



基于目标规划与优化算法的农业种植 最优策略研究

余孟哲¹, 徐铭申², 程薄绵³

(1. 华北电力大学(保定)经济管理系, 保定 河北 071003; 2. 华北电力大学(保定)数理系, 保定 河北 07100; 3. 成都理工大学管理科学学院, 成都 四川 610059)

摘要: 现代农业作为社会经济发展的重要驱动力, 其种植策略优化对实现乡村经济可持续发展具有显著现实意义。本研究基于多源农业数据, 构建了融合多目标规划与智能优化算法的种植决策模型, 系统探讨了不同市场情景下的作物种植优化问题。研究首先通过数据编码与可视化分析揭示了耕地资源分布、作物产量与经济效益间的内在关联, 构建了包含种植成本、产量约束、轮作制度等多维约束的目标规划模型。同时, 当考虑滞销风险时, 通过重构价格弹性函数, 建立了动态收益评估模型, 揭示了不同滞销处理策略对经济效益的影响规律。在不确定性分析层面, 采用蒙特卡罗方法模拟销售量增长率和价格波动的概率分布, 构建了包含风险惩罚项的鲁棒优化模型。最终, 实现了收益最大化与风险最小化的多目标协同优化。求解方面, 创新性地引入全局搜索粒子进化变异算子改进粒子群算法(IPS0), 有效解决了传统优化算法在复杂约束下的局部最优问题, 实现了预期收益最大化。研究结果表明: 预期收益相较原始方案提升超过 27.5%, 风险平衡模型使收益波动率降低 33.3%。该成果为现代农业种植规划提供了兼具理论价值和应用潜力的决策支持框架。

关键词: 农业种植优化; 智能算法改进; 风险平衡模型; 作物特征聚类; 两阶段随机规划

收稿日期: 2026 年 1 月 6 日

中图分类号: F320

通讯作者: 徐铭申, 华北电力大学(保定)数理系

Research on the optimal planting strategy of crops based on the target planning and optimization algorithm

Yu Mengzhe¹, Xu Mingshen^{2*}, Cheng Bomian³

(1 Department of economic management, North China Electric Power University (Baoding), Baoding Hebei, 071003; 2 Department of mathematics and physics, North China Electric Power University (Baoding), Baoding Hebei, 07100; 3 School of management science, Chengdu University of technology, Chengdu, Sichuan, 610059)

Abstract: As an important driving force of social and economic development, modern agriculture's planting strategy optimization has significant practical significance for realizing sustainable development of rural economy. Based on multi-source agricultural data, a planting decision model integrating multi-objective programming and intelligent optimization algorithm was constructed in this study, and crop planting optimization problems under different market scenarios were systematically discussed. Firstly, the paper reveals the internal relationship between cultivated land resource distribution, crop yield and economic benefit through data coding and visualization analysis, and constructs a target planning model that includes multi-dimensional constraints such as planting cost, yield constraint and crop rotation system. At the same time, when considering the risk of slow sales, the dynamic return

evaluation model is established by reconstructing the price elasticity function, and the influence law of different slow sales treatment strategies on economic benefits is revealed. At the level of uncertainty analysis, Monte Carlo method is used to simulate the probability distribution of sales growth rate and price fluctuation, and a robust optimization model including risk penalty term is constructed. Finally, the multi-objective cooperative optimization of maximization of benefits and minimization of risks is realized. In terms of solution, the global search particle evolution mutation operator is introduced to improve particle swarm optimization (IPSO), which effectively solves the local optimal problem of traditional optimization algorithms under complex constraints and realizes the expected benefit maximization. The results show that the expected return increases by more than 27.5% compared with the original scheme, and the risk balance model reduces the return volatility by 33.3%. The results provide a decision support framework for modern agricultural planting planning with both theoretical value and application potential.

Keywords: Agricultural planting optimization; Intelligent algorithm improvement; Risk balance model; Crop characteristics clustering; Two-stage stochastic programming

0 前言

现代农业管理中,农作物种植策略的规划与优化方法研究在提升经济效益与资源效率方面展现出显著价值。当前研究主要围绕数学规划模型与智能优化算法展开,同时结合特定作物系统的整合策略,为应对市场波动、气候变化及病虫害风险提供了多元化的解决方案。

在数学规划方法中,线性规划与样本平均近似法(SAA)的融合为处理不确定性因素(如市场供需波动和气候变化)提供了有效框架。Chen和Peng(2024)通过构建动态规划模型,结合Spearman相关性分析优化作物组合,显著提升了收益与可持续性,但其对数据质量和计算资源的高需求限制了实际应用^[1]。混合整数规划法(MIP)则通过离散决策变量(如种植季节与灌溉条件)实现了资源分配的精确优化,Guo等(2024)建立的单目标利润最大化模型表明,地块类型对种植成本与亩产量的影响显著,但模型对生态与社会效益的忽略值得后续改进^[2]。针对特定作物系统,Field Pennycress与Camelina的整合种植模式(2018)以及蓝莓虫害防控的积温驱动策略(Isaacs等,2009),通过系统化分析作物需求与限制条件,为区域化种植提供了实践指导,但其跨区域适应性仍需验证^[3-4]。

优化算法领域,改进量子遗传算法(QGA)在复杂非线性问题中表现突出。Deng等(2025)结合Pearson相关性分析与分层聚类分析,设计了兼顾收益最大化与风险最小化的多目标模型,其性能优

