

# 供应链质量与多阶段决策的贝叶斯 - 混合优化

岳千淏<sup>1</sup>, 李赛博<sup>2</sup>, 天翼<sup>1\*</sup>, 陶杰<sup>1</sup>, 冉晋<sup>1,3</sup>, 艾合买提江·力提甫<sup>4</sup>, 吕战永<sup>4</sup>

<sup>1</sup>新疆大学交通运输工程学院, 新疆 乌鲁木齐

<sup>2</sup>新疆大学数学与系统科学学院, 新疆 乌鲁木齐

<sup>3</sup>新疆交通基础设施绿色建养与智慧交通管控重点实验室, 新疆 乌鲁木齐

<sup>4</sup>新疆大学技术转移有限公司, 新疆 乌鲁木齐

收稿日期: 2025年3月18日; 录用日期: 2025年4月11日; 发布日期: 2025年4月22日

## 摘要

本研究针对制造业供应链质量管理与多阶段生产决策优化问题, 提出了一种融合贝叶斯后验更新、Z检验与混合优化算法的创新框架。通过贝叶斯方法动态估计零配件次品率, 结合Z检验优化抽样样本量, 在保证决策精度的同时减少检测成本。针对多阶段生产流程, 构建动态规划与遗传算法结合的混合优化模型, 定义半成品/成品次品率传播公式与拆解回收价值模型, 实现检测、装配、拆解决策的全局优化。案例研究表明, 该方法在8零配件2工序场景中实现最低成本6920.57元, 最优方案倾向于选择性检测与拆解回收。创新性体现在次品率动态传播机制、贝叶斯 - 遗传混合优化框架及全流程成本集成建模, 为复杂制造系统提供效率与可持续性并重的决策工具。

## 关键词

动态规划, 遗传算法, 生产决策优化

# Bayesian-Hybrid Optimization for Supply Chain Quality and Multi-Stage Decision Making

Qianhao Yue<sup>1</sup>, Saibo Li<sup>2</sup>, Yi Tian<sup>1\*</sup>, Jie Tao<sup>1</sup>, Jin Ran<sup>1,3</sup>, Aihemaitijiang Litifu<sup>4</sup>,  
Zhanyong Lyu<sup>4</sup>

<sup>1</sup>School of Traffic and Transportation Engineering, Xinjiang University, Urumqi Xinjiang

<sup>2</sup>School of Mathematics and System Science, Xinjiang University, Urumqi Xinjiang

<sup>3</sup>Xinjiang Key Laboratory of Green Construction and Smart Traffic Control of Transportation Infrastructure, Urumqi Xinjiang

<sup>4</sup>Xinjiang University Technology Transfer Co. Ltd., Urumqi Xinjiang

\*通讯作者。

Received: Mar. 18<sup>th</sup>, 2025; accepted: Apr. 11<sup>th</sup>, 2025; published: Apr. 22<sup>nd</sup>, 2025

## Abstract

In this study, an innovative framework integrating Bayesian posteriori updating, Z-test and hybrid optimization algorithms is proposed for the manufacturing supply chain quality management and multi-stage production decision optimization problem. By dynamically estimating the defective rate of spare parts through the Bayesian method, the sampling sample size is optimized by combining with the Z-test, which ensures the decision-making accuracy and reduces the inspection cost at the same time. For the multi-stage production process, a hybrid optimization model combining dynamic programming and genetic algorithm is constructed to define the semi-finished/finished product defective rate propagation formula and the disassembly recycling value model, so as to realize the global optimization of the decision-making of inspection, assembly and disassembly. The case study shows that the method realizes the lowest cost of 6920.57 yuan in the 8-parts-2-processes scenario, and the optimal solution tends to selective inspection and disassembly and recovery. The innovativeness is reflected in the dynamic propagation mechanism of defective rate, the hybrid Bayesian-genetic optimization framework, and the integrated modeling of whole-process cost, which provides a decision-making tool for complex manufacturing systems with both efficiency and sustainability.

## Keywords

Dynamic Programming, Genetic Algorithm, Production Decision Optimization

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

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



Open Access

## 1. 引言

在现代制造业中，供应链质量管理与生产决策优化是企业提升效率、降低成本的核心。供应商提供的零配件次品率直接影响产品质量与生产成本，传统抽样检测方法常面临检测成本高昂与决策准确性不足的困境。同时，多阶段生产流程中的检测、拆解与资源调度决策复杂，需在动态环境中平衡成本与风险。现有研究普遍关注检测成本与决策准确性的权衡。余浩辰[1]等提出基于遗传算法优化决策树的漏钢预报模型通过全局搜索提升检测准确率；李细枚[2]等基于“学习曲线”理论构建投产量模型，动态调整不合格率估计。然而，传统方法多依赖固定样本量，忽略置信水平对决策的影响。本文引入贝叶斯方法更新次品率后验分布结合Z检验优化样本量。现有研究虽广泛探讨了遗传算法、动态规划等优化方法的应用，但在多阶段决策的集成优化、样本量动态调整及复杂生产场景的扩展性方面仍存在局限。王锡琳[3]将遗传算法应用于电力供应链风险控制，优化订单分配；崔维伟[4]等提出单机系统生产调度与维护的联合决策模型，但未涉及多阶段动态关联。

