

基于遗传算法对商超蔬菜类商品的补货和定价策略的研究

摘要

针对问题一，优先进行数据处理，将不存在销售的单品（共有 5 种）进行剔除（剩余 246 种），再通过 python 语言对附件一与附件二的数据进行匹配并得到各品类和各单品近三年来每个月的销售量情况。对于不同品类：首先计算三年来各品类的总销量，画出饼图，得到销售量由高到低排序为花叶类，辣椒类，食用菌，水生根茎类，花菜类，茄类，占比以此为 42%，19%，16%，9%，9%，5%；随后考虑到题目中说：“蔬菜类商品的销售量与时间往往存在一定的关联关系”，于是我们对这 6 个品类分别建立了时间序列模型， R^2 约为 0.7，拟合效果均较好。对于不同单品：由于单品种类数有 246 种，数量较多，所以采取系统聚类法，将西兰花，净藕（1），芜湖青椒（1）分为类别一，其余的蔬菜分为类别二，分别建立时间序列模型， R^2 约为 0.6，拟合效果较好。最后使用 Pearson 相关系数法对各品类以及聚类后的单品进行分析，具体结果见表 3 与表 4。

针对问题二，直接建立各品类的每一天的收益与销售量和成本加定价（即定价）之间的关系，使用多元二次曲线拟合，其中得到水生根茎类的关系式为

$$o_{4,t} = 32.789 - 3.141q_{4,t} - 1.145p_{4,t} + 0.031q_{4,t}^2 + 0.327q_{4,t}p_{4,t} + 0.003p_{4,t}^2, R^2 = 0.906$$

，其余的见正文。再建立各个品类销售量的二阶差分模型，从而对 2023 年 7 月 1—7 日的销售量进行迭代预测，以商超 7 天总收益最大为目标，利用遗传算法和预测的销售量，再建立销售量与捕获量之间的关系，迭代求得各品类补货和定价策略，其中 7 月 1 日的花叶类，辣椒类，食用菌，水生根茎类，花菜类，茄类的补货量和定价依次为 (1301.986, 6.521), (1243.576, 8.281), (791.7542, 7.541), (280.9139, 20.024), (176.1759, 16.201), (507.3994, 10.541)。

针对问题三，使用 Topsis 熵权法根据单品一天的销量，加权销售单价，损耗率，打折销售次数这四个变量进行评估，其权重分别为 52.376%，33.457%，6.351%，7.816%。根据得分表与“各单品订购量满足最小陈列量 2.5 千克的要求”这一限制，2023 年 6 月 24—30 日之间每天销售量均大于 2.5 千克的单品有 21 种，小于题目所给的 27 种，于是我们只取得分排名前 27 的单品，他们分别是：云南生菜（份），小米椒（份），西峡花菇，……，苋菜。与问题二同理，建立目标函数通过遗传算法求出商超 7 月 1 日的单品补货量和定价策略。

针对问题四，通过对前面问题分析后，我们选择采取了蔬菜来源地及运输信息、客户调研与反馈以及天气状况的数据，其中蔬菜来源渠道及运输的数据可以选择进货地距离商超最近的来源渠道进货，降低蔬菜在运输过程中的损坏率；客户调研与反馈的数据可以更精确的预测出商超对于日补货量的需求，从而预测在特定时间的日补货量及相对应的定价策略；天气状况的数据，通过气候变化来预测适宜出行指数的评分，从而预测其客流量，可以对销量进行一定程度的预测，以帮助上述问题的解决。

关键字：系统聚类 时间序列模型 二阶差分 遗传算法 多元二次曲线拟合

一 问题的背景与重述

1.1 问题的背景

蔬菜类产业在中国农业产品中占据着及其重要的地位，在中国政府的引导带领下，蔬菜产业从生产到销售有着成熟的供应链，这也使着中国成为世界蔬菜产业第一的大国，同时蔬菜相较于其它的农产品，蔬菜的利润有着较高效益。根据数据调查显示，目前蔬菜产量、加工品价格及出口比例推算 蔬菜加工率每提高一个百分点，约可增加产值 5 亿元，增加出口创汇 3500 万美元。随着蔬菜产业链的延长和运行素质的提高 蔬菜产业整体效益将进一步提高，进而增加农业效益，提高农民收入^[1]。但是在商场中蔬菜类商品因为保鲜时间短，蔬菜类商品的销售价格会随着时间的增加而降低，从而降低了利润，为了使蔬菜类商品利润最大化，本文将结合市场需求，探究对蔬菜类商品的定价关系以及蔬菜类商品的日补货需求。

1.2 问题的重述

根据商超近三年的品类、单品的销售信息及其进货量进货价格等信息，对以下问题进行建模解决。

1. 分析各蔬菜品类和单品的销售分布，进而分析其之间的相关关系。
2. 分析各蔬菜品类的销售量与成本加定价的关系，给出 2023 年 7 月 1—7 日的日捕获总量和定价策略使得总收益最大。
3. 从 2023 年 06 月 24—30 日的可售单品中，选择 27—33 种单品，在尽量满足各品类的市场需求以及每种单品进货量不少于 2.5kg 为约束，给出使得 2023 年 7 月 1 这一天商超总收益最大时的单品补货量和定价略。
4. 为了更好的制定补货和定价策略，请给出其他可能用到的数据，使这些数据能够更好的解决上述问题，并给出理由。

二 问题假设

1. 在问题二中，假设进货量除损耗率外，全部售空且不考虑退货。
2. 假设天气等因素对销售情况的影响。
3. 不考虑国家政策等因素对蔬菜价格的影响。

三 符号说明

符号	含义
$y_i (i=1,2,\dots,6)$	第 <i>i</i> 个品类一个月的销售量
$z_i (i=1,2)$	单品聚类后第 <i>i</i> 类一个月的销售量

$o_{i,t}(i=1,2,3,\dots,6)$	i品类第t天的收益
$p_{i,t}(i=1,2,3,\dots,6)$	i品类第t天的总销售量
$q_{i,t}(i=1,2,3,\dots,6)$	i品类第t天的加权平均定价
$b_{i,t}(i=1,2,3,\dots,6)$	i品类第t天的补货量
$s_{i,t}(i=1,2,3,\dots,6)$	品类i第t天的加权损耗率
$m_{j,t}(j=1,2,3,\dots,27)$	j单品第t天的收益
$n_{j,t}(j=1,2,3,\dots,27)$	j单品第t天的总销售量
$k_{j,t}(j=1,2,3,\dots,27)$	j单品第t天的加权平均定价
$l_{j,t}(j=1,2,3,\dots,27)$	j单品第t天的补货量
$u_j(j=1,2,3,\dots,27)$	单品j的损耗率

四 数据的预处理

在进行数据处理时我们发现 102900011032145, 102900005116042, 102900011011782, 102900011023648, 102900005116776 这五种单品在三年中并未销售, 于是我们将这五种单品的数据进行剔除。

对于问题一: 首先将附件一和附件二的数据进行匹配, 由于附件二中的数据过多, 所以我们将附件二中每个单品的每一天的多组数据的销量进行了整合, 进而整合每月的、每年的销量。

对于问题二: 首先计算附件二中每组数据的“销售量”*“销售单价”, 得到此次卖了多少元钱, 即单次销售额, 随后将附件三的批发单价与附件二进行匹配, 对于匹配后的数据, 将每种单品每天不同时间的数据进行整合, 得到每种单品每天的销售总量与总销售额, 考虑到某些单品在一天之内可能由于多种原因(如打折)导致一天之内的销售单价不唯一, 所以我们将每种单品每天的总销售额除以销售总量得到该单品在这一天的平均销售单价; 又因为每种品类包含了多种单品, 再用同样的方法得到该品类在这一天的平均销售单价。

对于问题三: 首先筛选出 6 月 24 日至 6 月 30 日的销售数据并且与附件三, 附件四进行合并, 然后统计每天每个单品的销售量, 接着统计出这 7 天每种单品每天的销售次数, 用于初步统计补货单品。接下来使用 topsis 熵权法, 需要统计出每个单品的销售额, 平均单价, 损失率, 打折销售次数作为评价指标。对于每个补货单品利润的拟合模型, 需要统计出每个单品每日的平均销售单价, 每日销售量, 单品每日的收益。

五 问题分析

针对问题一：对处理后的数据先进行多个指标性分析，从不同品类、单品的三年总销量入手，先进行概况性的分析；由于题目上说：“商品的销售量与时间往往存在一定的关联关系”，于是我们打算建立销售量与时间的关系，在这里我们结合多种因素，选择取“月”为时间单位，然后分析品类与单品在不同月份上的分布规律，由于单品种类过多，在这里我们采取聚类的方法，将这 246 种单品按销量进行聚类，从而实现降维，随后再分析其与月份的关系；最后，考虑“蔬菜类商品不同品类或不同单品之间可能存在一定的关联关系”，决定使用 Pearson 相关系数法分别对 6 种品类和 246 个单品进行相关系数分析，最终得到结果。

针对问题二：先分析各蔬菜品类的销售总量与成本加成定价的关系，考虑使用线性回归和曲线拟合法，得到各蔬菜品类的销售总量与成本加成定价的关系式，发现效果并不理想；于是采取建立各蔬菜品类收益与销售总量和定价的关系，发现效果较好。随后，建立商超收益目标函数，分别从日补货量和定价策略着手，建立多个约束条件，再建立日补货量的二阶差分预测模型，最后用遗传算法对目标函数求最优解。

针对问题三：首先先确定单品种类，根据题意一步步缩小范围，最终建立 Topsis 熵权法评价模型，结合题意，得到 7 月 1 日所进单品种类；然后同问题二，先分析筛选后的单品的销售总量与成本加成定价的关系，随后，建立商超收益目标函数，分别从各单品日补货量和定价策略着手，建立多个约束条件，再建立日补货量的二阶差分预测模型，最后用遗传算法对目标函数求最优解。

针对问题四：我们考虑了以下三个数据，分别是蔬菜来源渠道及运输、客户调研与反馈以及气候变化的数据。蔬菜在运输过程中通常会发生损坏，所以尽可能的选择进货地距离商超最近的来源渠道进货降低损坏率；客户调研与反馈数据中一般客户的喜爱极大的影响了商超的日补货量和定价策略，所以应在补货中选择客户喜爱的商品；而在气候变化的数据中首先对以温度与适宜出行指数为指标，建立适宜出行评分表，该值越大说明商超人员客流量越大，就会导致其蔬菜类商品销量更高，所以就能更好地制定蔬菜商品的补货和定价策略。

