

人民币汇率时间序列建模与预测分析

<计科33 胡加怿>

<2023011431>

<hu-jy23@mails.tsinghua.edu.cn>

2025 年 5 月 21 日

目录

1	研究背景与问题提出	2
2	数据来源与处理	2
2.1	数据清洗与变换	3
3	平稳性检验与趋势分析	3
3.1	趋势观察与结构突变检测	3
3.2	单位根检验 (ADF) 与差分平稳性判断	4
3.3	自相关结构分析与季节性探索	5
4	模型拟合与比较	5
4.1	ARIMA 模型拟合 (基于一阶差分)	5
4.2	SARIMA 模型拟合 (含年周期季节性)	6
4.3	模型拟合效果对比与讨论	6
5	残差诊断, 异常值和离群值	7
5.1	残差诊断	7
5.2	异常值与结构突变	9
6	预测与可视化	10
7	结论与讨论	10
7.1	局限与展望	11
A	核心代码清单	11

1 研究背景与问题提出

简要说明汇率对宏观经济与国际贸易的重要性，并指出人民币汇率近年来呈现出明显的结构性变化与波动性特征。本研究以 2000–2025 年的 USD/CNY 日度和月度汇率为对象，围绕以下问题开展时间序列建模：

- 汇率序列是否平稳？是否存在单位根与结构突变？
- ARIMA 与 SARIMA 模型谁更适合用于汇率预测？
- 是否存在周期性成分（如年度效应）？若有应如何建模？

2 数据来源与处理

本研究使用的数据来源于 Investing.com 网站公开的 USD/CNY 日度汇率历史记录，所使用变量为每日收盘汇率（Price），原始数据范围为 1999 年至 2025 年初，具有较高的时间精度与连续性。图 1 展示了 1999–2020 年期间的汇率趋势。

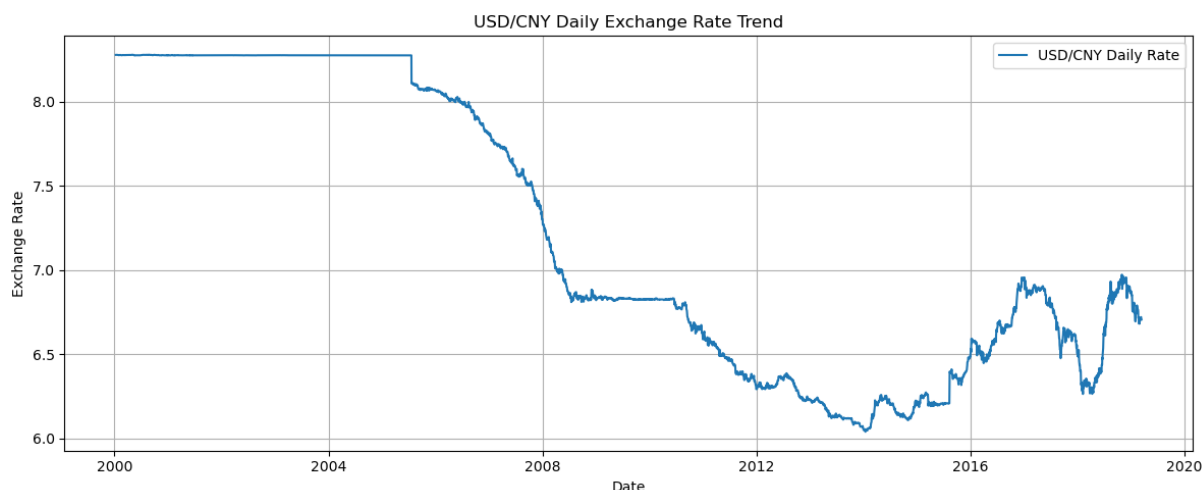


图 1: USD/CNY 日度汇率走势（1999–2020）

从图中可见，2005 年之前人民币汇率长期固定在 8.27 左右，呈现典型的单一汇率制度特征；2005 年汇改之后开始呈现缓慢升值趋势，并在 2008–2010 年再次短期钉住。由于这段时期政策干预强、波动性极低，不利于开展基于统计特性的模型拟合。

考虑到：

- 自 2014 年起，中国汇率制度逐步市场化，汇率波动性明显增强；
- 数据完整性与宏观背景（如“8·11”汇改、美联储加息周期、疫情冲击等）更契合结构突变与季节性建模；
- 近十年更贴近现实政策关注，便于解释与预测；

