

面向不确定性与系统复杂性的农作物种植策略优化研究

摘要

在乡村现代化与土地资源高效利用的背景下，本研究聚焦于农业生产中的资源配置优化问题。针对华北某山区乡村，旨在制定一个覆盖 2024 至 2030 年的最优农作物种植方案。该乡村的生产决策面临土地异质性、多重农艺规则以及田间管理便利性等一系列硬性约束，构成了一个复杂的约束优化环境。为应对此挑战，本文通过从静态确定性规划、风险规避下的鲁棒优化到动态仿真优化的递进式模型体系，旨在为该乡村提供兼顾经济效益最大化与风险稳健性的数据驱动型决策支持。

针对问题一，我们在所有经济与生产参数保持不变的确定性假设下，构建了一个混合整数线性规划（MILP）模型。该模型遵循微观经济学中厂商利润最大化原则，在给定的生产技术与资源下，求解最优生产组合。我们分别探讨了当边际产出超出市场预期时，产品滞销或以折价销售的两种情景。鉴于该组合优化问题的计算复杂性，我们设计并实现了一种修复式遗传算法进行求解。结果表明，在滞销情景下，七年最优总利润为 2987.65 万元；在降价出售情景下，该值可提升至 4191.35 万元。

针对问题二，题目放宽了确定性假设，引入了市场与生产环境中的不确定性。模型将亩产量、预期销售量和销售价格等关键参数处理为在预设区间内波动的随机变量。为管理由此产生的风险，我们建立了一个鲁棒优化模型，其目标从最大化期望利润转变为最大化风险规避下的年度平均保底利润。通过采用多种群遗传算法（MPGA）求解，并基于风险调整后收益（夏普比率）进行方案选择，最终确定了夏普比率最高（63.07）的种植方案。该方案在确保 4310.00 万元最低利润的同时，实现了 4415.00 万元的期望利润，获得了更优的风险-收益权衡。

针对问题三，我们在模型中进一步引入了市场动态反馈机制，以反映供给变化对市场均衡价格与要素成本的影响。通过构建基于价格与成本敏感度系数的仿真优化模型，我们分析了乡村作为市场参与者的行为对自身经济环境的反作用。模型继续使用多种群遗传算法，在集成了蒙特卡洛模拟的适应度评估框架下进行求解。最终得到的自适应种植策略，其预期七年平均总利润为 3902.05 万元。利润分布的统计分析显示，方案收益高度稳定，有 95% 的概率实现不低于 3865.18 万元的总利润。

为检验模型结果的稳健性，本文进一步执行了系统的灵敏度分析。分析识别出高价值作物的销售价格是影响确定性方案利润的关键因素。针对鲁棒模型，分析量化了不确定性范围与保底利润水平之间的关系，并通过后验模拟验证了鲁棒方案在降低收益波动方面的有效性。针对动态反馈模型，分析结果表明，将市场反馈机制纳入模型能够引导策略获得更高的期望收益，证实了模型设定的合理性。该系列分析增强了最终方案的可靠性，为其实际应用提供了支持。

关键字： 混合整数线性规划 鲁棒优化 仿真优化 修复式遗传算法 蒙特卡洛模拟 微观经济学 市场动态反馈机制

一、问题背景

在乡村振兴与农业现代化背景下，科学规划并高效利用有限土地，对保障区域粮食安全和促进乡村经济可持续发展至关重要。该问题涉及资源配置的运筹学建模，同时关联生态经济中的经济—生态系统相互作用和区域经济的内生增长机制。作物生产与品种选择受地域、气候和土壤等自然条件约束；其经济效益则依赖于市场需求、生产成本与销售价格等动态变量。基于此，需要制定兼顾经济产出最大化、生态稳定性与风险应对能力的长期种植策略。

本研究以华北某山区乡村为对象。该乡村兼具露天耕地与设施大棚等多类型土地资源，并受轮作制度、豆类种植比例及田间管理可及性等多重约束。上述现实因素构成了一个多维约束的决策环境。为此，本文采用系统的数学建模方法，构建覆盖 2024 至 2030 年的最优种植方案，以期为土地高效利用与经济稳健增长提供数据驱动的决策支持。

二、问题重述

问题一：在所有经济与生产参数取基准值且保持不变的条件下，针对 2024–2030 年规划期，求解最优种植结构以最大化七年累计利润。分别在两种需求情景下求解：(i) 产量超出预期的部分无法销售；(ii) 超出部分以基准价格的 50% 出售。

问题二：在问题一框架上引入参数不确定性。考虑预期销售量、单位面积产量、单位面积种植成本和销售价格在给定区间内的波动，设计一个在整个规划期内保持不变的单一种植方案，以收益—风险权衡为目标，提升方案鲁棒性，并在不利市场与生产情景下保持经济绩效稳定。

问题三：在问题二基础上纳入作物间的替代性与互补性，以及预期销售量、销售价格与种植成本的相关结构。基于这些关系的建模与放好着呢，求解可随市场参数变化更新的自适应种植策略，并与问题二的鲁棒方案进行对比评估。

三、问题分析

对于问题一，其在确定性前提下提出：研究对象为多周期、多地块、多品类的资源分配问题，且假定所有生产与市场参数为已知且恒定，目标为在规划期内实现累计利润最大化。该设定与古典微观经济学中厂商理论的理性与利润最大化假设一致，因此在既定资源与农艺约束下的最优决策过程可被视为对单一目标决策主体的数学建模。由此，

该问题可形式化为一个混合整数线性规划（MILP）模型，以便在约束条件下求解最优种植策略。

对于问题二，其本质上是将确定性优化推广到不确定情形：预期销量、单位产量、单位种植成本与销售价格作为在预设区间内波动的有界不确定量，且题设未给出其概率分布。因缺乏分布信息，基于概率分布的随机规划方法不可行，因此应采用仅依赖波动边界的建模策略，即鲁棒优化。鲁棒优化通过最大化最坏情形下的性能以体现风险规避倾向，相较于以期望收益为目标的方法更侧重最低收益保障与下行风险控制，从而在数据有限的条件下生成更为审慎且性能稳定的种植方案。

对于问题三，其在模型中引入作物间的替代性与互补性以及价格—需求反馈等系统性相互作用。由于这些相互作用产生显著的动态非线性，模型目标函数无法用封闭的解析表达式精确表示，故基于显式解析模型的优化方法（包括鲁棒优化）难以适用。因而应将该问题视为黑箱优化问题，并采用仿真—优化框架：首先构建能够再现关键市场与生产动态的高保真仿真器；其次采用不依赖问题解析形式的全局搜索算法在方案空间中寻优；最后通过仿真对所得自适应种植策略的性能与稳健性进行评估，并与问题二的鲁棒方案比较。

我们最终的框架如图1



图 1 整体框架

四、模型假设

为确保数学模型的有效性与针对性，并明确其适用边界，我们提出以下四条基本假设：

1. 模型所使用的全部历史数据均视为准确可靠。2023 年的产销数据被视为代表了市场的均衡状态。
2. 该乡村在农产品市场中被视为价格接受者。其自身的任何生产决策所导致的供给量变化，均不足以对该作物的市场结算价格产生实质性影响。
3. 模型的经济效益评估聚焦于种植环节。所有计划销售的农产品，无论是正常价格或降价销售，均假定在当季完成交易。模型不包含仓储、物流、交易损耗等生产后环节的成本与收益。
4. 在规划期内，所有种植活动所需的人力、设备、技术及其他生产资料均能得到充分供应，不构成生产决策的限制因素。

五、符号说明

表 1 符号说明

符号	说明
i, I	地块的索引与集合
j, J	作物的索引与集合
k, K	季节的索引与集合
y, Y	年份的索引与集合（2024-2030）
J_{bean}	所有豆类作物的集合
A_i	地块 i 的可用面积
C_j	作物 j 的单位面积种植成本
P_j	作物 j 的单位重量销售价格
Yield_j	作物 j 的单位面积产量
Demand_j	作物 j 的每季预期市场销售量
Past_{ij}	地块 i 在 2023 年是否种植了作物 j 的 0-1 参数
S_{ijk}	地块 i 在季节 k 是否适宜种植作物 j 的 0-1 参数
A_{\min}	单个地块上允许种植某种作物的最小面积阈值
N_j	作物 j 在单季内允许种植的最大分散地块数量
M	大 M 方法中的一个足够大的正数

六、数据预处理与分析

为构建有效的种植策略优化模型，首先需要对研究背景中涉及的基础数据进行系统性的分析与处理。本章将围绕耕地资源特性、农作物种植条件及经济效益指标三个核心维度展开，旨在明确模型构建所需的基本参数与约束条件。

6.0.1 数据预处理

由于部分数据在数据表中带有空格后缀，影响数据读取，因此需对于单元格格式进行修改，将空格全部替换删除后，进行后续数据分析及模型建立。

根据附件 2 给出的信息，2023 年智慧大棚第一季的数据均与普通大棚第一季的相同，利用给出的普通大棚第一季的数据将 2023 年智慧大棚第一季数据补全。

处理后的数据进行可视化后如图 2 所示，可见处理后无缺失值。

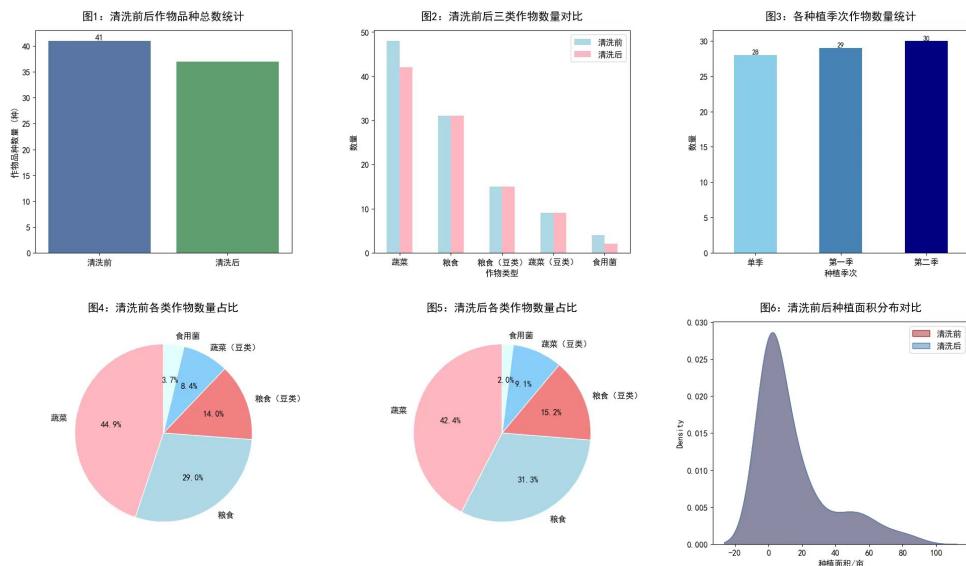


图 2 完整数据可视化

6.1 耕地资源分析

该乡村的耕地资源主要由露天耕地与大棚构成。根据附件数据，我们汇总了各类土地的面积与分布情况。图 3 直观地展示了不同类型土地资源的面积占比。

根据资料，不同类型的土地其物理特性与配套设施存在差异，从而决定了其适宜种植的作物类型与种植模式。

- 平旱地 (A)、梯田 (B) 与山坡地 (C): 这三类土地缺乏灌溉条件，农业生产完全依赖自然降水。此类土地环境适合种植耐旱、需水较少的单季粮农作物，不适宜水稻的生长。