六 问题的模型建立与求解

6.1 问题一的模型建立与求解

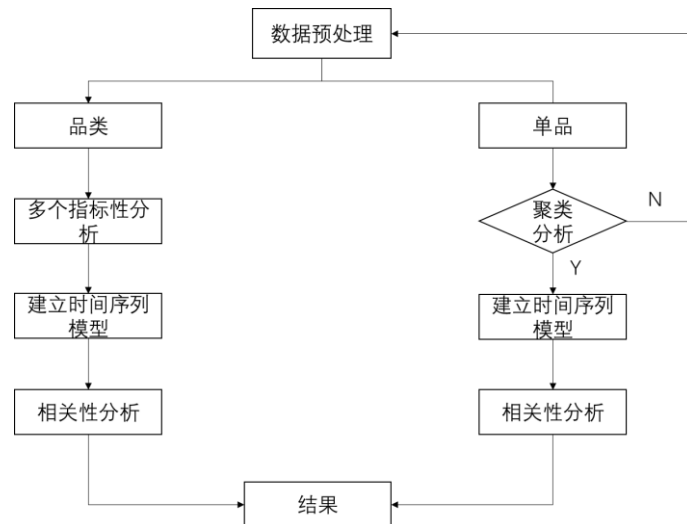


图 1：问题一流程图

6.1.1 品类的指标性分析

对于处理好的数据，我们将 6 种品类的三年内的销售量进行求和，得到该商超近三年各品类的销售量的占比信息，如下图所示：

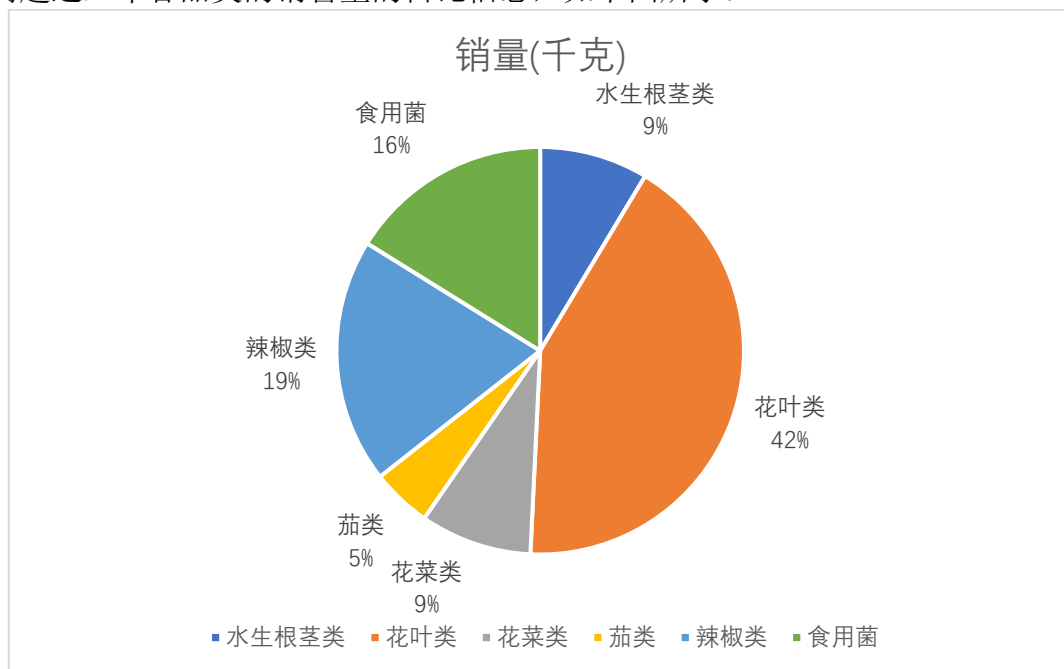


图 2：各品类三年销售总量占比

图二的销售量由高到低排序为花叶类，辣椒类，食用菌，水生根茎类，花菜类，茄类。

绘制近三年各个品类月销售量的散点图，如下：

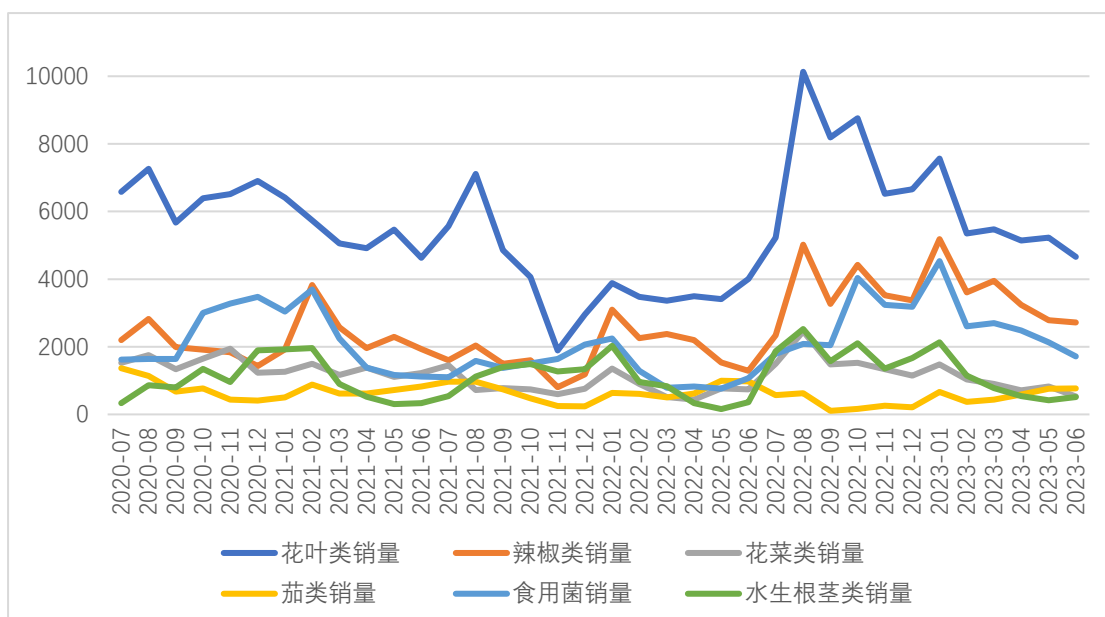


图 3：各个品类的月销售量

可以发现，在 2020-07—2021-10 之间，各个品类的销售量较稳定；在 2021-10—2022-06 之间相对上个时间段而言略有下降，但相对稳定；在 2022-06—2023-06 之间，各个品类销售量（除茄类）先迅速增加，后逐渐降低。

6.1.2 单品的聚类

利用 SPSS 软件，采取系统聚类法将 246 种单品进行聚类，聚类结果的谱系图见附录，根据结果所示，我们将西兰花，净藕（1），芜湖青椒（1）分为类别一，其余的蔬菜分为类别二。

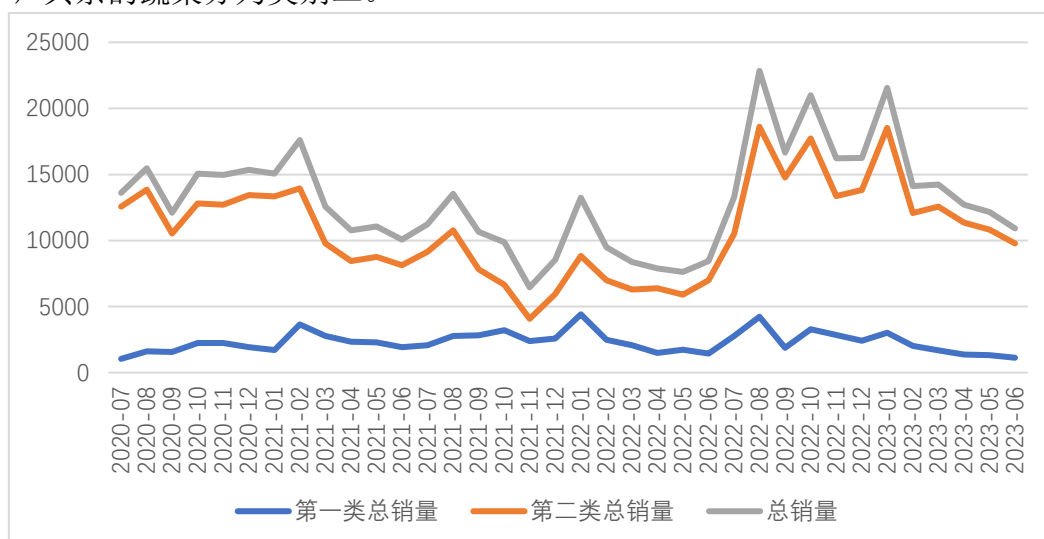


图 4：聚类后的销售量与月份的关系

可以看出，第二类总销量与总销量的波动趋势相似，第一类总销量虽然相对较小，但趋势与其他两条曲线大致一致。由此可知，该聚类效果较好。

6.1.3 各品类的时间序列模型的建立

时间序列模型能够基于历史数时期据去预测未来时期数据，贴合本题，所以我们组采取时间序列模型进行分析。

由图二、图三可知近三年各个品类的销售情况，再根据图二的排序结果，我们选择在正文中建立野生菌的时间序列模型，其余 5 种品类的时间序列模型将放在附录中。

模型建立如下：

Step1: 检验平稳性

由于进行差分运算可以使一类非平稳数据逐渐平稳化，为防止所用数据不平稳，本题首先使用差分法将原数据转化为非平稳数据，计算查看 ADF 检验结果，根据分析 t 值，分析其是否可以显著性地拒绝序列不平稳的假设 ($P < 0.05$)。

设时间序列， $\{X_t, t = 0, 1, 2, \dots\}$ 是 $ARIMA(p, d, q)$ 序列，讨论 $d=1, 2$ 的情况。

(1) 当 $d=1$ 时， $\nabla X_k = W_k$ ，有：

$$\hat{X}_k(m) - \hat{X}_k(m-1) = \hat{W}_k(m) \quad (1)$$

(2) 当 $d=2$ 时， $\nabla^2 \hat{X}_k = \hat{W}_k$ ，即：

$$\hat{X}_k(m) = X_k + m(X_k - X_{k-1}) + \sum_{j=1}^m (m+1-j) \hat{W}_k(j) \quad (2)$$

利用 SPSSPRO 得到结果如下：

表 1: ADF 检验表

ADF 检验表							
变量	差分阶数	t	P	AIC	临界值		
					1%	5%	10%
					-3.654	-2.957	-2.618
食用菌销量	0	-3.136	0.024**	396.773			
	1	-2.466	0.124	386.288	-3.654	-2.957	-2.618
	2	-9.326	0.000***	372.755	-3.654	-2.957	-2.618

注：***、**、*分别代表 1%、5%、10%的显著性水平

临界值 1%、5%、10%不同程度拒绝原假设的统计值和 ADF Test result 的比较，ADF Test result 同时小于 1%、5%、10%即说明非常好地拒绝该假设。

可以发现在差分为 2 阶时，显著性 P 值为 0.000***，水平上呈现显著性，拒绝原假设，该序列为平稳的时间序列。

Step2: 查看差分前后数据对比图

根据结果得出 p, q 值，结果为 $p=1, q=0$ 时效果较好。

Step3: 得到结果

表 2：模型参数表

模型参数表						
	系数	标准差	t	P> t	0.025	0.975
常数	2060.765	354.046	5.821	0	1366.848	2754.682
ar.L1.食用菌销量	0.706	0.112	6.304	0	0.486	0.925

注：***、**、*分别代表 1%、5%、10%的显著性水平

使用 SPSSPRO 得到的模型方程为：

$$y_3(t) = 2060.765 + 0.706y_3(t-1) \quad (3)$$

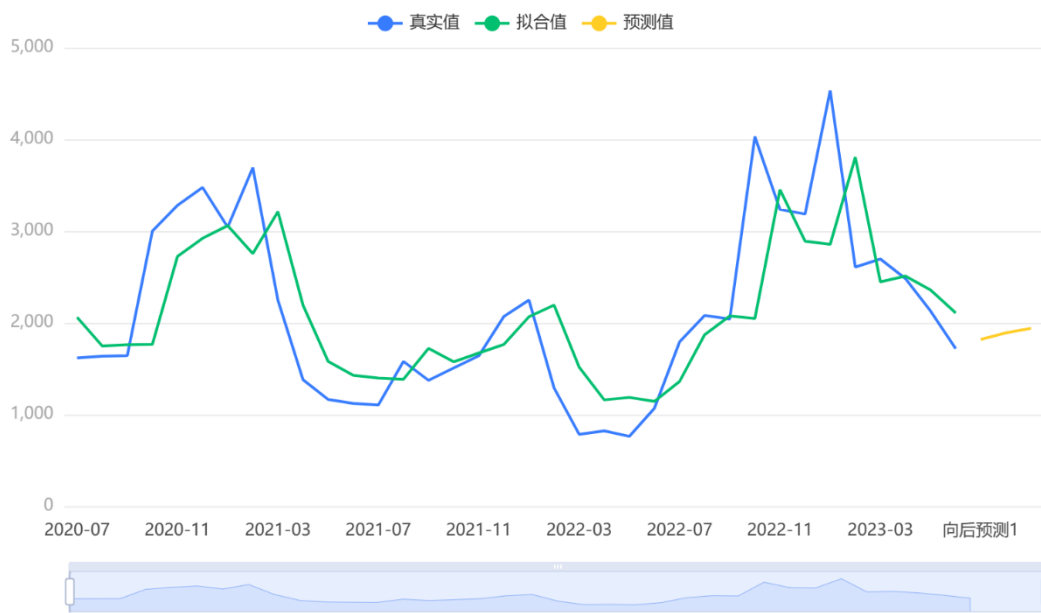


图 5：食用菌销量分布规律

此外，该模型的拟合优度 R^2 为 **0.716**，模型表现较好，模型基本满足要求。

Step4：相关系数分析

表 3：各品类销量之间的相关系数表

	花叶类	辣椒类	花菜类	茄类	食用菌	水生根茎类
花叶类	1					
辣椒类	0.623790608	1				
花菜类	0.746948067	0.425458256	1			
茄类	-0.034510348	-0.191425166	0.058071813	1		
食用菌	0.546062791	0.575527803	0.428675155	-0.408928009	1	
水生根茎类	0.484079656	0.458851367	0.472088662	-0.466007829	0.652798016	1

可以看出：

花叶类与辣椒类，花菜类，食用菌，水生根茎类相关性较高，且为正相

关；

辣椒类与花菜类，食用菌，水生根茎类相关性较高，且均为正相关；
花菜类与茄类，食用菌，水生根茎类相关性较高，且为正相关；
茄类与食用菌，水生根茎类相关性较高，为负相关；
食用菌与水生根茎类相关性较高，成正相关。

