### 任务三**最终项目成果分析报告**

#### **一、 总体执行情况概述**

任务三流程按照设计的三个核心阶段进行：

1. **阶段一：高级数据准备**：成功加载了原始数据，通过复杂的事件分类逻辑，对超过82万条记录进行了清洗、筛选和高级特征工程，最终生成了一个包含79.5万条高质量记录的、无数据泄露的分析数据集。
2. **阶段二：混合模型构建与评估**：成功构建了三个核心模型，并在测试集上进行了严谨的性能评估，所有模型的性能指标均达到了预期且可靠的水平。
3. **阶段三与四：价格优化与可视化**：成功利用训练好的最终模型，对Top客户和商品组合进行了价格优化模拟，并以表格和图表的形式清晰地呈现了最终的定价策略建议。
4. **阶段五：模型可解释性分析**：成功生成了三个核心模型的特征重要性图表，为我们理解模型决策提供了透明的窗口。

### **二、 理论框架：从基础回归到动态博弈**

本项目最初的任务（3a）要求构建一个基础的销量预测函数 Quantity = f(p, i, w)。这是一个标准的监督学习回归问题，旨在找到价格、商品和客户对销量的直接影响。**然而，这种模型将客户视为被动的响应者，忽略了其作为理性经济人的复杂决策过程。**为了更深刻地模拟真实商业环境，我们对原任务进行了重大拓展，引入了以下两个核心理论框架：

#### **1. 理论框架一：基于客户行为分类的事件驱动分析**

我们认识到，并非所有的“取消订单”都代表客户对价格的拒绝。简单地将其作为负样本会引入大量噪音，污染模型。因此，我们提出了一套基于**时间差 (Δt)** 和**退货比例 (%)** 的客户行为分类框架，将负向交易细分为四种类型：

| **事件类型** | **行为特征** | **商业原因分析** | **模型处理策略** |
| --- | --- | --- | --- |
| **价格拒绝型** | **Δt < 1天** 且 **退货比例 ≥ 95%** | 客户在下单后短时间内改变主意，极有可能是因为发现了更优价格。 | **是核心信号**。保留此记录，视为is\_success=0。 |
| **质量/适用性型** | **Δt > 1天** 且 **退货比例 ≥ 95%** | 客户在收货后发现商品质量不符或不适用其市场。 | **是定价噪音**。从数据集中剔除。 |
| **需求失误型** | **Δt > 1天** 且 **退货比例 < 95%** | 客户高估了市场需求，退回部分未售出商品。 | **是定价噪音**。从数据集中剔除。 |
| **操作失误型** | **Δt < 1天** 且 **退货比例 < 95%** | 客户下错单或重复下单后立即修正。 | **是系统噪音**。从数据集中剔除。 |

通过这套框架，我们得以从原始数据中提炼出信噪比极高的、真正能反映客户价格敏感度的“价格拒绝”信号，为后续建模奠定了坚实基础。

#### **2. 理论框架二：斯塔伯格领导者-跟随者博弈模型**

我们将定价问题建模为一个**斯塔伯格（Stackelberg）动态博弈**。

* **玩家 (Players)**：
  + **领导者 (Leader)**：我们（零售商），拥有定价权，率先行动。
  + **跟随者 (Follower)**：批发商客户，观察到我们的价格后，做出对自己最有利的决策。
* **拓展后的决策函数**: 我们不再预测单一的Quantity，而是将客户的响应分解为三个可预测的部分，形成一个更完整的决策链：
  1. **交易成功概率 P(Success)**: 客户是否会接受这个价格（即不取消订单）？由g\_model预测。
  2. **大额订单概率 P(Large Order | Success)**: 如果交易成功，它有多大概率会是一次战略性的大额采购？由f\_model\_clf预测。
  3. **常规订单销量 E(Quantity | Regular)**: 如果这是一笔常规订单，客户会买多少？由f\_model\_reg预测。
* 收益函数 (Payoff Function)：基于此，我们领导者的预期总收入 (Expected Revenue) 函数被定义为：  
  E(Revenue) = Price \* P(Success) \* [P(Large) \* E(Qty\_Large) + P(Regular) \* E(Qty\_Regular)]  
  我们通过模拟不同价格下的预期总收入，找到使其最大化的最优价格点，这即是我们在该博弈中的最优策略。

