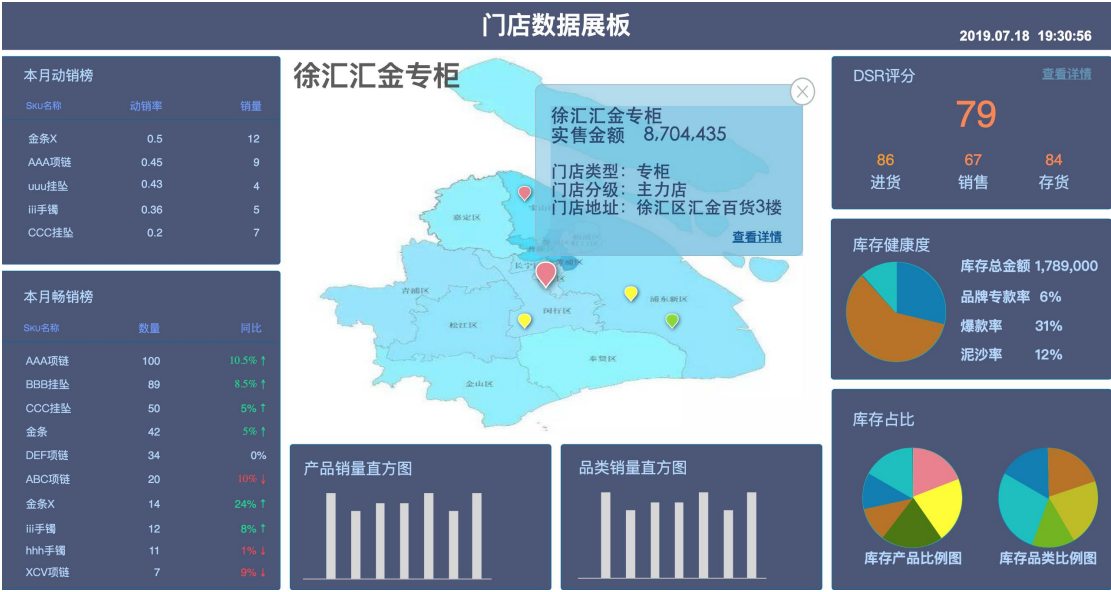


作者：叶成 2019/08/07

历史数据统计分析：

主要包括月畅销排行、动销率排行、月各品种销售情况、SKU 级月销量走势、节假日销量统计情况。如下图：



补货算法：

1、项目难点：

- 1.黄金珠宝属于奢侈品，相比于服装、饮食等其它快消品交易量很低，因此产品需求的时间序列中会包含有许多零值点，即间断性需求时间序列。
- 2.对于新款产品来说，往往是没有历史数据的，需求的预测往往需要借助相接近的产品做预测；
- 3.库存产品变质率。而对于黄金产品来说，变质率指的是产品过时，产品价值减少是由于市场的变化引起的。因此，为了减少库存损失，企业对需求预测精度提出了更高的要求。
- 4. 产品间相互影响。对黄金产品来说，很多产品之间有较强的关联性和替代性，某个单独产品的策略会影响到相似产品的需求，在进行需求预测时，还要考虑这种产品间的影响。

- 5.需求不确定性强。时尚产品在成熟竞争激烈的市场中，除了消费者自身需要外，竞争对手的策略、供应商的意外情况等都会使得需求变化程度大于普通产品。因此需求的动态波动使得需求预测难度加大。

2、主要思路：

补货算法采用 ABC 分类法，ABC 分析法源出于帕累托曲线。经济学家帕累托在研究财富的社会分配时得出一个重要结论：80%的财富掌握在 20%人的手中，即“关键的少数和次要的多数”规律。