6.1.4 聚类后的单品的时间序列模型的建立

模型建立过程与 6.1.3 相似，故不再赘述，只给出相应结果，如下所示：



图 6：类别二销售量分布规律

$$z_2(t)=10781.248+0.698z_2(t-1) \tag{4}$$

同时模型的拟合优度 R^2 为 0.605，模型表现较好，模型基本满足要求。
类别一的销售量分布规律见附录。
两种类别的相关性分析如下：

表 4：聚类后的单品的相关性分析

	第一类	第二类
第一类	1	
第二类	0.228978	1

可知，第一类与第二类呈弱正相关。

6.2 问题二的模型建立与求解

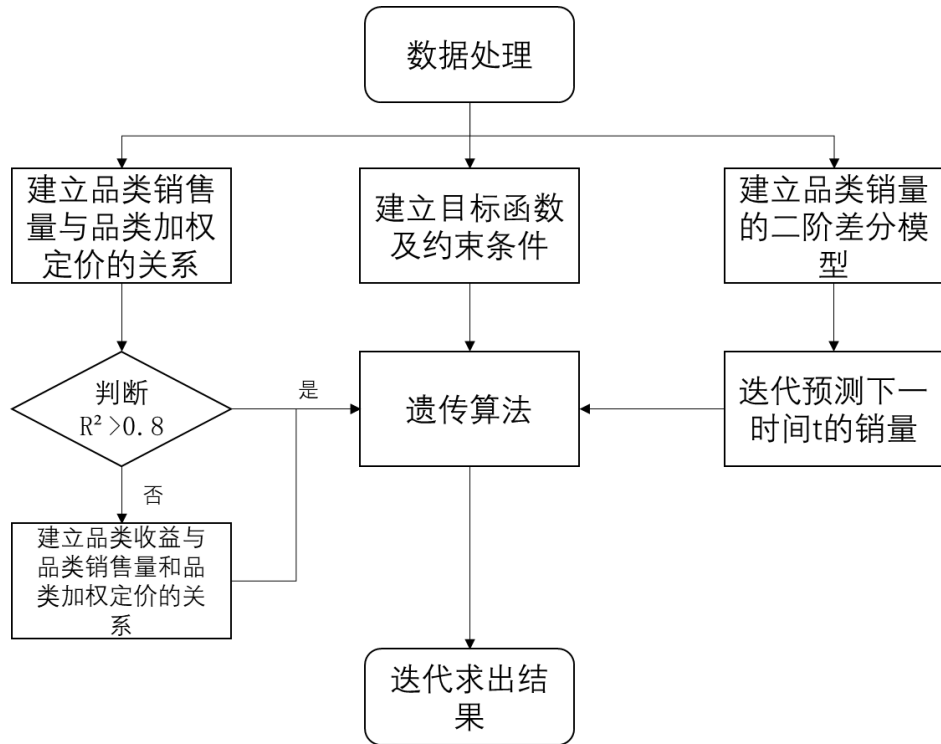


图 7：问题二流程图

6.2.1 建立各蔬菜品类的销售总量与成本加成定价的关系模型

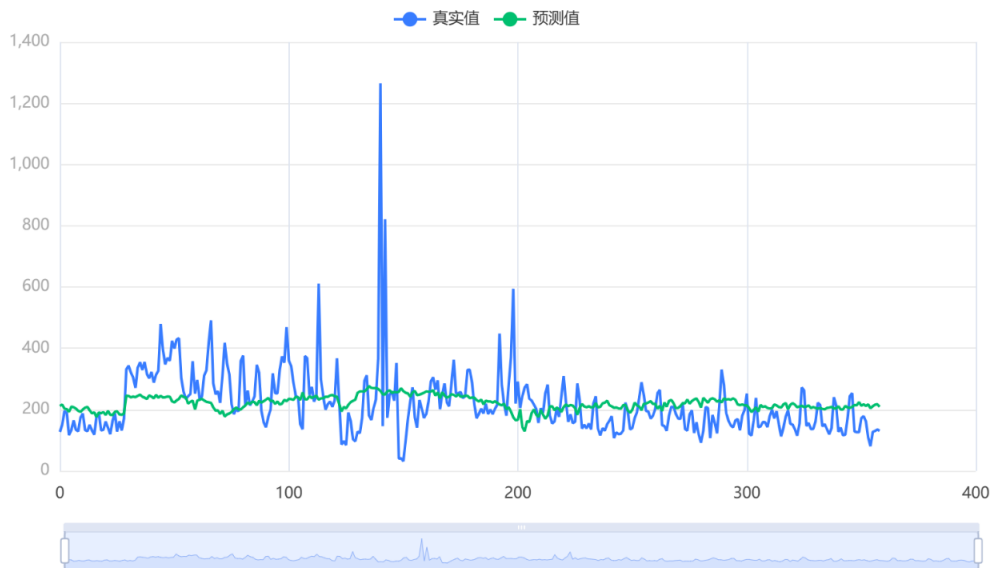


图 8：花叶类直接进行销售总量与成本加成定价的回归分析图

优先考虑销售总量与成本加成定价的回归模型，发现结果较差，观察上图发现，该数据的波动性较大，不适合直接使用回归方程。

我们尝试采取引入其他因素，我们认为商超净收益与销售总量和定价（成本加成定价）有关，于是加入商超净收益这一因素，作为因变量，以销售总量和定价作为自变量进行多元二次曲线拟合。

拟合效果如下，这里只展示第 4 类的效果图，其余 5 类见附录。

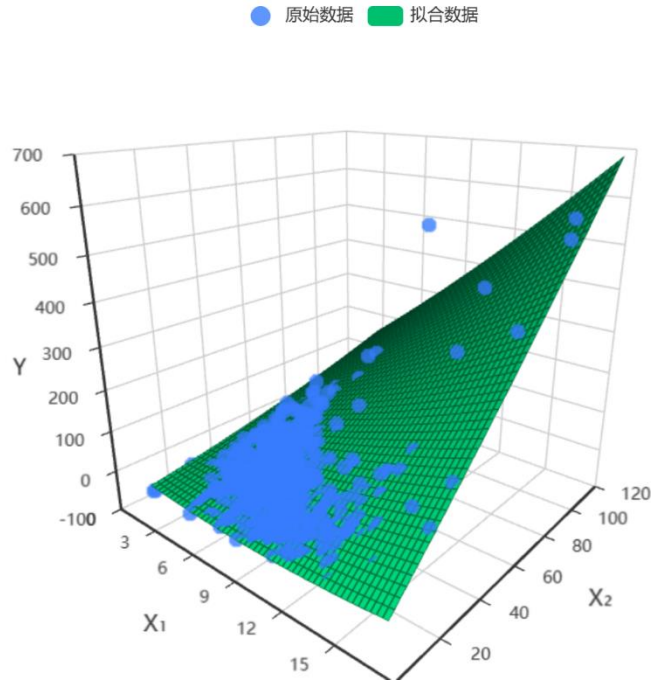


图 9：水生根茎类销售总量与成本加成定价的关系

其 $R^2=0.906$ ，接近于 1，说明该拟合效果很好。

各品类收益与销售总量和定价的方程如下：

$$\begin{cases} o_{1,t} = 71.864 - 19.45q_{1,t} - 0.246p_{1,t} + 1.133q_{1,t}^2 + 0.321q_{1,t}p_{1,t} + 0.001p_{1,t}^2 \\ o_{2,t} = 121.983 - 16.386q_{2,t} - 0.242p_{2,t} + 0.35q_{2,t}^2 + 0.296q_{2,t}p_{2,t} + 0.002p_{2,t}^2 \\ o_{3,t} = 24.874 - 7.435q_{3,t} + 0.117p_{3,t} + 0.626q_{3,t}^2 + 0.25q_{3,t}p_{3,t} + 0.001p_{3,t}^2 \\ o_{4,t} = 32.789 - 3.141q_{4,t} - 1.145p_{4,t} + 0.031q_{4,t}^2 + 0.327q_{4,t}p_{4,t} + 0.003p_{4,t}^2 \\ o_{5,t} = 53.755 - 7.173q_{5,t} - 1.872p_{5,t} + 0.194q_{5,t}^2 + 0.411q_{5,t}p_{5,t} + 0.01p_{5,t}^2 \\ o_{6,t} = 29.135 - 5.861q_{6,t} - 0.096p_{6,t} + 0.291q_{6,t}^2 + 0.308q_{6,t}p_{6,t} + 0.004p_{6,t}^2 \end{cases} \quad (5)$$

其中 $i=1, 2, 3, \dots, 6$ 分别对应花叶类，辣椒类，食用菌，水生根茎类，花菜类，茄类。

6.2.2 建立各品类销售量二阶差分预测模型

考虑到第 t 天品类 i 的销售量与前几天的销售量有关，因此考虑建立以下模型。

$$r_{i,t} = \alpha_{i,1}r_{i,t-1} + \alpha_{i,2}r_{i,t-2} + \alpha_{i,3} \quad (6)$$

其中 $\alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \alpha_{i,3}$ 为与 $r_{i,t-2}, r_{i,t-1}, r_{i,t}$ 无关的常数。

使用 Matlab 软件与 2023 年 6 月的数据得到 $\alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \alpha_{i,3}$ ，使得：

$$Q(\alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \alpha_{i,3}) = \sum_{t=3}^{30} [r_{i,t} - (\alpha_{i,1}r_{i,t-1} + \alpha_{i,2}r_{i,t-2} + \alpha_{i,3})]^2 \quad (7)$$

得到最小值。

其中 $r_{i,1}$ 表示的是品类 i 在 2023-06-01 这一天的销售量，其余的以此类推。

经 Matlab 计算得到 $\alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \alpha_{i,3}$ 的值如下：

表 5：二阶差分模型各品类系数表

$\alpha_{1,1}$	$\alpha_{1,2}$	$\alpha_{1,3}$	$\alpha_{2,1}$	$\alpha_{2,2}$	$\alpha_{2,3}$
0.4523	-0.0539	83.1566	0.1058	-0.0168	81.3354
$\alpha_{3,1}$	$\alpha_{3,2}$	$\alpha_{3,3}$	$\alpha_{4,1}$	$\alpha_{4,2}$	$\alpha_{4,3}$
0.2288	0.0116	38.3636	0.0248	0.4717	9.9606
$\alpha_{5,1}$	$\alpha_{5,2}$	$\alpha_{5,3}$	$\alpha_{6,1}$	$\alpha_{6,2}$	$\alpha_{6,3}$
-0.0039	0.3604	8.8922	0.2878	-0.2108	22.6141

6.2.3 利用遗传算法求商超最大收益

Step1：建立目标函数与约束条件
目标函数如下：

$$\text{Max} \sum_{t=1}^7 \omega_t = \sum_{t=1}^7 (o_{1,t} + o_{2,t} + o_{3,t} + o_{4,t} + o_{5,t} + o_{6,t}) \quad (8)$$

由于题目要求给出 2023 年 7 月 1—7 日的日补货总量和定价策略，而影响日补货量的因素主要是近期的销售情况，所以在这里我们只选择使用 2023 年 6 月的数据。取 2023 年 6 月各品类的加权平均定价的最大值和最小值，令最小值 -1，最大值 +1，得到各品类的加权平均定价的取值范围，如下：

$$\begin{cases} 3.48 < q_1 < 6.51 \\ 3.78 < q_2 < 8.27 \\ 3.19 < q_3 < 7.54 \\ 10.64 < q_4 < 20.03 \\ 10.51 < q_5 < 16.20 \\ 5.36 < q_6 < 10.55 \end{cases} \quad (9)$$

Step2：结合预测模型求取最大收益

以公式（8）为目标函数，公式（9）为约束条件，通过公式（6）先对

2023 年 7 月 1 日的 6 种品类的补货量进行预测，求得此时的最佳定价策略，随后进行迭代，最终得到各蔬菜品类未来一周(2023 年 7 月 1-7 日)的日补货总量和定价策略。

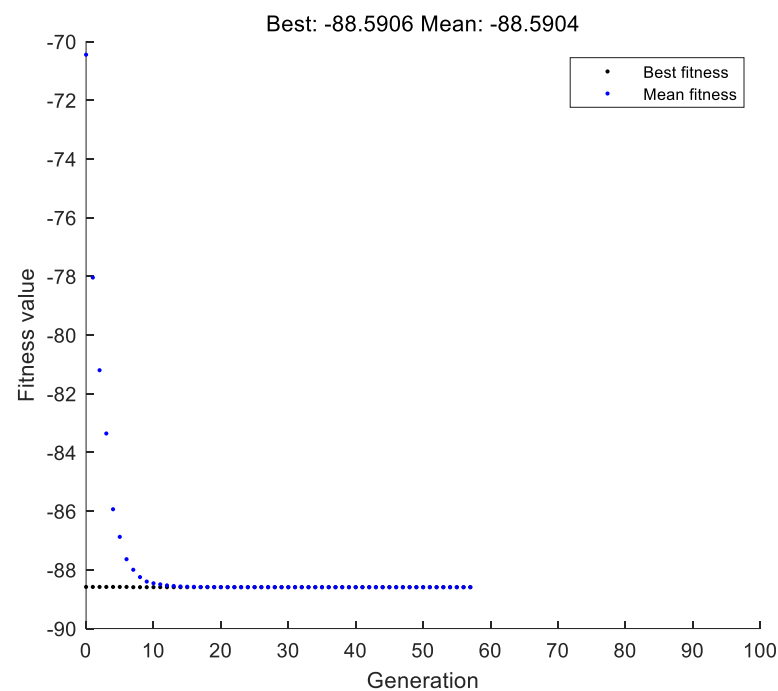


图 10：遗传算法其中一次迭代图像

我们发现在计算过程中，每一次在迭代到 20 代左右时就已经得到最优解，故不再对迭代次数设置参数。

Step3：综合损耗率得到最终补货量
通过计算近一个月各个品类的加权损耗率，作为 7 月 1—7 日的每一天各个品类的损耗率。

某品类补货量与加权损耗率有如下关系：

$$b_{i,t} = p_{i,t} / (1 - s_{i,t}) \tag{10}$$

表 6：加权损耗率表

$s_{1,t}$	$s_{2,t}$	$s_{3,t}$	$s_{4,t}$	$s_{5,t}$	$s_{6,t}$
11.36%	8.12%	7.06%	8.57%	10.97%	6.37%