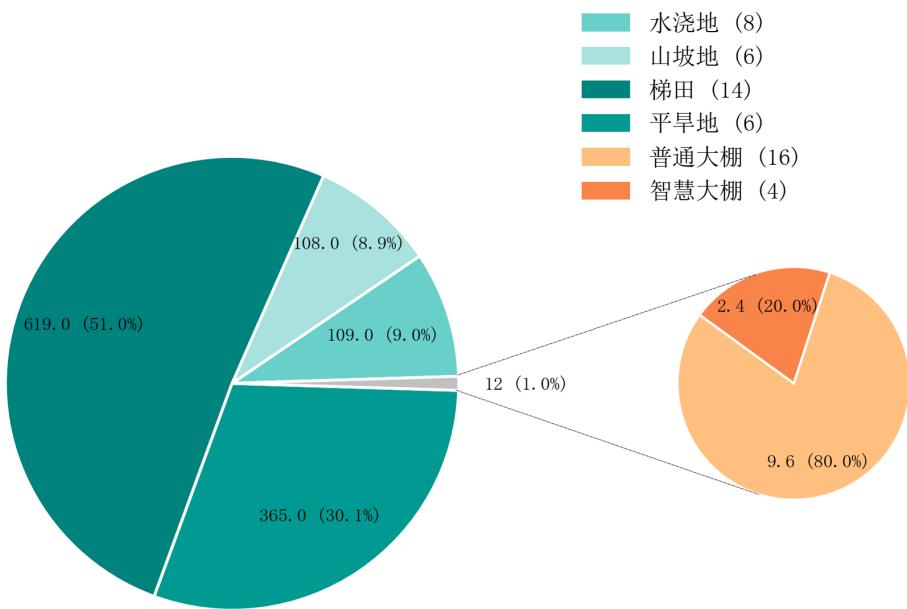


图 3 土地类型分布情况

- 水浇地 (D):** 该类土地具备完善的灌溉设施，能够保障作物生长所需的水分。由于水稻的生长周期较长，若种植水稻则为单季种植。此外，该地块也可用于两季蔬菜的种植。从水资源供给角度看，第一季水源充足，适宜种植需水量较高的蔬菜；第二季为满足耐寒和简化管理的需求，种植作物限定为大白菜、白萝卜或红萝卜中的一类。
- 普通大棚 (E):** 作为一种利用塑料薄膜或玻璃覆盖形成的设施农业，大棚内部形成了可控的小气候环境。其维护成本较高，因此不适宜种植附加值较低的粮食作物。棚内空间相对密闭，高温高湿的环境使得部分作物易受病虫害影响。同时，其土层较浅，不适合根系发达的蔬菜作物。因此，普通大棚适宜进行两季作物轮作，第一季可种植多种蔬菜，而第二季则种植对湿度和温度要求较低的食用菌。
- 智慧大棚 (F):** 作为普通大棚的升级版本，智慧大棚通过现代技术手段实现对棚内温度、湿度、光照等环境因子的实时监控与调控。优化的生长环境使其能够支持两季蔬菜的种植，从而提高土地利用效率与产出。

6.2 农作物种植条件分析

基于对土地特性的分析，我们进一步梳理了各类农作物的具体种植要求。不同作物在作物类别、适种耕地、耕种时序等方面存在明确的划分，这些构成了种植决策的基本约束。表??系统地总结了所有可选作物的种植要求。

从表??可知，作物的种植选择与土地类型和种植季节严格对应。例如，粮食作物主要在 A、B、C 类土地上单季种植，而蔬菜和食用菌则主要分布在 D、E、F 类土地上，并存在明确的季节划分。

表 2 优化后的农作物种植要求

作物类别	作物子类/名称	种植耕地	耕种时期
粮食	豆类(黄豆、黑豆、豌豆等)	A, B, C	单季种植
	谷物及薯类(小麦、玉米、南瓜、红薯等)	A, B, C	单季种植
	水稻	D	单季种植
蔬菜	豆类(豇豆、刀豆、芸豆)	D, E, F	第一、二季
	常见蔬菜(番茄、黄瓜、菠菜等)	D, E, F	第一、二季
	大白菜、萝卜	D	第二季
食用菌	榆黄菇、香菇、羊肚菌等	E	第二季

备注 A= 平旱地, B= 梯田, C= 山坡地, D= 水浇地, E= 普通大棚, F= 智慧大棚。

6.3 经济效益指标分析

为了对不同种植方案的优劣进行量化评估，需要分析各农作物的经济效益。我们基于 2023 年的相关统计数据，对该年度的作物总产量分布和单位亩利润进行了可视化分析。

图4展示了 2023 年各种农作物的总产量情况。从中可以看出不同作物在乡村农业生产中所占的比重。

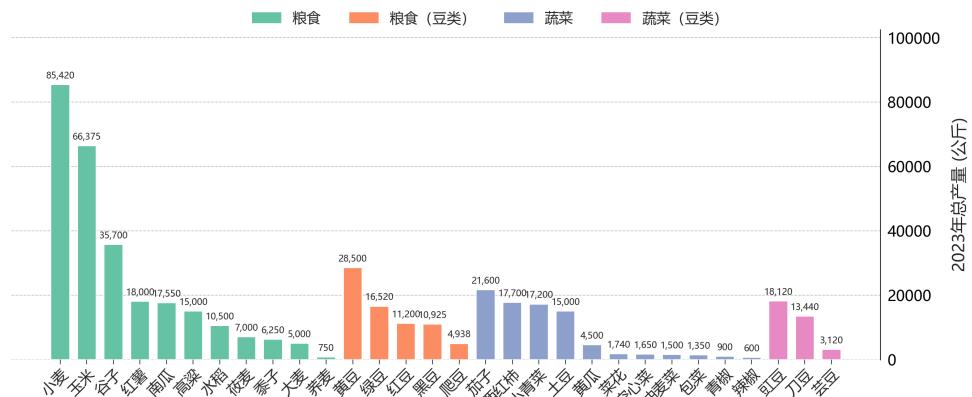


图 4 2023 年农作物总产量分布

图5则揭示了不同作物在 2023 年的单位亩利润水平。单位面积的盈利能力是衡量作物经济价值的核心指标。

为统一衡量标准，我们将单位亩利润作为评估经济效益的基础。对于任意一种作物 i ，其单位亩利润 P_i 的计算方式如下：

$$P_i = Y_i \times S_i - C_i \quad (1)$$

其中， Y_i 表示作物 i 的单位亩产量 (斤/亩)， S_i 表示其销售价格 (元/斤)， C_i 表示其单

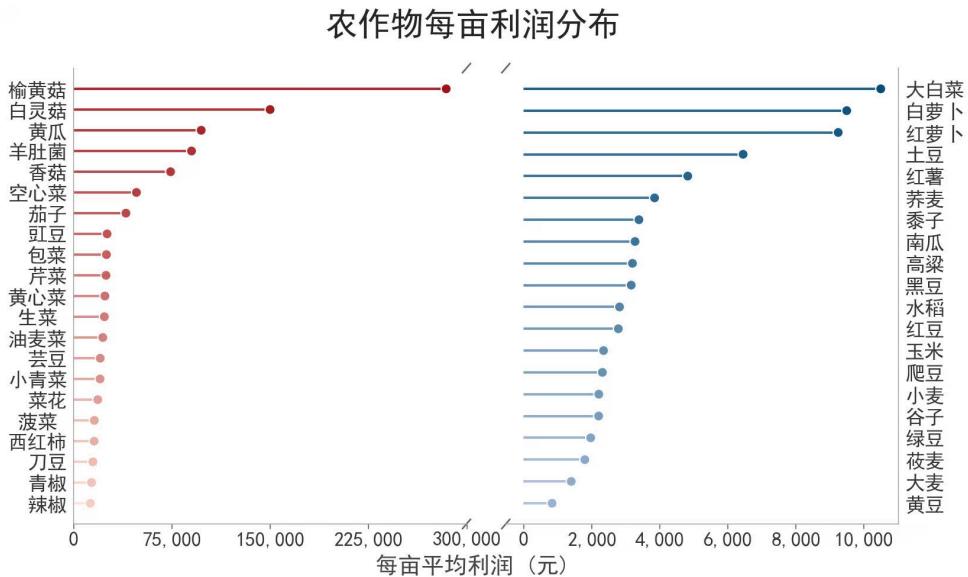


图 5 2023 年各作物单位亩利润

位亩种植成本（元/亩）。通过此公式，我们将原始数据转化为直接用于优化模型目标函数的关键经济参数。

综上所述，通过对耕地资源、作物种植条件和经济效益指标的系统分析与处理，我们为后续构建多目标、多约束的种植策略优化模型奠定了坚实的数据基础。

七、问题一：确定性环境下的多周期优化模型

问题一旨在为该乡村规划 2024 年至 2030 年共七年的农作物种植策略。从微观经济学视角看，这相当于将该乡村抽象为一个理性的经济主体，其在拥有固定的生产技术、资源和已知的市场参数条件下，追求长期利润的最大化。由于决策变量中既包含连续的种植面积，也包含是否种植的离散选择，该问题能够被构建为一个大规模的多周期混合整数线性规划（MILP）模型。本章将详细阐述该模型的构建、求解与分析过程，旨在为后续更复杂的分析提供一个确定性条件下的最优基准。

模型的顶层设计如图6所示，它展示了模型的输入、处理核心与输出。该框架整合了土地资源、作物属性、经济参数和农艺规则，通过 MILP 求解器进行优化，最终生成最优的七年种植方案与相应的经济效益预测。

7.1 模型构建

为将该乡村的长期种植规划问题转化为一个可求解的数学模型，我们构建了一个多周期混合整数线性规划（MILP）模型。该模型以古典微观经济学中的厂商理论为基础，将乡村视为一个追求长期利润最大化的理性决策主体。模型的构建过程遵循模块化原则，依次定义了决策变量、目标函数和约束条件三个核心部分。

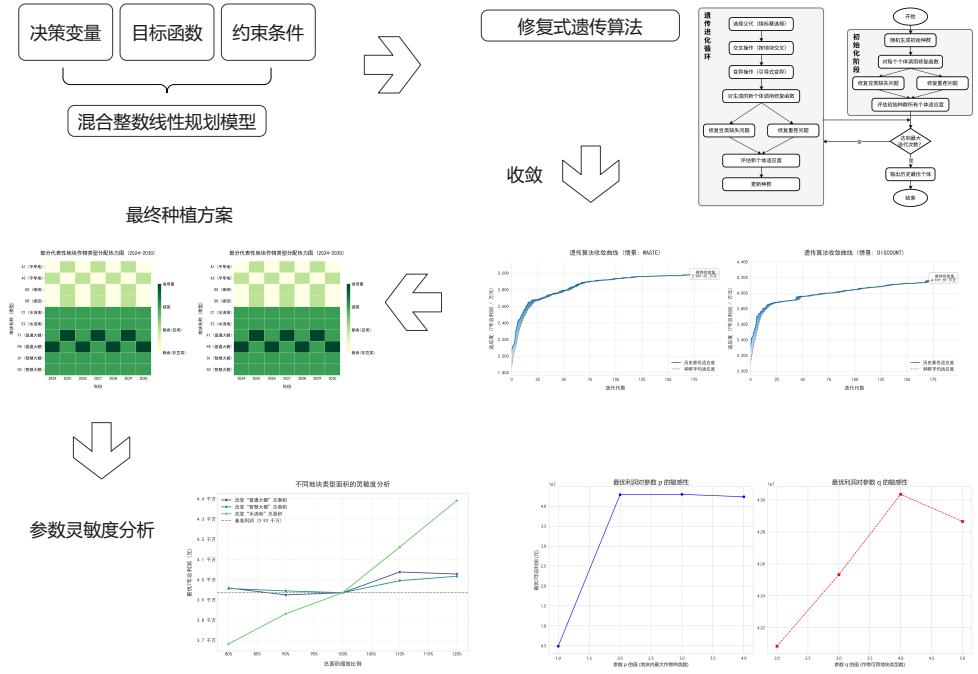


图 6 问题一的混合整数线性规划模型概念框架图。

7.1.1 决策变量

模型的决策核心在于如何在给定的时间和空间维度上分配种植资源。为此，我们定义了以下四组核心决策变量，它们共同构成了完整的七年种植方案：

- a_{ijk_y} : 一个连续变量，表示在年份 y 的第 k 季，于地块 i 上种植作物 j 的面积（亩）。
- x_{ijk_y} : 一个二进制变量，当 $a_{ijk_y} > 0$ 时为 1，否则为 0。它表示是否在年份 y 的第 k 季，于地块 i 上安排种植作物 j 。
- normal_{jy} : 一个连续辅助变量，表示年份 y 作物 j 未超出预期销售量的产量部分（斤）。
- over_{jy} : 一个连续辅助变量，表示年份 y 作物 j 超出预期销售量的产量部分（斤）。