本文创新性地将动态规划用于初步决策路径生成，再通过遗传算法迭代优化，避免局部最优。针对多工序、多零配件场景，江志刚[5]等提出绿色制造多目标决策框架，但缺乏具体算法支持。本文通过定义半成品与成品的实际次品率公式，动态反映检测决策对质量的影响，并结合拆解回收价值模型，在保证质量的同时最大化资源利用率，为制造企业提供了兼顾效率与精度的决策支持工具，具有重要的理论价值与实践意义。

## 2. 方法

### 2.1. 抽样方案设计

企业需要验证供应商提供的零配件次品率是否低于某个标称值(如 10%)，并通过抽样检测决定是否接收该批次零配件。

目标是减少样本量以降低成本，同时通过减少误差率提高决策准确性。通过贝叶斯方法更新次品率估计，Z 检验用于判断是否超出标称值，优化模型计算最优样本量，并通过模拟验证决策正确率。利用 Z 检验公式计算 Z 值：

$$Z = \frac{\hat{p} - p_0}{\sqrt{\frac{p_0(1-p_0)}{n}}} \quad (1)$$

其中：

$\hat{p}$  为经过抽样检测后得到的估计的实际次品率；

$\hat{p} = \frac{x}{n}$ ， $x$  是样本中的次品数， $n$  是样本量；

$p_0 = 0.10$  是标称次品率。

若 Z 值大于临界值，则拒收该批次零配件；若 Z 值小于临界值，则接收该批次零配件。假设实际次品率为  $p_a$  设定为标称值次品率  $p_0 = 0.1$ ，偏差范围 0.05 内某个随机值。根据优化模型，确定在不同置信水平下所需的样本量。设企业能接受的次品率偏差为  $E = 0.05$ 。

$$n = \frac{Z_\alpha^2 \cdot p_0 \cdot (1-p_0)}{E^2} \quad (2)$$

$Z_\alpha$  是置信水平对应的正态分布在显著性水平下的临界值；

$p_0 = 0.10$  是标称的次品率；

$E$  是允许的误差率。

假设次品率  $p$  遵循一个 Beta 分布  $Beta(\alpha, \beta)$ ，其中  $\alpha$  和  $\beta$  是先验分布的超参数。在得到样本数据后，使用观测到的合格品数和次品数来更新  $\alpha$  和  $\beta$ 。从次品率  $p_a$  中进行多次抽样(例如 1000 次)；记录每次检测出的样本次品数  $x$  和估计的次品率  $\hat{p} = \frac{x}{n}$ 。如果  $Z > Z_\alpha$  且  $\hat{p} > p_0$ ，视为正确拒收；如果  $Z < Z_\alpha$  且  $\hat{p} < p_0$ ，视为正确接收；其他情况下视为错误决策。记录 1000 次循环中的正确决策次数和错误决策次数，计算模型的正确率。

