

生产过程中的决策问题

孙景超^{1*}, 王 军², 刘洪玮², 张心怡²

¹沈阳航空航天大学理学院, 辽宁 沈阳

²沈阳航空航天大学航空宇航学院, 辽宁 沈阳

收稿日期: 2025年8月22日; 录用日期: 2025年9月8日; 发布日期: 2025年10月29日

摘 要

为解决电子产品生产中零配件采购质控、全流程检测决策及不合格品处理优化问题, 本文以某企业畅销产品为背景, 围绕采购、装配、检测、不合格品处理环节, 构建多维度数学模型。针对采购抽样检测, 结合假设检验等设计精准且成本效益优的方案; 针对全流程, 用模拟退火算法寻最优解, 验证“全环节检测 + 不合格成品拆解再利用”为最优组合; 推广至复杂场景, 构建次品率传递模型。实验显示, 模型在5类情境降本10%~15%, 方法可推广至多领域, 具有实践价值。

关键词

贝叶斯决策理论, 模拟退火算法, 线性规划, 动态优化, 递归优化

Decision-Making Problems in the Production Process

Jingchao Sun^{1*}, Jun Wang², Hongwei Liu², Xinyi Zhang²

¹School of Science, Shenyang Aerospace University, Shenyang Liaoning

²School of Aeronautics and Astronautics, Shenyang Aerospace University, Shenyang Liaoning

Received: August 22, 2025; accepted: September 8, 2025; published: October 29, 2025

Abstract

To address issues in electronic product production—including quality control of spare parts procurement, full-process inspection decision-making, and defective product handling optimization—this study, based on a best-selling product of an enterprise, constructs multi-dimensional mathematical models focusing on procurement, assembly, inspection, and defective product handling. For

*通讯作者。

文章引用: 孙景超, 王军, 刘洪玮, 张心怡. 生产过程中的决策问题[J]. 运筹与模糊学, 2025, 15(5): 277-293.

DOI: 10.12677/orf.2025.155249

procurement sampling inspection, it designs an accurate, cost-effective plan using hypothesis testing; for the full process, it adopts the simulated annealing algorithm to find the optimal solution and verifies “full-link inspection + disassembly and reuse of defective finished products” as the optimal combination. Extended to complex scenarios, a defect rate transfer model is built. Experiments show the model reduces costs by 10%~15% in 5 scenarios, with methods applicable to multiple fields and strong practical value.

Keywords

Bayesian Decision Theory, Simulated Annealing Algorithm, Linear Programming, Dynamic Optimization, Recursive 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/>



1. 引言

1.1. 研究背景

某企业生产某种畅销的电子产品，需要分别购买两种零配件(零配件 1 和零配件 2)，在企业将两个零配件装配成成品。在装配的成品中，只要其中一个零配件不合格，则成品一定不合格；如果两个零配件均合格，装配出的成品也不一定合格。对于不合格成品，企业可以选择报废，或者对其进行拆解，拆解过程不会对零配件造成损坏，但需要花费拆解费用，企业在生产和销售中所遇到的情况以及推广模型下零配件的组成情况见表 1、表 2 及图 1 所示(x 代表第一步抽样检测方案下的次品率)。

Table 1. Problems encountered in the production process of enterprise spare parts and finished products
表 1. 企业配件和成品生产过程中遇到的问题

情况	零配件 1			零配件 2			成品			不合格成品		
	次品率	购买单价	检测成本	次品率	购买单价	检测成本	次品率	装配成本	检测成本	市场售价	调换损失	拆解费用
1	x%	4	2	x%	18	3	x%	6	3	56	6	5
2	x%	4	2	x%	18	3	x%	6	3	56	6	5
3	x%	4	2	x%	18	3	x%	6	3	56	30	5
4	x%	4	1	x%	18	1	x%	6	2	56	30	5
5	x%	4	2	x%	18	3	x%	6	3	56	10	40

Table 2. Situations encountered by enterprises in production and sales
表 2. 企业在生产和销售中遇到的情况

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

续表

4	x%	2	1					
5	x%	8	1	成品	x%	8	6	10
6	x%	12	2					
7	x%	8	1	成品	市场售价		调换损失	
8	x%	12	2	成品	200		40	

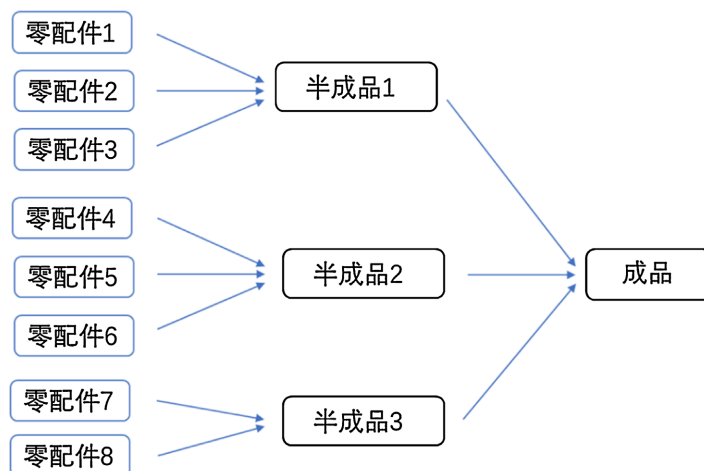


Figure 1. Assembly status of a certain part
图 1. 某零件的组装情况

1.2. 问题描述

问题第一步聚焦于零配件采购。供应商声称某批次零配件(零配件 1 或零配件 2)的次品率不会超过 10%，企业拟采用抽样检测法决定是否接收，检测费用由企业自行承担。因此，本问关键点在于设计一个抽样检测方案，且确保在尽可能少的检测次数下达到更高的准确性。具体情形如下：

- (1) 在 95%的信度下认定零配件次品率若超过标称值，则拒收这批零配件；
- (2) 在 90%的信度下认定零配件次品率不超过标称值，则接收这批零配件。

问题第二步聚焦于该企业的整个生产过程，在已知第一步分析的两种零配件及成品次品率的基础上，要求为企业生产过程中的各个阶段制定决策。这些决策具体包括：是否对装配前的零配件进行检测、是否对装配完成的成品进行检测、对于检测出的不合格成品是否进行拆解处理，以及对于退回的不合格品是否进行拆解分析。

问题的第三步结合实际情形，我们在此基础上推广模型额外增加了 m 道工序，并引入了 n 个新的零配件(此处研究 $m=2$, $n=8$ 的情形做实例化研究)，要求在已知第一步的抽样方案下零配件、半成品和成品的次品率的情况下，给出生产过程的具体决策方案以及该决策的依据和相应指标。

1.3. 问题分析

1.3.1. 问题第一步的分析

问题一在解决零配件采购的质量控制问题时，需要综合考虑统计推断方法(如假设检验、置信区间与功效分析)来设计高效的抽样检测方案，并深入考虑多个实际因素。

首先，为了平衡检测成本与检测精度，设计的方案需要力求在最小化检测次数的同时，确保结果的

准确性和可靠性。其次，针对实际次品率可能存在的波动，方案需要通过构建置信区间和设定拒收/接收临界值，为决策提供量化依据，从而增强决策的稳健性。此外，方案也需要考虑潜在损失的影响，通过结合贝叶斯决策理论，以确保在做出接收或拒收决策时能最大限度地降低风险。最后，对结果进行可视化处理不仅可以简化决策流程，还能够提升透明度，使决策者能够更直观地理解检测结果，并据此作出明智的判断。

1.3.2. 问题第二步的分析

问题第二步聚焦于企业整个生产流程的优化决策，需要综合考虑零配件及成品次品率、成本收益平衡、全局优化与局部搜索的结合等多个复杂因素。

通过引入模拟退火算法进行状态空间探索，结合多目标优化方法平衡最小化成本和最大化收益，同时利用成本收益分析深入评估每种生产方案的经济效益，最终可以实现具体的决策方案规划，并能给出相应决策的依据及指标结果。