7.1.2 目标函数

模型的总体目标是最大化 2024 年至 2030 年这七年间的累计总利润。总利润定义为总销售收入与总种植成本的差额。总种植成本的计算公式为：

$$\text{Cost} = \sum_{y \in Y} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} a_{ijk_y} \cdot C_{jy} \quad (2)$$

根据题目要求，针对超出预期销售量的农产品处置方式，分别构建了两种情景下的目标函数。

情景 1：超出部分滞销

在此情景下，任何超出预期销售量的产品均无市场价值，总收入仅来源于正常销售

部分。因此，目标函数 Z_1 定义为：

$$\text{Maximize } Z_1 = \sum_{y \in Y} \sum_{j \in J} (\text{normal}_{jy} \cdot P_{jy}) - \text{Cost} \quad (3)$$

情景 2：超出部分降价出售

在此情景下，超出预期销售量的产品可以按正常价格的 50% 进行销售，从而产生额外收入。因此，目标函数 Z_2 定义为：

$$\text{Maximize } Z_2 = \sum_{y \in Y} \sum_{j \in J} (\text{normal}_{jy} \cdot P_{jy} + \text{over}_{jy} \cdot (0.5 \cdot P_{jy})) - \text{Cost} \quad (4)$$

7.1.3 约束条件

为确保种植方案在现实中可实施、在农艺上合理、在生态上可持续，我们建立了系统的约束集。该约束覆盖土地、劳动力、用水与设施容量等物理资源上限。包含种植制度、轮作间隔与病虫害防控等农艺要求。纳入产销平衡、价格与合同约束、库存与流通能力等市场规则。加入土壤养分恢复、水资源红线与排放限额等长期生态限制。上述约束以可检验的数学形式（线性不等式与逻辑条件）进入模型，并在求解过程中严格满足。

1. 总产量与销售部分关联

为建立生产与市场销售之间的平衡关系，任何一种作物的年总产量必须等于其正常销售量与超预期销售量之和。同时，其正常销售部分的产量不能突破市场的预期销售量上限。

$$\sum_{i \in I} \sum_{k \in K} a_{ijk} \cdot \text{yield}_{jy} = \text{normal}_{jy} + \text{over}_{jy} \quad (\forall j \in J, y \in Y) \quad (5)$$

$$\text{normal}_{jy} \leq \text{sale}_{jy} \quad (\forall j \in J, y \in Y) \quad (6)$$

此外，所有与面积和产量相关的变量均需满足非负性。

$$a_{ijk}, \text{normal}_{jy}, \text{over}_{jy} \geq 0 \quad (7)$$

2. 决策变量关联

为确保二进制决策变量 x_{ijk} 与连续决策变量 a_{ijk} 的逻辑一致性，即仅当决定进行某项种植活动时 ($x_{ijk} = 1$)，相应的种植面积 (a_{ijk}) 才可为正，引入以下约束。其中， M 是一个足够大的正数， ϵ 是一个极小的正数，用以规定最小种植阈值。

$$a_{ijk} \leq M \cdot x_{ijk} \quad (\forall i, j, k, y) \quad (8)$$

$$a_{ijk} \geq \epsilon \cdot x_{ijk} \quad (\forall i, j, k, y) \quad (9)$$

3. 土地适宜性约束

农作物的生长对其环境有特定要求，因此任何种植安排都必须遵循农作物对土地类型和季节的适应性。

$$x_{ijk} \leq S_{ijk} \quad (\forall i, j, k, y) \quad (10)$$

4. 地块面积约束

任何地块在任一季节内，所有作物的种植面积之和不能超过该地块的物理总面积。

$$\sum_{j \in J} a_{ijk} \leq A_i \quad (\forall i \in I, k \in K, y \in Y) \quad (11)$$

5. 重茬约束

为了维护土壤健康和防止产量下降，模型禁止在同一地块连续两年种植同一种作物。该农艺规则通过引入辅助二进制变量 z_{ijy} 来实现，该变量用以标记作物 j 在年份 y 是否在地块 i 上种植过。

$$z_{ijy} \geq x_{ijk} \quad (\forall i, j, k, y) \quad (12)$$

$$\sum_{k \in K} x_{ijk} \geq z_{ijy} \quad (\forall i, j, y) \quad (13)$$

$$z_{ijy} + z_{ij,y-1} \leq 1 \quad (\forall i, j, y) \quad (14)$$

对于规划的起始年份 2024 年，此约束需与 2023 年的种植历史数据 $H_{ij,2023}$ 进行衔接。

$$z_{ij,2024} + H_{ij,2023} \leq 1 \quad (\forall i, j) \quad (15)$$

6. 豆类种植约束

基于豆类作物能够固氮改良土壤的特性，规定所有地块在任意连续三年周期内，必须至少安排一次豆类作物的种植。

$$\sum_{j \in J_{\text{legume}}} (z_{ij,y} + z_{ij,y+1} + z_{ij,y+2}) \geq 1 \quad (\forall i, y \in \{2024, \dots, 2028\}) \quad (16)$$

此约束的初始条件也需要结合 2022 年和 2023 年的历史种植数据进行调整，以保证规则的完整性。

7. 分散性约束

为提高耕作效率和方便田间管理，对种植方案的作物分布施加限制。首先，在同一

季节，每个地块内种植的作物种类不应超过预设上限 p 。

$$\sum_{j \in J} x_{ijk} \leq p \quad (\forall i, k, y) \quad (17)$$

其次，为避免单一作物过于分散地种植，规定在同一季节，每种作物允许种植的地块类型数量不应超过预设上限 q 。此约束通过引入辅助二进制变量 w_{jtky} 实现，该变量标记作物 j 是否在年份 y 的 k 季种植于类型为 t 的土地上。

$$x_{ijk} \leq w_{jtky} \quad \text{where } t = \text{Type}(i) \quad (\forall i, j, k, y) \quad (18)$$

$$\sum_{i \in I, \text{Type}(i)=t} x_{ijk} \geq w_{jtky} \quad (\forall j, t, k, y) \quad (19)$$

$$\sum_{t \in T} w_{jtky} \leq q \quad (\forall j, k, y) \quad (20)$$

7.1.4 优化模型的整合呈现

基于前文对各组成要素的定义，现给出混合整数线性规划模型的完整表述。该表述包含决策变量、目标函数，以及关于市场、土地、农艺与管理的全部约束。由此形成用于求解最优种植方案的数学框架。模型的总目标为最大化总利润 Z 。针对题目中超售产品处置的两种情景， Z 的计算公式分别定义如下：

- **情景 1 (滞销):** $Z = \sum_{y \in Y} \sum_{j \in J} (\text{normal}_{jy} \cdot P_{jy}) - \text{Cost}$
- **情景 2 (降价出售):** $Z = \sum_{y \in Y} \sum_{j \in J} (\text{normal}_{jy} \cdot P_{jy} + \text{over}_{jy} \cdot (0.5 \cdot P_{jy})) - \text{Cost}$

其中，总成本 $\text{Cost} = \sum_{y \in Y} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} a_{ijk} \cdot C_{jk}$ 。

完整的优化模型表述为：

$$\text{Maximize } Z \quad (21)$$

$$\text{subject to } \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} a_{ijk} \cdot \text{yield}_{jy} = \text{normal}_{jy} + \text{over}_{jy} \quad \forall j, y \quad (22)$$

$$\text{normal}_{jy} \leq \text{sale}_{jy} \quad \forall j, y \quad (23)$$

$$a_{ijk} \leq M \cdot x_{ijk} \quad \forall i, j, k, y \quad (24)$$

$$a_{ijk} \geq \epsilon \cdot x_{ijk} \quad \forall i, j, k, y \quad (25)$$

$$x_{ijk} \leq S_{ijk} \quad \forall i, j, k, y \quad (26)$$

$$\sum_{j \in J} a_{ijk} \leq A_i \quad \forall i, k, y \quad (27)$$

$$z_{ijy} \geq x_{ijk} \quad \forall i, j, k, y \quad (28)$$

$$\sum_{k \in K} x_{ijk} \geq z_{ijy} \quad \forall i, j, y \quad (29)$$

$$z_{ijy} + z_{ij,y-1} \leq 1 \quad \forall i, j, y \quad (30)$$

$$z_{ij,2024} + H_{ij,2023} \leq 1 \quad \forall i, j \quad (31)$$

$$\sum_{j \in J_{\text{legume}}} (z_{ij,y} + z_{ij,y+1} + z_{ij,y+2}) \geq 1 \quad \forall i, y \in \{2024, \dots, 2028\} \quad (32)$$

$$\sum_{j \in J} x_{ijk} \leq p \quad \forall i, k, y \quad (33)$$

$$x_{ijk} \leq w_{jtk}, \quad t = \text{Type}(i) \quad \forall i, j, k, y \quad (34)$$

$$\sum_{i \in I, \text{Type}(i)=t} x_{ijk} \geq w_{jtk} \quad \forall j, t, k, y \quad (35)$$

$$\sum_{t \in T} w_{jtk} \leq q \quad \forall j, k, y \quad (36)$$

$$a_{ijk}, \text{normal}_{jy}, \text{over}_{jy} \geq 0 \quad \forall i, j, k, y \quad (37)$$

$$x_{ijk}, z_{ijy}, w_{jtk} \in \{0, 1\} \quad \forall i, j, t, k, y \quad (38)$$

7.2 模型求解与算法设计

前文构建的混合整数线性规划模型，因其决策变量众多、约束条件复杂且相互交织，构成了一个典型的 NP-Hard 组合优化问题。该问题的解空间随着规划年限和地块数量的增加而呈指数级增长，导致传统的精确求解方法，如穷举搜索，在计算上是不可行的。尽管商业或开源的精确求解器（如 CBC、Gurobi）理论上能够找到全局最优解，但在面对如此大规模的实例时，其求解时间往往难以接受，且建模过程相对繁琐。因此，为了在有限时间内获得高质量的可行解，本文设计并实现了一种启发式算法进行求解，其框