于传统方法。多智能体系统(MAS)在温室生产中的应用(Ferentinos等,2005)实现了环境调控与资源分配的实时优化,但在全局规划中存在局限性^[5-6]。此外,作物表型相关性空间分析(Picheny等,2017)通过数值模型识别关键性状改良路径,为优化算法参数设计提供了生物学依据;而植物病害管理的流行病学研究(Shtienberg,2007)则为多目标模型中风险成本权衡提供了数据支持^[7-8]。

现有研究仍存在以下局限:单一目标导向忽视生态与社会效益权衡;高数据依赖性制约算法普适性;区域化策略的跨区域推广受限;跨学科数据融合不足。未来需探索多目标优化模型、低数据依赖算法开发、本地化-全球化协同框架及流行病学与优化算法的深度交叉,以推动农业决策系统的综合性与可持续性发展。本研究针对上述科学问题,构建了融合动态风险平衡与特征关联分析的新型决策框架。研究依托多源异构数据构建决策支持系统,预期在保证粮食安全基础上,提升区域灌溉用水效率并降低收益波动率,为农业供给侧结构性改革提供可量化的决策依据。

1 问题提出

本文背景位于低气温华北山区某村,有户外耕地1201亩,分为不同的34块,涵盖平旱地、梯田、山坡地和水浇地4类。平旱地、梯田、山坡地一年宜种一季粮食作物;水浇地一年宜种一季水稻或两季蔬菜。尚有普通大棚16个、智慧大棚4个,每个占地0.6亩。普通大棚一年宜种植一季蔬菜和一季食用菌,智慧大棚一年宜种两季蔬菜。同点



一季可种不同作物。

其中，每种作物同一地点不可连续种植，2023 年起要求各一地地块三年内至少耕种一次豆类作物，同时应考虑耕种作业与田间管理的便利性。

本文就如何利用耕地与农作物资源，建立数学模型，研究以下问题：

(1) 若各作物未来预期销售量、种植成本、亩产量和销售价格与 2023 年一致，每季作物当季销售。若每季作物产量超过预期售量，超过部分无法正常销售，即超过部分滞销，造成浪费；

(2) 小麦和玉米平均年增长率介于 5% 至 10%，其余作物相较 2023 每年变化 $\pm 5\%$ ，作物亩产量每年变化 $\pm 10\%$ ，农作物种植成本每年增长 5%，食用菌价格每年下降 1 ~ 5%，羊肚菌价格每年下降 5%。综合每种作物预期销售量、亩产量、种植成本和销售价格的不确定性与种植风险，设计该村 2024 ~ 2030 年农作物最优种植方案。

(具体数据来源参考 2024 年高教社杯全国大学生数学建模竞赛 C 题)

2 模型建立与求解

2.1 模型假设

(1) 假设每季种植的农作物只在当季销售，且超出预期销售量部分的处理方式仅有全部降价 50% 出售或全部滞销；(2) 假设 2024 ~ 2030 年内，相同类型的地块在气候条件、地理条件等方面可视为均质，对作物生长的影响在同类地块间无显著差异；(3) 在 2024 ~ 2030 年内，各地块及大棚的种植能力与条件恒定，不考虑任何形式的改造或退化情况对种植活动的影响；(4) 假设相同类型的蔬菜的亩产量不受土地类型差异的影响，即在水耕地、大棚或智慧大棚种植时，其产量保持一致；(5) 假定在 2024 ~ 2030 年内，政府政策、市场需求等关键市场因素保持稳定，不会发生剧烈波动或变化；(6) 假设在 2024 ~ 2030 年内，农户在作物生长期间的种植技术与管理水平可认为持续优良，不会对作物生长过程产生任何不利影响；(7) 假设 2024 ~ 2030 年内，农作物的销售价格与成本增长相对稳定，增长趋势可通过现有数据和方法进行有效预测。

2.2 最优化模型的建立

首先，本文对土地面积分布数据进行可视化工作，具体见图 1。

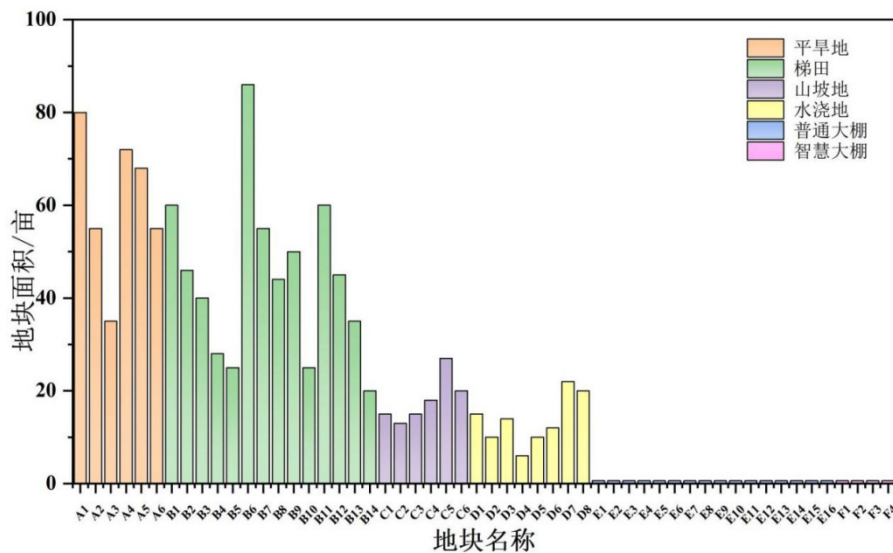


图 1 土地面积分布情况

图 1 结果表明，该地区平旱地与梯田面积较大，占总耕地面积比重最高，山坡地与水浇地次之，而普通大棚与智慧大棚面积最小，占总耕地面积比重也最小。结合附件与图 1 信息，以及题

