工工序离散”现象：同一订单的衣身完工（工序号为7）、领子完工（工序号为2）和袖子完工（工序号为4）的时间跨度较大，导致下游总装工序面临长时间的缺料等待（齐套差较高），其累计齐套时间差值达到1810。

相比之下，图 4.6(b)展示经由本文改进算法优化后的调度结果。与初始方案相比，优化后的甘特图呈现出以下显著特征：

首先是高度的订单聚类性，即同一订单的各部件工序（图中相同颜色的色块）在时间轴上高度集中。例如，01 号订单的领子、袖子和衣身工序（2、4、7）几乎在同一时间窗口内完成，极大地缩短齐套等待时间，实现“部件同步到达”的准时化生产目标，累计齐套时间差值为1566，相对于传统的顺序调度方案减小13.5%。

其次，结果呈现出紧凑的生产节拍，通过算法的全局寻优，工序之间的空隙并未大幅扩大，机器利用率依然保持较高水准，虽然整体完工时间较初始方案略微增长，但涨幅控制在6%左右。同时，得益于混合初始化策略的引入，调度方案展现出清晰的流水线特征，避免工序在不同机器间的频繁穿插和混乱。

上述甘特图的直观对比有力地证明，本文提出的改进 NSGA-II 算法策略能够有效解决缝纫车间复杂的齐套调度问题，将无序的生产需求转化为紧凑、高效且齐套性极佳的作业计划。接下来，本文将通过收敛性分析进一步揭示算法内部的进化机制及各改进模块的具体贡献。

4.4.2.2 算法收敛性验证

为全面验证本文提出的改进算法的有效性，并探究不同改进模块（混合初始化策略、关键路径变异算子）对算法性能的独立贡献，本节设计四组对比消融实验。实验以最小化“总

齐套等待时间”为单目标，迭代过程中的种群最优适应度以总齐套等待时间最小来体现，其变化曲线如图 4.7 所示。图中四条曲线分别代表：标准 NSGA-II 算法（灰色虚线）、仅引入混合初始化的算法（绿色点线）、仅引入改进变异算子的算法（橙色点划线）以及本文提出的完整改进算法（红色实线）。

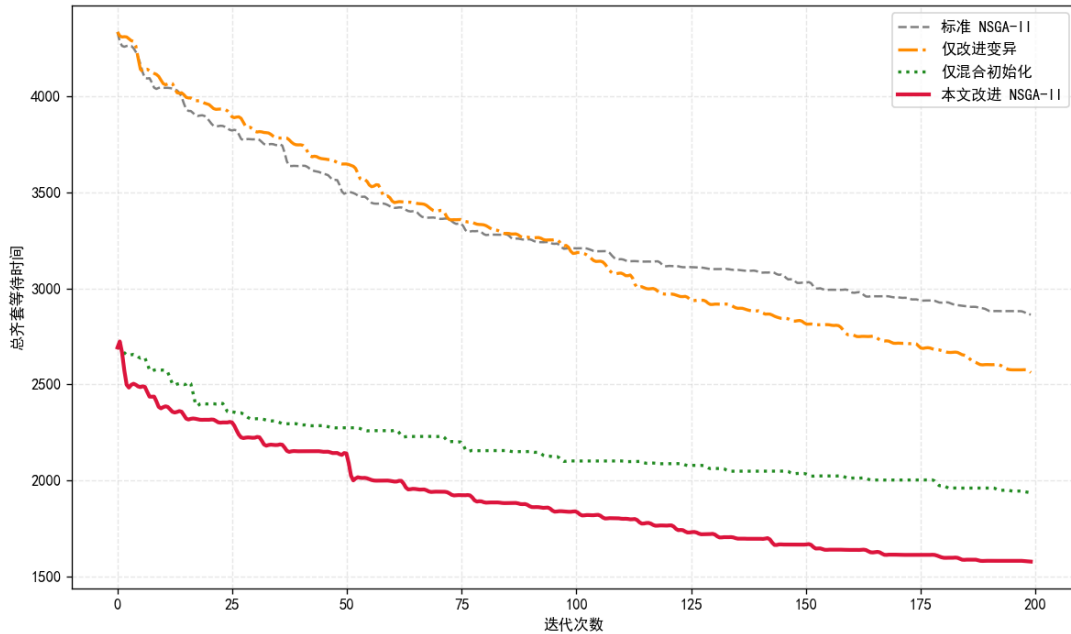


图 4.7 改进 NSGA-II 算法收敛特性对比曲线图

从初始解的质量来看，混合初始化策略展现出显著的“起点优势”。观察图 4.7 可知，标准算法与仅改进算子的算法均采用随机初始化，其初始齐套等待时间值较高（约 4300），表明在缺乏先验知识引导的情况下，随机生成的调度方案导致同一订单的各部件工序分散，齐套性极差。相比之下，引入混合初始化的算法其初始齐套等待时间值大幅降低至 2700 左右，降幅达到约 37%。这证明本文 4.3.3.3 节提出的基于订单分组的启发式规则，能够有效利用缝纫工艺中的成组特性，在进化之初就将解引导至优质区域，避免算法在劣质解空间的盲目搜索。

从收敛过程来看，改进的插入变异算子表现出更强的寻优能力。对比灰色虚线与橙色点划线可以发现，虽然两者的起点相同，但标准算法采用的“交换变异”在迭代中期（约 100 代）便呈现出收敛停滞的趋势，容易陷入局部最优震荡。而采用“插入变异”的橙线在第 75 到 125 代之间保持着更陡峭的下降斜率，并最终收敛于比标准算法更优的值。这表明，相比于简单的两点交换，本文设计的插入变异算子（模拟关键路径调整）能够更大幅度地改变染色体结构，具备更强的破坏局部结构和跳出局部最优陷阱的能力，从而确保持续挖掘解空间的潜力。

本文提出的完整改进算法实现“起点低、收敛快、精度高”的综合最优性能。改进后的 NSGA-II 混合初始化的优质起点与改进算子的高效搜索能力，使其不仅在迭代初期就处于领先地位，且在后续进化过程中持续优化，没有出现过早收敛现象。最终，改进算法收敛于 1600 左右，相较于标准算法的 2850，总齐套等待时间减少 43%。这一结果充分证明，本文

