

# 基于趋势预测与优化模型的晶硅片企业未来经营策略设计

王鑫杨<sup>1\*</sup>, 陈卓炜<sup>2</sup>

<sup>1</sup>东莞理工学院卓越工程师学院(创新创业学院), 广东 东莞

<sup>2</sup>东莞理工学院计算机科学与技术学院(网络空间安全学院), 广东 东莞

收稿日期: 2025年12月15日; 录用日期: 2026年1月8日; 发布日期: 2026年1月14日

## 摘要

随着光伏产业的快速迭代, 晶硅片企业面临着成本波动大、市场竞争激烈的双重挑战。为优化企业产销策略, 本文基于四型硅片(N型-182、N型-210等)的历史产销数据, 构建了一套集利润核算、趋势预测与决策优化于一体的数学模型体系。首先, 通过Z-Score标准化与线性回归分析, 识别出销售收入与生产变动成本是影响利润的关键因子(回归系数分别为0.919和-1.238), 并构建了高精度的月利润计算模型。其次, 利用ARIMA时间序列模型对2024年9月的销量、售价及单晶方棒成本进行预测, 结果显示N型硅片价格呈下行趋势, 但销量有望回升。在此基础上, 建立以利润最大化为目标的非线性规划模型, 采用trust-constr算法求解, 制定了最优生产销售计划, 使预期经营利润(税前)较历史均值提升约163%。最后, 提出了一种融合随机森林回归与大语言模型(LLM)的智能决策路径, 通过对异常数据的清洗与重构, 结合LLM的逻辑推理能力, 为企业提供更具有适应性的市场策略。本文的研究不仅验证了数学模型在企业经营中的有效性, 也为光伏行业的数字化转型提供了新的思路。

## 关键词

利润计算, ARIMA模型, 非线性规划, 随机森林回归, 大语言模型, 产销优化

## Future Business Strategy Design for Crystalline Silicon Wafer Enterprises Based on Trend Prediction and Optimization Models

Xinyang Wang<sup>1\*</sup>, Zhuowei Chen<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Elite Engineers College (Innovation Entrepreneurship College) of Dongguan University of Technology,

\*通讯作者。

文章引用: 王鑫杨, 陈卓炜. 基于趋势预测与优化模型的晶硅片企业未来经营策略设计[J]. 建模与仿真, 2026, 15(1): 243-258. DOI: 10.12677/mos.2026.151023

Dongguan Guangdong

<sup>2</sup>School of Computer Science and Technology, Dongguan University of Technology, Dongguan Guangdong

Received: December 15, 2025; accepted: January 8, 2026; published: January 14, 2026

## Abstract

Amidst the rapid technological iteration in the photovoltaic industry, crystalline silicon wafer enterprises face dual challenges of high cost volatility and intensifying market competition. To optimize production and sales strategies, this paper proposes an integrated decision-support framework combining profit accounting, trend prediction, and decision optimization, utilizing historical data from four types of silicon wafers. First, through Z-score standardization and linear regression analysis, sales revenue and variable production costs are identified as the primary drivers of profitability (coefficients of 0.919 and -1.238, respectively), forming the basis of a high-precision monthly profit model. Secondly, the sales volume, selling price, and cost of monocrystalline square rods in September 2024 were predicted using the ARIMA time series model. Results indicate a downward price trend for N-type wafers, contrasted with a potential rebound in sales volume. Subsequently, a nonlinear programming model targeting profit maximization is constructed and solved via the trust-constr algorithm. The optimal production plan is projected to increase expected operating profit (pre-tax) by approximately 163% compared to the historical average. Finally, an intelligent decision-making paradigm integrating Random Forest Regression with Large Language Models (LLM) is introduced. By leveraging LLMs for logical reasoning on cleaned data, this approach provides adaptive, qualitative strategic insights. This study validates the efficacy of mathematical modeling in enterprise management and offers a novel pathway for the digital transformation of the photovoltaic sector.

## Keywords

Profit Calculation, ARIMA Model, Nonlinear Programming, Random Forest Regression, Large Language Model, Production and Sales Optimization

Copyright © 2026 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

在全球“双碳”目标(碳达峰、碳中和)的宏观背景下,光伏产业快速发展。单晶硅片处于产业链上游关键环节,其产销策略与成本控制将直接影响下游组件乃至终端发电系统的度电成本(LCOE)与投资回报。近年来,行业产能扩张与技术迭代加速(如由 P 型向 N 型转型),叠加原材料与能源要素价格波动、下游需求不确定等因素,使晶硅片企业面临“价格下行-成本刚性-利润波动”的经营压力,亟需建立可量化、可执行的经营决策方法。

现有研究从不同角度为企业经营决策提供了参考:一方面,围绕 LCOE 等技术经济性指标的研究有助于刻画成本约束与竞争边界,例如 Cristea 等[1]对不同光伏技术路线的 LCOE 进行了比较分析;另一方面,基于数据驱动的预测与优化方法可为企业应对波动提供工具,例如 Wang 等[2]提出的组合预测框架体现了对波动序列的建模思路,Starke 等[3]展示了智能算法在多目标优化问题中的应用价值。此外,制

制造业领域对大语言模型的应用探索正在兴起, Li 等[4]总结了 LLM 在制造场景中的潜力与挑战, 为企业将非结构化信息纳入经营研判提供了新思路。然而, 针对晶硅片企业的实际经营数据, 仍缺少将“利润核算-趋势预测-产销优化”整合为闭环, 并进一步增强策略解释性的系统化研究。

针对上述问题, 本文旨在利用数学建模与数据挖掘技术, 构建一套涵盖利润分析、趋势预测与产销优化的综合解决方案。具体而言, 本文的主要贡献如下:

(1) 构建精细化的月利润计算模型, 量化成本与收入因子对利润的影响, 并通过 Z-Score 标准化与线性回归筛选关键驱动因素。

(2) 引入 ARIMA 时间序列模型, 对四种主要型号硅片(N 型-182、N 型-210-210、N 型-210-182、P 型)的销量、售价及核心变动成本进行短期预测, 为企业提供可量化的市场趋势信息。

(3) 建立基于非线性规划的产销优化模型, 在满足市场需求与生产约束的前提下, 给出利润最大化的最优产量与定价策略, 并采用 trust-constr 算法求解。

(4) 探索人工智能在制造业经营决策中的应用, 提出融合随机森林回归与大语言模型(LLM)的智能决策路径, 提升异常数据处理的鲁棒性与策略输出的可解释性。

## 2. 数据预处理与影响因子分析

### 2.1. 数据来源与标准化

本文所用数据来源于某晶硅片企业的实际生产经营记录, 涵盖了 2024 年 1 月至 8 月期间四种主要产品(N 型-182、N 型-210-210、N 型-210-182、P 型)的销量、售价、单晶方棒成本、电费、人工成本及其他财务费用。

由于各指标的量纲和数量级差异较大(如销量为万片级, 而总成本为千万元级), 直接分析容易导致偏差。因此, 首先采用 Z-Score 方法对数据进行标准化处理:

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

其中,  $X$  为原始数据,  $\mu$  为样本均值,  $\sigma$  为样本标准差。标准化后的数据均值为 0, 标准差为 1, 便于进行相关性分析。

