



期权专题报告

基于Garch模型的期权波动率预测实践与启示

摘要

当历史波动率不能很好体现标的商品的波动状况时，我们的期权策略相较于预期往往会出现一定的偏差。最为关键的原因在于，历史波动率在原理上，是对以往所有发生的波动情况的一种波动平均。它并没有考虑到随着时间的流逝，商品的基本面会发生演变。或者说，它没有把远期和近期的波动的权重有所区分。举例来说，当某一商品的供给忽然发生了根本性的缺少，或者需求受到新技术的冲击，发生了断崖式的下跌时，此时我们预测明天的波动率，使用最近几天的数值反而比过去五年的数值更有效。

因此，本文通过白糖期权买入鹰式策略为例，探讨和比较历史波动率模拟模型（GARCH模型）与普通历史波动率、隐含波动率模型在波动率交易策略上的不同表现。通过测试修正波动率交易策略对比历史波动率是否具有提前性，是否对策略择时有所助益，发掘投资机会。

Bigger mind, Bigger future™
智慧创造未来

南华期货研究所

周小舒

zhouxiaoshu@nawaa.com

投资咨询证:Z0014889

王茜

wq@nawaa.com

从业资格证: F3074804

| | | |
|-------|---------------------|----|
| 1. | 传统波动率理论 | 3 |
| 1.1 | 传统波动率交易与理论简述 | 3 |
| 1.2 | 传统波动率理论的缺点与启示 | 4 |
| 2. | 应用模型与理论依据简述 | 5 |
| 3. | 建模与实证过程 | 5 |
| 3.1 | 问题启发 | 5 |
| 3.2 | 数据的选取与观察 | 5 |
| 3.3 | 数据检验 | 7 |
| 3.3.1 | 正态性检验 | 7 |
| 3.3.2 | 白噪声检验 | 9 |
| 3.4 | 参数确定与模型拟合 | 12 |
| 3.5 | 模型预测 | 15 |
| 4. | 策略启示与结论 | 17 |
| 5. | 参考文献 | 20 |

第1章 传统波动率理论

1.1.传统波动率交易与理论简述

波动率这一变量是期权交易当中最重要的变量之一。但是与其他变量不同，波动率是一个缺乏直接真实表达的变量，交易者更多的是通过主观的感受判断标的的波动状况，没有最直接的数值，也无法直接交易。更简单来说，期权交易当中其它变量都可以直接被看到，比如行权价格、标的价格、到期时间等，都有直接数值的显示。

波动率交易，或者说波动率投机的真正实现，其实开始于 Black-Scholes 公式的诞生。BS 公式是期权研究当中最基础的定价模型。通过这个模型，我们可以通过已知的信息，比如行权价、到期时间、利率等等，反推出期权的隐含波动率。我们通常意义上说的期权的贵或者便宜，事实上也就是反推出来的隐含波动率高或者低。当波动率交易者卖出期权，事实上是通过 BS 公式，反推出波动率从而衡量期权价格。交易者判断认为实际波动率比隐含波动率低。虽然实际波动率是没有办法交易的，但是隐含波动率可以，交易者认为隐含波动率过高，则卖出期权，等到隐含波动率回归至合理水平。

对波动率的研究是金融资产定价理论的重点与核心。在期权交易中，波动率交易是极为重要的一种交易方式，对于波动率的偏好也决定了交易者的投资偏好和投资风格。因此，对标的的波动状况，或者说波动率当下的判断是否准确，对标的的未来的波动率预测是否准确，可谓是交易者的波动率交易策略是否有效的关键。

一般情况下，将衡量波动率的方法分为两类，一类是利用历史数据的平均值来判断未来的波动率发展趋势，即历史波动率法；另一类预测和判断标的当下价格所体现的波动状态的方法是根据期权价格倒推出市场对当下波动率的判断，也就是我们常用的隐含波动率法，它包含了市场投资者的心理状况和情绪。

本文所要讨论的预测波动率方法之一，是金融中最常用到的 Generalized ARCH 模型。这种波动率模型是对以往所有的价格数据进行建模和分析，是在历史波动率的基础上，通过建模对波动率进行预测。对于这一类方法，市场上的观点也各有不同。有观点认为，会基于有效市场假说，认为历史的波动率情况已经反正在价格当中，不具备任何隐含信息。

图 1.1.1：波动率图



资料来源：南华研究

1.2.传统波动率理论的缺点与启示

历史波动率和隐含波动率模型都存在自身的问题。

历史波动率主要是总结过去的样本期中发现波动率的变化规律,进而对未来波动率做出一些基于统计学意义上的预测。最简单的历史波动率模型通过计算过去一段时间交易标的的对数收益率的标准差,作为一段时间交易价格的波动率,也就是统计学的标准差公式。

对数收益率:

$$x_i = \ln \frac{P_i}{P_{i-1}}$$

或百分比收益率:

$$x_i = \frac{P_i}{P_{i-1}} - 1$$

某频率波动率:

$$\sigma_N = \sqrt{\frac{\sum \left(x_i - \frac{\sum x_i}{N} \right)^2}{N - 1}}$$

此外,还有一些其他的历史波动率衡量方法,比如最基本的 CLOSE-TO-CLOSE,用每日的收盘价格进行历史波动率测量;或者是 PARKINSON 法,包含日内最高点、最低点等波动情况的波动率;还有纳入前一天的开盘价、收盘价等更多信息的 GK, GKYZ 等。

这种方法存在以下两个天然的缺点。

首先,历史波动率是一个统计学概念的变量,因此它存在一定统计学错误的可能性,因为这一波动率是基于样本的总结规律;

其次,最为关键的问题,历史波动率在原理上,是对以往所有发生的波动情况的一种波动平均。它并没有考虑到随着时间的流逝,商品的基本面会发生演变。或者说,它没有把远期和近期的波动的权重有所区分。举例来说,当某一商品的供给忽然发生了根本性的缺少,或者需求受到新技术的冲击,发生了断崖式的下跌时,此时我们预测明天的波动率,使用最近几天的数值反而比过去五年的数值更有效。

隐含波动率则是通过另一种思路获得资产的波动率。在期权市场上,,如果我们已知一个期权的价格、执行价格、无风险利率等变量,可以通过期权定价模型反推该期权的隐含波动率。在此不多赘述。

但是,隐含波动率的使用前提是理性投资者,即市场价格能够客观反映投资者对未来的理性预期,即有效的市场假设。但是现实情况往往与这一假设有一定偏差,真实的期权市场含有各种噪音;期权的价格不仅仅反映了投资者的理性抉择。因而,从期权价格中提取隐含波动率的信息就难以准确预测未来的波动率。

第2章 应用模型与理论依据简述

广义自回归条件异方差模型（GARCH）模型

除了上面介绍过的简单标准差计算出的历史波动率之外，本文主要是基于以下时间序列的波动率模型进行分析：

Garch 模型是由 ARCH 模型演变而来，解决了计量问题中的“自回归条件同方差”问题。简单来说，传统的计量经济学对时间序列变量的其中一个假设是：假定时间序列变量的波动幅度（方差）是固定的。但是在真实的金融市场里，证券收益的波动幅度是随时间而变化的，并非常数。这使得传统的时间序列分析对实际问题并不十分有效。

另外，时间序列具有异方差和波动聚集特性，因此需要另外分析和处理。波动性聚集就是指金融时间序列的波动具有大波动接着大波动，小波动接着小波动的特征，即波峰和波谷具有连续性。而 ARCH 和 GARCH 模型正是基于条件异方差和波动聚集的特性建模的。

Garch 模型中一般有两个参数，p 和 q，通用的 Garch 模型数学式为：

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \cdots + \beta_p \sigma_{t-p}^2$$