提出的两种改进策略并非简单的叠加，而是形成良好的协同效应，初始化策略为算子提供良好的搜索基础，而改进算子则进一步挖掘初始解的优化空间，共同验证出改进后的算法在解决缝纫车间多目标协同调度问题上的优越性。

4.4.3 动态扰动下的齐套性与库存演化分析

为验证本文 P-CDS 策略在面对例如机器故障等突发制造扰动时的动态调节能力，本小节模拟缝纫车间中常见的“关键设备故障”场景。实验设定如下：系统在 $T=0$ 至 $T=150$ 分钟期间处于正常运行状态，在仿真时间 $T=150$ 分钟时刻，位于关键路径上的 3 号缝纫机设备突发故障停机，预计修复时间为 30 分钟（即故障持续至 $T=180$ ）。

针对这一扰动，分别采用标准全局重调度策略与本文 P-CDS 协同调度策略进行动态响应，并选取“累计齐套时间差”与“汇流点在制品数量（WIP）”作为核心评价指标，实验结果如图 4.8 与图 4.9 所示。

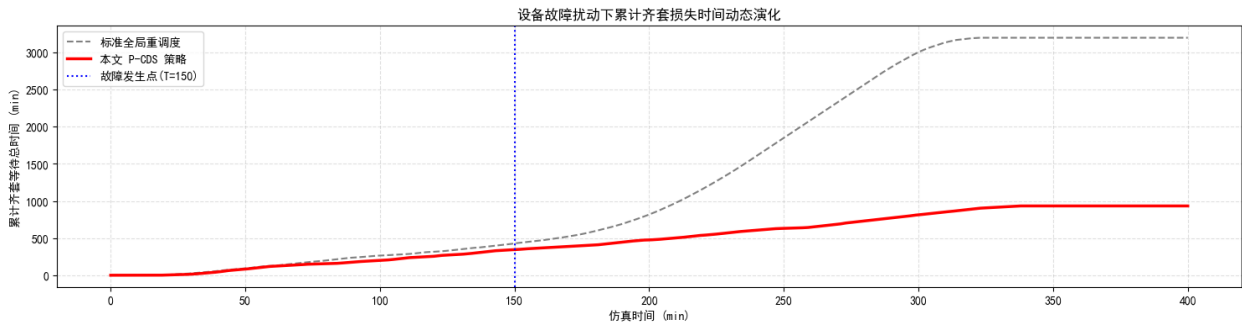


图 4.8 设备故障扰动下累计齐套损失时间动态演化图

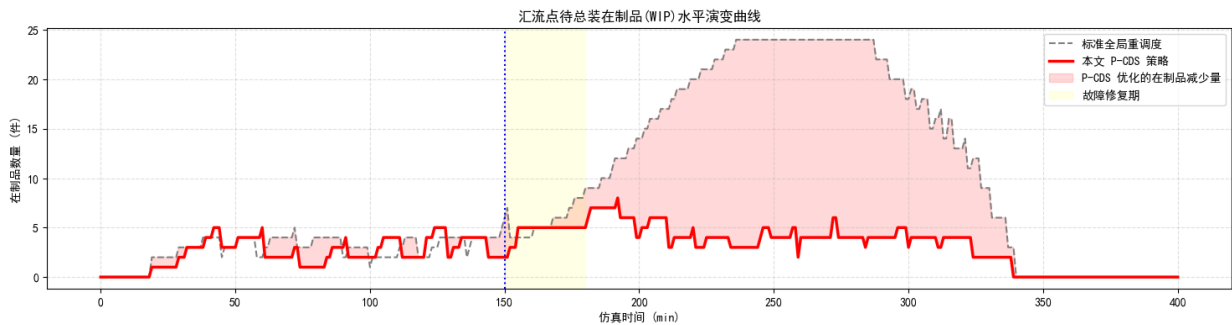


图 4.9 设备故障扰动下 WIP 水平演变图

图 4.8 展示两种策略下累计齐套时间差随时间的演化趋势。该指标反映系统运行过程中因零部件到达不同步而产生的“等待时间总和”，曲线斜率越大，表明系统当前的非齐套程度越严重。

从图中可以看出在故障发生后，曲线呈现出陡峭的上升趋势。这是因为标准策略以“局部效率”为导向，当 3 号机器停机导致衣身工序受阻时，该策略并未限制其他机器上领子、袖子等非瓶颈工序的生产。这种“各顾各”的生产模式导致大量非瓶颈部件过早完工，在汇流点产生剧烈的齐套等待，致使累计时差呈指数级累积。相比之下，红色曲线在故障期间依然保持平缓的线性增长，未出现明显的阶跃。这归功于算法内部的协同机制——当检测到瓶

颈受阻时，算法主动推迟非瓶颈部件的投产与加工时间（即“抑快”），迫使各分线的生产节拍与受灾分线保持动态对齐。

图 4.9 进一步揭示上述齐套性差异背后的物理实质——汇流点待总装在制品 WIP 的水平变化。观察灰色虚线可知，在标准策略下，随着故障的持续，车间内的 WIP 水平迅速攀升并长期维持在高位。这是典型的“阻塞”效应：上游非瓶颈机器持续产出，但下游总装线因缺件无法消耗，导致半成品在缓冲区大量堆积，增加车间的管理成本与物流拥堵风险。

反观红色实线，P-CDS 策略下的 WIP 水平始终被控制在较低的波动范围内。即便在故障修复期（黄色区域），WIP 也未出现失控式增长。图中红色填充区域直观地展示了 P-CDS 策略相较于标准策略所减少的无效库存积压。这意味着算法成功地将原本会积压在现场的实物库存，转化为生产计划中的时间缓冲，实现真正的精益生产。

综合对比分析表明，面对设备故障带来的生产节拍断裂，标准全局重调度策略虽然能保证单机的利用率，但极易引发系统性失调。而本文提出的 P-CDS 策略通过协同机制，在时间维度上重建了受扰动后的生产秩序，在保证交付的同时，显著降低齐套等待损失与过程库存，以此验证该策略在动态复杂环境下的鲁棒性与优越性。