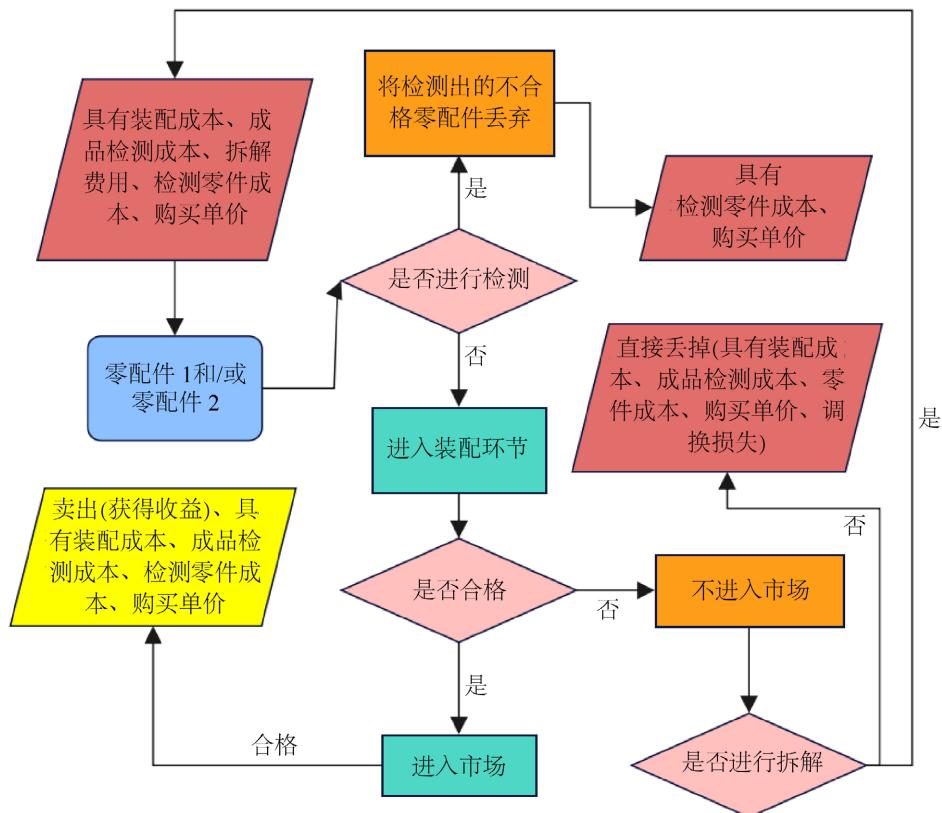
### 2.2. 两个零配件的简单多阶段决策策略

本研究旨在为企业提供在生产过程中对零配件和成品质量控制的决策支持，两个零配件的简单多阶段决策流程如图 1 所示。决策包括：

1. 确定是否检测零配件 1 或零配件 2，不检测则直接进入装配环节，否则不合格品将被丢弃。
  2. 决定是否对装配好的成品进行检测，不检测则直接进入市场，检测则只有合格品上市。
  3. 对不合格成品选择是否拆解回收，不拆解则丢弃，拆解则重复检测零配件和成品流程。
  4. 对用户退回的不合格品，企业需无条件更换，并承担相关损失，同时对退回产品重复拆解流程。
- 进行动态规划模型的建立：

定义状态和决策变量，其他符号说明如表 1 所示。

- $x_1$ : 零配件 1 是否检测(0 = 不检测, 1 = 检测)  
 $x_2$ : 零配件 2 是否检测(0 = 不检测, 1 = 检测)  
 $x_3$ : 成品是否检测(0 = 不检测, 1 = 检测)  
 $x_4$ : 不合格成品是否拆解(0 = 不拆解, 1 = 拆解)



**Figure 1.** Simple multi-stage decision-making flowchart for two spare parts  
**图 1.** 两个零配件的简单多阶段决策流程图

**Table 1.** Symbolic description of the model  
**表 1.** 模型的符号说明

符号	含义	符号	含义	符号	含义
$W_t$	总成本	$p_1$	零件一次品率	$c_3$	成品检测成本
$w_1$	购买零件花费	$p_2$	零件二次品率	$b_1$	拆解费用
$w_2$	零配件检测成本	$p_3$	成品次品率	$d_1$	调换费用
$w_3$	装配成本	$a_1$	零件一购买单价	$n_1$	零件一购买数量
$w_4$	成品检测成本	$a_2$	零件二购买单价	$n_2$	零件二购买数量
$w_5$	拆解成本	$a_3$	成品装配成本	$n_3$	成品数量
$w_6$	调换成本	$c_1$	零件一检测成本	$p_f$	成品实际次品率
$w_7$	拆解回收零配件价值	$c_2$	零件二检测成本		

零件成本:

$$w1 = a1 \times n1 + a2 \times n2 \quad (3)$$

零配件检测成本:

$$w2 = x1 \times c1 \times n1 + x2 \times c2 \times n2 \quad (4)$$

装配成本:

$$w3 = a3 \times n3 \quad (5)$$

检测成本:

$$w4 = x3 \times c3 \times n3 \quad (6)$$

计算成品的次品率:

成品的实际次品率计算需纳入零件品质因素, 其值随零件检测决策变动而调整。在计算过程中, 零配件次品率会受到决策变量的影响变为  $(1 - xi) \times pi$ , 据此构建相应公式:

$$pa = (1 - x1) \times p1 + (1 - x2) \times p2 - (1 - x1) \times (1 - x2) \times p1 \times p2 \quad (7)$$

$$\begin{aligned} pf &= 1 - (1 - pa) \times (1 - p3) \\ &= 1 - (1 - (1 - x1) p1) \times (1 - (1 - x2) p2) \times (1 - p3) \end{aligned} \quad (8)$$

拆解和调换成本:

拆解:

$$w5 = x4 \times b1 \times pf \times n3 \quad (9)$$

调换:

$$w6 = (1 - x4) \times d1 \times pf \times n3 \quad (10)$$

计算拆解回收配件的价值: 拆解回收零配件的价值评估方法是, 假定成品拆解后合格的零配件保持原价, 次品则无价值。计算时, 将零配件合格的概率、单价与被拆解的零配件数量相乘, 以此来估算回收零配件的总价值, 其中零配件合格概率是一个条件概率在成品为次品的前提下, 零配件合格的概率为  $1 - pi / pf$ 。

$$w7 = ((1 - p1 / pf) \times a1 + (1 - p2 / pf) \times a2) \times x4 \times pf \times n3 \quad (11)$$