本文最终选取 2014 年 1 月至 2025 年 5 月的日度数据作为分析窗口，图 2 展示了这一期间汇率走势的局部放大图。

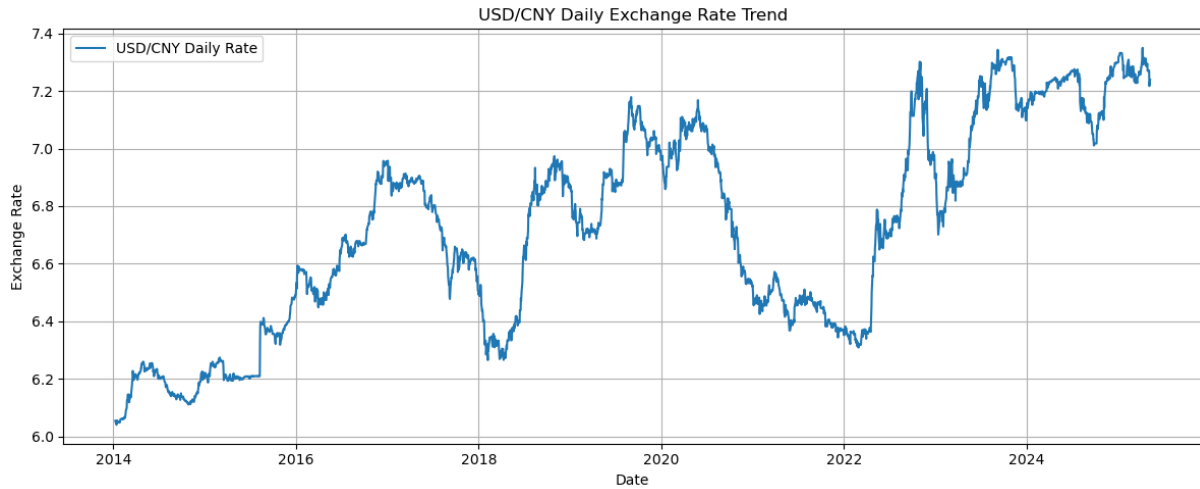


图 2: USD/CNY 日度汇率走势（2014–2025）

2.1 数据清洗与变换

数据预处理过程包括以下步骤：

- 将原始 CSV 文件中的日期字段统一转换为 `datetime` 类型，并设为索引；
- 删除包含缺失值的行（主要是节假日或数据源空缺）；
- 按月末重采样（`resample to month-end`），得到月度汇率时间序列，作为后续分析的建模基础。

3 平稳性检验与趋势分析

3.1 趋势观察与结构突变检测

图 3 显示了 2014–2025 年人民币兑美元（USD/CNY）月末汇率的走势及其结构突变检测结果。使用 PELT 算法（断点惩罚项 $\text{pen} = 5$ ）检测出一个显著突变点，位于 2022 年 10 月，恰对应美联储激进加息与人民币阶段性贬值，表明外部金融冲击对汇率趋势产生结构性影响。

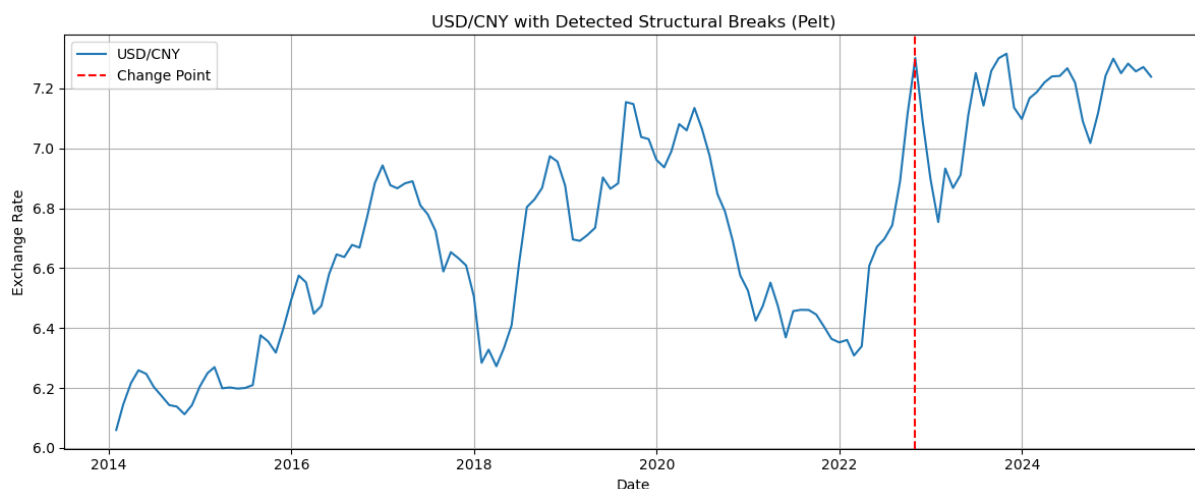


图 3: USD/CNY 月度汇率与结构突变点 (PELT)