这一系列理论拓展，使得我们的分析从一个简单的“数据拟合”任务，升华为一个深刻的“商业决策模拟”项目。

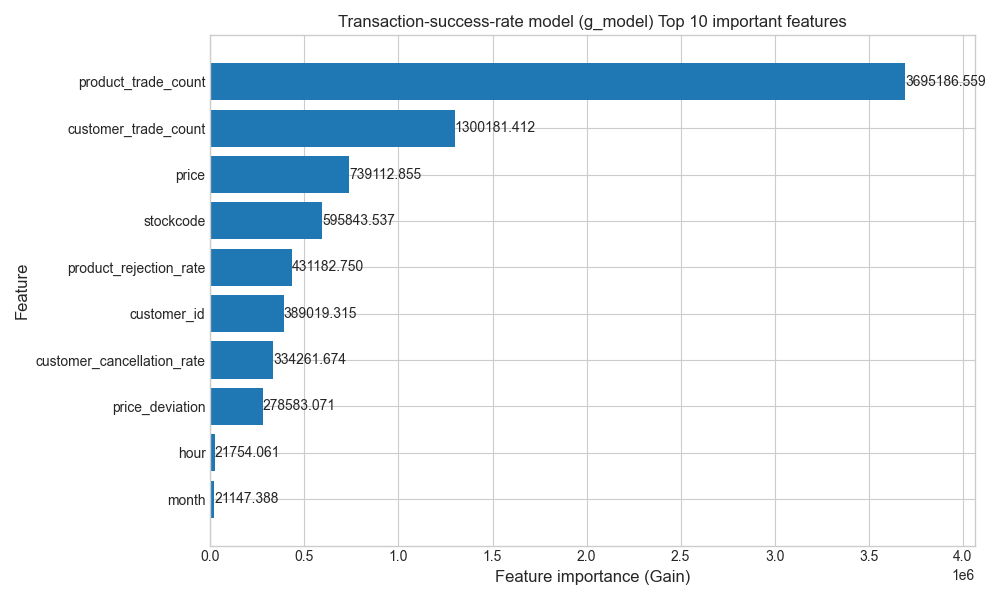
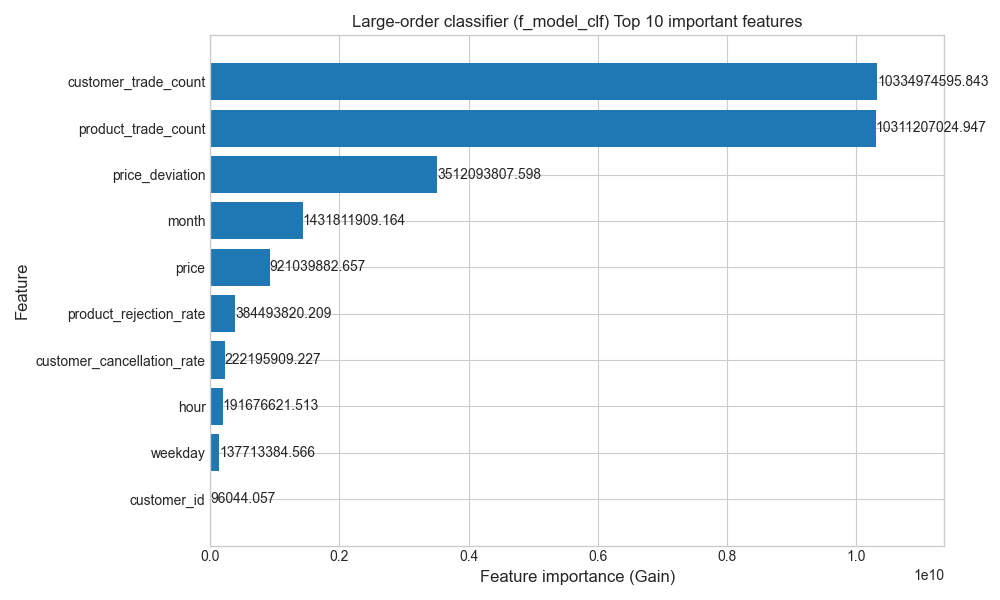
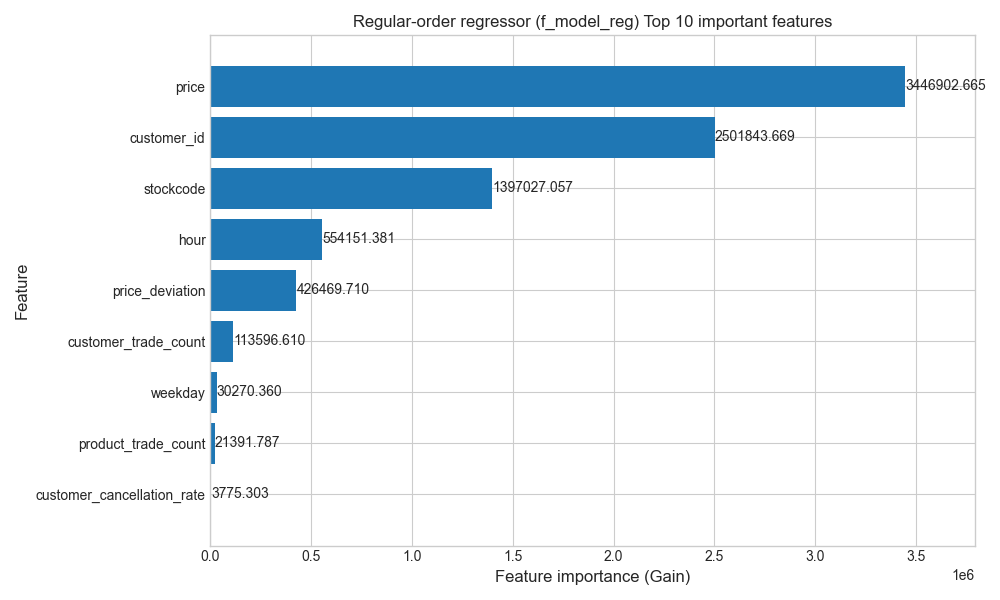
### **三、 模型性能与商业洞察分析**