接着引入了 m 道新增工序和 n 个新零配件，这显著增加了生产流程的复杂性和质量管理的挑战。新增工序可能带来生产效率的波动以及次品率的上升，因此必须细致评估每道工序对整体产品质量的影响，并制定相应的质量控制措施。其次，新零配件的引入要求我们对它们的兼容性、质量稳定性进行深入研究，以确保它们不会成为次品产生的源头。在制定具体决策方案时，我们需要综合考虑成本效益、生产效率以及客户满意度等多个方面，通过优化资源配置、改进工艺流程等手段来降低次品率，提升产品质量。同时，我们还需要建立明确的评估指标，如次品率降低幅度、成本节约效果等，以量化决策方案的实际效果。

问题第三步则是在上述的基础上进一步将第一问次品率设为条件，需要通过抽样检测来确定。这促使我们在决策时强化数据收集与分析，设计科学抽样方案，利用统计学精确估算次品率范围与不确定性。

面对次品率的不确定性，我们的决策方案需要具备高度的灵活性和适应性，能够根据抽样检测结果的反馈及时调整质量控制策略、资源分配和生产流程优化措施。此外，我们还需要充分评估次品率不确定性可能带来的风险，并制定相应的风险应对策略，以确保生产过程的顺利进行和产品质量的稳定可靠。决策应动态考量次品率置信区间对成本效益的影响，采用动态评估的方式能够确保决策的科学性和合理性。

2. 模型假设

- 1. 假设不同生产阶段(如零配件、半成品、成品)的质量问题是相互独立的
- 2. 假设通过抽样检测得到的次品率能够准确反映整批产品的质量水平
- 3. 假设市场对产品的需求是稳定的，不会因为产品质量问题而显著波动，且企业生产成品全部卖出，无剩余。

3. 符号说明

文中所用符号如下所示：

符号	说明
α	显著性水平
$1-\beta$	功效水平
Z_α	与置信水平相对应的 z 值

续表

Z_{β}	给定功效水平对应的 z 值
n	样本量
σ	标准差

4. 模型的建立与求解

4.1. 问题第一步模型的建立与求解

第一步模型建立主要包括六个部分，详细模型建立过程见图 2 所示。

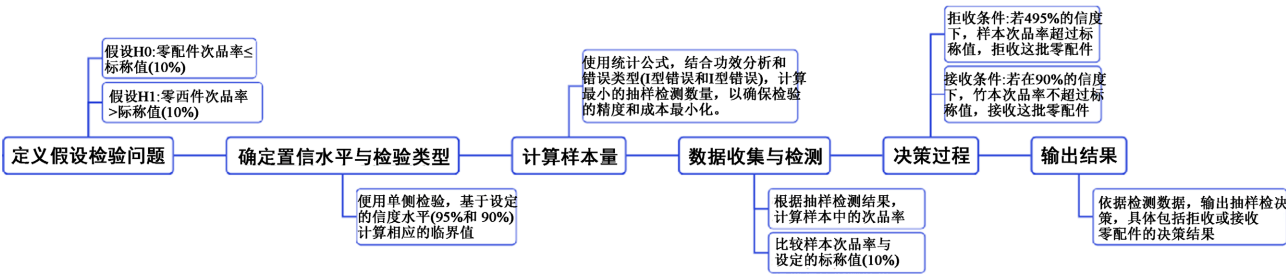


Figure 2. Problem-solving idea for the first step
图 2. 问题第一步求解思路

4.1.1. 统计推断中的置信区间和功效分析

问题第一步的核心解决方法在于运用假设检验以及统计推断中的置信区间与功效分析方法。该方法通过对两种不同情境下的样本数据进行详尽的统计分析，旨在判断该批次的次品率是否达到或超过给定的标称值，这一过程是基于单侧检验的原理来实施的。

1. 单侧检验(One-Tailed Test)

在这步中，我们的检验目标是确定此批次产品的次品率是否超出了预设的阈值(例如 10%)，同时采用单侧检验方法来有效控制第一类错误的发生，即避免错误地拒绝实际符合质量要求的批次。

为了实现这一目标，代码中引入了统计学中的标准正态分布 $N(0,1)$ ，并利用累积分布函数来精确计算与置信水平相对应的 z 值，即 Z_{α} 。基于这个 z 值，我们能够进一步确定所需的样本量以及临界阈值，从而确保在设定的显著性水平下，对该批次产品次品率的判断建立在统计学上的稳固和可靠的基础之上。

2. 功效分析(Power Analysis)

为了确保检验的灵敏度，解决方案引入了功效分析来量化拒绝错误接受(即假阴性)的风险。功效分析通过计算与给定功效水平 $(1-\beta)$ 相对应的 z 值 Z_{β} ，来指导样本量的确定，从而降低第二类错误发生的可能性，即避免错误地接受不合格的批次。

通过综合考虑 Z_{α} (与显著性水平 α 对应的 z 值)和 Z_{β} ，我们可以利用代码精确计算出合适的样本量，以在显著性水平和功效水平之间达到理想的平衡。

4.1.2. 样本量计算的数学模型

在批次检验中，样本量的计算对于保证检验结果的准确性至关重要。算法使用了经典的样本量计算公式，综合考虑了次品率的假设、实际次品率的可能偏差、显著性水平和功效水平：

$$n = \frac{(Z_{\alpha} + Z_{\beta})^2 \cdot [p(1-p) + q(1-q)]}{\delta^2} \tag{1}$$

其中, p 为假设次品率, q 为实际次品率, δ 为最小可检测的差异。该公式基于二项分布的正态近似来计算, 在保证足够的检验灵敏度的前提下, 确定了最优的样本量。

4.1.3. 置信区间与临界值计算

算法还计算了拒收和接收的临界阈值, 这些阈值通过标准差和正态分布的临界值来决定:

$$\sigma = \sqrt{\frac{p(1-p)}{n}} \quad (2)$$

$$\text{Reject Threshold} = p + \sigma \cdot Z_{\alpha} \quad (3)$$

临界值的计算保证了在给定样本量下, 能够有效判断次品率是否显著偏离预期水平。

4.1.4. 次品率的决策模型

根据计算出的样本量和拒收、接收阈值, 算法通过对每个情境下的实际次品数进行比较, 判断是否应当接受或拒绝批次。这实际上是一种假设检验的应用, 结合了贝叶斯决策理论的基本思想。通过将次品率与预设的阈值进行比较, 算法实现了基于统计推断的最优决策。

贝叶斯定理^[1]本质是在无法确切知晓某个事件的实质性质前, 能够结合与事件特定本质有关的事件发生的概率确定其本质属性的概率。

假设互斥事件 $e_i (i=1,2,\dots)$ 和独立事件 $E_j (j=1,2,\dots)$, 贝叶斯决策如下:

$$P(e_i | E_j) = \frac{P(E_j | e_i) p(e_i)}{\sum_{j=1}^n P(E_j | e_i) p(e_i)} \quad (4)$$

式中, $p(e_i)$ 为随机事件 e_i 发生的概率, 称为先验概率; $P(e_i | E_j)$ 为事件 e_i 发生后随机事件 E_j 发生的条件概率; $P(E_j | e_i)$ 为事件 E_j 发生后随机事件 e_i 发生的条件概率, 称为后验概率。

在考虑错误决策所造成的潜在损失时不能仅仅选择后验概率最大的方案, 而且应考虑所采取的方案能否使条件期望损失达到最小, 条件期望损失(期望损失)计算如下:

$$R(a_i | X) = \sum_{j=1}^s \lambda(a_i | w_j) P(w_j | X) \quad (5)$$

式中: a_i 为决策; w_j 为自然状态; $R(a_i | X)$ 为条件期望损失; $\lambda(a_i | w_j)$ 为 w_j 状态下决策为 a_i 的损失函数。