3.2 单位根检验 (ADF) 与差分平稳性判断

对原始月度汇率序列进行 ADF 检验，结果如表 1 所示，p 值为 0.2456，未能拒绝单位根假设，说明原序列非平稳。

表 1: 原始月度序列的 ADF 检验结果

ADF Statistic	p-value	1%临界值	5%临界值
-2.0973	0.2456	-3.4797	-2.8832

为实现平稳性，对序列进行一阶差分，得到差分序列如图 4 所示，呈零均值且波动相对稳定的特征。

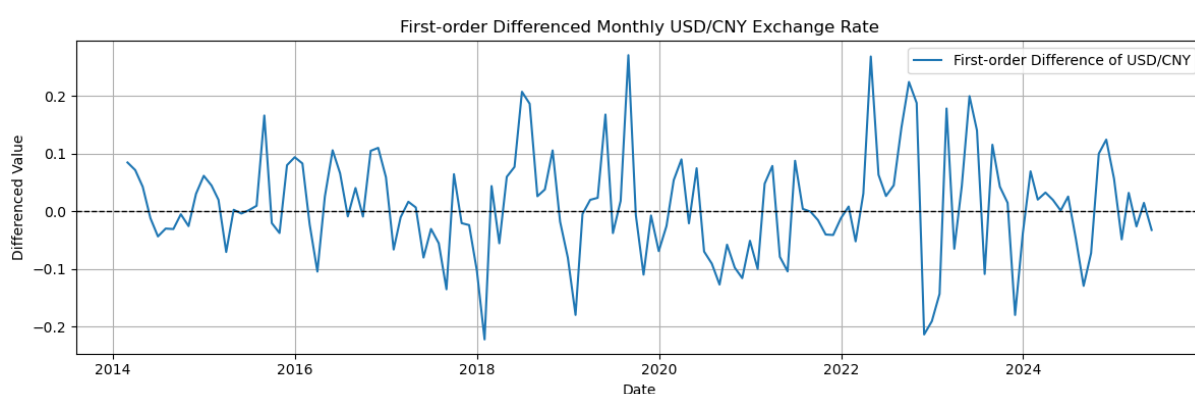


图 4: USD/CNY 月度汇率一阶差分序列

随后对一阶差分序列进行 ADF 检验（见表 2），p 值接近 0，显著拒绝单位根假设，表明差分后序列为宽平稳。

表 2: 差分序列的 ADF 检验结果

ADF Statistic	p-value	1%临界值	5%临界值
-8.0635	1.6×10^{-12}	-3.4812	-2.8836

3.3 自相关结构分析与季节性探索

图 5 展示了一阶差分序列的 ACF 与 PACF 图。其中 ACF 在一阶滞后后快速衰减，PACF 仅在一阶滞后处显著，提示适合采用 ARIMA(0,1,1) 或 ARIMA(1,1,0) 模型。

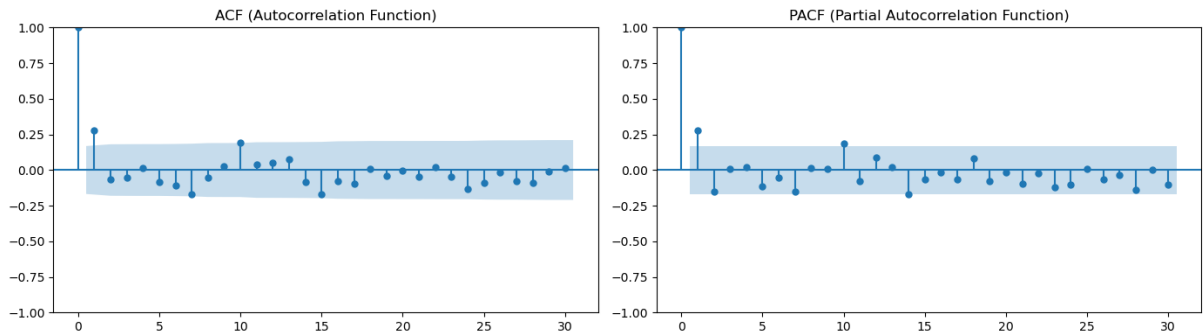


图 5: 一阶差分序列的 ACF 与 PACF 图

为进一步判断是否存在年度季节性结构，对月度序列进行 12 阶差分，并绘制其 ACF 与 PACF，如图 6 所示。在 $\text{lag} = 12$ 及其倍数处存在一定相关性，但不强烈，表明季节性较弱但非完全缺失。