### 2.2. 基于线性回归的因子筛选

为了明确各财务指标对企业最终税后净利润(销售净利润)的影响程度, 本文构建了多元线性回归模型。以税后净利润(销售净利润)为因变量, 以销售收入、生产变动成本、生产公共成本、人工成本、所得税费用等为自变量(表 1 仅展示主要变量的回归结果)。

**Table 1.** Linear regression analysis results of financial indicators on net profit

**表 1.** 各财务指标对销售净利润的线性回归分析结果

自变量(Independent Variables)	回归系数(Regression Coefficient)	显著性(Significance)
销售收入(Sales Revenue)	0.919	High
生产变动成本(Variable Production Cost)	-1.238	High
生产公共成本(Common Production Overhead)	-0.013	Low
人工成本(Labor Cost)	-0.031	Low
所得税费用(Income Tax Expense)	0.141	Medium

注: High 表示  $p < 0.01$ , Medium 表示  $p < 0.05$ , Low 表示  $p \geq 0.05$  (以 SPSS 输出为准)。

利用 SPSS 软件进行回归分析, 得到的路径分析如图 1 所示。具体回归分析结果如表 1 所示。

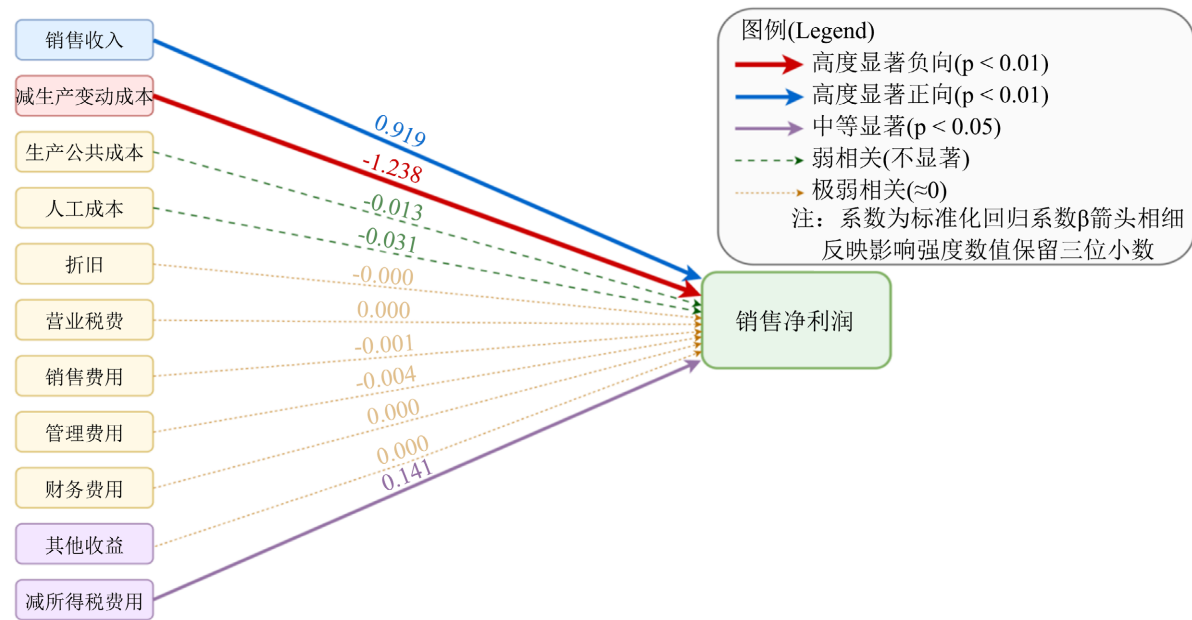


Figure 1. Linear regression path analysis of financial indicators on net profit  
图 1. 各财务指标对销售净利润的线性回归路径分析

需要说明: 表 1 中的回归系数为标准化回归系数(Beta), 用于比较不同变量对净利润影响的相对强弱。回归结果用于刻画统计相关性而非严格因果关系, 部分财务科目(如所得税费用)可能与净利润存在同步变化关系, 相关结论主要用于识别管理关注重点。

分析结果表明:

- 销售收入对税后净利润(销售净利润)具有显著的正向影响, 回归系数为 0.919, 说明扩大销售规模和提升售价是增加利润的重要途径。
- 生产变动成本对税后净利润(销售净利润)呈现显著的负向影响, 回归系数高达-1.238, 这表明原材料(单晶方棒)价格和电费的波动是制约利润增长的主要瓶颈。
- 其他因素如管理费用、销售费用等对利润的影响相对较小(系数绝对值均小于 0.05)。

这一结论为后续模型的构建提供了重要依据: 在优化模型中, 应重点关注销售收入(由价格与销量共同决定)与变动成本之间的平衡。

### 3. 月利润计算模型的构建与验证

#### 3.1. 模型构建

基于前述分析, 我们构建了以产品为维度的月利润计算模型。定义  $k = 1, 2, 3, 4$  分别代表四种硅片产品。

##### 3.1.1. 收入模型

第  $k$  种产品的月销售收入  $S_k$  (元) 计算如下:

$$S_k = Q_k \times P_k \quad (2)$$

其中,  $Q_k$  为月销量(万片),  $P_k$  为售价(元/万片)。总收入  $S_{total} = \sum_{k=1}^4 S_k$ 。

### 3.1.2. 成本模型

成本分为变动成本和固定成本。第  $k$  种产品的变动成本  $C_k$  主要包括单晶方棒成本  $VC_{P_k}$ 、电费  $VC_{EP_k}$  和其他变动成本  $VC_{OP_k}$ ：

$$C_k = (VC_{P_k} + VC_{EP_k} + VC_{OP_k}) \times Q_k \quad (3)$$

其中,  $Q_k$  的单位为万片,  $VC_{P_k}$ ,  $VC_{EP_k}$ ,  $VC_{OP_k}$  的单位为元/万片, 因此  $C_k$  的单位为元。这里下标 P/EP/OP 分别表示“单晶方棒/电费/其他变动成本”的类别标记, 与售价符号  $P_k$  无关。

月度固定成本记为  $F$ (元), 用于核算全厂总利润:

$$C_{total} = \sum_{k=1}^4 C_k + F \quad (4)$$

为进行产品维度的利润对比分析, 本文将固定成本按权重  $w_k$  分摊至各产品, 分摊额为

$$F_k = w_k F, \quad \sum_{k=1}^4 w_k = 1 \quad (5)$$

本文在无额外产能占用信息时取等权分摊  $w_k = \frac{1}{4}$ 。则产品口径总成本与产品利润分别为:

$$\tilde{C}_k = C_k + F_k, \quad \tilde{P}_k = S_k - \tilde{C}_k \quad (6)$$

### 3.1.3. 利润模型

最终的月度总利润  $P_{total}$  为:

$$P_{total} = S_{total} - C_{total} \quad (7)$$

为与后续分析中“各产品贡献利润占比”口径一致, 本文定义各产品贡献利润(不含固定成本分摊):

$$G_k = S_k - C_k \quad (8)$$

并以贡献利润占比刻画结构:

$$r_k = \frac{G_k}{\sum_{j=1}^4 G_j} \times 100\% \quad (9)$$

同时, 为进行产品口径的利润对比(含固定成本分摊), 定义

$$\tilde{C}_k = C_k + F_k, \quad \tilde{P}_k = S_k - \tilde{C}_k \quad (10)$$

并给出产品口径的利润贡献率(可为负):

$$R_k = \frac{\tilde{P}_k}{\sum_{j=1}^4 \tilde{P}_j} \times 100\% \quad (11)$$

## 3.2. 模型求解与结果分析

利用 2024 年 1 月至 8 月的平均数据代入模型进行计算。模型计算的总成本为 3990.46 万元, 实际总成本为 3879.85 万元, 误差仅为 2.85%。图 2 中的净利润为税后净利润(单位: 百万元): 模型计算值为 3.08 百万元(308 万元), 实际值为 3.47 百万元(347 万元), 对应误差约为 11.24%。本文在核算税后净利润时, 对所得税费用与非经营性损益等项目采用简化处理(如按样本期均值近似或忽略), 因此税后净利润口径与实际值存在一定偏差; 但总成本误差较小且利润量级一致, 说明模型具备用于后续预测与优化分析的可用精度。

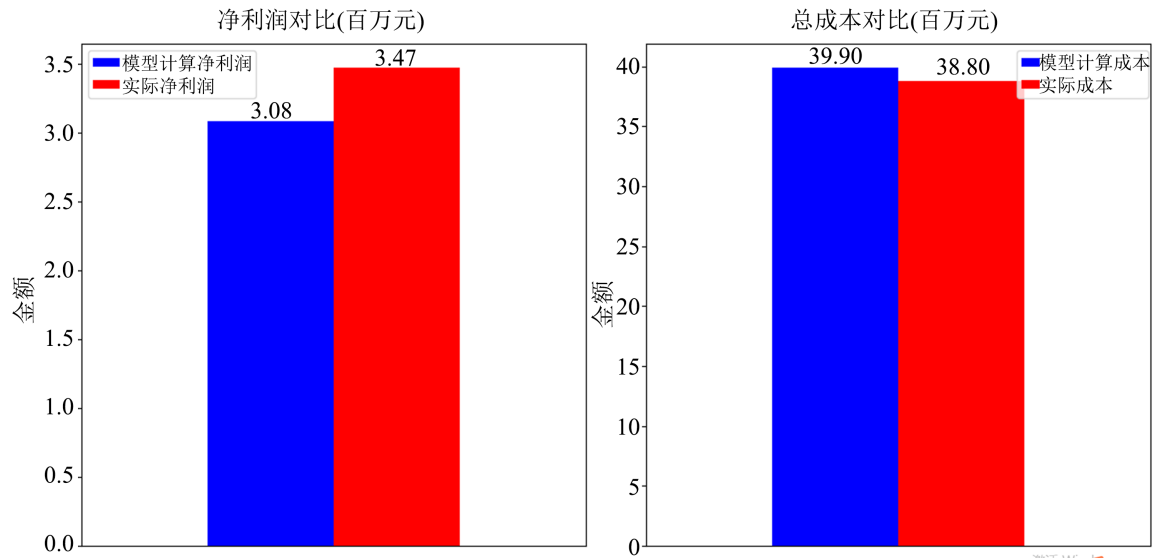


Figure 2. Comparison and verification between model calculation results and actual financial data

图 2. 模型计算结果与企业实际财务数据的对比验证

各产品的具体成本构成如表 2 所示。为与图 3 左侧饼图口径一致, 表 2 给出各产品贡献利润(销售额 - 变动成本)及其占比; 同时, 表 3 给出等权分摊固定成本后的产品口径利润及利润贡献率(可为负), 用于补充对比。

Table 2. Contribution profit and share of each product (Sales-Variable cost)

表 2. 各产品贡献利润(销售额 - 变动成本)及占比

产品类型	销售额(万元)	变动成本(万元)	贡献利润(万元)	占比(%)
N型-182	1337.50	879.45	458.05	58.1%
N型-210-210	716.34	665.54	50.81	6.5%
N型-210-182	1146.23	922.10	224.13	28.4%
P型	1159.59	1104.75	54.84	7.0%

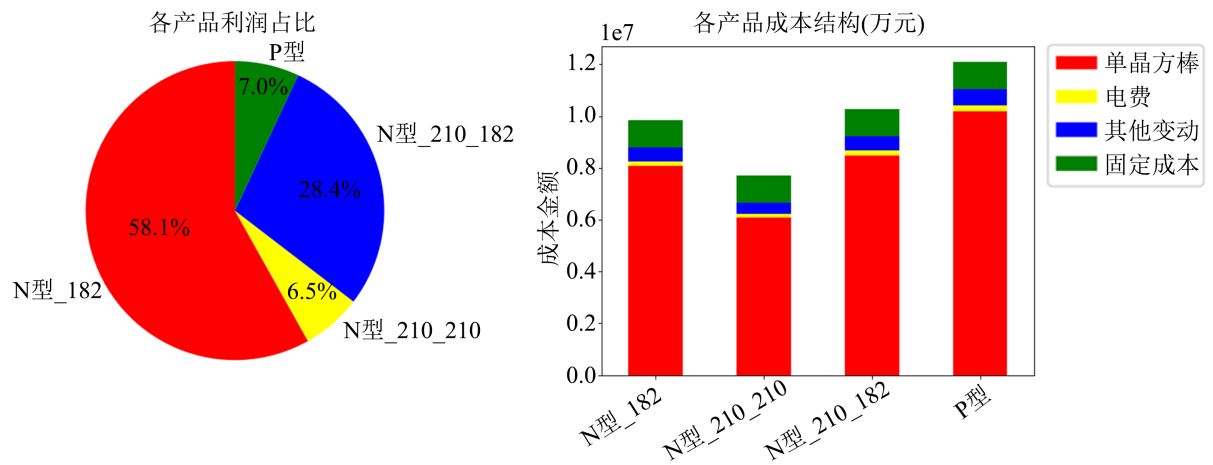


Figure 3. Contribution profit share (Left) and cost structure analysis (Right) of each product

图 3. 各产品贡献利润占比(左)与成本结构分析(右)



**Table 3.** Profit and profit contribution after allocating fixed cost  
**表 3.** 分摊固定成本后的产品口径利润及利润贡献率

产品类型	销售额(万元)	变动成本(万元)	分摊固定成本(万元)	利润(万元)	利润贡献率(%)
N型-182	1337.50	879.45	104.66	353.40	95.72%
N型-210-210	716.34	665.54	104.66	-53.85	-14.59%
N型-210-182	1146.23	922.10	104.66	119.47	32.36%
P型	1159.59	1104.75	104.66	-49.82	-13.49%

图 2 展示了模型计算值与实际财务数据的对比, 整体一致性验证了模型具有可用的核算精度。

进一步对各产品的利润贡献与成本结构进行分析(如图 3 所示):

- 利润结构: N 型-182 产品贡献利润占比约 58.1%, 是企业最核心的盈利来源; 其次为 N 型-210-182 (约 28.4%)。
- 成本结构: 在所有产品的成本构成中, 单晶方棒成本(红色部分)占据主导地位, 占比超过 80%。这意味着, 降低单晶方棒的采购单价或降低硅耗(提高良率)是降本增效的关键。