4.4.4 急单插入场景下的调度方案验证

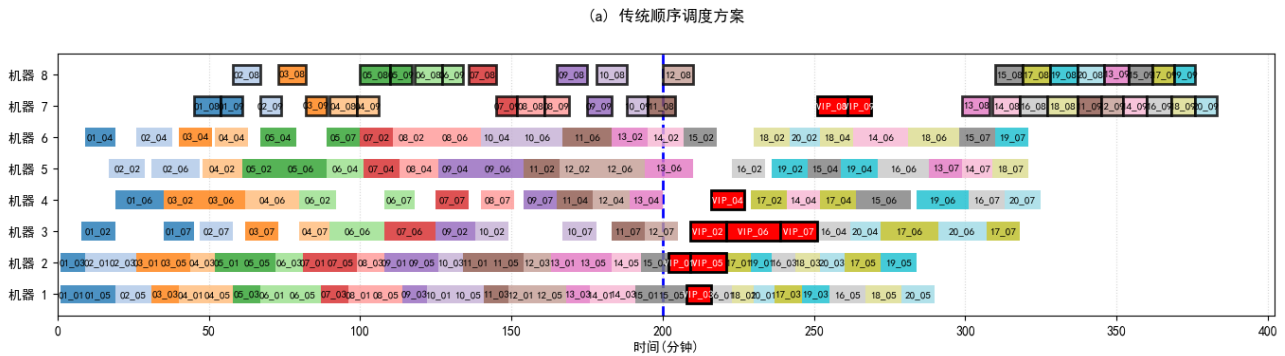
为进一步验证本文的协同调度策略在面对突发扰动时的动态响应能力，本节模拟“急单插入”场景。实验设置如下：车间在 $T=0$ 至 $T=200$ 时段内处于平稳运行状态。在仿真时间 $T=200$ 时刻，系统突然接收到一个高优先级的 VIP 订单，要求该订单优先于其他订单进行生产。

针对该扰动，实验对比两种应对方案：

传统的顺序调度方案（对照组）：采用传统的“插队+批量流转”规则。即急单享有绝对优先权强制插队，而剩余普通订单仍按照工序批次僵化执行。

本文协同调度方案（实验组）：采用本文提出的事件驱动重调度机制。即以当前时刻为起点，将急单与未开工的普通任务合并，触发改进 NSGA-II 算法进行全局重排。

图 4.10 展示急单插入后的两种调度方案甘特图对比，其中高亮红色图块代表急单工序，其他颜色代表普通订单。



(a)

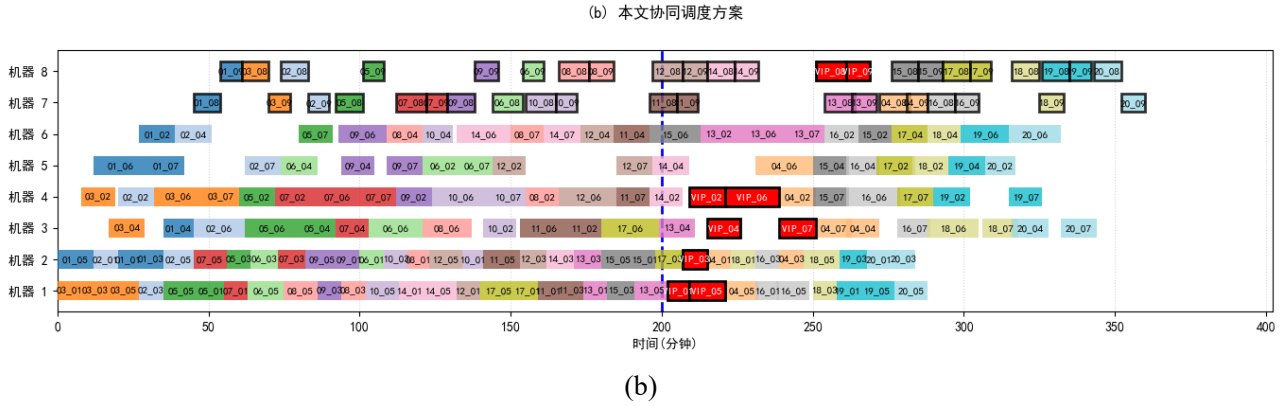


图 4.10 (a)传统顺序调度方案 (b)本文协同调度方案

1.对照组的“拥堵与等待”现象（分析图 a）：

如图 4.10(a)所示，在对照组方案中，虽然 VIP 订单（红色）被优先安排在 $T = 200$ 之后的最早空闲时段，但其对生产系统的负面影响显而易见，由于采用僵化的工序优先逻辑，VIP 订单占据机器后，普通订单被迫整体延后。在 VIP 工序与工序之间的衔接空隙（例如等待总装时），机器出现明显的闲置（图中空白区域），无法灵活插入其他短工序。总体完工时间被延后至 380 分钟。

2.实验组的“柔性嵌入”效果（分析图 b）：

如图 4.10(b)所示，采用本文协同调度方案进行重调度后，甘特图呈现出显著的“时空互补”特征。算法敏锐地捕捉到 VIP 订单各工序之间的碎片化时间窗口，在优先保障红色 VIP 图块按时完工的同时，灵活地将普通订单嵌入到这些空隙中。同时，在并行作业效率方面，与图(a)相比，图(b)中 $T = 200$ 之后的排程更加紧凑，机器负载更加均衡。这表明算法在处理急单时，并非简单地“牺牲”普通订单，而是通过调整加工顺序和机器分配，实现了急单与常单的并行协同，总体完工时间保持在 360 分钟以内。

对比两图可见，本文协同调度方案不仅能确保急单的快速交付（红色条块完工时间与传统优先调度策略基本持平），更重要的是，它并未导致后续普通订单的剧烈延期。通过全局优化，本文协同调度方案可有效消化急单带来的扰动冲击，证明本文算法具备在复杂动态环境下急单不误、常单不慢的自适应调度能力。