目标函数为:

$$W_t = w1 + w2 + w3 + w4 + w5 + w6 - w7 \quad (12)$$

$$x1, x2, x3, x4 = \text{Individual} \quad (13)$$

算法 1 提出了一种混合优化方法, 通过整合动态规划(Dynamic Programming, DP)与遗传算法(Genetic Algorithm, GA), 充分发挥两者的互补优势, 以高效求解复杂多阶段优化问题。

---

#### 算法 1: 动态规划与遗传算法结合

---

Input: Number of iterations of the genetic algorithm G, population size pop\_size, mutation rate mut\_rate.  
Output: Minimum total cost Wt, Optimal decision making scheme [x1, x2, x3, x4].

---

- 
1. Initialize dynamic programming parameters.
  2. Generate a randomized set of states (each state is a 4-dimensional binary decision variable).
  3. Calculate the initial cost via the state transfer equation.
  4. Iteratively update the dp\_costs to keep the optimal paths.
  5. Initialize the population, including the optimal dynamic programming solution and the stochastic solution.
  6. Define the fitness function as the total costing function Wt().
  7. for the number of iterations from 1 to G
  8. do Selection: select parent individuals by fitness weights.
  9. Crossover: randomly select crossover points to generate offspring.
  10. Variation: flip decision variables with mut\_rate probability.
  11. Update the population and record the contemporary optimal solution.
  12. end for
  13. Return Wt and the corresponding decision scheme  $[x_1, x_2, x_3, x_4]$ .
  14. end
- 

### 2.3. $m$ 道工序、 $n$ 个零配件的多阶段决策

当有  $m$  个工序， $n$  个零件时，我们定义生产过程中各个阶段涉及的参数和变量，包括零配件、半成品、成品的数量、单价、次品率、检测费用、拆解费用等。

设  $n$  个配件的信息：

$$\begin{pmatrix} n_{01} & n_{02} & \cdots & n_{0n} \\ a_{01} & a_{02} & \cdots & a_{0n} \\ p_{01} & p_{02} & \cdots & p_{0n} \\ c_{01} & c_{02} & \cdots & c_{0n} \end{pmatrix}$$

采购数量：  $n_{0i}$ ， 表示零配件的数量。

单价：  $a_{0i}$ ， 表示不同零配件的价格。

次品率：  $p_{0i}$ ， 表示零配件的次品率。

检测费用：  $c_{0i}$ ， 表示检测零配件的成本。

假设阶段有  $j$  个半成品，这  $j$  个半成品的信息如下：

$$\begin{pmatrix} n_{i1} & n_{i2} & \cdots & n_{ij} \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{ij} \\ p_{i1} & p_{i2} & \cdots & p_{ij} \\ c_{i1} & c_{i2} & \cdots & c_{ij} \\ b_{i1} & b_{i2} & \cdots & b_{ij} \end{pmatrix}$$

$n_{ij}$ ： 表示  $i$  阶段第  $j$  个半成品的数量。

$a_{ij}$ ： 表示  $i$  阶段第  $j$  个半成品的加工费用。

$p_{ij}$ ： 表示  $i$  阶段第  $j$  个半成品的次品率。

$c_{ij}$ ： 表示  $i$  阶段第  $j$  个半成品的检测成本。

$b_{ij}$ ： 表示  $i$  阶段第  $j$  个半成品的拆解成本。

决策变量：

$x_{0i}$ ： 是否检测零配件  $i$ ， 取值为 0 或 1， 表示是否对该零配件进行检测。

$x_{ij} (1 \leq i \leq m)$ ： 是否检测  $i$  阶段的第  $j$  个半成品或成品， 取值为 0 或 1， 表示是否对该半成品进行检测。

$t_{ij} (1 \leq i \leq m)$ ： 是否拆解  $i$  阶段的第  $j$  个半成品或成品， 取值为 0 或 1， 表示是否对该半成品进行拆解。

拆解。

$p'_{ij}$ ：半成品和成品的实际次品率，考虑了零配件检测后次品率的变化。

零配件成本  $w1$ ：每个零配件的单价与购买个数的总和。

$$w1 = \sum_{i=1}^n a_{0i} n_{0i} \quad (14)$$

半成品加工成本  $w2$ ：设各个阶段的半成品个数为  $q_1, q_2, \dots, q_{m-1}$ ， $a_{ij}$  为第  $i$  阶段第  $j$  个零配件的装配成本， $n_{ij}$  为其购买数量。

$$w2 = \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{q_i} a_{ij} n_{ij} \quad (15)$$

