

# 基于多重回归分析的决策模型

## 摘要

本文针对蔬菜类商品的定价与补货决策问题，基于**斯皮尔曼系数、高斯拟合、复合线性分析**，建立了数学模型，为商超找到了补货与定价决策。通过决策的制定，消费者获得了更良好的购物体验，商超得到了最大化的收益，同时减少了易变质生鲜产品的浪费。

**针对问题一**，本文从两个层面解决两个问题：一是在单品层面，寻找不同单品销售量的分布规律与相互关系；二是在品类层面，探寻各品类单品销售量的分布规律与相互关系。对此本文应用**斯皮尔曼系数**来描述相关程度，通过 matlab 计算后得到：在品类层面，花叶类与花菜类，花叶类与水生根茎类，水生根茎类与食用菌有明显的**正相关趋势** ( $R_{xy}>0.75$ )；茄类与食用菌有一定的**负相关趋势** ( $R_{xy}$  接近 0.70)；在单品层面，**相关趋势**极其明显的有：青茄子(2)与紫茄子(1) ( $R_{xy}=0.989$ )，姬菇(1)与海鲜菇(1) ( $R_{xy}=0.951$ )。

**针对问题二**，本文在以“**成本加成定价法**”为定价参考方法的前提下，解决两个问题：一是分析各品类蔬菜的销售总量与成本加成定价的关系，二是为商超提供各品类蔬菜在 2023 年 7 月 1-7 日的日补货总量和定价策略。为了解决第一小问，本文运用**高斯拟合**的方法求出了各品类在利用不同单品数据计算下的**加权平均定价**，进而拟合出了销售总量与成本加成定价的关系。为了解决第二小问，本文运用了**时间序列分析综合高斯拟合**的方法求出了销售量与时间的关系，然后以 **MATLAB** 为计算工具，明确了各品类蔬菜在 2023 年 7 月 1-7 日的日补货总量和定价策略：

| 平均定价 (元/千克) | 7月1日   | 7月2日  | 7月3日  | 7月4日  | 7月5日  | 7月6日  | 7月7日  |
|-------------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 花叶类         | 5.28   | 5.42  | 6.55  | 10.6  | 19.2  | 31.45 | 42.45 |
| 花菜类         | 13.27  | 12.22 | 12.41 | 12.36 | 12.25 | 12.23 | 12.27 |
| 水生根茎类       | 8.37   | 6.24  | 4.73  | 3.65  | 2.92  | 2.43  | 2.08  |
| 茄类          | 不建议再出售 |       |       |       |       |       |       |
| 辣椒类         | 不建议再出售 |       |       |       |       |       |       |
| 食用菌类        | 3.08   | 2.19  | 1.97  | 1.89  | 1.8   | 1.76  | 1.75  |

| 补货量 (千克) | 7月1日   | 7月2日  | 7月3日  | 7月4日  | 7月5日  | 7月6日  | 7月7日 |
|----------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|------|
| 花叶类      | 102.4  | 81.39 | 58.44 | 37.83 | 22.17 | 11.69 | 5.6  |
| 花菜类      | 19.23  | 15.04 | 13.9  | 14.1  | 14.6  | 15.1  | 15.6 |
| 水生根茎类    | 3.61   | 2.88  | 2.28  | 1.78  | 1.37  | 1.05  | 0.79 |
| 茄类       | 不建议再出售 |       |       |       |       |       |      |
| 辣椒类      | 不建议再出售 |       |       |       |       |       |      |
| 食用菌类     | 10.57  | 4.45  | 2.76  | 2     | 1.48  | 1.09  | 0.8  |

**针对问题三**，本文利用复合线性回归的方法，建立单品总收益与补货量的**复合线性关系**。随后在代入实际条件下，通过寻找最值寻找到进货与定价策略，详情可见论文附录表“问题三的结果”

**针对问题四**，在题目已给出足够数据的情况下，本文引入了另外四个可测量数据：**品相、同行市场价、固定成本、可变成本**，来优化对蔬菜商品的补货和定价决策。另外，本文通过**层次分析法**构建**两两比较矩阵**，对这四个数据进行了重要性排序：**同行市场价>品相>固定成本>可变成本**。以便于商超在制定决策时能有所侧重，从而获得最大的收益。

综上所述，本文在通过大量的数据优化处理来提高模型的准确性的同时，也综合运用了多种模型，找到了数据之间的联系，便于商超进行推广。

**关键词：**斯皮尔曼系数 高斯拟合 时间序列分析 数据可视化 复合线性回归 层次分析法

## 一、 问题重述

### 1.1 问题背景

随着叮咚买菜、盒马等生鲜电商的涌现与发展，生鲜商超的大部分生鲜产品的总销售量急剧增长。2020 年中国生鲜零售市场规模超 5 万亿元，并预计未来生鲜零售市场仍将保持增长态势，到 2025 年，中国生鲜零售市场规模将达到 6.8 万亿元。<sup>[1]</sup>

但是生鲜商超的蔬菜类产品的保质期较短，还有随时间推进而品相变差的特点。为了保证收益最大化，商超一般根据商品的历史销售和未来需求进行补货。同时，蔬菜类产品类别多样、产地各异、且进货时间通常为凌晨，这导致了商家必须在未知当日进货状况之时，便要进行相应的补货，并通过“成本加成定价”方法为蔬菜类产品定价。定价时也要考虑对质量不佳的商品进行打折销售，进而形成良好的销售组合。<sup>[2]</sup>

### 1.2 问题提出

**问题 1-4** 符合层层递进的特点，从探究到实践的维度服务于同一现实问题——如何在未知具体单品和进货价格的情况下，根据已知有效数据，做出补货和定价决策，使得商超收益最大。

**问题一**首先暗示了蔬菜类商品各品类、单品之间存在关联关系。接着要对其分布规律以及相互关系进行探究。

**问题二**首先需要寻找到各种蔬菜类商品销售量与成本加成定价之间的关系，接着要求依据该关系，制定出能使未来一周收益最大的各蔬菜品类的补货总量与定价决策。

**问题三**要求在销售单品总数为 27-33 个、每一件单品订购量都小于 2.5kg（最小陈列量）的限制条件下，根据 2023 年 6 月 24-30 日的可售品种，制定 7 月 1 日的单品补货量与定价决策，以达到收益最大化。

**问题四**是在前三问的分析基础上，希望商超采集更多有效相关数据，以优化蔬菜类商品的补货、定价策略。

## 二、 问题分析

### 2.1 问题一分析

问题一需要分析蔬菜各品类及各单品销售量的分布规律和相互关系，数据来源于“附件 1 6 个蔬菜品类的商品信息”和“附件 2 销售流水明细数据”。由于两个附件中的数据过于繁琐，论文首先进行数据预处理，从处理后的数据中发现基本关系后，再利用斯皮尔曼相关系数量化关系。

### 2.2 问题二分析

问题二需要先以各品类总销量的算术平均为依据给成本加成定价进行加权。首先本文对“附件 1:6 个蔬菜品类的商品信息”和“附件 2:销售流水明细数据”得到蔬菜各品类在 2023 年 6 月 24 日到 30 日的销售总量，并找到其与加权后的成本加成定价这两个因素的关系。再根据 2023 年 6 月 24 日到 30 日的日销售总量预测出 2023 年 7 月 1 日至 7 日的日销售总量，在满足利益最大化的条件下，近似将日销售总量等于日补货量，最后依据销售总量与加权后的成本加成定价关系预测出使商超的定价策略。

### 2.3 问题三分析

问题三需要在以 27-33 个的可售单品总数下且个单品订购量大于 2.5 千克的要求下，制定单品补货量和定价策略。这需要先找到可售单品的种类，接着寻找到单品补货量与定价的关系，并根据单品总利润的公式，进一步求出单品补货量与单品总利润的关系。之后，再找到单品总利润最大时对应的单品补货量与成本加成定价，作为最终的策略值。

### 2.4 问题四分析

问题四需要找到有助于制定补货和定价策略的其他数据并采集量化，因此论文先利用思维导图的形式分析定价的概念与其他题中所给概念的关系，如下图 1 所示：

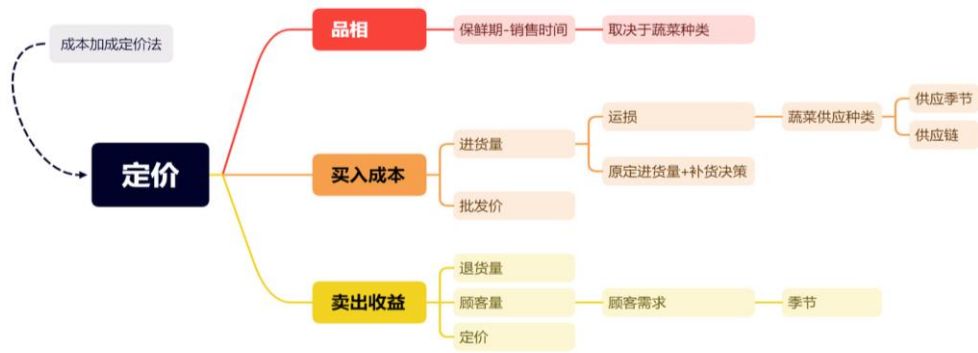


图 1

然后，本文再寻找其他有关数据来进行分析与优化。

### 三、基本假设

1. 假设每日生鲜蔬菜在当天未售尽的情况下，第二日不再售出；
2. 假设每个月中各周销量呈现周期性变化；
3. 由于蔬菜类商品的熟制基本不变，本文忽略每年同一月份的销量与定价差异；
4. 假设市场不受不可抗力因素的影响，例如传染病、自然灾害等；
5. 假设供货商供货情况稳定，例如商品品相、类别和数量。

### 四、符号说明

| 符号  | 描述      | 单位 |
|-----|---------|----|
| Jc  | 成本加成定价  | 元  |
| Pf  | 批发价     | 元  |
| Sh  | 单品损耗    | /  |
| Dj  | 销售单价    | 元  |
| Rx  | 单品日销量   | 千克 |
| Rxp | 品类日销量   | 千克 |
| Q   | 不同单品的权重 | /  |
| Qjc | 加权平均后成本 | 元  |
| Lrd | 单品日利润   | 元  |
| W   | 单品单日总利润 | 元  |

## 五、问题一的模型建立与求解

### 5.1 数据预处理

鉴于购买记录数据的繁琐且冗余，首先，论文利用 Excel 的 SUMIF 和 SUMIFS 函数，计算出同商品（商品编码相同）各月的月销售量，最后得到各蔬菜单品的异年同月销量之和。

同时，使用 Excel 查找功能发现“附件 2 销售流水明细数据”中，关于“退货”的交易信息只有 461 条，相对信息量而言，数据量极少，且退货的数据在原表中以负数的形式呈现，无需正负符号转换后再计算总销量，因此忽略退货信息对分析结果带来的影响；关于“打折”的交易信息有 4736 条，但打折出售并不影响月总销量的数值，因此忽略打折销售对分析相关关系的影响。

#### 5.1.1 各蔬菜单品异年同月销量和的计算

例如，论文用了以下步骤计算出单品编号为 102900005115168 的牛首生菜在 2021 年 1 月，2022 年 1 月和 2023 年 1 月的月销量，并求出 2020 年-2023 年三年 1 月月销量之和：

首先，为便于 Excel 识别与处理，将表格中的原日期格式转化为文本格式：

$$A2=\text{TEXT}(B2, "yyyymmdd")$$

其次，寻找在购买记录中符合每件单品编码的物品对应的异年同月销量。对于月份的定位，论文应用了 Excel 中的替换符“?”，以“????01??”的形式进行 SUMIFS 函数的筛选：

$$P1=????01??, Q2=????02??, \dots, P12=????12??$$

异年同月总销量(以牛首生菜的 1 月销量为例)

$$=\text{SUMIFS}(\$E\$2:\$E\$878504, \$D\$2:\$D\$878504, \$K2, \$A\$2:\$A\$878504, P\$1)$$

|  |   |                                  |   |  |
|--|---|----------------------------------|---|--|
| SUMIFS   |   |                                  |   |  |
| Sum_range  | <input type="text" value="\$E\$2:\$E\$878504"/> | <input type="button" value="↑"/> | = | {0.396;0.849;0.409;0.421;0.539;0.277;0.338;0.132;... |
| Criteria_range1  | <input type="text" value="\$D\$2:\$D\$878504"/> | <input type="button" value="↑"/> | = | {"102900005117056";"102900005115960";"1029...        |
| Criteria1  | <input type="text" value="\$K2"/>               | <input type="button" value="↑"/> | = | "102900005115168"                                    |
| Criteria_range2  | <input type="text" value="\$A\$2:\$A\$878504"/> | <input type="button" value="↑"/> | = | {"20200701";"20200701";"20200701";"20200701"...      |
| Criteria2  | <input type="text" value="P\$1"/>               | <input type="button" value="↑"/> | = | "????01??"   |
|  |   |                                  | = | 56.624   |
| Adds the cells specified by a given set of conditions or criteria. |   |                                  |   |  |
| Sum_range: are the actual cells to sum.                            |   |                                  |   |  |

图 2

具体检索与计算步骤可见附录内记录各品类及单品三年内每月销量数据的表格。

#### 5.1.2 利用品类异年同月销量反映趋势

在得到各单品异年同月总销量后，论文将同一品类的单品销量进行相加得到各品类异年同月总销量。根据各品类异年同月销量的数据，论文利用 Excel 绘制出多元折线图，以表现出不同品类的销量变化趋势，便于进行两两比较找到相关关系。

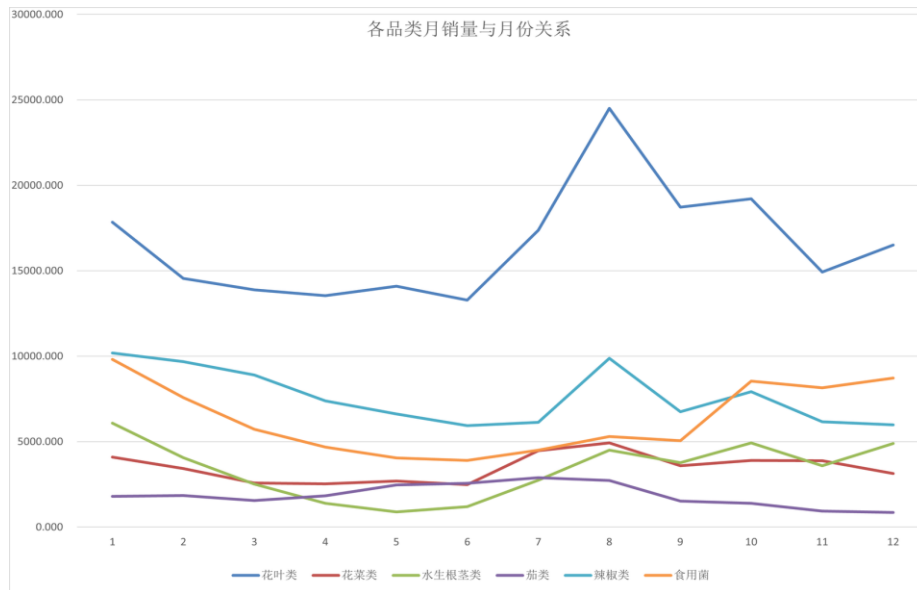


图 3

同时，论文也应用 Excel 函数库计算出了不同单品异年同月销量的平均数、标准误差、中位数、标准差、方差、峰度、偏度、区域、最小值、最大值数据：

|      | 花叶类      | 花菜类      | 水生根茎类    | 茄类       | 辣椒类      | 食用菌      |
|------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 平均   | 16543.41 | 3480.538 | 3381.779 | 1869.315 | 7632.386 | 6340.56  |
| 标准误差 | 940.302  | 233.6947 | 477.342  | 194.8156 | 472.3139 | 602.1902 |
| 中位数  | 15724.61 | 3512.713 | 3678.321 | 1813.697 | 7072.063 | 5512.387 |
| 标准差  | 3257.302 | 809.5421 | 1653.561 | 674.8609 | 1636.143 | 2086.048 |
| 方差   | 10610014 | 655358.5 | 2734265  | 455437.2 | 2676965  | 4351596  |
| 峰度   | 2.119271 | -0.97953 | -0.98543 | -1.04104 | -1.46987 | -1.5243  |
| 偏度   | 1.359756 | 0.272038 | -0.14024 | 0.105989 | 0.53479  | 0.409709 |
| 区域   | 11212.37 | 2431.426 | 5203.458 | 2040.46  | 4259.193 | 5913.909 |
| 最小值  | 13293.56 | 2495.009 | 886.781  | 860.461  | 5940.229 | 3910.553 |
| 最大值  | 24505.93 | 4926.435 | 6090.239 | 2900.921 | 10199.42 | 9824.462 |

表 1

根据以上的数据，可通过初步定性分析与简单的定量分析得到以下结论：花叶类与辣椒类的异年同月销量趋势相似，水生根茎类和食用菌的异年同月销量趋势相似，茄类和花菜类异年同月销量趋势相似。

## 5.2 基于斯皮尔曼系数的相关模型建立

为了探究蔬菜类商品各品类以及单品之间的关系，在数据预处理的基础上，再进行相关性分析。为此，本文引入了斯皮尔曼(Spearman)相关系数。

计算斯皮尔曼相关系数时，论文先对变量值求秩，然后便可以计算出斯皮尔曼相关系数  $R_{xy}$ ：

$$R_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

当所有的等级数值都为整数时， $R_{xy}$  亦可表示为：

$$R_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)}$$

## 5.3 模型的求解

通过 SPSS 数据处理软件，论文探究了各品类以及相同品类的单品异年同月销售量对应的斯皮尔曼系数相关性。因为跨品类的单品相互影响小，所以本文忽略了不同品类的单品之间的斯皮尔曼系数相关性探究。

### 5.3.1 各品类月销量之间的斯皮尔曼系数相关性

通过 SPSS 数据分析软件分析各品类相关关系并得出了对应的斯皮尔曼系数，来量化各品类间的相关程度。结果如下表 2 所示。

|          |          |         | 相关性      |          |          |          |          |          |
|----------|----------|---------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
|          |          |         | VAR00001 | VAR00002 | VAR00003 | VAR00004 | VAR00005 | VAR00006 |
| 斯皮尔曼 Rho | VAR00001 | 相关系数    | 1.000    | .888**   | .769**   | -.126    | .385     | .462     |
|          |          | 显著性(双尾) | .        | <.001    | .003     | .697     | .217     | .131     |
|          |          | N       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       |
|          | VAR00002 | 相关系数    | .888**   | 1.000    | .657*    | .112     | .392     | .392     |
|          |          | 显著性(双尾) | <.001    | .        | .020     | .729     | .208     | .208     |
|          |          | N       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       |
|          | VAR00003 | 相关系数    | .769**   | .657*    | 1.000    | -.413    | .483     | .860**   |
|          |          | 显著性(双尾) | .003     | .020     | .        | .183     | .112     | <.001    |
|          |          | N       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       |
|          | VAR00004 | 相关系数    | -.126    | .112     | -.413    | 1.000    | .063     | -.692*   |
|          |          | 显著性(双尾) | .697     | .729     | .183     | .        | .846     | .013     |
|          |          | N       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       |
|          | VAR00005 | 相关系数    | .385     | .392     | .483     | .063     | 1.000    | .434     |
|          |          | 显著性(双尾) | .217     | .208     | .112     | .846     | .        | .159     |
|          |          | N       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       |
|          | VAR00006 | 相关系数    | .462     | .392     | .860**   | -.692*   | .434     | 1.000    |
|          |          | 显著性(双尾) | .131     | .208     | <.001    | .013     | .159     | .        |
|          |          | N       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       |