在这里，虽然高阶的 Garch 模型可能具有更好的拟合度，但是在实际应用中，为了使用方便，一般最简单的 Garch (1, 1) 模型，也就是：

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

第3章 建模与实证过程

3.1. 问题启发

在我们的启示案例中，2020 年 5 月 6 日，我们通过对基本面的判断，估计白糖期货主力合约后期将进入区间震荡区间，支撑点位 4900，阻力点位 5300。

图 3.1.1：白糖期货走势图



资料来源：文华财经，南华研究

于是,我们提出白糖期权买入鹰式策略,也就是看空未来波动率的策略。白糖期货的盘面价格约为 5000 点左右,白糖期权买入鹰式策略具体为卖出虚值二档看涨期权 (5300), 买入虚值四档看涨期权 (5500); 卖出虚值二档看跌期权 (4800), 买入虚值四档看跌期权 (4600)。

后期,虽然白糖如期进入区间波动行情,但是在策略执行的开始两周,隐含波动率从 19%大幅上升至 24%, 因此策略发生亏损。这一案例给我们有所启发,我们在判断当下标的的波动率状况时,仅仅依据简单历史波动率模型,可能拟合度并不够好,可能会发生判断偏差。

通过对盘面价格和波动率走势的简单直观感受,我们可以猜测,白糖期货价格走势或许并不符合我们在统计学当中所假设的随机过程,相反,它们是一种时间序列,收益率的波动变化并不是恒定的,换句话说,波动的均值回归常数或许不完全成立。对于这个设想,我们先简单地在 excel 中做了它不同时间窗口、不同滞后阶数的残差自相关系数检验,结果如下:

图 3.1.2: 残差自相关系数检验表

| | 100day | 1 year | 2year | 3 year | 4year | 5 years | 10 years |
|------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|---------|----------|
| 自相关系数-1 | -0.19 | -0.21 | -0.14 | -0.06 | -0.07 | -0.03 | -0.04 |
| 自相关系数-2 | | | | | | | -0.06 |
| 自相关系数-3 | | | | | | | -0.03 |
| 自相关系数-sq-1 | 0.22 | 0.26 | 0.23 | 0.24 | 0.14 | 0.09 | 0.06 |
| 自相关系数-sq-2 | 0.02 | 0.03 | 0.03 | 0.08 | 0.05 | 0.06 | 0.05 |
| 自相关系数-sq-3 | -0.05 | 0.05 | 0.07 | 0.11 | 0.06 | 0.03 | 0.04 |

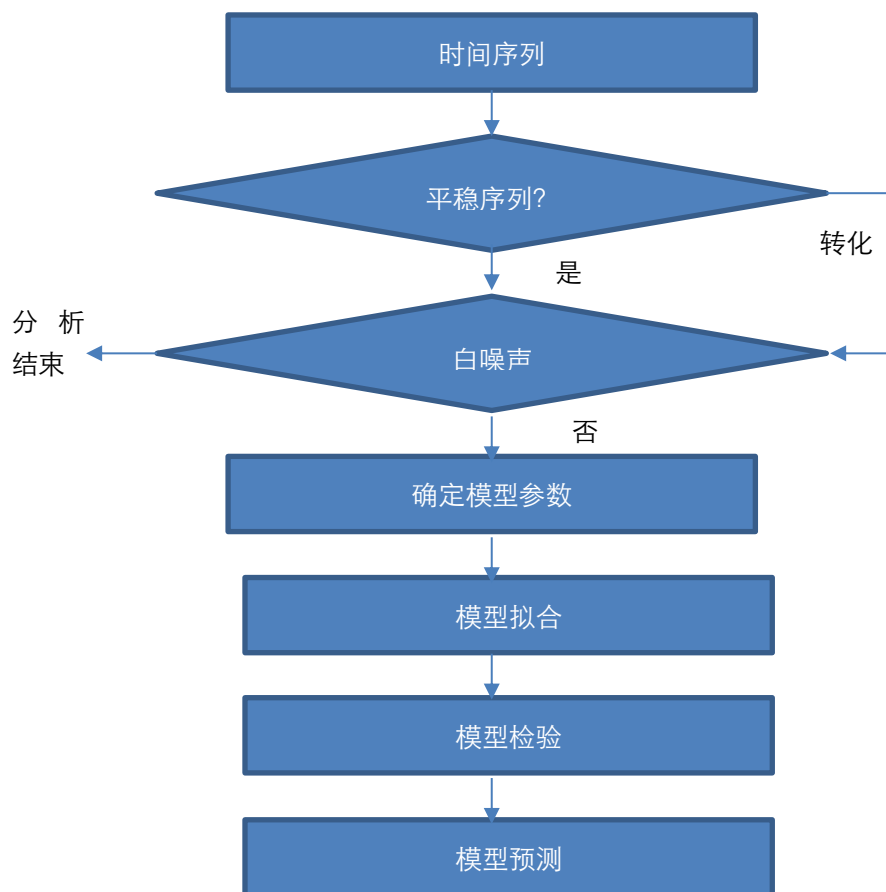
资料来源: 南华研究

通过上面的数据我们可以发现,当时间窗口被足够拉大,至 5 年、10 年,那么残差(某种程度上代指波动率)某种的一阶滞后自相关性越低,但是在近期的 1 年至 3 年数据中,残差有不低水平的一阶滞后自相关性。这说明,如果对于近期的数据,我们如果忽略它的时间序列属性,仅仅用方差模拟波动性,那么可能会存在偏差。

因此,本文的研究目的主要是探讨和比较不同的历史波动率模拟模型(EWMA 模型、GARCH 模型)与普通历史波动率、隐含波动率模型在波动率交易策略上的不同表现,从而判断这两种预测方法哪一种在策略择时上更具有指导意义。

我们整个对于时间序列的建模过程如下所示,主要分为几个步骤:数据的选取和观察,假设条件检验,参数确定,模型的拟合和回测。首先我们会对数据进行选取和观察,主要是观察数据的统计数字,分布形态等。其次,我们会对数据系列进行一些检验,包括平稳性检验和白噪声检验,这一步的目的主要是为了保证建模建设的成立,以及后续建模过程的有效性。在确定数据序列满足我们的建模假设之后,我们对其进行模型拟合,确定模型的参数。最后我们还会对模型进行回测和总结。