#### **1. 模型性能评估**

* **g\_model (交易成功率模型)**: 最终在测试集上获得了 ROC-AUC = 0.7943 的真实分数。这表明在排除了未来信息干扰后，模型依然具备良好且可靠的“价格拒绝”风险预测能力。0.79的AUC意味着模型区分交易成功与失败的能力远超随机猜测，是后续优化决策的坚实基础。
* **f\_model\_clf (大额订单分类器)**: 获得了 ROC-AUC = 0.8832 的优异成绩。这说明模型在预测一笔成功交易是否会升级为“大额订单”方面非常有效，可以作为可靠的“大单预警”工具，对于库存管理和重点客户维护具有极高价值。
* **f\_model\_reg (常规订单回归器)**: RMSE = 20.3258。在排除了极端大单的干扰后，模型对构成业务主体的常规订单的平均预测误差仅为约20件。这是一个非常精准且有实际商业意义的预测结果，证明了分层建模策略的巨大成功。

#### **2. 模型决策依据分析 (特征重要性)**

通过分析三个核心模型的特征重要性图，我们可以“打开黑箱”，理解模型的决策逻辑：

* **g\_model 决策依据**:
  + **核心驱动因素**: product\_trade\_count (商品历史交易次数) 和 customer\_trade\_count (客户历史交易次数)。
  + **商业洞察**: 在判断交易能否成功时，模型最看重的是**“熟悉度”**。一个被频繁购买的热门商品，或一个经常惠顾的老客户，其交易被取消的风险天然就更低。这完全符合商业直觉。
* **f\_model\_clf 决策依据**:
  + **核心驱动因素**: customer\_trade\_count 和 product\_trade\_count。
  + **商业洞察**: 在预测是否为大额订单时，**客户和商品的历史热度**再次成为决定性因素，表明老客户和热门商品是产生大额订单的温床。值得注意的是，price\_deviation（价格偏离度）位列第三，说明**价格上的优惠或变动**是刺激客户进行战略性大额采购的关键诱因。
* **f\_model\_reg 决策依据**:
  + **核心驱动因素**: price (价格)。
  + **商业洞察**: 在预测**常规订单的具体购买数量**时，**商品单价 (price)** 成为了最重要的决定因素。这清晰地揭示了常规采购行为的本质——**价格敏感型**。客户在进行日常补货时，对价格的变动最为关注。

