13 GARCH 估计日方差率

使用申明*

2021年2月26日

目录

 1 简介
 1

 2 GARCH 估计日方差率步骤
 1

 3 步骤 Python 代码实现
 2

 4 计算示例
 3

 5 参考资料
 4

1 简介

广义自回归条件异方差 (Generalized Auto-Regressive Heteroscedasticity, GARCH) 模型是由 Bollerslev 在 1986 年提出的一种估计市场变量日方差率的模型。对于广义的 GARCH(p,q) 模型, σ_n^2 是由最近的 $p \uparrow u_i^2$ 观察值,最近的 $q \uparrow 1$ 日方差率 σ_i^2 和一个常数项组成。这里我们只考虑 GARCH(1,1) 模型,并简记为 GARCH,其中日方差率的表示为

$$\sigma_n^2 = \omega + \alpha u_{n-1}^2 + \beta \sigma_{n-1}^2, \quad \alpha + \beta < 1.$$
 (1)

相较于 EWMA 模型日方差率的更新估计只涉及一个待定参数 λ ,GARCH 模型中有 3 个待定参数。将 ω 表示为 $V_L(1-\alpha-\beta)$ 后,我们可以看到 GARCH 模型对日方差率的估计实际上是用前一天的 u_i^2 , σ_i^2 和长期方差 V_L 加上不同权重后求和得出。

考虑我们有市场变量从第 0 天到第 N 天每天末的数值为 $S_0, S_1, ..., S_N$,

$$u_n = \frac{S_n - S_{n-1}}{S_{n-1}}, \quad , u_1 = \frac{S_1 - S_0}{S_0}, \quad u_0 = 0.$$
 (2)

$$\sigma_n^2 = \omega + \alpha u_{n-1}^2 + \beta \sigma_{n-1}^2, \quad \sigma_2^2 = u_1^2, \quad \sigma_1^2 = \sigma_0^2 = 0.$$
 (3)

$$\omega, \alpha, \beta = \operatorname{Arg} \min_{\omega, \alpha, \beta} Loss(\omega, \alpha, \beta), \quad Loss(\omega, \alpha, \beta) = \sum_{i=2}^{N} \left(\ln \sigma_i^2 + \frac{u_i^2}{\sigma_i^2} \right) .$$
 (4)

模型中最佳参数 ω, α, β 的选取同 EWMA 模型选取最佳 λ 的方法相似。选择的 ω, α, β 应该使上面的 $Loss(\omega, \alpha, \beta)$ 达到极小。这里我们可以用两步穷举来计算这些参数,先将 V_L 设为 $\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N u_i^2$, $\omega = V_L(1-\alpha-\beta)$,将参数数量简化为两个,找出最佳的 α_0, β_0 。然后在 $\omega_0 = (1-\alpha_0-\beta_0)$, α_0, β_0 附近进一步细分穷举找出最佳参数 $\omega_1, \alpha_1, \beta_1$ 。

2 GARCH 估计日方差率步骤

1. 由 $S_0, S_1, ..., S_N$ 计算出 $u_0^2, u_1^2, ..., u_N^2, u_n = \frac{S_n - S_{n-1}}{S_{n-1}}, u_0 = 0, u_1 = \frac{S_1 - S_0}{S_0}$.

^{*}作者不对内容正确性负责。如果您希望使用部分内容作为报告、文章内容等,请您注明内容来源为"金融工程资料小站"网站。

- 2. 写一个计算 Loss 的函数,输入 $\{u_0^2, u_1^2, ..., u_N^2\}$, ω , α , β ,输出 Loss 数值。由于 $Loss(\omega, \alpha, \beta) = \sum_{i=2}^N \left(\ln \sigma_i^2 + \frac{u_i^2}{\sigma_i^2}\right)$, $\sigma_i^2 = \omega + \alpha u_{i-1}^2 + \beta \sigma_{i-1}^2$,计算时不需要保存所有的 σ_i^2 ,只需要不断更新并加入到总的 Loss。
- 3. 计算出 $V_L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} u_i^2$,让 α 在 [0, 0.5], β 在 [0.5, 1] 区间各自均匀地取 M1 个点,且要求 $\alpha + \beta < 1$ 。 然后 $\omega = V_L(1 \alpha \beta)$,依次计算出所有的 α 和 β 下的 Loss。记下当 Loss 取极小时的 α_1 , β_1 和 $\omega_1 = V_L(1 \alpha_1 \beta_1)$ 。
- 4. 让 α , β , ω 在 [$\alpha_1 0.025$, $\alpha_1 + 0.025$], [$\beta_1 0.025$, $\beta_1 + 0.025$], [$0.5\omega_1$, $1.5\omega_1$] 区间内各自均匀地取 M2 个点。 依次计算出所有取值下的 Loss。 让使得 Loss 取极小值时的 α , β , ω 为我们计算出的 GARCH 模型最佳参数。
- 5. 使用上面计算出的最佳 α, β, ω ,由 GARCH 模型 $\sigma_n^2 = \omega + \alpha u_{n-1}^2 + \beta \sigma_{n-1}^2$ 计算出 $S_0, S_1, ..., S_N$ 对应的日方 差率估计值 $\sigma_0^2 = 0, \ \sigma_1^2 = 0, \ \sigma_2^2 = u_1^2, ..., \sigma_{N+1}^2$ 。