4.1.5. 模型的可视化

针对本问, 首先, 在代码中设定与生产过程相关的参数, 并定义函数, 通过这些步骤最终确定在两种不同情况下样本空间的大小。其次, 计算拒收或接收的临界值(即次品率阈值), 并在得出结果后输出新的阈值。最后, 假设样本检测结果, 代入当前已知参数计算次品率, 进而做出方案决策。

运行代码获取结果后, 进行可视化处理, 结果见图 3~5 所示。

4.1.6. 模型的求解与决策方案

通过可视化处理, 我们可以直观看出, 在两种情形下所求得的最小样本空间大小分别为 538 和 248, 次品率大小分别为 12.127440% 和 12.441358%。因此, 在 95% 的信度下认定零配件次品率若超过标称值, 则拒收这批零配件, 该情形下的最小样本数量为 538, 次品率为 12.127440%; 在 90% 的信度下认定零配件次品率不超过标称值, 则接收这批零配件, 该情形下的最小样本数量为 248, 次品率为 12.441358%。

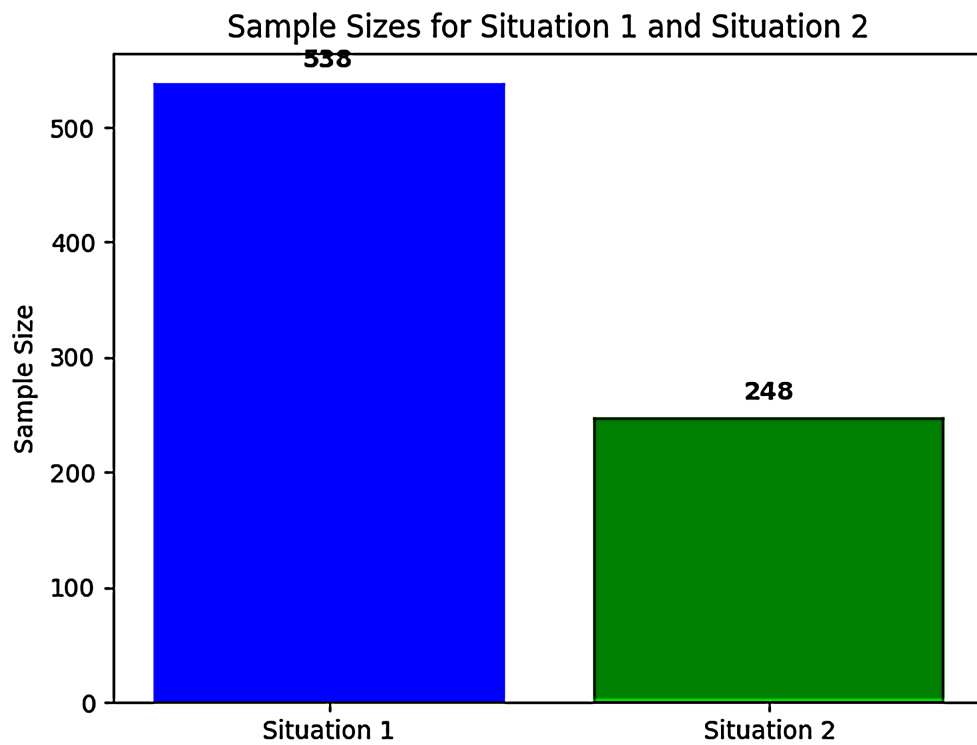


Figure 3. Sizes of the minimum sample spaces obtained under two scenarios
图 3. 在两种情形下所求得的最小样本空间大小