需要说明: 表 2 与图 3 左图使用贡献利润口径(不含固定成本分摊); 表 3 使用含固定成本分摊的产品口径利润(可为负); 图 2 中的净利润为税后口径, 因此与前两者存在税费及非经营性项目差异。

## 4. 基于 ARIMA 的市场趋势预测

为了制定科学的 9 月份产销计划, 必须对未来的市场环境进行预判。本文采用 ARIMA (自回归积分滑动平均)模型对各产品的销量、售价及核心成本进行短期预测[5]。

### 4.1. 模型原理

ARIMA( $p, d, q$ )模型结合了自回归(AR)、差分(I)和移动平均(MA)三个部分, 特别适合处理具有趋势性和非平稳性的时间序列数据。其数学本质是将非平稳时间序列转化为平稳序列, 然后利用历史数据及其误差项来预测未来值。

#### 4.1.1. 模型结构

设时间序列为 $\{X_t\}$ , ARIMA( $p, d, q$ )模型的通用数学表达式为:

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i L^i\right) (1-L)^d X_t = \left(1 + \sum_{j=1}^q \theta_j L^j\right) \varepsilon_t \quad (12)$$

其中:

- $L$  为滞后算子(Lag Operator), 满足  $L^k X_t = X_{t-k}$ ;
- $d$  为差分阶数,  $(1-L)^d$  表示对序列进行  $d$  次差分, 以消除非平稳趋势;
- $\phi_i (i=1, \dots, p)$  为自回归系数,  $p$  为自回归阶数;
- $\theta_j (j=1, \dots, q)$  为移动平均系数,  $q$  为移动平均阶数;
- $\varepsilon_t$  为白噪声序列, 满足  $E(\varepsilon_t) = 0$ ,  $Var(\varepsilon_t) = \sigma^2$ 。

#### 4.1.2. 建模步骤

本文构建 ARIMA 模型的具体步骤如下:

(1) 平稳性检验: 首先利用 ADF (Augmented Dickey-Fuller)检验判断原始序列是否平稳。若检验统计量大于临界值( $P > 0.05$ ), 则对序列进行一阶或多阶差分, 直至序列平稳。

(2) 参数定阶: 通过观察自相关图(ACF)和偏自相关图(PACF)初步确定  $p$  和  $q$  的范围。为避免主观误

差, 本文采用 AIC (赤池信息准则)最小化原则自动寻优:

$$AIC = 2k - 2\ln(L) \quad (13)$$

其中  $k$  为模型参数个数,  $L$  为似然函数值。AIC 值越小, 说明模型在拟合优度和复杂度之间达到了最佳平衡。

(3) 模型检验: 对残差序列进行白噪声检验(Ljung-Box Test), 确保残差中不包含有效信息。

## 4.2. 预测结果分析

### 4.2.1. N 型-182 产品预测

如图 4 所示, N 型-182 产品的售价在 2024 年呈现阶梯式下降趋势。ARIMA 预测的 9 月售价均值约为 16,924 元/万片, 其 95% 置信区间为  $[P_{182, \min}, P_{182, \max}]$ 。销量在经历波动后预计回升, 95% 置信区间上界对应的市场预测上限为  $Q_{182}^{\text{pred}, \max}$ 。单晶方棒成本的持续下降为应对降价压力提供了一定空间。

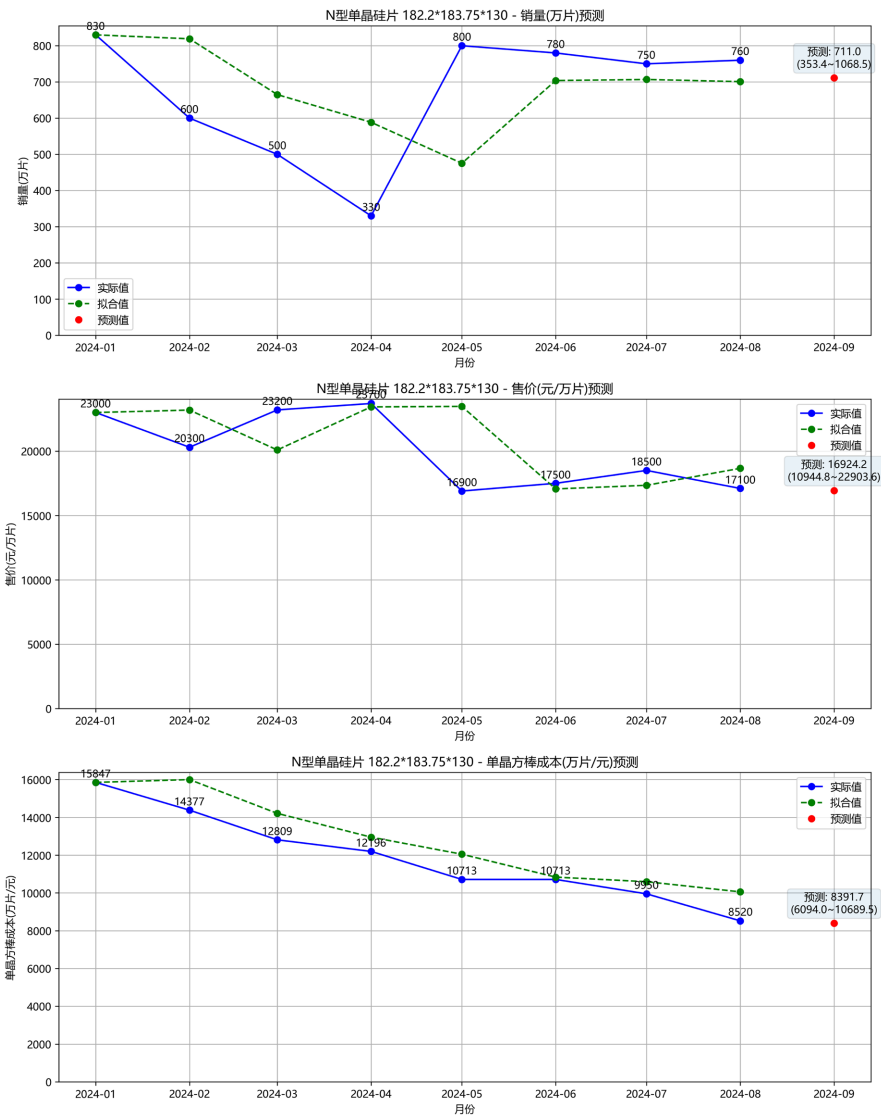
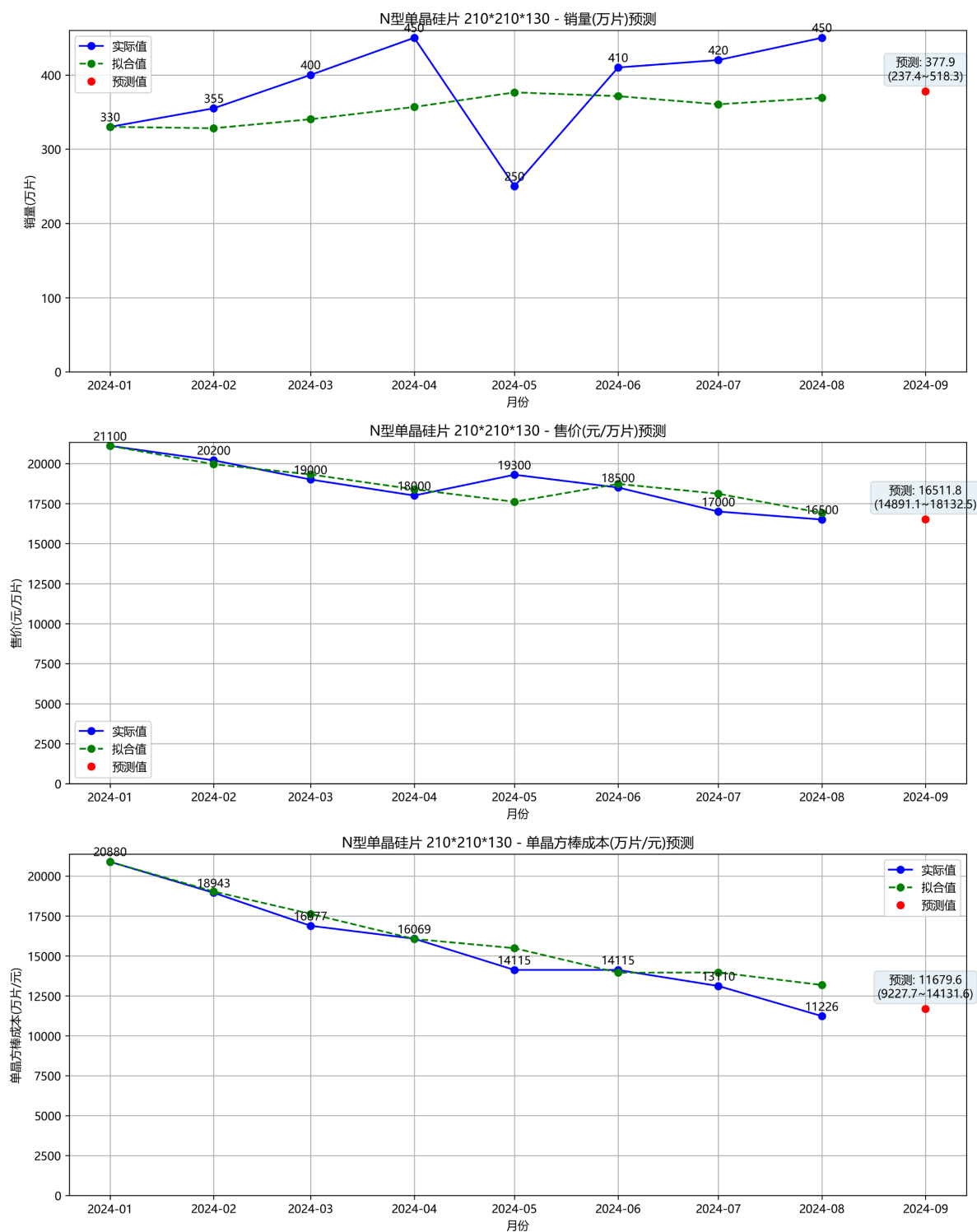