\*\* 在 0.01 级别(双尾)，相关性显著。

\* 在 0.05 级别(双尾)，相关性显著。

表 2

VAR0001 代表花叶类，VAR0002 代表花菜类，VAR0003 代表水生根茎类，VAR0004 代表茄类，VAR0005 代表辣椒类，VAR0006 代表食用菌。

其中，相关系数越接近 1 代表两者相关程度越高，同时显著性指数越低越好，0.01 到 0.05 左右的显著性指数代表相关系数所反映的相关程度较为真实。所以，某些低数值的斯皮尔曼相关系数并不一定代表两者无显著的相关性，因为其显著性指数偏高，代表相关系数所反映的相互关系并不贴合实际。但仍可从图中标有“\*\*”和“\*”的相关系数判断相互关系。通过分析可知：花叶类与花菜类，花叶类与水生根茎类，水生根茎类与食用菌有明显的正相关趋势(带\*\*，系数高于 0.75)；茄类与食用菌有一定的负相关趋势(带\*，系数接近 0.70)。

5.3.2 各品类中各单品之间的斯皮尔曼系数相关性

5.3.2.1 花叶类斯皮尔曼系数相关分析

花叶类共有 100 个单品，参照“附件 1 6 个蔬菜品类的商品信息”中花叶类商品的排列顺序，VAR00001 代表单品“牛首生菜”，则 VAR00100 代表单品“鲜粽叶(袋)(3)”。由于数据较多，论文截取其中前 9 个单品作为示例，其余详见论文附录支撑材料。

| 相关性      |          |          |          |          |          |          |          |          |          |       |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|-------|
| 斯皮尔曼 Rho | VAR00001 | VAR00002 | VAR00003 | VAR00004 | VAR00005 | VAR00006 | VAR00007 | VAR00008 | VAR00009 |       |
| VAR00001 | 相关系数     | 1.000    | .147     | -.011    | .318     | -.182    | -.470    | -.164    | -.367    | -.356 |
|          | 显著性（双尾）  | .        | .649     | .974     | .315     | .572     | .123     | .611     | .241     | .257  |
|          | N        | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12    |
| VAR00002 | 相关系数     | .147     | 1.000    | -.195    | .461     | .218     | -.382    | -.125    | -.335    | -.243 |
|          | 显著性（双尾）  | .649     | .        | .544     | .132     | .495     | .220     | .699     | .287     | .446  |
|          | N        | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12    |
| VAR00003 | 相关系数     | -.011    | -.195    | 1.000    | -.028    | -.566    | -.133    | -.458    | .033     | -.208 |
|          | 显著性（双尾）  | .974     | .544     | .        | .932     | .055     | .680     | .135     | .918     | .517  |
|          | N        | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12    |
| VAR00004 | 相关系数     | .318     | .461     | -.028    | 1.000    | -.624*   | -.686*   | -.749**  | -.686*   | -.243 |
|          | 显著性（双尾）  | .315     | .132     | .932     | .        | .030     | .014     | .005     | .014     | .446  |
|          | N        | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12    |
| VAR00005 | 相关系数     | -.182    | .218     | -.566    | -.624*   | 1.000    | .580*    | .902**   | .497     | .218  |
|          | 显著性（双尾）  | .572     | .495     | .055     | .030     | .        | .048     | <.001    | .101     | .495  |
|          | N        | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12    |
| VAR00006 | 相关系数     | -.470    | -.382    | -.133    | -.686*   | .580*    | 1.000    | .762**   | .874**   | .480  |
|          | 显著性（双尾）  | .123     | .220     | .680     | .014     | .048     | .        | .004     | <.001    | .114  |
|          | N        | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12    |
| VAR00007 | 相关系数     | -.164    | -.125    | -.458    | -.749**  | .902**   | .762**   | 1.000    | .720**   | .306  |
|          | 显著性（双尾）  | .611     | .699     | .135     | .005     | <.001    | .004     | .        | .008     | .334  |
|          | N        | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12    |
| VAR00008 | 相关系数     | -.367    | -.335    | .033     | -.686*   | .497     | .874**   | .720**   | 1.000    | .480  |
|          | 显著性（双尾）  | .241     | .287     | .918     | .014     | .101     | <.001    | .008     | .        | .114  |
|          | N        | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12    |
| VAR00009 | 相关系数     | -.356    | -.243    | -.208    | -.243    | .218     | .480     | .306     | .480     | 1.000 |
|          | 显著性（双尾）  | .257     | .446     | .517     | .446     | .495     | .114     | .334     | .114     | .     |
|          | N        | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12       | 12    |

表 3

分析比较表 3 中数据可知：苋菜与云南生菜，云南生菜与竹叶菜，云南生菜与小白菜有明显的正相关趋势（\*\*，R<sub>xy</sub> 大于 0.75）；白菜苔与竹叶菜有明显的负相关趋势（\*\*，R<sub>xy</sub>=-0.75）。带\*的系数均不超过 0.75，则不考虑。

5.3.2.2 花菜类斯皮尔曼系数相关分析

花菜类共有 5 个单品，同样，参照“附件 1 6 个蔬菜品类的商品信息”中花菜类商品的排列顺序，VAR00001 代表单品“西兰花”，则 VAR00005 代表单品“枝江青梗散花”。



|          |          | 相关性      |                   |          |                   |          |
|----------|----------|----------|-------------------|----------|-------------------|----------|
|          |          | VAR00001 | VAR00002          | VAR00003 | VAR00004          | VAR00005 |
| 斯皮尔曼 Rho | VAR00001 | 相关系数     | 1.000             | -.031    | .678 <sup>*</sup> | -.393    |
|          |          | 显著性（双尾）  | .                 | .923     | .015              | .206     |
|          |          | N        | 12                | 12       | 12                | 12       |
|          | VAR00002 | 相关系数     | -.031             | 1.000    | .312              | .146     |
|          |          | 显著性（双尾）  | .923              | .        | .324              | .651     |
|          |          | N        | 12                | 12       | 12                | 12       |
|          | VAR00003 | 相关系数     | .678 <sup>*</sup> | .312     | 1.000             | .044     |
|          |          | 显著性（双尾）  | .015              | .324     | .                 | .893     |
|          |          | N        | 12                | 12       | 12                | 12       |
|          | VAR00004 | 相关系数     | -.393             | .146     | .044              | 1.000    |
|          |          | 显著性（双尾）  | .206              | .651     | .893              | .        |
|          |          | N        | 12                | 12       | 12                | 12       |
|          | VAR00005 | 相关系数     | .524              | -.078    | .217              | -.393    |
|          |          | 显著性（双尾）  | .080              | .810     | .499              | .206     |
|          |          | N        | 12                | 12       | 12                | 12       |

\*. 在 0.05 级别（双尾），相关性显著。

表 4

由表 4 可见，花菜类单各单品之间的月销售量相关趋势并不明显。

### 5.3.3.3 水生根茎类斯皮尔曼系数相关分析

水生根茎类共有 19 个单品，参照“附件 1 6 个蔬菜品类的商品信息”中水生根茎类商品的排列顺序，VAR00001 代表“藕”，则 VAR00019 代表“藕尖”。由于数据较多，论文截取其中前 10 个单品作为示例，其余见论文附录支撑材料。

|          |         | 相关性      |                    |                    |                   |          |                    |                    |                    |                   |
|----------|---------|----------|--------------------|--------------------|-------------------|----------|--------------------|--------------------|--------------------|-------------------|
|          |         | VAR00001 | VAR00002           | VAR00003           | VAR00004          | VAR00005 | VAR00006           | VAR00007           | VAR00008           | VAR00009          |
| VAR00001 | 皮尔逊相关性  | 1        | .416               | .422               | .124              | .256     | .279               | -.113              | -.150              | -.384             |
|          | 显著性（双尾） |          | .179               | .172               | .702              | .421     | .379               | .727               | .641               | .217              |
|          | 个案数     | 12       | 12                 | 12                 | 12                | 12       | 12                 | 12                 | 12                 | 12                |
| VAR00002 | 皮尔逊相关性  | .416     | 1                  | .756 <sup>**</sup> | .579 <sup>*</sup> | .030     | .875 <sup>**</sup> | .215               | .221               | -.002             |
|          | 显著性（双尾） | .179     |                    | .004               | .049              | .925     | <.001              | .501               | .490               | .994              |
|          | 个案数     | 12       | 12                 | 12                 | 12                | 12       | 12                 | 12                 | 12                 | 12                |
| VAR00003 | 皮尔逊相关性  | .422     | .756 <sup>**</sup> | 1                  | .554              | .379     | .466               | -.139              | -.172              | -.137             |
|          | 显著性（双尾） | .172     | .004               |                    | .062              | .224     | .127               | .667               | .593               | .670              |
|          | 个案数     | 12       | 12                 | 12                 | 12                | 12       | 12                 | 12                 | 12                 | 12                |
| VAR00004 | 皮尔逊相关性  | .124     | .579 <sup>*</sup>  | .554               | 1                 | -.154    | .667 <sup>*</sup>  | .543               | .486               | -.285             |
|          | 显著性（双尾） | .702     | .049               | .062               |                   | .632     | .018               | .068               | .109               | .370              |
|          | 个案数     | 12       | 12                 | 12                 | 12                | 12       | 12                 | 12                 | 12                 | 12                |
| VAR00005 | 皮尔逊相关性  | .256     | .030               | .379               | -.154             | 1        | -.126              | -.289              | -.277              | -.021             |
|          | 显著性（双尾） | .421     | .925               | .224               | .632              |          | .696               | .363               | .383               | .949              |
|          | 个案数     | 12       | 12                 | 12                 | 12                | 12       | 12                 | 12                 | 12                 | 12                |
| VAR00006 | 皮尔逊相关性  | .279     | .875 <sup>**</sup> | .466               | .667 <sup>*</sup> | -.126    | 1                  | .638 <sup>*</sup>  | .641 <sup>*</sup>  | .040              |
|          | 显著性（双尾） | .379     | <.001              | .127               | .018              | .696     |                    | .025               | .025               | .901              |
|          | 个案数     | 12       | 12                 | 12                 | 12                | 12       | 12                 | 12                 | 12                 | 12                |
| VAR00007 | 皮尔逊相关性  | -.113    | .215               | -.139              | .543              | -.289    | .638 <sup>*</sup>  | 1                  | .989 <sup>**</sup> | .056              |
|          | 显著性（双尾） | .727     | .501               | .667               | .068              | .363     | .025               |                    | <.001              | .862              |
|          | 个案数     | 12       | 12                 | 12                 | 12                | 12       | 12                 | 12                 | 12                 | 12                |
| VAR00008 | 皮尔逊相关性  | -.150    | .221               | -.172              | .486              | -.277    | .641 <sup>*</sup>  | .989 <sup>**</sup> | 1                  | .181              |
|          | 显著性（双尾） | .641     | .490               | .593               | .109              | .383     | .025               | <.001              |                    | .574              |
|          | 个案数     | 12       | 12                 | 12                 | 12                | 12       | 12                 | 12                 | 12                 | 12                |
| VAR00009 | 皮尔逊相关性  | -.384    | -.002              | -.137              | -.285             | -.021    | .040               | .056               | .181               | 1                 |
|          | 显著性（双尾） | .217     | .994               | .670               | .370              | .949     | .901               | .862               | .574               |                   |
|          | 个案数     | 12       | 12                 | 12                 | 12                | 12       | 12                 | 12                 | 12                 | 12                |
| VAR00010 | 皮尔逊相关性  | -.430    | .040               | -.165              | .000              | -.201    | .075               | .041               | .150               | .681 <sup>*</sup> |
|          | 显著性（双尾） | .163     | .903               | .609               | .999              | .532     | .817               | .900               | .642               | .015              |
|          | 个案数     | 12       | 12                 | 12                 | 12                | 12       | 12                 | 12                 | 12                 | 12                |

\*\*. 在 0.01 级别（双尾），相关性显著。  
\*. 在 0.05 级别（双尾），相关性显著。

表 5



由于“藕”单品（102900005116042）在三年内没有任何出售记录，故无“藕”与其他单品的相关趋势。由表 5 数据可见：净藕（1）与洪湖莲藕（粉藕）呈正相关趋势（带\*\*， $R_{xy}$  大于 0.75）；净藕（1）与高瓜（1），高瓜（1）与洪湖莲藕（粉藕），荸荠与高瓜（1），菱角与洪湖莲藕（粉藕）有负相关趋势（带\*\*， $R_{xy}$  小于 -0.75）

#### 5.3.3.4 茄类斯皮尔曼系数相关分析

茄类共有 10 个单品，参照“附件 1 6 个蔬菜品类的商品信息”中茄类商品的排列顺序，VAR00001 代表“紫茄子（2）”，则 VAR00010 代表“圆茄子（2）”。由于数据较多，本文篇幅有限，不在此列出全部数据，请参考论文附录支撑材料（相关性-茄类）。分析数据可得：青茄子（1）与紫圆茄（ $R_{xy}=0.756$ ）、青茄子（1）与长线茄（ $R_{xy}=0.875$ ）、青茄子（2）与紫茄子（1）（ $R_{xy}=0.989$ ）呈正相关趋势。

#### 5.3.3.5 辣椒类斯皮尔曼系数相关分析

辣椒类共有 45 个单品，参照“附件 1 6 个蔬菜品类的商品信息”中辣椒类商品的排列顺序，用 VAR00001 代表“红尖椒”，则 VAR00045 代表“青线椒”。由于数据较多，本文篇幅有限，不在此列出全部数据，请参考论文附录支撑材料（相关性-辣椒类）。分析可得：青尖椒与红椒（1）（ $R_{xy}=0.804$ ）、青尖椒与红杭椒（ $R_{xy}=0.853$ ）、青尖椒与七彩椒（1）（ $R_{xy}=0.790$ ）呈正相关趋势；青尖椒与姜蒜小米椒组合装（小份）（ $R_{xy}=-0.764$ ）呈负相关趋势。

#### 5.3.3.6 食用菌类斯皮尔曼系数相关分析

食用菌共有 72 个单品，参照“附件 1 6 个蔬菜品类的商品信息”中食用菌类商品的排列顺序，VAR00001 代表“西峡花菇（1）”，则 VAR00072 代表“和丰阳光海鲜菇（包）”。由于数据较多，本文篇幅有限，不在此列出全部数据，请参考论文附录支撑材料（相关性-食用菌）。根据数据分析可得：金针菇（1）与姬菇（1）（ $R_{xy}=0.765$ ），金针菇（1）与银耳（朵）（ $R_{xy}=0.777$ ），姬菇（1）与海鲜菇（1）（ $R_{xy}=0.951$ ）呈正相关趋势。

## 六、 问题二的模型建立与求解

### 6.1 数据预处理

成本加成定价法，是一种产品定价策略，它在确保企业能够覆盖其经营成本的基础上，为产品设定一定的利润幅度。这种方法首先需要确定成本加成率，然后根据实际成本来反推售价。确定成本加成率对企业来说具有相当大的挑战，因为过低或过高的加成率都可能对企业的税务状况和整体经营情况造成潜在风险。在企业运营过程中，由于客观和主观原因，加成率可能会发生波动。<sup>[3]</sup>

因此，如果要使得商超收益最大，理想情况下日销售总量应当等于日进货总量，并且当日定价等于成本加成定价。本文需要先预测出各蔬菜品类在未来一周（2023 年 7 月 1-7 日）的日销售总量与加成利润率。但是目前可用的数据量大而冗杂，需要进行合理筛选。论文选取了 2023 年 6 月 24-30 日的日销售总量与成本加成定价，以此避免因季度、月度不同而产生的数据干扰，更贴近现实。

#### 6.1.1 成本加成定价的计算

本文利用 Excel 的 SUMIF，SUMIFS，VLOOKUP 函数将四个附件所含表格合并为一个表格，见论文附录中记录权重后各品类 2023, 6, 24-2023, 6, 30 成本加成定价均值及单日销量的表格。

根据每条历史销售数据的统计与分析，推导出每日各产品的成本加成定价(Jc)公式，公式如下：

$$J_c = [P_f / (1 - S_h / 100)] * [1 + (D_j - P_f) / P_f]$$

接着，求出每件单品的日销量：（以苋菜的 2023 年 6 月 24 日的单日总销量为例）

$$\text{销量} = \text{SUMIFS}(\$E\$2:\$E\$3124, \$D\$2:\$D\$3124, \$P2, \$A\$2:\$A\$3124, T\$1)$$

然后，利用简单求和公式得到了 2023 年 6 月 24-30 日各品类的总日销量，见下表 6：

| 各品类日销量   |       |            |            |            |            |            |            |            |
|----------|-------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| 变量名称     | 大类    | 2023-06-24 | 2023-06-25 | 2023-06-26 | 2023-06-27 | 2023-06-28 | 2023-06-29 | 2023-06-30 |
| VAR00001 | 花叶类   | 146.656    | 87.895     | 64.597     | 108.063    | 107.625    | 116.09     | 120.104    |
| VAR00002 | 花菜类   | 11.548     | 10.681     | 8.083      | 14.272     | 16.069     | 23.272     | 24.08      |
| VAR00003 | 水生根茎类 | 12.69      | 9.87       | 9.393      | 8.721      | 5.986      | 18.558     | 10.34      |
| VAR00004 | 茄类    | 28.369     | 23.315     | 21.224     | 8.415      | 15.651     | 11.511     | 24.53      |
| VAR00005 | 辣椒类   | 88.94      | 66.153     | 65.8       | 63.828     | 60.114     | 85.903     | 79.026     |
| VAR00006 | 食用菌   | 39.18      | 28.271     | 27.582     | 25.708     | 51.742     | 43.314     | 30.572     |