4.4.5 多目标综合权衡分析

前文实验验证改进算法在收敛速度和动态抗扰动方面的优势，本节将进一步探究算法在多目标解空间中的搜索性能，重点分析“生产效率”与“齐套协同性”之间的权衡关系。

实验设置如下：标准组采用传统的单目标优化思路，以最小化最大完工时间为唯一导向，模拟车间追求极限产出的调度模式，改进组则采用本文 P-CDS 策略，在 NSGA-II 框架下同时优化最大完工时间与总齐套时间差。两组算法运行 50 代后的最终解集分布如图 4.11 所示。

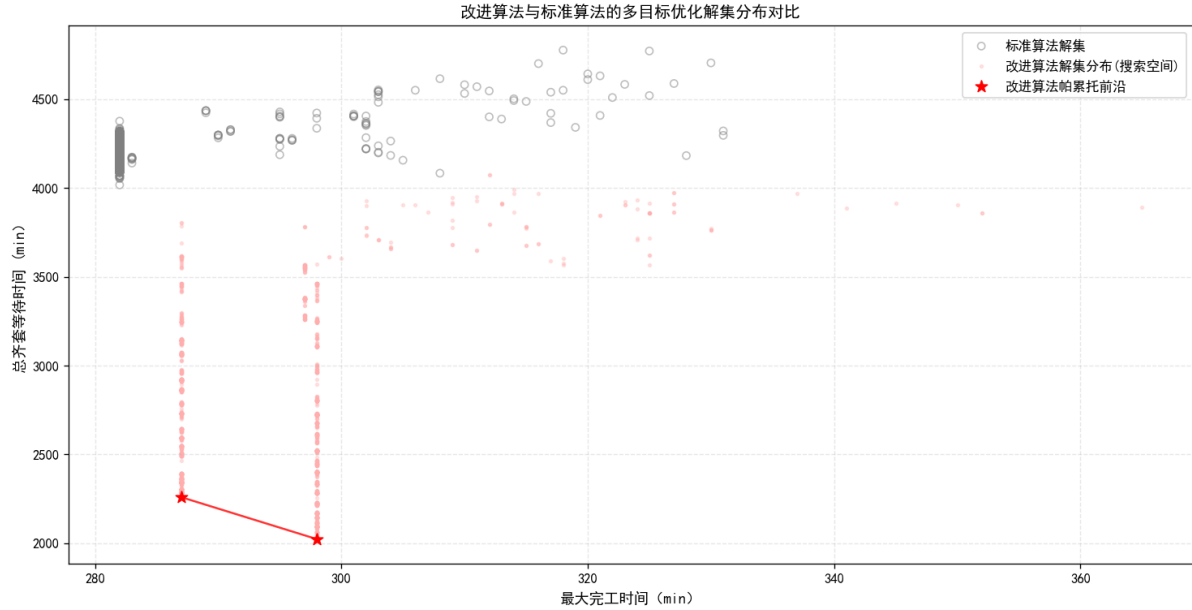


图 4.11 多目标优化解集分布图

解集分布形态差异分析：如图 4.11 所示，两组解集在二维目标空间中呈现出截然不同的分布形态：

标准调度方案（灰色散点）：解集主要分布在图表的左上方区域。尽管解的完工时间（X 轴）较短，但其对应的齐套时间差（Y 轴）极高（普遍在 4000-4300 分钟区间）。这表明，单一追求效率的“贪婪调度”往往以牺牲零部件的协同性为代价，虽然机器利用率高，但导致大量半成品在车间内无效滞留。

改进 P-CDS 方案（红色散点）：解集清晰地形成一条凸向左下方的帕累托前沿面。与标准方案相比，红色解集在两个目标维度上均实现显著的“支配”优势——不仅齐套时间差大幅降低至 2500 分钟以下，且在同等齐套水平下，完工时间并未显著延长，即使在仅考虑最大完工时间的情况下，牺牲的完工时间仅占标准调度方案的 2.5%。

需要指出的是，图 4.11 中改进算法的帕累托前沿在齐套时间差指标上的最优值（约 2000min）略高于单目标优化实验中的最优值（约 1500min）。这是因为多目标优化需要在齐套性与完工效率之间寻求平衡。单目标优化往往通过牺牲机器利用率或延长整体工期来换取极致的齐套性，而多目标优化则是在保证生产效率处于合理范围内的前提下，尽可能降低齐套等待时间。这符合实际生产中对生产速度和齐套指标的双重需求。

传统观点通常认为，追求齐套性必然会导致机器闲置，从而拖累整体完工时间。然而，图 4.11 的实验结果打破了这一刻板印象。改进算法通过混合初始化策略引入订单聚类特征，并利用插入变异算子在全局范围内寻找可用的时间空隙，成功找到“既快又齐”的优质解区域。这证明生产效率与协同性并非完全对立，通过科学的算法调度，可以在极大幅度压缩在制品库存（降低齐套差）的同时，维持甚至优化生产线的整体产出效率。

4.4.6 结果讨论

综合上述多组仿真实验结果，本文提出的 P-CDS 策略及改进 NSGA-II 算法在缝纫车间并行协同调度问题上表现出显著的优越性，具体体现在以下三个维度：

收敛性能与解质量（寻优维度）：混合初始化策略能有效克服传统随机初始化的盲目性，为算法提供高质量的搜索起点，而关键路径变异算子则赋予算法强大的局部破局能力，使其能够快速跳出局部最优陷阱。实验数据表明，改进算法在求解同等规模问题时，最终解的齐套性指标优化 43% 以上。

动态鲁棒性与自适应能力（时域维度）：在面对设备故障和急单插入等动态扰动时，P-CDS 策略展现出极强的系统韧性。不同于传统重调度策略的“僵化执行”或“盲目修补”，P-CDS 通过“抑快扶慢”的协同机制，主动调节非瓶颈资源的生产节拍，将实物库存转化为时间缓冲。实验显示，在故障发生期间，P-CDS 策略能够将系统累计齐套时差控制在极低水平，并对在制品的非理性积压进行显著抑制，验证其在动态环境下具有鲁棒性。

多目标协同权衡（目标维度）：帕累托前沿分析进一步揭示“生产效率”与“齐套协同”并非不可调和的矛盾。改进算法成功在解空间中挖掘出“既快又齐”的优质解区域，证明通过科学的调度优化，可以在略微牺牲整体完工时间的前提下，大幅改善生产过程的同步性。