架如图7所示。

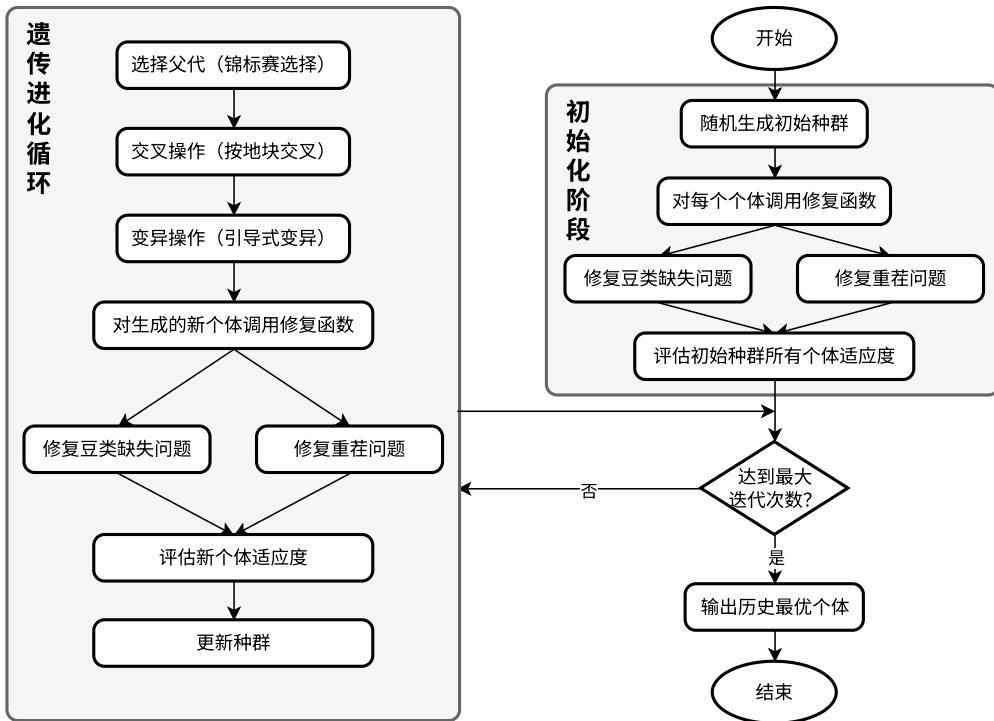


图 7 修复式遗传算法框架

7.2.1 算法选择与基本原理

在算法选型阶段，我们评估了多种方案。初步尝试的基础遗传算法依赖于惩罚函数来处理约束，但实践表明，由于本模型存在大量严格的“硬”约束（例如重茬和豆类轮作），随机生成的初始解几乎全部违反约束。这导致适应度函数被巨大的惩罚项主导，使得算法难以在广阔的不可行域中有效搜索，收敛性能不佳。

为了克服这一挑战，我们最终选择采用一种**修复式遗传算法**。该方法的核心思想是将领域知识，即模型的各项约束规则，内嵌到一个确定性的“修复函数”中。遗传算法强大的全局搜索能力得以保留，同时通过修复机制保证了在进化的每一个环节（包括种群初始化、交叉和变异之后），所有个体都始终是满足核心约束的可行解。这种设计将算法的搜索焦点从“如何避免违反约束”转移到“如何在可行域内寻找更优解”，从而显著净化了搜索空间，极大地提升了算法的收敛效率和稳定性。

7.2.2 修复式遗传算法实现细节

解决方案编码

为了直观地表示一个完整的七年种植计划，我们采用结构化的字典对染色体进行编码。其基本格式为：年份：季节：地块名称：作物名称。例如，一个个体中的solution[2025][1]['A1']

=’玉米’，明确表示 2025 年第一季在 A1 地块种植玉米。此编码方式不仅便于理解，也为后续的遗传算子操作提供了便利。

适应度函数

适应度函数直接定义为问题所追求的七年总利润，其计算方式与目标函数一致。根据两种不同的市场情景（超出部分滞销或折价出售），我们实现了相应的收入计算逻辑。由于所有核心约束均由修复函数处理，适应度函数中不包含任何惩罚项，确保了其评估的纯粹性，即直接反映解的经济效益。

修复函数

修复函数是本算法的关键所在，它在种群初始化以及每次交叉和变异操作后被调用，以确保所有个体始终满足农艺要求。该函数主要执行两项修复任务：

- **修复重茬问题：**算法会遍历方案中的所有地块和年份，检查是否存在与前一年种植相同作物的情况。一旦发现重茬，系统将从一个预先定义的、不包含前一年作物的合法候选作物列表中，随机选择一种进行替换。
- **修复豆类缺失问题：**算法会遍历所有地块的每一个三年窗口期（起始于 2023 年）。若发现某个窗口期内未能满足至少种植一次豆类作物的要求，系统将强制在该窗口期内的某一年随机选择一个季节，将原定作物替换为一种合法的、且不与前一年构成重茬的豆类作物。

遗传算子

- **选择：**采用经典的锦标赛选择机制。每次从种群中随机选择 k 个个体（本文设 $k = 3$ ），并将其中适应度最高的个体选入下一代种群的父代池。
- **交叉：**设计了按地块交叉的策略。以一定的交叉概率，随机选择若干地块，然后交换两个父代个体在这些选定地块上的完整七年种植历史，从而生成子代。
- **变异：**采用引导式变异。随机选择方案中的若干基因位点（即某个地块在某年某季的种植决策），并从一个预先筛选好的、针对该地块和季节的“合法作物列表”中随机选择一种新作物进行替换。这种方式保证了变异操作本身不会引入明显不合理的种植安排。

主要超参数设置

通过多次调试与实验，我们为算法设定了一组表现良好的关键超参数，具体如下：种群大小为 100，最大迭代代数为 200，交叉概率为 0.8，变异概率为 0.2。

7.3 求解结果与分析

基于上述模型与算法，我们分别对情景一（超出部分滞销）和情景二（超出部分降价出售）进行了求解。本节将展示算法的收敛性能、最优种植方案的构成以及各类作物的具体产量安排。

7.3.1 算法收敛性分析

为了验证修复式遗传算法的有效性，我们追踪并记录了其在 200 次迭代过程中的适应度变化。如图8所示，横轴为进化代数，纵轴为七年总利润。图中展示了每一代种群的历史最优适应度与平均适应度。

在两种情景下，最优适应度曲线快速上升，并分别收敛于 2987.65 万元与 4191.35 万元。这表明算法能在有限迭代内找到高质量解。平均适应度曲线平稳增长。两条曲线在后期逐渐趋近，说明种群整体向最优解集中，形成稳定收敛。

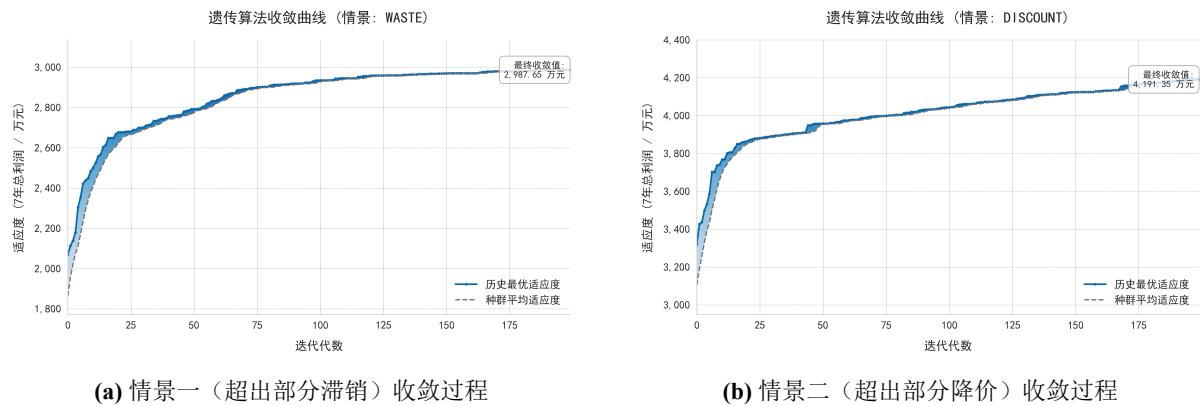


图 8 两种情景下修复式遗传算法的适应度收敛曲线。

7.3.2 最优种植方案

算法求解得到的最优七年种植方案细节繁多，为了直观地展示其时空分布特性，我们采用热力图进行可视化，如图9所示。热力图的纵轴代表 34 个露天耕地地块和 20 个大棚，横轴为 2024 至 2030 年。图中不同颜色对应不同的农作物，清晰地展示了各项作物在不同地块间的轮作模式。

从图中可以观察到，高价值作物（如蔬菜、食用菌）优先被分配到生产效率更高的大棚和水浇地。同时，豆类作物（如大豆）的种植被周期性地安排在各地块中，严格满足了三年至少种植一次的农艺要求。整体方案在空间上呈现出一定的聚集性，有利于规模化管理。

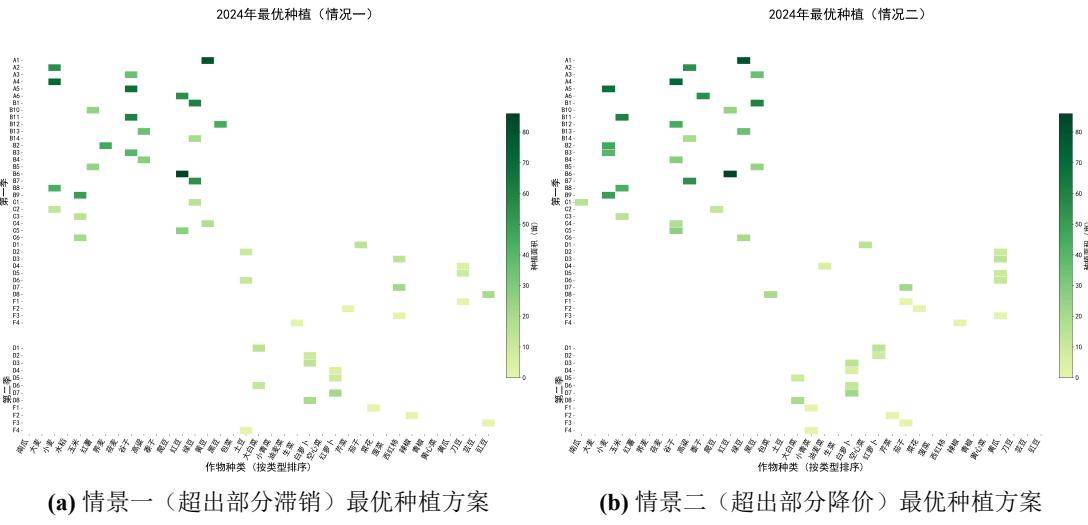


图 9 两种情景下 2024-2030 年最优种植方案时空分布热力图。

八、问题二：不确定性环境下的鲁棒优化模型

面对未来市场与生产环境中的不确定性，原有的确定性优化模型已不再适用。问题二的核心要求，是从寻求单一情景下的最优解，转变为在众多可能的未来情景中，制定一个能够抵御风险、综合表现稳健的种植策略。为此，本章建立了一个鲁棒优化框架，如图10所示。该框架的目标是在所有预设的不确定性扰动下，寻求一个能够保障最低利润水平的种植方案。