表 6

### 6.1.2 成本加成定价的加权平均处理

首先，根据 VLOOKUP 函数定位到了不同单品的成本加成定价，然后计算出不同单品的权重 (Q)，权重公式为：

$$Q = R_x / R_{xp}$$

加权平均处理得到加权平均后成本加成定价 (Qj<sub>c</sub>) 的公式为：

$$Qj_c = Q * \sum J_{c_i}$$

表 7 为加权平均处理后的成本加成定价：

|       | 20230624 | 20230625 | 20230626 | 20230627 | 20230628 | 20230629 | 20230630 |
|-------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 花叶类   | 5.367504 | 5.339441 | 6.069926 | 5.339609 | 5.271967 | 5.18429  | 5.351006 |
| 花菜类   | 14.16742 | 14.14046 | 14.14046 | 12.12039 | 12.4797  | 12.34581 | 11.89434 |
| 水生根茎类 | 17.36194 | 17.65022 | 19.06792 | 19.28537 | 16.28334 | 18.38053 | 16.16752 |
| 茄类    | 7.600784 | 6.77445  | 6.437947 | 8.062732 | 7.856622 | 7.58003  | 8.16972  |
| 辣椒类   | 5.894183 | 5.762216 | 6.145247 | 6.434383 | 6.709795 | 6.494181 | 6.337401 |
| 食用菌   | 6.820173 | 6.3439   | 6.619075 | 6.594072 | 4.71336  | 4.972748 | 7.798883 |

表 7

## 6.2 基于高斯拟合和时间序列分析的模型建立

基于 2023 年 6 月 24 日至 2023 年 6 月 30 日的数据，本文为了探究各蔬菜品类的销售总量与成本加成定价的关系，以及探究各品类日销量随时间变化的趋势，使用了高斯拟合的方法拟合函数图线，进而通过判断曲线走向趋势，找到各蔬菜品类的销售总量与成本加成定价的对应关系。再根据时间序列分析方法，预测未来一周 (2023 年 7 月 1-7 日) 每日的补货量以及定价策略。

高斯拟合是一种常用的数据拟合方法，它用高斯分布函数来近似描述数据的分布情况。高斯分布函数也称为正态分布函数，通常用于描述连续型随机变量的分布。高斯拟合的目标是找到一个或多个高斯分布函数的参数，使其最好地拟合给定的数据。论文将用高阶高斯拟合进行数据模拟，以下用阶数为 2 的高斯拟合举例，一般公式为：

$$f(x) = a_1 \cdot e^{-\frac{(x-b_1)^2}{c_1}} + a_2 \cdot e^{-\frac{(x-b_2)^2}{c_2}}$$

其中：

- $f(x)$  是高斯函数在点  $x$  处的函数值。
- $a_1$  和  $a_2$  是高斯函数的幅度（或者称为峰值）。
- $b_1$  和  $b_2$  是高斯函数的均值，表示函数的中心位置。
- $c_1$  和  $c_2$  是高斯函数的标准差的二分之一次方，控制函数的宽度。

高斯拟合的目标就是要找到最佳的参数  $a_1, a_2, b_1, b_2, c_1, c_2$  以最好地拟合给定的数据。通常，这可以通过最小化残差平方和（即拟合函数与实际数据之间的差的平方和）来实现。这是一个非线性拟合问题，可以使用各种数值优化算法来求解。最小化残差平方和的数学表达式如下：

$$\text{Minimize} \sum_{i=1}^N [f(x_i) - y_i]^2$$

其中：

- $N$  是数据点的数量。
- $x_i$  是第  $i$  个数据点的横坐标。
- $y_i$  是第  $i$  个数据点的纵坐标。

在实际应用中，通常需要拟合多个高斯分布函数的线性组合，以更好地拟合复杂的数据分布。

具体的数值优化算法（如最小二乘法、Levenberg-Marquardt 算法等）会根据初始参数值和拟合数据的特点来寻找最佳参数。一旦找到最佳参数，就可以用这些参数来表示数据的拟合模型。

## 6.3 基于高斯拟合的模型求解

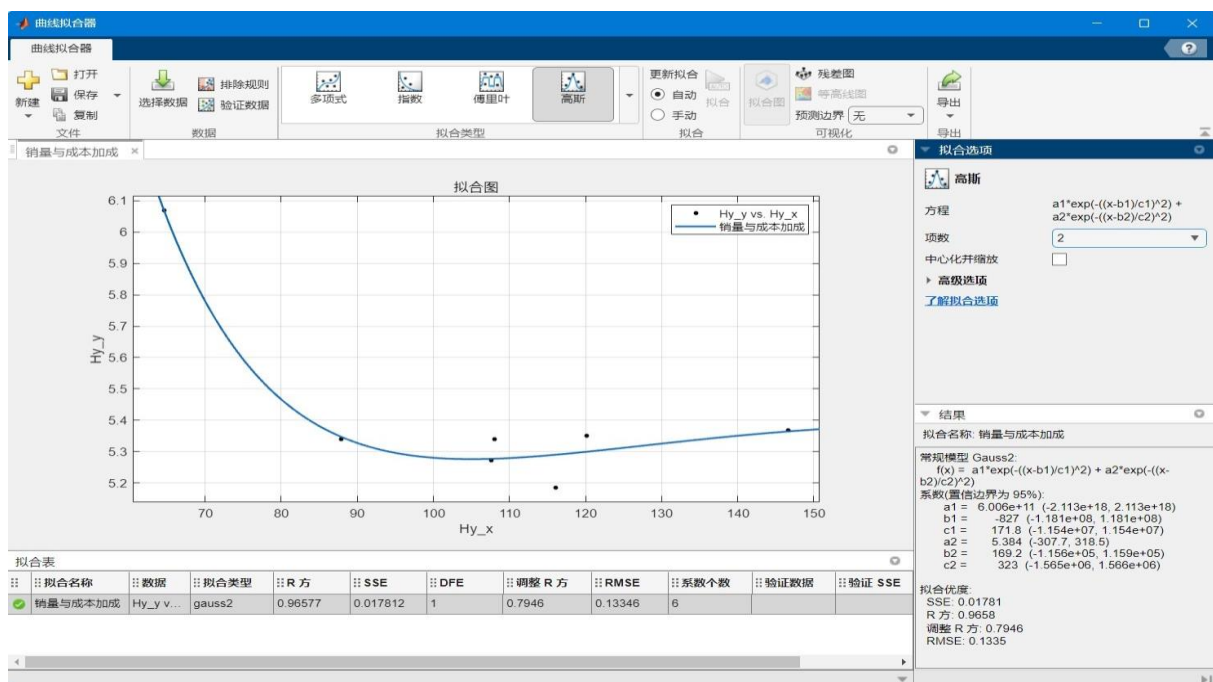
论文通过 MATLAB 数据处理软件，使用高阶高斯拟合对各蔬菜品类的销售总量与成本加成定价的关系，同时，拟合销量与时间关系，给出未来七天的补货量和定价策略。论文以相关系数  $R^2$  大于 80% 为筛选条件，建立目标函数。

本文定义  $T=[1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6 \ 7]$ ，其中用 1 代表 2023 年 6 月 24 日，往后以此类推到 2023 年 6 月 30 日。

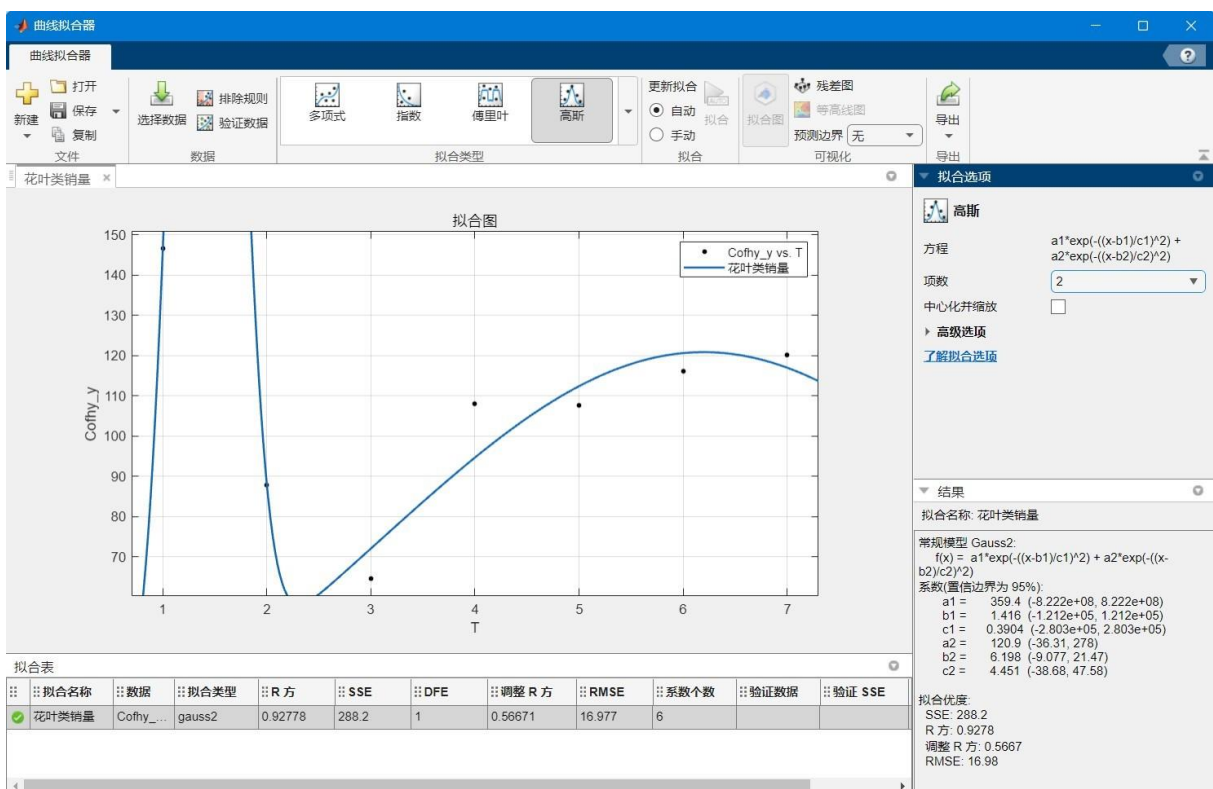
### 6.3.1 品类一：花叶类

如下，图四  $Hy\_y$  代表花叶类成本加成率七天内的数据， $Hy\_x$  代表花叶类销量七天内的数据。

图五  $Cofhy\_y$  代表花叶类销量七天内的数据， $T$  为时间变量。



图四



图五

$$Hy\_y = a_1 \cdot e^{-\frac{(x-b_1)^2}{c_1}} + a_2 \cdot e^{-\frac{(x-b_2)^2}{c_2}}$$

如上，是花叶类品类销量和成本加成率的高斯函数关系，其中  $a_1, b_1, c_1$  和  $a_2, b_2, c_2$  见图四中右下角数据，可以看到  $R^2=0.9658$ ，该数值大于预定的 80%，故此模型可以用来拟合高斯函数。

根据图五的销量随时间高斯拟合函数，当  $t=8, \dots, t=14$  时，即 2023 年 7 月 1 日到 7 月 7 日，

预测花叶类商品：

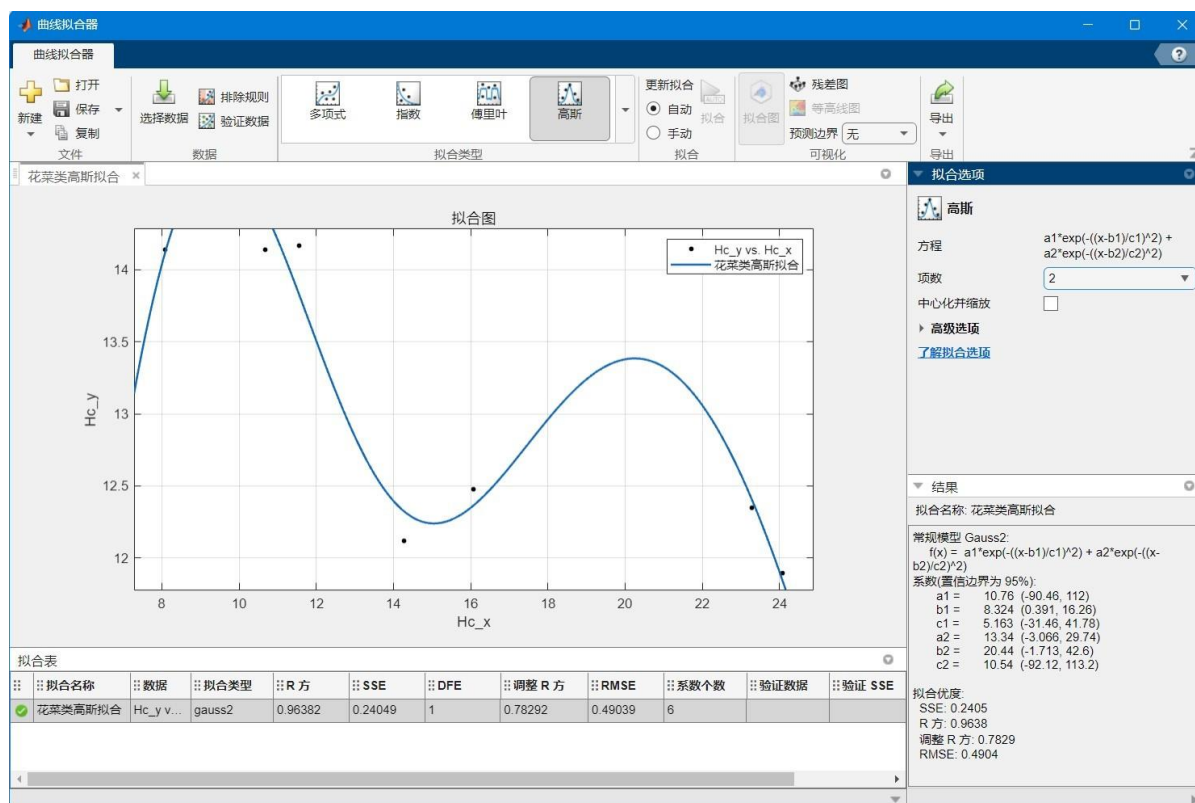
每日补货量依次为：102.4 千克，81.39 千克，58.44 千克，37.83 千克，22.17 千克，11.69 千克，5.60 千克；

每日平均定价依次为：5.28 元/千克，5.42 元/千克，6.55 元/千克，10.6 元/千克，19.2 元/千克，31.45 元/千克，42.45 元/千克。

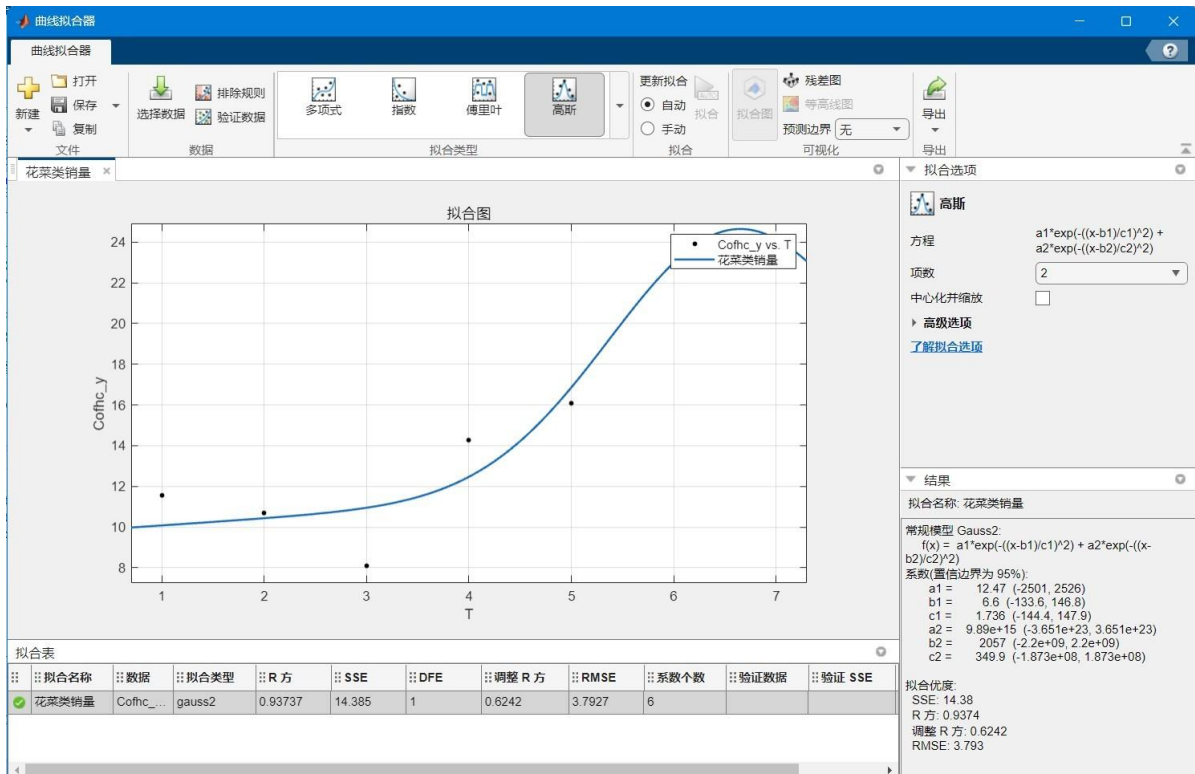
在这样的补货量决策和定价决策下收益最大。

### 6.3.2 品类二：花菜类

如下，图六 Hc\_y 代表花菜类成本加成率七天内的数据，Hc\_x 代表花菜类销量七天内的数据。图七 Cofhc\_y 代表花菜类销量七天内的数据，T 为时间变量。



图六



图七

$$Hc\_y = a_1 \cdot e^{-\left(\frac{x-b_1}{c_1}\right)^2} + a_2 \cdot e^{-\left(\frac{x-b_2}{c_2}\right)^2}$$

如上，是花菜类品类销量和成本加成率的高斯函数关系，其中  $a1, b1, c1$  和  $a2, b2, c2$  见图六中右下角数据，可以看到  $R^2=0.9638$ ，该数值大于预定的 80%，故此模型可以用来拟合高斯函数。

根据图七的销量随时间高斯拟合函数，当  $t=8, \dots, t=14$  时，即 2023 年 7 月 1 日到 7 月 7 日，预测花菜类商品：

每日补货量依次为：19.23 千克，15.04 千克，13.90 千克，14.10 千克，14.60 千克，15.10 千克，15.60 千克；

每日平均定价依次为：13.27 元/千克，12.22 元/千克，12.41 元/千克，12.36 元/千克，12.25 元/千克，12.23 元/千克，12.27 元/千克。