4.5 本章小结

针对缝纫车间多流并行作业中存在的部件流转非协同、在制品积压严重及动态响应能力不足等问题，本章提出一种面向多部件齐套的并行协同动态调度策略 P-CDS，并设计与之匹配的改进 NSGA-II 求解算法。本章的主要工作及结论如下：

1. 量化非协同调度导致的生产痛点：通过深入分析缝纫工艺中“短缺中断”与“积压阻塞”的形成机理，构建以总齐套等待时间和最小化最大完工时间为双重目标的数学模型，将模糊的齐套问题转化为可计算的优化问题。

2. 提出 P-CDS 动态调度机制：设计基于实时状态监测的“抑快扶慢”协同规则，并通过事件驱动与周期性检查相结合的重调度机制，实现对设备故障、急单插入等动态扰动的快速响应与闭环控制。

3. 改进 NSGA-II 求解算法：针对标准算法在求解复杂调度问题时存在的收敛慢、易早熟等缺陷，引入基于订单分组的混合初始化策略和模拟关键路径调整的插入变异算子。通过消融实验，证明改进策略可显著提升算法的寻优效率与解的质量。

4. 多场景仿真验证策略有效性：通过生产中可能遇到的场景模拟，验证了在静态调度场景下，改进算法生成的调度方案在保持高效完工的同时，大幅提升部件到达汇流点的同步性，甘特图呈现出显著的订单聚类特征。而在动态扰动场景下，P-CDS 策略有效抑制了故障引发的齐套时差累积与 WIP 激增，实现“急单不误，常单不乱”的优异表现。

5 总结与展望

5.1 全文总结

聚焦服装缝纫车间多流汇聚生产中普遍存在的数据感知滞后、预测失准及协同调度困难等工程痛点，本文尝试打通底层设备联网采集与上层智能决策的完整链路，通过理论建构、软硬件开发与仿真推演，主要得出以下三项研究成果：

1. 缝纫车间“云-边-端”物联网监测系统的工程化设计与落地

不同于传统仅关注单一设备电气参数的监测方案，本研究设计出一套专门捕捉生产工艺过程的数据流感知架构。在边缘感知侧，自主研发带有抗干扰设计的嵌入式网关，采用 Modbus 地址映射机制，破解了多品牌异构缝纫设备转速与产量等高频数据的采集障碍。在网络传输侧，依托 5GHz 频段与 MQTT 协议，并内嵌本地 Flash 断点续传逻辑，有效规避车间强电磁干扰带来的丢包与断连风险，确保持续性时序数据的连贯。在此基础上搭建的 Web 端及移动端应用，将传统车间的暗箱作业转化为可视化的数字映射，为后续的调度优化供给扎实的数据底座。

2. 融合实时反馈的数字孪生预测模型构建与验证

传统离散事件仿真常因固守静态标准工时而不断累积预测误差，最终导致“虚实脱节”。为此，本文提出一种数据驱动的动态参数修正机制。在确立包含实体、资源、队列与逻辑四要素的仿真模型框架下，引入滑动时间窗口算法。该机制通过摄入前端物联网传回的实时节拍，持续动态更新仿真模型中的工时均值与方差，促使虚拟环境紧密贴合现场工人的疲劳波动与偶发微停。实验数据表明，相较于传统静态方法，此模型在推演各分线部件到达汇流点时间差上具备更高精度，为防范后续的齐套脱节风险提供客观的前瞻研判。

3. 以“齐套率”为导向的多目标协同调度体系与算法优化

面向各分线各自为战极易造成的“快线积压、慢线短缺”矛盾，本研究摒弃单纯追求最短完工时间的传统排产思路，将齐套率、最大完工时间共同纳入多目标优化模型，并提出一种拉动式的协同调节策略。在算法求解环节，对经典 NSGA-II 算法实施针对性改进，融入适应缝纫成组特性的双层编码规则及插入式贪婪解码机制，以提升其在多约束环境中的寻优效能。仿真测试显示，面对急单安插或突发机器宕机等现场扰动，该改进策略可敏捷输出重调度方案，在维系整体交付进度的前提下，大幅缩减跨工序部件的到达时间错位，促成生产全要素的动态协同优化。

5.2 未来的工作展望

受限于有限的硕士研究周期与当前的实验环境，本文在面向缝纫车间的物联网系统构建、齐套性预测与多目标调度方面虽取得了一定的阶段性成果，但面对实际工业现场的高度动态

性与复杂性，本研究仍存在部分理想化假设。未来，随着制造科学与人工智能技术的深度融合，后续研究可从以下四个主要方向进行深化与拓展：

1.构建“人-机-料”全要素耦合的复杂约束调度模型。当前的并行协同调度模型（P-CDS）主要聚焦于“设备资源”与“工序时序”的硬约束。而在实际属于劳动密集型的服装缝纫车间中，人为因素与物料状态同样是制约节拍的核心变量。未来亟需打破现有模型边界：一方面，引入“多技能员工排班”机制，将工人的技能矩阵、熟练度学习曲线及疲劳衰减函数作为动态参数深度嵌入调度模型。另一方面，考虑上游仓储配送的时间不确定性，研究带有“物料可用性时间窗”的鲁棒调度算法，实现“人-机-料”的三维柔性匹配。

2.探索基于DRL的端到端自适应调度。本文采用的改进NSGA-II算法在面对超大规模车间或极高频的实时扰动时，其迭代寻优的计算时间开销可能成为响应瓶颈。未来可引入DRL算法，利用本文第三章构建的仿真模型作为智能体交互训练的虚拟环境。通过长期的离线训练使智能体学习到复杂的“状态-动作”映射策略，在实际在线应用时实现毫秒级的端到端调度决策输出，彻底摆脱传统元启发式算法的算力束缚。