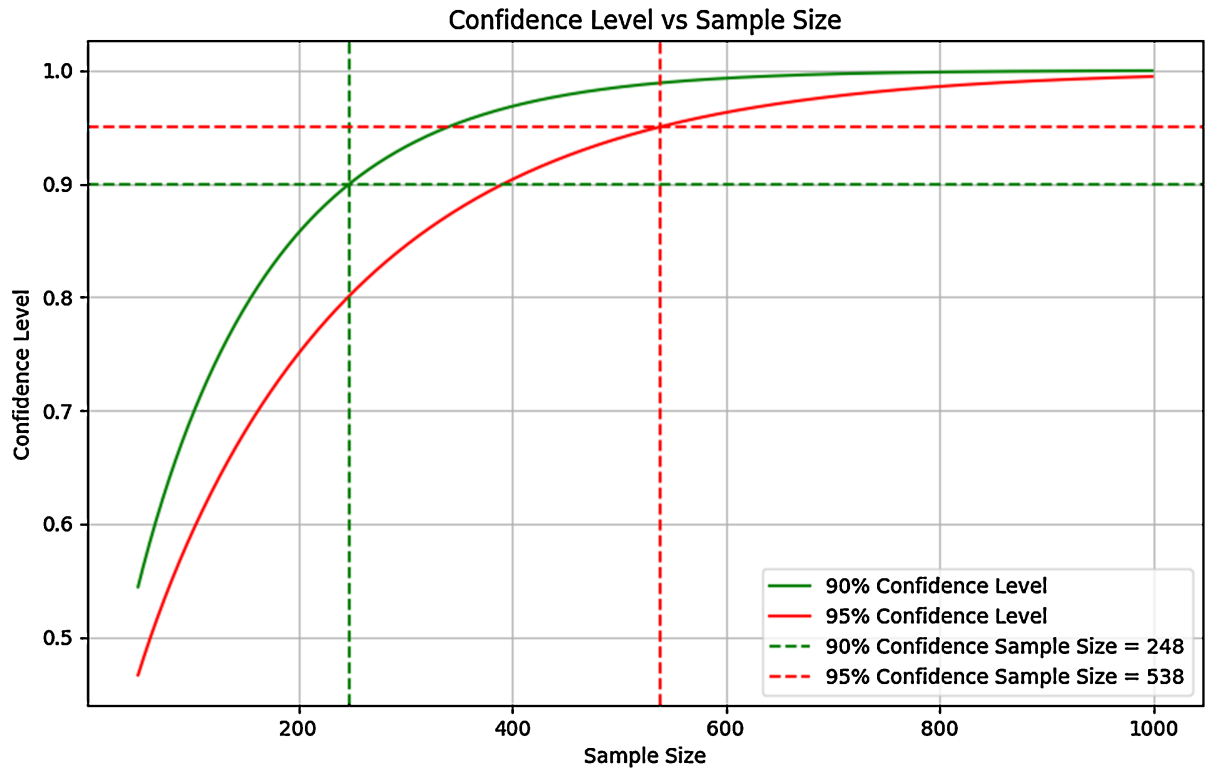


Figure 4. Variation of reliability with sample size
图 4. 信度随样本量变化的变化情况

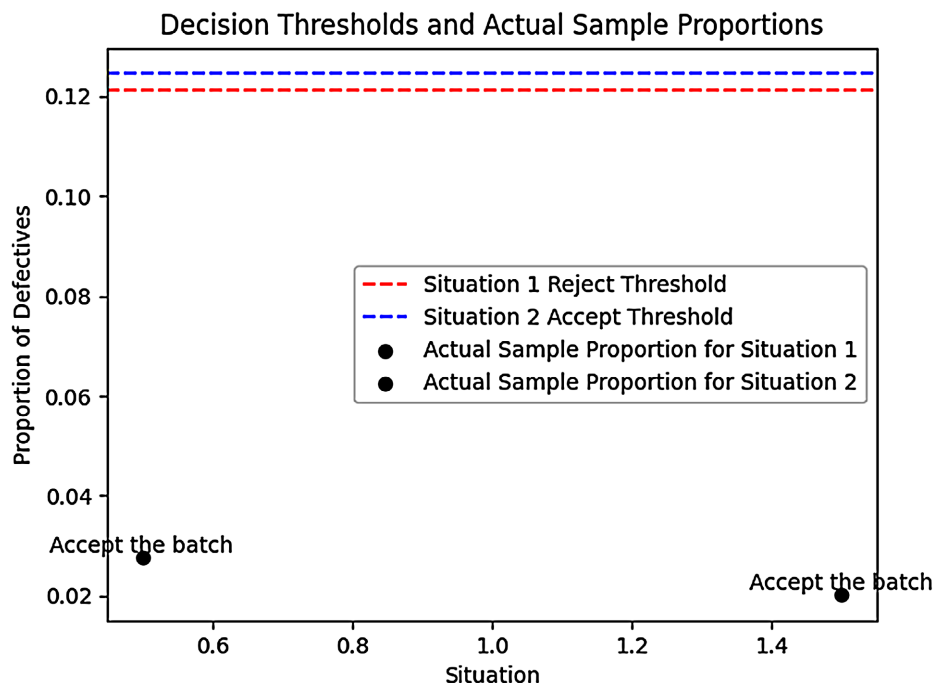


Figure 5. Decision threshold and actual sample proportion
图 5. 决策阈值和实际的样本比例

4.2. 模拟退火算法

4.2.1. 模拟退火算法的优化应用

模拟退火算法[2]是一种用于全局优化问题的随机化搜索算法，其灵感来源于物理学中的退火过程。该算法通过允许系统在初期以较高的概率接受次优解，逐步降低接受次优解的概率，最终收敛至全局最优解。这一算法特别适合处理存在多个局部最优解的问题，在本模型中应用于求解生产决策问题中的最优检测与拆解策略。其详细过程见图 6 所示。

Metropolis 准则是一个概率接受准则，主要作用是判定是否接受当前解作为新解。判断依据的概率公式如下：

$$p = \exp\left(-\frac{\Delta E}{KT}\right) \quad (6)$$

式中： K 为 Boltzmann 常数； T 为初始温度； E 指温度为 T 时，物体的内能； ΔE 为物体内能的变化量。

在模拟退火算法的实际使用中，对以上参数进行相应调整：

$$p = \exp\left(-\frac{\Delta F}{KT}\right) \quad (7)$$

式中： K 为 Boltzmann 常数； T 为控制参数； F 为目标函数值； ΔF 为目标函数变化量。

1. 温度参数的设置：算法通过初始温度(initial-temp = 1000)控制探索空间，随着迭代进行，通过降温因子(cooling-rate = 0.995)逐步降低搜索空间，使得解逐渐集中在最优解附近。该方法允许早期探索较大的解空间，避免陷入局部最优解。

2. 邻域解的生成：在每次迭代中，通过随机选择并改变决策变量(如是否检测、是否拆解)，生成新的邻域解。此过程确保了解空间的随机性，从而增加了发现全局最优解的可能性。

3. 接受准则：新的解只有在满足一定条件时才被接受。即使新解的目标函数值劣于当前解，算法仍可能以一定概率接受该解，防止算法过早陷入局部最优。

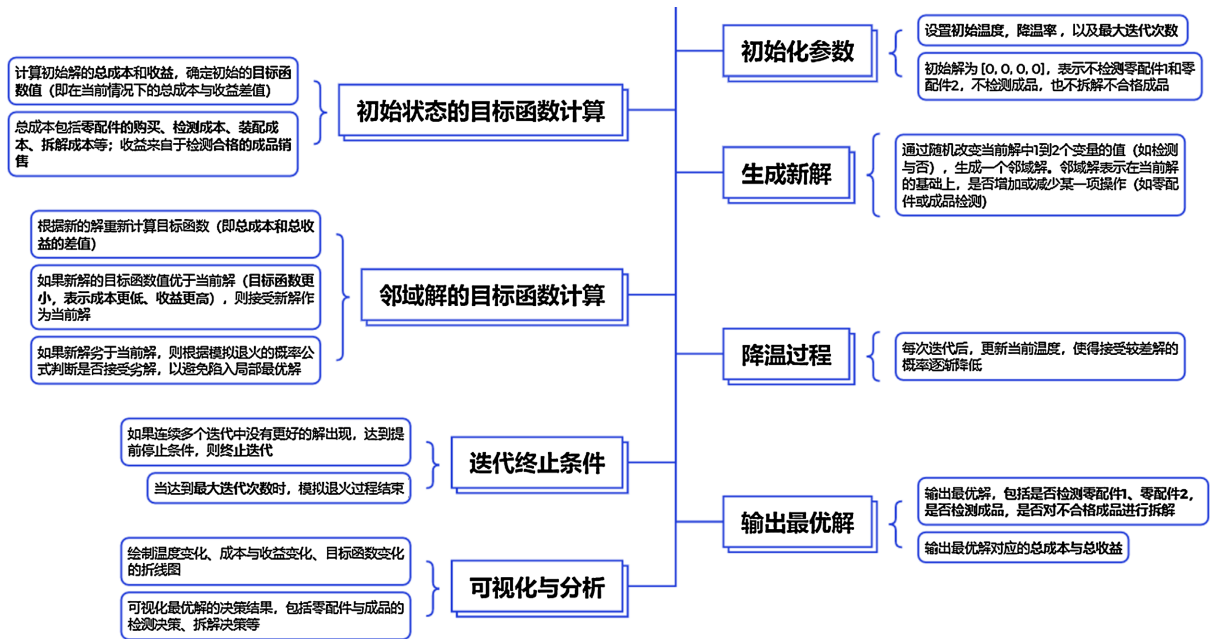


Figure 6. Flow chart of the simulated annealing algorithm for solution-finding

图 6. 模拟退火算法的求解流程图

4.2.2. 成本收益分析模型

该模型将生产过程中涉及的各项成本和收益进行了详细的建模, 目的是最小化总成本和最大化收益。通过综合考虑不同场景下的次品率、检测成本、装配成本、拆解成本、以及产品市场价值, 模型建立了一个全局的成本收益平衡关系, 并通过模拟退火算法进行优化。

1. 成本计算: 总成本包括零件和成品的检测成本($Cd1, Cd2, Cf$)、废弃成本($Cw1, Cw2, Cwf$)、装配成本(Cs)、成品不合格的调换成本(Cr)。这些成本项结合了具体的次品率($p1, p2, pf$), 从而形成了一个准确的成本评估模型。

2. 收益计算: 模型考虑了合格成品的市场价值(market value), 并通过合格率($1 - pf$)修正, 最终形成每个场景下的收益函数。

3. 目标函数: 目标函数由总成本和总收益构成, 其目标是 minimized 成本与收益之间的差值, 即目标函数 $= \alpha \cdot \text{总成本} - \beta \cdot \text{总收益}$ 。其中, α 和 β 是权重因子, 用于平衡成本与收益之间的关系。

4.2.3. 基于概率模型的次品率评估与决策

该模型通过对零部件和成品的次品率($p1, p2, pf$)进行建模, 结合不同场景下的次品率和市场收益, 生成了多维度的决策空间。每次迭代中, 通过改变是否检测、是否拆解的决策, 模型动态评估成本收益情况, 进而形成最优决策方案。

1. 废弃决策: 模型综合考虑了不合格产品的废弃率以及拆解策略对废弃率的影响, 通过多次检测与拆解机制, 优化了废弃成本与收益之间的平衡。

2. 邻域搜索与最优解选择: 通过邻域搜索, 不断调整各个决策变量(如检测和拆解), 找到使目标函数值最优的组合方案。

4.2.4. 多场景决策模型

该模型在不同场景下运行，场景参数包括不同的次品率、成本和市场价值等。每个场景代表了不同的市场和生产条件，通过对多个场景的处理，模型获得了最优决策方案，使其具有广泛的适用性与鲁棒性。