图 3.1.3: 建模流程图

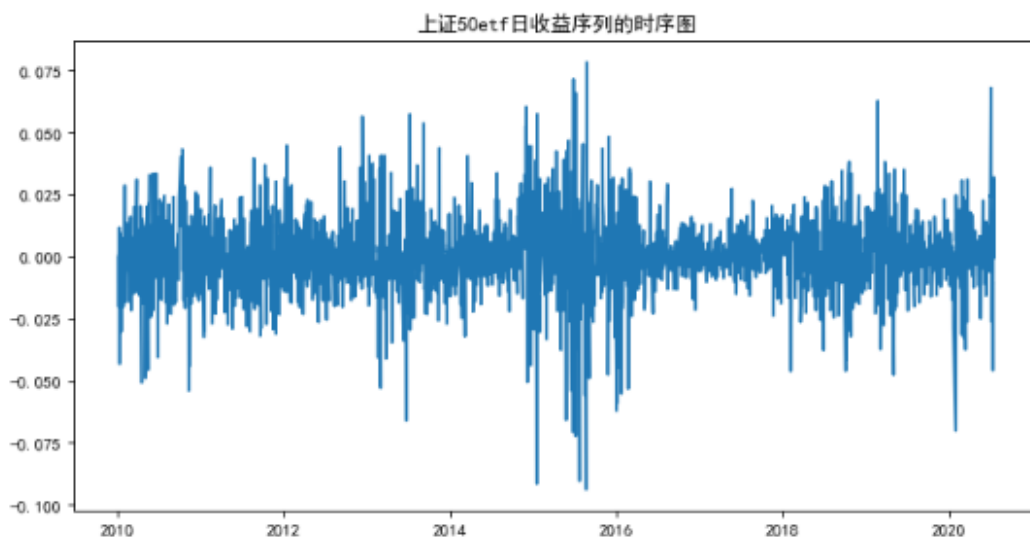


资料来源：南华研究

3.2. 数据的选取与观察

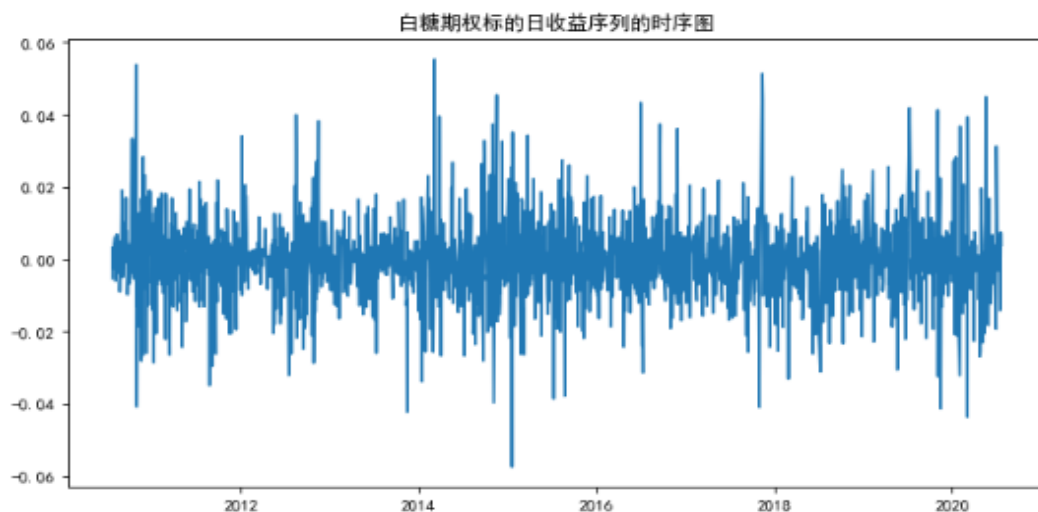
在这里为了扩大研究的广泛性和适用性，除了白糖商品期权及其标的的数据外，我们还另外选取了上证 50etf 金融期权及其标的作为另一个样本数据集，时间跨度为 2010 年 7 月 21 日至 2020 年 7 月 21 日的所有交易日；时间窗口涵盖 100 天、1 年、2 年、3 年、4 年、5 年；数据频度涵盖日度、周度，将对以上频度的数据分别进行回归分析。同时，将每日价格处理为百分比收益率。

图 3.2.1: 上证 50etf 期权标的日收益序列时序图



资料来源：南华研究

图 3.2.2：白糖期权标的日收益序列时序图



资料来源：南华研究

这里我们首先需要观察数据的基本统计特征。上证 50etf 日度收益率数据平均值为 0.02%，标准差为 0.0149，偏度为 -0.2519，峰度为 7.909。白糖期权标的日度收益率数据平均值为 0%，标准差为 0.01%，偏度为 0.2668，为右偏，峰度为 6.978。相比于金融期权标的，商品期权标的更为右偏。这说明，右偏分布的商品期权标的有着较大正值的波动特征，而负偏度，即左偏分布的金融期权有着负值的波动特征。

这一数字有非常合理的现实意义。在金融市场当中，对于股票来说，一般行情呈现出“易跌难涨”的特征，在股票市场上，一旦发生大幅度下跌，很可能会引发恐慌性股票抛售，造成暴跌，因此收益的波动率会对应大幅升高。比较具有代表意义的例子就是当金融危机或者大的风险事件发生时，股市会

暴跌。又比如今年新冠危机导致股市数次下跌，波动率大幅度升高。而在商品市场则相反，商品容易发生“多逼空”或者说逼仓的行情，造成暴拉暴涨，因此，正向收益的波动率较大，对应的数据形态就是右偏。。

通过 python 生成绝对值图和残差图可以直观发现，存在“波动性集聚 (volatility clustering)”，即某些时间段内波动很大，而在其他时间段内波动较小。因此该时间序列可能存在“自回归条件异方差 (autoregressive conditional heteroskedasticity, 即 ARCH)”。

图 3.2.3：基本统计量表

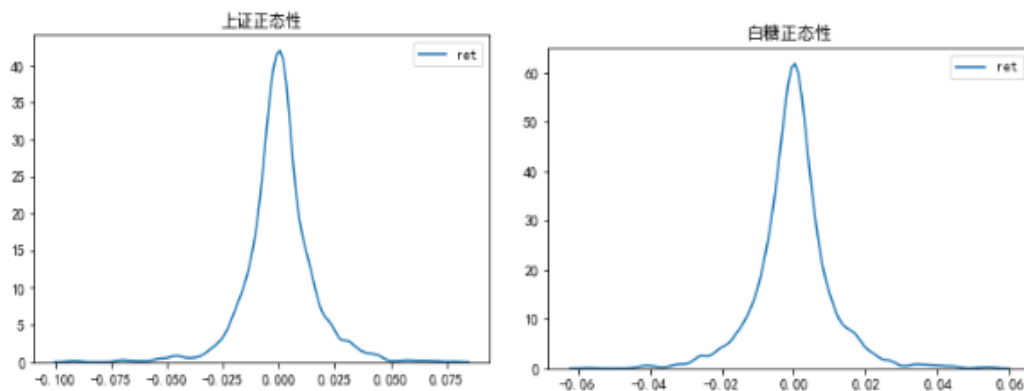
| 基本统计量 | | |
|-------|---------------|--------|
| | 上证 50etf 期权标的 | 白糖期权标的 |
| 平均值 | 0.02% | 0.00% |
| 标准差 | 1.49% | 0.01% |
| 偏度 | -0.2519 | 0.2668 |
| 峰度 | 7.909 | 6.978 |

资料来源：南华研究

3.3. 数据检验

3.3.1. 正态性检验

图 3.3.1.1：正态性检验



资料来源：南华研究

我们首先对收益率分布的正态性进行检验。从核密度图看，环比数据并不完全服从标准正态分布，具有更高的“峰度”，曲线更陡，较正态分布有更多的极端值出现。但是，无论是金融期权还是商品期权的标的，均满足均值为 0 的假设。

3.3.2. 白噪声检验

对于大部分资产收益率序列，如果有前后相关性，但是前后相关性很弱，我们就可以简单的建立均值方程等于从数据中移除样本均值，得到均值方程的残差项。可以通过一阶差分后序列的自相关图形（ACF）和偏自相关图形（PACF）进行判断。

通过 python 处理，我们可以得到上述两个图。如图所示，ACF 和 PACF 图形显示序列前后弱的相关性。因此，可采用为均值方程的残差。平方序列可以用来检验条件异方差性，即所谓的 ARCH 效应。

为了更精确地对时间序列建模分析，我们对白糖期货收盘价和上证 50 指数两个序列分别进行白噪声检验。白噪声序列是完全随机序列，没有规律，不可预测。因此，如果我们的样本数据是白噪声序列，那么时间序列建模则没有意义。

一般使用 LjungBox 检验。这里我们使用了 python 当中的 statsmodels 的 acorr_ljungbox 对序列进行检验。本次建模过程的其余部分也都在 python 中实现。