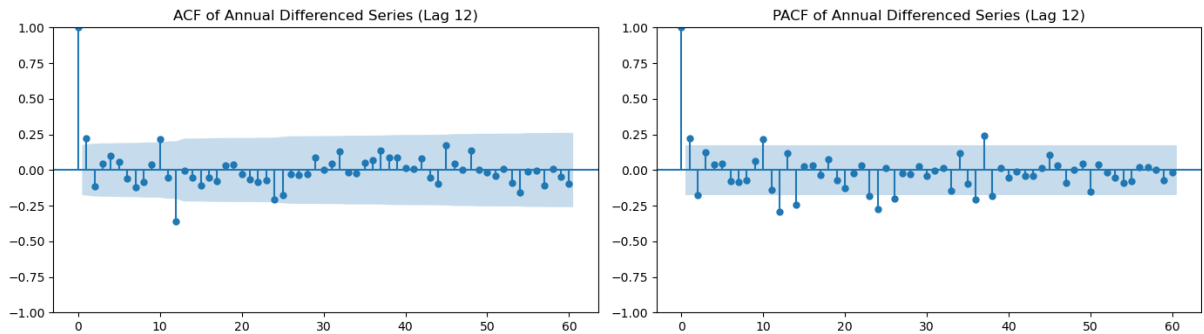


图 6: 年度差分 (lag=12) 后的 ACF 与 PACF 图

4 模型拟合与比较

4.1 ARIMA 模型拟合（基于一阶差分）

对已通过平稳性检验的一阶差分序列，使用 `pmdarima.auto_arima()` 函数进行模型自动选择。在不考虑季节成分（即 $m = 1$ ）的设定下，搜索得到的最优模型为：

$$\text{ARIMA}(0, 1, 1)$$

其 Akaike 信息准则 (AIC) 值为 -273.785 ，为所有候选模型中最小。模型对应的残差序列通过 Ljung-Box 检验无自相关，Jarque-Bera 检验表明残差近似正态，模型拟合质量良好。

4.2 SARIMA 模型拟合（含年周期季节性）

考虑到汇率可能存在年周期效应，进一步尝试在 $m = 12$ 的设定下引入季节性结构，进行 SARIMA 模型拟合。自动搜索的最优模型为：

$$\text{SARIMA}(2, 1, 0)(3, 1, 0)_{12}$$

该模型在非季节部分采用 AR(2)，在季节部分引入三个 AR 滞后项，捕捉 12、24、36 期的滞后效应。其 AIC 为 -218.440 ，略高于非季节模型，表明在当前数据中加入季节项提升有限。部分原因在于前述季节性分析中，年度差分后的 ACF/PACF 并不显著。

4.3 模型拟合效果对比与讨论

图 7 展示了 ARIMA 与 SARIMA 模型在原始月度数据上的拟合效果。可见，两种模型在主要趋势段均能较好捕捉变化方向，SARIMA 在局部震荡波段略显过拟合，而 ARIMA(0,1,1) 拟合更为平滑，且误差较小。