根据公式（10），结合假设 1 即可得到各个品类在这 7 天的补货量，结果将在 Step4 中展示。

Step4：结果输出
最终得到各蔬菜品类未来一周的补货量及其定价情况，如下表所示：

表 7:未来一周各品类补货量与定价策略

日期	花叶类		辣椒类		食用菌	
	补货量 (kg)	加权定价 (元/kg)	补货量 (kg)	加权定价 (元/kg)	补货量 (kg)	加权定价 (元/kg)
7-1	1301.986	6.521	1243.576	8.281	791.7542	7.541
7-2	1323.698	6.411	1254.482	8.199	821.8314	7.537
7-3	1331.218	6.511	1254.159	8.271	830.3253	7.541
7-4	1333.449	6.511	1253.942	8.274	832.6183	7.542
7-5	1334.053	6.514	1253.925	8.270	833.2417	7.491
7-6	1334.206	6.508	1253.926	8.269	833.411	7.510
7-7	1334.243	6.520	1253.927	8.271	833.4569	7.540
日期	水生根茎类		花菜类		茄类	
	补货量 (kg)	加权定价 (元/kg)	补货量 (kg)	加权定价 (元/kg)	补货量 (kg)	加权定价 (元/kg)
7-1	280.9139	20.034	176.1759	16.201	507.3994	10.541
7-2	259.5479	20.040	190.0364	16.209	470.8594	10.551
7-3	270.5217	20.031	151.9439	16.198	449.677	10.553
7-4	260.7156	20.032	157.0884	16.201	451.2829	10.498
7-5	265.6488	20.029	143.3389	16.201	456.2101	10.490
7-6	261.1456	20.073	145.2468	16.231	457.2896	10.550
7-7	263.3609	20.111	140.2838	16.201	456.5617	10.550

此时有最大收益为 5813.446 元。

6.3 问题三的模型建立与求解

6.3.1 单品的筛选

根据“2.5kg 的约束”确定单品
首先找出 2023 年 6 月 24-30 日的可售品种，共 59 种，再筛选出其 7 天之间，销量大于 2.5kg 的单品。

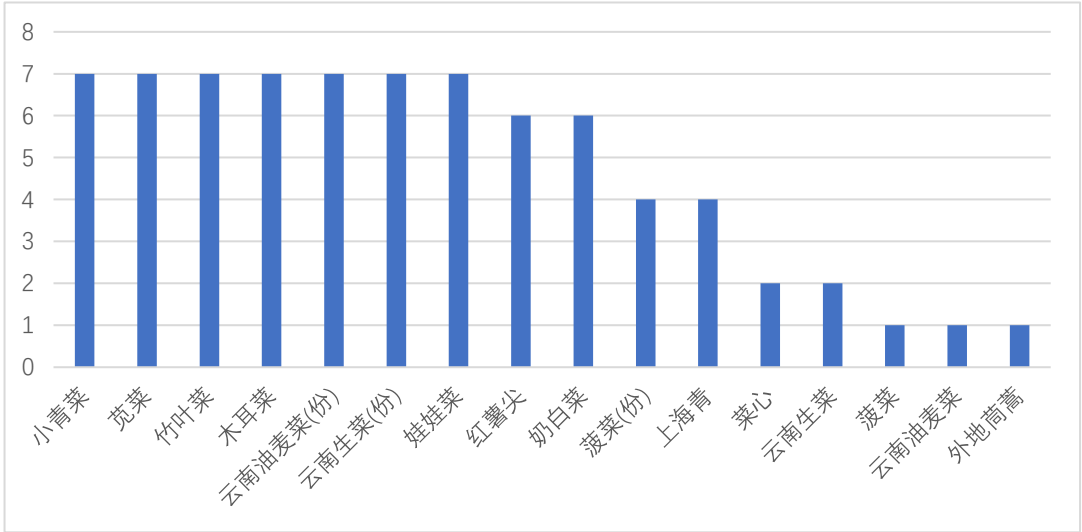


图 11：花叶类一天的销量大于 2.5kg 的天数

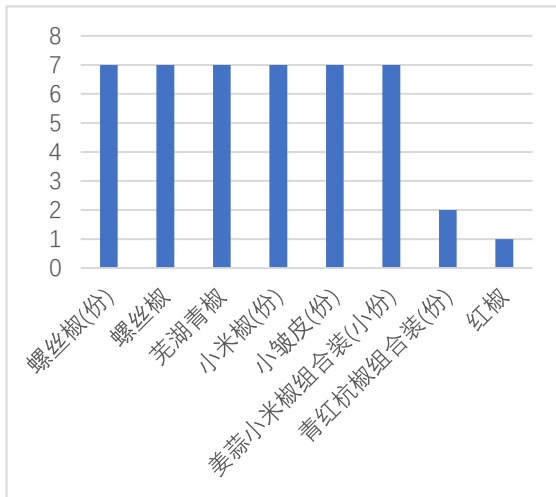


图 12: 辣椒类一天的销量大于 2.5kg 的天数

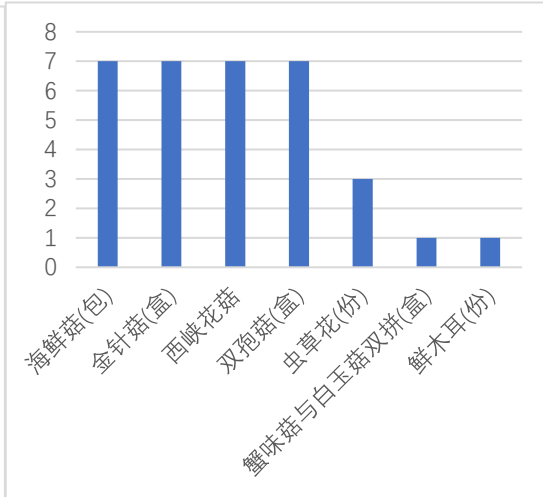


图 13: 食用菌一天的销量大于 2.5kg 的天数

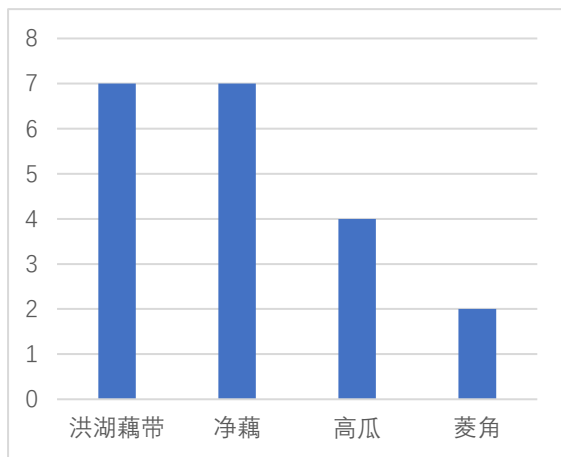


图 14: 水生根茎类一天的销量大于 2.5kg 的天数

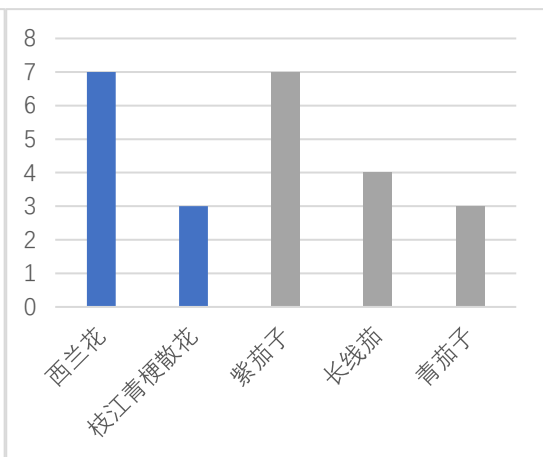


图 15: 花菜类和茄类一天的销量大于 2.5kg 的天数

其中未出现的单品即没有一天的销量大于 2.5kg，观察上图可知，7 天销量均大于 2.5kg 的有 21 种单品，小于题中所给定的最小值 27 种，对于该题目中的“最小陈列量 2.5kg 的要求”而言，由于销量过少，会使得其存在过多剩余，造成不同程度的亏损，所以我们认为，选取的单品种类应为 27 种。

6.3.2 建立 Topsis 综合评价模型

Step1: 确定评价指标

通过对数据的分析和处理选择如下的评价指标建立评价模型

正向指标有销量(千克)，销售单价。

负向指标有损耗率(%)，打折次数。

Step2: 熵权法求解

表 8:熵权法计算指标

熵权法			
项	信息熵值 e	信息效用值 d	权重(%)
$\beta_{i,1}$ 销量(千克)	0.866	0.134	52.376
$\beta_{i,2}$ 销售单价(元/千克)	0.914	0.086	33.457
$\beta_{i,3}$ 损耗率(%)	0.984	0.016	6.351
$\beta_{i,4}$ 打折销售次数	0.98	0.02	7.816

从权重关系上来看，销售量为评价的重要指标，其次是销售单价，损耗率和打折消耗次数的影响较小，由上述系数可得：

$$\partial = 0.52\beta_{i,1} + 0.33\beta_{i,2} + 0.06\beta_{i,3} + 0.07\beta_{i,4} \quad (11)$$

Step3: 建立并求解 Topsis 综合评价模型

(1) 将数据导入 Python，根据熵权法得到，销量(千克)，销售单价，损耗率(%), 打折次数共四个指标的权重，对四个指标数据进行指标属性同向化处理并构造归一化初始矩阵

(2) 确定最优方案和最劣方案

(3) 计算各个评价对象与最优的方案、最劣的方案的接近程度

(4) 计算各评价对象与最优方案的贴近程度

(5) 根据贴近程度大小进行排序，给出评价结果

表 9: 49 个单品的重要程度排序表

单品名称	重要程度	单品名称	重要程度	单品名称	重要程度
云南生菜(份)	0.562333	螺丝椒(份)	0.368171	圆茄子(2)	0.294863
小米椒(份)	0.512974	高瓜(2)	0.35432	蟹味菇与白玉菇双拼(盒)	0.291736
西峡花菇(1)	0.498753	菠菜	0.347402	云南油麦菜	0.285192
野生粉藕	0.474984	双孢菇(盒)	0.347147	白玉菇(袋)	0.283721
西兰花	0.472998	枝江青梗散花	0.34521	青红杭椒组合装(份)	0.28231
云南油麦菜(份)	0.448895	海鲜菇(包)	0.320288	菜心	0.276155
芜湖青椒(1)	0.424345	小皱皮(份)	0.319992	青线椒(份)	0.271551
红椒(2)	0.408476	外地茼蒿	0.319578	虫草花(份)	0.271417
七彩椒(2)	0.406415	苋菜	0.318513	高瓜(1)	0.268414
金针菇(盒)	0.402354	上海青	0.309639	菠菜(份)	0.262807
紫茄子(2)	0.387834	姜蒜小米椒组合装(小份)	0.309222	木耳菜(份)	0.260766
螺丝椒	0.38396	青茄子(1)	0.308615	鲜木耳(份)	0.250737

竹叶菜	0.383528	红薯尖	0.307711	木耳菜	0.235869
洪湖藕带	0.37728	紫茄子(1)	0.306828		
长线茄	0.372992	小青菜(1)	0.304882		
净藕(1)	0.372695	云南生菜	0.303803		
娃娃菜	0.371448	奶白菜	0.303234		
菱角	0.369112	红莲藕带	0.295088		

根据重要程度可以选取前 27 个单品作为补货的单品。

对于题中“尽可能满足市场对各品类蔬菜商品需求”这一点，我们发现，刚刚选取的 27 种单品，基本符合这一要求。所以，最终我们以上述所选的 27 种单品作为本题补货单品。