4.2.5. 模型的可视化

多场景决策模型的求解过程主要包括八个部分，具体见图 7 所示。

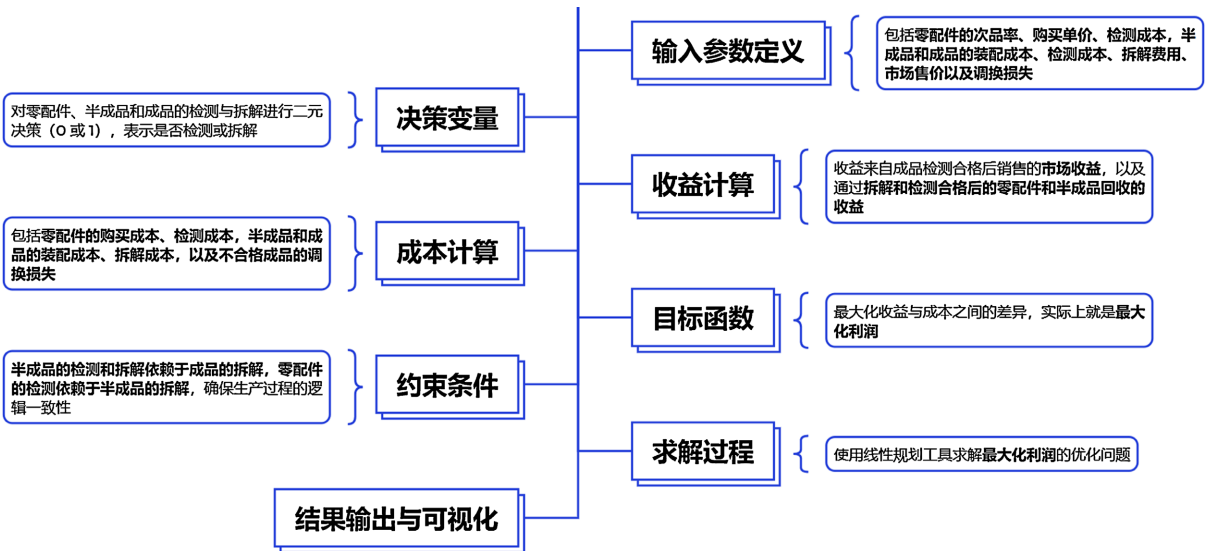


Figure 7. Solution-Finding Process of the Multi-Scenario Decision-Making Model

图 7. 多场景决策模型的求解流程

4.3. 决策的线性规划及动态规划模型

4.3.1. 线性规划模型的构建

线性规划[3]是一种数学优化技术，广泛应用于资源配置和生产计划问题中。在该模型中，通过使用 pulp 库，模型将生产过程中涉及的不同决策变量、成本项、收益项构建成目标函数并进行优化求解。其核心是最小化生产成本，同时最大化生产收益，并且遵循一系列约束条件。

1. 决策变量定义：模型中的决策变量包括零配件、半成品以及成品是否进行检测(如 PartDetect[i])、是否拆解不合格成品(如 Product Disassemble)等。这些二元变量(0 或 1)代表了生产中的可选操作，模型通过这些变量的取值来确定最优策略。

2. 目标函数构建：目标函数是最小化生产总成本并最大化收益的函数。该目标函数形式为：

$$\text{目标函数} = \alpha \cdot \text{总成本} - \beta \cdot \text{总收益}$$

其中， α 和 β 分别表示成本和收益的权重因子，通过控制这两个参数的大小，可以调整决策模型对成本和收益的关注度。

3. 成本项与收益项的建模：

成本项包括零配件的购买成本、检测成本、装配成本、拆解成本以及不合格成品的调换损失。

收益项基于成品合格率(由次品率决定)乘以成品的市场售价，考虑成品的市场价值后，得到生产过程的最终收益。

4.3.2. 成本-收益分析模型构建

成本-收益分析作为决策分析的关键手段,通过比较不同操作策略下的成本与预期收益,旨在选出经济效益最大化的方案。模型将每项决策(如检测、拆解等)的成本与收益紧密关联,通过评估不同决策组合的总成本与总收益,找到最优解。同时,该模型还考虑了零部件次品率对成品合格率及最终收益的影响,将检测成本、不检测潜在风险及拆解再利用的成本纳入量化分析,以全面评估不同检测与拆解策略的经济效益。

4.3.3. 动态不确定性优化

生产过程中,次品率与检测效果常伴随随机性和不确定性,模型通过量化这些不确定因素并融入动态优化理念[4],构建了一个次品率动态传递模型。该模型基于各环节间次品率的相互影响,逐步推导出半成品至成品的次品率,这种递进的概率计算方法有效提升了生产链次品率评估的真实性与准确性,更贴近实际生产情境。该传递关系为:

$$\text{成品次品率} = 1 - (1 - \text{半成品1次品率}) \times (1 - \text{半成品2次品率}) \times (1 - \text{半成品3次品率})$$

这种动态传递机制有效地捕捉了零部件对最终成品合格率的影响,使得决策更加精确。

4.4. 问题第二步和第三步模型的建立与求解

将第二步及第三步的模型进一步优化,具体思路见图8所示。

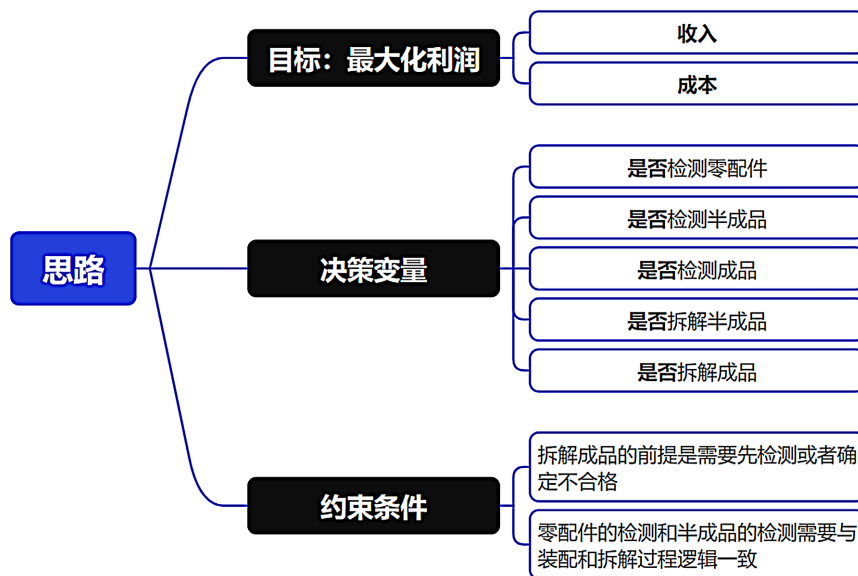


Figure 8. Problem-solving idea for the second step

图8. 问题第二步求解思路

4.4.1. 计算模型的建立

模型的核心任务是根据零配件和成品的次品率,选择是否进行检测,是否对不合格产品进行拆解,最大化总利润。同时,考虑市场需求和市场价格对利润的影响。具体的成本项包括:零配件和成品的检测成本、装配成本、不合格成品的调换损失、拆解不合格产品的成本、市场销售收益。

4.4.2. 递归优化模型

为了进一步优化不合格成品的处理过程,模型引入了递归[5]的思想,即当检测或调换不合格产品后,

将其重新投产，并再次进行检测和调换过程，从而使得不合格产品的损失尽可能降低。

每次递归中，模型会计算新的次品率、检测成本、装配成本、调换损失和收益。如果次品率仍然大于设定的阈值，则继续递归处理不合格产品，直至达到最大递归次数或不再产生不合格产品。