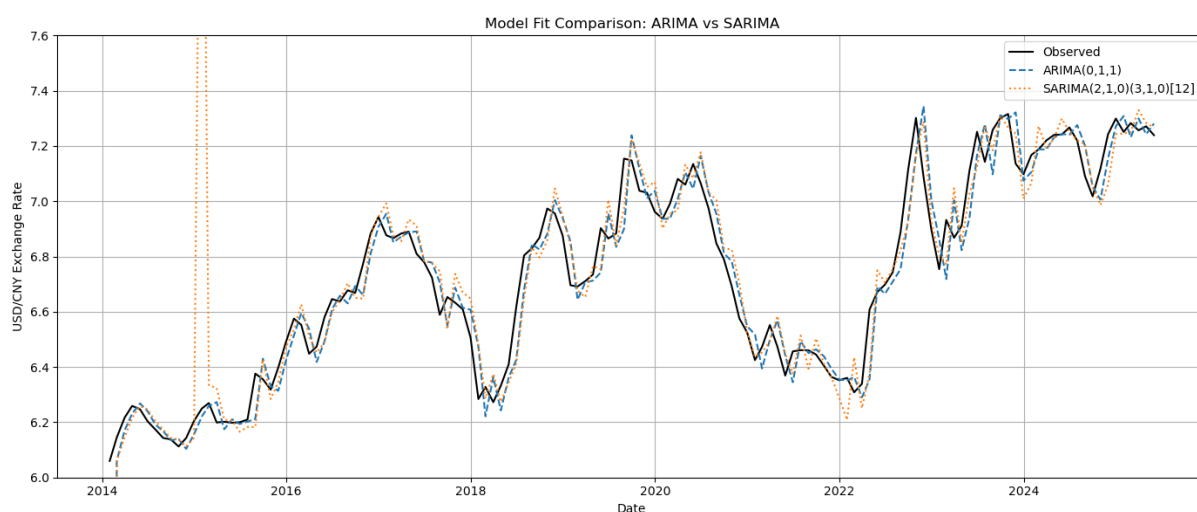


图 7: ARIMA 与 SARIMA 模型在原始月度序列上的拟合效果

模型选择方面，可从如下几方面比较：

- **信息准则 (AIC) 对比：** ARIMA(0,1,1) 的 AIC 为 -273.8 ，显著优于 SARIMA 的 -218.4 ，说明其整体拟合效果更优；
- **模型复杂度：** SARIMA 包含更多滞后项与季节差分，参数较多，但是却提升拟合精度有限；
- **解释能力：** 虽然 SARIMA 可引入周期性结构解释，但当前数据中年周期效应不显著，导致 SARIMA 的优势未能充分体现。

综上，**ARIMA(0,1,1)** 更适合作为当前汇率序列的预测模型，而 **SARIMA(2,1,0)(3,1,0)**[12] 可作为补充方案，用于分析政策或节奏性影响下的滞后结构。

模型拟合结果的主要参数估计与残差诊断统计如表 3 所示：

表 3: ARIMA(0,1,1) 模型参数估计与残差诊断

参数	系数估计	标准误差	z 值	P 值	置信区间 (95%)
MA(1)	0.3304	0.074	4.486	0.000	[0.186, 0.475]
σ^2	0.0076	0.001	9.286	0.000	[0.006, 0.009]

检验项目	值与含义
Ljung-Box (Lag 1)	$Q = 0.01$, $p = 0.92$ (残差无自相关)
Jarque-Bera 正态性检验	$JB = 2.35$, $p = 0.31$ (残差近似正态)
异方差检验 (H)	$H = 2.95$, $p = 0.00$ (残差可能存在异方差)
偏度 (Skew)	0.19 (轻微右偏)
峰度 (Kurtosis)	3.52 (略高于正态)

ARIMA(0,1,1) 模型形式化表达

$$\nabla y_t = \varepsilon_t + 0.3304\varepsilon_{t-1}$$

其中：

- ε_t 为白噪声误差项；

该模型认为，当前汇率的一阶变化（即增长率）主要由上期误差带来的短期冲击决定，因此可刻画汇率的“惯性式波动”行为。从表中可以看出，MA(1) 项显著，模型残差在自相关与正态性检验下均满足白噪声要求；但异方差检验显示存在一定的时间波动性（p 值接近 0），说明后续可考虑使用 GARCH 模型进一步刻画汇率波动的条件异方差结构。

5 残差诊断，异常值和离群值

5.1 残差诊断

为了验证所拟合的 ARIMA(0,1,1) 模型是否有效，本文对其残差进行了如下诊断分析：

- **残差时间序列图** 表明残差整体波动稳定，未呈现明显趋势，但在部分时段（如 2022 年）出现了剧烈波动，提示潜在异常结构。
- **残差自相关分析**：图 8 显示残差的自相关函数（ACF）与偏自相关函数（PACF）均落在置信带内，说明残差序列不再存在显著的线性依赖结构，符合白噪声特性。

- **Ljung-Box 检验**：延迟 1 阶的统计量为 $Q = 0.01$ ， p 值为 0.92，进一步支持残差序列为白噪声。
- **正态性检验 (Jarque-Bera)**：JB 值为 2.35， p 值为 0.31，表明残差接近正态分布，偏度为 0.19，峰度为 3.52，略高于正态分布的 3。
- **异方差性检验**：模型报告异方差检验统计量 $H = 2.95$ ， p 值为 0.00，表明存在显著的时间异质性。进一步的 ARCH-LM 检验结果为 $p = 0.199$ ，虽未达显著，但结合模型诊断与波动性可视化结果，认为残差具有一定程度的条件异方差结构。