图 3.3.2.1：LB 检验不同滞后阶数检测 p 值

| 上证 | | |
|----|----------|-----------|
| | Q 值 | P 值 |
| 1 | 67.5648 | 1.79E-116 |
| 2 | 201.1866 | 3.22E-111 |
| 3 | 300.1024 | 1.86E-106 |
| 4 | 368.1789 | 7.59E-95 |
| 5 | 411.0936 | 1.21E-86 |
| 6 | 453.7663 | 2.08E-78 |
| 7 | 512.2528 | 9.45E-65 |
| 8 | 538.8524 | 2.06E-44 |
| 9 | 567.6876 | 2.04E-16 |

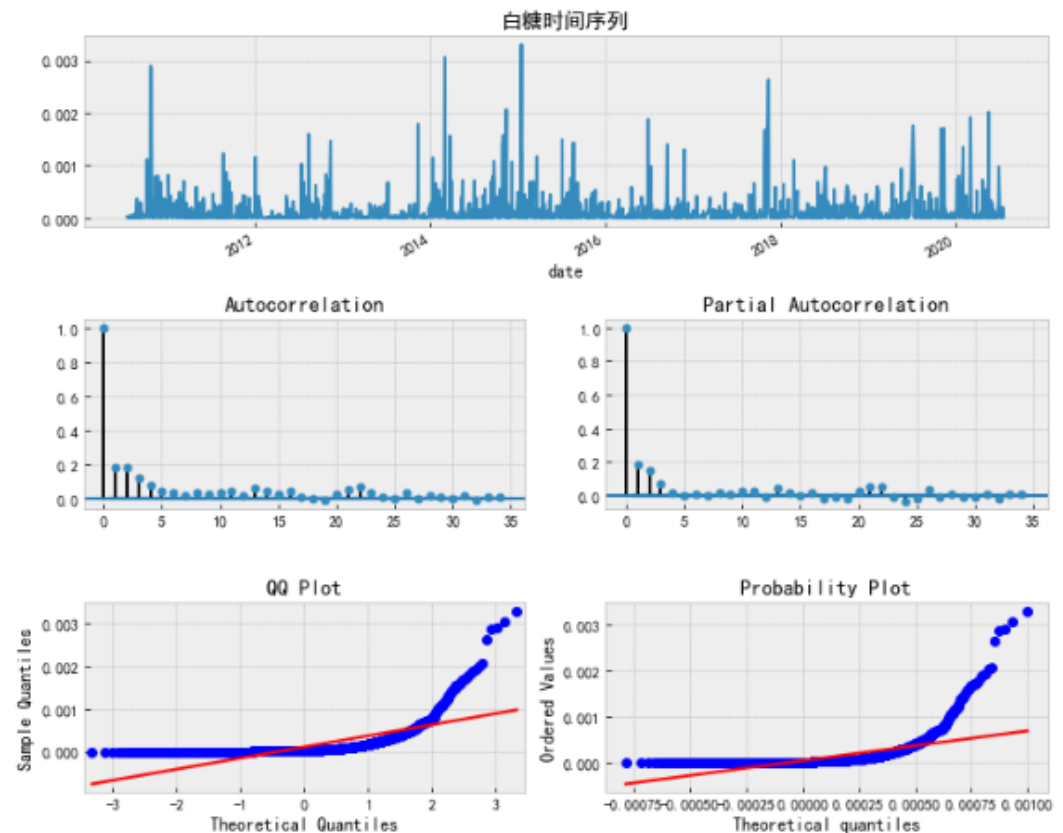
| 白糖 | | |
|----|-------------|----------|
| | Q 值 | p 值 |
| 1 | 76.48433052 | 2.22E-18 |
| 2 | 147.0562761 | 1.17E-32 |
| 3 | 180.9294009 | 5.56E-39 |
| 4 | 193.3662395 | 1.00E-40 |
| 5 | 196.8697909 | 1.33E-40 |
| 6 | 199.5161124 | 2.41E-40 |
| 7 | 200.2626666 | 1.01E-39 |
| 8 | 202.6448327 | 1.77E-39 |
| 9 | 203.7374787 | 5.45E-39 |

资料来源：南华研究

LjungBox 原假设是时间序列是白噪声。所以当 p 值小于 5% 的情况下，可以拒绝原假设。通过以上的检测 p 值我们可以看到，两期权标的的每阶滞后项的 p 值均小于 0.05 的显著度水平，因此拒绝原假设，即序列不是白噪声序列。

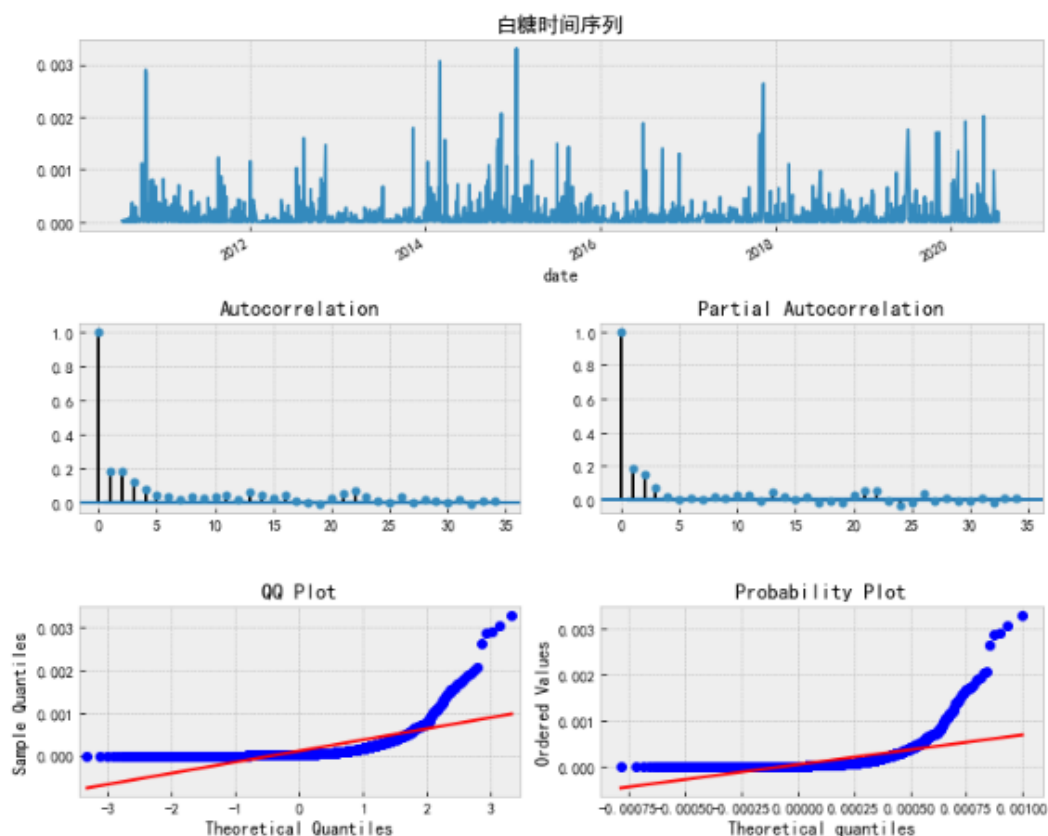
其 p 值非常趋于零，这证明原序列有非常强烈的 ARCH 效应，建模过程可以继续。

图 3.3.2.2：检测结果



资料来源：南华研究

图 3.3.2.3：检测结果



资料来源：南华研究

3.4. 参数确定与模型拟合

首先，我们需要确定模型的阶数，如果发现存在显著的 ARCH 效应，则可以用残差平方的偏自相关函数（PACF）来确定 ARCH 模型的阶数。由上面的残差图可以判断出模型的可能阶数为 4 或者 5 阶。我们需要通过信息准则以及挑选模型所注意的简洁性来进一步确定阶数。