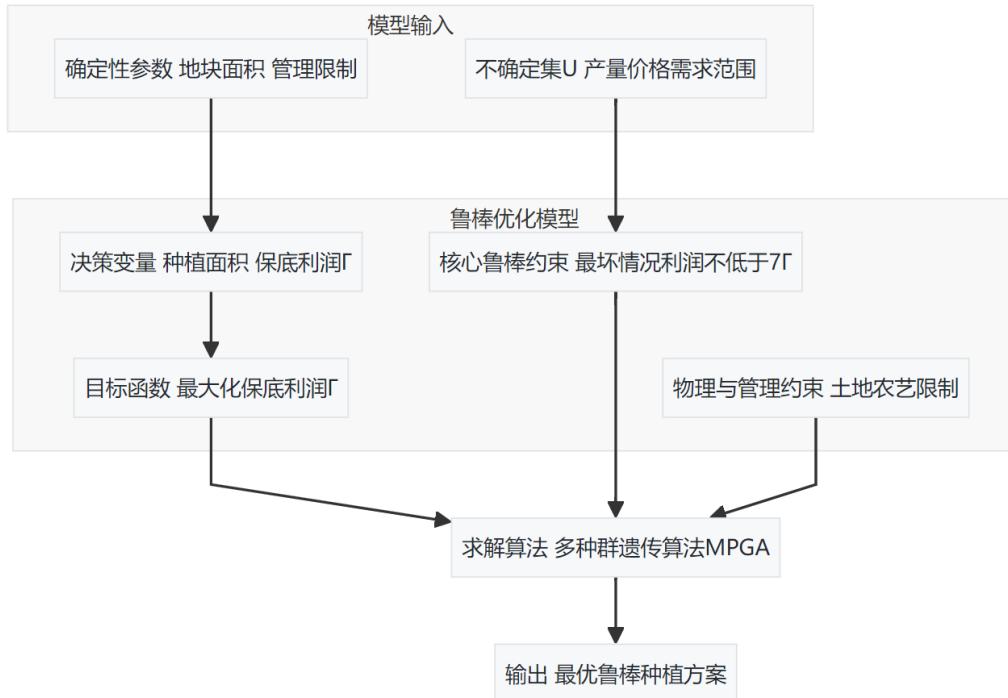


图 10 鲁棒优化框架

8.1 模型构建

我们选择以问题一中的情景二作为市场基础反应机制，即产量超出预期的部分按正常价格的 50% 销售。我们认为这种设定比完全滞销更能反映现实市场的供需调节能力，并在此基础上构建鲁棒优化模型。

8.1.1 参数与不确定集

模型参数分为确定性与不确定性两类。地块面积 A_i 、地块内作物种类上限 p 、作物跨地块类型上限 q 等属于确定性参数。另一部分关键参数则是不确定的，它们在一个预设的区间（即不确定集 U ）内波动。

- **亩产量 ($yield_{jy}$)**: 受气候等因素影响，年亩产量在上一年度基准值的 90% 至 110% 之间波动。
- **预期销售量 ($sale_{jy}$)**: 小麦和玉米的需求呈增长趋势，年增长率介于 5% 至 10%；其他作物的年需求量则在上一年度基准值的 95% 至 105% 之间变动。
- **种植成本 (C_{jy})**: 成本被视为确定性增长，每年递增 5%。
- **销售价格 (P_{jy})**: 粮食类价格稳定；蔬菜类价格每年增长 5%；羊肚菌价格每年下降 5%；其他食用菌价格年下降率介于 1% 至 5% 之间。

8.1.2 决策变量与目标函数

本模型的核心决策变量是在年份 y 的第 k 季，于地块 i 上种植作物 j 的面积 a_{ijk_y} ，以及相应的二进制变量 x_{ijk_y} 。此外，引入辅助变量 $normal_{jy}$ 和 $over_{jy}$ 分别表示正常销售和降价销售的产量。

区别于传统优化模型，本模型引入了一个关键的决策变量 Γ ，它代表七年规划期内的年度平均保底利润。整个优化模型的目标，是最大化这个在最坏情况下依然能够实现的年度平均保底利润 Γ 。

$$\text{Maximize } \Gamma \quad (39)$$

8.1.3 约束条件

为实现上述目标，模型建立在一系列约束之上，其中核心是鲁棒约束。

1. **核心鲁棒约束**: 该约束是鲁棒优化的关键。它要求在不确定集 U 内的任何一种场景组合下，七年的累计总利润都不得低于由保底利润 Γ 定义的总目标值。

$$\sum_{y \in Y} \text{Profit}_y \geq 7 \cdot \Gamma, \quad \forall (yield, sale, C, P) \in U \quad (40)$$

其中，年度利润 Profit_y 的计算方式为：

$$\text{Profit}_y = \sum_{j \in J} (\text{normal}_{jy} \cdot P_{jy} + \text{over}_{jy} \cdot 0.5 \cdot P_{jy}) - \sum_{i,j,k} a_{ijk} \cdot C_{jy} \quad (41)$$

2. 产量与销售关联约束：作物的总产量等于正常销售量与降价销售量之和，此关系在所有可能的亩产量场景下均须成立。

$$\sum_{i,k} a_{ijk} \cdot \text{yield}_{jy} = \text{normal}_{jy} + \text{over}_{jy}, \quad \forall j, y, \forall \text{yield}_{jy} \in U_{\text{yield}} \quad (42)$$

3. 鲁棒化的正常销售上限约束：为确保方案的可行性，正常价格销售的产量部分不应超过在任何需求波动下都能实现的最低预期销售量。

$$\text{normal}_{jy} \leq \underline{\text{sale}}_{jy}, \quad \forall j, y \quad (43)$$

其中 $\underline{\text{sale}}_{jy}$ 是作物 j 在年份 y 的预期销售量下限。

4. 物理与管理约束：此部分约束与问题一基本一致，包括决策变量关联、土地适宜性、地块面积限制、重茬约束、豆类轮作要求以及作物分散性限制。

8.2 模型求解：多种群遗传算法

为求解上述随机优化问题，我们采用了多种群遗传算法（Multi-Population Genetic Algorithm, MPGA）。标准的遗传算法在处理复杂解空间时，可能因种群多样性过早丧失而收敛到局部最优解。多种群遗传算法通过将整个种群划分为若干个并行的、相对独立的子种群来应对这一挑战。每个子种群独立进行选择、交叉和变异等进化操作，这种并行搜索机制有助于维持整个种群的探索能力。具体机制如图11所示。

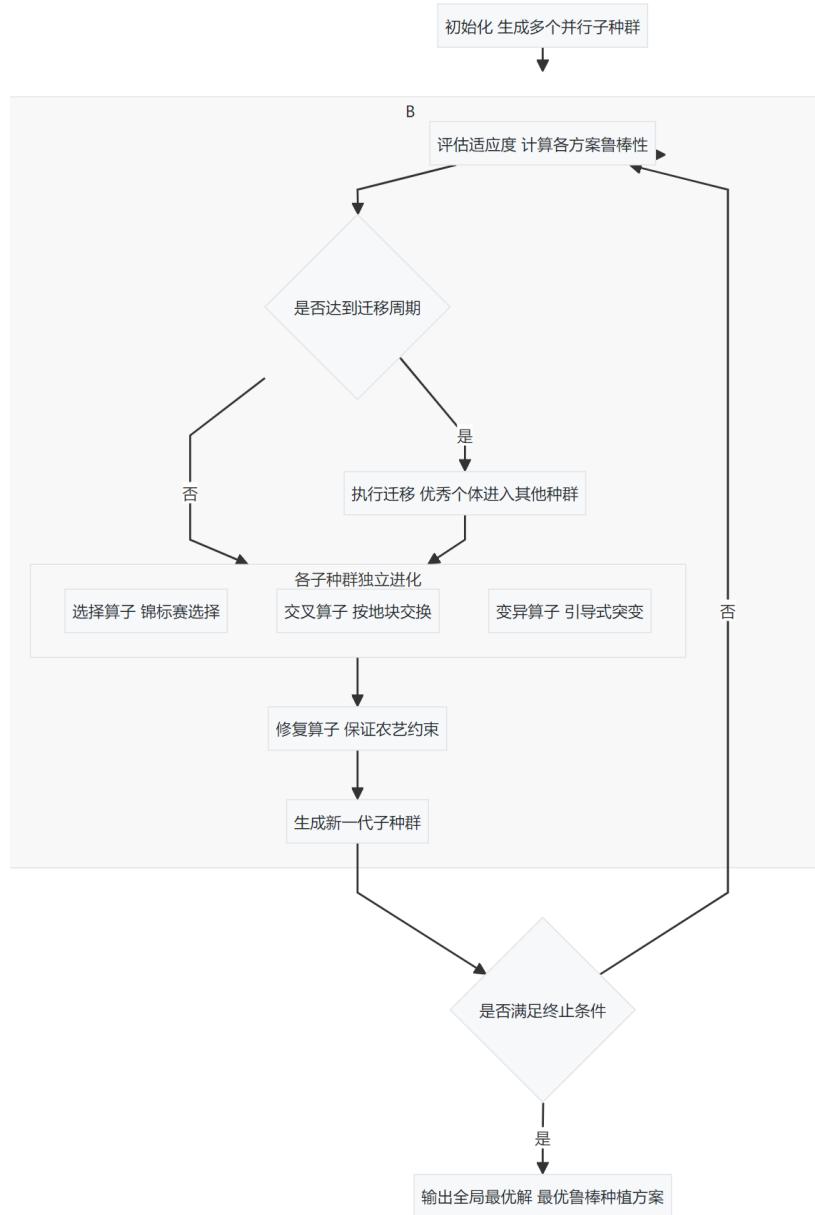


图 11 遗传算法迁移算子

为促进子种群之间的信息交流，避免各个子种群陷入孤立的局部最优点，算法还引入了迁移算子。该算子以预设的代数间隔，将优势子种群中的最优个体迁移到其他子种群中，以替换其中的较差个体。这种机制使得各个子种群的优良基因得以在整个大种群中扩散，从而引导算法向全局更优的区域探索。图12展示了多种群遗传算法相对于标准遗传算法在收敛性能上的优势。标准算法可能在早期就陷入停滞，而多种群算法则能够持续优化，最终收敛到质量更高的解。

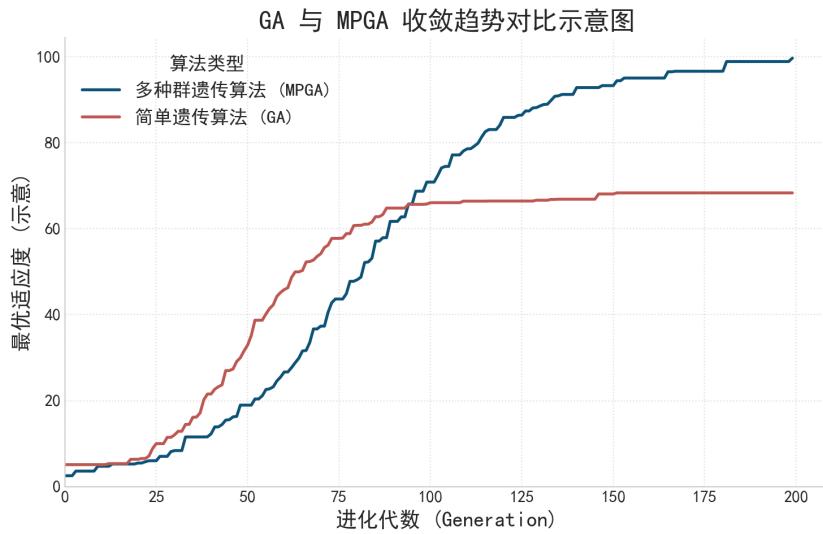


图 12 多种群遗传算法与标准遗传算法收敛过程对比

算法的实现细节中，解决方案的编码、遗传算子与问题一保持一致。此外，为保证所有生成的解始终满足农艺要求，算法在每次交叉和变异操作后，均调用修复函数来处理重茬与豆类轮作这两项硬性约束。

8.3 结果与分析

8.3.1 多方案评估与最优决策

由于风险偏好系数 a 的取值直接影响最终方案的风险收益特征，我们选取了 $a \in \{0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9\}$ 五个代表性的水平，并对每个水平独立运行 MPGA 优化，得到了一系列位于有效前沿上的候选方案。表3汇总了这些方案在期望利润、最低利润、风险以及夏普比率四个核心指标上的表现。