4.4.3. 模型的实验结果与分析

1. 模型输入

本文对五种不同情境进行了模拟实验，不同情境下的输入参数如零配件成本、次品率、检测成本、拆解成本等均有所不同。模型的输入参数包括：零配件和成品的次品率；市场需求量；零配件和成品的检测成本、装配成本、拆解成本；市场销售价格和调换损失。

2. 实验结果

模型通过递归计算得到了每种情境下的总成本、利润、调换损失、以及各阶段的决策过程。见表 3 展示了各情境下的计算结果。

Table 3. Target parameters and decision results
表 3. 目标参数及决策结果

情境编号	总成本	利润	调换损失	拆解决策	零配件 1	零配件 2	成品
1	10,120	2560	560	拆解	检测	检测	检测
2	11,300	2740	650	不拆解	检测	检测	检测
3	9850	2480	520	拆解	检测	检测	检测
4	12,600	2900	720	不拆解	检测	检测	检测
5	10,850	2650	580	拆解	检测	检测	检测

4.4.4. 模型的可视化

递归优化过程中，随着递归次数的增加，不合格产品的处理成本逐渐降低，从而使得利润逐步上升。图 9~12 展示了不同情境下利润随递归次数的变化趋势。

4.4.5. 模型的求解与决策方案

这一步通过构建一个递归成本收益优化模型，系统地解决了生产中的检测与拆解决策问题。模型能够有效地对多次调换、不合格产品处理进行优化，并通过递归的方式不断提升生产利润。实验结果表明，递归处理能够显著减少不合格产品带来的损失，提升整体收益。

1. 对于问题第二步：通过运行决策模型，得到的数据见表 4 和表 5 所示。

(1) 当次品率为 12.127440%时，见表 4；

(2) 当次品率为 12.441358%时，见表 5。

2. 对于问题第三步：通过运行决策模型，得到的数据见表 4 和表 5 所示。

(1) 当次品率为 12.127440%时：

零配件 1 到 8：全部检测；半成品 1 到 3：全部检测；成品均检测，不合格成品均拆解
利润(指标结果)：1582.15 元

(2) 当次品率为 12.441358%时：

零配件 1 到 8：全部检测；半成品 1 到 3：全部检测；成品均检测，不合格成品均拆解
利润(指标结果)：1576.13 元

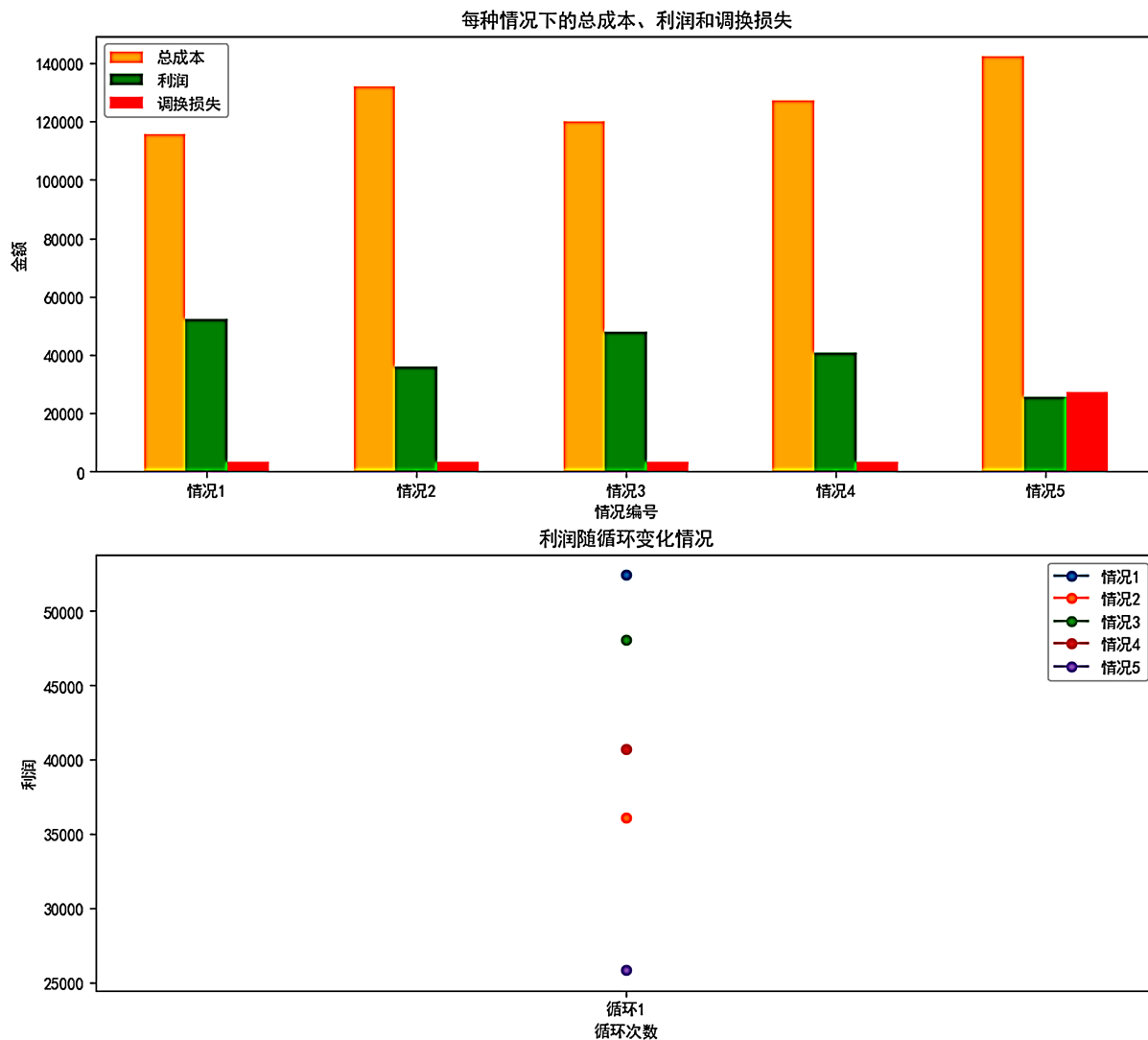
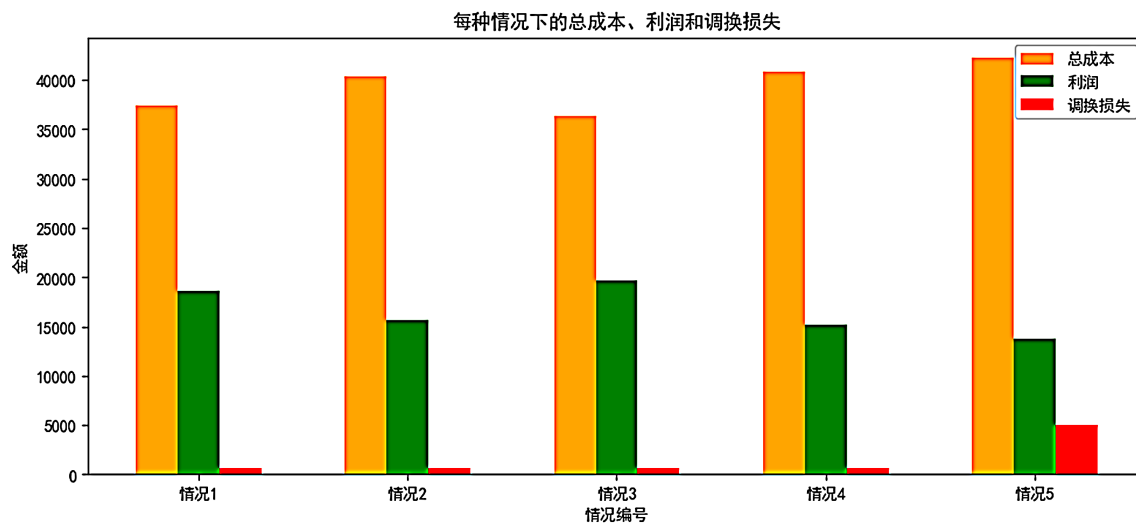