3 步骤 Python 代码实现

```
1
import numpy as np
                                                                                                                   2
def get_loss(U2, omega, alpha, beta):
                                                                                                                   3
   sigma2 = U2[1]
                                                                                                                   4
   loss = 0
                                                                                                                   5
   for i in range(2, len(U2)):
                                                                                                                   6
       loss += np.log(sigma2)+U2[i]/sigma2
       sigma2 = omega+alpha*U2[i]+beta*sigma2
                                                                                                                    8
   return loss
                                                                                                                   9
                                                                                                                    10
def GARCH optimal parameters(data, M1=80, M2=30):
                                                                                                                   11
   N = len(data)-1
                      # data: S_0, S_1, ..., S_N .
                                                                                                                    12
   U2 = [0]*(N+1)
                                                                                                                   13
                                                                                                                    14
   for i in range(1, N+1):
                                                                                                                   15
       U2[i] = (data[i]-data[i-1])/data[i-1]
                                                                                                                   16
       U2[i] = U2[i]*U2[i]
                                                                                                                    17
                                                                                                                   18
   VL = np.average(U2[1:])
                                                                                                                    19
   min_loss = float("inf")
                                                                                                                   20
   loss = None
                                                                                                                    21
   opt1\_omega = None
                                                                                                                   22
   opt1_alpha = None
                                                                                                                    23
   opt1 beta = None
                                                                                                                   24
   for i in range(M1):
                                                                                                                    25
       beta = 0.5 + i*0.5/M1
                                                                                                                   26
       for j in range(M1):
                                                                                                                   27
           alpha = 0.01 + j*0.5/M1
                                                                                                                   28
           if alpha+beta >= 1:
                                                                                                                   29
               continue
                                                                                                                   30
           omega = VL*(1-alpha-beta)
                                                                                                                   31
           loss = get\_loss(U2, omega, alpha, beta)
                                                                                                                   32
           if loss < min_loss:
                                                                                                                   33
               min_loss = loss
                                                                                                                   34
               opt1\_omega = omega
                                                                                                                   35
               opt1_alpha = alpha
                                                                                                                   36
               opt1\_beta = beta
                                                                                                                   37
```

4 计算示例 3

```
print("Step1: \n VL= ",VL)
                                                                                                             38
   print("Optimal alpha, beta = ", opt1_alpha, opt1_beta)
                                                                                                             39
   print("Omega = VL(1-alpha-beta)= ", opt1_omega)
                                                                                                             40
   print("Total loss: ", min_loss)
                                                                                                             41
   print("\n")
                                                                                                             42
                                                                                                             43
   \min_{loss} = \text{float}(\text{"inf"})
                                                                                                             44
   loss = None
                                                                                                             45
   opt2\_omega = None
                                                                                                             46
   opt2_alpha = None
                                                                                                             47
   opt2_beta = None
                                                                                                             48
   for i in range(M2):
                                                                                                             49
       beta = opt1\_beta-0.025+0.05*i/M2
                                                                                                             50
       for j in range(M2):
                                                                                                             51
          alpha = opt1\_alpha-0.025+0.05*j/M2
                                                                                                             52
           if alpha+beta>=1:
                                                                                                             53
              continue
                                                                                                             54
          for k in range(M2):
                                                                                                             55
              omega = 0.5*opt1 omega+k*opt1 omega/M2
                                                                                                             56
              loss = get_loss(U2, omega, alpha, beta)
                                                                                                             57
              if loss < min loss:
                                                                                                             58
                 \min \ loss = loss
                                                                                                             59
                 opt2\_omega = omega
                                                                                                             60
                 opt2_alpha = alpha
                                                                                                             61
                 opt2\_beta = beta
                                                                                                             62
   print("Step 2/ Final result: ")
                                                                                                             63
   64
   print("Total loss: ", min_loss)
                                                                                                             65
                                                                                                             66
   return opt2_omega, opt2_alpha, opt2_beta
                                                                                                             67
def GARCH predict(data, omega, alpha, beta):
                                                                                                             69
   N = len(data)-1
                   # data: S_0, S_1, ..., S_N
                                                                                                             70
   U2 = None
                                                                                                             71
   variances = [0.0, (data[1]-data[0])**2/data[0]/data[0]]
                                                                                                             72
   for i in range(2, N+1):
                                                                                                             73
       U2 = (data[i]-data[i-1])/data[i-1]
                                                                                                             74
       U2 = U2*U2
                                                                                                             75
       variances.append(omega+alpha*U2+beta*variances[-1])
                                                                                                             76
                                                                                                             77
   return variances
                                                                                                             78
```

4 计算示例

我们使用 John Hull 网站上的 GARCH 示例数据 ($http://www2.rotman.utoronto.ca/\sim hull/data/GARCHCALCSS&P500.xls$)。

如果我们用 EWMA 模型,可以得到最佳的 $\lambda=0.937$,对应的 Loss=-10192.50707。如下,我们使用 GARCH 模型的话,会计算得到最佳参数为 $\omega=1.4060\times 10^{-6},~\alpha=0.08417,~\beta=0.90875$,对应的 Loss=-10228.21197。可见从最大似然估计的角度看,GARCH 模型给出的结果要好于 EWMA。

5 参考资料 4

data = np.genfromtxt("GARCHCALCSS&P500.txt", skip_header=1, usecols=(1))	2
omega, alpha, beta = $GARCH_optimal_parameters(data, 80, 30)$	3
# variances = GARCH_predict(data, omega, alpha, beta)	4
	5
Output:	6
Step 1:	7
Optimal alpha, beta = 0.975 , 0.89375	8
$Omega = VL(1-alpha-beta) = 2.109 \times 10^{-6}$	9
Total loss = -10225.05837	10
	11
Step 2/ Final result:	12
Optimal omega, alpha, beta = 1.406 x 10^-9, 0.0841667, 0.90875	13
Total loss: -10228.21197	14

5 参考资料

参考文献

[1] 《期权、期货及其他衍生产品》(原书第 9 版)第 23 章,John C. Hull 著,王勇、索吾林译,机械工业出版社, 2014.11 。