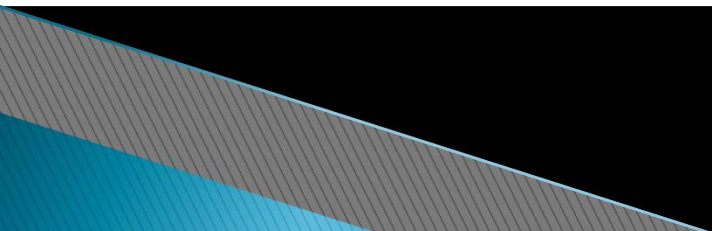


参数在线自适应调整

赵海臣

参数在线自适应调整的必要性

- ▶ 模型开发过程中往往会通过交叉验证寻求最佳的参数值，但这里有几个问题：
 - 样本集范围始终是有限的；
 - 无法灵活地适应情况变化；
 - 很难通过离线评估达到最优；
 - 离线评估与线上真实环境存在差异。
- ▶ 若模型本身能够根据实时数据进行自我优化，那么模型将自我收敛到最佳状态，克服以上缺点。



单参数自适应调整方法简述

- ▶ 通过离线评估确定一个较优的模型参数作为初始上线参数；
- ▶ 上线后，人为设置参数差异化的ABC测试，获得参数波动上下的影响：
 - A测试调低参数值
 - B测试保持基准参数值
 - C测试调高参数值
- ▶ 一轮在线评估之后，将ABC中较优的参数作为新的基准B，进入下一轮ABC循环测试

步长的选取

- ▶ 由于不同参数的值域不一样，单位值的影响也差异巨大，因此不宜采固定步长，而使用比例步长，即相对于某个基准的偏移百分比作为参数的调整步长：

$$Param = (Param' - reference) * (100\% \pm shift) + reference$$

- Param为调整后待测试的参数
- Param'为基准参数
- reference为参数参考基准值
- shift为调整偏移百分比

步长shift的二分法自动调整

- ▶ 为了增快收敛速度，需要对步长进行自动的调整，在不稳定的情况下加大步长，在趋于最优值的情况下缩小步长。

$$Param_A = (Param' - reference) * (100\% - shift) + reference$$

$$Param_B = Param' + reference$$

$$Param_C = (Param' - reference) * (100\% + shift) + reference$$

- Param_A为低值实验
- Param_B为基准实验
- Param_C为高值实验

步长shift的二分法自动调整

- ▶ 在初始的粗糙情况下，需要大幅度搜索参数，此时 $\text{shift}=50\%$:

$$\text{Param_}A = (\text{Param}' - \text{reference}) * 50\% + \text{reference}$$

$$\text{Param_}B = \text{Param}' + \text{reference}$$

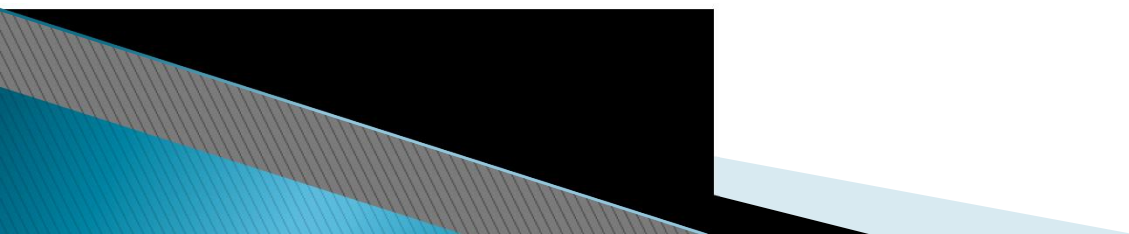
$$\text{Param_}C = (\text{Param}' - \text{reference}) * 150\% + \text{reference}$$

步长shift的二分法自动调整

- ▶ 根据Param_A、Param_B、Param_C的情况进行分类处理：
 - Param_A占优：下一轮取值为：
 - $\text{shift}' = \text{shift}$
 - $\text{Param}' = \text{Param_A}$
 - Param_B占优：下一轮取值为：
 - 当连续n次的Param_B保持为同一个值时，此时说明需要缩小步长shift：
 - $\text{shift}' = \text{shift} / 2$
 - $\text{Param}' = \text{Param_B}$
 - Param_C占优：下一轮取值为：
 - $\text{shift}' = \text{shift}$
 - $\text{Param}' = \text{Param_C}$

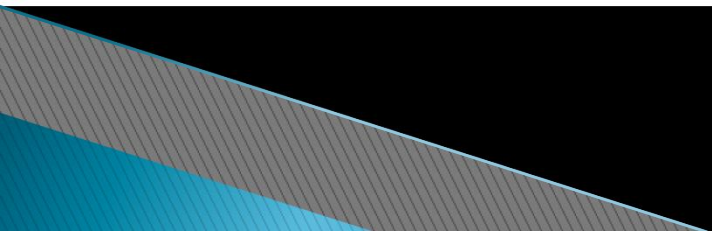
步长shift的二分法自动调整

- ▶ 当连续n次的Param_B保持为同一个值时，此时说明需要更缩小步长shift，将 $\text{shift} = \text{shift} / 2$ 。
- ▶ 当连续n次的Param_B偏向一侧(连续 $\text{Param}' = \text{Param}_A$ 或连续 $\text{Param}' = \text{Param}_B$)，则说明需要增加步长shift。



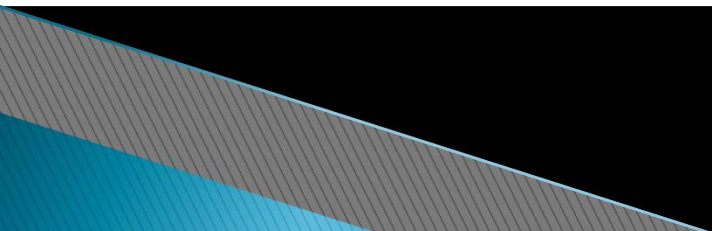
多参数调整

- ▶ 同时对 n 个不同的参数设置 n 组不同的ABC，第二天更新所有基准参数B，重复迭代，实现对多参数的在线调整。



长期稳定性

- ▶ 通过经验可以发现算法效果本身是具有一定波动性的，但是长期的趋势是稳定的。
- ▶ 虽然参数一直处于动态调整之中，但其会于最优值附近波动。



The end