并以 $j=1,2,3,\dots,27$ 与上述 27 种单品的排序相对应。

6.3.3 利用遗传算法求商超最大收益

与问题二解法相似，先建立所选的 27 个单品的收益与他们的销量和加权销售单价的二次曲线拟合方程，见附录；随后建立二阶差分模型预测 7 月 1 日各种单品的定价；最后建立目标函数及约束条件，使用遗传算法，得到最终结果。

Step1：建立目标函数与约束条件

目标函数如下：

$$(Max)v = \sum_{j=1}^{27} (m_{1,j} + m_{2,j} + m_{3,j} + \dots + m_{27,j}) \quad (12)$$

其中 v 为总收益。

其中 $m_{j,1} (j=1,2,3,\dots,27)$ 与 $n_{j,1}$ 和 $k_{j,1}$ 的关系见附录中的第三题部分。

由于题目要求给出 2023 年 7 月 1 日的单品日补货量和定价策略，而影响日补货量的因素主要是近期的销售情况，所以在这里我们只选择使用 2023 年 6 月的数据。取 2023 年 6 月内这 27 种单品的销量的最大值和最小值，同时满足大于 2.5kg，得到各单品的销量的取值范围，如下表所示：

表 10：各单品销量取值范围

最小值	销量	最大值		最小值	销量	最大值
23	$n_{1,t}$	36		1.2	$n_{15,t}$	9.2
18	$n_{2,t}$	32		5.2	$n_{16,t}$	15.4
3.5	$n_{3,t}$	6.5		7	$n_{17,t}$	21
2.5	$n_{4,t}$	3.1		2.5	$n_{18,t}$	3.3
8.1	$n_{5,t}$	17.9		5	$n_{19,t}$	23

14	$n_{6,t}$	29		2.5	$n_{20,t}$	3
10.3	$n_{7,t}$	15.8		1.2	$n_{21,t}$	12.5
2.5	$n_{8,t}$	3.9		6	$n_{22,t}$	21
2.5	$n_{9,t}$	3		2.3	$n_{23,t}$	11
9	$n_{10,t}$	26		6	$n_{24,t}$	16
5.3	$n_{11,t}$	18.2		8	$n_{25,t}$	22
5.3	$n_{12,t}$	9.3		2.5	$n_{26,t}$	6.154
12.8	$n_{13,t}$	21.1		3.8	$n_{27,t}$	14.3
2.7	$n_{14,t}$	4.7				

Step2: 结合预测模型求取最大收益

以公式（8）为目标函数，表 8 为约束条件，通过二阶差分模型对加权定价进行预测，求得此时的最佳销量，随后进行迭代，最终得到各蔬菜单品 2023 年 7 月 1 日)的日补货总量和定价策略。

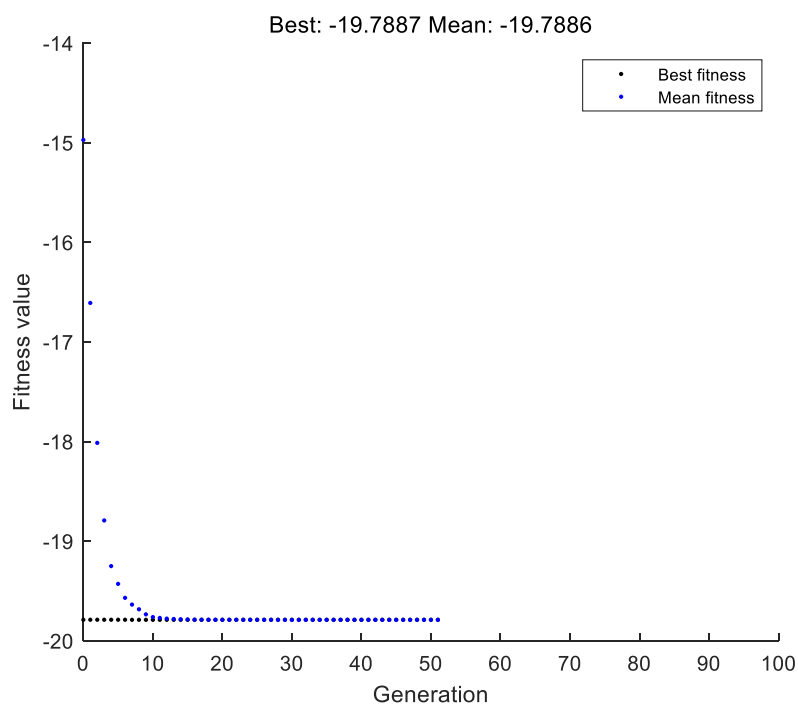


图 16：遗传算法其中一次迭代图像（2）

我们发现在计算过程中，每一次在迭代到 20 代左右时就已经得到最优解，故不再对迭代次数设置参数。

Step3: 综合损耗率得到最终补货量

通过各个单品的 u_j ，按下述公式，求得各个单品的补货量。

$$l_{j,t} = n_{j,t} / (1 - u_{j,t}) \quad (13)$$

Step4: 结果输出

表 11: 27 种单品 7 月 1 日的补货量及定价表

单品名	云南生菜(份)	小米椒(份)	西峡花菇	野生粉藕	西兰花	云南油麦菜(份)	芜湖青椒	红椒	七彩椒
补货量(kg)	39.75	35.33	7.29	3.55	19.73	32.02	38.18	35.33	7.18
定价(元/kg)	4.4	5.8	24	26	11.2	3.25	5.3	18.3	19.6
单品名	金针菇(盒)	紫茄子	螺丝椒	竹叶菜	洪湖藕带	长线茄	净藕	娃娃菜	菱角
补货量(kg)	3.12	19.06	32.29	41.68	42.13	6.98	3.28	18.36	32.08
定价(元/kg)	2	6	5.6	12	19.3	12	13.8	6.8	4
单品名	螺丝椒(份)	高瓜	菠菜	双孢菇(盒)	枝江青梗散花	海鲜菇(包)	小皱皮(份)	外地茼蒿	苋菜
补货量(kg)	39.75	19.87	7.98	3.11	19.76	29.00	3.42	24.24	35.59
定价(元/kg)	14	14	14	5.2	13	2.4	2.4	21.6	3.4

此时商超得到最大收益，最大收益为 1005.036 元。

6.4 问题四的模型建立与求解

为了更好地制定蔬菜商品的补货和定价策略，还需要采集的数据有如下所示：

来源地及运输信息：由于在运输蔬菜商品的过程当中，会在一定程度上对蔬菜产生损坏，且随着运输过程中的距离增加，蔬菜的损坏率也会随着大幅度的增加，所以记录蔬菜来源渠道到商超之间的距离尤为重要，在以成本不变的基础上，尽可能的选择进货地距离商超最近的来源渠道进货，这样不仅可以极大降低蔬菜在运输过程中的损坏率，且可以不过多的消耗蔬菜的保鲜时间，以制定相应的定价策略。例如在问题二及问题三中，在建立日补货总量和定价策略的优化模型时，可将蔬菜来源渠道到商超之间的距离作为约束条件，以实现商超的收益最大化。

客户调研与反馈：可以通过对客户的调研与反馈了解大多数客户较为喜爱的蔬菜产品以及较少客户会购买的蔬菜产品，对于大多数客户较为喜爱的蔬菜

产品可以进行适当的增加补货量，而对于较少购买的则可以降低其补货量，从而使商超的收益最大，同时这个数据可以运用到问题二及问题三中通过分析蔬菜品类及蔬菜单品的前几天的销售量，从而预测在特定时间的日补货量及相对应的定价策略，使得商超的收益最大化。

天气情况：天气因素包括有温度，适宜出行指数，降水量以及风力等因素，而商超的客流量往往与天气因素有关，适宜出行指数高的时候出行的人往往会增多，商超的客流量也会增加，而随着客流量的增加，商超蔬菜的销量也会随着增加，由于各天气因素是相互独立的，所以在这里我们只考虑适宜出行指数和温度两者因素，结合温度和适宜出行指数，将不同的天气情况做一个适宜出行评价表如下所示：

表 12：不同天气状况的评分表

评分	气候状况
5.0	晴，气温 30℃以下
4.5	多云晴朗
4.0	多云转阴
3.5	小雨
3	小雨转阴

由表我们可以看出在出行指数评分最高时，商超的客流量是最高的，从而商超蔬菜品类的销量也会随着增加，同时在上述问题当中可以通过该统计数据预测当天的客流量，从而确定其日补货量。同样的商超可以通过这些数据确定日补货量和定价的策略，使得其收益最大化。

七 模型的评价与改进

7.1 模型的优点

1. 对于问题一利用了时间序列模型，时间序列模型是以时间驱动的，可以很好的捕捉到时间和数据的关系，更好的理解时间与数据的分布规律，进而可以观察的分布规律，对于单品的分析采用了聚类的思想，避免过多的单品数量影响到了相关性的分析，使得模型更加可靠。

2. 对于问题二，通过引入其他影响因素建立回归模型，以保障模型的拟合效果，使用差分预测模型，以前一天的数据预测后一天的数据，更符合实际情况，避免了历史数据降低了模型的性能，提高了模型的鲁棒性。

3. 对于问题三，为选出适合补货的单品使用 Topsis 综合评价并于熵权法进行修正，提高了模型的客观性可靠性。优化模型以第二问为基础，增加约束条件，模型效果依然良好。

4. 对于问题四，使用更多维度的数据，提高模型的拟合效果。考虑问题更全面，提升模型的泛用性。

7.2 模型的缺点

- 1. 对于一小部分数据进行了删除，没有考虑的全面的数据，忽略了这部分数据对于整体的数据的影响，对于模型的部分性能有影响。
- 2. 在建模过程，部分优化模型的约束条件考虑不充分，不全面，只是将其当作假设忽略过去，对模型的性能有部分的影响

7.3 模型的改进方向

- 1. 对于问题二和问题三可以增加更多的约束条件，以求得更为准确的定价策略，使模型更加符合现实。
- 2. 因为蔬菜生长的周期性，模型只能使用与短期的预测，而且随机因素会有较大的影响，可以加入随机因素变量，提高模型的性能。

八 参考文献

[1]杨为民. 中国蔬菜供应链结构优化研究[D]. 中国农业科学院, 2006.