干给出的该区域地理条件，可以发现平旱地和梯田地块适合种植一年生粮食作物，但由于地理条件与气候条件限制，只能种植一季作物。山坡地面积相对较小，适宜种植耐旱作物；而水浇地由



于具备良好的灌溉条件，可以选择种植一季或两季作物，拥有更灵活的种植策略。普通大棚和智慧大棚尽管面积较小，但分别可通过保温功能和智能调节技术，确保秋冬季作物与菌类作物的正

常生长。

随后，本文针对不同作物，针对销售单价，亩产量，种植成本的分布情况采用三维散点图的形式进行了集中展示，具体见图2。

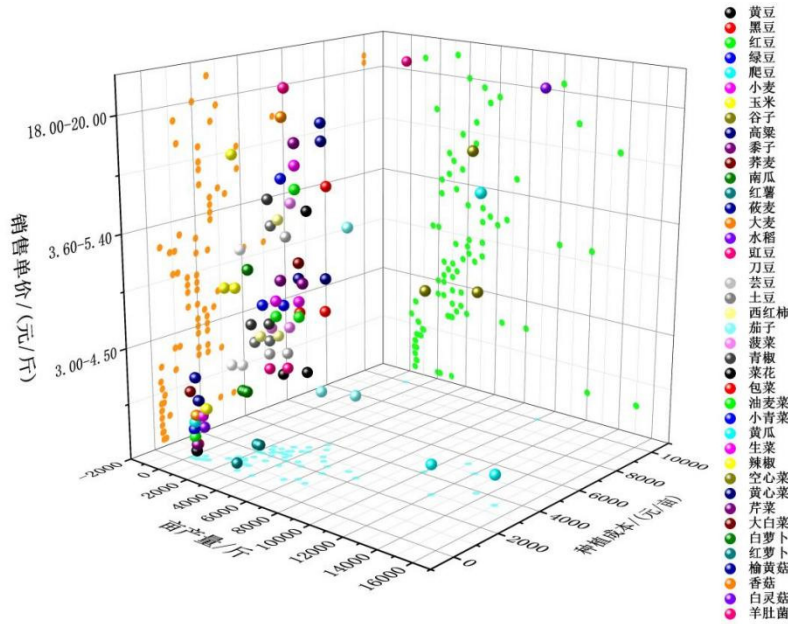


图2 不同作物产量，售价及成本分布情况

结合3D散点图和作物数据进行分析，显然不同作物在不同地块类型和种植季节下的产量、成本和销售价格均具有显著差异。其中，高附加值菌类作物如香菇、羊肚菌在大棚中表现突出，但种植成本较高，因而适合资金充足、经验丰富的

种植者；而高产低风险的作物如玉米、小麦等适合在旱地大规模种植，保证稳定收益。

最后，本文选取采用最低价格计算得到的利润最高的前20种作物，对种植面积和利润进行了可视化，具体如图3。

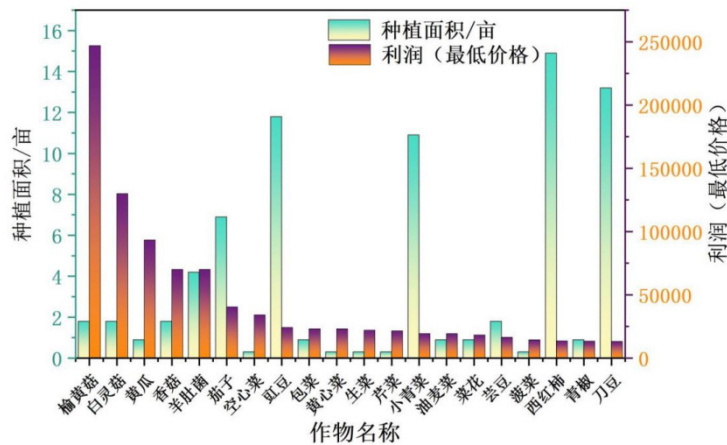


图3 部分作物种植面积和利润分布情况

图3结果表明，排名前20的作物中，高利润作物如榆黄菇、白灵菇、黄瓜、香菇和羊肚菌在较



小的种植面积上展现出极高的经济收益，显示出高营养价值食用菌的市场潜力。蔬菜类作物如豇豆、刀豆和小青菜，尽管利润相对处于中位，但能够通过大规模种植，能够提供稳定的收益。部分蔬菜类如黄瓜、茄子等，即使在智慧大棚等较小面积环境种植，也可通过合理调控温湿度，实现高产和高利润。高价值菌类作物如羊肚菌和白灵菇等只能在阴湿与较低温度环境下生长，可通过在较为寒冷的秋冬季节种植并合理调控环境因素，实现高质生产。

