

基于 GARCH 模型的通货膨胀率前瞻性预测研究

刘可歌

重庆工商大学, 重庆, 400000;

摘要: 通货膨胀率是衡量物价水平、居民消费水平与购买力的核心指标, 精准预测通胀率对政府制定货币政策至关重要, 依托先进统计模型是实现有效预测的关键路径。GARCH 模型可有效捕捉时间序列数据的波动集群效应, 适用于通胀率这类具有显著波动性特征的经济变量分析。

本文选取 1993 年 1 月—2023 年 12 月的月度居民消费价格指数 (CPI)、生产价格指数 (PPI) 数据, 经对数差分处理解决原始序列非平稳问题后, 通过平稳性、自相关及异方差检验验证序列存在 ARCH 效应, 进而构建 GARCH 模型开展通胀率预测。结果表明, 短期内 PPI 波动性增幅将显著高于 CPI, 这一趋势预示上游供应链或面临价格压力累积。

关键词: 通货膨胀率; GARCH 模型; ARMA 模型; 预测

DOI: 10.64216/3080-1486.26.03.034

1 相关概念和理论

通货膨胀率亦称物价变化率, 指货币超发部分与实际所需货币量的比值, 可有效反映居民实际购买力^[1]。作为衡量宏观经济走势与发展趋势的重要指标, 通货膨胀率的合理调控对改善居民生活水平具有重要意义^[2]。

(一) 通货膨胀率的定义及测度方法

通货膨胀率是指一般物价总水平在一定时期内的上涨率, 反映了通货膨胀程度。通货膨胀率的计算公式如下:

$$\text{当期通货膨胀率} = \frac{\text{当期价格水平} - \text{基期价格水平}}{\text{基期价格水平}}$$

公式 (1)

由于总体价格水平包含的范围太大、种类太多等因素, 很难直接测算, 通常使用消费者价格指数 (Consumer Price Index, CPI)、生产价格指数 (Producer Price Index, PPI) 和零售物价指数 (Retail Price Index, RPI) 三种价格指数来衡量。

1.1 广义自回归条件异方差模型 (GARCH) 简介

GARCH 模型即广义自回归条件异方差模型, 是在 ARCH 模型基础上拓展形成的时间序列分析模型, 核心优势在于能够有效捕捉经济金融数据中普遍存在的波动集群性与时变性特征。GARCH 模型是预测波动率的经典模型, Bollerslev^[2]是在 ARCH 模型的基础上提出来的, 克服了 ARCH 模型存在的异方差问题。GARCH 模型如下:

$$r_t - E_{t-1}(r_t) = \sigma_t \varepsilon_t \quad \text{公式 (2)}$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \sigma_{t-1}^2 \varepsilon_{t-1}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad \text{公式 (3)}$$

其中, r_t 表示时间 t 的对数收益率, $E_{t-1}(\bullet)$ 为对数收益率的条件期望, σ_t 表示时变方差, ε_t 为随机变量, α_i 和 β_j 分别为 $t-1$ 期的残差、条件方差对 t 期条件方差的作用大小, $\alpha_i > 0$, $\beta_j > 0$ 。GARCH 模型不仅简洁, 同时也能有效处理异方差等问题。

2 数据来源及处理

2.1 数据来源与描述性统计

通常用来衡量通货膨胀率的指标有居民消费价格指数 (CPI)、生产者价格指数 (PPI) 以及零售物价指数 (RPI) 三个指标。由于 RPI 难以获取, 本文选取 CPI 和 PPI, 从消费者和生产者两个角度衡量通货膨胀率^[3], 数据均来自于国家统计局。为了抵消季节因素的影响, 同时基于数据的可得性, 最终选取了 1993 年 1 月到 2023 年 12 月的同比月度数据, 共 372 个数据。

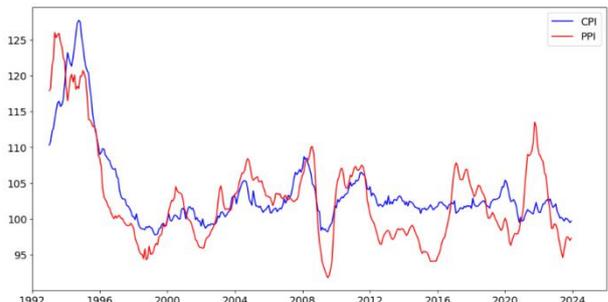


图 2-1 CPI 和 PPI 的时间序列图

图 2-1 显示 CPI 与 PPI 均呈现显著周期波动特征。

1993年后CPI整体呈先升后降走势，于1994年、2004年、2008年、2012年及2020年形成五个明显波峰，并在1999年左右跌至最低点。PPI走势与CPI大体趋同，仅存在小幅差异，印证PPI对CPI具有传导作用，符合经济运行规律。此外，CPI峰度、偏度分别为2.4149、5.8352，PPI峰度、偏度分别为1.303、1.7378，表明二者均属于非平稳时间序列。