表 3 不同风险偏好下的方案性能指标

风险系数 a	期望利润 (百万元)	最低利润 (百万元)	风险 (标准差, 百万元)	夏普比率
0.10	41.50	40.35	0.77	53.90
0.30	42.75	41.50	0.83	51.51
0.50	43.60	42.40	0.80	54.50
0.70	44.15	43.10	0.70	63.07
0.90	44.80	43.50	0.87	51.49

数据显示， $a = 0.7$ 对应的方案在各项指标中取得了最佳的综合平衡。该方案的夏普比率达到 63.07，在所有候选中最高，表明其风险调整后的收益效率最优。同时，该方案的风险水平（标准差 0.70 百万元）为所有候选中最低，而其期望利润（44.15 百万

元) 和最低利润 (43.10 百万元) 均处于高位。图13也直观展示了各方案在不同指标下的表现。基于此综合评估，我们将 $a = 0.7$ 的方案确定为问题二的最终推荐方案。

不同风险偏好下的核心指标灵敏度分析

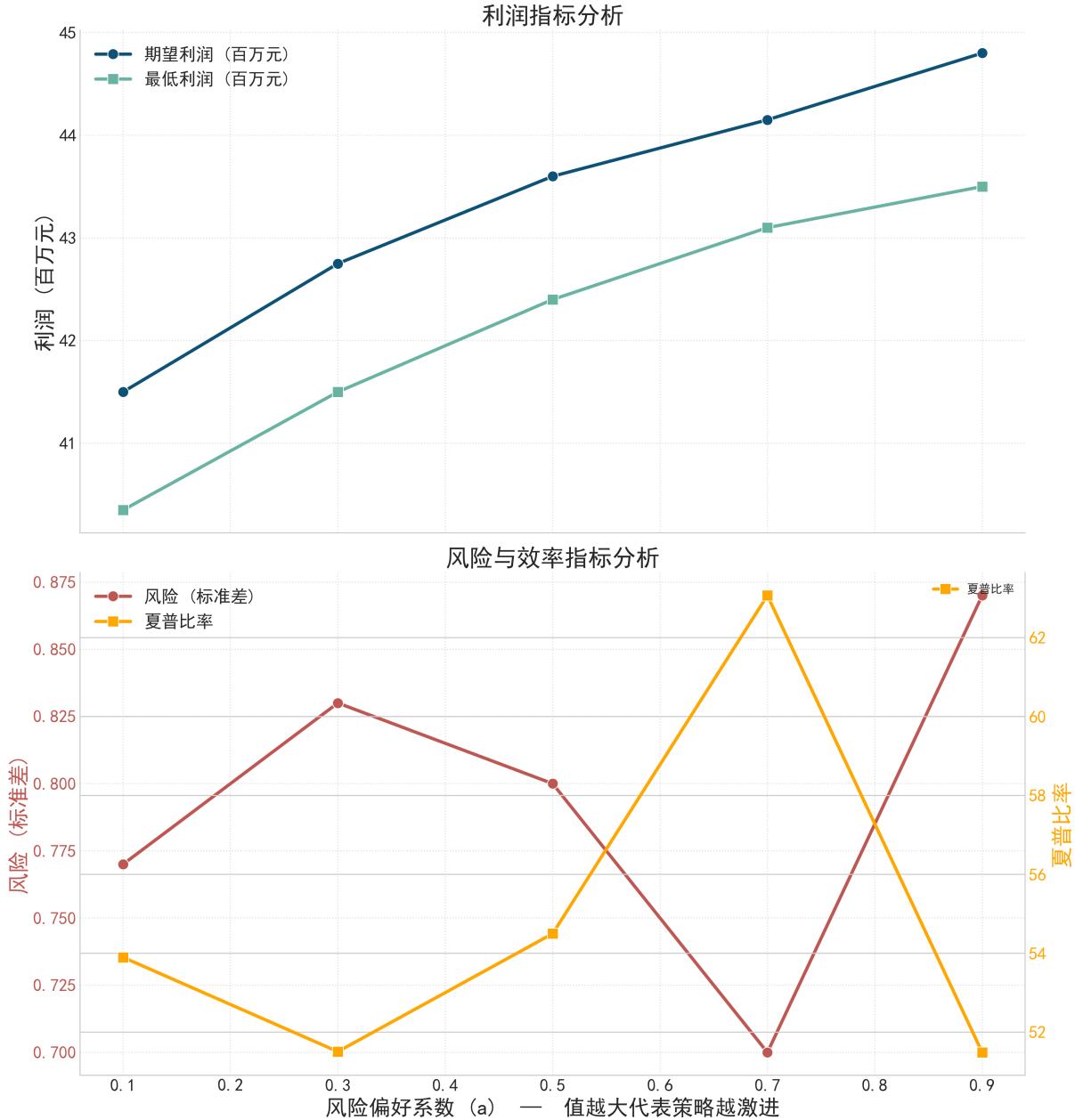


图 13 多指标灵敏度分析组合图

8.3.2 最优方案鲁棒性验证

为验证本章所提出鲁棒优化方案的有效性，我们将其与问题一（情景二）中得到的确定性优化方案进行了对比。两个方案在 10000 个相同的随机未来情景下进行模拟测试，其最终利润的统计分布如图14所示。

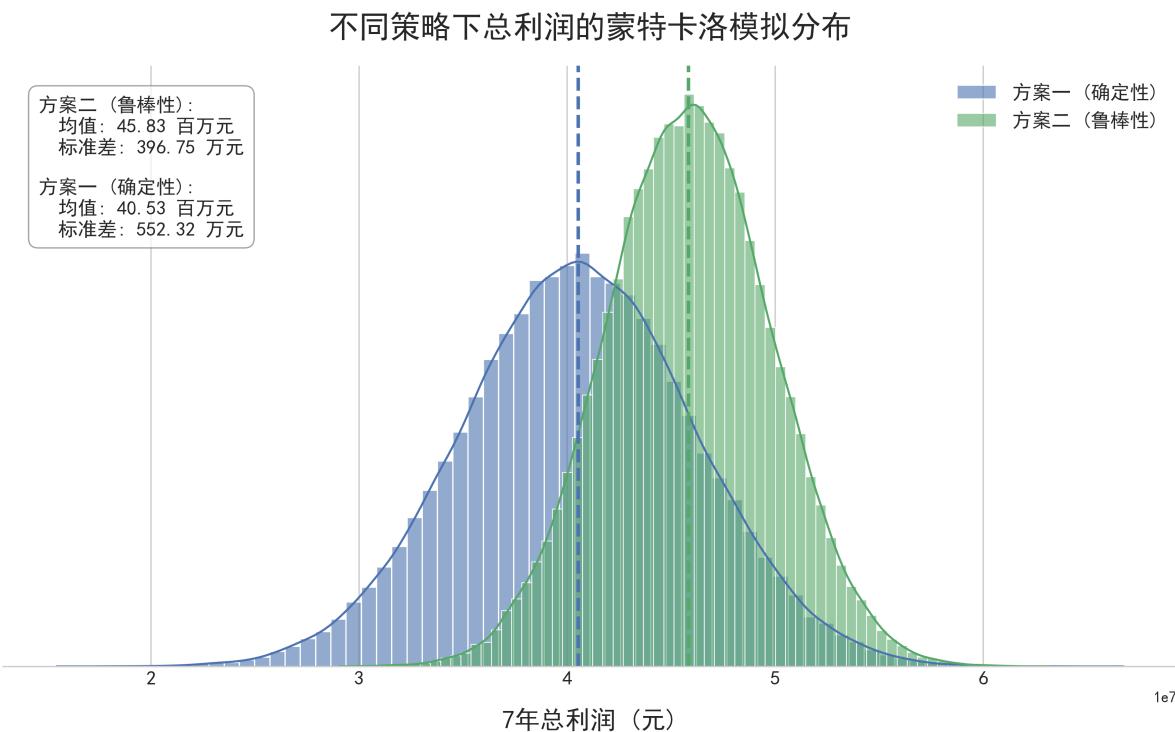


图 14 鲁棒方案与确定性方案的利润分布对比

模拟结果表明，问题一的确定性方案在不确定环境下的期望利润为 40.53 百万元，利润标准差为 5.52 百万元。相比之下，本章得到的鲁棒优化方案，其期望利润提升至 45.83 百万元，而利润标准差则降低至 3.97 百万元。这一结果有力地证明，通过在优化过程中系统性地考虑不确定性，所得到的鲁棒方案不仅显著降低了未来收益的波动风险，同时也通过把握市场增长趋势，获得了更高的期望收益，其综合性能远优于确定性模型下的最优解。

九、问题三：考虑市场动态反馈的种植策略优化

9.1 问题分析与建模思路

问题二的分析是在假定市场参数的未来变化独立于乡村自身种植决策的前提下进行的。然而，在真实的经济环境中，一个区域的供给变化会对其产品的市场价格产生影响；同理，对生产资料需求的集中增加也可能推高其成本。问题三的核心即在于将这种种植决策与市场参数之间的动态反馈关系纳入模型。

为此，我们对问题二的模型框架进行拓展。基本思路是，将销售价格与种植成本的一部分变化设定为种植规模的函数。一个种植方案的总产量，将反作用于该方案在评估期内的价格与成本参数，从而影响其最终的利润表现。为实现这一目标，我们引入了量化市场反应程度的敏感度系数，并在保留原有随机波动的基础上，构建了一个更能反映市场规律的动态评估体系。由于这种反馈关系的存在，问题的求解变得更为复杂，因此

我们延续并改进了在问题二中行之有效的模拟优化方法，即采用多群体遗传算法，通过大规模随机模拟来寻找在动态市场反馈下表现最优的种植方案。

9.2 动态反馈模型的建立

9.2.1 市场反馈机制的数学表达

为了将产量变化对价格和成本的影响进行数学描述，我们引入了价格敏感度系数 p_j 和成本敏感度系数 q_j 。这两个系数分别代表当作物 j 的七年平均年产量 \bar{Q}_j 相较于 2023 年的基准销量 S_j^{base} 超出 10% 时，所引起的价格下降百分比和成本上升百分比。基于此，可定义单位超产所对应的价格调整率 α_j 和成本调整率 β_j ：

$$\alpha_j = \frac{p_j}{0.1}, \quad \beta_j = \frac{q_j}{0.1} \quad (44)$$

在任意一个随机情景 s 下，作物 j 的基准价格为 $P_{s,j}$ ，基准成本为 $C_{s,j}$ 。当种植方案确定后，其平均年产量 \bar{Q}_j 也随之确定。此时，考虑了市场反馈的调整后价格 P'_j 和成本 C'_j 由下式计算得出：

$$P'_j = P_{s,j} \cdot \left(1 - \alpha_j \cdot \max \left(0, \frac{\bar{Q}_j - 1.1 \cdot S_j^{\text{base}}}{S_j^{\text{base}}} \right) \right) \quad (45)$$

$$C'_j = C_{s,j} \cdot \left(1 + \beta_j \cdot \max \left(0, \frac{\bar{Q}_j - 1.1 \cdot S_j^{\text{base}}}{S_j^{\text{base}}} \right) \right) \quad (46)$$

敏感度系数的取值基于对不同作物市场特性的判断。粮食作物作为必需品，其需求价格弹性较小，因此设定其价格敏感度 $p_{\text{grain}} = 0.1\%$ 。蔬菜与食用菌的需求弹性相对更大，分别设定 $p_{\text{veg}} = 0.15\%$ 和 $p_{\text{fungi}} = 0.2\%$ 。在成本方面，粮食和蔬菜的种子、种苗市场供应体系成熟，生产要素供给弹性大，因此设定其成本敏感度 $q_{\text{grain/veg}} = 0.05\%$ 。食用菌的菌种市场相对较小，产量的大幅增加可能导致上游成本的明显上涨，故设定其成本敏感度 $q_{\text{fungi}} = 0.1\%$ 。这些参数的设定如图15所示。