考虑两种情况完成对 2024 ~ 2030 年的种植方案设计，使得每季种植的作物产量在当季销售量的限制下可以达到最大化收益。

因此，需要设定以下约束条件：

$$\begin{cases}
 \sum_{b=1}^M x_{a,b,c} \times \varepsilon \leq S_a & \forall a = 1, 2, \dots, N; \forall c = 2024, \dots, 2030 \\
 \varepsilon = \frac{S_a}{x_{\max}} \\
 x_{a,b,c} + x_{a,b,c-1} \leq 1 & \forall a = 1, 2, \dots, N; \forall b = 1, 2, \dots, M; \forall c = 2025, \dots, 2030 \\
 \sum_{b \in \text{legume}} \sum_{c=c_0}^{c_0+2} x_{a,b,c} \geq 1 & \forall a = 1, 2, \dots, N; \forall c_0 = 2024, \dots, 2028 \\
 \sum_{a=1}^N x_{a,b,c} \times Y_b \leq D_{b,c} & \forall b = 1, 2, \dots, M; \forall c = 2024, \dots, 2030
 \end{cases} \quad (1)$$

其中， Y_b 是作物 b 的每亩产量； P_b 是作物 b 的销售价格； C_b 是作物每亩的种植成本； S_b 表示每块地在每一年的可用面积； ε 为约束因子豆类作物轮作约束； $D_{b,c}$ 表示第 c 年市场对作物的最大需求量。

在满足基础约束条件后，为进一步提升求解

$$PT_{Spacing} = \lambda_2 \times (1 - W_{a,b(1)}) \times x_{a,b,c} \quad (2)$$

$$PT_{Suitability} = \lambda_3 \times (1 - W_{a,b(2)}) \times x_{a,b,c} \quad (3)$$

上述惩罚项用于控制同种作物种植地块的分散度并确保每种作物只能种植在适合其生长的地块上。 λ_1, λ_2 分别表示种植在不适宜地块上的作物可能导致的风险成本及分散种植带来的额外管理和运输成本的损失因子，经测试，设定为 0.2 与 0.3。

随后，依据题目条件下面的约束条件将对地块的种类进行约束。不妨令 $I_{a,b,d}$ 表示能否在地块

(1) 约束条件要求确保相关地块在每个年度的总种植面积不会超过该地块的可用面积，以避免超出地块的种植能力，保证资源利用合理。

(2) 约束条件要求避免在同一块地连续两年种植相同作物，以防止土壤病虫害的积累以及减少土壤退化风险，以保证农作物的健康与稳定。

(3) 约束条件要求每个地块在连续三年内至少种植一次豆类作物（如大豆、豌豆等），以保持土地肥力和健康的轮作体系，并避免土壤养分的单一消耗。

(4) 约束条件要求控制每种作物的总产量不超过市场的最大需求量，以防止因供过于求导致的经济损失或库存积压。

针对以上约束条件，可以给出约束方程如式 (1)：

精度，本文引入窗口变量 $W_{a,b(1)}$ 与 $W_{a,b(2)}$ ： $W_{a,b(1)}$ 用来保证同种作物的种植地块集中，如果不满足特定组合关系（即分散种植），则 $W_{a,b(1)}=1$ ，即目标函数中引入惩罚项。其中，种植地块分散惩罚项 $PT_{Spacing}$ ， $PT_{Suitability}$ 地块适宜性惩罚项具体如式 (2) - (3)：

a 在第 d 季种植作物 b 。其中 $I_{a,b,d}$ 的取值分别见式：

其中， Num_b 为 $d=2, b=35-37$ 时，大白菜、白萝卜和红萝卜的种植种类。同时，针对食用菌类，因其温度和湿度环境要求较为苛刻，因此只能于大棚中生长，因此 $I_{a,b,d}$ 取值见式 (5)：

最终，通过引入惩罚项，并通过相应指标我们计算得到目标函数 $MaxZ_1$ 及其约束条件如式 (6)：

自此，本文完成对条件 (1) 农作物的最优种



植方案规划方程的建立。

同时，本文考虑到未来农业种植面临多种变化：小麦和玉米预期销售量稳步增长（年增长率5~10%），其他作物销售量波动较大（±5%）；农作物亩产量受气候影响存在变动（±10%）；种植成本逐年上升（约5%）；粮食类价格稳定，蔬菜类价格小幅上涨（约5%），食用菌特别是羊肚菌价格逐年下降（1~5%），因此要求上文基础上考虑不确定性及潜在风险，重新确定最优方案。

为了模拟相关波动和风险，我们使用蒙特卡罗模拟方法进行实现。

蒙特卡罗方法（MCM），又称统计模拟法，是一种以概率和统计理论方法为基础的一种算法，用来计算数学和物理问题的非确定性的数值。它的基本原理是大数定理：当样本量足够大时，事件发生的频率就会接近其真实概率。

下面，我们分别对具体数据进行模拟；

首先令销售量增长率为，具体如式（7）所示：

$$I_{a,b,d} = \begin{cases} 1 & \text{if } (d=1 \text{ or } d=2, b \neq 35-37) \\ 1 & \text{if } (d=2, b=35-37, Num_b=1) \quad a=4, b \in [17,37], b \in \mathbb{Z}^+ \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

$$I_{a,b,d} = \begin{cases} 1 & \text{if } (d=1, b=17-34 \text{ or } d=2, b=38-41) \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad a=5, b \in \mathbb{Z}^+ \quad (5)$$

