

## 利用VAR模型科学管理仓位，提升策略效率

原创 数量技术宅 数量技术宅 2021年08月25日 11:31



更多精彩内容，**欢迎关注公众号：数量技术宅**。想要获取本期文中的完整策略，欢迎添加**技术宅个人微信号：sljsz01，sljsz05**。已加入知识星球会员也可直接在星球内获取本文源码。

 知识星球

量化学院



小程序

期货行情瞬息万变，保证金体系决定了期货交易的杠杆属性。保证金放多了，资金利用率低，放少了，可能在大幅度的行情波动中造成强平的结果，甚至成为最终盈利和亏损的界限。所以，需要有一个衡量标准，为我们的仓位设置提供参考，VaR模型是科学管理仓位，提升策略效率的一个不错的选择。

## 01 VaR模型简述

在我们决定仓位的时候，我们其实需要考虑两个重要变量，一个是可能发生的亏损金额，另一个是发生亏损的可能性。用通俗的语言来打个比方，在99%置信区间下，Var值为2w，那么意味着每次交易亏掉2w权益的可能性是1%。具体公式：

VaR风险度 = 一定置信度下的VaR值/权益 \* 100%

## 02

### VaR模型计算方法

VaR计算方法很多，比如历史模拟法、蒙特卡洛模拟法、核函数法、半参数法、参数法等。

本次我们使用参数法中的Delta-正太模型：

在服从正态分布的假设下，资产Var值为：

$$Var = Capital * (\bar{\mu} * \delta_t - Z_{1-\alpha} * \sqrt{\delta_t * \bar{\sigma}^2})$$

式中，u是资产期望收益，sigma是标准差，t是要计算的时间长度，Z{1-alpha}是从正太分布表中查到的对应于置信度水平1-alpha的Z值，比如alpha = 0.01的Z{1-alpha}=2.326。