通过 python 得出 AIC, BIC 结果为：

图 3.4.1：上证信息准则结果

```
{ 'aic': 0 1 2 3 4 \
0 -30879.106174 -30925.923333 -31005.580565 -31057.735172 -31079.295046
1 -30932.564239 -31140.278168 -31140.273003 -31151.551031 -31160.140317
2 -31032.142037 -31133.867652 -31141.354129 -31141.497876 -31150.569327
3 -31070.059157 -31129.135603 -31126.948620 -31133.799626 -31126.557663
4 -31083.533195 -31097.674123 -31121.690652 -31115.009774 -31120.879222

5 6
0 -31084.816422 -31093.926685
1 -31160.556772 -31158.577215
2 -31159.335431 -31158.920538
3 -31144.835773 -31110.195329
4 -31135.375843 -31136.640830 , 'bic': 0 1 2 3 4 \
0 -30867.409868 -30908.378873 -30982.187952 -31028.494406 -31044.206127
1 -30915.020951 -31116.887117 -31111.034190 -31116.464456 -31119.205979
2 -31008.752549 -31104.630793 -31106.269898 -31100.566273 -31103.790352
3 -31040.824252 -31094.053717 -31086.019753 -31087.023779 -31073.934834
4 -31048.453655 -31056.747993 -31074.917932 -31062.390464 -31062.413323

5 6
0 -31043.879351 -31047.141460
1 -31113.774672 -31105.947353
2 -31106.709085 -31100.446820
3 -31086.365963 -31045.878538
4 -31071.063354 -31066.481750 , 'aic_min_order': (1, 5), 'bic_min_order': (1, 4)
AIC-order: (1, 5)
BIC-order: (1, 4)
```

资料来源：南华研究

图 3.4.2：白糖信息准则结果

```
{ 'aic': 0 1 2 3 4 \
0 -30786.519161 -30839.470258 -30888.957559 -30908.200433 -30914.995732
1 -30847.656740 -30901.775457 -30905.555348 -30903.759170 -30902.019111
2 -30880.804346 -30890.620486 -30888.950869 -30887.053394 -30888.083076
3 -30875.806562 -30874.485577 -30872.437324 -30870.478392 -30868.482403
4 -30860.105426 -30858.114370 -30856.099917 -30854.082457 -30852.081491

5 6
0 -30914.594867 -30913.819629
1 -30901.972520 -30897.429150
2 -30882.173291 -30880.852410
3 -30866.085473 -30864.491223
4 -30850.391560 -30848.043678 , 'bic': 0 1 2 3 4 \
0 -30775.079125 -30822.310204 -30866.077487 -30879.600343 -30880.675624
1 -30830.498018 -30878.897161 -30876.957478 -30869.441726 -30861.982093
2 -30857.927826 -30862.024836 -30854.636090 -30847.019485 -30842.330038
3 -30847.213135 -30840.173464 -30832.406525 -30824.728908 -30817.014233
4 -30825.795981 -30818.086683 -30810.353990 -30802.618288 -30794.899081

5 6
0 -30874.554742 -30868.059485
1 -30856.215928 -30845.952984
2 -30830.701122 -30823.661112
3 -30808.898618 -30801.585682
4 -30787.490910 -30779.424786 , 'aic_min_order': (0, 4), 'bic_min_order': (0, 4)
AIC-order: (0, 4)
BIC-order: (0, 4)
```

资料来源：南华研究

最终确定根据 bic 准则，对于上证我们使用的阶数为 (1, 4)，也就是 Garch(1,4)模型。对于白糖我们使用简单 (1, 1) 模型。

最终模型运行结果如下，在此不多赘述：

图 3.4.3：上证模型拟合结果

```

Iteration:      1,   Func. Count:    10,   Neg. LLF: -7529.71237155249
Iteration:      2,   Func. Count:    29,   Neg. LLF: -7529.714790248607
Optimization terminated successfully.   (Exit mode 0)
Current function value: -7529.714790361182
Iterations:      6
Function evaluations: 29
Gradient evaluations: 2
Constant Mean - GARCH Model Results

```

| Dep. Variable: | | ret | R-squared: | -0.000 |
|----------------|--|--------------------------|-------------------|----------|
| Mean Model: | | Constant Mean | Adj. R-squared: | -0.000 |
| Vol Model: | | GARCH | Log-Likelihood: | 7529.71 |
| Distribution: | | Standardized Student's t | AIC: | -15043.4 |
| Method: | | Maximum Likelihood | BIC: | -14996.6 |
| Date: | | Wed, Jul 29 2020 | No. Observations: | 2561 |
| Time: | | 15:32:16 | Df Residuals: | 2553 |
| | | Mean Model | Df Model: | 8 |

| | coef | std err | t | P> t | 95.0% Conf. Int. |
|----|------------|-----------|-------|-------|-------------------------|
| mu | 2.0082e-04 | 1.989e-04 | 1.010 | 0.313 | [-1.890e-04, 5.906e-04] |

Volatility Model

| | coef | std err | t | P> t | 95.0% Conf. Int. |
|----------|------------|-----------|---------|-----------|------------------------|
| omega | 4.4354e-06 | 2.451e-08 | 180.956 | 0.000 | [4.387e-06, 4.483e-06] |
| alpha[1] | 0.1000 | 2.540e-02 | 3.937 | 8.237e-05 | [5.022e-02, 0.150] |
| beta[1] | 0.2200 | 0.235 | 0.936 | 0.349 | [-0.241, 0.681] |
| beta[2] | 0.2200 | 0.192 | 1.144 | 0.253 | [-0.157, 0.597] |
| beta[3] | 0.2200 | 0.366 | 0.601 | 0.548 | [-0.497, 0.937] |
| beta[4] | 0.2200 | 0.271 | 0.812 | 0.417 | [-0.311, 0.751] |

Distribution

| | coef | std err | t | P> t | 95.0% Conf. Int. |
|----|--------|---------|-------|-----------|------------------|
| nu | 6.7854 | 0.758 | 8.947 | 3.640e-19 | [5.299, 8.272] |

Covariance estimator: robust

资料来源：南华研究

因此，对于上证 50etf 期权波动率的 GARCH 模型的各个参数如图上所示，因此最终写出模型为：

$$\begin{aligned}
 \varepsilon_t &= \sigma_t u_t \\
 \sigma_t^2 &= 4.4354 * 10^{-6} + 0.1000 * \varepsilon_{t-1}^2 + 0.22 * \sigma_{t-1}^2 + 0.22 * \sigma_{t-2}^2 + 0.22 * \sigma_{t-3}^2 \\
 &\quad + 0.22 * \sigma_{t-4}^2
 \end{aligned}$$

图 3.4.4：白糖信息准则结果

Iteration: 1, Func. Count: 7, Neg. LLF: -16444.618476805383
 Inequality constraints incompatible (Exit mode 4)
 Current function value: -16444.618476838736
 Iterations: 1
 Function evaluations: 7
 Gradient evaluations: 1

Constant Mean - GARCH Model Results

| | | | |
|----------------|--------------------------|-------------------|----------|
| Dep. Variable: | ret | R-squared: | 0.000 |
| Mean Model: | Constant Mean | Adj. R-squared: | 0.000 |
| Vol Model: | GARCH | Log-Likelihood: | 16444.6 |
| Distribution: | Standardized Student's t | AIC: | -32879.2 |
| Method: | Maximum Likelihood | BIC: | -32850.6 |
| Date: | Thu, Aug 06 2020 | No. Observations: | 2253 |
| Time: | 17:31:50 | Df Residuals: | 2248 |
| | Mean Model | Df Model: | 5 |

| | coef | std err | t | P> t | 95.0% Conf. Int. |
|----|------------|-----------|--------|-----------|------------------------|
| mu | 1.0659e-04 | 8.275e-06 | 12.881 | 5.760e-38 | [9.037e-05, 1.228e-04] |

| | coef | std err | t | P> t | 95.0% Conf. Int. |
|----------|------------|-----------|-----------|-----------|-------------------------|
| omega | 2.0388e-08 | 2.483e-07 | 8.213e-02 | 0.935 | [-4.662e-07, 5.070e-07] |
| alpha[1] | 0.2000 | 8.042e-02 | 2.487 | 1.288e-02 | [4.238e-02, 0.358] |
| beta[1] | 0.5000 | 6.904e-02 | 7.242 | 4.408e-13 | [0.365, 0.635] |