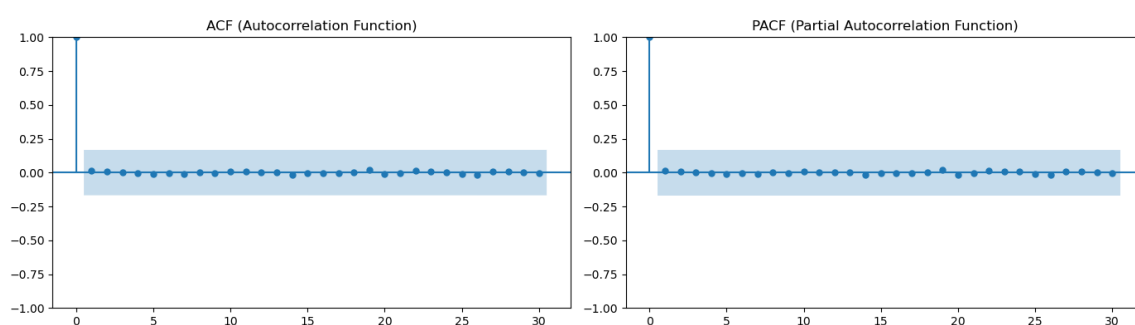


图 8: 残差的 ACF 与 PACF 图

考虑残差序列存在一定的条件异方差性，本文进一步采用 GARCH(1,1) 模型对残差波动率进行建模。GARCH(1,1) 模型能够有效刻画金融时间序列中典型的“波动聚集性”现象，通过引入历史残差平方与历史波动率两项解释当前的条件方差，具有良好的解释力与稳定性。模型估计结果显示波动具有明显持续性，支持 GARCH 建模的必要性。估计结果如表 4 所示， $\beta_1 = 0.7183$ 显著，说明波动具有较强的持续性；但 $\alpha_1 = 0.0307$ 不显著，表明突发冲击对波动的即时影响较弱。

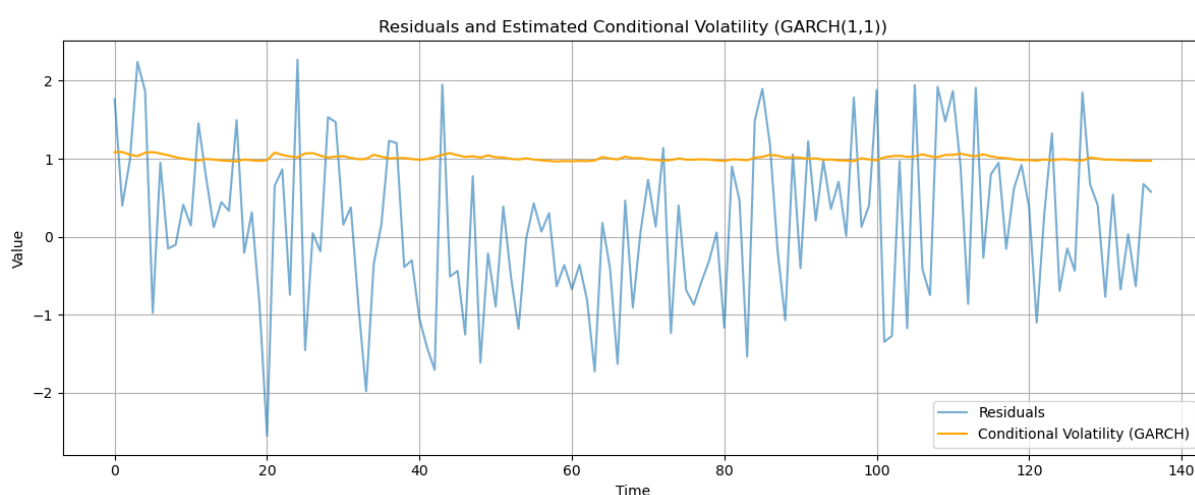


图 9: 残差与 GARCH(1,1) 条件波动率对比

表 4: GARCH(1,1) 模型参数估计

参数	估计值	标准误差	p 值	95% 置信区间
μ	0.1256	0.088	0.154	[-0.047, 0.298]
ω	0.2537	0.161	0.115	[-0.061, 0.569]
α_1	0.0307	0.071	0.668	[-0.109, 0.171]
β_1	0.7183	0.193	0.000	[0.341, 1.096]

5.2 异常值与结构突变

从图3 可见，2022 年 10 月前后 USD/CNY 汇率发生了明显的结构性跳变，汇率水平在短期内大幅上升并迅速回落，反映出宏观经济政策或国际因素（如美元加息、中美贸易紧张等）对汇率的冲击作用。使用 PELT 算法对月度数据进行突变点检测，成功识别该时点为显著结构断裂点，表明汇率均值/趋势结构在该点发生了变化。