在期货市场中，只要我们把保证金控制在Var最大亏损百分比以上，我们就可以认为在这一置信水平下，可以极大程度防范风险。

## 03

### VaR模型评估风险

#### 数据选择

选取近两年的期货所有品种的连续合约价格，置信度的选择，我们选取了99%和95%两个。

#### 核心代码模块

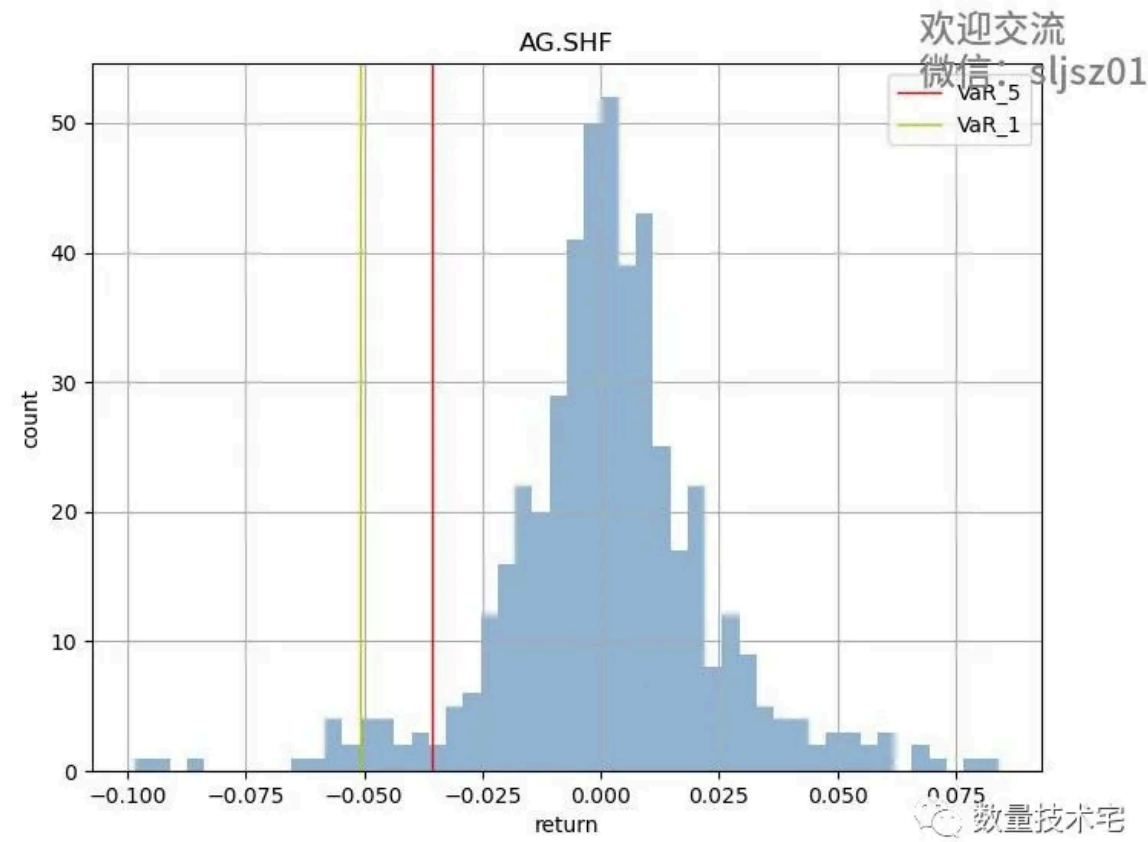
```
if len(data[price].dropna()) != 0:
    #日收益率 收盘价