根据 ABC 分类原理结合黄金商品的特性，定义 ABC 商品如下：

A 类：交易量排行于前 10%和交易量排行于前 30%但是存在供不应求的物品；

B 类：不在 A 类中且交易量排行位于前 30%到前 10%区间内的物品；

C 类：交易量排行位于 30%之后的物品；

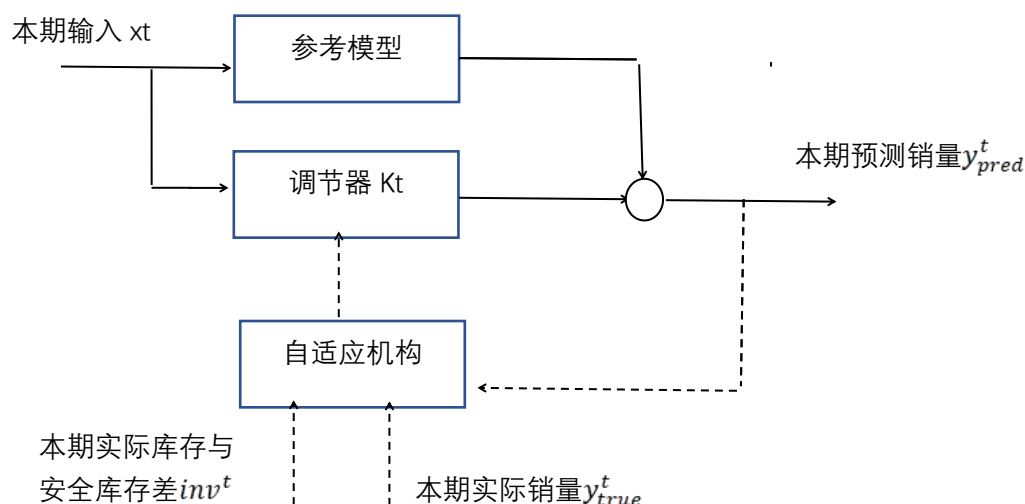
对于这三类商品使用不同的补货方式

3、补货算法细节：

根据豫园黄金珠宝集团需求，设定补货周期为 1 个月；

3.1 A 类商品：

A 类商品属于爆款品。构建自适应控制系统，系统结构如下：



图中参考模型为指数平滑法与带约束的线性拟合（使用粒子群搜索拟合参数）的加权集成，参考模型会预测出商品在下一期的近似销量，在控制系统中参考模型是稳定不变的；调节器为本期调节系数 K_t ，系数由上一期的自适应机构调整得到；调节器系数乘以上一期销量与参考模型的输出之和构成了商品本期预测销量 y^t_{pred} ；自适应机构会滞后一个周期，当得到本期实际销量 y^t_{true} 与本期实际库存与安全库存差 inv^t ，会调节 K_t 系数大小，调整后的结果作为下一个周期调节系数 K_{t+1} ；当系统稳定时，预测销量 y^t_{pred} 等于实际销量 y^t_{true} ，本期实际库存与安全库存差 inv^t 为 0，最终调节器系数不再发生变化。

参考模型:

参考模型为一次指数平滑法和带约束的线性拟合方法的加权结果,该结果与季节系数的乘积构成参考模型的输出。该类商品属于交易量大的商品,需求时间序列较为平稳,因此可以考虑使用指数平滑法;考虑下一个月的需求量不仅和上一个月总销量相关,还有可能与上个月最后一周的销量强相关。因此采用带约束的线性拟合的方法,人工选择影响下个月销量的因子、包括去年同期销量、本期前一周销量、本期前3个月销量以及去年同期前3个月销量;共8各因子,采用线性拟合的方法确定参数。假设 w_1 为去年同期销量因子权重, w_2 为本期前一周销量因子权重, w_3 - w_5 为本期前3个月销量因子权重, w_6 - w_8 为去年同期前3个月销量因子权重。

对每个因子权重规定如下:

$$\begin{cases} 0 \leq w_i < 1, i = 0, 1, 2, \dots, 7 \\ w_i \geq w_{i+1}, i = 0, 1, 2, \dots, 6 \end{cases}$$

使用粒子群搜索算法确定拟合参数,粒子群算法核心在于适应度函数(损失函数)的确定;适应度函数定义为平均绝对百分比误差,即 MAPE,

$$MAPE = \sum_{t=1}^n \left| \frac{observed_t - predicted_t}{observed_t} \right| \times \frac{100}{n}$$

季节销量系数定义为去年每个月的销量除以去年平均月销量的值。

调节器:

调节器为一个比例系数 K_t , 计算公式如下

$$K_{t+1} = \tanh(w_1^t * \min(0, inv^t) + w_2^t * abs(y_{true}^t - y_{pred}^t))$$