Figure 4. ARIMA prediction results for sales, price, and cost of N-Type 182 wafers  
图 4. N 型-182 硅片销量、售价及单晶方棒成本的 ARIMA 预测结果

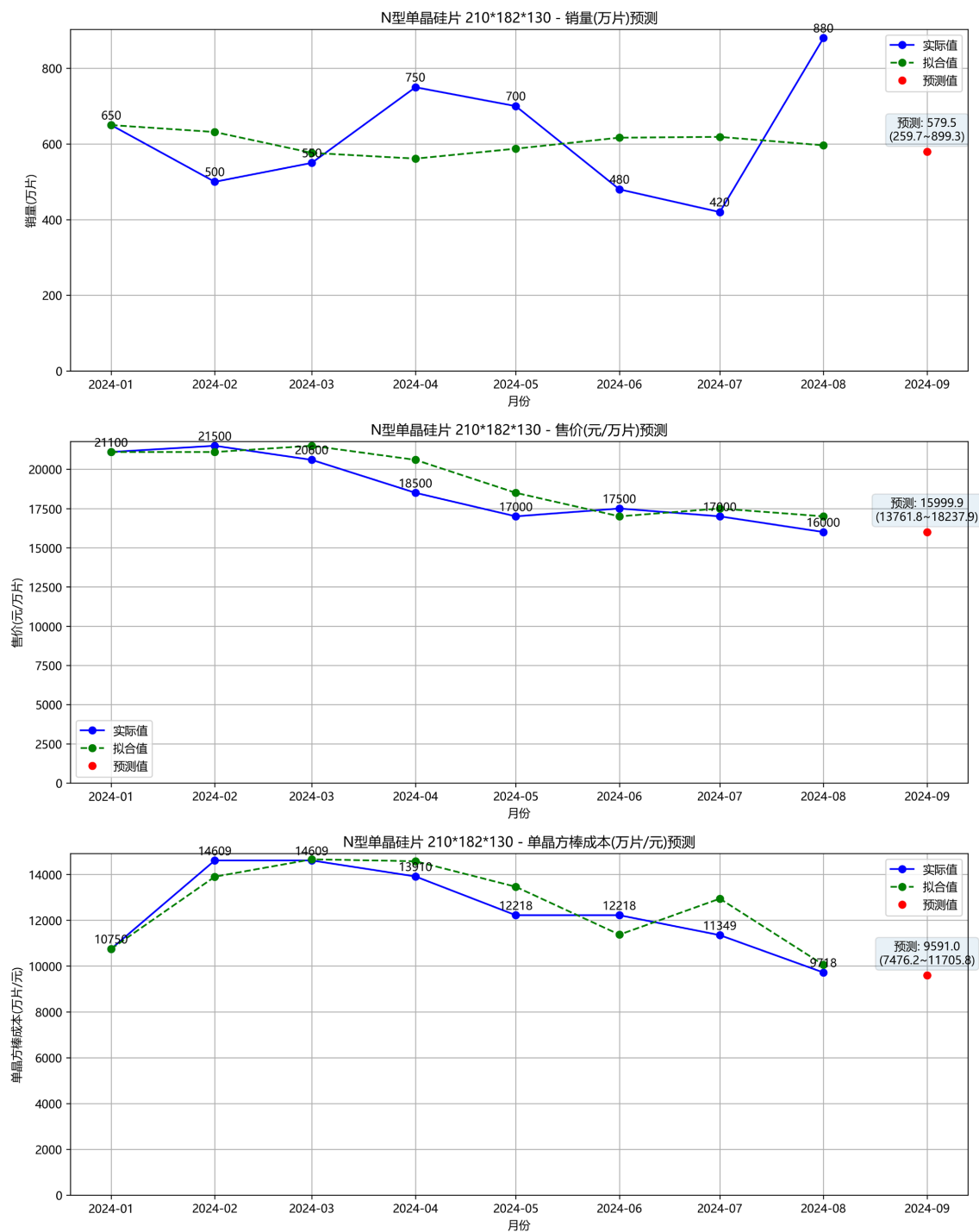


#### 4.2.2. N 型-210 产品预测

对于 N 型-210 系列产品(如图 5(a)和图 5(b)), 市场表现相对疲软。销量预测显示其需求波动较大, 且售价同样面临下行压力。这提示企业在排产时应保持谨慎, 避免库存积压。