    data['d_return'] = data[price].pct_change()
    print(code)
    #收益率均值
    mean_return = data['d_return'].mean()

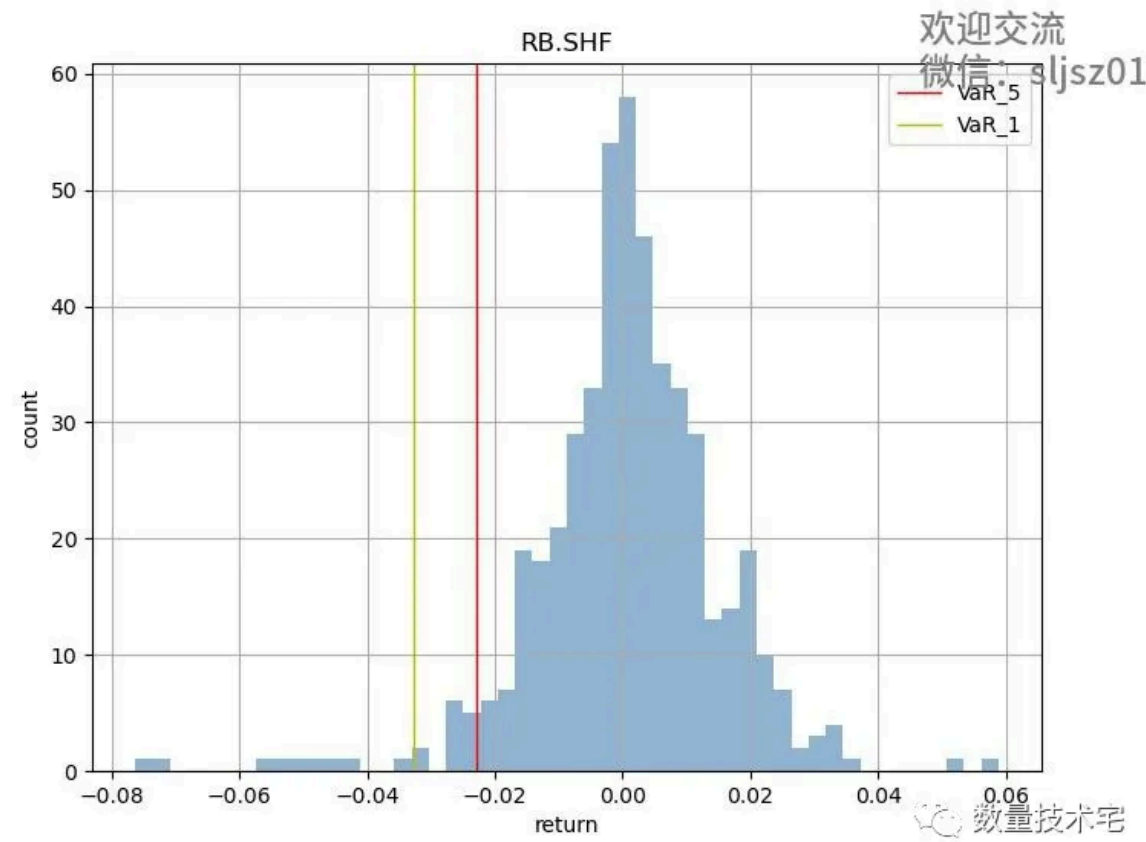
    #标准差
    std = data['d_return'].std()

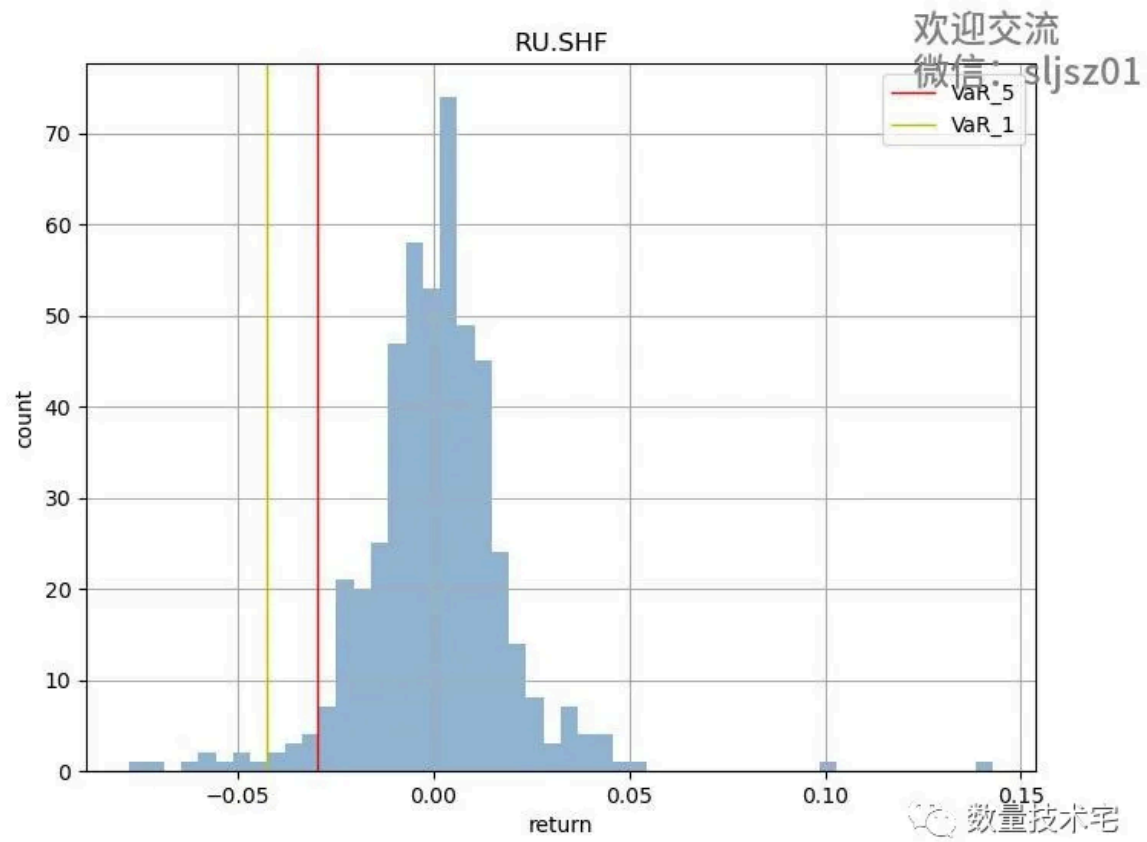
    #VAR值
    var1 = mean_return - Z1 * std