3.推进基于边缘智能的局部自愈机制。目前本文系统的预测与调度计算主要依赖“云端大脑”集中完成。然而，面对海量缝纫机产生的高并发物联网数据，完全依赖云端会增加系统的通信延迟与网络带宽压力。未来的架构应向“边缘侧智能”演进，依托算力不断提升的微控制器，可将轻量化的预测算法直接下沉部署至本文自主研发的车间网关中。当发生卡料、断线等微小局部扰动时，无需全量上报云端，网关即可在边缘侧利用局部数据进行即时决策。这种“云端统筹+边缘自愈”的协同架构将极大增强系统的抗瘫痪鲁棒性。

4.打通系统壁垒，构建贯穿全流程的“数字主线”。本研究目前的视角主要聚焦于车间制造执行层的生产过程优化，但在更宏观的企业运营中，齐套问题实则贯穿了从接单到出货的全流程。后续工作应致力于打破纵向信息孤岛，构建贯穿全生命周期的“数字主线”。向上需打通与企业资源计划及产品生命周期管理系统的数据接口，在接单阶段即可基于数字孪生进行“产能预演”与“交期承诺”，向下与智能立体仓库及AGV物流系统深度集成，实现从“齐套排产指令下发”到“AGV精准物理配送”的执行闭环，最大化工业大数据的决策价值。

致谢

时光荏苒，岁律更新。坐在电脑前敲下这些文字时，我的硕士研究生生涯已接近尾声。回首这三年的求学路，心中万千感慨，终化作这份真挚的谢意。

我要向我的导师陈科明教授致以最崇高的敬意和最衷心的感谢，感谢老师为我提供了宝贵的工程实践平台。在这三年里，老师不仅在学术选题上给予我高屋建瓴的指导，更带我深入技术应用的最前沿。老师敏锐的行业洞察力和严谨的工程逻辑，教会了我如何将复杂的科研理论转化为解决实际问题的工具，值此论文落笔之际，衷心祝愿老师科研事业长青，身体健康，桃李满天下。

感谢我的课题组同门陈以诺、周柏楠、邹澳、王语瑛、洪文军、钱逸飞、李禾卿、陈子韬以及其他师兄师姐、师弟师妹们，这三年，我们更多的时间是在工程项目一线共同度过的，是你们的协作与分担让枯燥的调试过程变得充满活力。感谢大家在学习生活和项目开发中的陪伴，无论是工作间隙的闲谈，还是压力巨大时的相互宽慰，都为我这段紧凑的研究生生涯增添了许多温暖与色彩。

感谢我的家人们，你们是我坚实的后盾。无论我奔波于哪个阶段，家人的理解与支持始终是我前行的动力。感谢父母从未给过我过多的压力，而是默默支持我追求梦想，你们的爱是我此生最宝贵的财富。

感谢我的女友刘姝彤多年来的陪伴。在这充满变量与不确定性的研究生三年里，你是我最稳定的核心参数。感谢你包容我因项目攻关而缺席的假期，理解我满脑子只有逻辑与代码的枯燥。正是因为你的陪伴，才让我在高强度的实战生活中，始终保持着对生活的热爱与温度。

感谢评审专家们在百忙之中审阅本论文，并提出宝贵的修改建议，你们的专业意见使本研究在理论深度与应用价值上都得到了进一步升华。

研究生生活是一段终点，也是一个新起点。科研之路漫漫，唯有保持初心，砥砺前行，方能不负这三年的汗水与青春。再次感谢所有关心和帮助过我的人！

参考文献

- [1] 《中国制造 2025》解读之：中国制造 2025，我国制造强国建设的宏伟蓝图[J].工业炉,2025,47(03):46.
- [2] 郑栅洁.国务院关于《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要》实施中期评估报告——2023 年 12 月 26 日在第十四届全国人民代表大会常务委员会第七次会议上[J].中华人民共和国全国人民代表大会常务委员会公报,2024,(01):124-136.
- [3] 赵振博,郑庞正丞,侯一茹,等.数字平台重构全球供应链的机制创新与发展中国家突围路径——基于跨境电商多案例研究[J].中国商论,2025,34(12):10-13. DOI:10.19699/j.cnki.issn2096-0298.2025.12.010.
- [4] 沈滨,柳雪雅. 数字赋能跨境电商供应链发展路径研究——SHEIN 案例[J].上海管理科学,2025,47(3):59-71. DOI:10.3969/j.issn.1005-9679.2025.03.010.
- [5] 纺织工业提质升级实施方案（2023—2025 年）[J].中小企业管理与科技,2023,(23):1-6.
- [6] Chen J, Wang M, Kong X T R, et al. Manufacturing synchronization in a hybrid flowshop with dynamic order arrivals[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2019, 30(7): 2659-2668.
- [7] Kitaw D, Matebu A, Tadesse S. Assembly line balancing using simulation technique in a garment manufacturing firm[J]. Zede journal, 2010, 27: 69-80.
- [8] 郭家兴,袁逸萍,巴智勇,等.作业时间波动的多人共站装配线平衡研究[J/OL].机械设计与制造,1-5[2026-02-14].<https://doi.org/10.19356/j.cnki.1001-3997.20251011.002>.
- [9] Ronen B. The complete kit concept[J]. The International Journal of Production Research, 1992, 30(10): 2457-2466.
- [10] 孙建军.物联网技术在仓储物流领域中的应用研究[J].物流工程与管理,2023,45(12):40-42.
- [11] Bhuiyan M H R, Arafat I M, Rahaman M, et al. Devising a Vibration-Based Fault Detection System for Textile Machinery[C]//International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking, and Services. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022: 3-20.
- [12] Atta R M, El-Sayed I, Mohamed A A H. Fabric properties measurements using real-time sewing machine motor current signature[J]. Measurement, 2021, 173: 108669.
- [13] Salman T, Jain R. A survey of protocols and standards for internet of things[J]. arXiv preprint arXiv:1903.11549, 2019.
- [14] 黄玉彦,孟昕元,王永华.基于 MQTT 协议的织机信息化系统研发[J].棉纺织技术,2016,44(6):28-31. DOI:10.3969/j.issn.1001-7415.2016.06.009.