Distribution

| | coef | std err | t | P> t | 95.0% Conf. Int. |
|----|--------|---------|-------|-----------|------------------|
| nu | 4.1408 | 1.758 | 2.355 | 1.850e-02 | [0.695, 7.586] |

Covariance estimator: robust

资料来源：南华研究

对于白糖期权波动率的 Garch 模型的各个参数如图上所示，因此最终写出模型为：

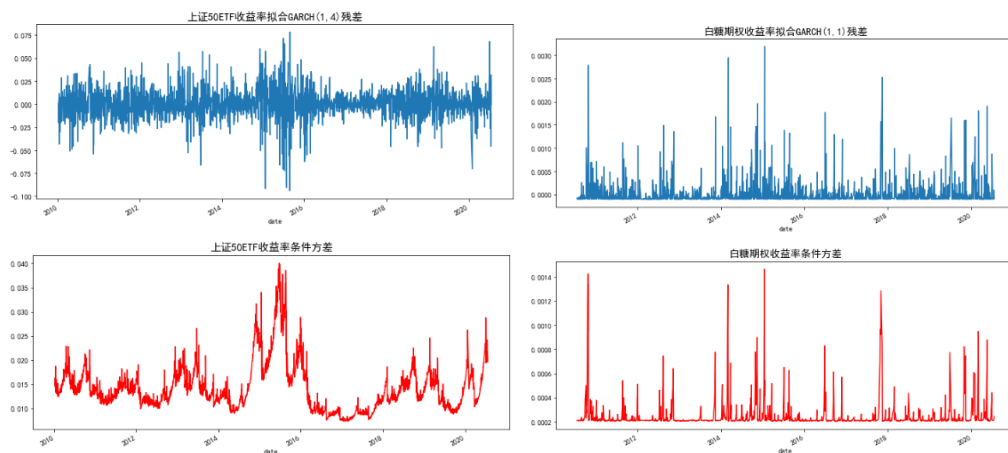
$$\varepsilon_t = \sigma_t u_t$$

$$\sigma_t^2 = 2.0388 * 10^{-8} + 0.2 * \varepsilon_{t-1}^2 + 0.5 * \sigma_{t-1}^2$$

3.5. 模型预测

利用 python，我们可以实现用上面的模型对标的波动率进行拟合，拟合结果如下图所示：

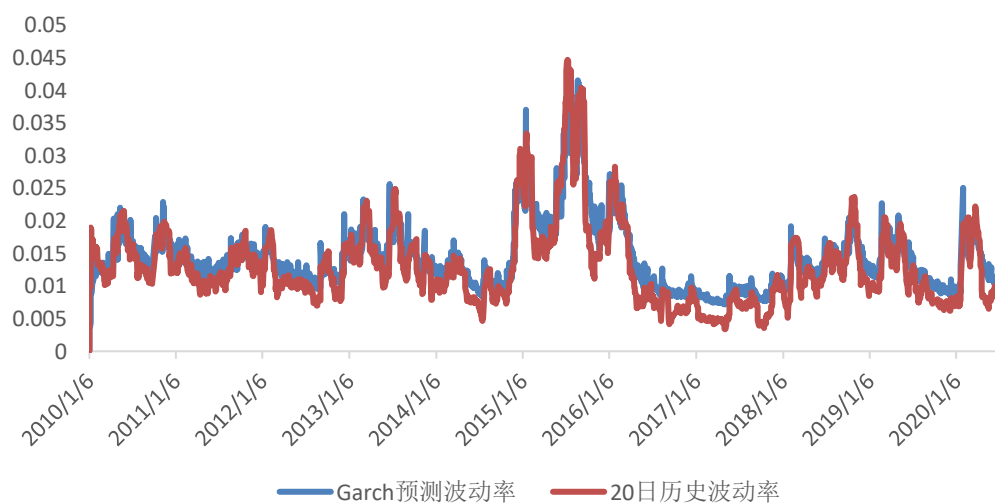
图 3.5.1：回测结果



资料来源：南华研究

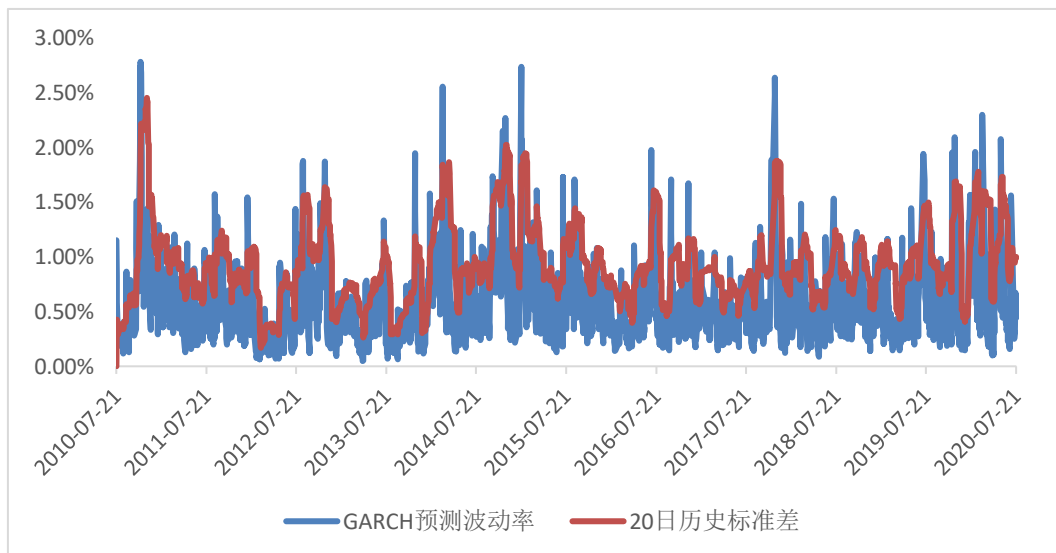
如果我们将 Garch 预测的波动率与 20 日历史波动率进行对比，则有：

图 3.5.2：上证历史-预测波动率对比



资料来源：南华研究

图 3.5.3：白糖历史-预测波动率对比



资料来源：南华研究

以上全部建模过程，我们都使用的是日度数据。在对日度数据建立 GARCH 模型后，历史数据回测得到了较高的数据拟合度。如上图所示，在回测中，预测值与实际值偏离程度相对较小。

虽然这里受篇幅限制，我们没有将对周度、月度等低频率数据的建模过程写出，但是在这一过程中，我们发现高频数据的预测准确性高于低频数据的预测，这可能是因为高频数据追踪了更多市场信息，而低频数据中的一些波动被平均化了，也就是说，低频数据中这些信息被忽略了，是有所缺失的。