    var5 = mean_return - Z5 * std

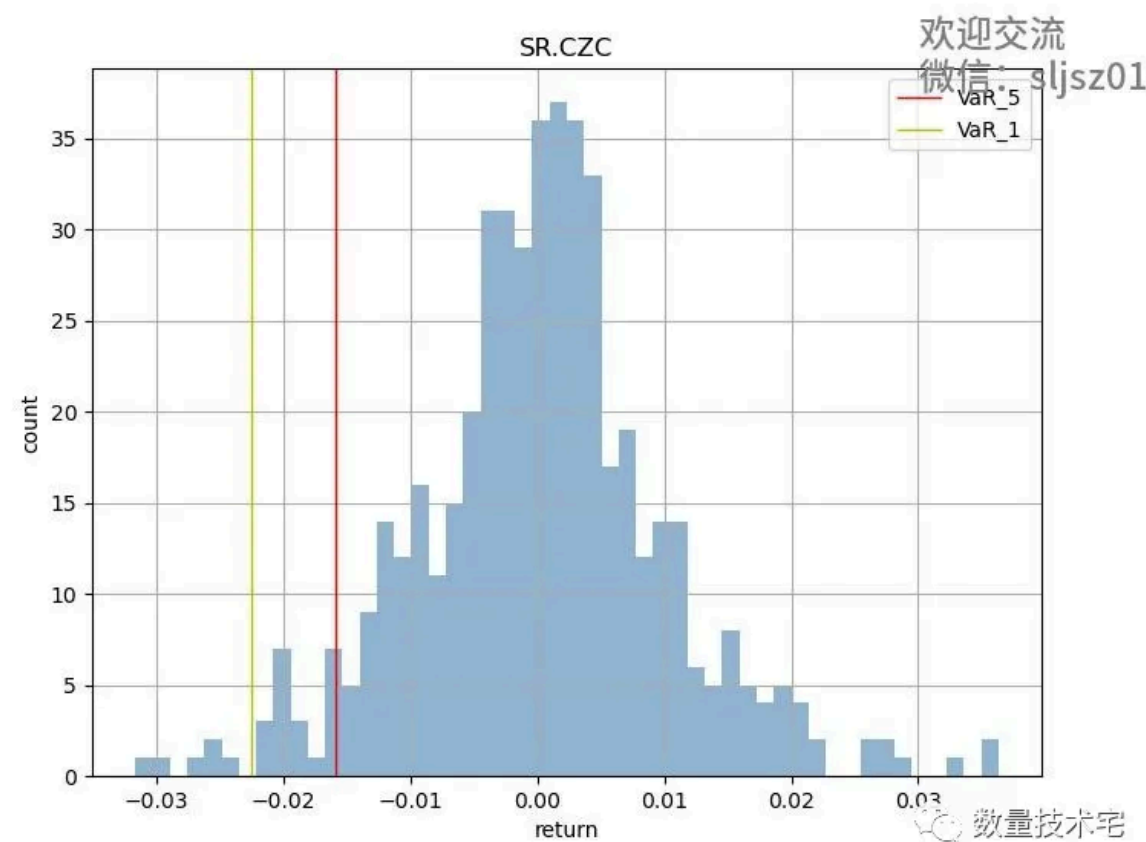
    #写入表格
    dic = {'code': code,
          'var1': var1,
          'var5': var5}
    if len(table) == 0:
        table = pd.DataFrame([dic])
    else:
        table = table.append([dic])
```