2.2 数据处理

原始CPI与PPI序列经检验均不平稳，遂对其进行

表 2-1 单位根检验

| Dickey-Fuller test for unit root | | Number of obs=371 | | |
|----------------------------------|----------------|----------------------------|-------------------|--------------------|
| | Test Statistic | Interpolated Dickey-Fuller | | |
| | | 1% Critical Value | 5% Critical Value | 10% Critical Value |
| Zc(t) | -5.792 | -3.449 | -2.870 | -2.571 |
| Zp(t) | -4.634 | | | |

注：Zc(t)、Zp(t)分别表示CPI、PPI对数差分后的统计量

从表2-1知，对数差分后的CPI的t统计量为-5.792，p值为0，在1%的置信水平下通过了单位根检验，说明对数差分后的CPI数据是平稳时间序列。同理，对数差分后的PPI的t统计量为-4.634，p值为0，在1%的置信水平下也通过了单位根检验，说明对数差分后的PPI数据为平稳时间序列。

对序列进行自相关检验，默认阶数为40阶。使用Ljung-Box自相关检验，发现p值均为0，故可以认为两个序列都存在高度自相关。数据符合建立GARCH模型的要求。建立GARCH模型前，需先建立均值模型，本文选取ARMA(p,q)模型作为均值模型，需要对其中的p和q进行定阶。

3 GARCH模型的分析及预测

3.1 ARMA模型的建立

ARMA^[4]模型的建立，模型阶数p、q依据自相关系数(ACF)与偏自相关系数(PACF)判定。对数差分后CPI序列在1、2、12阶滞后存在自相关，ACF与PACF均呈拖尾特征，据此初步设定备选ARMA模型为ARMA(1,0)、ARMA(1,1)、ARMA(2,2)；PPI序列在1、12阶滞后存在自相关，ACF与PACF亦呈拖尾特征，备选模型为ARMA(1,0)、ARMA(1,1)、ARMA(0,1)。

使用ARMA(1,1)和ARMA(2,2)等模型进行建模，根据赤池准则^[5]，对数差分后的CPI最终选择ARMA(1,1)模型，对数差分后的PPI最终选择ARMA(1,0)模型。

那么对数差分后CPI的拟合方程为：

$$r_t = -0.0002 + 0.6871r_{t-1} - 0.4421\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

对数差分处理。处理后的序列围绕0值上下波动且存在多个峰值；分位点检验显示，CPI与PPI部分分位点均偏离红色回归线。其中，对数差分后CPI均值为-0.0003、偏度为-0.1276，呈左拖尾特征；PPI均值为-0.0005、偏度为0.0564，呈右长尾特征。综上，两序列均不服从正态分布，采用正态分布拟合或存在一定误差。

数据平稳是GARCH建模的前提之一，为进一步验证数据的平稳性，本文使用ADF单位根检验，单位根检验的结果如表2-1。

公式(4)

对数差分后PPI的拟合方程为：

$$r_t = -0.0005 + 0.6039r_{t-1} - \varepsilon_t \quad \text{公式(5)}$$

对数差分后CPI与PPI的ARMA模型拟合波动率均呈直线形态，其残差表现出显著的波动性及波动聚集特征，据此判定两序列残差存在条件异方差性。

3.2 ARCH效应的检验

完成了平稳性检验和自相关检验，还需要对序列进行异方差检验，即ARCH效应^[6]。只有序列存在显著的ARCH效应时，才能使用GARCH模型进行建模。假设LM的统计量服从卡方分布，对对数差分后和PPI残差的一到五阶进行检验，检验结果如表3-1所示：

表 3-1 ARCH效应检验结果

| | 滞后阶数 | LM 统计量 | P 值 |
|------------|------|--------|--------|
| d.lnCPI 残差 | 1 | 15.451 | 0.0001 |
| | 2 | 15.739 | 0.0004 |
| | 3 | 17.095 | 0.0003 |
| | 4 | 19.866 | 0.0002 |
| | 5 | 20.411 | 0.0005 |
| d.lnPPI 残差 | 1 | 25.247 | 0.0000 |
| | 2 | 26.358 | 0.0000 |
| | 3 | 26.847 | 0.0000 |
| | 4 | 28.485 | 0.0000 |
| | 5 | 28.697 | 0.0000 |

由表3-1知，一到五阶的对数差分CPI的残差对应p值均接近于零；对数差分PPI的残差对应的p值同样接近于零。两者均拒绝原假设，说明滞后回归方程的所

有系数等于零的概率是非常小的，即存在 ARCH 效应，故可以使用 GARCH 模型进行建模。

3.3 GARCH 模型的建立

本文引进正态分布 (norm)，t 分布 (std) 分别构建 GARCH(1,1)模型^[7]。GARCH 模型的估计结果如下表，并给出了两种分布在 GARCH 模型下 CPI 和 PPI 的估计结果。