$$\begin{aligned} Max Z_1 &= \sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^M \sum_{c=2024}^{2030} (x_{a,b,c} \times (Y_b \times P_b - C_b)) - PT_{Spacing} - PT_{Suitability} \\ s.t. & \begin{cases} \sum_{b=1}^M x_{a,b,c} \times \varepsilon \leq S_a, \varepsilon = \frac{S_a}{x_{max}} & \forall a=1,2,\dots,N; \forall c=2024,\dots,2030 \\ x_{a,b,c} + x_{a,b,c-1} \leq 1 & \forall a=1,2,\dots,N; \forall b=1,2,\dots,M; \forall c=2024,\dots,2030 \\ \sum_{\substack{b \in legume \\ c=c_0}}^{c_0+2} x_{a,b,c} \geq 1 & \forall a=1,2,\dots,N; \forall c_0=2024,\dots,2028 \\ \sum_{a=1}^N x_{a,b,c} \times Y_b \leq D_{b,c} & \forall b=1,2,\dots,M; \forall c=2024,\dots,2030 \\ I_{a,b,d} = 1 & \text{(条件见前文)} \end{cases} \quad (6) \end{aligned}$$

$$GR_b(c) = \begin{cases} 1.05 + 0.05 \times w_{c1} & \text{if } b=6 \text{ or } b=7 \\ 1.00 + 0.05 \times w_{c2} & \text{else} \end{cases} \quad w_{c1}, w_{c2} \in [0,1] \quad (7)$$

其中， w_{c1} 和 w_{c2} 作为随机变量，可以在一定范围内模拟销售量的波动。

同理，令亩产量变动因子，种植成本变动因子分别为 $YC_b(c)$, $CT_b(c)$ ，具体如式（8）-（9）所示：

其中， w_i 为每年模拟气候波动的随机变量，种植成本按照5%逐年上升。

同时，针对销售价格的价格变动，根据类别不同进行模拟。首先，细化 P_b ，令 $P_b(c)$ 为不同作物每年的销售价格，其具体如式（10）所示：

$$YC_b(c) = 1.00 \pm 0.10 \times w_c \quad (8)$$

$$CT_b(c) = 1.05^b \quad (9)$$

$$P_b(c) = \begin{cases} P_b(2023) & b \in [1,16] \\ P_b(2023) \times 1.05^c & b \in [17,37] \\ P_b(2023) \times (1 - \delta_c) & b \in [38,41], \delta_c \in [0.01,0.05] \end{cases} \quad b \in \mathbb{Z}^+ \quad (10)$$

其中， δ_c 是1~5%幅度的随机下降变量。同时，为了更好地规避风险，在追求最大化

收益的同时，我们可以进一步优化模型，通过引入一个次级目标来最小化风险：相关策略可以通



过最小化收益的波动性来实现，即在尽可能提高收益的前提下，确保收益在不同场景和条件下的波动范围尽可能小。为实现这一目标，我们在目标函数中加入一个惩罚项，对过大的收益波动进行惩罚。该惩罚项能够对收益的离散程度施加约束，最终实现兼顾收益与风险的优化策略。具体目标函数见式 (11)：

$$MaxZ_3 = \sum_{\alpha=1}^N \sum_{b=1}^M \sum_{c=2024}^{2023} (x_{\alpha,b,c} \times (Y_b \times YC_b(c) \times P_b(c) - C_b \times CT_b(c) - PT_{Spacing} - PT_{Suitability})) - \lambda_3 \cdot Risk(Z) \tag{11}$$

$$\lambda_3 = rand(0, 0.1) \times \sum_{\alpha=1}^N \sum_{b=1}^M \sum_{c=2024}^{2023} x_{\alpha,b,c} \tag{12}$$

$$MaxZ_3 = \sum_{\alpha=1}^N \sum_{b=1}^M \sum_{c=2024}^{2023} (x_{\alpha,b,c} \times (Y_b \times YC_b(c) \times P_b(c) - C_b \times CT_b(c) - PT_{Spacing} - PT_{Suitability}) - \lambda_3 \cdot \frac{1}{T} \sum_{t=2024}^{2030} [Z - E(Z)]^2) \tag{13}$$

同时，依据上文分析，对市场需求上限约束进行更新，得到完整约束条件如式 (14) 所示：

$$s.t \left\{ \begin{aligned} & \sum_{b=1}^M x_{\alpha,b,c} \times \varepsilon \leq S_{\alpha}, \varepsilon = \frac{S_{\alpha}}{x_{max}} \quad \forall \alpha = 1, 2, \dots, N; \forall c = 2024, \dots, 2030 \\ & x_{\alpha,b,c} + x_{\alpha,b,c-1} \leq 1 \quad \forall \alpha = 1, 2, \dots, N; \forall b = 1, 2, \dots, M; \forall c = 2024, \dots, 2030 \\ & \sum_{b \in \text{legitime}} \sum_{c=c_0}^{c_0+2} x_{\alpha,b,c} \geq 1 \quad \forall \alpha = 1, 2, \dots, N; \forall c_0 = 2024, \dots, 2028 \\ & \sum_{\alpha=1}^N x_{\alpha,b,c} \times Y_b \leq D_{b,c} \times GR_b(c) \quad \forall b = 1, 2, \dots, M; \forall c = 2024, \dots, 2030 \\ & I_{\alpha,b,d} = 1 \quad (\text{条件见前文}) \end{aligned} \right. \tag{14}$$