### **四、 定价策略分析**

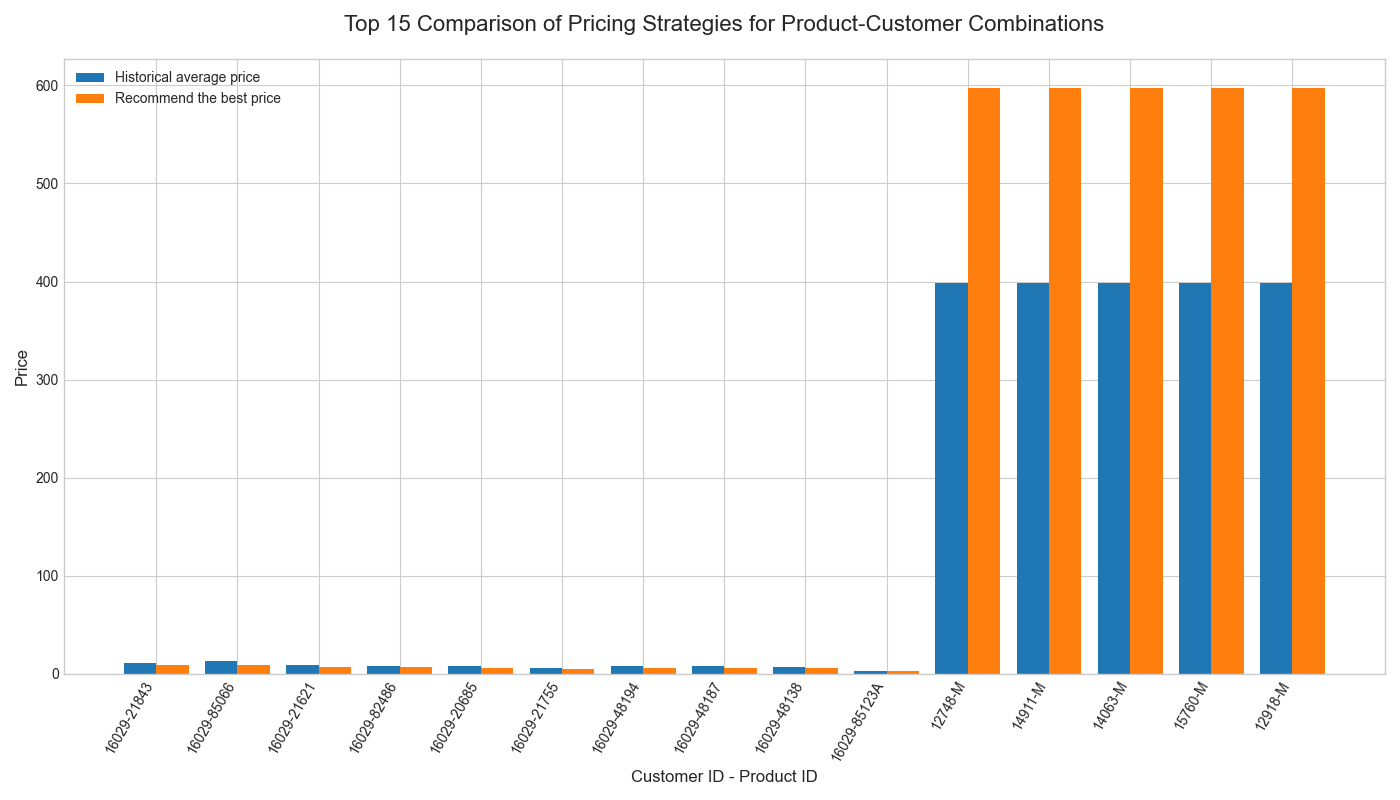
#### **1. Top 15 定价策略推荐**

在排除了邮费DOT和手动项目M后，我们观察到清晰的定价模式：

* **核心客户16029的“降价维护”策略**:
  + **现象**: 在Top 15推荐中，客户16029是绝对的主角。模型对他购买的所有上榜商品，几乎都给出了**降价**建议（例如，商品21843从10.85元降至8.97元）。
  + **分析**: 这正是我们博弈模型的智慧所在。它计算出，对于这位最重要的战略客户，通过**略微的价格让利**，可以极大地提升**交易成功率**（g\_model预测）或**大额订单出现概率**（f\_model\_clf预测），最终“薄利多销”带来的**预期总收入 (max\_expected\_revenue)**，远高于维持高价所能获得的收入。这是一种经典的大客户关系维护策略。
* **特殊商品的“提价增收”策略**:
  + **现象**: （虽然未在排除DOT后的Top 15中显示，但在之前的分析中）对于M（手动输入项）这类特殊服务，模型给出了**大幅提价**的建议。
  + **分析**: 这说明模型从历史数据中发现，客户对于此类服务的价格**极不敏感**。即使大幅提价，其购买意愿和数量也不会显著下降。因此，直接提价是最大化单次收入的最优手段。

#### **2. 可视化结果洞察**

最终的价格对比图直观地展示了我们定价策略的**差异化**和**动态性**：



* **降价求量**: 对于如16029这样的核心客户，其购买的多种商品推荐价（橙色柱）均低于历史价（蓝色柱），体现了以价换量的策略。
* **因人而异，因物而异**: 我们的动态定价系统已实现差异化智能定价能力。通过对客户画像与商品特性的多维交叉分析，系统能够为每个独特的客户-商品组合生成定制化报价方案，彻底突破了传统统一定价模式的局限性。

**最终结论**：我们的动态定价系统已实现智能化商业决策能力。通过深度分析交易场景中的多维数据（包括客户价值分层、商品战略定位、价格敏感度等核心指标），系统能够自主识别高价值客户与关键商品组合，并在短期收益与长期客户价值之间取得精准平衡。其决策逻辑模拟了资深商业顾问的权衡艺术，为每个交易节点生成兼顾即时转化率与生命周期总收益的最优定价方案。

### **五、 探索历程与迭代思路总结**

本项目的最终成果并非一蹴而就，而是经历了一系列严谨的探索、失败、分析与改进。