成品加工成本  $w3$ ：单个成品组装成本与装成成品数量的乘积。

$$w3 = a_{m1} n_{m1} \quad (16)$$

零配件检测成本  $w4$ ： $C_{li}$  为第  $i$  个零件的检测成本， $x_{li}$  是决策变量，取值为 0 或 1。

$$w4 = \sum_{i=1}^n x_{li} C_{li} n_{li} \quad (17)$$

半成品检测成本  $w5$ ： $x_{ij}$  是第  $i$  阶段第  $j$  个零件是否检测的决策变量。

$$w5 = \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{q_i} x_{ij} C_{ij} n_{ij} \quad (18)$$

成品检测成本  $w6$ ：

$$w6 = x_{m1} C_{m1} n_{m1} \quad (19)$$

计算半成品或成品实际次品率：假设某  $s+1$  阶段的第  $h$  个半成品或成品需要上一道工序的  $k$  个半成品或零件合成，已知这  $k$  个半成品信息设为

$$\begin{pmatrix} n_{sr1} & n_{sr2} & \cdots & n_{srk} \\ a_{sr1} & a_{sr2} & \cdots & a_{srk} \\ p_{sr1} & p_{sr2} & \cdots & p_{srk} \\ c_{sr1} & c_{sr2} & \cdots & c_{srk} \\ b_{sr1} & b_{sr2} & \cdots & b_{srk} \end{pmatrix}$$

可求得该半成品或成品实际次品率：

$$P'_{s+1h} = 1 - \left(1 - P_{s+1h}\right) \prod_{g=r1}^{rk} \left(1 - \left(1 - x_{sg}\right) p_{sg}\right) \quad (20)$$

成品实际次品率：

$$P'_{m1} = 1 - \prod_{i=1}^{q_{m-1}} \left[1 - \left(1 - x_{m-1i}\right) P'_{m-1i}\right] \left(1 - P'_{m1}\right) \quad (21)$$

半成品次品拆解成本  $w7$ ：

$$w7 = \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{q_i} t_{ij} b_{ij} n_{ij} P'_{ij} \quad (22)$$

成品次品拆解成本  $w8$ ：

$$w8 = t_{m1} b_{m1} n_{m1} P'_{m1} \quad (23)$$

成品次品调换损失费用  $w9$ ：

$$w9 = (1 - t_{m1}) d \cdot n_{m1} P'_{m1} \quad (24)$$

半成品拆解的回收价值  $w10$ ： $e_{ij}$  表示第  $i$  阶段第  $j$  个零件或半成品的回收价值单价，它的回收为合成该成品的总花费与该半成品的合格率的乘积，计算需结合具体流程图分析求得。

$$w10 = \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{q_i} \sum_{t=r1}^{rk} \left( 1 - \frac{P'_{i-1,t}}{P'_{ij}} \right)^{e_{i-1,t}} \cdot t_{ij} n_{ij} P'_{ij} \quad (25)$$

成品拆解后的回收价值  $w11$  :

$$w11 = t_{m1} n_{m1} \cdot P'_{m1} \sum_{i=1}^{q_m} \left( 1 - \frac{P'_{m-1,i}}{P'_{mi}} \right) e_{m-1,i} \quad (26)$$

$W_t$  : 目标函数的最终结果, 表示总成本, 计算了从零配件采购到成品次品处理的各项成本。

$$W_t = w1 + w2 + w3 + w4 + w5 + w6 + w7 + w8 + w9 - w10 - w11 \quad (27)$$

### 3. 结果与讨论

本研究的目标是设计一种方案, 在最小化检测次数的同时, 确保在 95% 置信水平下判断次品率是否超标以决定拒收, 或在 90% 置信水平下确认未超标时予以接受。

假设检验框架:

原假设: 实际次品率  $p \leq 10\%$  ;

备择假设: 实际次品率  $p > 10\%$  。

通过抽样检测估计样本次品率, 利用 Z 检验计算  $Z_\alpha$  并与临界值比较, 从而决策是否接受产品。在正态分布下, 95% 与 90% 置信水平对应的临界值分别为 1.645 和 1.28。当企业可接受的次品率偏差为 0.05 时, 95% 置信水平下推荐样本量  $n = 98$ , 90% 置信水平下推荐  $n = 60$ 。

图 2 对比了单侧与双侧假设下模型在不同实际次品率下的决策准确性。结果显示, 模型在极低(接近 0)或极高(接近 1)次品率条件下具有较高的决策精度, 但在中等次品率(如 0.10)时准确性显著下降。