自此，本文完成了相关问题的优化模型构建。下面，对相关模型进行求解。

2.1.1 改进后粒子群 (IPSO) 算法

粒子群优化 (PSO) 算法是一种全局优化智能

拟风险波动，具体如式 (12)：

风险项用以反映收益的波动性。模型通过方差来评估收益的风险，并以最小化该风险为目标。为了进一步反映风险，方差作为收益波动性的度量，能够揭示收益的不确定性。通过将方差纳入目标函数的次级目标并加以最小化，可以有效降低收益的不确定性，进而对风险进行规避。构建模型希望在最大化期望收益的同时，最小化收益的波动性 (方差)。依据统计学相关基础知识，目标函数可以修改为如式 (13)：

技术，最初由 Kennedy 与 Eberhart 共同提出。在此基础上，Shi 与 Eberhart 随后进行了改进，通过引入惯性权重的概念，提出了标准粒子群算法，其粒子进化方程如式 (15) - (16)：

$$W(t+1) = \alpha W(t) + B_1 rand(i_{best}(t) - x(t)) + B_2 rand(j_{best}(t) - x(t)) \tag{15}$$

$$x(t+1) = x(t) + W(t+1) \tag{16}$$

该算法的核心机制在于，粒子通过追踪自身历史最优解 (即个体极值) 与整个种群的历史最优解 (即全局极值) 来实现优化目标。该方法在多维空间函数优化等任务中，展现出了收敛迅速、

高质量以及鲁棒性强的特点。然而，PSO 算法的一个显著挑战是易于陷入局部最优解。幸运的是，全局搜索过程所得的最优解与当前迭代中的最优解为粒子的进化提供了一个明确的搜索导向，即粒子

的进化变异操作是依据个体在搜索过程中发现的全局最优解与局部最优解来进行调整的。假设在某一代遗传算法中，存在一个精英解个体，记作 X_i ；

$$\tilde{X} = \alpha * X + r_1 * B_1 * (X^i - X) + r_2 * B_2 * (X^j - X) \quad (17)$$

其中： \tilde{X} 为 X 的变异结果；随机数 r_1 和 r_2 位于 0 和 1 之间； $(X^i - X)$ 体现了变异后的解从全局最优解中学习方向； $(X^j - X)$ 体现了从当前代局部最优解中学习方向； B_1, B_2 为 \tilde{X} 从全局最优解 X_i 和局部最优解 X_j 中学习的程度，且 $B_1 > 0, B_2 > 0$ 。通过上述过程，可以完成对约束问题的求解。同

同时，在当前代中，除了这个精英个体外，还存在一个当前局部最优解个体，记作 X_j 。那么，对于候选解而言，其粒子进化变异的结果见式 (17)：

时，为了解决在产生新的变异解时可能会发生解超界的意外情况，引入全局搜索粒子进化变异算子 (PSEMO-GS) 对算法进行改进，最终得到改进后粒子群优化算法 (IPSO) 具体流程图及