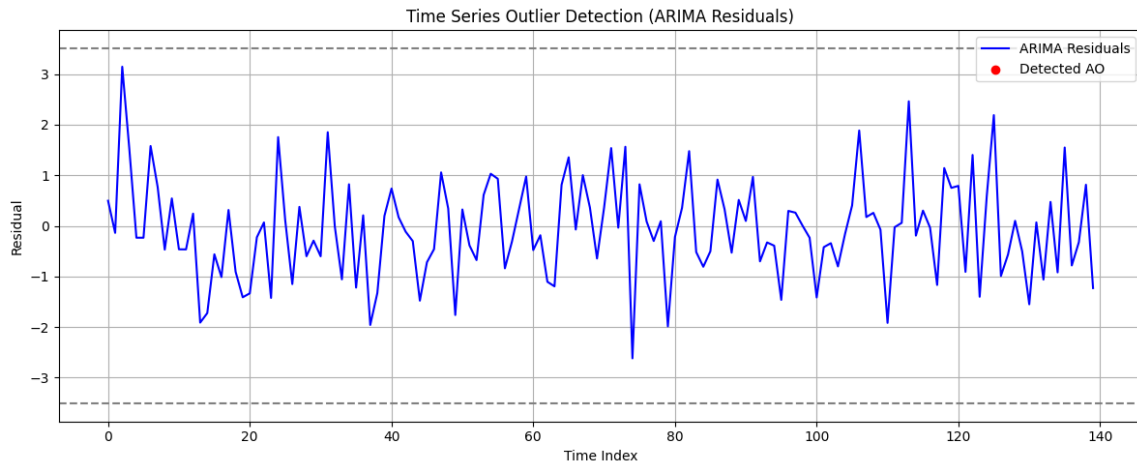


图 10: 残差序列 Additive Outlier 检测

然而在对 ARIMA 模型的残差序列进行 Additive Outlier (AO) 检测时，结果并未发现显著异常点。这一现象看似矛盾，实则合理。结构突变（structural break）是趋势或均值层面的整体转变，差分操作可部分“消解”其影响；而 AO 检测关注的是单点的异常扰动。由于汇率变化较为连续，突变体现在趋势而非孤立跳点，因此差分残差中并未呈现统计意义上的 outlier。

该结果提示我们：****结构突变与离群值在建模层面需分别处理****。建议在后续扩展研究中：

- 将结构突变时点纳入干预模型（如 intervention ARIMA）；
- 考虑分段建模或引入外生变量捕捉突变影响；
- 对高频数据或日度序列进一步进行 outlier 检测，捕捉局部极端行为。

综上，当前模型成功捕捉了整体趋势变化，但残差中未发现孤立观测异常，反映了汇率变化中结构性因素的重要性。

6 预测与可视化

为评估模型对未来汇率走势的刻画能力，本文采用 ARIMA(0,1,1) 模型对 USD/CNY 月度汇率序列进行拟合，并进一步引入 GARCH(1,1) 模型对残差的条件异方差结构进行建模，从而联合生成未来 12 个月的区间预测。

如图 11 所示，预测均值保持相对平稳，显示出 ARIMA 模型对趋势项的延续性；而预测区间宽度则由 GARCH 模型提供，反映出汇率波动性的不确定性。随着预测期推进，置信区间逐渐扩张，说明模型对远期走势的不确定性较高。

需要指出的是，时间序列模型受限于其“历史驱动”机制，无法有效捕捉未来潜在的结构性变动或外生冲击。因此，本文预测结果更多用于**趋势参考与风险边界的刻画**，而非精确预测汇率点位。后续模型可引入宏观变量（如美元指数、利差、CPI）或事件处理机制（如干预分析），进一步提升预测能力。