(a) N 型-210-210



(b) N 型-210-182

**Figure 5.** ARIMA prediction results for key indicators of N-type 210 series wafers**图 5.** N 型-210 系列硅片关键指标的 ARIMA 预测结果

#### 4.2.3. P 型产品预测

P 型产品(如图 6)作为传统型号,虽然售价较低,但市场需求依然存在,且近期销量有反弹迹象(8 月销量达到 825 万片)。预测显示 9 月销量将维持在 847.9 万片的高位,表明低端市场仍有生存空间。

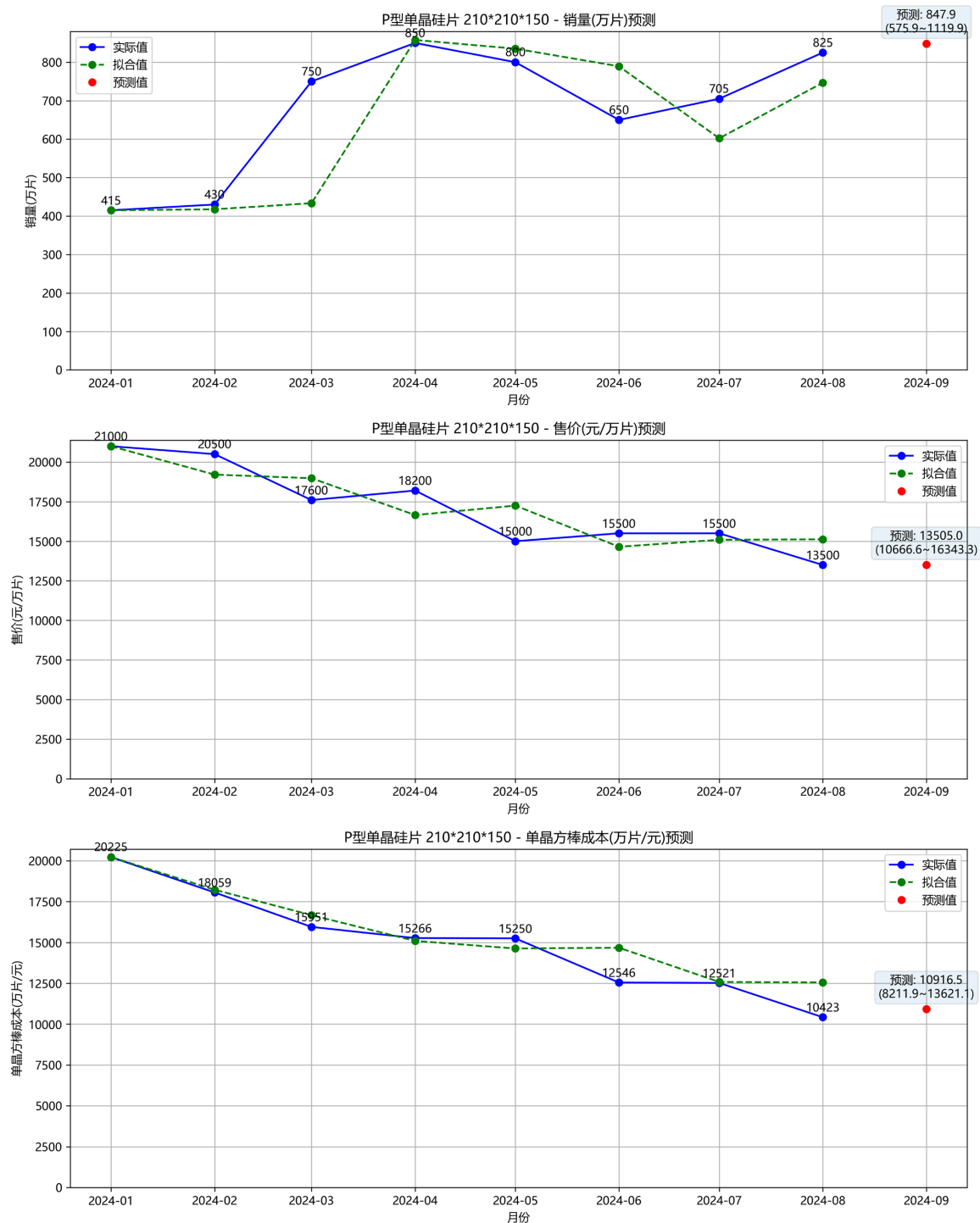


Figure 6. ARIMA prediction results for key indicators of P-type wafers

图 6. P 型硅片关键指标的 ARIMA 预测结果

## 5. 产销策略优化模型

基于 ARIMA 模型的预测结果, 我们进一步构建非线性规划模型, 旨在解决“在预测的市场价格区间内, 如何安排各产品的产量和定价, 才能使总利润最大化”的问题。

### 5.1. 优化模型构建

决策变量:

- $Q_i$ : 第  $i$  种产品的 9 月计划销量(产量), 其中  $i = 1, 2, 3, 4$  分别对应 N 型-182、N 型-210-210、N 型-210-182、P 型。
- $P_i$ : 第  $i$  种产品的 9 月建议售价。

目标函数(利润最大化):

$$\max \Pi = \sum_{i=1}^4 [Q_i \cdot (P_i - VC_i)] - F \quad (14)$$

其中,  $VC_i = VC_{P_i} + VC_{EP_i} + VC_{OP_i}$  为第  $i$  种产品的单位变动成本(元/万片);  $Q_i$  的单位为万片,  $P_i$  的单位为元/万片,  $F$  的单位为元, 因此  $\Pi$  的单位为元。其中  $VC_i$  取 ARIMA 对 2024 年 9 月单位成本预测的均值(单晶方棒成本、电费与其他变动成本同口径汇总), 以反映短期成本趋势。这里下标 P/EP/OP 分别表示“单晶方棒/电费/其他变动成本”的类别标记, 与售价符号  $P_i$  无关。

约束条件:

- (1) 价格区间约束: 售价必须在 ARIMA 预测的 95% 置信区间内(区间数值见后文表 4):

$$P_{i,\min} \leq P_i \leq P_{i,\max}, i = 1, 2, 3, 4 \quad (15)$$

- (2) 产能与销量约束: 销量不能超过企业产能上限与市场预测上限, 取二者较小者:

$$0 \leq Q_i \leq Q_{i,\max}, Q_{i,\max} = \min(Q_i^{\text{cap}}, Q_i^{\text{pred,max}}), i = 1, 2, 3, 4 \quad (16)$$

其中  $Q_i^{\text{pred,max}}$  为 ARIMA 预测 95% 置信区间上界对应的市场预测上限(基于第 4 节预测结果)。而  $Q_i^{\text{cap}}$  为企业当月产能上限, 根据企业设备台账与 9 月排产计划, 设定各产品产能上限分别为: N 型-182 为 552.6 万片, N 型-210-210 为 397.1 万片, N 型-210-182 为 518.3 万片, P 型为 714.3 万片。由于受设备调试与产线切换影响, 上述产能上限均小于或等于对应的市场预测上限, 因此本次求解中实际销量约束主要由产能瓶颈决定。