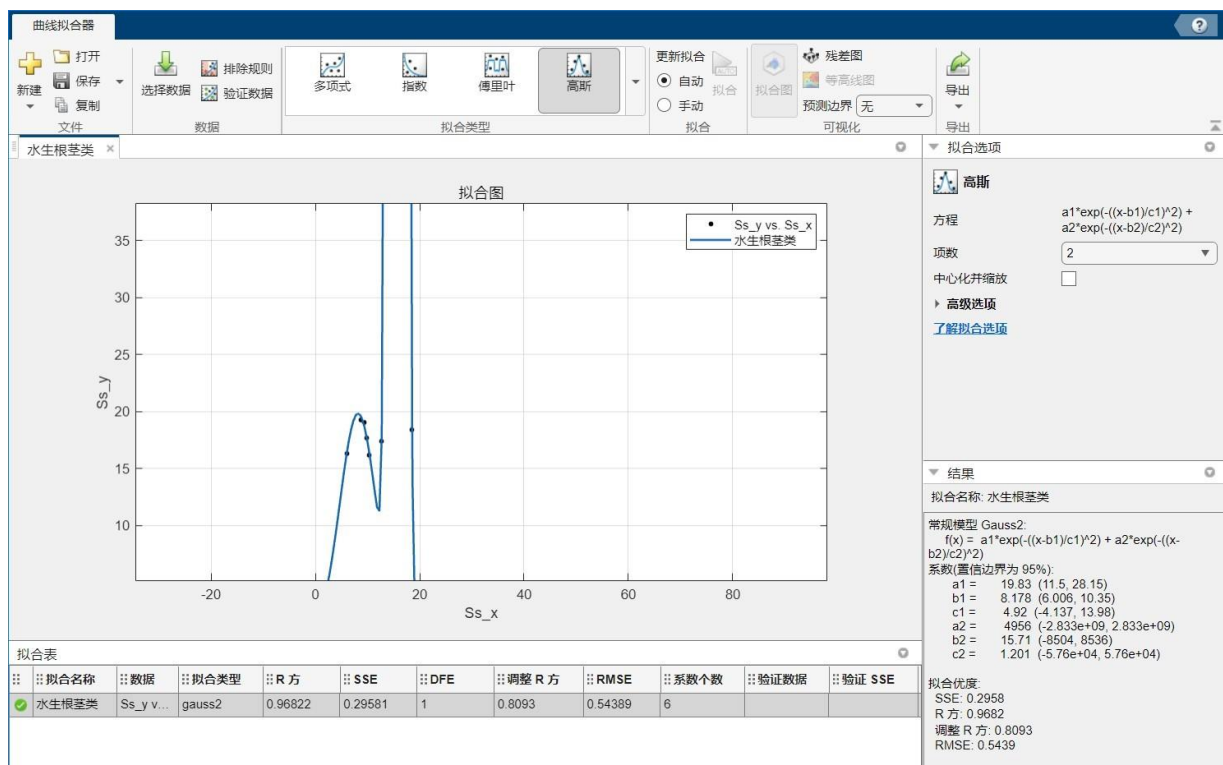
在这样的补货量决策和定价决策下收益最大。

### 6.3.3 品类三：水生根茎类

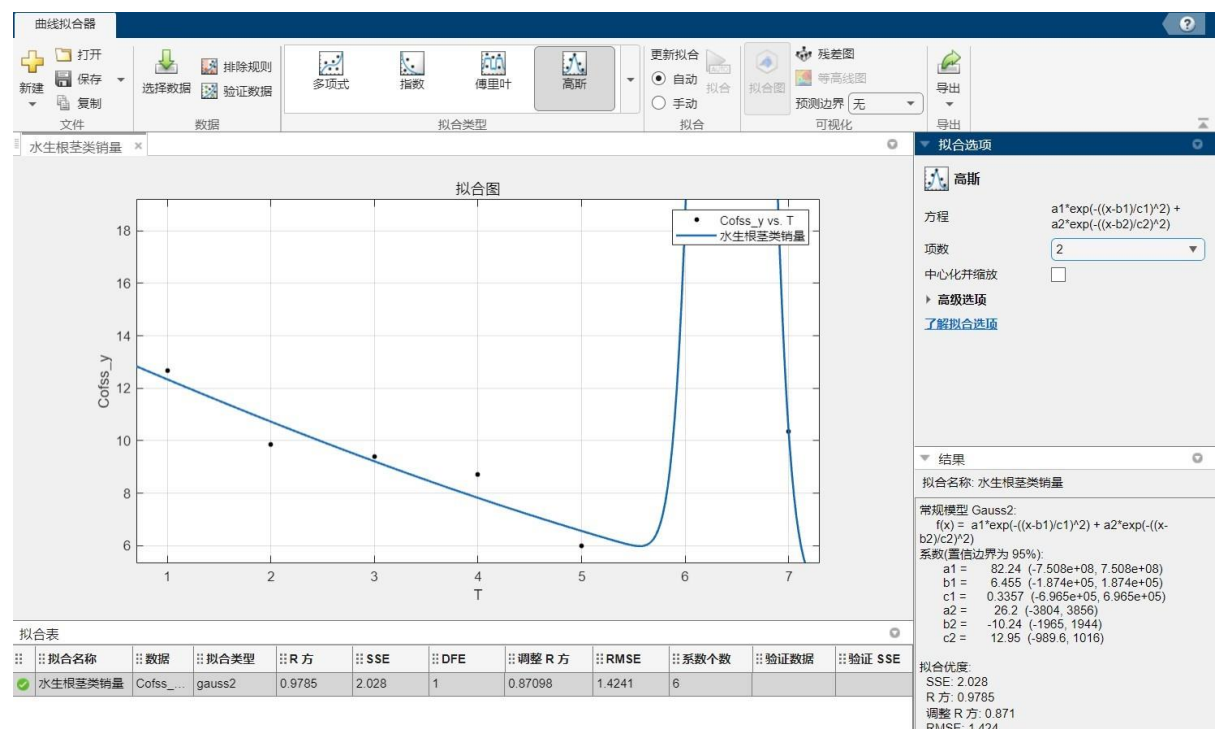
如下，图八  $Ss\_y$  代表水生根茎类成本加成率七天内的数据， $Ss\_x$  代表水生根茎类销量七天内的数据。

图九  $Cofss\_y$  代表水生根茎类销量七天内的数据， $T$  为时间变量。





图八



图九

$$Ss\_y = a_1 \cdot e^{-\frac{(x-b_1)^2}{c_1}} + a_2 \cdot e^{-\frac{(x-b_2)^2}{c_2}}$$

如上，是水生根茎类品类销量和成本加成率的高斯函数关系，其中 a1, b1, c1 和 a2, b2, c2 见图八右下角数据，可以看到  $R^2=0.9682$ ，该数值大于预定的 80%，故此模型可以用来拟合高斯函数。



根据图九的销量随时间高斯拟合函数，当  $t=8, \dots, t=14$  时，即 2023 年 7 月 1 日到 7 月 7 日，预测水生根茎类商品：

每日补货量应依次为：3.61 千克，2.88 千克，2.28 千克，1.78 千克，1.37 千克，1.05 千克，0.79 千克；

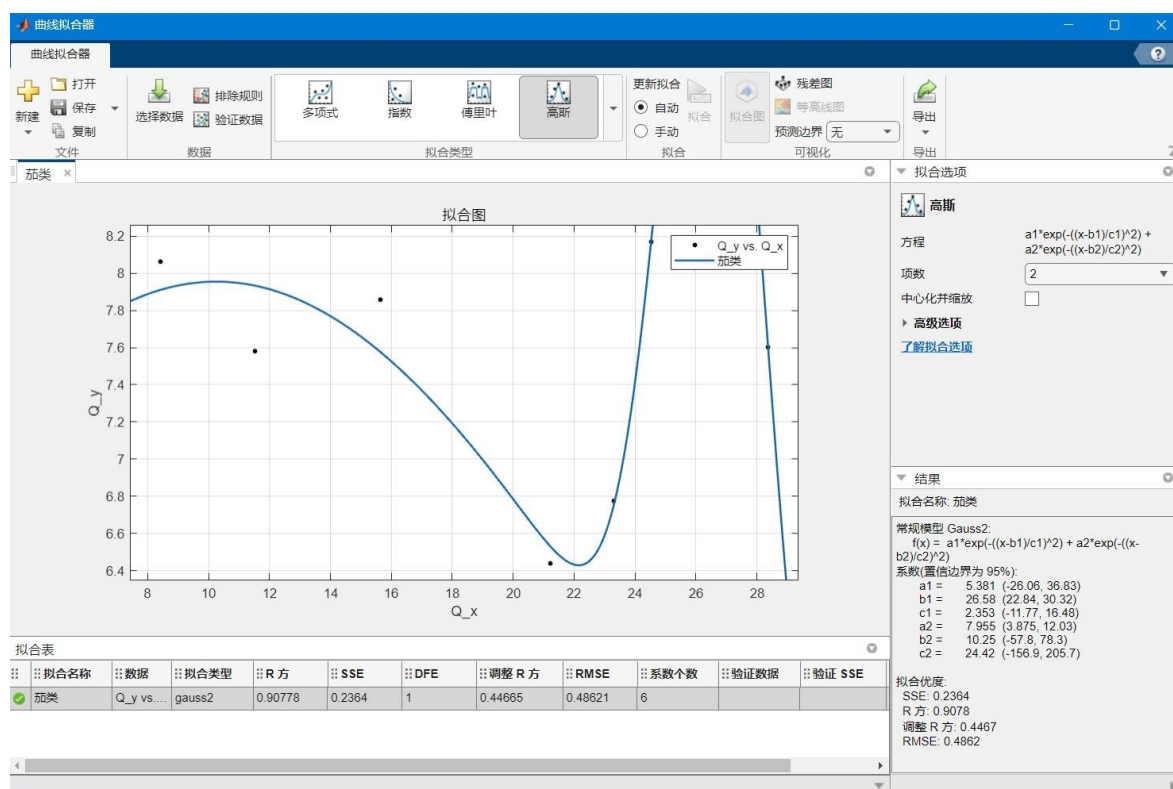
每日平均定价依次为：8.37 元/千克，6.24 元/千克，4.73 元/千克，3.65 元/千克，2.92 元/千克，2.43 元/千克，2.08 元/千克。

在这样的补货量决策和定价决策下收益最大。

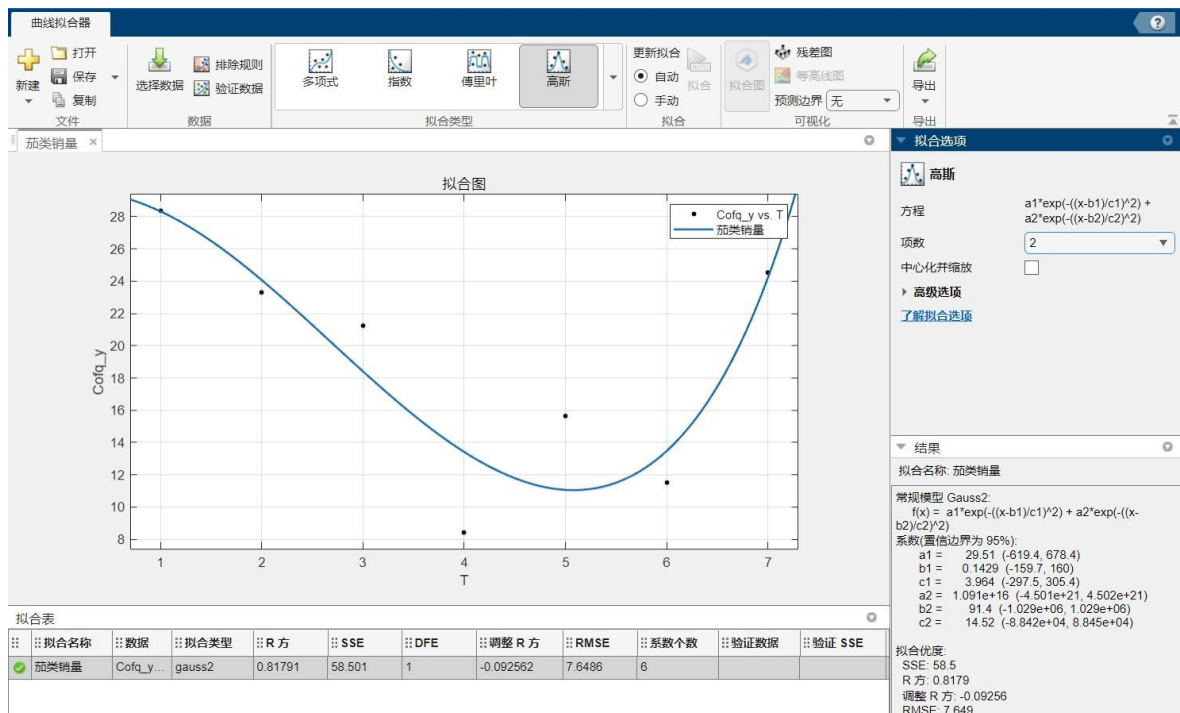
#### 6.3.4 品类四：茄类

如下，图十  $Q_y$  代表茄类成本加成率七天内的数据， $Q_x$  代表茄类销量七天内的数据。

图十一  $Cofq_y$  代表茄类销量七天内的数据， $T$  为时间变量



图十



图十一

。

$$Q_y = a_1 \cdot e^{-\left(\frac{x-b_1}{c_1}\right)^2} + a_2 \cdot e^{-\left(\frac{x-b_2}{c_2}\right)^2}$$

如上，是茄类品类销量和成本加成率的高斯函数关系，其中  $a_1, b_1, c_1$  和  $a_2, b_2, c_2$  见图十右下角中数据可以看到  $R^2=0.9078$ ，该数值大于预定的 80%，故此模型可以用来拟合高斯函数。

根据图十一的销量随时间高斯拟合函数，当  $t=8, \dots, t=14$  时，即 2023 年的 7 月 1 日到 7 月 7 日，预测茄类商品：

每日补货量应依次为：50.52 千克，110 千克，239.6 千克，515 千克，1300 千克，2760 千克，5400 千克；

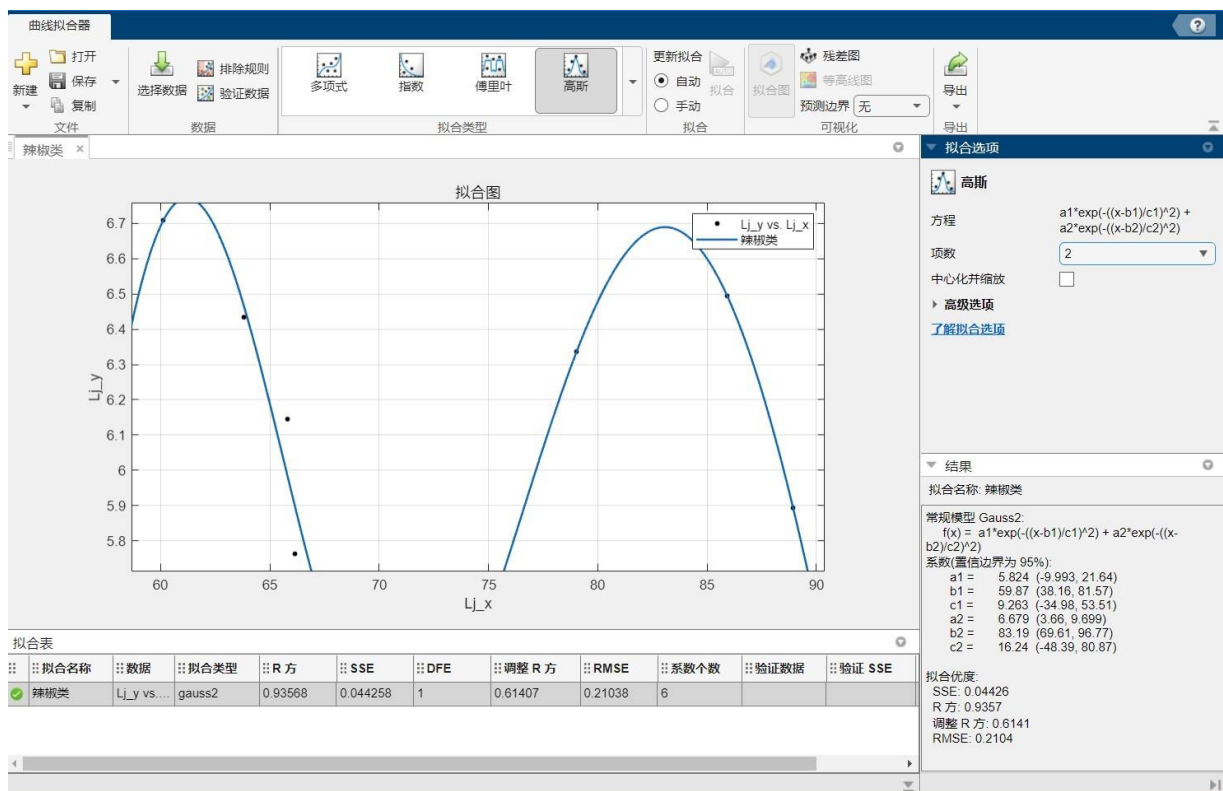
每日平均定价依次为：0.38 元/千克， $3.8 \times 10^{-7}$  元/千克，0 元/千克，0 元/千克，0 元/千克，0 元/千克，0 元/千克。

分析如上数据可得，未来 7 天内的平均定价均无限接近于 0 元/千克，且大致符合历史数据中茄类商品在每年该时段均亏损的现实状况，因此，建议未来 7 天不再出售茄类商品，从而使收益最大化。