### 部分品种VAR结果可视化

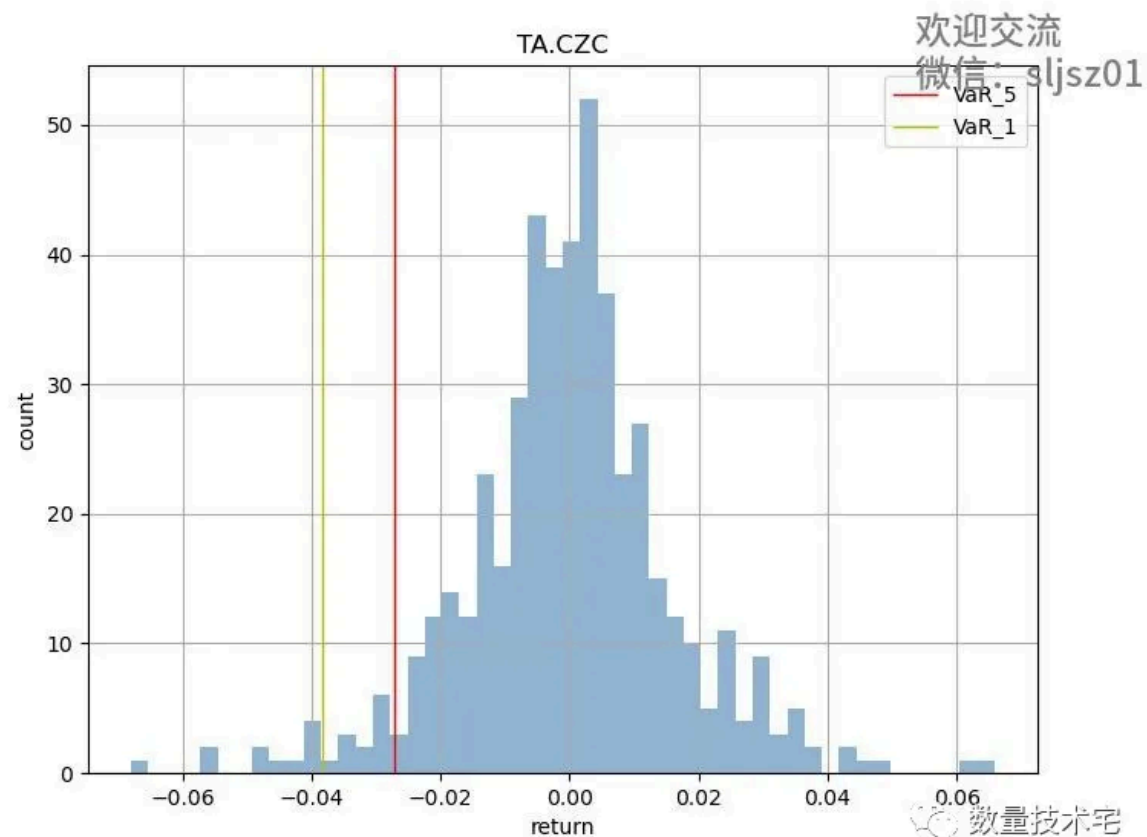












## 04

### 买入持有 + VaR

那么我们算出了var之后，仓位的变化是否能够改善投资组合的整体表现呢？

为了排除策略的影响，我们让所有品种都采用最简单的买入并持有策略，在这个策略下，使用所有品种平均持仓和根据var进行仓位微调之后，整个策略的表现是否会有影响。

由于我们使用了var1和var5，因此我们以var1的权重weight\_var1，记为w1，同样还有w5，w0表示初始权重，所有仓位平均分配。

我们的目标是计算w0，w1，w5的夏普率的差别，看看通过权重的变化，夏普率是否有所改善。

核心代码模块：

```
for code in list['wind_code']:
    tmp[code] = data[code]*float(table[table['code'] == code]['w1'])
df['w1'] = tmp.sum(axis = 1)
df['w1_return'] = df['w1'].pct_change()
mean1 = df['w1_return'].mean()
std1 = df['w1_return'].std()
sharp1 = 2**0.5*mean1/std1

for code in list['wind_code']:
    tmp[code] = data[code]*float(table[table['code'] == code]['w5'])
df['w5'] = tmp.sum(axis = 1)
df['w5_return'] = df['w5'].pct_change()
mean5 = df['w5_return'].mean()
std5 = df['w5_return'].std()
sharp5 = 2**0.5*mean5/std5
```