- [15] Lee C, Kim N, Hong S. Toward industrial IoT: Integrated architecture of an OPC UA synergy platform[J]. IEEE Access, 2021, 9: 164720-164731.
- [16] 苏伟,张文渊. 工业互联网平台异构协议兼容适配要求标准解读[J].信息技术与标准化,2023(10):19-23. DOI:10.3969/j.issn.1671-539X.2023.10.011.
- [17] Chang Y, Meng Q, Bi J. Application of Breakpoint Continuation Technology in Data Acquisition System[C]//2021 IEEE 4th Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC). IEEE, 2021, 4: 712-715.
- [18] De Cuypere E, Fiems D. Performance evaluation of a kitting process[C]//International Conference on Analytical and Stochastic Modeling Techniques and Applications. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011: 175-188.
- [19] 盛锡彬,赵崧灵,顾冰菲.基于标准工时预测的衬衣部件模块生产编排优化[J].纺织学报,2025,46(01):154-162.DOI:10.13475/j.fzxb.20240500701.
- [20] 林佳红,方丽英.基于决策树算法的裤子生产模块工时回归预测[J].服装学报,2025,10(2):116-122. DOI:10.3969/j.issn.1671-7147.2025.02.004.
- [21] Eriksson A. A discrete-event simulation approach to improve efficiency in stump fuel supply chains[M]. Department of Energy and Technology, Swedish University of Agricultural Sciences, 2014.
- [22] Lee J Y, Lee D H, Song J S, et al. Study on stream cooperation connected smart manufacturing in textile timely production system[C]//MATEC Web of Conferences. EDP Sciences, 2018, 237: 01005.
- [23] Kritzing W, Karner M, Traar G, et al. Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification[J]. Ifac-PapersOnline, 2018, 51(11): 1016-1022.
- [24] Pan Y H, Qu T, Wu N Q, et al. Digital twin based real-time production logistics synchronization system in a multi-level computing architecture[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 58: 246-260.
- [25] Jiang H, Qu T, Wan M, et al. Digital - twin - based implementation framework of production service system for highly dynamic production logistics operation[J]. IET Collaborative Intelligent Manufacturing, 2020, 2(2): 74-80.
- [26] 高珂婷.基于 Plant Simulation 的混合流水线车间调度仿真[J].软件导刊,2021,20(3):115-118. DOI:10.11907/rjdk.201641.
- [27] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [28] 邵一兵,汤梦娜,郑孟琳,等.基于遗传算法的服装缝制流水线编排优化[J].北京服装学院学报(自然科学版),2024,44(4):106-114. DOI:10.16454/j.cnki.issn.1001-0564.2024.04.013.

- [29] 杜利珍,王宇豪,宣自风,等.基于改进模拟退火算法的针织生产线调度研究[J].计算机工程与应用,2023,59(9):304-312. DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2201-0315.
- [30] 尤一琛,王艳,纪志成.基于随机机器故障的柔性作业车间动态调度[J].江苏大学学报(自然科学版),2021,42(6):648-654,714. DOI:10.3969/j.issn.1671-7775.2021.06.005.
- [31] 李文昊,勾红叶,郭敏,等.数字孪生驱动的智慧梁厂智能排产与调度研究[J/OL].中国公路学报,1-13[2026-02-14].https://link.cnki.net/urlid/61.1313.U.20250520.1116.004.
- [32] 邹洋.基于深度强化学习的涂装生产智能调度研究[J].汽车电器,2025,(12):166-168.DOI:10.13273/j.cnki.qcdq.2025.12.057.
- [33] 刘锋.基于深度强化学习的服装缝制生产过程调度方法研究[D].武汉纺织大学,2023.DOI:10.27698/d.cnki.gwhxj.2023.000644.
- [34] 黄慕轶,朱佳雯,戴鑫,等.基于强化学习的流程工业智能决策研究与展望[J].自动化学报,2025,51(10):2163-2177.DOI:10.16383/j.aas.c250272.
- [35] Öztürk C, Tunalı S, Hnich B, et al. Balancing and scheduling of flexible mixed model assembly lines with parallel stations[J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2013, 67(9): 2577-2591.
- [36] 蔡磊,李文锋,罗云.Framework and algorithm of customized workshop production-logistics collaborative scheduling[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(7): 214-226.
- [37] 唐明军.基于 NB-IoT 的远程智能抄表应用研究[J].通信电源技术,2020,37(1):137-138. DOI:10.19399/j.cnki.tpt.2020.01.054.
- [38] Gololo M G D, Nyathi C W, Boateng L, et al. Review of IoT Systems for Air Quality Measurements Based on LTE/4G and LoRa Communications[J]. IoT, 2024, 5(4): 711-729.
- [39] Behnke I. Real-time aware IP-networking for resource-constrained embedded devices[M]. Technische Universitaet Berlin (Germany), 2024.
- [40] Herath H, Ariyathunge S, Priyankara H. Development of a data acquisition and monitoring system based on MODBUS RTU communication protocol[J]. Development, 2020, 5(6): 433-440.
- [41] Alavi S A, Mehran K, Hao Y, et al. A distributed event-triggered control strategy for DC microgrids based on publish-subscribe model over industrial wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 10(4): 4323-4337.
- [42] Khan M G, Huda N U, Zaman U K U. Smart warehouse management system: Architecture, real-time implementation and prototype design[J]. Machines, 2022, 10(2): 150.
- [43] Sahlmann K, Clemens V, Nowak M, et al. Mup: Simplifying secure over-the-air update with mqtt for constrained iot devices[J]. Sensors, 2020, 21(1): 10.
- [44] 陶伟,潘丰,崔恩隆,等.MT7628 与 OpenWrt 的 MQTT 异构协议设计[J].单片机与嵌入式系统应用,2021,21(9):14-17,22.