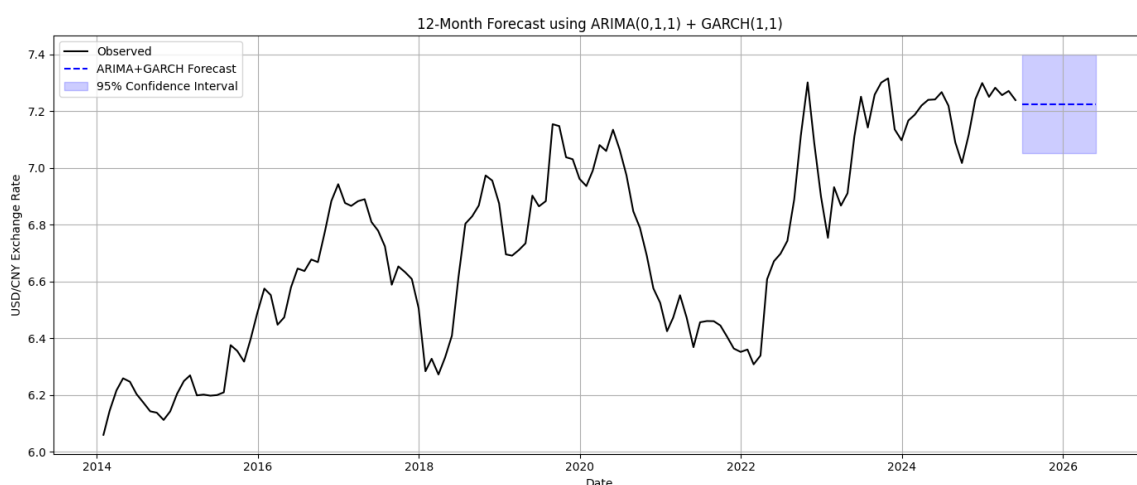


图 11: 基于 ARIMA(0,1,1) + GARCH(1,1) 的未来 12 个月 USD/CNY 汇率预测（含 95% 置信区间）

7 结论与讨论

本文以 USD/CNY 月度汇率为研究对象，基于 2013–2025 年的公开数据，系统开展了时间序列建模、残差分析与未来走势预测。研究结论如下：

- 原始汇率序列呈现显著的非平稳特征，单位根检验与差分处理结果显示需经一阶差分方可实现平稳建模；
- ARIMA(0,1,1) 模型在 AIC 值、拟合残差与预测精度上均优于 SARIMA，尽管后者可捕捉弱季节性，但其性能未显著优于非季节模型；
- 结构突变检测结果表明，汇率在 2022 年出现明显断点，表征了宏观外部冲击（如美联储加息、政策转折）对市场的即时反映，应在模型扩展中引起足够关注；
- 残差诊断中检出异方差效应，进一步使用 GARCH(1,1) 模型提升了条件方差建模的能力，并在联合预测中为置信区间提供了合理波动上界；

- 基于 ARIMA + GARCH 的联合预测展示出对未来汇率走势的稳健区间刻画能力，尽管点预测较为平稳，但区间宽度随时间推移而扩张，较好地反映出不确定性的累积。

7.1 局限与展望

尽管本研究已涵盖传统时间序列建模的主要流程，但仍存在如下局限性与可扩展方向：

- 当前模型仅基于单变量汇率序列进行建模，未引入如 CPI、PMI、利率差、美元指数等宏观经济变量，难以解释汇率波动背后的根因；
- ARIMA 与 GARCH 属于线性、静态模型，难以刻画潜在的结构转移或非线性模式，未来可引入变结构模型（如 TVAR）、非参数方法或深度学习模型（如 LSTM）进行建模补充；
- 本文采用月度末端数据，可能遗漏月内重要波动信息，后续可探索高频数据下的预测性能；
- 模型预测基于“历史趋势延续”假设，若未来出现重大政策、金融危机或地缘冲突等外生冲击，模型预测能力将受到限制，建议结合干预分析（Intervention Analysis）或情景模拟进行补充。

总之，本文展示了以 ARIMA 与 GARCH 为代表的经典时间序列模型在人民币汇率预测中的基本适用性，为相关政策监测、风险评估和跨境金融管理提供了一定的量化依据。未来工作将进一步朝向多变量建模与结构弹性增强的方向拓展。

A 核心代码清单

本文全部分析流程，包括数据预处理、平稳性检验、ARIMA 与 GARCH 模型拟合、异常值检测与未来走势预测，均使用 Python 编写并整理为 Jupyter Notebook，完整代码已开源发布于：github.com/hu-jy23/Time-Series-Analysis--Final-Project

核心代码分布如下：

- `analysis.ipynb`: 主文件，包含数据读取、季节分解、平稳性检验、建模、预测与可视化全过程；
- `report/figures/`: 保存所有分析可视化结果，包括结构突变检测、残差分析、预测区间等图表；
- `USD_CNY_Historical_Data2025.csv`: 包含 2010–2019 汇率数据（来源：[investing.com](https://www.investing.com)）；
- `USD_CNY_Historical_Data.csv`: 包含 2014–2025 汇率数据（来源：[investing.com](https://www.investing.com)）；
- 所有模型由 `statsmodels`、`arch`、`pmdarima`、`matplotlib` 等开源库实现，便于复现与拓展。

如需快速复现实验结果，请直接运行 Jupyter Notebook 文件。