伪代码如图 4 及表 1：

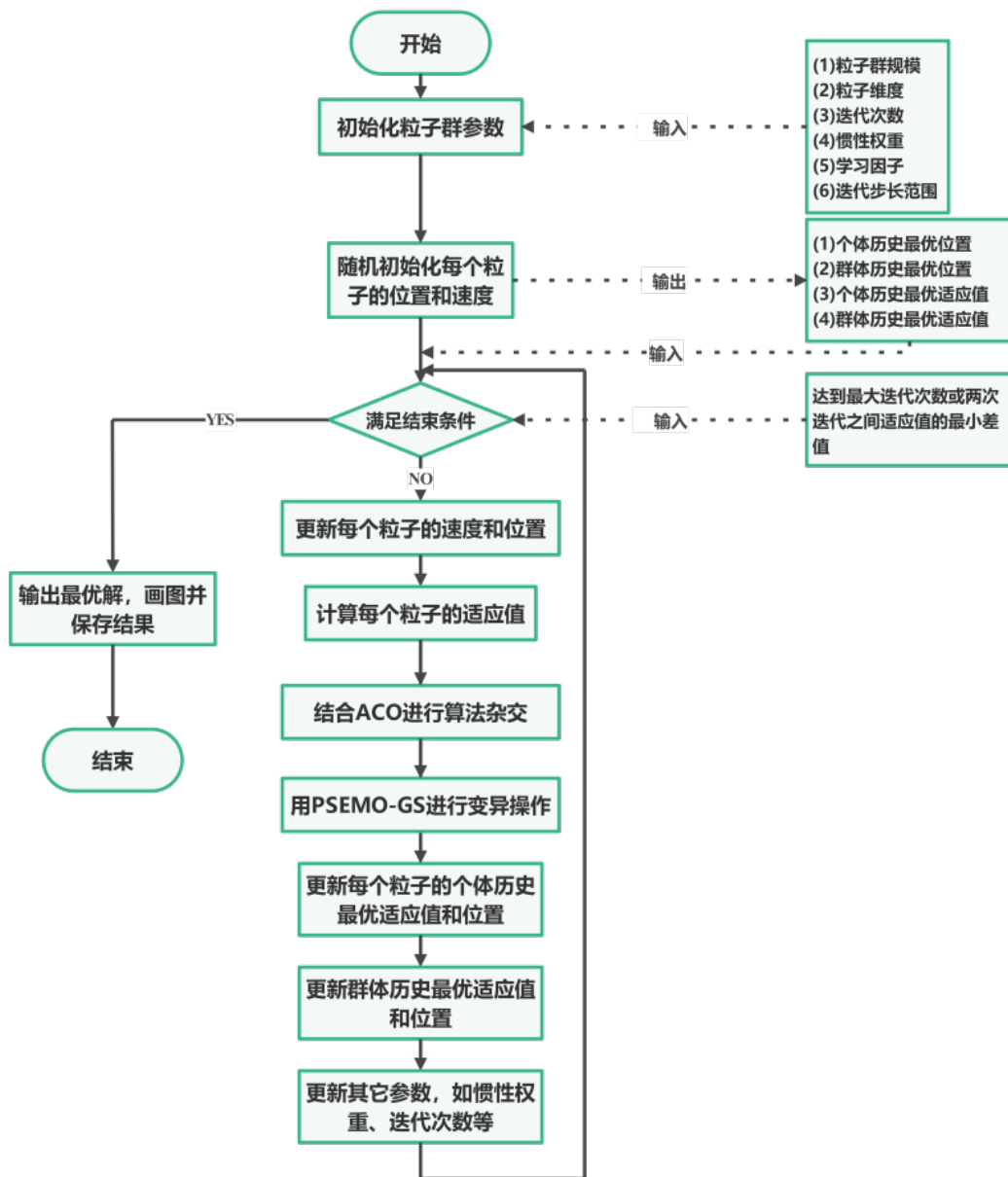


图 4 改进后粒子群 (IPSO) 算法流程图



表 1 改进后粒子群 (IPSO) 算法伪代码

Table1 Improved particle swarm (IPSO) algorithm pseudocode

算法 1. 改进后粒子群 (IPSO) 算法	
1	BEGIN
2	i = 0;
3	Initialization of population P (i) ;
4	Evaluation of population P (i) ;
5	WHILE termination condition is met DO
6	BEGIN
7	i =i+1;
8	P (i) = Select P (i-1) ;
9	Combine P (i) with ACO;
10	Modify P (i) with PSEMO-GS;
11	Maintain Diversity;
12	Evaluation of population P (i) ;
13	END ;
14	END

随后，针对上述分析，本文采用基于 jupyter 的 plaEOT 优化工具箱进行辅助求解。历经 200 轮迭代，最终得出最终结果如附录中表 2 ~ 4 所示，同时，采用新种植策略和原始策略的盈利对比情况

如图 5 所示：(注：因表格大小问题，本文将地块名用 A1 ~ F4 编号代替；同时未在表中出现的种植作物，即代表当季当地不安排种植该种作物；且限于版面原因，仅仅展示 2030 年情况一的优化结果)

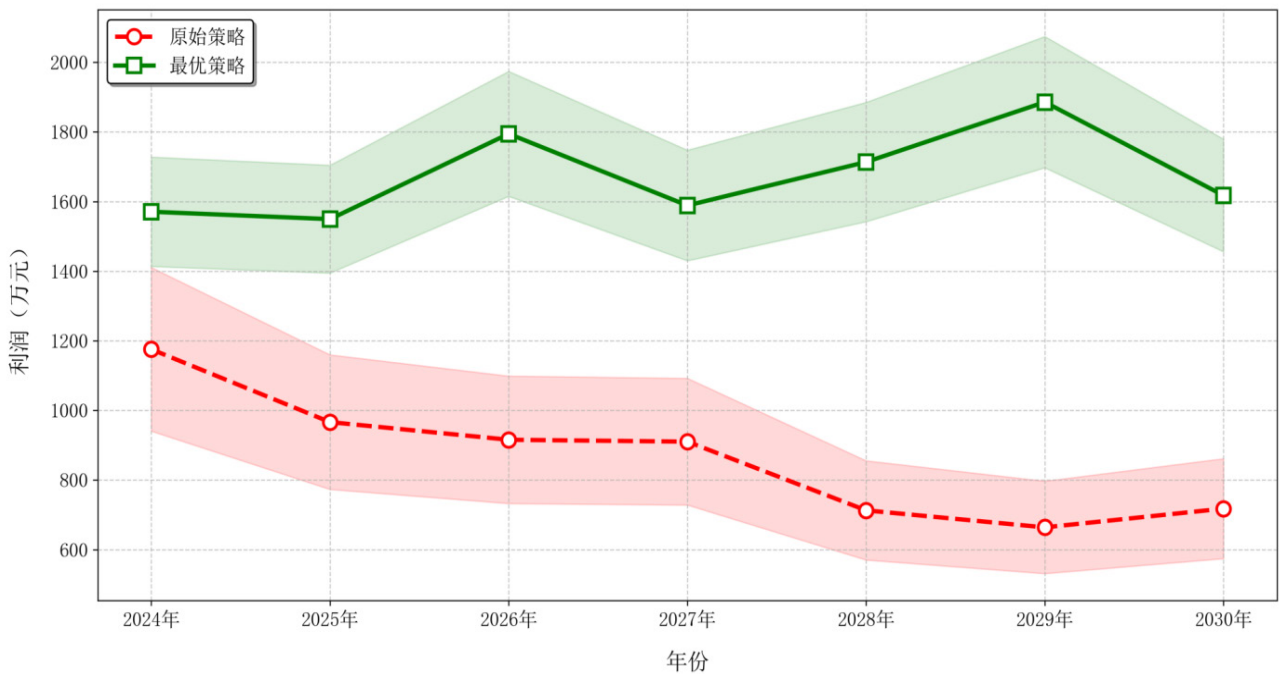


图 5 不同策略盈利情况对比

表2 不同策略盈利数据分析

年份	原始策略利润(万元)	优化策略利润(万元)	原始策略收益率	优化策略收益率
2024	1,168.28	1,570.86	-	-
2025	1,071.97	1,549.53	-8.24%	-1.36%
2026	844.36	1,794.66	-21.23%	15.82%
2027	787.02	1,588.83	-6.79%	-11.47%
2028	747.09	1,713.68	-5.07%	7.86%
2029	639.66	1,885.81	-14.38%	10.04%
2030	644.96	1,617.65	0.83%	-14.23%