- [45] 丁飞,吴飞,艾成万,等.基于 OneNET 平台的环境监测系统设计与实现[J].南京邮电大学学报(自然科学版),2018,38(4):24-29. DOI:10.14132/j.cnki.1673-5439.2018.04.004.
- [46] 潘涛,王柳,董冉冉.基于 Vue.js 框架的网上商城管理系统的设计与实现[J].科技与创新,2023(13):8-10. DOI:10.15913/j.cnki.kjycx.2023.13.003.
- [47] 邵雯琪,杨子薇.基于缝纫设备的服装质量评价分析[J].西部皮革,2024,46(11):34-36. DOI:10.20143/j.1671-1602.2024.11.034.
- [48] 王鹏.D 公司上海生产中心服装生产周期优化研究[D].浙江大学,2024.DOI:10.27461/d.cnki.gzjdx.2024.000476.
- [49] Subhashini R, Varghese N. Methods of improving productivity in apparel industry[J]. International Journal of Research in Engineering, Science and Management, 2021, 4(4): 130-141.
- [50] Atsilia S A, Isfianadewi D. Implementation Of Standard Minute Value (SMV) to Achieve Bra Production Target at PT Globalindo Intimates[J]. Jurnal Indonesia Sosial Teknologi, 2025, 6(1): 649.
- [51] 廖辉.随机离散事件系统的故障预测研究[D].广东:广东工业大学,2021.
- [52] Guerrero R, Serrano-Hernandez A, Pascual J, et al. Simulation model for wire harness design in the car production line optimization using the simpy library[J]. Sustainability, 2022, 14(12): 7212.
- [53] Capocchi L, Santucci J F, Tigli J Y, et al. A new discrete-event simulation based approach for validating actuation conflict management in IoT systems[C]//2021 Annual Modeling and Simulation Conference (ANNSIM). IEEE, 2021: 1-12.
- [54] 朱海华,付泰然,李霏,等.基于数字孪生的复杂产品装配物料过程齐套时间预测[J].机械工程学报,2025,61(8):384-398. DOI:10.3901/JME.2025.08.384.
- [55] Nickl P, Xu L, Tailor D, et al. The memory-perturbation equation: Understanding model's sensitivity to data[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2023, 36: 26923-26949.
- [56] Lee G Y, Alzamil L, Doskenov B, et al. A survey on data cleaning methods for improved machine learning model performance[J]. arXiv preprint arXiv:2109.07127, 2021.
- [57] Han C, Guo Z, Sun X, et al. Dynamic Forecasting and Operation Mechanism of Reservoir Considering Multi-Time Scales[J]. Water, 2023, 15(13): 2472.
- [58] Coching J K, Pe A J L, Yeung S G D, et al. Cyber-Physical System Modeling for Bottleneck Analysis of the Manufacturing Production Line of Core Machines[C]//2022 IEEE International Smart Cities Conference (ISC2). IEEE, 2022: 1-7.
- [59] 郑皎,杨玉中.基于排队论的混联生产线在制品数量研究[J/OL].机械设计与制造,1-8[2026-02-14].<https://doi.org/10.19356/j.cnki.1001-3997.20250919.008>.

- [60] Muzammil A. Analisis Penjadwalan Produksi Kaos Dengan Menggunakan Metode PDCA (Studi Kasus: Al Ghani Konveksi)[J]. JUSTI (Jurnal Sistem Dan Teknik Industri), 2023, 4(2): 148-159.
- [61] Bhongade A S, Khodke P M, Rehman A U, et al. Managing disruptions in a flow-shop manufacturing system[J]. Mathematics, 2023, 11(7): 1731.
- [62] 许天鹏,赵付青,张建林,等.带分时电价约束的分布式柔性流水车间调度问题及其求解算法[J].计算机集成制造系统,2025,31(04):1299-1313.DOI:10.13196/j.cims.2023.0026.
- [63] 王彦勇,张一泽.订单加急扰动下柔性生产车间动态完全重调度[J].制造技术与机床,2023(4):156-162. DOI:10.19287/j.mtmt.1005-2402.2023.04.024.
- [64] Fuladi S K, Kim C S. Dynamic events in the flexible job-shop scheduling problem: rescheduling with a hybrid metaheuristic algorithm[J]. Algorithms, 2024, 17(4): 142.
- [65] 曹阳.基于物料齐套的混流装配车间调度方法研究[D].四川:电子科技大学,2021.
- [66] 姜润菲.基于混合遗传算法的动态柔性作业车间调度问题研究[D].沈阳理工大学,2025.DOI:10.27323/d.cnki.gsgyc.2025.000692.
- [67] 肖鸿洲,李长云,王志兵,等.改进遗传算法求解柔性作业车间的动态重调度问题[J].企业科技与发展,2024,(11):1-7.DOI:10.20137/j.cnki.45-1359/t.2024.11.003.
- [68] 齐琦,毋涛.基于改进 NSGA- II 算法的多目标生产智能调度[J].计算机技术与发展,2021,31(8):162-168. DOI:10.3969/j.issn.1673-629X.2021.08.028.
- [69] 张志伟,李洛平,杨晓英,等.混合多策略 MHSSA 智能优化风电拉挤板生产排程[J].工业工程,2024,27(03):114-129.
- [70] Liu Q, Gao Z, Li J, et al. Research on Optimization of Dual-Resource Batch Scheduling in Flexible Job Shop[J]. Computers, Materials & Continua, 2023, 76(2): 2503.
- [71] Wei H, Li S, Quan H, et al. Unified multi-objective genetic algorithm for energy efficient job shop scheduling[J]. IEEE Access, 2021, 9: 54542-54557.
- [72] Ramos-Figueroa O, Quiroz-Castellanos M, Mezura-Montes E, et al. An experimental study of grouping mutation operators for the unrelated parallel-machine scheduling problem[J]. Mathematical and Computational Applications, 2023, 28(1): 6.
- [73] 黎英杰.基于遗传算法的多层级装配作业车间分批调度方法研究[D].广东:广东工业大学,2020.

附录

作者在读期间发表的学术论文及参加的科研项目与奖项

已公开受理的发明专利：

- [1] 一种融合设备实时状态的工业缝纫指令多级解析方法及系统，导师后一作，专利公开号：CN121279261A。
- [2] 基于退化模型的高压断路器机械寿命预测方法，第三作者，专利公开号：CN118734041A。

参加的科研项目：

- [1] 缝纫机远程运维课题项目，横向课题，2024-2025。
- [2] 工业级光伏逆变器远程监控网关开发，横向课题，2023-2024。
- [3] 高压断路器机械特性在线监测系统开发，横向课题，2023-2024。

参加的科技竞赛：

- [1] 获“兆易创新杯”第十九届中国研究生电子设计竞赛华东赛区团队二等奖，第三获奖人，2024年7月。