第4章 策略启示与结论

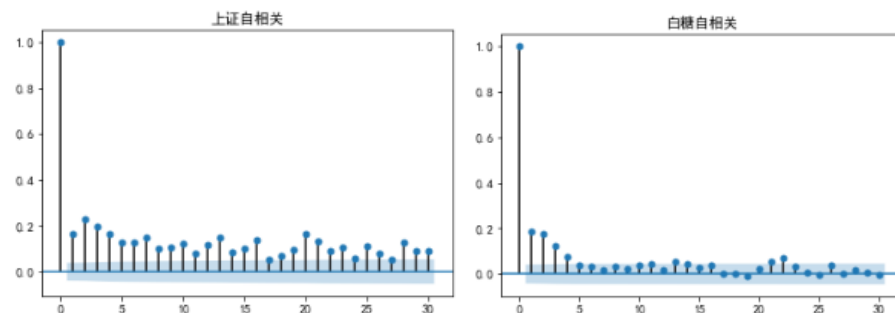
对于两个模型各自的拟合情况，我们可以进行一些分析和判断。首先是两个模型各自的模拟情况，在图 11 当中，虽然我们对两个模型数据都做出了相对比较有效的回测，但是对于白糖模型来说，显然用 GARCH 模型的回测结果并不如对上证指数的拟合那样完美。究其原因，我们可以回到对数据进行观察和假设检验的部分，我们可以发现，白糖的自相关和偏相关检验结果并不是完美契合时间序列的假设。或者说，从自相关性检验来看，白糖的自相关程度没有上证显著，而且在低阶的时间开始逐渐缺少相关性。这证明，白糖期权标的的时间序列属性较上证期权标的弱。因此，白糖的 GARCH 模型最终只能拟合到最简单的低阶 (1, 1) 形式，也就是说拟合的精度不高。

商品期权标的的时间序列属性较金融期权更弱，对于这一现象我认为也是十分合理的。相对商品市场来说，股票市场就是一个更具有存量的市场，更多的人会倾向于长期持有股票，所以导致了它的价格和收益都会有更强的时间属性。

而商品市场在我国最重要的作用是用于套期保值，除此之外，相比于投资长期持有来说，期货市场更多的投资者是投机者。他们倾向于最终获利平仓，而且相比于长期持有来说，他们的投资期限更短。另外，商品市场由于它的高杠杆、以及商品波动的不规律性和周期性，导致市场相比于股票市场来说

缺乏时间效应，其收益和波动也就相比之下没有很强的时间序列属性。。图 3.1.1: 2019 年 1 月 1 日至 2020 年 9 月 21 日成交持仓量情况

图 4.1: 自相关性检验



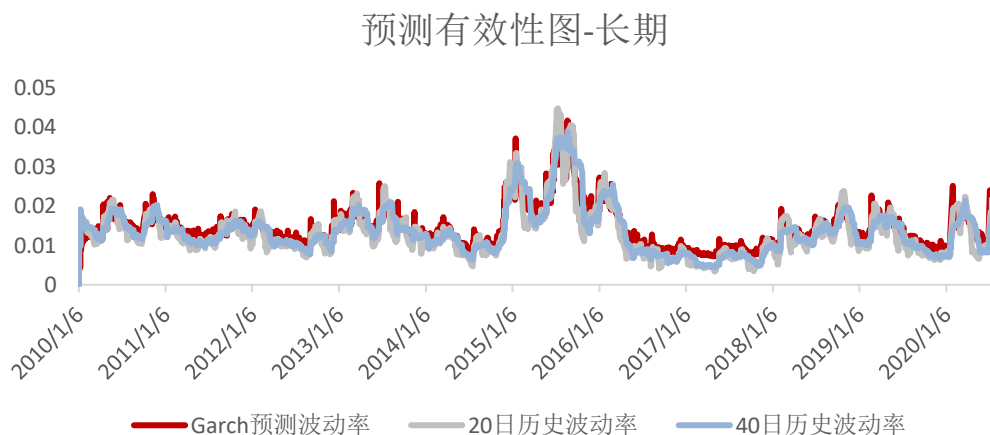
资料来源: WIND, 南华研究

另外，一些相关的结论可以总结如下：

- 1) 预测对象：在我们的例子中。以金融证券为标的的期权，比如 50etf 期权，在时间序列的建模中，拟合效果更好。
- 2) 对于白糖期权来说，模型仍然是显著的，但是拟合效果没有金融期权好。
- 3) 模拟效果： 在下面的长周期 Garch 波动率、20 日波动率、40 日波动率的对比图来看，模型的拟合效果没有出现过意外的偏差或错误。也就是对金融期权来说，模型的拟合程度非常好。从短周期来看，模型在极短的时间窗口里，具有预测能力。

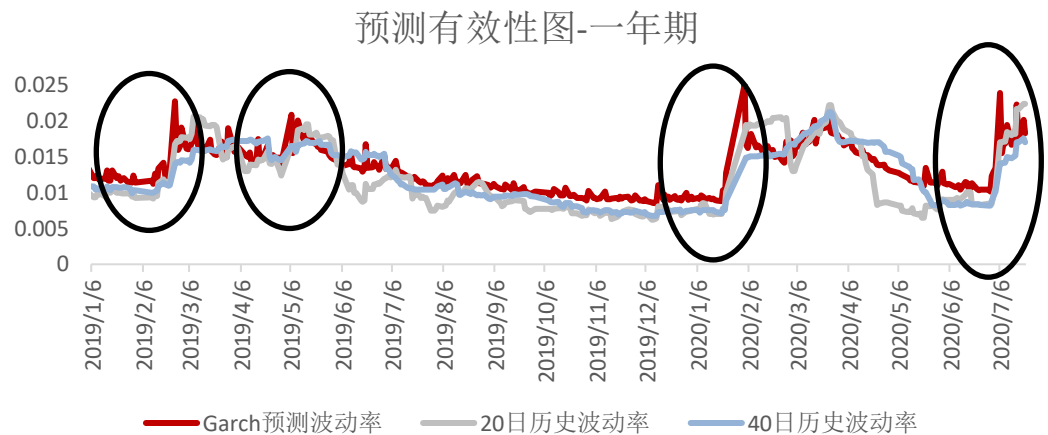
此外。这一模型对于未来的波动率预测，在波动率即将显著升高或者降低时，较历史波动率更为灵敏，能够更快地对当下波动状况的变化做出反应。而在波动平缓的一段时间内，较历史波动率区别不大。

图 4.2: 长周期 GARCH 模型与历史波动率对比图



资料来源: WIND, 南华研究

图 4.3: 短周期 GARCH 模型与历史波动率对比图

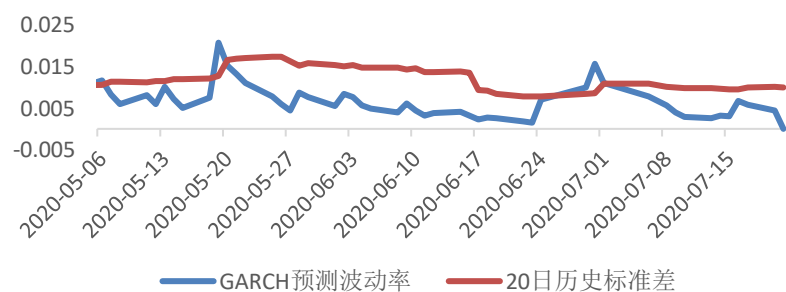


资料来源: WIND, 南华研究

4) 预测窗口: 我们对于 t 时刻的波动率预测, 是建立在 $t-1$ 时刻的收益以及通过牛顿迭代得到的波动率的数据基础上。因此, 我们可以得出结论, 这个模型对于交易者最大的意义应该是未来短期波动率的预测能力, 而并非长时间跨度的预测。在我们的建模过程中, 我们选取的是日度的数据, 因此, 我们预测的对象也应该是未来的数日, 如果预测的时间长度放大至数十日、数百日, 则模拟的拟合和预测效果不一定显著。

5) 策略启示: 如果我们回到我们最开始的启示案例, 用我们建立的模型来评判策略的执行是否能更加完善, 我们可以从图上发现, GARCH 预测波动率会在提前 1-2 天的非常短期的时间敞口, 有一定的预警效应。在 5 月 18 到 20 日期间, 我们的预测 GARCH 大幅冲高, 而历史波动率反应不明显。

图 4.4: 启示案例应用效果图



资料来源: WIND, 南华研究

虽然, 回测数据用于交易反思这件事情, 本身有不合理性, 是事后逻辑。但是我们也可以从中得到启发, 比如是否在进行波动率交易的时候, 对明天的预判提供辅助性的作用, 也作为判断的一个依据和指标。或者是提高数据的频率, 比如用日内高频的数据, 进行日内波动率的检测。这样, 就能够更好地进行择时, 为交易增加准确性。

第5章 参考文献

[1] 郑振龙, 黄薏舟. 波动率预测: GARCH 模型与隐含波动率[J]. 数量经济技术经济研究, 2010, 1: 140-150.