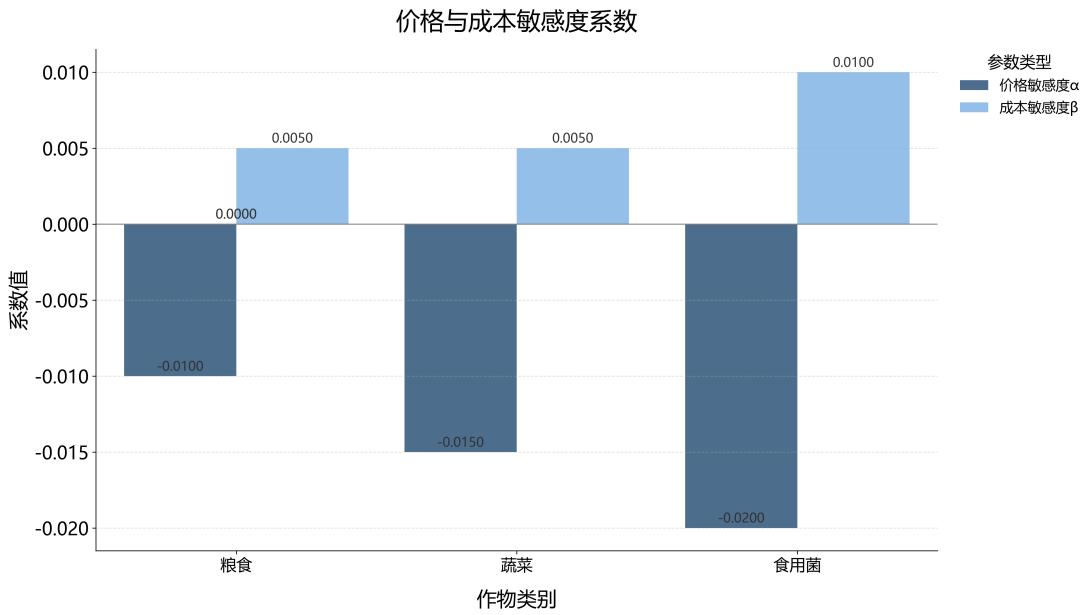


图 15 三类作物价格与成本敏感度系数设定。

9.2.2 适应度函数设计

在引入动态反馈机制后，对一个候选种植方案的优劣评估（即适应度计算）必须反映其决策对市场环境的反作用。为此，我们设计了如下的评估流程：

1. 对于给定的一个七年种植方案，在其影响下，通过蒙特卡洛方法生成 $N = 100$ 组覆盖七年的随机情景。在每个情景中，计算出每种作物每年的计划产量。
2. 基于这 $N \times 7$ 组产量数据，计算出该方案下每种作物的七年平均年产量 \bar{Q}_j 。
3. 使用公式 (43)、(44) 和 (45)，根据 \bar{Q}_j 计算出适用于该方案的价格与成本调整系数，并更新所有 N 个随机情景中的价格与成本数据。
4. 基于更新后的价格与成本，重新计算该方案在所有 N 个情景下的七年总利润。
5. 将这 N 个总利润值进行算术平均，所得结果即为该种植方案的最终适应度。

此流程确保了适应度评价的公平性，一个试图通过过度生产某种作物以在静态市场中获利的方案，会因触发市场的负反馈机制而受到适应度惩罚。

9.3 模型求解

考虑到模型中包含了由产量决定的非线性动态反馈，传统的线性规划方法已不适用。因此，我们选择采用多群体遗传算法 (MPGA) 进行求解。该算法通过维护多个并行的子种群，并周期性地在子种群间交换优秀个体信息，有效维持了搜索过程中的种群多样性，降低了陷入局部最优解的风险，适合求解此类复杂的优化问题。算法的具体实现沿用了问题二的框架，包括采用字典结构对完整的七年种植计划进行编码，以及在遗传算子操作后调用修复函数，以确保所有候选方案始终满足禁止重茬和豆类轮作等核心

农艺约束。

9.4 求解结果与分析

9.4.1 最优方案的经济效益评估

通过多群体遗传算法的迭代优化，最终得到一个综合表现最优的种植方案。为评估该方案在不确定环境下的经济效益，我们进行了 100 次独立的蒙特卡洛模拟。结果显示，该方案的预期七年平均总利润为 **39,020,501.59** 元。为进一步评估其风险水平，我们考察了利润分布的分位点。计算表明，该方案有 95% 的概率实现不低于 **38,651,785.03** 元的总利润，同时有 5% 的机会冲击 **39,341,535.57** 元以上的总利润。利润的 5% 分位点与 95% 分位点之间的区间宽度仅占期望利润的 1.77%，这表明方案的最终收益非常稳定，具有很强的抗风险能力。

9.4.2 最优方案结构可视化分析

为了深入理解最优方案的内在逻辑与时空布局，我们从宏观到微观，通过一系列可视化图表进行解析。

首先，图16以热力图的形式，直观展示了规划第一年（2024年）的种植安排。图中清晰地反映了不同地块的专业化分工：大棚设施（E、F类）被专门用于种植高价值的蔬菜和食用菌，水浇地（D类）则混合种植蔬菜和水稻，而大面积的平旱地、梯田和山坡地（A、B、C类）则构成了粮食作物生产的主体。

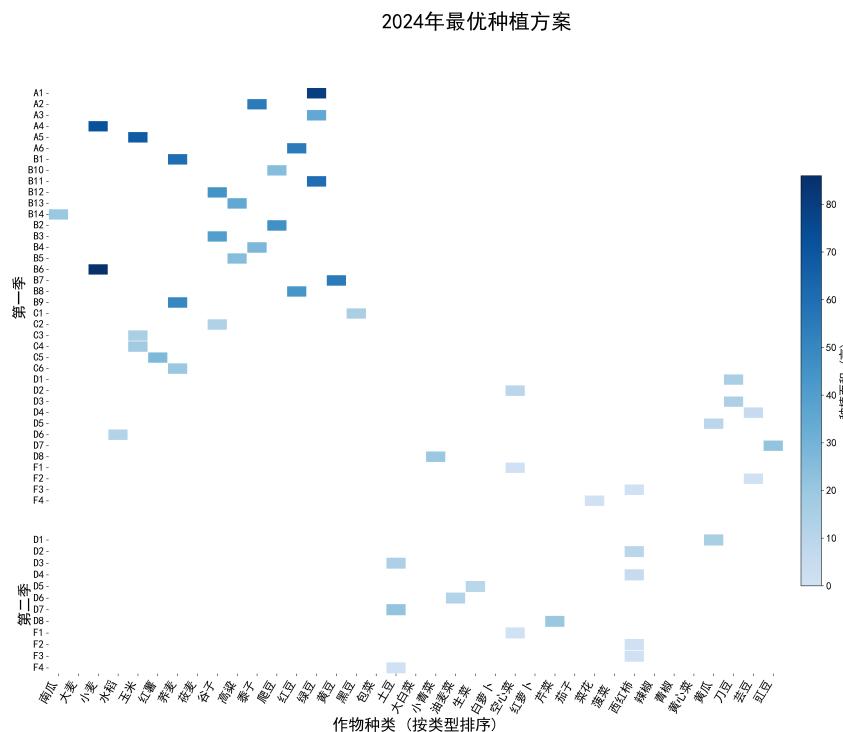


图 16 2024 年最优种植方案时空分布热力图。

其次，图17从时间演化的角度，展示了未来七年三大类作物种植面积的年度分配。粮食作物的总面积构成了种植结构的主体，并保持相对稳定，保障了基本的粮食供给。蔬菜作物的种植面积呈现出稳步增长的态势，反映了方案在追求更高经济效益。食用菌的种植面积则保持恒定，这与大棚资源的总量限制相符。

各类作物种植面积的年度变化趋势

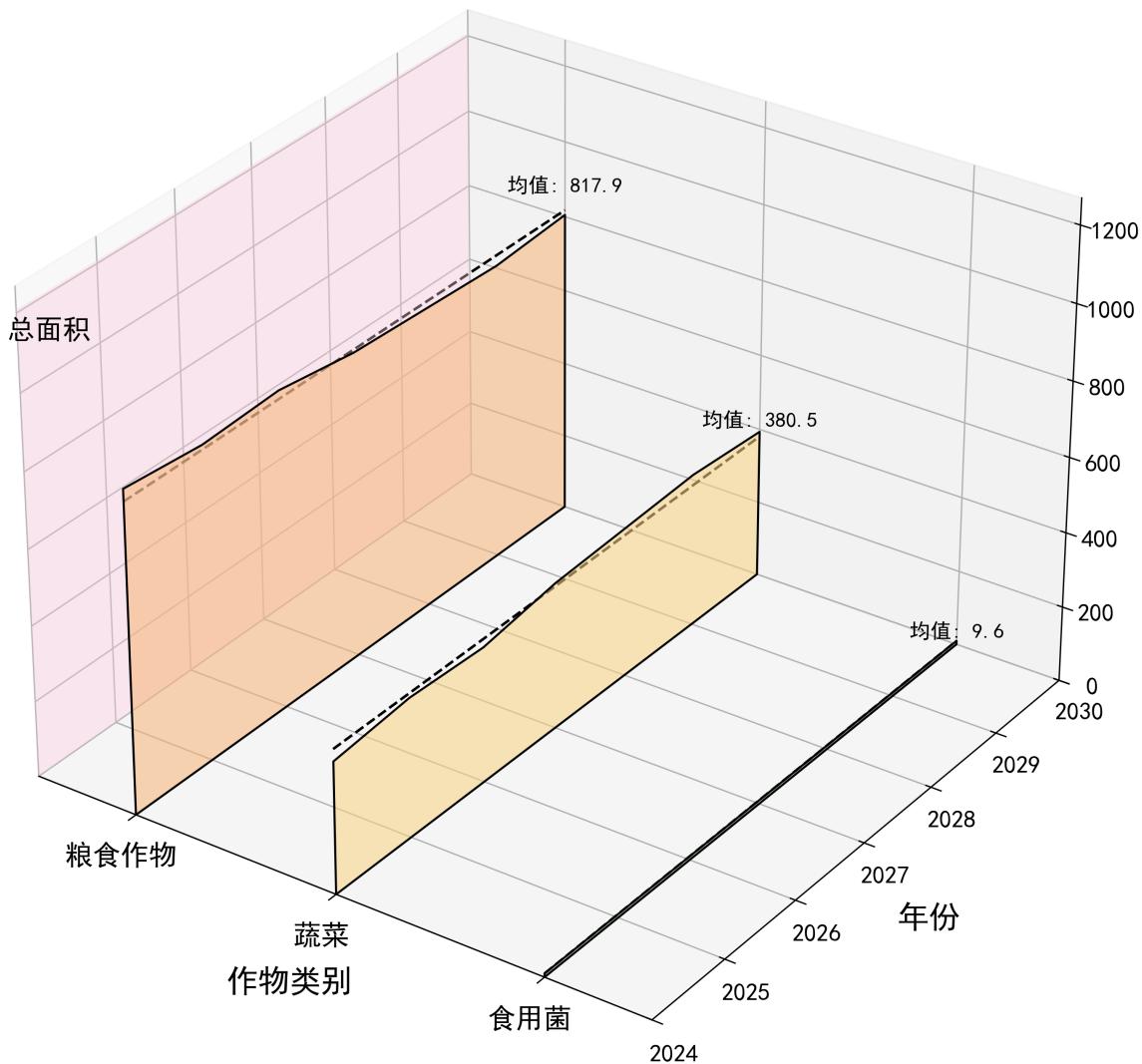


图 17 最优方案下 2024-2030 年各类作物种植面积变化趋势。

再次，我们选取四种代表性地块，展示其详细的七年轮作计划，如图18所示。该图微观地揭示了方案的精细化程度。例如，在智慧大棚 F1 中，实现了蔬菜的有序轮作；在普通大棚 E1 中，则是一季蔬菜与一季食用菌的交替种植。平旱地 A1 和水浇地 D1 的轮作计划则清晰地展示了豆类作物被周期性地插入种植周期中，这直观地证明了方案严格遵守了“三年至少一次豆类”的农艺要求。