九 附录

问题一：



图 17：花叶类销量分布规率

$$y_1(t) = 5514.472 + 0.682y_1(t-1)$$

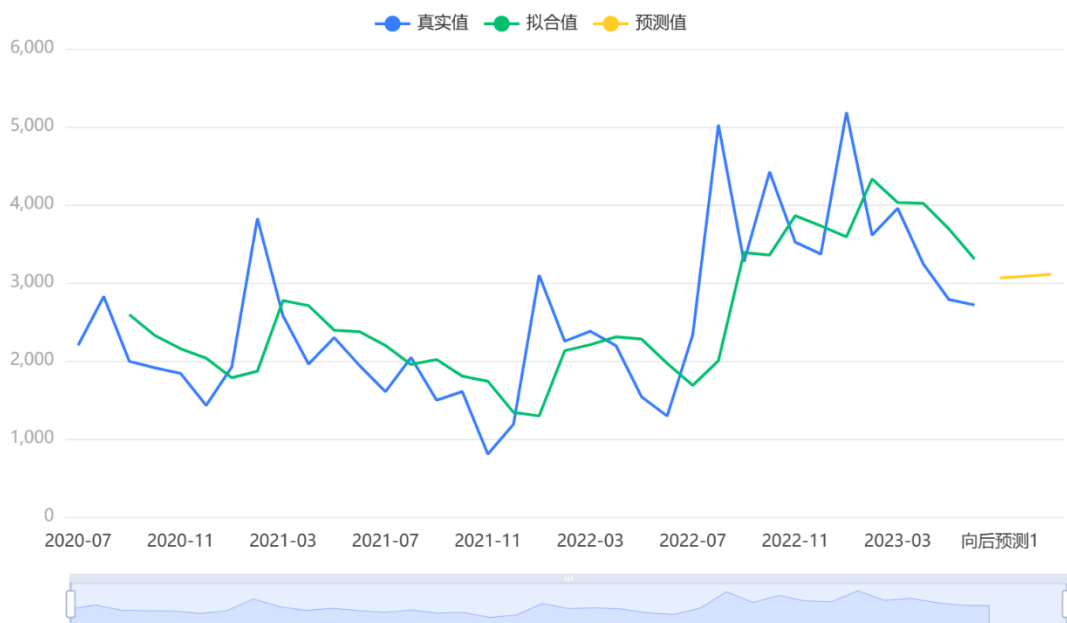


图 18：辣椒类销量分布规率

$$y_2(t) = 22.542 - 0.549y_2(t-1)$$

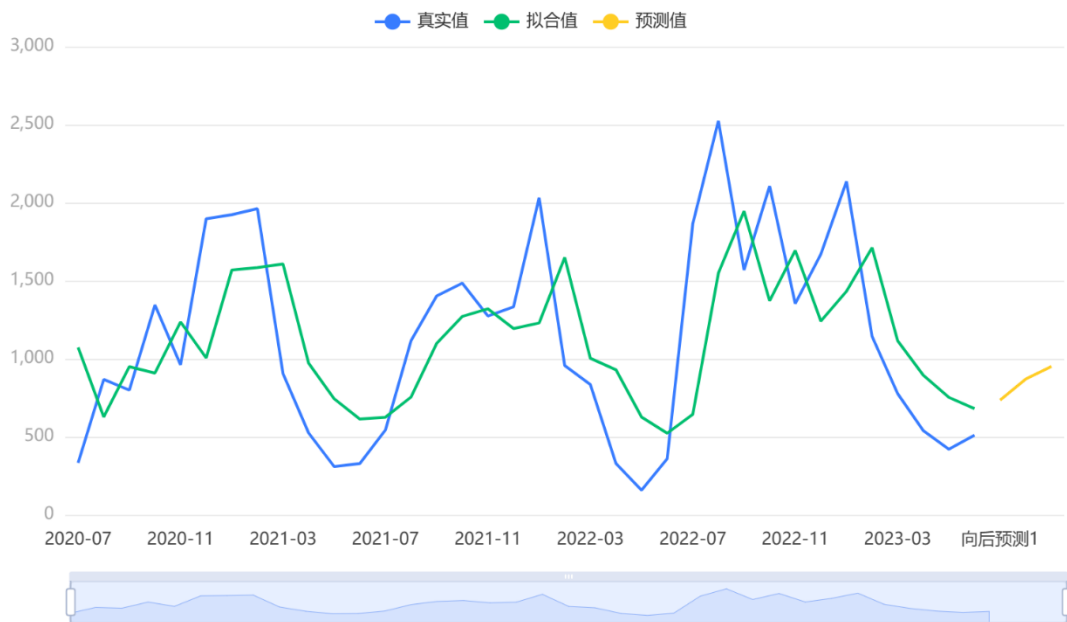


图 19：水生根茎类销量分布规率

$$y_4(t) = 1072.71 + 0.601y_4(t-1)$$

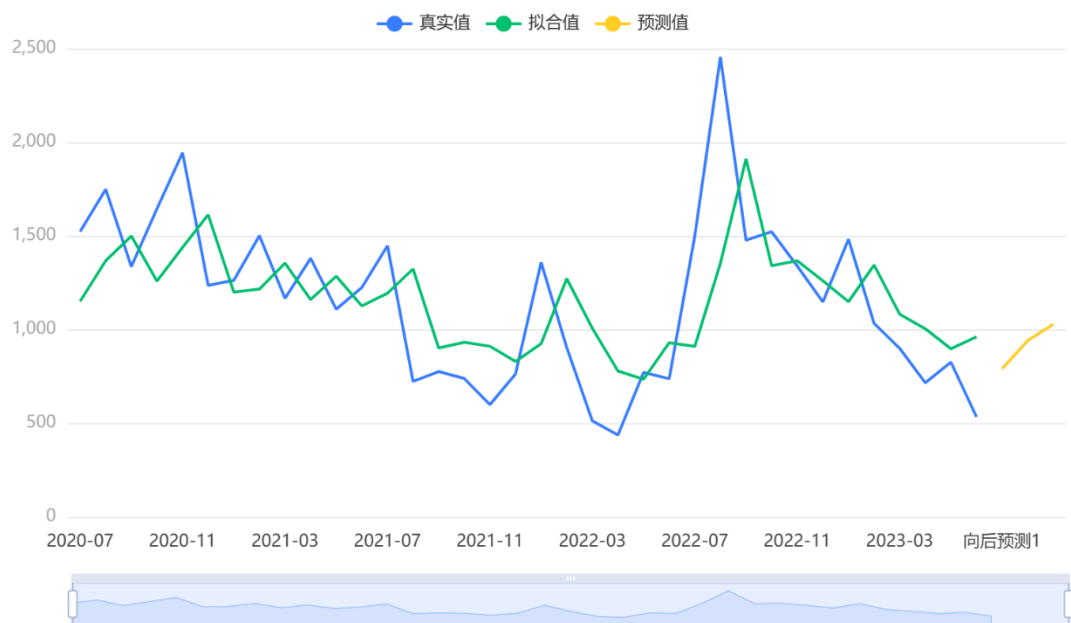


图 20：花菜类销量分布规率

$$y_5(t) = 1150.616 + 0.583y_5(t-1)$$

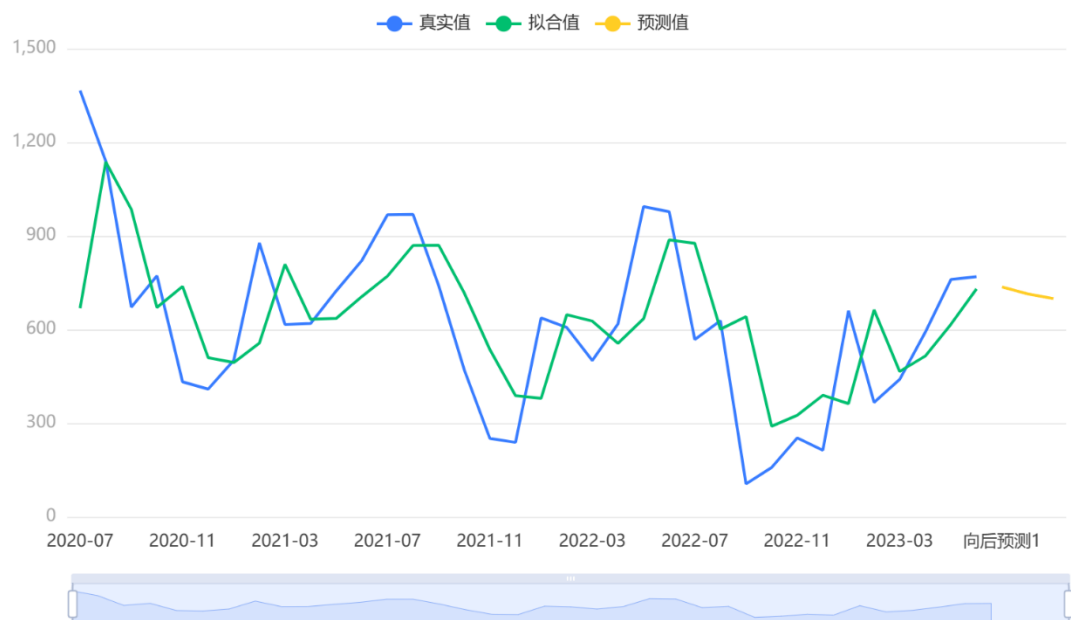


图 21：茄类销量分布规率

$$y_6(t) = 668.506 + 0.672y_6(t-1)$$

(高清图见支撑材料)

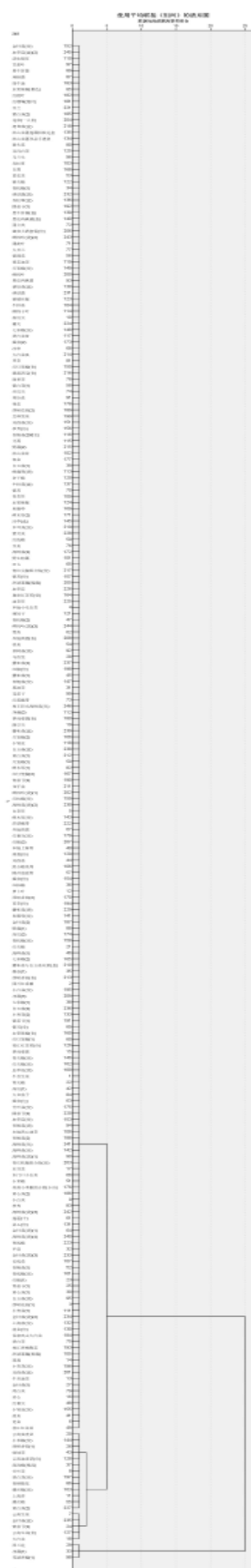


图 22：单品聚类谱系图

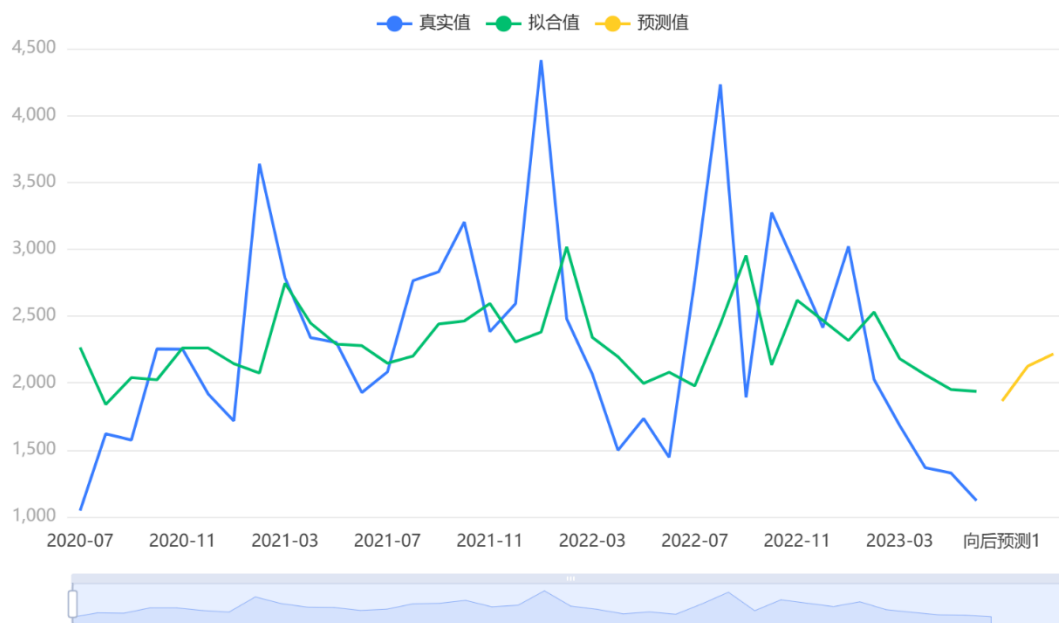


图 23：类别一销售量分布规律

$$z_1(t) = 2266.087 + 0.35z_1(t-1)$$

对数据进行处理，得到第一题所用数据。

```
1. import pandas as pd
2. """合并附件 1 和附件 2"""
3. df1 = pd.read_excel(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\数据\附件
   1.xlsx')
4. df2 = pd.read_excel(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\数据\附件
   2.xlsx')
5. result = pd.merge(df1, df2, on='单品编码', how='inner')
6. result.to_csv('合并.csv')
7.
8. """统计三年品类的总销量"""
9. df3 = pd.read_csv(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\合并.csv')
10. result = df3.groupby('分类名称')['销量(千克)'].sum().reset_index()
11. result.to_csv('三年品类总销量.csv')
12.
13. """统计品类为食用菌的销量"""
14. df4 = pd.read_csv(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\合并.csv')
15. result = df4[df4['分类名称'] == '食用菌']
16. result.to_csv('食用菌.csv')
17.
18. """计算统计每个单品一天的总销量"""
19. df5 = pd.read_csv(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\合并.csv')
```

```

20.df6 = pd.read_excel(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\数据\附件
1.xlsx')
21.result = df5.groupby(['销售日期', '单品编码'])['销量(千
克)'].sum().reset_index()
22.result1 = pd.merge(result, df6, on='单品编码', how='inner')
23.result1.to_excel('每日销售量.xlsx')
24.
25. """统计每个单品每月的总销量"""
26.df7 = pd.read_excel(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\数据
\result.xlsx')
27.# 将日期列转换为日期时间类型
28.df7['销售日期'] = pd.to_datetime(df7['销售日期'])
29.# 提取月份信息并添加到DataFrame 中
30.df7['Month'] = df7['销售日期'].dt.strftime('%Y-%m')
31.df6 = pd.read_excel(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\数据\附件
1.xlsx')
32.# 使用groupby() 和sum() 计算每个月的销售量
33.monthly_sales = df7.groupby(['Month', '单品编码'])['销量(千
克)'].sum().reset_index()
34.df8 = pd.merge(monthly_sales, df6, on='单品编码', how='inner')
35.df8.to_excel('每月销售.xlsx')
36.
37. """检查附件 1 和附件 2 中出现不同的单品号"""
38.df8 = pd.read_excel(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\每月销
售.xlsx')
39.df8['Month'] = pd.to_datetime(df8['Month'])
40.df8['Year'] = df8['Month'].dt.to_period('Y')
41.Year_sales = df8.groupby(['Year', '单品编码'])['销量(千
克)'].sum().reset_index()
42.df6 = pd.read_excel(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\数据\附件
1.xlsx')
43.df8 = pd.merge(Year_sales, df6, on='单品编码', how='inner')
44.print(df8)
45.
46.df9 = pd.read_csv(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\合并.csv')
47.print(df9.nunique())
48.
49. """统计每个单品 3 年的总销量"""
50.df9 = df9.groupby('单品编码')['销量(千克)'].sum().reset_index()
51.df6 = pd.read_excel(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\数据\附件
1.xlsx')
52.df9 = pd.merge(df9, df6, on='单品编码', how='inner')
53.df9.to_excel('单品总销量.xlsx')
54.