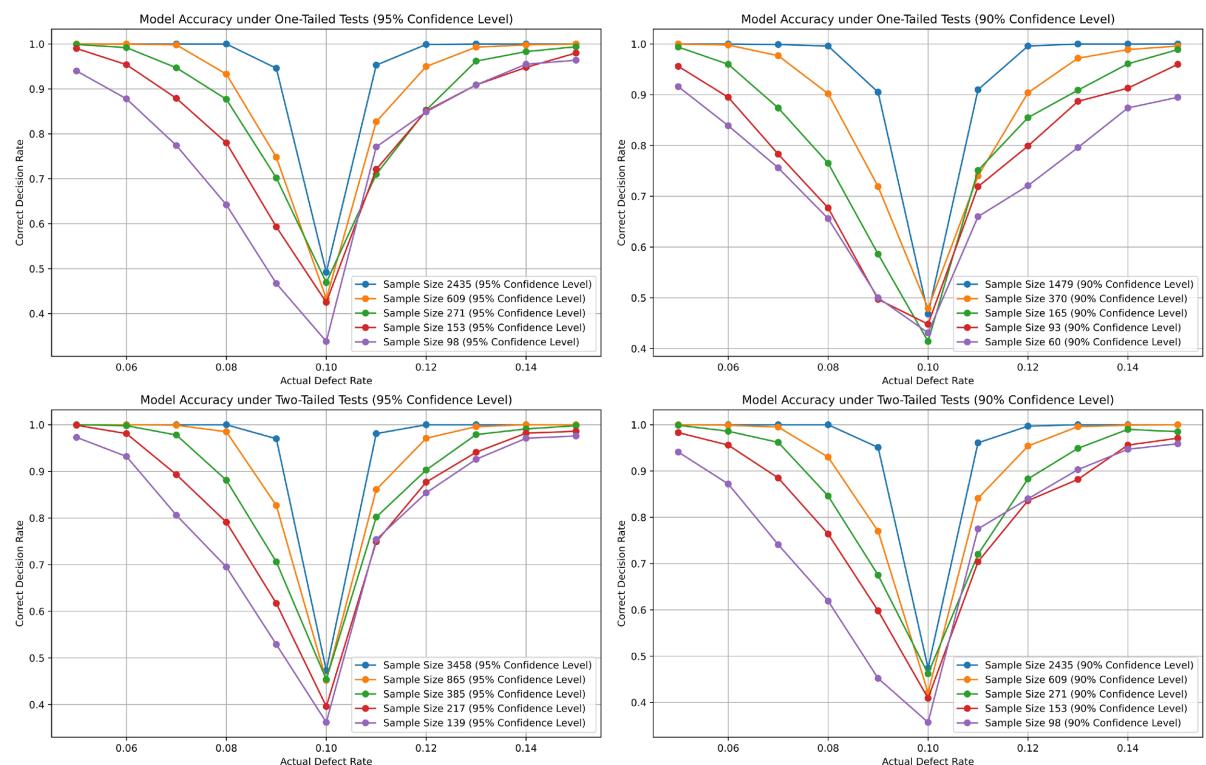


Figure 2. Relationship between model decision making accuracy and actual defect rate

图 2. 模型决策准确率与实际次品率的关系

当企业允许次品率偏差为 0.05 时, 双侧检验在 95% 置信水平下需样本量 139, 90% 置信水平下需 98; 而单侧检验在相同条件下样本量分别降至 98 和 60。研究表明, 双侧检验虽精度更高, 但样本需求较大; 单侧检验则能通过减少样本量提升决策效率。**表 2** 为企业生产过程中在两个零配件的简单多阶段决策时的三个不同情境下的各数值参数。

**Table 2.** Three scenarios in the production process of the enterprise**表 2. 企业生产过程中的三个情景**

情况	零件 1			零件 2		
	不合格率	零件单价	检测成本	不合格率	零件单价	检测成本
A	20%	4	1	20%	18	1
B	10%	4	8	20%	18	1
C	5%	4	2	5%	18	3
情况	成品			不合格成品		
	不合格率	组装成本	市场售价	检测成本	调换损失	拆解费用
A	20%	6	56	2	30	5
B	10%	6	56	2	10	5
C	5%	6	56	3	10	40

动态规划与遗传算法的融合优化可显著提升复杂问题的求解效率。设定  $n1 = 100$ 、 $n2 = 100$ 、 $n3 = 80$  时, 三种情景下对应的指标结果如**表 3** 所示。与此同时, 当我们使得种群大小(POP\_SIZE)、迭代次数(Generations)、变异率(Mutation rate)以及得到的解的质量等条件一致的情况下, 使用单一的遗传算法进行求解, 多次运行代码得到算法运行时间的平均值为 0.15046 s, 而融合算法代码运行时间为 0.14712 s, 在此情境下, 使用融合算法要略优于单一的遗传算法。

**Table 3.** Optimal solutions and minimum costs for three production scenarios**表 3. 三种生产情景的最优解与最小成本**

情况	最佳方案	最小成本
A	[1, 0, 1, 1]	2368.32
B	[0, 0, 0, 1]	2521.28
C	[0, 0, 0, 0]	2794.10