最优策略按地块类型细分展示



图 18 四类典型地块的七年详细种植计划。

最后，图19是本次优化成果的核心体现。该利润分布直方图展示了在考虑所有不确定性与市场反馈后，最终方案的收益并非一个确定值，而是一个紧密围绕期望值波动的概率分布。分布形态集中且偏态较小，再次印证了该方案的稳健性。

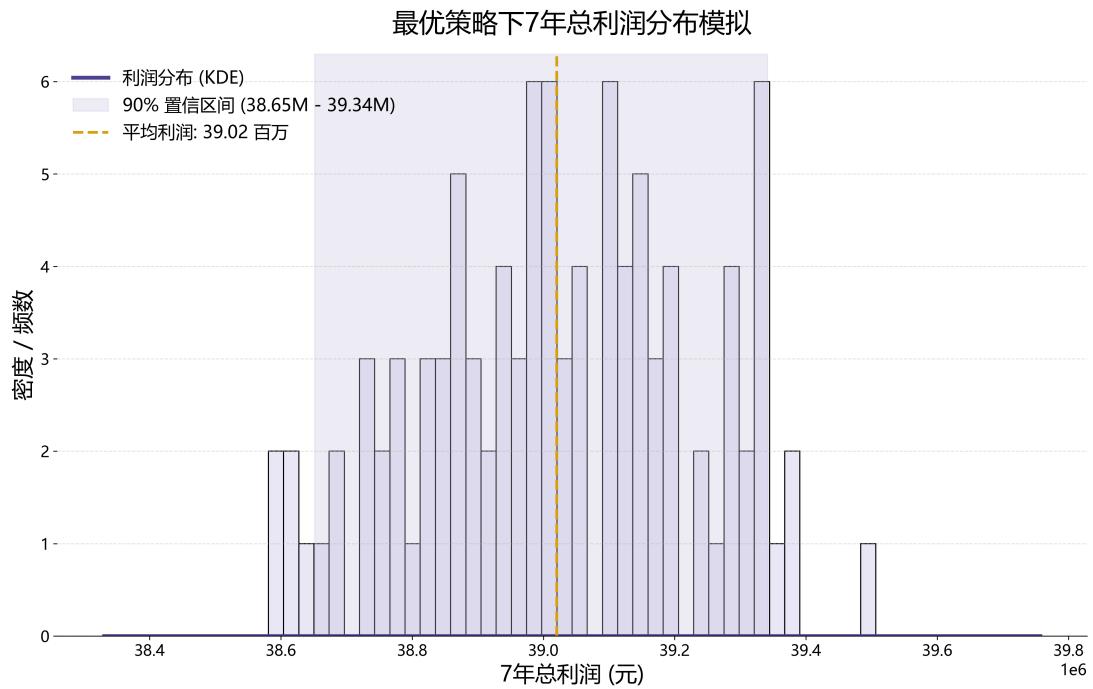


图 19 最优方案在 100 次蒙特卡洛模拟下的七年总利润分布。

十、灵敏度分析

前述模型是基于一系列经济与生产参数构建的，这些参数在现实世界中天然存在波动性。为了评估模型所得方案的可靠性与稳定性，本章将进行系统的灵敏度分析。此分析旨在探究最优种植方案对关键参数变化的响应程度，检验方案在不同市场环境下的表现，并验证模型结构中关键假设的合理性与价值。

10.1 问题一确定性模型的灵敏度分析

问题一的混合整数线性规划模型建立在所有输入参数均为确定值的基础上。然而，市场价格、生产成本与作物产量等均是动态变化的。因此，本节的分析旨在检验确定性最优种植方案对这些核心经济参数波动的敏感程度，识别对总利润影响最显著的因素，并评估方案在宏观市场变化情景下的稳健性。

分析的第一步是单因素扰动分析，用以探究单一参数变化对整体结果的独立影响。首先，基于基准模型求解得到的最优种植方案，识别出对七年总利润贡献度最高的若干种核心作物。这些作物的销售价格 (P_{jy})、种植成本 (C_{jy}) 与单位面积产量 ($yield_{jy}$) 被选为关键扰动参数。在分析过程中，每次仅选择一个参数，在其基准值的基础上进行特定范围的扰动，例如 $\pm 5\%$ 至 $\pm 20\%$ 。在保持其他参数不变的条件下，重新求解优化模型，记录总利润的变化。为量化模型对参数的敏感程度，定义灵敏度系数 S 如下：

$$S = \frac{\Delta \text{Profit}/\text{Profit}_{\text{base}}}{\Delta \text{Parameter}/\text{Parameter}_{\text{base}}} \quad (47)$$

其中， ΔProfit 与 $\Delta \text{Parameter}$ 分别代表总利润与参数值相对于基准值的变化量。该过程对所有已识别的关键参数重复进行。

图??展示了各关键参数的灵敏度系数。系数的绝对值 $|S|$ 越大，表明总利润对该参数的波动越敏感。从图中结果可知，部分高价值蔬菜的销售价格与单位面积产量是影响最终收益的关键因素。这些被识别出的高敏感性参数构成了种植决策中的核心风险源，在实际生产管理中需要得到重点关注与监控。

为进一步模拟真实市场环境的复杂性，我们进行了多因素情景分析。该分析旨在评估基准最优方案在面对系统性冲击时的整体表现。为此，构建了三个具有代表性的宏观市场情景：情景 A（通货膨胀），假设所有作物的种植成本普遍上涨 15%；情景 B（市场利好），假设蔬菜类作物的销售价格普遍上涨 20%，粮食类价格稳定；情景 C（供给冲击），假设因气候不利，所有露天作物的单位面积产量下降 10%。将问题一求解出的固定最优种植方案 a_{ijk}^* 分别置于这三种情景下，重新计算其七年总利润，而不进行重新优化。

图??对比了基准利润与各情景下的利润。结果显示，在成本上涨（情景 A）和产量下降（情景 C）的不利条件下，方案的总利润出现了不同程度的下滑。利润下降的幅度是衡量该方案稳健性的直接指标。若下降幅度相对较小，则表明该方案能够较好地抵御相应类型的市场风险。反之，较大的利润损失则说明该方案高度依赖于初始的市场假设，在面对特定类型的风险时表现脆弱，提示决策者需要为这类市场风险准备应对预案。

10.2 问题二鲁棒优化模型的灵敏度分析

问题二鲁棒优化模型的核心在于不确定集 U 的定义，其目标是在该集合内的所有可能场景中寻求最坏情况下的最优解。因此，本节的灵敏度分析旨在检验最优保底利润及对应的种植方案对不确定集定义的依赖程度，并量化风险规避水平与保证收益之间的权衡关系。

分析的核心是扰动不确定集的大小。模型中的不确定参数（如价格、产量）的波动范围由一个波动系数 δ 决定。我们将 δ 作为关键扰动参数，通过设定一系列递增的 δ 值（例如从 5% 至 25%），构建不同大小的不确定集 U ，并对每个 U 重新求解相应的鲁棒优化模型。此过程记录了在每个 δ 值下，模型所能实现的最优年度平均保底利润 Γ^* 。

图??绘制了最优保底利润 Γ^* 与波动系数 δ 之间的关系。图中清晰地呈现出一条向下倾斜的曲线，这直观地揭示了鲁棒性的“代价”。为了抵御更大范围的市场风险（即更大的 δ 值），决策者必须接受一个相对较低的保底利润水平。这条有效前沿曲线为决策者在风险与回报之间进行权衡提供了定量的决策依据。

鲁棒模型提供的是一个抗风险方案，但其在随机未来中的期望表现需要通过后验模拟检验。为此，我们选取了不同鲁棒水平下的最优种植方案（例如 $\delta = 10\%$ 和 $\delta = 20\%$ 得到的方案 $a_{10\%}^*$ 和 $a_{20\%}^*$ ），并以问题一的确定性最优方案 a_{det}^* 作为基准进行对比。通过蒙特卡洛方法生成大量随机市场情景，将这三个固定的种植方案分别代入每一个随机情景中计算利润，从而得到每个方案的利润概率分布。我们基于期望利润、利润标准差以及条件风险价值 (CVaR) 等统计指标对方案进行量化评估。

图??展示了后验模拟的结果。结果表明，鲁棒方案的期望利润可能略低于确定性方案，但其利润分布更为集中，表现为更低的标准差和显著改善的 CVaR 指标。这定量地证明了鲁棒模型在风险管理方面的价值：通过牺牲少量在理想情况下的最优期望收益，换取了在不利情况下风险的显著降低，提升了方案在不确定环境下的整体表现。

10.3 问题三动态反馈模型的灵敏度分析

问题三模型引入了描述市场反馈的非线性关系，其核心参数为成本敏感度系数 α_j 与价格敏感度系数 β_j 。这些系数是基于对市场行为的假设设定的，其取值的准确性对模型结果有直接影响。本节分析旨在检验模型结果对这些关键行为参数的敏感性，并从根本上验证引入市场反馈这一复杂结构的必要性。

首先，我们对关键的敏感度系数进行扰动分析。这些系数由更底层的假设（例如，某作物产量超出基准 10% 时，其价格下降 $k_j\%$ ）推导而来。我们针对利润贡献最高的几种作物，对其价格下降率 k_j 和成本上涨率 m_j 的基准设定进行不同程度的扰动。每次扰动后，重新计算对应的 α_j 和 β_j ，并完整运行整个“启发式算法 + 蒙特卡洛”求解流程，得到一个新的最优期望总利润 $E[Z]^*$ 。

图??展示了最优期望利润 $E[Z]^*$ 随关键敏感度参数变化的响应情况。若 $E[Z]^*$ 随参数变化表现出剧烈波动，则说明模型结果对市场弹性的假设高度敏感。这一结果提示，为了获得更可靠的决策支持，有必要投入更多资源以获取更准确的市场反应数据，从而降低模型的不确定性。

为了验证模型中引入市场反馈效应的必要性，我们设计了对照情景分析。我们构建了一个不包含市场反馈的简化版模型作为对照组。具体而言，在该模型中，强制将所有作物的成本敏感度系数 α_j 和价格敏感度系数 β_j 均设为 0，并移除所有与作物替代或互补相关的销量修正规则。该简化模型在本质上退化为一个仅考虑参数随机波动但无市场反馈的随机优化模型。我们使用相同的算法求解该简化模型，得到一个“无关联”情景下的最优期望利润 $E[Z]_{\text{no-corr}}^*$ 及其对应的种植方案 $a_{\text{no-corr}}^*$ 。

图??对比了完整模型与“无关联”对照模型求解得到的最优期望利润。结果显示，完整模型得到的最优期望利润 $E[Z]^*$ 显著高于对照模型的 $E[Z]_{\text{no-corr}}^*$ 。这一差异有力地证明了在模型中考虑市场关联效应的价值。通过将市场反馈纳入决策过程，模型能够指导种植策略主动规避因过度生产导致的“增产不增收”陷阱，从而找到在真实市场环境

下表现更优的方案，创造了额外的经济价值。