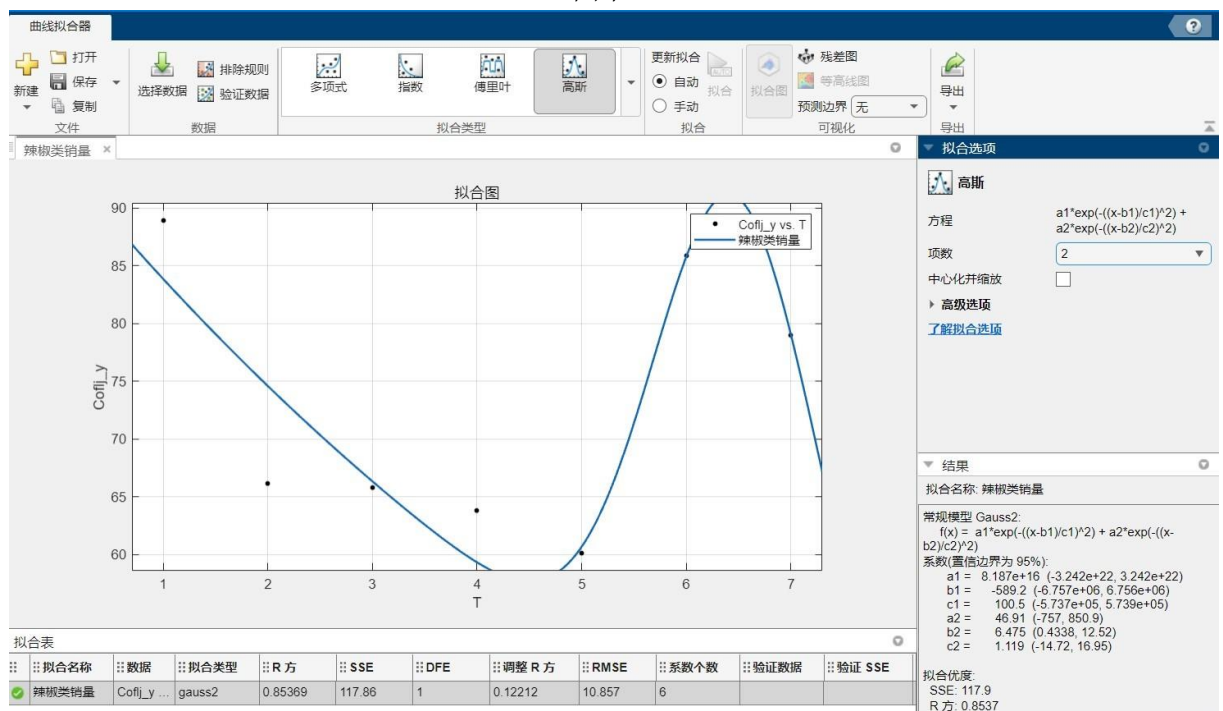
### 6.3.5 品类五：辣椒类

如下，图十二  $Lj_y$  代表辣椒类成本加成率七天内的数据， $Lj_x$  代表辣椒类销量七天内的数据。

图十三  $Cof1j_y$  代表辣椒类销量七天内的数据， $T$  为时间变量。



图十二



图十三

$$Lj\_y = a_1 \cdot e^{-\frac{(x-b_1)^2}{c_1}} + a_2 \cdot e^{-\frac{(x-b_2)^2}{c_2}}$$

如上，是辣椒类品类销量和成本加成率的高斯函数关系，其中 a1, b1, c1 和 a2, b2, c2 见图十

二右下角中数据，可以看到  $R^2=0.9357$ ，该数值大于预定的 80%，故此模型可以用来拟合高斯函数。

根据图十三的销量随时间高斯拟合函数，当  $t=8, \dots, t=14$  时，即 2023 年的 7 月 1 日到 7 月 7 日，预测辣椒类商品：

每日补货量为 44.1 千克，32.97 千克，29.07 千克，25.80 千克，22.86 千克，20.31 千克，18.03 千克；

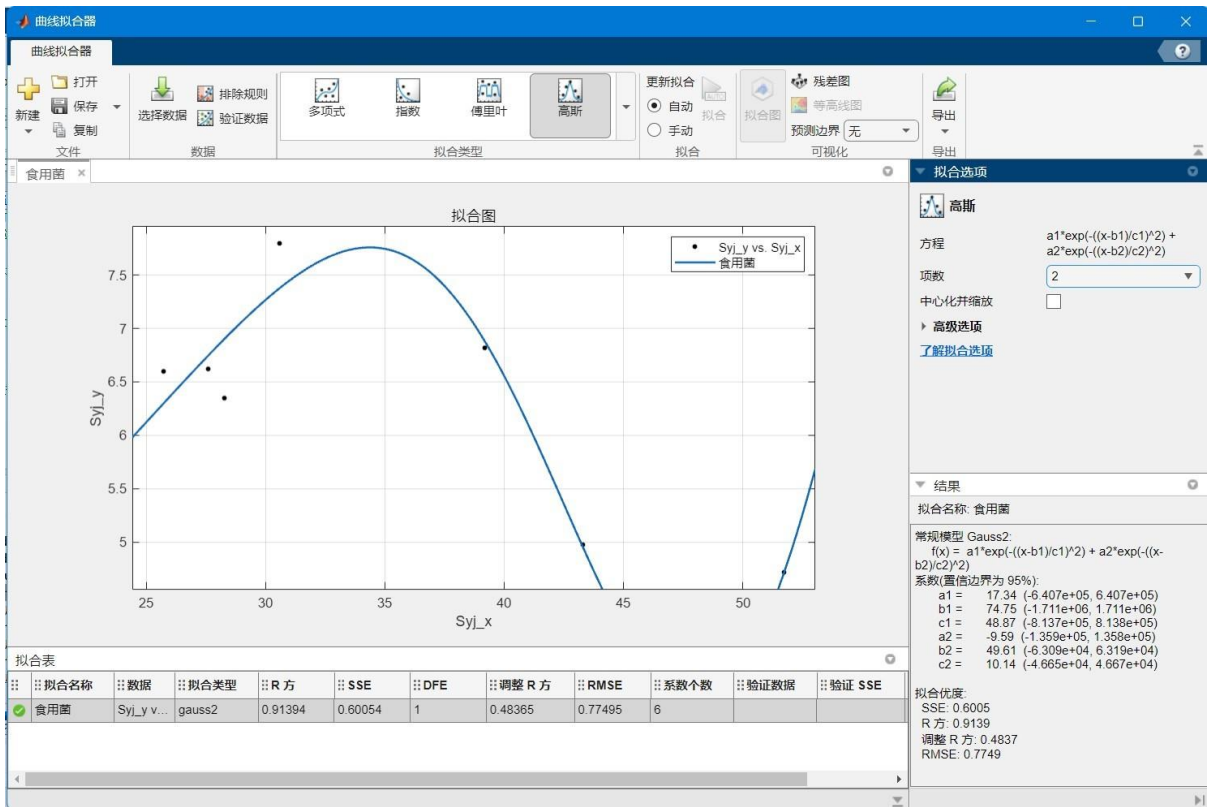
每日平均定价应为：0.38 元/千克，0.0017 元/千克，0.00019 元/千克，0 元/千克，0 元/千克，0 元/千克，0 元/千克。

分析如上数据可得，未来 7 天内的平均定价均无限接近于 0 元/千克，且大致符合历史数据中辣椒类商品在每年该时段均亏损的现实状况，因此，建议未来 7 天不再出售辣椒商品，从而使收益最大化。

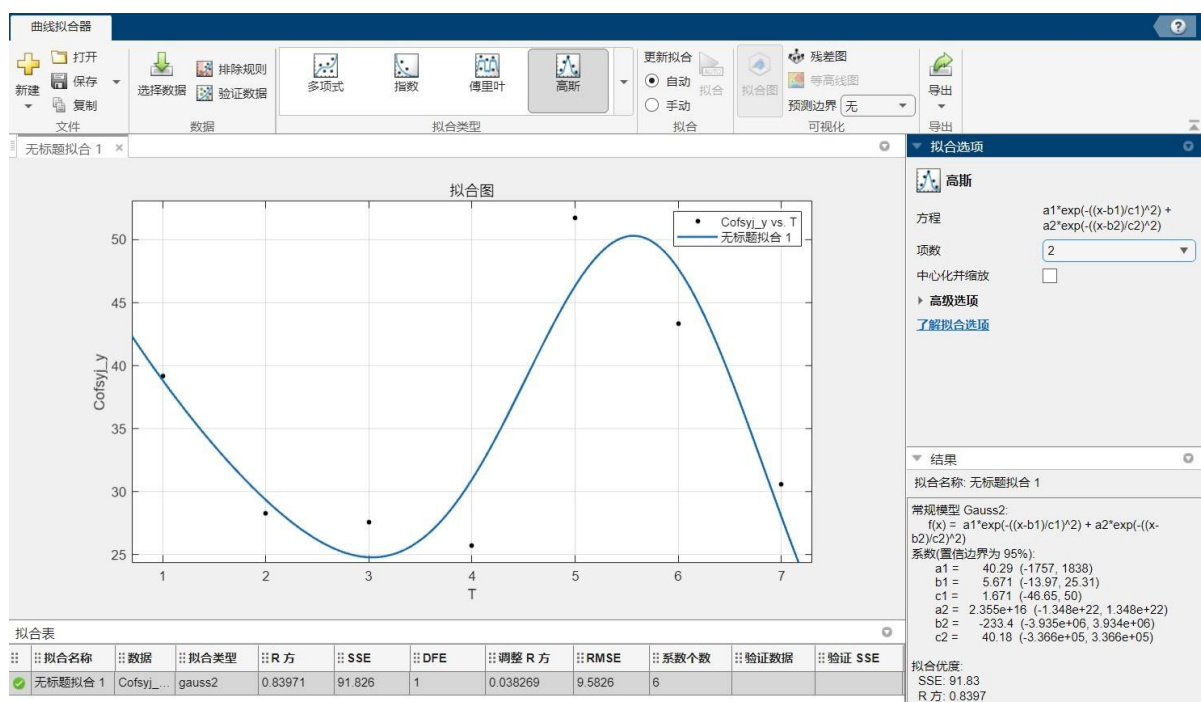
6.3.5 品类六：食用菌

如下，图十四  $Sy_j_y$  代表食用菌成本加成率七天内的数据， $Sy_j_x$  代表食用菌销量七天内的数据。

图十五  $Cofsy_j_y$  代表食用菌销量七天内的数据， $T$  为时间变量。



图十四



图十五

$$Syj\_y = a_1 \cdot e^{-\left(\frac{x-b_1}{c_1}\right)^2} + a_2 \cdot e^{-\left(\frac{x-b_2}{c_2}\right)^2}$$

如上，是食用菌品类销量和成本加成率的高斯函数关系，其中  $a_1, b_1, c_1$  和  $a_2, b_2, c_2$  见图十四右下角中数据，可以看到  $R^2=0.9139$ ，该数值大于预定的 80%，故此模型可以用来拟合高斯函数。

根据图十五的销量随时间高斯拟合函数，当  $t=8, \dots, t=14$  时，即 2023 年的 7 月 1 日到 7 月 7 日，预测食用菌类商品：

每日补货量应为：10.57 千克，4.45 千克，2.76 千克，2.00 千克，1.48 千克，1.09 千克，0.80 千克；

每日平均定价应为：3.08 元/千克，2.19 元/千克，1.97 元/千克，1.89 元/千克，1.80 元/千克，1.76 元/千克，1.75 元/千克。

在这样的补货量决策和定价决策下收益最大。

## 七、 问题三的模型建立与求解

### 7.1 基于周销量的筛选定性分析

经过数据处理后，6 月 24-30 日中可售品种一共有 48 种。接下来本文将对这 48 种蔬菜进行一次简单的定性分析来筛选出将要在 7 月 1 日上架的商品种类。在时间维度上，6 月 24-30 日的销售情况与 7 月 1 日的销售情况最相似，因此本文以 6 月 24-30 日的销售情况来大致预测 7 月 1 日的销售情况。

首先，本文找到了 6 月 24 日-6 月 30 日的负收益蔬菜品种。这些蔬菜品种的定价均比批发价更低。如果商超直接进行销售，会得到较大亏损，不利于总利润的最大化。符合这种条件的蔬菜一共有 8 种，本文不打算在 7 月 1 日出售它们。通过这次筛选后本文还剩下 40 种蔬菜。

接着，论文开始寻找 6 月 24 日-6 月 30 日中销量极低的品种，筛选条件为周销量小于 2kg。销量过低的商品一般不会有过高的收益，符合条件的共有 3 种蔬菜。通过这次筛选后，本文还剩下 37 种蔬菜。

之后，论文采用反向筛选的方法，在求和后筛选出 6 月 24 日-6 月 30 日收益最小的 10 种蔬菜，将其视为**待定出售状态的蔬菜**，而另外 27 种蔬菜都成为本文的**上架商品**。以下是论文分析后得到的**待定出售状态的蔬菜种类**。

|     | 菜品种类     | 菜心       | 海鲜菇(包) | 红莲藕带     | 云南油麦菜    | 高瓜(2)    | 外地茼蒿    | 虫草花(份)   | 小青菜(1)   | 野生粉藕     | 上海青      |
|-----|----------|----------|--------|----------|----------|----------|---------|----------|----------|----------|----------|
| 周利润 | 14.01408 | 14.01408 | 20.52  | 21.10084 | 22.50646 | 25.36967 | 29.0556 | 32.81981 | 37.18488 | 40.43387 | 40.63918 |

表八

## 7.2 10 种待定出售状态的蔬菜种类选择与补货定价策略

### 7.2.1 寻找成本加成定价与日销量的线性拟合关系

为了更好地进行蔬菜种类的选择，本文利用 2023 年 6 月 1 日-6 月 30 日的数据，找到这收益最小的 10 种蔬菜的成本加成定价(Jc)与日销量(Rx)的线性拟合关系。线性拟合关系的函数形式为：

$$y=ax+b$$

各单品的成本加成定价与日销量关系在表十中呈现。

### 7.2.2 寻找单品日收益与单品日销量的二次函数拟合关系

接下来，单品日收益的公式为：

$$Lrd=R_x*（D_j-P_f）$$

此式的函数形式为：

$$W=x*(y-m)$$

化简得：

$$W=ax^2+(b-m)x$$

由其形式可知，单品日收益与单品日销量呈二次函数关系。接下来，本文需要将自变量控制在一定的范围，除了题目要求的 2.5kg 外，本文还认为该单品的最大范围不得高于前一周的最大销售量，以符合货架上蔬菜类商品摆放的现实情况。通过限制陈列量范围为[2.5, CLL]，本文可以找到此区间内的函数因变量(W)最大值与对应的自变量(x)值，公式与对应值为：

|        | x 与 w 关系式                      | w 最大值   | 此时的 x 值 |
|--------|--------------------------------|---------|---------|
| 野生粉藕   | w=20.02x                       | 50.07   | 2.5     |
| 高瓜(2)  | w=0.8754x <sup>2</sup> +6.83x  | 22.5575 | 2.5     |
| 云南油麦菜  | w=4.818x                       | 20.3898 | 4.232   |
| 外地茼蒿   | w=-0.6059x <sup>2</sup> +6.68x | 18.4116 | 5.5125  |
| 红莲藕带   | w=-0.312x <sup>2</sup> +6.64x  | 14.6551 | 2.5     |
| 虫草花(份) | w=1.936x                       | 7.744   | 4       |



|        |                       |        |      |
|--------|-----------------------|--------|------|
| 小青菜(1) | $w=0.02025x^2+0.684x$ | 6.5772 | 7.81 |
| 菜心     | $w=-0.4954x^2+2.507x$ | 3.1717 | 2.5  |
| 上海青    | $w=0.3408x^2+1.509x$  | 1.6425 | 2.5  |
| 海鲜菇(包) | $w=0.33x$             | 0.99   | 3    |

表九

接下来,本文进行W值的比较,选出6个W值最大的商品作为待定出售商品中的最终上架商品,并通过此过程中记录的x值,计算出y值,便可得到此时对应的定价和补货量:

|        | 关系式                | 此时的x值(补货量) | y值(定价)      |
|--------|--------------------|------------|-------------|
| 野生粉藕   | $y=29.78$          | 2.5        | 29.78       |
| 高瓜(2)  | $y=0.8754x+16.51$  | 2.5        | 18.6985     |
| 云南油麦菜  | $y=8.258$          | 4.232      | 8.258       |
| 外地茼蒿   | $y=-0.6059x+18.37$ | 5.5125     | 15.02997625 |
| 红莲藕带   | $y=-0.312x+11.94$  | 2.5        | 11.16       |
| 虫草花(份) | $y=4.196$          | 4          | 4.196       |

表十

### 7.3 27种上架商品的补货与定价策略

首先,本文立足于商超的角度,对此27种上架商品主要采取**渗透定价策略**<sup>[4]</sup>,利于商品的联合销售,从而实现利益最大化。同时这样的策略也更容易满足最小陈列量大于2.5kg的前提;然后立足于6月24-30日的数据,寻找出了这几天中每天的最大日销量与最小成本加成定价,以下是结果:

|        | 云南生菜     | 竹叶菜      | 云南油麦菜    | 菠菜       | 娃娃菜      | 红薯尖      | 云南生菜(份)  | 菠菜(份)    | 木耳菜(份)       | 西兰花        | 枝江青梗散花  | 净藕(1)    | 高瓜(1)    | 菱角       |
|--------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|--------------|------------|---------|----------|----------|----------|
| 最大日销量  | 7.971    | 16.569   | 4.232    | 3.252    | 15       | 7.056    | 49       | 34       | 6            | 15.18      | 16.9    | 7.18     | 4.604    | 3.403    |
| 成本加成定价 | 7.468116 | 3.545166 | 7.468116 | 14.30595 | 6.840833 | 4.912267 | 4.678298 | 6.211233 | 6.108714     | 11.31236   | 13.2642 | 16.09849 | 16.82832 | 14.16447 |
| 单品名称   | 青茄子(1)   | 长线茄      | 紫茄子(1)   | 螺丝椒      | 小米椒(份)   | 小皱皮(份)   | 螺丝椒(份)   | 七彩椒(2)   | 姜蒜小米椒组合装(小份) | 青红杭椒组合装(份) | 红椒(2)   | 西峡花菇(1)  | 双孢菇(盒)   |          |
| 最大日销   | 7.098    | 6.831    | 0.512    | 9.3      | 20       | 33       | 22       | 18       | 9            | 9          | 2.905   | 9        | 11       |          |



|                |              |              |              |              |              |              |              |              |              |              |              |              |              |  |
|----------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--|
| 量              |              |              |              |              |              |              |              |              |              |              |              |              |              |  |
| 成本<br>加成<br>定价 | 6.184<br>417 | 12.08<br>023 | 9.937<br>065 | 10.14<br>338 | 5.920<br>471 | 2.916<br>832 | 4.053<br>879 | 20.00<br>428 | 4.997<br>659 | 6.026<br>008 | 20.21<br>703 | 24.18<br>514 | 5.503<br>056 |  |

表十一

在理想情况下，最大日销量等于本文在 7 月 1 日的补货量。因此，本文的补货量等于上方表格的最大日销量。为了确保上架的商品销售率尽量高，本文将定价定为 6 月 24 日至 30 日的最小成本加成定价，以获得最高收益。