[2] 徐文佳. 我国个股的 VaR 度量与实证检验——基于 EWMA 及 GARCH 两种模型的比较[J]. 财政金融, 2013, 27: 149-150.

[3] 狐狐的鹿鹿. ARCH 效应检验及 GARCH 建模的 python 实现 [J/OL]. <https://blog.csdn.net/yao09605/article/details/99565876>, 2019-08-14.

[4] 周丹文. MATLAB 中基于 GARCH 模型 对股票指数的拟合与预测 ——以恒生指数为例[J]. 中国学术, 2020, 4: 77-80.

南华期货分支机构

总部

杭州市西湖大道 193 号定安名都 2、3 层
客服热线: 400 8888 910

上海分公司

上海市浦东新区芳甸路 1155 号 801、802 单元
电话: 021-20220312

上海虹桥路营业部

上海市徐汇区虹桥路 663 号 1 楼、7 楼
电话: 021-52586179

上海芳甸路营业部

上海市浦东新区芳甸路 1155 号 8 层 803、804 单元
电话: 021-50431979

普宁营业部

广东省普宁市中信华府南向门市东起第 3-8 间首层至二层
电话: 0663-2663855

厦门营业部

厦门市思明区鹭江道 96 号之二钻石海岸 B 栋 1903 单元
电话: 0592-2120291

南通营业部

南通市南大街 89 号 (南通总部大厦) 六层 603、604 室
电话: 0513-89011168

广州营业部

广州市天河区花城大道 68 号 2008 房, 2009 房
电话: 020-38809869

天津营业部

天津市河西区友谊路与平江道交口东南侧大安大厦 A 座 1003
电话: 022-28378072

苏州营业部

苏州工业园区苏惠路 88 号环球财富广场 1 幢 2909 室
电话: 0512-87660825

汕头营业部

汕头市龙湖区金砂路 103 号星光华庭商铺 112、212 号房复式
电话: 0754-89980339

太原营业部

太原市迎泽区解放南路 2 号 8 层 805 室
电话: 0351-2118001

桐乡营业部

浙江省桐乡市梧桐街道凤鸣路 1048 号一层、七层
电话: 0573-83378538

浙江分公司

宁波市海曙区和义路 77 号 901、902
电话: 0574-87280438

南京分公司

南京市建邺区河西商务中心区 B 地块新地中心二期 808 室
电话: 025-86209875

余姚营业部

浙江省余姚市城区余姚中国塑料城国际商务中心 3 幢 102 室、104 室
电话: 0574-62509011

永康营业部

浙江省永康市永康总部中心金州大厦一楼
电话: 0579-89292777

萧山营业部

杭州市萧山区北干街道金城路 438 号东南科技研发中心 2101 室
电话: 0571-83869601

绍兴营业部

浙江省绍兴市越城区 昆仑商务中心 1 幢 1 单元 3101 室
电话: 0575-85095807

温州营业部

浙江省温州市车站大道 2 号华盟商务广场 1801 室
电话: 0577-89971808

成都营业部

四川省成都市高新区天府大道北段 1700 号 1 栋 2 单元 12 层 1209 号
电话: 028-86532609

嘉兴营业部

浙江省嘉兴市融通商务中心 3 幢 1801 室
电话: 0573-89997820

慈溪营业部

浙江省慈溪市浒山街道开发大道 1277 号 香格大厦 7 楼
电话: 0574-63925104

宁波营业部

宁波市和义路 77 号汇金大厦 9 楼
电话: 0574-87274729

台州营业部

台州经济开发区东商务区巨鼎国际商厦 203 室
电话: 0576-88539900

青岛营业部

青岛市市南区闽江路 2 号 1 单元 2501 室
电话: 0532-80798985

重庆营业部

重庆市江北区建新南路 1 号 20-2、20-3
电话: 023-62611588

合肥营业部

安徽省合肥市蜀山区潜山路 190 号华邦世贸中心 3302

舟山营业部

浙江省舟山市定海区临城街道翁山路 555 号交易中心大楼
三层 3232、3233 室
电话: 0580-8125381

义乌营业部

浙江省义乌市宾王路 208 号 2 楼
电话: 0579-85201116

南昌营业部

江西省南昌市红谷滩新区中央广场 B 区准甲办公楼
1405 室
电话: 0791-83828829

北京分公司

北京市西城区宣武门外大街 28 号 2 幢 B803、B805 室
电话: 010-63155309

北京营业部

北京市西城区宣武门外大街 28 号 2 幢 B801、B802 室
电话: 010-63161286

沈阳营业部

沈阳市沈河区北站路 51 号 15 层 C 室
电话: 024-22566699

大连营业部

辽宁省大连市沙河口区会展路 129 号大连国际金融中心 A 座-大连
期货大厦第 34 层 3401、3410 号
电话: 0411-39048000

郑州营业部

郑州市商务外环路 30 号期货大厦 1306 房间
电话: 0371-65613227

兰州营业部

兰州市城关区张掖路街道酒泉路 437-451 号 11 层 001 号
电话: 0931-8805351

哈尔滨营业部

哈尔滨市香坊区中山路 93 号 801、802、810 室
电话: 0451-58896600

深圳分公司

深圳市福田区莲花街道金田路 4028 号荣超经贸中心
2701、2702 室
电话: 0755-82577529

深圳营业部

深圳市福田区金田路 4028 号荣超经贸中心 2703、2705 室
电话: 0755-82577909

济南营业部

山东省济南市历下区泺源大街 102 号祥恒广场 15 层 1505 室
电话: 0531-80998121

免责声明

本报告中的信息均来源于已公开的资料，尽管我们相信报告中资料来源的可靠性，但我公司对这些信息的准确性及完整性不作任何保证。也不保证我公司所做出的意见和建议不会发生任何的变更，在任何情况下，我公司报告中的信息和所表达的意见和建议以及所载的数据、工具及材料均不能作为您所进行期货买卖的绝对依据。由于报告在编写时融入了该分析师个人的观点和见解以及分析方法，如与南华期货公司发布的其他信息有不一致及有不同的结论，未免发生疑问，本报告所载的观点并不代表了南华期货公司的立场，所以请谨慎参考。我公司不承担因根据本报告所进行期货买卖操作而导致的任何形式的损失。

另外，本报告所载资料、意见及推测只是反映南华期货公司在本报告所载明的日期的判断，可随时修改，毋需提前通知。未经南华期货公司允许批准，本报告内容不得以任何范式传送、复印或派发此报告的材料、内容或复印本予以任何其他人，或投入商业使用。如遵循原文本意的引用、刊发，需注明出处“南华期货公司”，并保留我公司的一切权利。



公司总部地址：杭州西湖大道 193 号定安名都 3 层 邮编：310002

全国统一客服热线：400 8888 910

网址：www.nanhua.net

股票简称：南华期货 股票代码：603093