Figure 9. Diagram of total cost, profit and replacement loss under different conditions when the defect rate is 0.12127440
图 9. 次品率为 0.12127440 时不同情况的总成本、利润和调换损失表示图



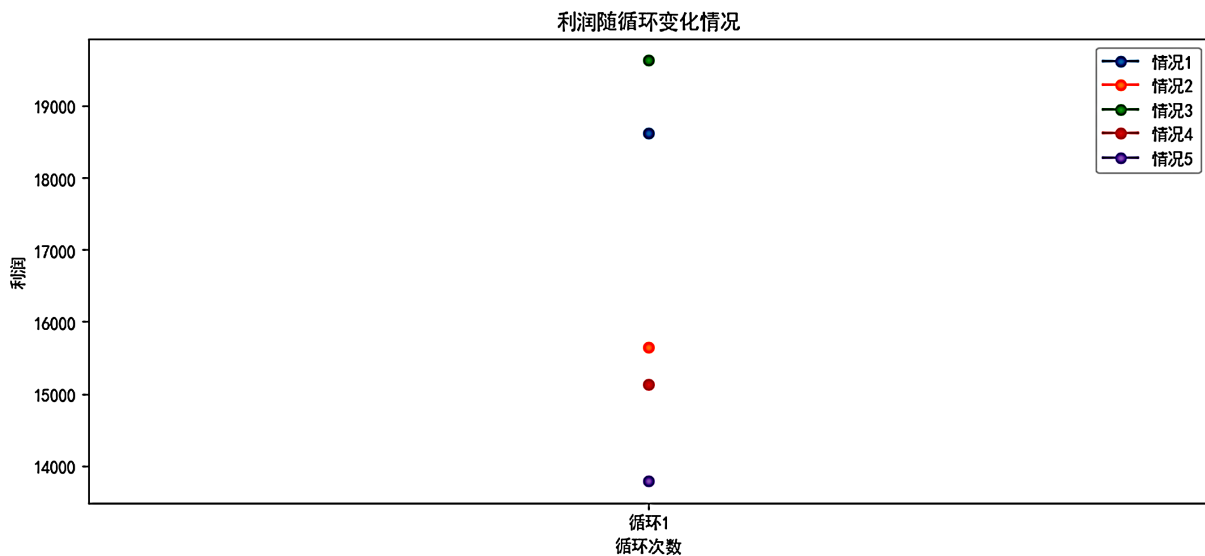


Figure 10. Diagram of total cost, profit and replacement loss under different conditions when the defect rate is 0.12441358

图 10. 次品率为 0.12441358 时不同情况的总成本、利润和调换损失表示图

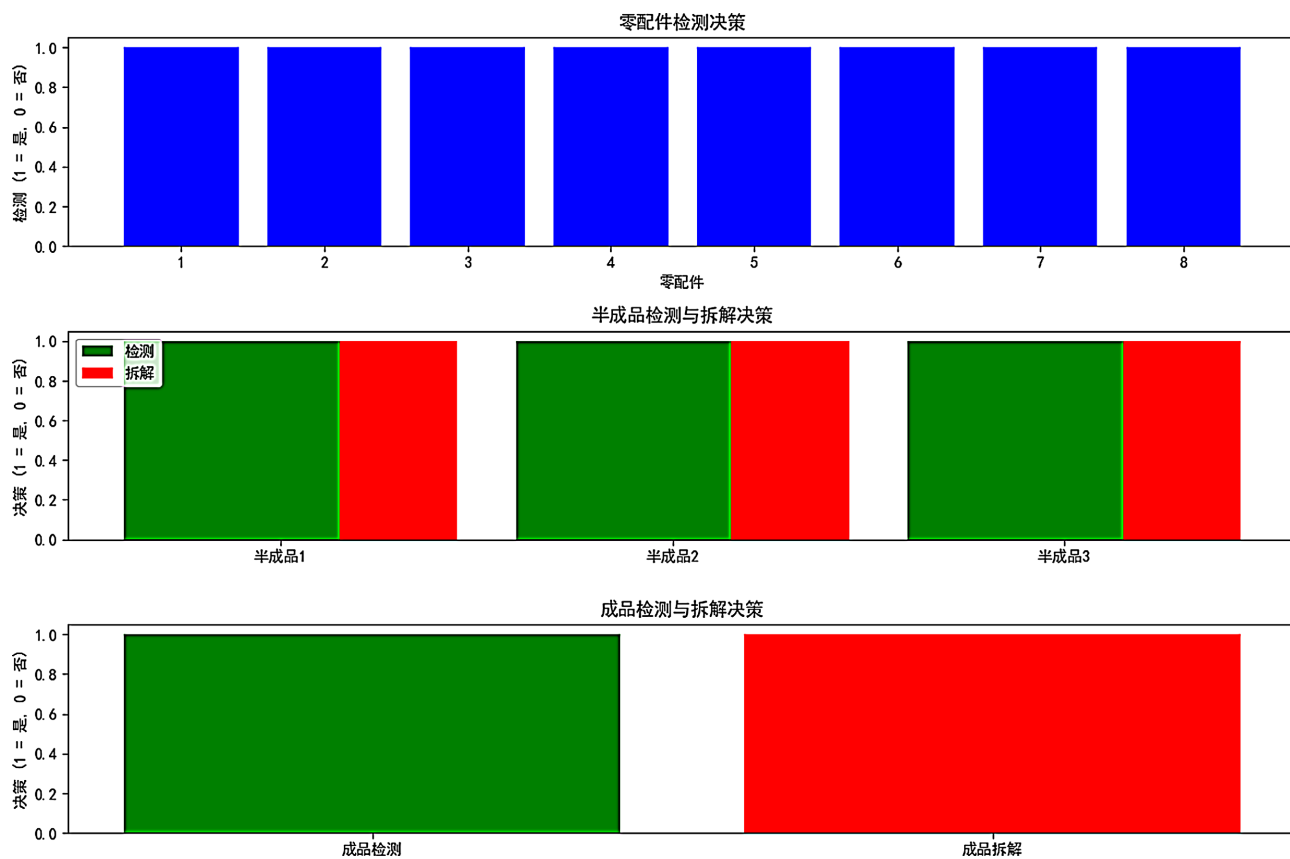


Figure 11. Decision visualization diagram of spare parts, semi-finished products and finished products when the defect rate is 0.12127440