## 八、 问题四的模型建立与求解

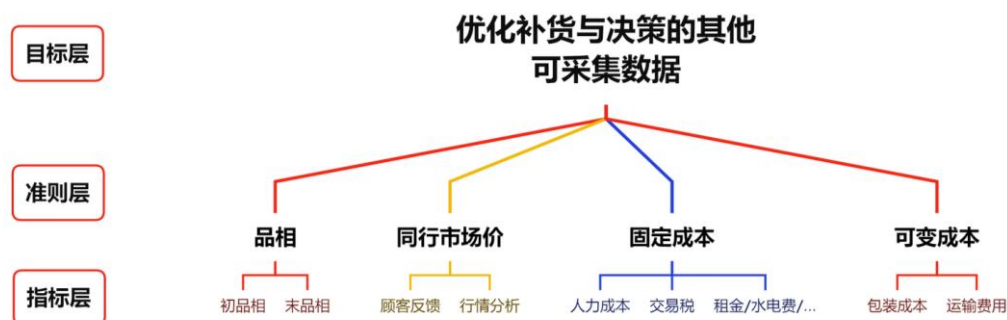
### 8.1 基于层次分析法的模型建立

从“成本加成定价法”入手，在确保商品成本可回收的基础上，再加上一定的利润加成幅度，来制定商品的价格。因此，商品的价格下限由成本决定，而上限与商品的市场需求有关。<sup>[4]</sup>为了更好地制定商超的补货与定价策略，除了采集题中的历史销售量、批发价格、损耗率等数据，论文认为还可以考虑商品的品相、附带成本以及灵活敏感的同行市场价，以总结出更加合理的补货与定价决策，使商超获得相对最大收益。

对于品相的数据采集，可测定商品的颜色，光泽，营养含量，水分等要素来进行定量评估。对于附带成本，可将其细分为固定成本和可变成本。固定成本为“在一定的业务范围和时间范围内，其总额不随业务总数变化而变化的成本”，本题仅涉及商超的蔬菜类商品贩卖，故租金支出、水电费用、工资费用等均考虑为固定支出；可变成本为“在生产或销售过程中，随着产量或销售量的变化而变化的成本”，例如蔬菜运输费用、包装费用等。此外，消费者的购买过程可以笼统地抽象为一个从信息搜索到问题确认再到最后购买的循环过程，因此同行的市场价调研、行业分析及关注顾客反馈等会对补货和定价决策产生直接影响。<sup>[5]</sup>

对于涉及的四个因素，论文运用层次分析法(AHP, Analytic Hierarchy Process)将其重要性进行排序，以便于商超在制定及评估补货与定价策略时，有所重点与取舍，在获得最大收益的同时，也提高了决策及工作效率。

### 8.2 层次分析法框架图



图十六

### 8.3 构建两两比较矩阵

| 标度 | 含义               |
|----|------------------|
| 1  | 表示两个因素相比，具有同样重要性 |

|            |                         |
|------------|-------------------------|
| 3          | 表示两个因素相比，一个因素比另一个因素稍微重要 |
| 5          | 表示两个因素相比，一个因素比另一个因素明显重要 |
| 7          | 表示两个因素相比，一个因素比另一个因素强烈重要 |
| 9          | 表示两个因素相比，一个因素比另一个因素极端重要 |
| 2, 4, 6, 8 | 上述两相邻标度之间折中             |
| 上述各数倒数     | 另一个因素对原因素的反比            |

表十二 比例标度表

|       | 品相   | 同行市场价 | 固定成本 | 可变成本 |
|-------|------|-------|------|------|
| 品相    | 1.00 | 0.50  | 7.00 | 8.00 |
| 同行市场价 | 2.00 | 1.00  | 5.00 | 7.00 |
| 固定成本  | 0.14 | 0.20  | 1.00 | 1.00 |
| 可变成本  | 0.13 | 0.14  | 1.00 | 1.00 |

表十三 准则层两两比较矩阵

通过 MATLAB 代码计算可得：（代码详见论文附录支撑材料）

算术平均法求权重的结果为：

0.3870    0.4810    0.0704    0.0615    0.0615

特征值法求权重的结果为：

0.3837    0.4889    0.0677    0.0597

一致性指标的计算公式为：

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1}$$

由此公式可计算一致性指标：

CI=0.0391

RI 为平均随机一致性指标，通过查表可知：

RI=0.89

| 矩阵参数 | 1    | 2    | 3    | 4    | 5    | 6    | 7    | 8    |
|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| RI   | 0    | 0    | 0.52 | 0.89 | 1.12 | 1.26 | 1.36 | 1.41 |
| 矩阵参数 | 9    | 10   | 11   | 12   | 13   | 14   | 15   |      |
| RI   | 1.46 | 1.49 | 1.52 | 1.54 | 1.56 | 1.58 | 1.59 |      |

表十四 平均随机一致性指标 RI 标准值

而一致性比例的公式为：

CR=CI/RI

通过 MATLAB 代码计算可得：（代码详见论文附录支撑材料）

CR=0.0439

因为 CR<0.1, 判断矩阵的一致性可以接受。

因此，根据层次分析法得出四个因素的重要性排序情况：

同行市场价>品相>固定成本>可变成本

所以，商超可以借此排序情况，进行补货和定价策略的侧重。

8.4 层次分析法模型的检验

为了进一步检验本文对因素排序的真实性，建模过程中发布了问卷调查，让来自中国各地、不同年龄、不同职业的人模拟蔬菜商超的身份，对几种因素进行重要性排序。如下表十五问卷报告：

| 选项                     | 综合得分 | 第1位        | 第2位       | 第3位       | 第4位        | 小计 |
|------------------------|------|------------|-----------|-----------|------------|----|
| 蔬菜新鲜度                  | 3.23 | 14(63.64%) | 2(9.09%)  | 3(13.64%) | 3(13.64%)  | 22 |
| 同行市场价（顾客反馈与行情分析）       | 2.59 | 5(23.81%)  | 8(38.1%)  | 5(23.81%) | 3(14.29%)  | 21 |
| 固定成本（员工工资，土地租金，水电费...） | 2.32 | 3(14.29%)  | 7(33.33%) | 7(33.33%) | 4(19.05%)  | 21 |
| 可变成本（包装费用，运输费用等）       | 1.59 | 0(0%)      | 4(19.05%) | 6(28.57%) | 11(52.38%) | 21 |

表十五

根据问卷报告，满分为 5 分的情况下，可以得出以下结论：

品相（即蔬菜新鲜度。考虑到问卷语言的通俗性，发布问卷时将名词“品相”换成“蔬菜新鲜度”。但下文皆标准为“品相”）综合得分最高，为 3.23。同行市场价综合得分为 2.59。固定成本得分为 2.32，综合得分较低。可变成本的综合得分最低，为 1.59。综上所述，品相是受访者最关注的因素，而可变成本则是受访者最不关注的因素。该问卷结果可以为商超的进货及定价决策提供参考，例如：在进行每日蔬菜进货时，应关注蔬菜的新鲜度，对于蔬菜品相较差的商品可进行打折或降价销售；不定时进行灵活且敏感的市场调研，定价切忌过分高于行内一般标准；而在控制成本方面，则需要更多关注商超的固定成本；等。

调查结果与前文的评测结果有一定差异，认为原因之一如下：

被调查者并非商超管理人员或销售者，尽管进行了角色模拟，但在思考问题时难免还是会站在消费者的角度进行考虑，而消费者在买菜时往往将品相视为最直观的、最重要的考评标准。而立足于原题目考虑销售者补货和定价的角度，本文仍然认为同行市场价的重要程度高于品相，坚持模型的正确性。

九、 模型的评价

9.1 问题一的斯皮尔曼相关系数模型优缺点评价

9.1.1 模型的优点

在通过曲线绘制后，本文发现本题所给出的数据不符合线性关系，而斯皮尔曼相关系数便可用于非线性的数据的处理。

9.1.2 模型的缺点

不能反映蔬菜各品类及单品销售量之间的具体线性关系，只能反映单调关系，即变量变化的方向而不是程度。

9.1.2.1 在数据处理上的缺点

在第二问中本文只使用了 2023 年 6 月 24-30 日的数据，这会一定程度上降低模型的精确度。

9.1.2.2 在实际情况中的缺点

在 6 月 24-30 日的购买记录中，本文计算出了利润率，在 3124 条记录中，有 627 条记录中显示商品定价低于批发价。本文推测商家这样做的原因，可能是自身促销活动或者捆绑销售，以利于长期利润。

但如果要使得每日利润最大化，其实不应出现商品定价低于批发价的情况，这一点本文并未在模型中大篇幅涉及。

9.2 问题二的高斯拟合模型优缺点评价

### 9.2.1 模型的优点

1. 因为 2023 年 6 月 24-30 日的销量与定价数据较少，而高斯拟合只需要较少数据就可以描述它的形状，并提高模型的准确度。
2. 高斯函数具有很好的光滑性和对称性，可以很适合拟合一些有单峰或多峰的数据。
3. 高斯拟合有利于发现异常值点，如辣椒类。有利于使收益最大化。

### 9.2.2 模型的缺点

1. 高斯函数的形状是固定不变的，如果本题实际处理的蔬菜销售量与定价的数据有长尾或偏态，高斯函数不能很灵活地适应一些不符合高斯分布的数据。
2. 高斯拟合对于噪声或异常值比较敏感，可能会造成拟合结果不精确或不稳定。

## 9.3 问题三的复合线性回归模型优缺点评价

### 9.3.1 模型的优点

1. 可以利用定价，销量，利润之间的相互对应关系，捕捉到单品销量和单品总利润中的非线性二次关系。
2. 可以根据系数给出每个自变量对因变量的影响程度和方向，提高模型的可解释性。
3. 计算速度比高斯拟合快，不需要很复杂的算法，适用于本题所处理的大规模数据。

### 9.3.2 模型的缺点

1. 需要对自变量进行筛选和转换，避免多重共线性和异方差等问题。
2. 需要检验模型的线性假设，如正态性、独立性、同方差性等，否则可能导致模型失效或偏差。
3. 不能很好地拟合高度非线性或分段的数据，需要使用其他回归方法。

## 9.4 问题四的层次分析法模型优缺点评价

### 9.4.1 模型的优点

层次分析法简洁实用，可以将定性分析和定量分析有机地结合起来，利用本文作者以及大众的经验判断各因素的相对重要性进行排序。而且层次分析法所需定量数据信息较少，结合了本文作者对问题的本质、要素和关系的理解，适用于探究开放性问题。

### 9.4.2 模型的缺点

本次考虑的指标较少，且都不是优化决策的主要指标，容易产生两两比较重要性的误判。

## 十、参考文献

- [1] 艾瑞咨询. 中国生鲜电商行业研究报告. 东方财富网, 2021.
- [2] 李亚丽. 考虑保鲜技术投资的联合补货与定价协同决策. 重庆交通大学, 2022.
- [3] 谢月梅. 浅析“成本加成定价法”在企业中的应用. 中国经贸, 2020.
- [4] 宁丽媛. 青菜定价策略与技巧. 广东蚕业, 2020.
- [5] 郑春苗. 农产品定价策略优化研究. 农业工程技术·综合版, 2020.

## 附录（含代码）

|    | 野生粉藕 | 高瓜(2) | 云南油麦菜 | 外地茼蒿   | 红莲藕带 | 虫草花(份) |
|----|------|-------|-------|--------|------|--------|
| 定价 | 2.5  | 2.5   | 4.232 | 5.5125 | 2.5  | 4      |

|     |       |         |       |          |       |       |
|-----|-------|---------|-------|----------|-------|-------|
| 补货量 | 29.78 | 18.6985 | 8.258 | 15.02998 | 11.16 | 4.196 |
|-----|-------|---------|-------|----------|-------|-------|

|      |          |          |          |          |          |          |          |          |              |            |          |          |          |          |
|------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|--------------|------------|----------|----------|----------|----------|
| 单品名称 | 云南生菜     | 竹叶菜      | 云南油菜     | 菠菜       | 娃娃菜      | 红薯尖      | 云南生菜(份)  | 菠菜(份)    | 木耳菜(份)       | 西兰花        | 枝江青梗散花   | 净藕(1)    | 高瓜(1)    | 菱角       |
| 补货量  | 7.971    | 16.569   | 4.232    | 3.252    | 15       | 7.056    | 49       | 34       | 6            | 15.18      | 16.9     | 7.18     | 4.604    | 3.403    |
| 定价   | 7.468116 | 3.545166 | 7.468116 | 14.30595 | 6.840833 | 4.912267 | 4.678298 | 6.211233 | 6.108714     | 11.31236   | 13.2642  | 16.09849 | 16.82832 | 14.16447 |
| 单品名称 | 青茄子(1)   | 长线茄      | 紫茄子(1)   | 螺丝椒      | 小米椒(份)   | 小皱皮(份)   | 螺丝椒(份)   | 七彩椒(2)   | 姜蒜小米椒组合装(小份) | 青红杭椒组合装(份) | 红椒(2)    | 西峡花菇(1)  | 双孢菇(盒)   |          |
| 补货量  | 7.098    | 6.831    | 0.512    | 9.3      | 20       | 33       | 22       | 18       | 9            | 9          | 2.905    | 9        | 11       |          |
| 定价   | 6.184417 | 12.08023 | 9.937065 | 10.14338 | 5.920471 | 2.916832 | 4.053879 | 20.00428 | 4.997659     | 6.026008   | 20.21703 | 24.18514 | 5.503056 |          |

### 问题三的结果

```
%%高斯拟合
clear;clc;
%%X 代表各单品（剔除每日都 0 销量的）在 2023-6-24 到 2023-6-30 每天的成本加成百分比
X = [4.190927835 4.190927835 4.190927835 4.190927835 3.56228866 3.56228866 3.56228866;
0 9.408779762 9.408779762 9.408779762 0 9.408779762 0;
4.170783699 4.170783699 4.170783699 4.170783699 3.545166144 3.545166144 3.545166144;
8.164210526 8.164210526 8.164210526 8.164210526 8.164210526 8.164210526 8.164210526;
6.178695652 6.178695652 0 6.178695652 6.178695652 0 0;
6.108714286 6.108714286 6.108714286 6.108714286 6.108714286 6.108714286 6.108714286;
0 7.468116279 7.468116279 7.468116279 0 0 0;
14.30595041 14.30595041 14.30595041 0 0 0 0;
6.84083293 6.84083293 6.84083293 6.84083293 6.84083293 6.84083293 6.84083293;
6.140333333 6.140333333 6.140333333 5.321622222 4.912266667 4.912266667 4.912266667;
12.26853721 0 13.49539093 13.49539093 0 0 0;
5.374222222 0 5.374222222 5.374222222 5.374222222 4.134017094 4.134017094;
5.307003984 5.307003984 5.307003984 5.307003984 5.307003984 5.307003984 5.307003984;
4.678298319 4.678298319 4.678298319 4.678298319 4.678298319 4.678298319 6.029806723;
4.660738636 4.660738636 4.660738636 4.660738636 4.660738636 4.660738636 4.660738636;
6.211233083 0 0 7.282135338 7.282135338 7.282135338 7.282135338;
0 0 0 0 0 0 4.01316;
14.14045504 14.14045504 14.14045504 12.12039003 12.12039003 11.31236403 11.31236403;
14.28452586 0 0 0 14.28452586 14.28452586 13.26420259;
16.09848889 16.09848889 16.09848889 16.09848889 16.09848889 16.09848889 16.09848889;
16.82831858 16.82831858 16.82831858 16.82831858 16.82831858 16.82831858 16.82831858;
14.16447433 14.16447433 0 14.16447433 14.16447433 14.16447433 14.16447433;
9.488671698 9.488671698 9.488671698 9.488671698 9.488671698 9.488671698 9.488671698;
0 0 0 26.33805328 0 26.33805328 26.33805328;
0 18.17535124 18.17535124 0 0 18.17535124 0;
26.21247027 26.21247027 26.21247027 26.21247027 26.21247027 26.21247027 26.21247027;
```

```

6.055518293 6.055518293 6.055518293 6.055518293 6.055518293 6.055518293 6.055518293;
6.184417178 6.184417178 6.184417178 6.184417178 6.184417178 6.184417178 0;
12.08023256 12.08023256 12.08023256 12.08023256 12.08023256 12.08023256 12.08023256;
0 0 0 9.167727273 0 9.167727273 0;
8.096895307 8.096895307 0 8.096895307 5.262981949 5.262981949 5.262981949;
10.14338028 10.14338028 12.17205634 12.17205634 12.17205634 12.17205634 12.17205634;
5.244638554 5.244638554 5.244638554 5.244638554 5.244638554 5.244638554 5.244638554;
5.920471366 5.920471366 5.920471366 5.920471366 5.920471366 5.920471366 5.920471366;
2.916831858 2.916831858 2.916831858 2.916831858 2.916831858 2.916831858 2.916831858;
4.962820144 0 3.928899281 0 0 0 0;
4.053878661 4.053878661 4.053878661 6.132790795 6.132790795 6.132790795 6.132790795;
20.00428228 21.01459956 21.01459956 21.01459956 21.01459956 21.01459956 0;
4.997659389 4.997659389 4.997659389 4.997659389 4.997659389 4.997659389 4.997659389;
6.026008264 6.026008264 0 6.026008264 6.026008264 6.026008264 6.026008264;
20.21703107 20.21703107 20.21703107 20.21703107 20.21703107 20.21703107 20.21703107;
24.18514286 24.18514286 24.18514286 24.18514286 24.18514286 24.18514286 24.18514286;
0 0 7.9366560 6.9191360 0;
3.958557522 0 3.958557522 0 3.958557522 3.958557522 3.958557522;
5.503055556 5.503055556 5.503055556 5.503055556 5.503055556 5.503055556 5.503055556;
5.806852321 0 5.806852321 5.806852321 0 0 0;
2.003488372 2.003488372 2.003488372 2.003488372 2.003488372 2.003488372 2.003488372;
3 3 3 3 3 3 3;
]
X(48,7);

```

%%Y 代表各单品基于所在品类的销量权重

```

Y=[0.09816 0.11177 0.12039 0.10236 0.03539 0.07639 0.05600;
0.00000 0.00634 0.12340 0.00232 0.00000 0.02502 0.00000;
0.11298 0.15861 0.18611 0.13043 0.12219 0.08971 0.10727;
0.03496 0.01573 0.02198 0.01687 0.05160 0.04037 0.05858;
0.02804 0.01413 0.00000 0.00761 0.02510 0.00000 0.00000;
0.01316 0.05174 0.09482 0.02609 0.05490 0.03859 0.03185;
0.00000 0.04815 0.00887 0.00271 0.00000 0.00000 0.00000;
0.02217 0.02609 0.01974 0.00000 0.00000 0.00000 0.00000;
0.04773 0.06826 0.03096 0.13881 0.13008 0.10337 0.04996;
0.02735 0.03512 0.05403 0.06530 0.02263 0.04812 0.04896;
0.02509 0.00000 0.02882 0.00922 0.00000 0.00000 0.00000;
0.04506 0.00000 0.11821 0.06331 0.07887 0.05461 0.07530;
0.04071 0.05447 0.08431 0.02781 0.02395 0.06728 0.03921;
0.33412 0.26168 0.03096 0.20358 0.29733 0.21535 0.28309;
0.16365 0.14790 0.07740 0.13881 0.11150 0.18951 0.19150;
0.00682 0.00000 0.00000 0.06478 0.04646 0.05168 0.04996;
0.00000 0.00000 0.00000 0.00000 0.00000 0.00000 0.00833;
0.81287 1.00000 1.00000 1.00000 0.83397 0.65229 0.70183;
0.18713 0.00000 0.00000 0.00000 0.16603 0.34771 0.29817;