表 3-2 GARCH (1, 1) 模型参数估计

| | mu | ar1 | ma1 | α_0 | α_1 | β_1 | Log likelihood |
|-------|-----------|----------|----------|------------|------------|-----------|----------------|
| CPI-n | 0.0001 | 0.8887 | -0.7735 | 0.0000 | 0.1834 | 0.5872 | 1291.609 |
| | (-0.8251) | (0.0000) | (0.0000) | (0.0085) | (0.0403) | (0.0000) | |
| CPI-t | 0.0002 | 0.8612 | -0.7177 | 0.0000 | 0.3887 | -0.1505 | 1287.922 |
| | (0.8897) | (0.0000) | (0.0000) | (0.0000) | (0.0196) | (0.2604) | |
| PPI-n | -0.0005 | 0.6480 | | 0.0000 | 0.5110 | 0.3290 | 1248.763 |
| | (0.6105) | (0.0000) | | (0.0001) | (0.0000) | (0.0004) | |
| PPI-t | -0.0004 | 0.6368 | | 0.0000 | 0.4491 | 0.3624 | 1252.831 |
| | (0.6513) | (0.0000) | | (0.0022) | (0.0004) | (0.0023) | |

注：括号内表示 p 值

由表 3-2 知，CPI-n 的对数似然为 1287.922，说明其对数据的拟合越好，因此 CPI 可以选择正态分布下的 GARCH 模型；PPI-t 的对数似然为 1252.831，说明其对数据的拟合越好，因此 PPI 可以 t 分布下的 GARCH 模型。

3.4 ARMA-GARCH 模型预测

结合系数的显著性，同时为了保证 GARCH 模型的简洁性，选择了 GARCH(1,1)模型^[8]。所以 CPI 选择正态分布下的 ARMA(1,1)-GARCH 模型，PPI 选择 t 分布下的 ARMA(1,0)-GARCH 模型。根据 CPI 和 PPI 的预测模型，可以用来预测未来五个月的通货膨胀率的波动率变化。

表 3-3 未来五期通货膨胀率的波动率变化

| | Time1 | Time2 | Time3 | Time4 | Time5 |
|-----|----------|----------|----------|----------|----------|
| CPI | 0.280204 | 0.284374 | 0.28824 | 0.291824 | 0.295146 |
| PPI | 0.319254 | 0.360723 | 0.400216 | 0.437825 | 0.47364 |

4 结论

由预测结果知，CPI 的波动率从 0.2802 上升至 0.2951，表明未来五期内，CPI 的波动性呈轻微上升趋势，即物价水平的不确定性预计会逐渐增加；此外，波动率增长了约 5.32%，显示出波动性虽有所增加，但增幅较平缓。PPI 的波动率从 0.3192 上升至 0.4736，增长更为显著，表明 PPI 的波动性在未来五期有较大幅度的提升，PPI 的不确定性或风险增加得更快；此外，波动率增长了约 48.05%，远高于 CPI 的波动率增长，显示生产领域的价格波动预期更加剧烈。综上，未来短期内 PPI 的波动性预期显著增加，超过了 CPI 的波动性增长，这可能预示着经济体系中的价格压力在供应链上游累积。

参考文献

[1]Engle R F. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation[J]. Econometric, 1982, 50(4): 987-1007.
 [2]Bollerslev T. Generalized Autoregressive Co

nditional Heteroskedasticity[J]. Journal of Econometrics, 1986, 31(3): 307 - 327.
 [3]沙文兵, 钱圆圆, 程孝强. 中国金融市场的周期性波动及其与通货膨胀的关系研究[J]. 投资研究, 2019, 38(10): 67-80.
 [4]霍忻, 刘黎明. 基于 ARIMA 模型的中国“十三五”时期通货膨胀率波动趋势研究[J]. 新疆社会科学, 2017(05): 33-40.
 [5]肖曼君, 夏荣尧. 中国的通货膨胀预测: 基于 ARIMA 模型的实证分析[J]. 上海金融, 2008(08): 38-42.
 [6]蒋成林, 蒋汶秀. 基于 ARCH 类模型的我国通货膨胀率波动性分析[J]. 统计与决策, 2013(08): 117-120.
 [7]于济宁. 疫情背景下我国通货膨胀率的影响因素研究[D]. 北京交通大学, 2021.
 [8]顾彦召. 实际利率、通货膨胀溢价及预期通货膨胀率的预测[D]. 厦门大学, 2018.

作者简介：刘可歌（2001.04-），女，汉族，重庆人，在读研究生，重庆工商大学，研究方向：统计（大数据）。