对于  $m$  道工序、 $n$  个零配件的多阶段决策, 我们根据上述模型建立  $n = 8$ ,  $m = 2$  的具体模型如下, 我们假设零件 1、2、3 组合成半成品, 零件 4、5、6 组合成半成品, 零件 7、8 组合成半成品。假设成品市场售价为 200, 调换损失为 40, 零配件、半成品和成品的其他参数**表 4** 所示。

零配件采购成本:

$$w1 = \sum_{i=1}^8 a_{1i} n_{1i} \quad (28)$$

半成品加工成本:

$$w2 = \sum_{i=1}^3 a_{2i} n_{2i} \quad (29)$$

**Table 4.** 2 processes, 8 spare parts assumption parameters**表 4.** 2 道工序、8 个零配件假设参数

零配件	次品率	购买单价	检测成本	零配件	次品率	购买单价	检测成本
1	10%	2	1	5	10%	8	1
2	10%	8	1	6	10%	12	2
3	10%	12	2	7	10%	8	1
4	10%	2	1	8	10%	12	2
半成品	次品率	装配成本	检测成本	拆解费用			
1	10%	8	4	6			
2	10%	8	4	6			
3	10%	8	4	6			
成品	10%	8	6	10			

成品加工成本:

$$w3 = a_{31}n_{11} \quad (30)$$

零配件检测成本:

$$w4 = \sum_{i=1}^8 x_{li} c_{li} n_{li} \quad (31)$$

半成品检测成本:

$$w5 = \sum_{i=1}^3 x_{2i} c_{2i} n_{2i} \quad (32)$$

成品检测成本:

$$w6 = x_{31} c_{31} n_{31} \quad (33)$$

半成品的实际次品率:

$$p'_{21} = 1 - \prod_{i=1}^3 [1 - (1 - x_{li}) p_{li}] (1 - p_{21}) \quad (34)$$

$$P'_{22} = 1 - \prod_{i=4}^6 [1 - (1 - x_{li}) P_{li}] (1 - P_{22}) \quad (35)$$

$$p'_{23} = 1 - \prod_{i=7}^8 [1 - (1 - x_{li}) p_{li}] (1 - p_{23}) \quad (36)$$

成品的实际次品率:

$$P'_{31} = 1 - \prod_{i=1}^3 [1 - (1 - x_{2i}) P'_{2i}] (1 - P_{31}) \quad (37)$$

半成品次品拆解成本:

$$w7 = \sum_{i=1}^3 t_{2i} b_{2i} n_{2i} p'_{2i} \quad (38)$$

成品次品拆解成本:

$$w8 = t_{31} b_{31} n_{31} p'_{31} \quad (39)$$

成品次品调换损失费用:

$$w9 = (1 - t_{31}) d n_{31} p'_{31} \quad (40)$$

半成品拆解后的回收价值：单个半成品拆解后所得的价值为组成该半成品的零件单价乘以零件合格概率  $a_{1i} \left(1 - \frac{P_{1i}}{P'_{2j}}\right)$ 。

$$w10 = \sum_{i=1}^3 \left(1 - \frac{P_{1i}}{P'_{21}}\right) a_{1i} \cdot t_{21} n_{21} P'_{21} + \sum_{i=4}^6 \left(1 - \frac{P_{1i}}{P'_{22}}\right) a_{1i} \cdot t_{22} n_{22} P'_{22} + \sum_{i=7}^8 \left(1 - \frac{P_{1i}}{P'_{23}}\right) a_{1i} \cdot t_{23} n_{23} P'_{23} \quad (41)$$

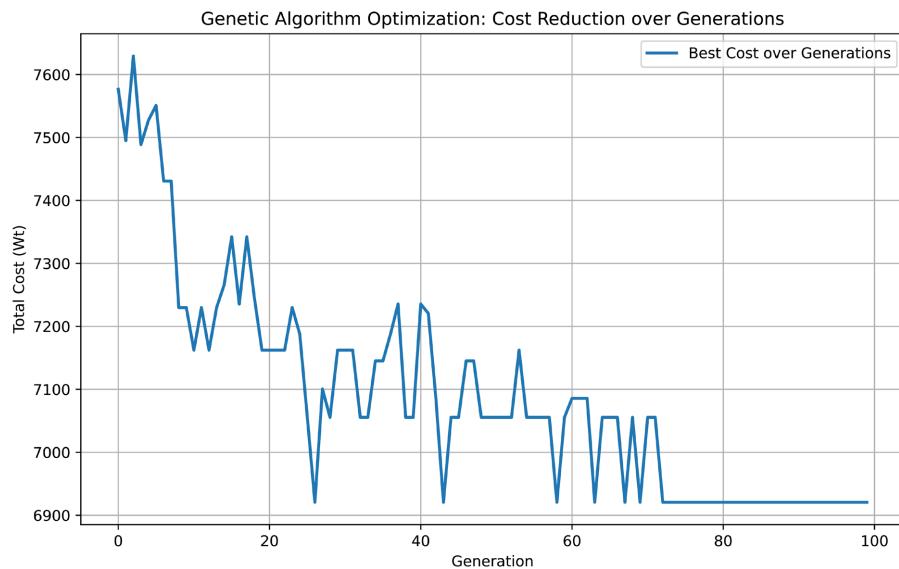
成品拆解后的回收价值：用半成品的实际合格率与合成该半成品的总成本的积来表示半成品单价，例如半成品一的回收单价等于  $(a_{21} + a_{11} + a_{12} + a_{13})(1 - p'_{21})$ 。