```

```

0.45366 0.32128 0.42564 0.34491 0.48162 0.31415 0.44526;
0.15406 0.13080 0.21005 0.13725 0.03659 0.14549 0.04487;
0.13948 0.15025 0.00000 0.14551 0.15085 0.18337 0.32843;
0.06793 0.05866 0.03716 0.02500 0.17324 0.04472 0.06973;
0.00000 0.00000 0.00000 0.16523 0.00000 0.04133 0.02234;
0.00000 0.16099 0.03077 0.00000 0.00000 0.04198 0.00000;
0.18487 0.17801 0.29639 0.18209 0.15770 0.22896 0.08936;
0.47844 0.70547 0.77247 0.48663 0.38815 0.46642 0.58561;
0.25020 0.16118 0.16764 0.10969 0.15654 0.08166 0.00000;
0.24079 0.10693 0.05989 0.27712 0.31417 0.24915 0.35830;
0.00000 0.00000 0.00000 0.06084 0.00000 0.04448 0.00000;
0.03056 0.02642 0.00000 0.06572 0.14114 0.15828 0.05609;
0.10456 0.08060 0.09787 0.06774 0.10545 0.08954 0.10718;
0.20223 0.17963 0.15705 0.26783 0.18867 0.17576 0.20115;
0.22487 0.25698 0.27356 0.29768 0.29943 0.38415 0.27839;
0.17990 0.10582 0.21277 0.06267 0.09981 0.08149 0.11389;
0.01124 0.00000 0.01520 0.00000 0.00000 0.00000 0.00000;
0.16865 0.19651 0.10638 0.07834 0.14972 0.20954 0.11389;
0.00842 0.01584 0.01704 0.01565 0.02542 0.00196 0.00000;
0.05622 0.13605 0.09119 0.12534 0.08318 0.02328 0.11389;
0.01124 0.01512 0.00000 0.06267 0.03327 0.01164 0.05062;
0.03266 0.01345 0.02895 0.02209 0.01505 0.02264 0.02101;
0.15773 0.15107 0.12987 0.14424 0.07232 0.09960 0.21497;
0.00000 0.00000 0.03626 0.00000 0.01933 0.00000 0.00000;
0.07657 0.00000 0.14502 0.00000 0.07731 0.02309 0.06542;
0.25523 0.21223 0.25379 0.23339 0.21259 0.13852 0.22897;
0.02552 0.00000 0.07251 0.03890 0.00000 0.00000 0.00000;
0.30628 0.38909 0.29004 0.15559 0.50249 0.50792 0.39252;
0.17866 0.24760 0.07251 0.42788 0.11596 0.23087 0.09813;
]
Y(48,7);
%%Z 代表各单品(剔除全 0 销量)在 2023-6-24 到 2023-6-30 每天的成本加成百分比贡献值
Z = X.*Y;
%%初始化 addition 各品类权重后的日成本加成
addition=zeros(6,7);
label = zeros(6,1);
%%48x7 的矩阵中一行 48 个单品分成 6 大类, label(i,1)代表每一大类的单品种类个数
label(1,1)=17;label(2,1)=2;label(3,1)=7;label(4,1)=5;label(5,1)=10;label(6,1)=7;
for j = 1:7
    addition(1,j)=sum(Z(1:17,j));
    addition(2,j)=sum(Z(18:19,j));
    addition(3,j)=sum(Z(20:26,j));
    addition(4,j)=sum(Z(27:31,j));
    addition(5,j)=sum(Z(32:41,j));

```



```

        addition(6,j)=sum(Z(42:48,j));
end
%%addition 代表各品类（剔除每日都 0 销量的）在 2023-6-24 到 2023-6-30 每天的成本加成百分比
disp(addition);
%%X 代表各品类（剔除每日都 0 销量的）在 2023-6-24 到 2023-6-30 每天的销量
A=[146.656  87.895  64.597  108.063  107.625  116.09  120.104;
11.548  10.681  8.083  14.272  16.069  23.272  24.08;
12.69  9.87 9.393  8.721  5.986  18.558  10.34;
28.369  23.315  21.224  8.415  15.651  11.511  24.53;
88.94  66.153  65.8 63.828  60.114  85.903  79.026;
39.18  28.271  27.582  25.708  51.742  43.314  30.572;
]

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% 拟合各品类每日销量和每日加权加成定价关
系 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% 第一大类：花叶类
Hy_y=addition(1,:)
Hy_y=Hy_y'
Hy_x=A(1,:)
Hy_x=Hy_x'
%% 拟合：'花叶类'。
[xData, yData] = prepareCurveData( Hy_x, Hy_y );

% 设置 fitype 和选项。
ft = fitype( 'gauss2' );
opts = fitoptions( 'Method', 'NonlinearLeastSquares' );
opts.Display = 'Off';
opts.Lower = [-Inf -Inf 0 -Inf -Inf 0];
opts.StartPoint = [6.06992623258916  64.597  34.2109985575676  5.34824982688662  146.656
24.6075637044289];

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft, opts );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '花叶类' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'Hy_y vs. Hy_x', '花叶类', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'Hy_x', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'Hy_y', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%%显示花叶类高斯拟合

```

disp(ft)

%%%%%第二大类：花菜类

Hc\_y=addition(2,:)

Hc\_y=Hc\_y'

Hc\_x=A(2,:)

Hc\_x=Hc\_x'

%% 拟合: '花菜类高斯拟合'。

[xData, yData] = prepareCurveData( Hc\_x, Hc\_y );

% 设置 fitype 和选项。

ft = fitype( 'gauss2' );

opts = fitoptions( 'Method', 'NonlinearLeastSquares' );

opts.Display = 'Off';

opts.Lower = [-Inf -Inf 0 -Inf -Inf 0];

opts.StartPoint = [14.1674150125466 11.548 7.51741962896822 11.1014038075237 23.272  
2.83113447114561];

% 对数据进行模型拟合。

[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft, opts );

% 绘制数据拟合图。

figure( 'Name', '花菜类高斯拟合' );

h = plot( fitresult, xData, yData );

legend( h, 'Hc\_y vs. Hc\_x', '花菜类高斯拟合', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );

% 为坐标区加标签

xlabel( 'Hc\_x', 'Interpreter', 'none' );

ylabel( 'Hc\_y', 'Interpreter', 'none' );

grid on

%%显示花菜类高斯拟合

disp(ft)

%%%%%第三大类：水生根茎类

Ss\_y=addition(3,:)

Ss\_y=Ss\_y'

Ss\_x=A(3,:)

Ss\_x=Ss\_x'

%% 拟合: '水生根茎类'。

[xData, yData] = prepareCurveData( Ss\_x, Ss\_y );

```

% 设置 fitype 和选项。
ft = fitype( 'gauss2' );
opts = fitoptions( 'Method', 'NonlinearLeastSquares' );
opts.Display = 'Off';
opts.Lower = [-Inf -Inf 0 -Inf -Inf 0];
opts.StartPoint = [19.2853712352819  8.721  3.24139949380204  18.3785964219526  18.558
2.48543734533352];

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft, opts );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '水生根茎类' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'Ss_y vs. Ss_x', '水生根茎类', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'Ss_x', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'Ss_y', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%%显示水生根茎类高斯拟合
disp(ft)

%%%%%%第四大类：茄类
Q_y=addition(4,:);
Q_y=Q_y'
Q_x=A(4,:);
Q_x=Q_x'
%% 拟合: '茄类'。
[xData, yData] = prepareCurveData( Q_x, Q_y );

% 设置 fitype 和选项。
ft = fitype( 'gauss2' );
opts = fitoptions( 'Method', 'NonlinearLeastSquares' );
opts.Display = 'Off';
opts.Lower = [-Inf -Inf 0 -Inf -Inf 0];
opts.StartPoint = [8.16972005133114  24.53  10.6961838956575  7.21859923953297  8.415
3.02231151519];

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft, opts );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '茄类' );

```

```

h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'Q_y vs. Q_x', '茄类', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'Q_x', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'Q_y', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%%显示茄类高斯拟合
disp(ft)

```

%%%%%%%%第五大类：辣椒类

```

Lj_y=addition(5,:);
Lj_y=Lj_y'
Lj_x=A(5,:);
Lj_x=Lj_x'
%% 拟合：'辣椒类'。
[xData, yData] = prepareCurveData( Lj_x, Lj_y );

% 设置 fitype 和选项。
ft = fitype( 'gauss2' );
opts = fitoptions( 'Method', 'NonlinearLeastSquares' );
opts.Display = 'Off';
opts.Lower = [-Inf -Inf 0 -Inf -Inf 0];
opts.StartPoint = [6.70979450507094 60.114 14.7796264863746 6.1747180131464 85.903
3.94972378731181];

```

% 对数据进行模型拟合。

```

[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft, opts );

```

% 绘制数据拟合图。

```

figure( 'Name', '辣椒类' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'Lj_y vs. Lj_x', '辣椒类', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'Lj_x', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'Lj_y', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%%显示辣椒类高斯拟合
disp(ft)

```

%%第六大类：食用菌

Syj\_y=addition(6,:)

Syj\_y=Syj\_y'

Syj\_x=A(6,:)

Syj\_x=Syj\_x'

%% 拟合: '食用菌'。

[xData, yData] = prepareCurveData( Syj\_x, Syj\_y );

% 设置 fitype 和选项。

ft = fitype( 'gauss2' );

opts = fitoptions( 'Method', 'NonlinearLeastSquares' );

opts.Display = 'Off';

opts.Lower = [-Inf -Inf 0 -Inf -Inf 0];

opts.StartPoint = [7.7988828801382 30.572 4.02724194998678 6.73928485762241 39.18  
4.63859898665056];

% 对数据进行模型拟合。

[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft, opts );

% 绘制数据拟合图。

figure( 'Name', '食用菌' );

h = plot( fitresult, xData, yData );

legend( h, 'Syj\_y vs. Syj\_x', '食用菌', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );

% 为坐标区加标签

xlabel( 'Syj\_x', 'Interpreter', 'none' );

ylabel( 'Syj\_y', 'Interpreter', 'none' );

grid on

%%显示食用菌高斯拟合

disp(ft)

%%拟合各品类每日销量关系 2023-6-24 到 2023-  
6-30

%%一周七天

T=[1;2;3;4;5;6;7]

%%第一类：花叶类

Cofhy\_y=A(1,:);

Cofhy\_y=Cofhy\_y'

%% 拟合: '花叶类销量'。

```

[xData, yData] = prepareCurveData( T, Cofhy_y );

% 设置 fitype 和选项。
ft = fitype( 'gauss2' );
opts = fitoptions( 'Method', 'NonlinearLeastSquares' );
opts.Display = 'Off';
opts.Lower = [-Inf -Inf 0 -Inf -Inf 0];
opts.StartPoint = [146.656 1 1.66640212977373 120.103656397588 7 1.85178463503987];

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft, opts );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '花叶类销量' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'Cofhy_y vs. T', '花叶类销量', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'T', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'Cofhy_y', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%%显示花叶类销量趋势
disp(ft)

%%第二类：花菜类
Cofhc_y=A(2,:);
Cofhc_y=Cofhc_y'
%% 拟合: '花菜类销量'。
[xData, yData] = prepareCurveData( T, Cofhc_y );

% 设置 fitype 和选项。
ft = fitype( 'gauss2' );
opts = fitoptions( 'Method', 'NonlinearLeastSquares' );
opts.Display = 'Off';
opts.Lower = [-Inf -Inf 0 -Inf -Inf 0];
opts.StartPoint = [24.08 7 1.21161402941692 14.4902997821162 5 1.71072997537348];

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft, opts );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '花菜类销量' );
h = plot( fitresult, xData, yData );

```

```

legend( h, 'Cofhc_y vs. T', '花菜类销量', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'T', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'Cofhc_y', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%%显示花叶类销量趋势
disp(ft)

%%第三类：水生根茎类
Cofss_y=A(3,:);
Cofss_y=Cofss_y'
%% 拟合: '水生根茎类销量'。
[xData, yData] = prepareCurveData( T, Cofss_y );

% 设置 fitype 和选项。
ft = fitype( 'gauss2' );
opts = fitoptions( 'Method', 'NonlinearLeastSquares' );
opts.Display = 'Off';
opts.Lower = [-Inf -Inf 0 -Inf -Inf 0];
opts.StartPoint = [18.558 6 0.88869905581123 12.68999999999997 1 1.27493726466862];

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft, opts );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '水生根茎类销量' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'Cofss_y vs. T', '水生根茎类销量', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'T', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'Cofss_y', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%%显示水生根茎类销量趋势
disp(ft)

%%第四类:茄类
Cofq_y=A(4,:);
Cofq_y=Cofq_y'
%% 拟合: '茄类销量'。

```



```

[xData, yData] = prepareCurveData( T, Cofq_y );

% 设置 fitype 和选项。
ft = fitype( 'gauss2' );
opts = fitoptions( 'Method', 'NonlinearLeastSquares' );
opts.Display = 'Off';
opts.Lower = [-Inf -Inf 0 -Inf -Inf 0];
opts.StartPoint = [28.369 1 1.45325788156546 24.5299988781066 7 1.17827237450103];

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft, opts );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '茄类销量' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'Cofq_y vs. T', '茄类销量', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'T', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'Cofq_y', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%%显示茄类销量趋势
disp(ft)

%%第五类:辣椒类
Coflj_y=A(5,:);
Coflj_y=Coflj_y'
%% 拟合: '辣椒类销量'。
[xData, yData] = prepareCurveData( T, Coflj_y );

% 设置 fitype 和选项。
ft = fitype( 'gauss2' );
opts = fitoptions( 'Method', 'NonlinearLeastSquares' );
opts.Display = 'Off';
opts.Lower = [-Inf -Inf 0 -Inf -Inf 0];
opts.StartPoint = [88.94 1 2.55660564485601 83.9621449997658 6 0.845913864235668];

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft, opts );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '辣椒类销量' );
h = plot( fitresult, xData, yData );

```

```

legend( h, 'Coflj_y vs. T', '辣椒类销量', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'T', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'Coflj_y', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%%显示辣椒类销量趋势
disp(ft)

%%第六类:食用菌
Cofsyj_y=A(6,:);
Cofsyj_y=Cofsyj_y'
%% 拟合: '食用菌销量'。
[xData, yData] = prepareCurveData( T, Cofsyj_y );

% 设置 fitype 和选项。
ft = fitype( 'gauss2' );
opts = fitoptions( 'Method', 'NonlinearLeastSquares' );
opts.Display = 'Off';
opts.Lower = [-Inf -Inf 0 -Inf -Inf 0];
opts.StartPoint = [51.742 5 0.845406794620528 39.1799999901948 1 1.99063314521303];

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft, opts );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '食用菌销量' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'Cofsyj_y vs. T', '食用菌销量', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'T', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'Cofsyj_y', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%%显示食用菌销量趋势
disp(ft)

```

## %%高斯拟合 function

```
function [fitresult, gof] = createFit(Hy_x, Hy_y)
```

```

%CREATEFIT(HY_X,HY_Y)
% 创建一个拟合。
%
% 要进行 '销量与成本加成' 拟合的数据:
%     X 输入: Hy_x
%     Y 输出: Hy_y
% 输出:
%     fitresult: 表示拟合的拟合对象。
%     gof: 带有拟合优度信息的结构体。
%
% 另请参阅 FIT, CFIT, SFIT.

% 由 MATLAB 于 09-Sep-2023 12:50:22 自动生成

%% 拟合: '销量与成本加成'。
[xData, yData] = prepareCurveData( Hy_x, Hy_y );

% 设置 fittype 和选项。
ft = fittype( 'gauss2' );
opts = fitoptions( 'Method', 'NonlinearLeastSquares' );
opts.Display = 'Off';
opts.Lower = [-Inf -Inf 0 -Inf -Inf 0];
opts.StartPoint = [6.06992623258916 64.597 34.2109985575676 5.34824982688662 146.656
24.6075637044289];

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft, opts );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '销量与成本加成' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'Hy_y vs. Hy_x', '销量与成本加成', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'Hy_x', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'Hy_y', 'Interpreter', 'none' );
grid on

```

## %%负荷线性回归

```

clear;clc;
%%经过 7.1 的定性分析后, 我们已经从 37 个正向收益的单品中找到收益概率最小的十个单品, 从十
个单品中去除拟合收益较小的前 4 个 (尽量保持各品类都有) 即可。
%%该 10 个单品为: 上海青, 菜心, 云南油麦菜, 外地茼蒿, 小青菜(1), 红莲藕带, 野生粉藕, 高瓜
(2), 虫草花(份), 海鲜菇(包)。

```

%% X 矩阵：代表该 10 个单品在 2023-6-01 到 2023-6-30 的每日销量

%X 是一个 10x30 的矩阵。

%其中 X(1,:)代表上海青的数据，以此类推，X(10,:)代表海鲜菇(包)的数据。

```
X=[12.857    6.394    7.56 10.695    5.83 9.468    5.829    4.349    6.892    9.484    8.374
    3.121    4.41 1.863    3.15 4.733    12.387    4.598    2.187    3.404    2.59 4.121    4.698
    5.127    1.383    1.42 1.823    5.553    4.687    7.036;
0    0    0    0    0    0    1.633    3.1    0    0    0    0    2.793    0.67 0    0    0    5.603
    1.997    0    4.246    4.012    0    4.112    1.242    0    0.822    2.701    0    0;
0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0
    0    0    4.232    0.573    0.293    0    0    0;
0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    3.561    0
    0    2.048    3.68 0    1.862    0.996    0    0    0;
3.308    1.97 9.495    8.334    7.552    7.113    3.542    3.843    7.435    9.296    10.706
    5.675    7.218    6.762    6.85 6.299    13.081    14.071    7.442    6.494    5    5.755
    5.155    5.97 4.788    5.446    3.005    2.578    7.81 4.709;
0.475    0.233    0.861    0.905    0.493    1.139    0.117    0.579    1.211    1.648    1.387
    0.459    1.704    0    1.245    1.103    2.761    4.739    0.524    0.458    1.812    0.95
    0.644    0.862    0.579    0.349    0.218    1.037    0.83 0.721;
0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0
    0    0    0    0    1.441    0    0.767    0.231;
0    0    0.191    1.01 0    0    0.966    0.279    0.207    0.974    0.487    0    0.864    0
    0.182    0    0.464    0    0    0    0.244    0.219    0    0    1.589    0.289    0    0
    0.779    0;
3    3    2    7    3    3    2    2    3    6    4    1    1    4    2    1    4    2    4    1    3    3
    0    3    0    4    0    4    1    2;
5    11    17    12    2    6    6    11    7    12    14    6    10    8    4    12    14    12    3    7    9    10
    9    7    7    2    11    6    10    3;
```