最终我们计算得出：

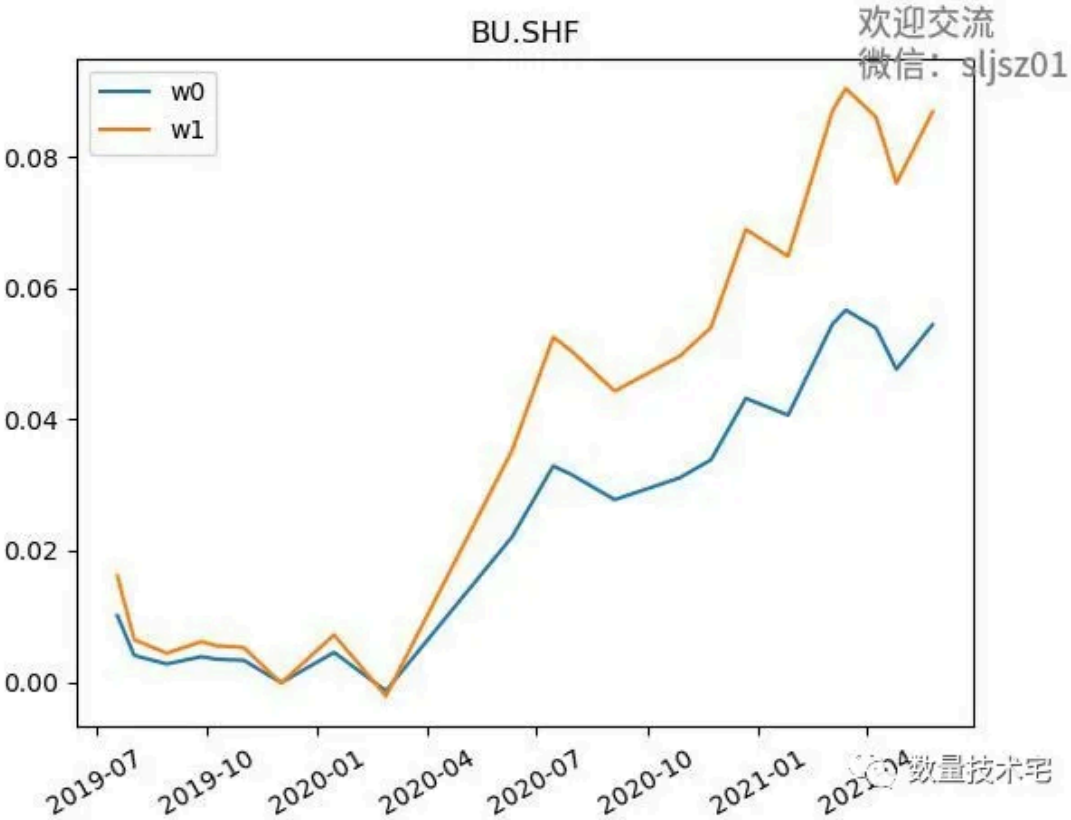
	均值	标准差	夏普率
平均仓位	0.00064372690041408	0.01082542031323569	0.0840953%
根据var1调仓	0.00078209905493337	0.01147973020602057	0.0963485%
根据var5调仓	0.00078063238309689	0.01148086624921166	0.0961583%