式中 w_1^t, w_2^t 为调节系数,这也是自适应控制系统要不断调节的系数,直至系统稳定;

inv^t 为 t 时刻商品的实际库存量与该商品安全库存量的差值,安全库存为一个常数;

y_{true}^t 为 t 时刻商品实际销量, y_{pred}^t 为 t 时刻商品预测销量;

自适应机构:

自适应机构负责随时间变化不断调节 w_1^t, w_2^t 的大小,最终得到参数 w_1, w_2 使得系统稳定,

稳定时 $inv^t = 0$ 且 $y_{true}^t - y_{pred}^t$ 为 0; w_1^t, w_2^t 更新如下:

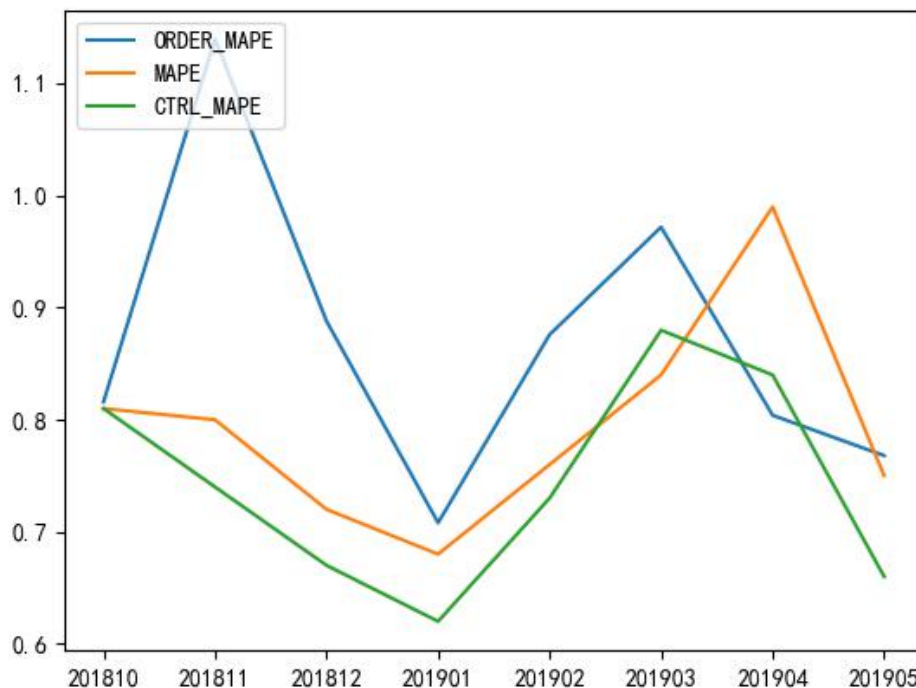
$$\begin{aligned} w_1^{t+1} &= w_1^t + \lambda_1 * (-inv_t) \\ w_2^{t+1} &= w_2^t + \lambda_2 * (y_{true}^t - y_{pred}^t) \end{aligned}$$

式中 λ_1, λ_2 为学习率。

那么当 $inv^t=0$ 且 $y_{true}^t - y_{pred}^t=0$, 此时 w_1^t, w_2^t 将不再发生变化, 系统最终稳定。

下图为 A 类商品补货效果情况: 图中蓝色线段代表传统经验补货方式每月的平均绝对百分比误差, 黄线指代参考模型预测效果、绿线代表自适应控制系统的预测效果;

最终自适应控制系统平均效果相比人工效果降低了 15% 的误差;



A 类商品效果图

3.2 B 类商品:

B 类商品属于销量较少、种类繁多的普通商品;

这一类商品需求时间序列大部分呈间断序列, 即存在一些零值点的时间序列; 呈平稳需求时间序列的此类部分商品采用指数平滑法; 对于间断序列, 不能使用传统的连续时间序列预测方法, 传统方法会使得预测结果偏差很大。对于间断性时间序列使用 conston 法和基于商品相似度的聚合分解法的加权集成。

Conston 方法:

Conston 方法假设需求时间序列服从随机分布, 在此基础上引入的一种时间间隔和需求数量的分布。当一个需求发生后, Croston 方法将平均时间间隔和平均需求数量的指数平滑方法隔离开来, 将间断序列分为两个子序列: 一个序列由原始序列中依此产生的非零需求的大小组成; 一个序列则是由非零需求之间相隔的时间点数组成。如若要对时间序列 (2,3,0,0,1,0,0,2) 进行预测, Croston 方法认为其会被分为 (2,3,1,2) 和 (2,3) 两个序列。后者 (2,3) 正好是原序列中非零需求之间的间隔长度。而后对两个序列分别使用简单指数平滑法进行预测

$$\hat{P}_{t+1} = \hat{P}_t + \alpha \varepsilon_t = \alpha P_t + (1 - \alpha) \hat{P}_t$$

$$\hat{Z}_{t+1} = \hat{Z}_t + \alpha \varepsilon_t = \alpha Z_t + (1 - \alpha) \hat{Z}_t$$

其中, P_t 是指平滑后的需求间隔周期, Z_t 是指平滑后的需求量, 下一期的需求预测为:

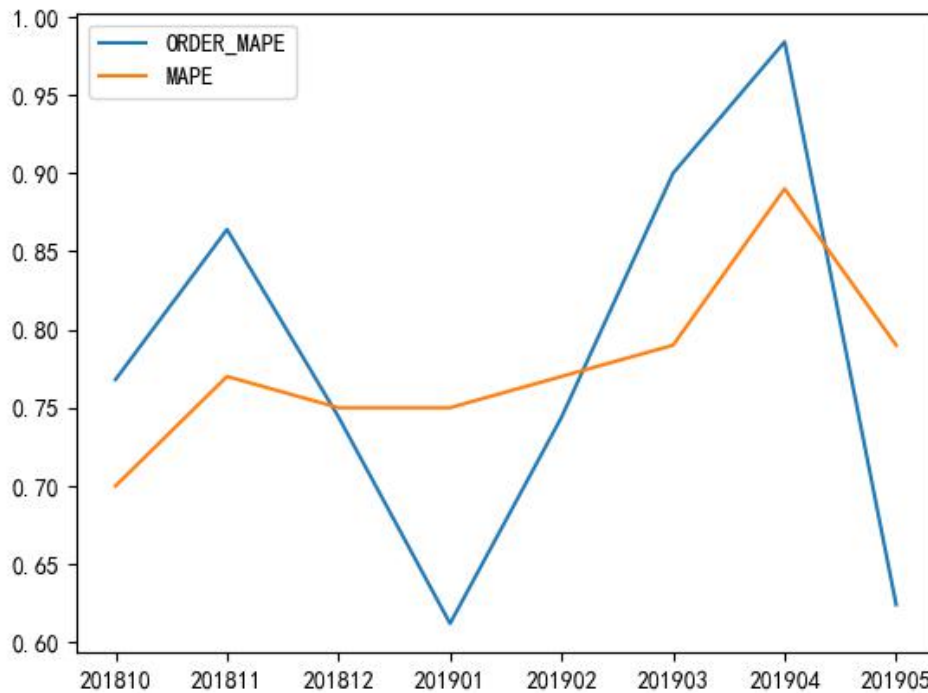
$$\hat{Y}_{t+1} = \frac{\hat{Z}_{t+1}}{\hat{P}_{t+1}}$$

聚合分解:

黄金珠宝产品之间相互影响。对黄金产品来说, 很多产品之间有较强的关联性和替代性, 某个单独产品的策略会影响到相似产品的需求, 假设相似产品总需求呈平稳分布。

根据豫园工作人员对商品相似度的定义, 认为属于同一类别、同一品种、同一几何形态、同一主题的商品认为是相似的。将本期相似商品的销量相加, 作为该类商品的本期销量, 这就是聚合, 因为聚合后仍然可能出现很多间断时间序列, 因此对聚合后的结果继续使用 conston 时间序列预测法。下面就是分解了, 分解比较简单, 每件商品预测销量为该类商品预测销量乘以上一个周期该件商品销量占比。

下图为 B 类商品补货效果情况: 图中蓝色线段代表传统经验补货方式每月的平均绝对百分比误差, 黄线指代模型预测效果; 从图中可以看出此类商品预测效果比 A 类要差, 总体看来比人工方式要好一些。



B 类商品效果图

3.3 C 类商品：

C 类商品属于滞销品，可能几个月也每月销量的商品；

这类商品就没有预测了，计算该类商品当低于安全库存时，则建议补充至补货点；

4、补货方式：

最终商品补货量由预测销量、在途库存和人员行为操作计算得出，给出本期物品的合理补货订单。