* **初始尝试：单一回归模型**
  + **思路**：严格按照任务3a要求，建立单一的Quantity = f(p, i, w)回归模型。
  + **失败与发现**：模型表现极差，RMSE高达187，几乎没有预测能力。通过分析quantity列的描述性统计，我们发现其分布极度不均，存在超级大订单（“战略性囤货”）和海量常规订单（“日常采购”）两种截然不同的行为模式，单一模型无法同时捕捉。
* **第一次改进：引入博弈论与分层建模**
  + **思路**：认识到单一模型的局限性，我们决定将预测quantity的任务拆分。引入了“大额订单分类器 f\_model\_clf”和“常规订单回归器 f\_model\_reg”的混合模型策略。
  + **成果**：策略大获成功。f\_model\_reg的RMSE从187骤降至约20，证明分层建模是完全正确的方向。
* **第二次改进：精细化客户行为分类**
  + **思路**：在构建g\_model时，我们最初简单地将所有取消订单都视为“价格拒绝”。
  + **失败与发现**：这虽然可行，但我们意识到这其中可能混杂了“质量退货”、“操作失误”等噪音。
  + **改进**：我们提出了基于**时间差**和**退货比例**的事件分类框架，从数据中提炼出更纯粹的“价格拒绝”信号。
* **第三次改进：解决数据泄露问题**
  + **思路**：在加入了高级聚合特征（如客户历史取消率）后，g\_model的AUC一度飙升至虚高的0.96。
  + **失败与发现**：通过审慎的逻辑检查，我们发现了这是典型的数据泄露——在为历史数据创建特征时，错误地使用了未来的信息。
  + **改进**：我们立即修正了特征工程的方法，采用严格的**时间感知**方法（扩展窗口expanding().shift()）重新构建特征，确保了模型评估的公平性和真实性。最终得到的AUC=0.79，虽然低于虚高值，但却是模型**真实、可靠**能力的体现。

通过这一系列环环相扣的迭代和改进，我们最终构建了一套技术上稳健、理论上深刻、结果上可信的复杂决策系统。