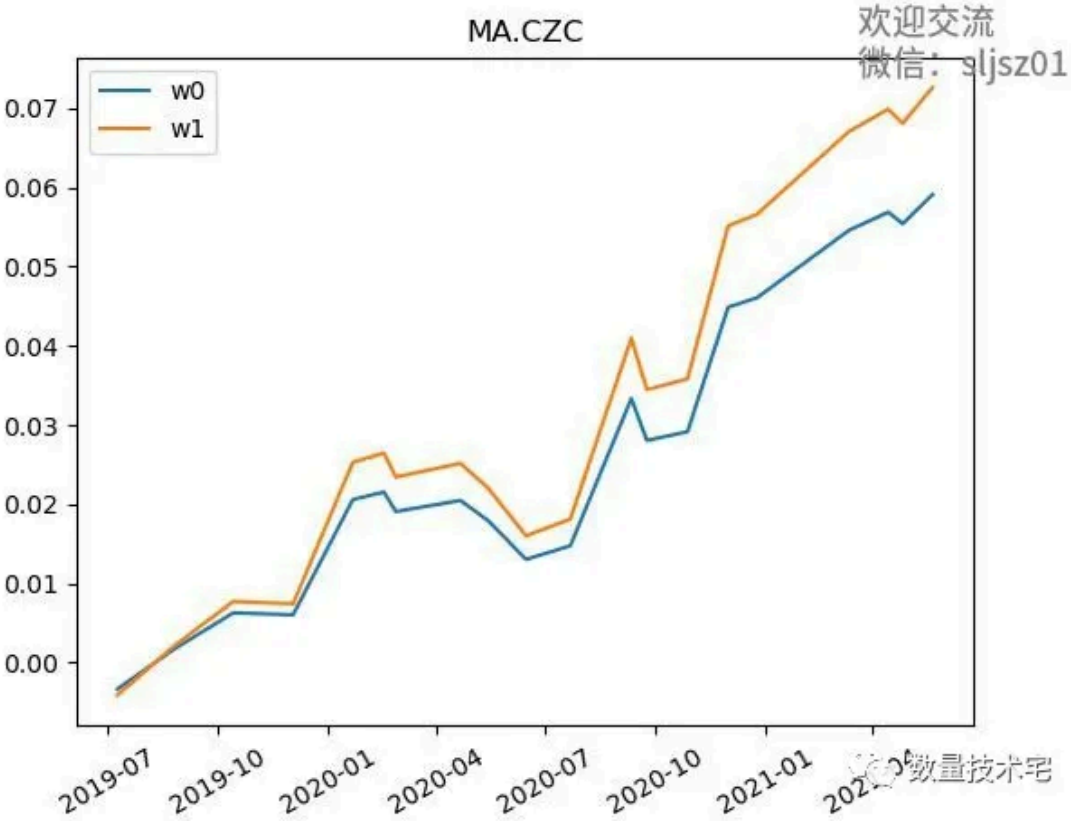
可以看到，从夏普率的角度，不论是根据var1调仓还是根据var5调仓，两者数值都有所提高，提高幅度在14.2%。可见，通过VAR模型进行仓位控制，可以在很大程度上，改善投资组合的表现。