$$\begin{aligned} w11 = & t_{31} \cdot n_{31} \cdot p'_{31} \left[ \left(1 - \frac{p'_{21}}{p'_{31}}\right) (a_{21} + a_{11} + a_{12} + a_{13})(1 - p'_{21}) \right. \\ & + \left(1 - \frac{p'_{22}}{p'_{31}}\right) (a_{22} + a_{14} + a_{15} + a_{16})(1 - p'_{22}) \\ & \left. + \left(1 - \frac{p'_{23}}{p'_{31}}\right) (a_{23} + a_{17} + a_{18})(1 - p'_{23}) \right] \end{aligned} \quad (42)$$

目标函数：

$$W_t = w1 + w2 + w3 + w4 + w5 + w6 + w7 + w8 + w9 - w10 - w11 \quad (43)$$

通过动态规划和遗传算法结合，实现了复杂生产过程的多变量优化，涵盖了生产中多阶段、多决策变量(如检测、拆解、次品处理等)，能够灵活调整不同环节的策略，适应实际生产需求，图 3 所示，在遗传算法优化下不断迭代，成本逐渐降低。



**Figure 3.** Genetic algorithm optimization: generation-by-generation cost reduction  
**图 3.** 遗传算法优化：逐代成本降低

通过运行模型代码得到 2 道工序、8 个零配件的情况下：

最小成本：6920.571906008536 元

最优方案： $x_{11} = 0 ; x_{12} = 0 ; x_{13} = 0 ; x_{14} = 0 ; x_{15} = 0 ; x_{16} = 0 ; x_{17} = 0 ; x_{18} = 0 ; x_{21} = 1 ; x_{22} = 0$ ；

$$x_{23} = 0; \quad t_{21} = 1; \quad t_{22} = 1; \quad t_{23} = 1; \quad t_{31} = 1; \quad x_{31} = 0$$

因此可知,最优决策为:零件一不检测,零件二不检测,零件三不检测,零件四不检测,零件五不检测,零件六不检测,零件七不检测,零件八不检测,半成品一检测,半成品二不检测,半成品三不检测,半成品一的次品拆解,半成品二的次品拆解,半成品三的次品拆解,成品的次品拆解,成品不检测。

#### 4. 总结

本研究针对制造业供应链质量管理与多阶段生产决策的复杂优化问题,提出了一种融合贝叶斯推断与混合优化算法的创新框架。构建的动态规划-遗传算法混合模型,通过定义次品率传播公式与拆解回收价值模型,实现了多阶段检测、装配、拆解决策的全局优化,在此情境下使用融合算法要略优于单一的遗传算法,为制造企业提供了兼顾效率与可持续性的决策工具,尤其在多工序、多零配件场景中展现出强扩展性。未来研究可从以下方向拓展:一是引入强化学习算法处理动态环境下的实时决策优化;二是考虑供应链协同效应,将模型扩展至多供应商多工厂场景;三是集成碳排放指标,构建绿色制造多目标优化框架。本研究成果为智能制造时代的质量管控与资源优化提供了新的方法论支持,具有重要的理论价值与实践指导意义。

#### 参考文献

- [1] 余浩辰,张本国,吴恒,等.基于一类对余类法的遗传算法优化决策树漏钢预报模型研究[J].特殊钢,2024,45(2): 112-117.
- [2] 李细枚,张湘伟,张毕西,等.基于“学习曲线”理论的投产量决策模型研究[J].系统科学学报,2018,26(4): 53-57.
- [3] 王锡琳.基于遗传算法的电力智慧供应链风险控制决策模型[J].自动化应用,2023,64(S2): 184-186.
- [4] 崔维伟,陆志强.单机系统的生产调度与预防性维护的集成优化[J].上海交通大学学报,2012,46(12): 2009-2013.
- [5] 江志刚,张华,肖明.面向绿色制造的生产过程多目标集成决策模型及应用[J].机械工程学报,2008(4): 41-46.