```

```

55.df10 = pd.read_csv(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\合并.csv')
56.df11 = pd.read_excel(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\数据\附件
1.xlsx')
57.a = df10['单品编码'].unique()
58.b = df11['单品编码'].unique()
59.different_values = set(a).symmetric_difference(b)
60.print(different_values)
61.
62.df12 = pd.read_excel(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\每月销
售.xlsx')
63.result = df12.groupby(['Month', '分类名称'])['销量(千
克)'].sum().reset_index()
64.result.to_excel('品类时间序列分析.xlsx')
65.
66. """筛选花叶类"""
67.df13 = pd.read_csv(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\合并.csv')
68.df13 = df13[df13['分类名称'] == '花叶类']
69.df13.to_excel('花叶类.xlsx')
70.
71. """统计花叶类月销量"""
72.df14 = pd.read_excel(r'D:\PycharmProjects\工具包\国赛 C\花叶
类.xlsx')
73.df14['销售日期'] = pd.to_datetime(df14['销售日期'])
74.df14['Month'] = df14['销售日期'].dt.strftime('%Y-%m')
75.monthly_sales = df14.groupby(['Month'])['销量(千
克)'].sum().reset_index()
76.
77.print(monthly_sales)

```

问题二：

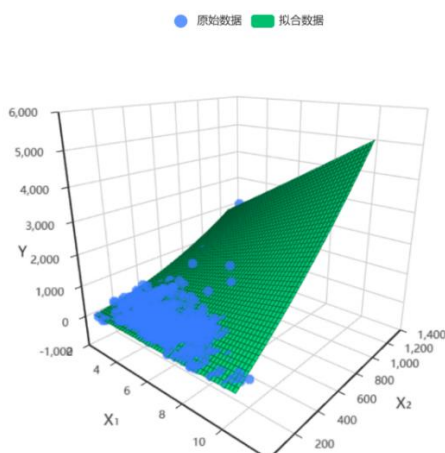


图 24：花叶类销售总量与成本加成定价的关系

$$R^2=0.865$$

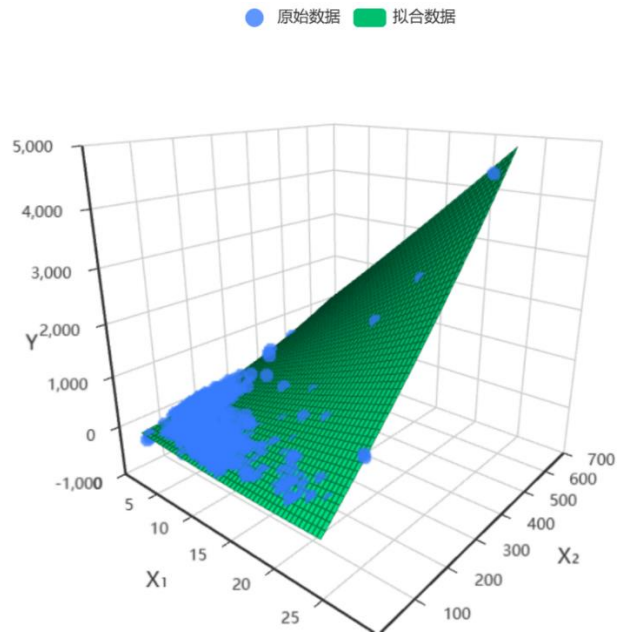


图 25: 辣椒类销售总量与成本加成定价的关系

$$R^2=0.929$$

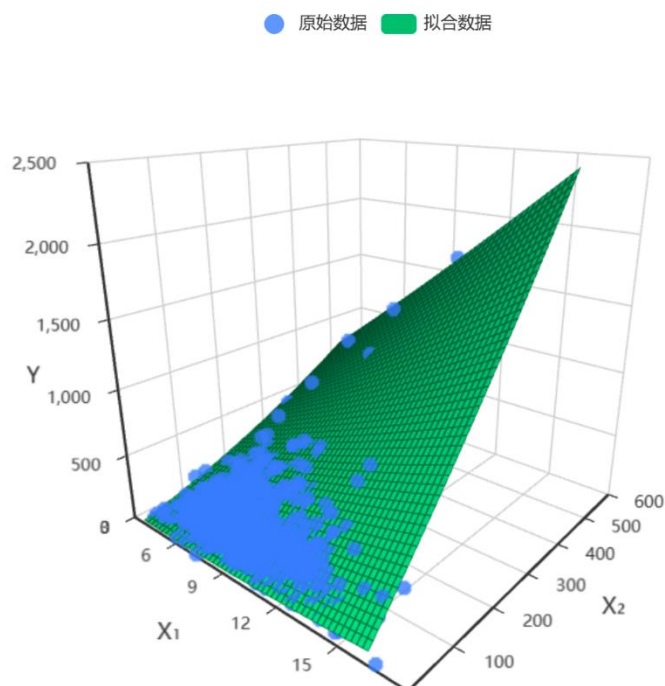


图 26: 食用菌销售总量与成本加成定价的关系

$$R^2=0.889$$

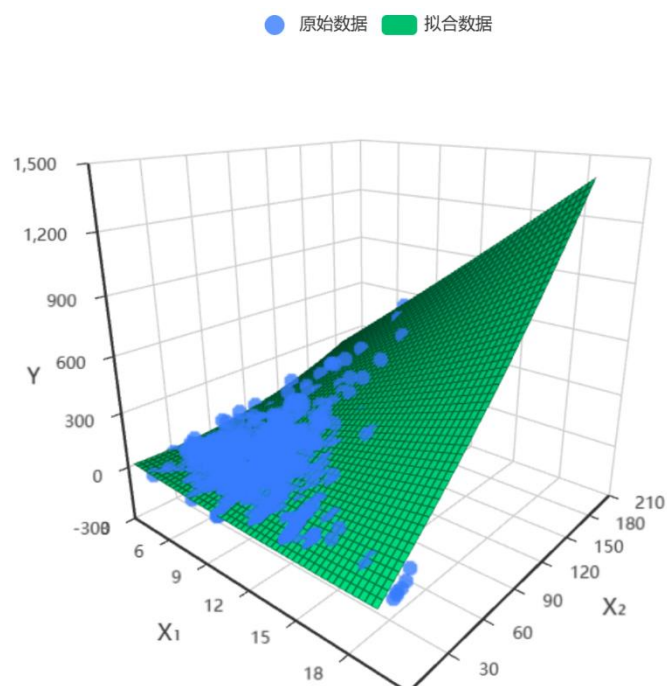


图 27：花菜类销售总量与成本加成定价的关系

$$R^2=0.833$$

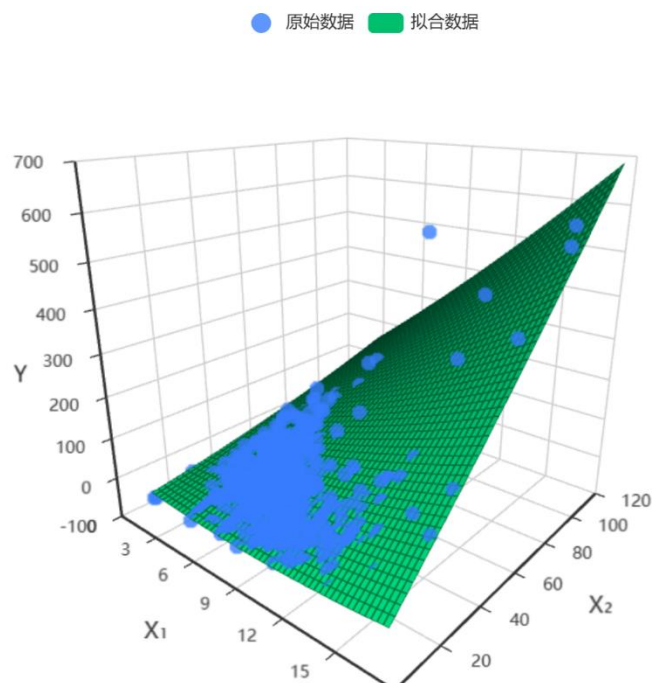


图 28：茄类销售总量与成本加成定价的关系

$$R^2=0.803$$

问题二 main0 文件，建立二阶差分模型，得到未来 7 天各品类销量的预测结果。

```
1. %取各个品类近一个月的数据进行处理
2. %计算二阶差分方程系数
3.
4. %% 1 花叶类
5. %% 2 辣椒类
6. %% 3 食用菌
7. %% 4 水生根茎类
8. %% 5 花菜类
9. %% 6 茄类
10.
11. y1=xlsread("D:\QQ\花叶类 1.xlsx","E1057:E1086");
12. y=y1(13:30);
13. x=[y1(7:24),y1(1:18),ones(18,1)];
14. z1=x\y;
15.
16. for t=31:37
17.
18.     y1(t)=z1(1)*y1(t-1)+z1(2)*y1(t-2)+z1(3);
19.
20. end
21.
22. y2=xlsread("D:\QQ\辣椒类 2.xlsx","E1057:E1086");
23. y=y2(13:30);
24. x=[y2(7:24),y2(1:18),ones(18,1)];
25. z2=x\y;
26.
27. for t=31:37
28.
29.     y2(t)=z2(1)*y2(t-1)+z2(2)*y2(t-2)+z2(3);
30.
31. end
32.
33. y3=xlsread("D:\QQ\食用菌 2.xlsx","E1057:E1086");
34. y=y3(13:30);
35. x=[y3(7:24),y3(1:18),ones(18,1)];
36. z3=x\y;
37.
38. for t=31:37
39.
40.     y3(t)=z3(1)*y3(t-1)+z3(2)*y3(t-2)+z3(3);
41.
42. end
```

```

43.
44. y4=xlsread("D:\QQ\水生根茎类 2.xlsx", "E1057:E1086");
45. y=y4(13:30);
46. x=[y4(7:24),y4(1:18),ones(18,1)];
47. z4=x\y;
48.
49. for t=31:37
50.
51.     y4(t)=z4(1)*y4(t-1)+z4(2)*y4(t-2)+z4(3);
52.
53. end
54.
55. y5=xlsread("D:\QQ\花菜类 2.xlsx", "E1056:E1085");
56. y=y5(13:30);
57. x=[y5(7:24),y5(1:18),ones(18,1)];
58. z5=x\y;
59.
60. for t=31:37
61.
62.     y5(t)=z5(1)*y5(t-1)+z5(2)*y5(t-2)+z5(3);
63.
64. end
65.
66. y6=xlsread("D:\QQ\茄类 2.xlsx", "E1022:E1051");
67. y=y6(13:30);
68. x=[y6(7:24),y6(1:18),ones(18,1)];
69. z6=x\y;
70.
71. for t=31:37
72.
73.     y6(t)=z6(1)*y6(t-1)+z6(2)*y6(t-2)+z6(3);
74.
75. end

```

问题二 main 文件，将 7 天的收益通过 ga 函数进行求最优解，得到各品类 7 天定价表及最大收益。6 个 fun 函数分别为 6 种品类的收益函数。

```

1. % 7 天的收益矩阵
2. fval1=zeros(7,1);
3. fval2=zeros(7,1);
4. fval3=zeros(7,1);
5. fval4=zeros(7,1);
6. fval5=zeros(7,1);
7. fval6=zeros(7,1);
8.