图 11. 次品率为 0.12127440 时零配件、半成品和成品的决策可视化图

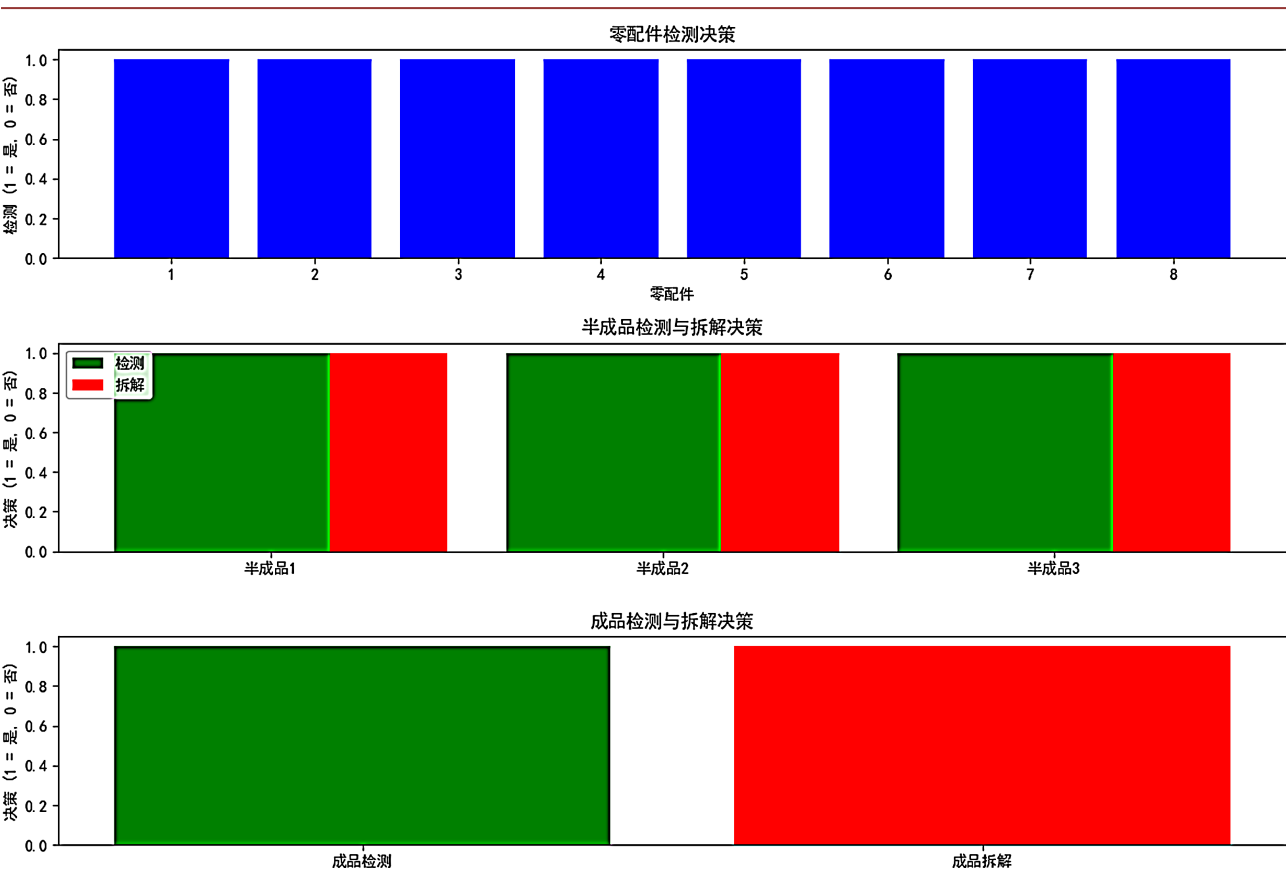


Figure 12. Decision visualization diagram of spare parts, semi-finished products and finished products when the defect rate is 0.12441358

图 12. 次品率为 0.12441358 时零配件、半成品和成品的决策可视化图

Table 4. Target parameters and decision results

表 4. 目标参数及决策结果

情境编号	总成本	利润	调换损失	零配件 1	零配件 2	成品	拆解决策
1	115,518.76	52,481.24	3417.62	检测	检测	检测	拆解
2	131,923.34	36,076.66	3417.62	检测	检测	检测	拆解
3	119,923.34	48,076.66	3417.62	检测	检测	检测	拆解
4	127,252.86	40,747.14	3417.62	检测	检测	检测	拆解
5	142,176.20	25,823.80	27,340.96	检测	检测	检测	拆解

Table 5. Target parameters and decision results

表 5. 目标参数及决策结果

情境编号	总成本	利润	调换损失	零配件 1	零配件 2	成品	拆解决策
1	37,368.55	18,631.45	622.07	检测	检测	检测	拆解
2	40,354.48	15,645.52	622.07	检测	检测	检测	拆解
3	36,354.48	19,645.52	622.07	检测	检测	检测	拆解
4	40,866.20	15,133.80	622.07	检测	检测	检测	拆解
5	42,220.68	13,779.32	4976.54	检测	检测	检测	拆解

3. 分析:

(1) 总成本:

从结果来看, 总成本随着拆解成本的增加而提高, 尤其是情况 5 中, 拆解成本从 6 元增加到 40 元, 导致总成本显著提高。此外, 零配件的检测成本和调换损失对总成本的影响也较大。

(2) 利润:

利润随着调换损失的增加而减少, 尤其在情况 5 中, 调换损失显著增加, 导致利润显著减少。利润最高的为情况 3, 得益于较低的检测成本和拆解成本。

(3) 调换损失

情况 5 的调换损失明显高于其他情景, 表明在高拆解成本和高调换损失的条件下, 次品的检测和处理决策对利润有更大的负面影响。

5. 模型评价与推广

5.1. 模型的优点

1. 样本量计算公式通过严谨的统计学方法计算得出的样本量, 能够确保研究结果的科学性和可靠性, 减少随机误差对研究结论的影响。

2. 模拟退火算法通过引入概率接受机制, 允许算法以一定的概率接受比当前解更差的解, 从而有机会跳出局部最优解, 搜索到全局最优解或更好的近似解。这种机制使得算法具有较强的全局搜索能力。

3. 动态优化能够灵活应对变化的环境和条件, 考虑时间因素和外部环境的变化, 在决策过程中进行调整和优化, 适用于处理复杂、多变的经济、工程和管理问题。

5.2. 模型的缺点

1. 样本量的计算涉及多个参数, 如总体标准差、置信水平、允许误差等, 这些参数的准确估计可能较为困难。尤其是当总体标准差未知时, 需要采用其他方法进行估计, 增加了计算的复杂性。

2. 模拟退火算法的性能受多个参数的影响, 如初始温度、温度下降速率、终止条件等。这些参数的选择对算法的收敛速度和求解质量有重要影响。然而, 由于问题的复杂性和多样性, 很难确定一组适用于所有问题的最优参数。因此, 在实际应用中需要根据具体问题进行参数调整和优化。

3. 动态优化通常需要处理大量数据和复杂模型, 导致计算过程复杂且耗时。在处理大规模、多维度的优化问题时, 尤其需要大量的计算资源和时间, 可能影响优化结果的实时性和准确性。

5.3. 模型的推广

1. 供应链管理涉及原材料采购、生产、分销、物流等多个环节。在本文中涉及的决策问题同样适用于供应链管理, 如供应商选择、库存策略、物流路径优化等。通过有效的决策, 企业可以实现供应链的协同运作, 提高整体效率和响应速度。

2. 在能源生产和环保领域, 本文所涉及的生产过程决策问题也具有重要意义。例如, 在能源生产过程中, 企业需要平衡能源供应与需求, 优化能源生产流程, 降低能耗和排放。在环保领域, 企业需要制定环保措施和方案, 以减少对环境的负面影响。

基金项目

1. JG251401D1, 项目名称: AI 辅助“强支撑、定制化、大开放”物理实验课程建设, 沈阳航空航天大学教学改革项目; 2. JG252002E2, 项目名称: 在创新性物理实验中开展课赛结合的研究与实践, 沈阳

航空航天大学教学改革项目；3.JG252002E2，项目名称：在创新性物理实验中开展课赛结合的研究与实践，沈阳航空航天大学教学改革项目。

参考文献

- [1] 李杰, 刘招, 毛钦男, 等. 贝叶斯决策优化水库分期抗旱调度策略研究[J]. 水力发电学报, 2023, 42(7): 96-107.
- [2] 陈春谊. 基于模拟退火算法的深中通道交通 5G 基站部署规划设计应用[J]. 通讯世界, 2024, 31(7): 42-44.
- [3] 屈磊飞, 代小平, 刘闯, 等. 基于线性优化模型的口门引水流量优化研究[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2025, 46(3): 61-68.
- [4] 张若楠. 机械结构动态优化的创新方法与实际应用研究[J]. 科技创新与生产力, 2024, 45(7): 127-129+132.
- [5] 何修齐, 田勇, 王倩, 等. 基于递归算法的航空器高空飞行绿色轨迹优化[J]. 航空计算技术, 2020, 50(2): 32-36+40.