VaR仓位管理在量化策略上的表现

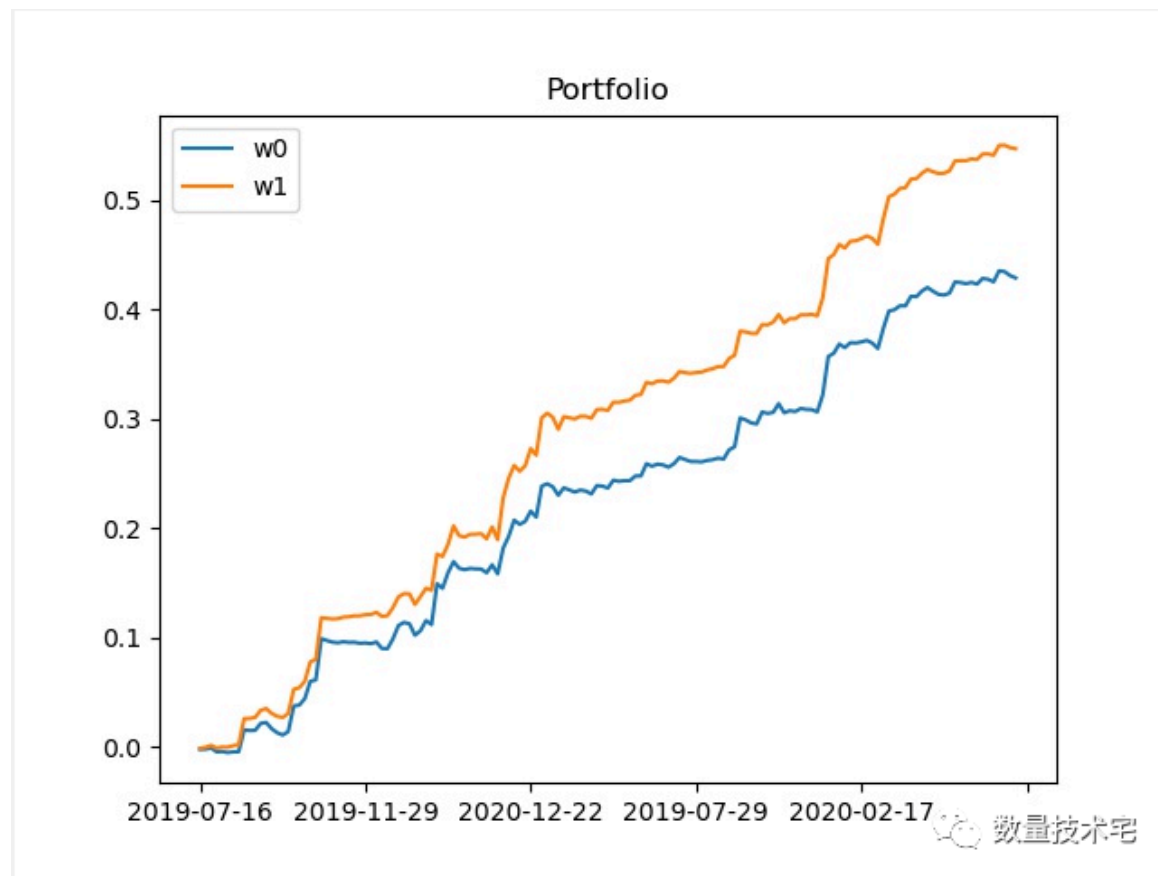
我们已经验证了仓位在投资组合当中不可替代的作用，那么在实际的应用表现中，整体仓位比例的变化对于组合的收益率曲线有什么影响。我们以均线策略模型为例，抽取部分策略品种进行体现。从收益率数据的表现看，不管是组合中的品种表现，还是整个组合的表现，var调仓的效果都要比平均仓位的表现要好一些。

部分品种比较曲线，w0代表原始策略表现，w1代表经VAR调整仓位后策略表现：





品种汇总曲线，同样的，w1代表原始策略表现，w0代表经VAR调整仓位后策略表现：



大家想要获取Var计算的Python代码，或者对本文有任何的问题，欢迎扫码添加技术宅的个人微信 sljsz01、sljsz05，与我交流。已加入知识星球会员也可直接在星球内获取本文源码。



数量技术宅

领取文章中完整的代码、数据

对文章内容有任何疑问，

长按或扫描右侧二维码，

添加数量技术宅个人微信



数量技术宅

欢迎加入数量技术宅知识星球：量化学院，知识星球每日更新，内有更多量化干货，等着你来学习。量化学院=公众号全策略+星球独家量化干货+答疑+日更。欢迎订阅量化学院，用一年的时间，做一件让自己感动的事。

 知识星球

量化学院



小程序

欲加入量化学院的同学，请添加技术宅微信sljsz01领取星球优惠券，**优惠名额有限。**

往期干货

数字货币稳定币对网格做市策略

数字货币资金费策略

如何利用CCXT交易数字货币合约

数字货币无风险收益率又双叒扩大了!!!

分享一个年化15%以上的无风险套利机会

Omega System Trading and Development Club内部分享策略Easylanguage源码

一个真实数据集的完整机器学习解决方案（上）

一个真实数据集的完整机器学习解决方案（下）

股指期货高频数据机器学习预测

如何使用TradingView（TV）回测数字货币交易策略

【数量技术宅|量化投资策略系列分享】基于指数移动平均的股指期货交易策略

【数量技术宅|量化投资策略系列分享】成熟交易者期货持仓跟随策略

【数量技术宅|量化投资策略系列分享】多周期共振交易策略

【数量技术宅|量化投资策略系列分享】股指期货IF分钟波动率统计策略

[阅读原文](#)