]

%% Y 矩阵：代表该十个单品在 2023-6-01 到 2023-6-30 的计算出的成本加成定价

%Y 是一个 10x30 的矩阵。

%其中 Y(1,:)代表上海青的数据，以此类推，Y(10,:)代表海鲜菇(包)的数据。

```
Y=[7.011803202    7.011803202    7.946710296    7.946710296    7.946710296    7.946710296
    7.946710296    7.946710296    7.946710296    7.946710296    7.946710296    7.946710296
    7.946710296    7.946710296    7.946710296    7.946710296    9.349070936    9.349070936
    9.349070936    9.349070936    9.349070936    9.349070936    9.349070936    9.349070936
    9.349070936    9.349070936    9.349070936    9.349070936    9.349070936    9.349070936;
0    0    0    0    0    0    8.342989571    8.342989571    0    0    0    0    8.342989571
    8.342989571    0    0    0    6.025492468    6.025492468    0    6.025492468    6.025492468    0
    6.952491309    6.952491309    0    6.952491309    6.952491309    0 0;
0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0
    0    0    8.257827733    8.257827733    8.257827733    0    0    0;
0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0
    16.25135428    0    0    16.25135428    16.25135428    0    17.87648971    17.87648971    0    0    0;
4.460800714    4.460800714    4.460800714    4.460800714    4.460800714    5.799040928    6.691201071
```

```

6.691201071 6.691201071 6.691201071 6.691201071 6.691201071 6.691201071
6.691201071 6.691201071 5.799040928 5.799040928 5.799040928 5.799040928
5.799040928 5.799040928 5.799040928 5.799040928 5.799040928 5.799040928
5.799040928 5.799040928 5.799040928 5.799040928 5.799040928;
13.434089 13.434089 13.434089 13.434089 13.434089 13.434089 13.434089
11.03514454 11.03514454 11.03514454 11.03514454 11.03514454 11.03514454 0
11.03514454 11.03514454 11.03514454 11.03514454 11.03514454 11.03514454
11.03514454 11.03514454 11.03514454 11.03514454 11.03514454 11.03514454
11.03514454 11.03514454 11.03514454 11.03514454;
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 29.77894857 0 29.77894857 29.77894857;
0 0 13.91189135 13.91189135 0 0 15.45765706 15.45765706 15.45765706
16.56177542 16.56177542 0 17.66589378 0 17.66589378 0 17.66589378 0 0 0
17.66589378 17.66589378 0 0 19.87413051 19.87413051 0 0 19.87413051 0;
4.195649774 4.195649774 4.195649774 4.195649774 4.195649774 4.195649774 4.195649774
4.195649774 4.195649774 4.195649774 4.195649774 4.195649774 4.195649774
4.195649774 4.195649774 4.195649774 4.195649774 4.195649774 4.195649774
4.195649774 4.195649774 4.195649774 0 4.195649774 4.195649774 4.195649774 0
4.195649774 4.195649774 4.195649774;
3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3
3 3 3 3 3 3 3 3;
]

```

%% ci 代表成本价格, i=1,2,3,4,...,10.

c1=7.03;c2=4.6;c3=3.44;c4=11.69;c5=5.02;c6=5.3;c7=9.76;c8=9.68;c9=2.26;c10=2.67;

%% 单品总利润  $w = x \times (y - \text{成本})$

%% 每个单品拟合补货量和成本加成定价的关系:

%上海青:

S1=X(1,:);

S1=S1'

R1=Y(1,:);

R1=R1'

%% 拟合: '上海青'。

[xData, yData] = prepareCurveData( S1, R1 );

% 设置 fitype 和选项。

ft = fitype( 'poly1' );

% 对数据进行模型拟合。

[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft, 'Normalize', 'on' );

% 绘制数据拟合图。

figure( 'Name', '上海青' );

h = plot( fitresult, xData, yData );

```

legend( h, 'R1 vs. S1', '上海青', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'S1', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'R1', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%菜心
S2=X(2,:);
S2=S2'
R2=Y(2,:);
R2=R2'
%剔除点 (0, 0)
S2=[1.6330;
    3.1000;
    2.7930;
    0.6700;
    5.6030;
    1.9970;
    4.2460;
    4.0120;
    4.1120;
    1.2420;
    0.8220;
    2.7010]
R2=[
    8.3430;
    8.3430;
    8.3430;
    8.3430;
    6.0255;
    6.0255;
    6.0255;
    6.0255;
    6.9525;
    6.9525;
    6.9525;
    6.9525]
%% 拟合: '菜心'。
[xData, yData] = prepareCurveData( S2, R2 );

% 设置 fitype 和选项。
ft = fitype( 'poly1' );

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft, 'Normalize', 'on' );

```

```

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '菜心' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'R2 vs. S2', '菜心', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'S2', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'R2', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%云南油麦菜
S3=X(3,:);
S3=S3'
R3=Y(3,:);
R3=R3'
%剔除点 (0, 0)
S4=[4.2320;
    0.5730;
    0.2930]
R3=[8.2578;
    8.2578;
    8.2578]
%% 拟合: '云南油麦菜'。
[xData, yData] = prepareCurveData( S4, R3 );

% 设置 fitype 和选项。
ft = fitype( 'poly1' );

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '云南油麦菜' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'R3 vs. S3', '云南油麦菜', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'S3', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'R3', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%外地茼蒿
S4=X(4,:);
S4=S4'
R4=Y(4,:);
R4=R4'
%剔除点 (0, 0)

```



```

S4=[3.5610;
    2.0480;
    3.6800;
    1.8620;
    0.9960]
R4=[16.2514;
    16.2514;
    16.2514;
    17.8765;
    17.8765]
%% 拟合: '外地茼蒿'。
[xData, yData] = prepareCurveData( S4, R4 );

% 设置 fittype 和选项。
ft = fittype( 'poly1' );

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '外地茼蒿' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'R4 vs. S4', '外地茼蒿', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'S4', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'R4', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%小青菜(1)
S5=X(5,:);
S5=S5'
R5=Y(5,:);
R5=R5'
%% 拟合: '小青菜(1)'。
[xData, yData] = prepareCurveData( S5, R5 );

% 设置 fittype 和选项。
ft = fittype( 'poly1' );

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '小青菜(1)' );
h = plot( fitresult, xData, yData );

```

```

legend( h, 'R5 vs. S5', '小青菜(1)', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'S5', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'R5', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%红莲藕带
S6=X(6,:);
S6=S6'
R6=Y(6,:);
R6=R6'
%剔除点 (0, 0)
S6 =[    0.4750
    0.2330
    0.8610
    0.9050
    0.4930
    1.1390
    0.1170
    0.5790
    1.2110
    1.6480
    1.3870
    0.4590
    1.7040
    1.2450
    1.1030
    2.7610
    4.7390
    0.5240
    0.4580
    1.8120
    0.9500
    0.6440
    0.8620
    0.5790
    0.3490
    0.2180
    1.0370
    0.8300
    0.7210]
R6 =[    13.4341
    13.4341
    13.4341
    13.4341

```

```

13.4341
13.4341
13.4341
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351
11.0351]
%% 拟合: '红莲藕带'。
[xData, yData] = prepareCurveData( S6, R6 );

% 设置 fittype 和选项。
ft = fittype( 'poly1' );

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '红莲藕带' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'R6 vs. S6', '红莲藕带', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'S6', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'R6', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%野生粉藕
S7=X(7,:);

```

```

S7=S7'
R7=Y(7,:);
R7=R7'
%剔除点 (0, 0)
S7 =[1.4410
      0.7670
      0.2310]
R7=[29.7789
     29.7789
     29.7789]
%% 拟合: '野生粉藕'。
[xData,yData] = prepareCurveData( S7, R7 );

% 设置 fittype 和选项。
ft = fittype( 'poly1' );

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '野生粉藕' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'R7 vs. S7', '野生粉藕', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'S7', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'R7', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%高瓜(2)
S8=X(8,:);
S8=S8'
R8=Y(8,:);
R8=R8'
%剔除点 (0, 0)
S8 =[
      0.1910
      1.0100
      0.9660
      0.2790
      0.2070
      0.9740
      0.4870
      0.8640
      0.1820
      0.4640

```

```

0.2440
0.2190
1.5890
0.2890
0.7790]
R8 =[
13.9119
13.9119
15.4577
15.4577
15.4577
16.5618
16.5618
17.6659
17.6659
17.6659
17.6659
17.6659
19.8741
19.8741
19.8741]
%% 拟合: '高瓜(2)'。
[xData, yData] = prepareCurveData( S8, R8 );

% 设置 fittype 和选项。
ft = fittype( 'poly1' );

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '高瓜(2)' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'R8 vs. S8', '高瓜(2)', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'S8', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'R8', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%虫草花(份)
S9=X(9,:);
S9=S9'
R9=Y(9,:);
R9=R9'
%剔除点 (0, 0)

```

S9 = [ 3

3

2

7

3

3

2

2

3

6

4

1

1

4

2

1

4

2

4

1

3

3

3

4

0

4

1

2]

R9 =[ 4.1956

4.1956

4.1956

4.1956

4.1956

4.1956

4.1956

4.1956

4.1956

4.1956

4.1956

4.1956

4.1956

4.1956

4.1956

4.1956

```

4.1956
4.1956
4.1956
4.1956
4.1956
4.1956
4.1956
4.1956
4.1956
4.1956
4.1956]
%% 拟合: '虫草花(份)'.
[xData, yData] = prepareCurveData( S9, R9 );

% 设置 fittype 和选项。
ft = fittype( 'poly1' );

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft );

% 绘制数据拟合图。
figure( 'Name', '虫草花(份)' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'R9 vs. S9', '虫草花(份)', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'S9', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'R9', 'Interpreter', 'none' );
grid on
%海鲜菇(包)
S10=X(10,:);
S10=S10'
R10=Y(10,:);
R10=R10'
%% 拟合: '海鲜菇(包)'.
[xData, yData] = prepareCurveData( S10, R10 );

% 设置 fittype 和选项。
ft = fittype( 'poly1' );

% 对数据进行模型拟合。
[fitresult, gof] = fit( xData, yData, ft );

% 绘制数据拟合图。

```



```

figure( 'Name', '海鲜菇(包)' );
h = plot( fitresult, xData, yData );
legend( h, 'R10 vs. S10', '海鲜菇(包)', 'Location', 'NorthEast', 'Interpreter', 'none' );
% 为坐标区加标签
xlabel( 'S10', 'Interpreter', 'none' );
ylabel( 'R10', 'Interpreter', 'none' );
grid on

clear;clc;
%% 4.232
% ci 代表成本价格, i=1,2,3,4,...,10.
c1=7.03;c2=4.6;c3=3.44;c4=11.69;c5=5.02;c6=5.3;c7=9.76;c8=9.68;c9=2.26;c10=2.67;
%% 利润计算公式  $w=(y-ci).\times$ ;
%% 云南油麦菜利润 w3
x=2.5:0.001:4.232;
y=(8.258-c3).\times;
plot(x,y);
grid on
[ymax,k]=max(y);
%% 定价 与 补货量 无关, k=4.232 (当周最大补货量);
k=4.232;
disp("补货量策略应该为: ")
disp(k)
disp("利润 w: ")
disp(ymax)
clear;clc;
%% 4.232
% ci 代表成本价格, i=1,2,3,4,...,10.
c1=7.03;c2=4.6;c3=3.44;c4=11.69;c5=5.02;c6=5.3;c7=9.76;c8=9.68;c9=2.26;c10=2.67;
%% 利润计算公式  $w=(y-ci).\times$ ;
%% 野生粉藕利润 w7
%% 野生粉藕 7 天内销量均小于 2.5kg, 故在图中取 2.5kg 为补货量
x=2.5:0.001:2.501;
y=(29.78-c7).\times;
plot(x,y);
grid on
[ymax,k]=max(y);
%% 定价 与 补货量 无关;
k=4.232;
disp("补货量策略应该为: ")
disp("2.5")
disp("利润 w: ")
disp(ymax)

```

```

clear;clc;
%% ci 代表成本价格, i=1,2,3,4,...,10.
c1=7.03;c2=4.6;c3=3.44;c4=11.69;c5=5.02;c6=5.3;c7=9.76;c8=9.68;c9=2.26;c10=2.67;
%% 利润计算公式  $w=(y-c_i).x$ ;
%% 小青菜(1)利润 w5
x=2.5:0.001:7.81;
y=(5.704+0.02025.*x-c5).*x;
plot(x,y);
grid on
[ymax,k]=max(y);
%% 定价 与 补货量 正相关,  $k=\max(x)=7.81$ :
k=7.81;
disp('补货量策略应该为: ')
disp(k)
disp('利润 w: ')
disp(ymax)
clear;clc;
%% ci 代表成本价格, i=1,2,3,4,...,10.
c1=7.03;c2=4.6;c3=3.44;c4=11.69;c5=5.02;c6=5.3;c7=9.76;c8=9.68;c9=2.26;c10=2.67;
%% 利润计算公式  $w=(y-c_i).x$ ;
%% 外地茼蒿利润 w4
x=2.5:0.001:50;
y=(18.37-0.6059.*x-c4).*x;
plot(x,y);
grid on
[ymax,k]=max(y);
%% 定价 与 补货量 负相关:
k=-(18.37-c4)/(2*(-0.6059));
disp('补货量策略应该为: ')
disp(k)
disp('利润 w: ')
disp(ymax)
clear;clc;
%% ci 代表成本价格, i=1,2,3,4,...,10.
c1=7.03;c2=4.6;c3=3.44;c4=11.69;c5=5.02;c6=5.3;c7=9.76;c8=9.68;c9=2.26;c10=2.67;
%% 利润计算公式  $w=(y-c_i).x$ ;
%% 上海青利润 w1
x=2.5:0.001:50;
y=(8.539-0.3408.*x-c1).*x;
plot(x,y);
grid on
[ymax,k]=max(y);
%% 定价 与 补货量 负相关,  $k=2.5$  (最低补货量);
k=2.5;

```

```

disp("补货量策略应该为： ")
disp(k)
disp("利润 w： ")
disp(ymax)
clear;clc;
%% ci 代表成本价格， i=1,2,3,4,...,10.
c1=7.03;c2=4.6;c3=3.44;c4=11.69;c5=5.02;c6=5.3;c7=9.76;c8=9.68;c9=2.26;c10=2.67;
%% 利润计算公式  $w=(y-c_i).x$ ;
%% 红莲藕带利润 w6
%% 红莲藕带 7 天内销量均小于 2.5kg， 故在图中取 2.5kg 为补货量
x=2.5:0.0000001:2.501;
y=(11.94-0.312.*x-c6).*x;
plot(x,y);
grid on
[ymax,k]=max(y);
%% 定价 与 补货量 负相关， k=2.5（最低补货量）;
disp("补货量策略应该为： ")
disp("2.5")
disp("利润 w： ")
disp(ymax)
clear;clc;
% ci 代表成本价格， i=1,2,3,4,...,10.
c1=7.03;c2=4.6;c3=3.44;c4=11.69;c5=5.02;c6=5.3;c7=9.76;c8=9.68;c9=2.26;c10=2.67;
%% 利润计算公式  $w=(y-c_i).x$ ;
%% 利润海鲜菇（包） w10
x=2.5:0.001:3;
y=(3-c10).*x;
plot(x,y);
grid on
[ymax,k]=max(y);
%% 定价 与 补货量 无关， 取周最大值 k=3,
k=3;
disp("补货量策略应该为： ")
disp(k)
disp("利润 w： ")
disp(ymax)
clear;clc;
%% ci 代表成本价格， i=1,2,3,4,...,10.
c1=7.03;c2=4.6;c3=3.44;c4=11.69;c5=5.02;c6=5.3;c7=9.76;c8=9.68;c9=2.26;c10=2.67;
%% 利润计算公式  $w=(y-c_i).x$ ;
%% 高瓜(2)利润 w8
%% 高瓜（2） 7 天内销量均小于 2.5kg， 故在图中取 2.5kg 为补货量
x=2.5:0.001:2.501;
y=(16.51+0.8754.*x-c8).*x;

```

```

plot(x,y);
grid on
[ymax,k]=max(y);
%% 定价 与 补货量 正相关, k=2.5:
k=2.5;
disp("补货量策略应该为: ")
disp(k)
disp("利润 w: ")
disp(ymax)
clear;clc;
%% ci 代表成本价格, i=1,2,3,4,...,10.
c1=7.03;c2=4.6;c3=3.44;c4=11.69;c5=5.02;c6=5.3;c7=9.76;c8=9.68;c9=2.26;c10=2.67;
%% 利润计算公式  $w=(y-c_i). * x$ ;
%% 利润虫草花(份)w9
x=2.5:0.001:4;
y=(4.196-c9). * x;
plot(x,y);
grid on
[ymax,k]=max(y);
%% 定价 与 补货量 无关, 取周最大值 k=4,
k=4;
disp("补货量策略应该为: ")
disp(4)
disp("利润 w: ")
disp(ymax)
clear;clc;
%% ci 代表成本价格, i=1,2,3,4,...,10.
c1=7.03;c2=4.6;c3=3.44;c4=11.69;c5=5.02;c6=5.3;c7=9.76;c8=9.68;c9=2.26;c10=2.67;
%% 利润计算公式  $w=(y-c_i). * x$ ;
%% 菜心利润 w2
x=2.5:0.001:50;
y=(7.107-0.4954.*x-c2). * x;
plot(x,y);
grid on
[ymax,k]=max(y);
%% 定价 与 补货量 负相关, k=2.5 (最低补货量);
k=2.5;
disp("补货量策略应该为: ")
disp(k)
disp("利润 w: ")
disp(ymax)

```

```

disp('请输入判断矩阵 A')
A=input('A=');
[n,n] = size(A);
%%特征值法求权重
[V,D] = eig(A);
Max_eig = max(max(D));
[r,c]=find(D == Max_eig , 1);
disp('特征值法求权重的结果为: ');
disp( V(:,c) ./ sum(V(:,c)) )
%%一致性比例 CR
CI = (Max_eig - n) / (n-1);
RI=[0 0.0001 0.52 0.89 1.12 1.26 1.36 1.41 1.46 1.49 1.52 1.54 1.56 1.58 1.59];
CR=CI/RI(n);
disp('一致性指标 CI=');disp(CI);
disp('一致性比例 CR=');disp(CR);
if CR<0.10
    disp('因为 CR<0.10, 所以该判断矩阵 A 的一致性可以接受!');
else
    disp('注意: CR >= 0.10, 因此该判断矩阵 A 需要进行修改!');
end

```