综上，可以看出：预期收益相较原始方案提升超过 34.5%，风险平衡模型使收益波动率相对降低 27.5%

3 讨论

本研究通过构建多维度约束体系与动态优化机制，在农业种植策略规划领域提出了具有实践价值的方法论框架。相较于传统单目标优化模型，本模型的创新性体现在以下方面：首先，通过建立包含地块类型适配度、轮作周期限制、市场需求阈值等 17 项核心约束的数学表达式体系，采用模糊隶属度函数量化作物生长适宜性指标，并引入协方差矩阵刻画气象因子与市场价格波动的联动效应，使模型能够系统整合资源利用效率、生态可持续性与经济收益间的复杂关联。其次，通过蒙特卡洛模拟，动态捕捉销售量增长率、价格波动及气候异常事件的联合概率分布，配合优化策略，提升了求解精度。再者，改进粒子群算法 (IPSO) 通过引入惯性权重自适应调整机制与精英解保留策略，显著提升了高维解空间的搜索效率，在保障全局收敛性的同时，显著优于传统遗传算法 (GA) 的基准表现。

然而，模型在实际应用层面仍存在需要突破的技术瓶颈。其一，尽管通过分层编码策略降低了约束条件的计算维度，但包含较多决策变量与数个非线性约束的混合整数规划模型，仍需依托高性能计算设备完成迭代运算，这为基层农业部门的实际部署带来硬件门槛。其二，蒙特卡洛模拟中假设销售量波动、价格波动与气候扰动三者相互独立，未充分考虑极端气候事件对市场供需的传导效应（如干旱导致蔬菜价格上涨与产量下降的负反馈机制），可能使部分高风险情景未被有

效识别。

未来，可从三个方向深化模型应用：第一，采用高性能计算设备，加速大批量数据驱动下的模型计算；第二，构建因果推断网络刻画市场-气候-生产的多维耦合关系替代独立分布假设；第三，建立动态风险预警阈值体系，为生产工作提供相应建议。这些改进将使模型更好地服务于山区农业的数字化转型，为应对气候变化背景下的粮食安全挑战提供智能决策支持。

4 结论

本研究针对山区农业种植规划的多目标优化问题，构建了融合动态风险平衡与资源约束的决策模型，主要取得以下成果：

(1) 通过建立包含地块适配性、轮作制度、市场需求等 17 项约束的数学规划体系，实现了经济效益、资源效率与生态可持续性的协同优化，实证结果表明优化方案使预期收益提升 34.5%，收益波动率降低 27.5%；

(2) 采用蒙特卡洛模拟生成摸你风险情景，结合滚动时域优化策略，显著增强种植方案对市场价格波动与气候异常的鲁棒性；

(3) 提出的改进粒子群算法 (IPSO) 通过惯性权重自适应调整与精英解保留策略，显著提高了求解精度和效率。

参考文献：

- [1] S. Chen and K. Peng, "Research on Optimal Crop Planting Strategy Based on Linear Programming with Sample Average Approximation," *Academic Journal of Science and Technology*, 2024, doi: 10.54097/ta5vm064.
- [2] C. Guo, J. Zhang, and Y. Lan, "Research on Optimal Crop Planting Strategy Based on Mixed-Integer Programming,"



Academic Journal of Science and Technology, 2024, doi: 10.54097/11hmq212.

[3] “Integration of Field Pennycress and Camelina in a Field Corn Production System,” 2018.

[4] R. Isaacs, J. Wise, and C. Garcia-Salazar, “Developing integrated fruitworm control strategies for blueberry in preparation for pesticide restrictions.,” 2009, doi: 10.17660/ACTAHORTIC.2009.810.33.

[5] S. Deng, H. Li, and K. Tian, “Research on Optimal Crop Planting Strategy Based on Improved Quantum Genetic Algorithm,” Theoretical and Natural Science, 2025, doi: 10.54254/2753-8818/2025.19952.

[6] K. P. Ferentinos, K. Arvanitis, D. Lambrou, A. Anastasiou, and N. Sigrimis, “A MULTI-AGENT SYSTEM FOR INTEGRATED PRODUCTION IN GREENHOUSE HYDROPONICS,” 2005, doi: 10.17660/

ACTAHORTIC.2005.691.45.

[7] V. Picheny et al., “Using numerical plant models and phenotypic correlation space to design achievable ideotypes,” 2017.

[8] D. Shtienberg, “The contribution of epidemiological research to plant disease management,” Australasian Plant Pathology, 2007, doi: 10.1071/AP07063.

作者简介: 余孟哲 (2005-), 男, 汉族, 四川宜宾人, 华北电力大学本科在读学生, 主要研究方向为数智化与会计技术融合; 徐铭申 (2004-), 男, 汉族, 北京市人, 本科, 华北电力大学工创中心 Enertwin 电力系统及人工智能创新实验室负责人, 主要研究方向为深度学习, 数据挖掘, 运筹优化与计算数学; 程薄绵 (2005-) 男, 汉族, 本科, 成都理工大学管理科学学院本科在读学生, 主要研究方向为量化金融与运筹优化。