- (3) 需求弹性约束(可扩展, 本文求解未启用): 根据经济学原理, 销量与售价通常呈负相关, 可用线性需求函数刻画:

$$Q_i \leq a_i - b_i P_i \quad (17)$$

其中  $a_i$ ,  $b_i$  为拟合系数且要求  $b_i > 0$ 。由于样本期仅为 2024 年 1~8 月且部分产品拟合不稳定, 为保证可复核性, 本文最终求解阶段未强制施加该约束, 仅采用价格区间与销量上限约束。

### 5.2. 求解与优化效果

需要说明的是, 考虑到税收政策与财务费用的非经营性波动, 本节优化模型以企业经营利润(Operating Profit)为核心指标, 重点考察产销策略本身的盈利能力。这与第 3 节仅用于模型精度验证的净利润口径有所区别, 但在逻辑上是兼容的。

该模型属于带约束的非线性规划问题, 本文采用 Python SciPy 库中的 trust-constr (信任域约束)算法进行求解, 其信任域思想可参考经典信任域方法文献[6]。

由于目标函数在给定销量上限与单位变动成本条件下对售价呈单调增性, 且本文求解阶段未启用需求弹性约束, 该结果表明, 在当前市场预期的置信区间内, 市场需求尚未达到饱和点, 企业应采取积极的定价策略以测试市场接受上限, 而非保守定价。因此, 最优解建议在 ARIMA 预测的价格区间内取上界定价, 以获得更高的单位贡献利润。

优化结果如表 4 所示。模型建议：

**Table 4.** Optimal production and sales strategy suggestions for September 2024 (with price constraints)  
**表 4.** 2024 年 9 月最优产销策略建议(含价格约束)

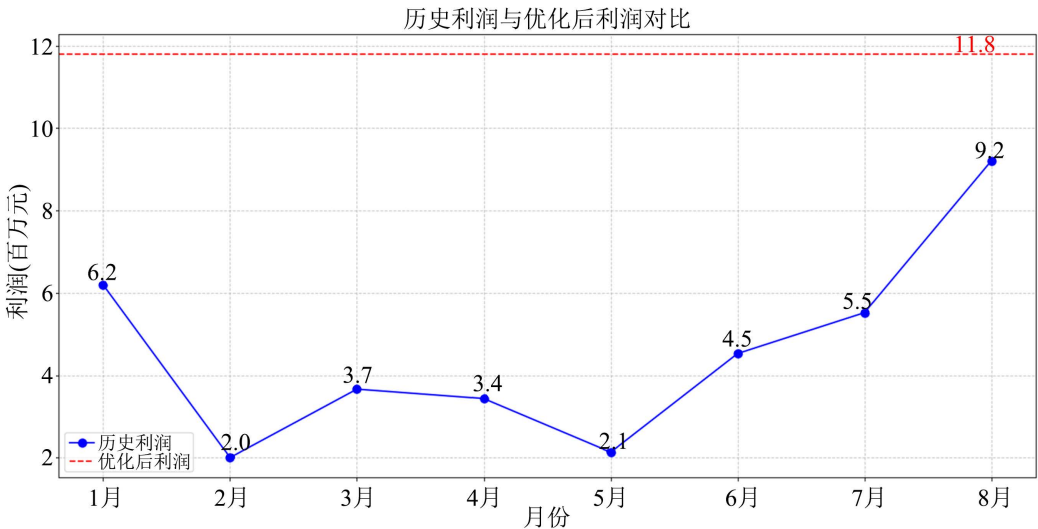
产品型号	建议销量(万片)	建议售价(元/万片)	价格约束区间[ $P_{\min}$ , $P_{\max}$ ]
N型-182	552.6	22903.6	[10944.8, 22903.6]
N型-210-210	397.1	18132.5	[14891.1, 18132.5]
N型-210-182	518.3	18237.9	[13761.8, 18237.9]
P型	714.3	16343.3	[10666.6, 16343.3]

- 对高利润的 N 型-182 产品，应采取“保价稳量”策略，定价取 ARIMA 预测 95%置信区间上界附近 (22903.6 元/万片)。
- 对 P 型产品，建议采取“稳价控量、结构性补充”策略：在价格区间约束内保持价格稳定，同时将销量控制在预测上限与产能约束范围内，以覆盖低端需求并分散产品结构风险。

图 7 展示了优化后的预期利润与历史利润的对比。优化后的 9 月预期经营利润(税前，不含非经营性损益)可达 1179 万元(红线所示)，历史 1~8 月经营利润均值约为 449 万元。其中历史月利润同样按第 3 节利润核算模型得到的经营利润口径计算，以保证与优化目标一致。提升幅度按

$$\Delta = \frac{\Pi_{\text{opt}} - \bar{\Pi}_{\text{hist}}}{\bar{\Pi}_{\text{hist}}} \times 100\% \tag{18}$$

计算，约为 163%。其中  $\Pi_{\text{opt}}$  为优化模型得到的最优利润， $\bar{\Pi}_{\text{hist}}$  为 2024 年 1~8 月历史月利润均值。



**Figure 7.** Comparison between historical monthly profits and expected profits from optimization model  
**图 7.** 历史各月利润与优化模型预期利润的对比

### 5.3. 灵敏度分析

考虑到光伏市场价格波动频繁，为验证优化策略的鲁棒性，本文对核心参数——市场售价进行了灵敏度分析。本文将“售价波动”理解为市场景气变化导致 ARIMA 预测价格区间整体联动变化：对表 4 中

各产品的  $P_{i,\min}$  与  $P_{i,\max}$  同比例施加 $\pm 5\%$ 与 $\pm 10\%$ 的调整,并在每个情景下重新求解优化模型,得到对应的最优经营利润。

分析结果如表 5 所示。可以看出,当市场价格区间整体下移 5%时,优化后的利润虽有所下降(降至 961.2 万元),但仍高于历史平均水平(449 万元),表明策略对价格下行具有一定鲁棒性。

**Table 5.** Sensitivity analysis of operating profit to joint shifts of ARIMA price intervals  
**表 5.** 经营利润对 ARIMA 价格区间联动变化的灵敏度分析