```

```

9. % 7 天的定价矩阵
10. o1=zeros(7,1);
11. o2=zeros(7,1);
12. o3=zeros(7,1);
13. o4=zeros(7,1);
14. o5=zeros(7,1);
15. o6=zeros(7,1);
16.
17. %收益和
18. Fval1=0;
19. Fval2=0;
20. Fval3=0;
21. Fval4=0;
22. Fval5=0;
23. Fval6=0;
24. LB=0;
25. UB=10000;
26. options=gaoptimset('PlotFcns',@gaplotbestf);
27.
28. %6 种品类的线性约束条件
29. A1=[1 ; -1];b1=[6.51 -3.48];
30. A2=[1 ; -1];b2=[8.27 -3.78];
31. A3=[1 ; -1];b3=[7.54 -3.19];
32. A4=[1 ; -1];b4=[20.03 -10.64];
33. A5=[1 ; -1];b5=[16.2 -10.51];
34. A6=[1 ; -1];b6=[10.55 -5.36];
35.
36. %遗传算法迭代求解
37. for t=31:37
38.
39. [o1(t-30),fval1(t-30)]=ga(@fun1,1,A1,b1,[],[],LB,UB,[],options);
40. [o2(t-30),fval2(t-30)]=ga(@fun2,1,A2,b2,[],[],LB,UB,[],options);
41. [o3(t-30),fval3(t-30)]=ga(@fun3,1,A3,b3,[],[],LB,UB,[],options);
42. [o4(t-30),fval4(t-30)]=ga(@fun4,1,A4,b4,[],[],LB,UB,[],options);
43. [o5(t-30),fval5(t-30)]=ga(@fun5,1,A5,b5,[],[],LB,UB,[],options);
44. [o6(t-30),fval6(t-30)]=ga(@fun6,1,A6,b6,[],[],LB,UB,[],options);
45.
46. end
47.
48. %计算各品类 7 天收益之和
49. Fval1=-sum(fval1);
50. Fval2=-sum(fval2);
51. Fval3=-sum(fval3);
52. Fval4=-sum(fval4);

```



```

53. Fval5=-sum(fval5);
54. Fval6=-sum(fval6);
55.
56. %总收益
57. Fval=Fval1+Fval2+Fval3+Fval4+Fval5+Fval6;
58.
59. %销量转化为补货量
60. %损耗率表
61. s=[11.36 8.12 7.06 8.57 10.97 6.37];
62. buhuo1=-y1(31:37)./(1-s(1))*100;
63. buhuo2=-y2(31:37)./(1-s(2))*100;
64. buhuo3=-y3(31:37)./(1-s(3))*100;
65. buhuo4=-y4(31:37)./(1-s(4))*100;
66. buhuo5=-y5(31:37)./(1-s(5))*100;
67. buhuo6=-y6(31:37)./(1-s(6))*100;

```

问题三

选择出的 27 种单品的收益与销量和定价的关系：

紫茄子： $Y = 25.256 + -5.023*x_1 + -0.418*x_2 + 0.233*x_1^2 + 0.358*x_1*x_2 + -0.007*x_2^2$

竹叶菜： $Y = 4.958 + -0.522*x_1 + 0.328*x_2 + 0.019*x_1^2 + 0.164*x_1*x_2 + -0.001*x_2^2$

枝江青梗散花： $Y = 10.493 + -3.838*x_1 + 0.664*x_2 + 0.22*x_1^2 + 0.241*x_1*x_2 + 0.018*x_2^2$

长线茄： $Y = -2.365 + 0.531*x_1 + 0.132*x_2 + -0.033*x_1^2 + 0.361*x_1*x_2 + -0.004*x_2^2$

云南油麦菜(份)： $Y = -14.021 + 4.261*x_1 + 0.068*x_2 + -0.284*x_1^2 + 0.383*x_1*x_2 + -0.002*x_2^2$

云南生菜(份)： $Y = 66.079 + -32.416*x_1 + -0.351*x_2 + 4.134*x_1^2 + 0.297*x_1*x_2 + 0.006*x_2^2$

野生粉藕： $Y = -3.299 + 0.279*x_1 + -0.823*x_2 + -0.007*x_1^2 + 0.354*x_1*x_2 + -0.141*x_2^2$

小皱皮(份)： $Y = 11.444 + -5.517*x_1 + -0.15*x_2 + 0.529*x_1^2 + 0.422*x_1*x_2 + 0.014*x_2^2$

小米椒(份)： $Y = -23.562 + 7.757*x_1 + 2.014*x_2 + -0.475*x_1^2 + 0.025*x_1*x_2 + 0.003*x_2^2$

茼菜： $Y = 1.647 + 0.32*x_1 + -0.162*x_2 + -0.022*x_1^2 + 0.172*x_1*x_2 + 0.006*x_2^2$

西峡花菇： $Y = 46.442 + -2.158*x_1 + -7.484*x_2 + 0.01*x_1^2 + 0.596*x_1*x_2 + 0.003*x_2^2$

西兰花： $Y = 19.079 + -1.896*x_1 + -1.815*x_2 + 0.024*x_1^2 + 0.405*x_1*x_2 + 0.01*x_2^2$

芜湖青椒: $Y = 49.923 - 6.078x_1 - 1.469x_2 + 0.179x_1^2 + 0.339x_1x_2 + 0.008x_2^2$

外地茼蒿: $Y = -5.147 + 0.583x_1 + 2.108x_2 - 0.014x_1^2 + 0.039x_1x_2 - 0.054x_2^2$

娃娃菜: $Y = -9.06 + 1.763x_1 - 0.212x_2 + 0.0x_1^2 + 0.355x_1x_2 + 0.001x_2^2$

双孢菇(盒): $Y = -0.673 - 3.093x_1 - 0.286x_2 + 0.592x_1^2 + 0.418x_1x_2 - 0.005x_2^2$

七彩椒: $Y = -19.895 + 1.817x_1 - 3.458x_2 - 0.041x_1^2 + 0.632x_1x_2 - 0.546x_2^2$

螺丝椒: $Y = -9.7 + 1.224x_1 + 0.527x_2 - 0.041x_1^2 + 0.249x_1x_2 - 0.005x_2^2$

螺丝椒(份): $Y = 39.14 - 13.308x_1 - 0.499x_2 + 1.004x_1^2 + 0.516x_1x_2 - 0.005x_2^2$

菱角: $Y = -2.113 + 0.91x_1 - 8.289x_2 - 0.047x_1^2 + 0.823x_1x_2 + 0.193x_2^2$

净藕: $Y = 26.467 - 3.597x_1 - 1.485x_2 + 0.121x_1^2 + 0.395x_1x_2 + 0.003x_2^2$

金针菇(盒): $Y = -2.956 - 0.737x_1 - 0.14x_2 + 0.478x_1^2 + 0.364x_1x_2 + 0.001x_2^2$

洪湖藕带: $Y = -46.664 + 3.07x_1 - 17.647x_2 - 0.054x_1^2 + 0.748x_1x_2 + 0.118x_2^2$

红椒: $Y = 8.344 - 1.344x_1 - 3.63x_2 + 0.045x_1^2 + 0.565x_1x_2 - 0.089x_2^2$

海鲜菇(包): $Y = 3.586 - 2.307x_1 - 0.826x_2 + 0.344x_1^2 + 0.56x_1x_2 - 0.002x_2^2$

高瓜: $Y = 1.775 - 0.354x_1 - 11.475x_2 + 0.017x_1^2 + 0.975x_1x_2 - 0.758x_2^2$

菠菜: $Y = 3.397 - 0.17x_1 - 1.375x_2 - 0.022x_1^2 + 0.378x_1x_2 + 0.0x_2^2$

其中 Y 为收益, x_1 为定价, x_2 为销量。

问题三 main 文件, 将 7 月 1 日在这一天的收益通过 `ga` 函数进行求最优解, 得到各单品定价表及最大收益。27 个 `fun` 函数分别为 27 种单品的收益函数。

```

1. LB=0;
2. UB=100;
3. options=gaoptimset('PlotFcns',@gaplotbestf);
4.
5. %6 种品类的线性约束条件
6. A1=[1 ; -1]; b1=[36 -23];
7. A2=[1 ; -1]; b2=[32 -18];
8. A3=[1 ; -1]; b3=[6.5 -3.5];

```

```

9.   A4=[1 ; -1];b4=[3.1 -2.5];
10.  A5=[1 ; -1];b5=[17.9 -8.1];
11.  A6=[1 ; -1];b6=[29 -14];
12.  A7=[1 ; -1];b7=[15.8 -10.3];
13.  A8=[1 ; -1];b8=[3.9 -2.5];
14.  A9=[1 ; -1];b9=[3 -2.5];
15.  A10=[1 ; -1];b10=[26 -9];
16.  A11=[1 ; -1];b11=[18.2 -5.3];
17.  A12=[1 ; -1];b12=[9.3 -5.3];
18.  A13=[1 ; -1];b13=[21.1 -12.8];
19.  A14=[1 ; -1];b14=[4.7 -2.7];
20.  A15=[1 ; -1];b15=[9.2 -1.2];
21.  A16=[1 ; -1];b16=[15.4 -5.2];
22.  A17=[1 ; -1];b17=[21 -7];
23.  A18=[1 ; -1];b18=[3.3 -2.5];
24.  A19=[1 ; -1];b19=[23 -5];
25.  A20=[1 ; -1];b20=[3 -2.5];
26.  A21=[1 ; -1];b21=[12.5 -2.5];
27.  A22=[1 ; -1];b22=[21 -6];
28.  A23=[1 ; -1];b23=[11 -2.5];
29.  A24=[1 ; -1];b24=[16 -6];
30.  A25=[1 ; -1];b25=[22 -8];
31.  A26=[1 ; -1];b26=[6.154 -2.5];
32.  A27=[1 ; -1];b27=[14.3 -3.8];
33.  %遗传算法迭代求解
34.  %o:销售量  fval: 收益
35.
36.  [o(1),fval(1)]=ga(@fun1,1,A1,b1,[],[],LB,UB,[],options);
37.  [o(2),fval(2)]=ga(@fun2,1,A2,b2,[],[],LB,UB,[],options);
38.  [o(3),fval(3)]=ga(@fun3,1,A3,b3,[],[],LB,UB,[],options);
39.  [o(4),fval(4)]=ga(@fun4,1,A4,b4,[],[],LB,UB,[],options);
40.  [o(5),fval(5)]=ga(@fun5,1,A5,b5,[],[],LB,UB,[],options);
41.  [o(6),fval(6)]=ga(@fun6,1,A6,b6,[],[],LB,UB,[],options);
42.  [o(7),fval(7)]=ga(@fun7,1,A1,b1,[],[],LB,UB,[],options);
43.  [o(8),fval(8)]=ga(@fun8,1,A2,b2,[],[],LB,UB,[],options);
44.  [o(9),fval(9)]=ga(@fun9,1,A3,b3,[],[],LB,UB,[],options);
45.  [o(10),fval(10)]=ga(@fun10,1,A4,b4,[],[],LB,UB,[],options);
46.  [o(11),fval(11)]=ga(@fun11,1,A5,b5,[],[],LB,UB,[],options);
47.  [o(12),fval(12)]=ga(@fun12,1,A6,b6,[],[],LB,UB,[],options);
48.  [o(13),fval(13)]=ga(@fun13,1,A1,b1,[],[],LB,UB,[],options);
49.  [o(14),fval(14)]=ga(@fun14,1,A2,b2,[],[],LB,UB,[],options);
50.  [o(15),fval(15)]=ga(@fun15,1,A3,b3,[],[],LB,UB,[],options);
51.  [o(16),fval(16)]=ga(@fun16,1,A4,b4,[],[],LB,UB,[],options);
52.  [o(17),fval(17)]=ga(@fun17,1,A5,b5,[],[],LB,UB,[],options);

```

```

53. [o(18),fval(18)]=ga(@fun18,1,A6,b6,[],[],LB,UB,[],options);
54. [o(19),fval(19)]=ga(@fun19,1,A1,b1,[],[],LB,UB,[],options);
55. [o(20),fval(20)]=ga(@fun20,1,A2,b2,[],[],LB,UB,[],options);
56. [o(21),fval(21)]=ga(@fun21,1,A3,b3,[],[],LB,UB,[],options);
57. [o(22),fval(22)]=ga(@fun22,1,A4,b4,[],[],LB,UB,[],options);
58. [o(23),fval(23)]=ga(@fun23,1,A5,b5,[],[],LB,UB,[],options);
59. [o(24),fval(24)]=ga(@fun24,1,A6,b6,[],[],LB,UB,[],options);
60. [o(25),fval(25)]=ga(@fun25,1,A4,b4,[],[],LB,UB,[],options);
61. [o(26),fval(26)]=ga(@fun26,1,A5,b5,[],[],LB,UB,[],options);
62. [o(27),fval(27)]=ga(@fun27,1,A6,b6,[],[],LB,UB,[],options);
63.
64. %计算各品类 7 天收益之和
65. Fval=-sum(fval);
66.
67.
68. %预测的各单品 7 月-1 日的定价
69. y=[4.4 5.8 24 26 11.2 3.25 5.3 18.3 19.6 2 6 5.6 12 19.3 12 1
3.8 6.8 4 14 14 14 5.2 13 2.4 2.4 21.6 3.4];
70.
71. buhuo=zeros(1,27);
72.
73. %损耗率表
74. s=[9.43 9.43 10.8 12.69 9.26 9.43 5.7 9.43 9.43 0.45 6.07 10.
18 13.62 24.05 6.9 5.54 2.48 9.61 9.43 9.43 18.51 0.2 9.43 0 9.43
26.16 18.52];
75.
76. %销量转化为补货量
77. for i=1:27
78.
79.     buhuo(i)=o(i)/(1-s(i)*0.01);
80.
81. end

```