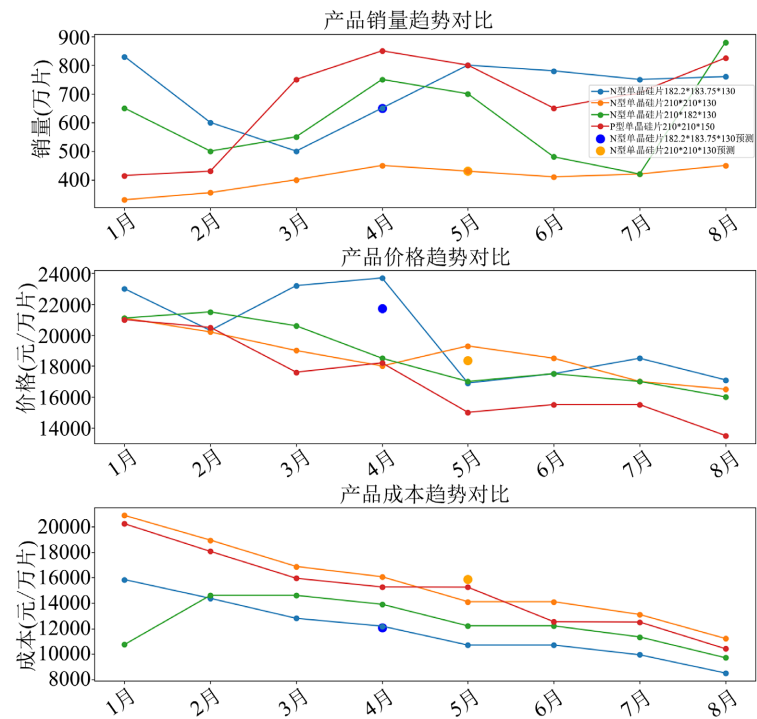
情景(Scenario)	价格区间联动幅度	预期经营利润(万元)	较基准变动
乐观情景II	+10%	1396.8	+18.5%
乐观情景I	+5%	1287.5	+9.2%
基准情景(Base)	0%	1179.0	-
悲观情景I	-5%	961.2	-18.4%
悲观情景II	-10%	743.5	-36.9%

6. 融合大模型的智能决策路径

前述的数学规划模型在处理结构化数据时表现优异,但在面对市场突发事件、政策调整等非结构化信息时存在局限性。为了提升决策系统的鲁棒性与适应性,本文进一步提出了一种融合机器学习与大语言模型(LLM)的智能决策新范式。

6.1. 技术路径

(1) 异常检测与清洗: 首先利用统计学方法识别历史数据中的异常点。如图 8 所示, N 型 182 产品在 4 月的销量(蓝色点)显著低于相邻月份,这可能是由于设备检修或临时订单取消导致的异常。



**Figure 8.** Comparison trends of product sales, price, and cost from Jan. to Aug. (Including actual and predicted values)  
**图 8.** 1~8 月产品销量、价格及成本对比趋势(含实际值与预测值)

(2) 随机森林回归填补: 利用随机森林(Random Forest)算法对清洗后的数据进行重构[7]。随机森林具有抗过拟合、非线性拟合能力强的特点, 能更准确地还原真实的市场供需曲线。

(3) **LLM 综合决策**: 将清洗后的结构化数据、预测结果以及外部市场报告输入开源大语言模型(如 LLaMA 或 Falcon)。利用 LLM 强大的语义理解和逻辑推理能力, 生成通俗易懂的决策报告, 并给出定性的风险提示(如“关注下月多晶硅产能释放对成本的影响”)。

## 6.2. 应用实例

为验证该路径的有效性, 本文选取 N 型-182 产品 4 月份的异常数据进行实证测试。需要强调的是: **LLM 输出仅用于生成定性解释与风险提示, 不参与任何定量计算与最终决策变量求解**; 所有策略建议均需结合第 5 节优化模型约束(产能上限、价格区间与销量上限)进行人工复核后执行。

### 6.2.1. 交互过程示例

- **输入提示词(Prompt):**

基于历史数据, N 型-182 产品在 4 月销量异常下降至 330 万片(环比下降 34%)。ARIMA 预测显示 9 月售价均值约为 16,924 元/万片, 且存在 95%置信区间波动。请结合当前 N 型替代 P 型的行业趋势, 给出 9 月份的产销策略建议, 并说明需要重点关注的风险。

- **模型输出(Response):**

分析: 4 月销量异常下降更可能由非市场因素(如检修、订单波动)导致。尽管短期价格下行, 但 N 型-182 在样本期内对贡献利润的贡献较高, 应优先保障其稳定供给。

策略建议(需与约束核对): (1) 排产建议: 在不突破产能上限与销量上限的前提下, 优先分配产能至 N 型-182, 并避免因短期价格波动造成过度减产。(2) 库存与交付: 在价格下行阶段强调周转效率与订单交付节奏, 降低库存积压风险。(3) 工艺与成本: 重点跟踪硅耗、良率与方棒采购价的变化, 以对冲售价下行带来的利润压力。

### 6.2.2. 实测结论

LLM 给出的“优先保障 N 型-182 供给、强调周转与成本监控”等建议, 与第 5 节优化模型的策略方向一致: 在满足产能上限、价格区间与销量上限的前提下, N 型-182 在最优解中获得较高的产销配置(552.6 万片)。

## 7. 结论

本文针对晶硅片企业的经营决策难题, 提出了一套从数据分析到策略优化的完整解决方案。主要结论如下:

(1) **成本控制是核心**: 单晶方棒成本占总成本的 80% 以上, 且与利润高度负相关(系数-1.238), 是企业降本的首要目标。

(2) **N 型产品是未来**: N 型-182 产品贡献利润占比突出(约 58.1%), 企业应集中资源保障其生产; 同时应关注 N 型-210-182 的市场空间(约 28.4%), 并持续跟踪价格与成本联动。

(3) **数学优化效果显著**: 通过非线性规划模型制定的产销策略, 理论上可使企业月经营利润(税前)提升至 1179 万元, 较历史均值提升约 163%。

(4) **智能化是趋势**: 融合随机森林与大语言模型的决策系统可在异常数据处理与策略解释方面为传统模型提供补充, 有助于提升决策的鲁棒性与前瞻性。

(5) **局限性与展望**: 尽管本文模型在短期预测和静态优化中表现良好, 但尚未充分考虑宏观政策突变



(如贸易壁垒)及竞争对手策略的动态博弈。未来的研究将尝试引入博弈论模型,并进一步探索多模态大模型在供应链风险预警中的应用。

## 参考文献

- [1] Cristea, M., Cristea, C., Tîrnovan, R. and Şerban, F.M. (2025) Levelized Cost of Energy (LCOE) of Different Photovoltaic Technologies. *Applied Sciences*, **15**, Article 6710. <https://doi.org/10.3390/app15126710>
- [2] Wang, W., Liu, H., Jiang, L. and Wang, L. (2025) Prediction of Lithium Carbonate Prices in China Applying a VMD-SSA-LSTM Combined Model. *Mathematics*, **13**, Article 613. <https://doi.org/10.3390/math13040613>
- [3] Starke, A.R., Cardemil, J.M., Escobar, R. and Colle, S. (2018) Multi-Objective Optimization of Hybrid CSP + PV System Using Genetic Algorithm. *Energy*, **147**, 490-503. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.12.116>
- [4] Li, Y., Zhao, H., Jiang, H., Pan, Y., Liu, Z., *et al.* (2024) Large Language Models for Manufacturing. <https://arxiv.org/abs/2410.21418>
- [5] Box, G.E.P., Jenkins, G.M., Reinsel, G.C. and Ljung, G.M. (2015) Time Series Analysis: Forecasting and Control. Wiley.
- [6] Conn, A.R., Gould, N.I.M. and Toint, P.L. (2000) Trust Region Methods. Society for Industrial and Applied Mathematics. <https://doi.org/10.1137/1.9780898719857>
- [7] Breiman, L. (2001) Random Forests. *Machine Learning*, **45**, 5-32. <https://doi.org/10.1023/a:1010933404324>