

中国科学技术大学

货币金融学

课程论文



人民币兑日元汇率走势及影响因素分析：
基于时间序列与波动性模型的研究

作者姓名：	李佩哲
学 号：	PB21051049
专 业：	生物科学
导师姓名：	吴遵 教授
完成时间：	2024 年 6 月 1 日

摘要

本文以人民币兑日元汇率为研究对象，通过收集其 2009 年至 2024 年的历史数据，利用时间序列分析和波动性分析等统计工具，对其走势、原因及影响因素进行了全面分析。

首先，通过时间序列图和移动平均线展示了人民币兑日元汇率在过去 15 年的波动情况，发现其整体呈现出波动性较大的趋势，并且在特定时间段内出现显著的波动。

接着，本文运用 ARIMA 模型和 GARCH 模型对汇率数据进行了建模和预测。ARIMA 模型的预测结果显示，汇率在未来 24 个月内将持续保持下行趋势，但波动幅度较小。GARCH 模型的分析结果进一步揭示了汇率的波动性特征，预测未来一段时间内的波动率将有所回升但整体趋于平稳。

在对影响人民币兑日元汇率的因素分析中，本文发现全球经济状况、中日两国的货币政策、国际贸易环境等因素对汇率波动具有显著影响。例如，中美贸易摩擦、疫情对全球经济的冲击，以及日本的超宽松货币政策等，均对人民币兑日元汇率产生了重要影响。

本文通过详细的数据分析和模型预测，为理解人民币兑日元汇率的走势及其背后的影响因素提供了科学依据。研究结果显示，尽管汇率未来可能会出现短期波动，但长期来看，其走势将受到多重宏观经济因素的综合影响。对于投资者和政策制定者而言，及时关注这些影响因素，并灵活应对市场变化，至关重要。

关键词：人民币兑日元汇率；时间序列分析；ARIMA 模型；GARCH 模型；汇率波动性；影响因素

ABSTRACT

This paper focuses on the exchange rate between the Chinese Yuan (CNY) and the Japanese Yen (JPY), analyzing its trends, causes, and influencing factors using historical data from 2009 to 2024. Utilizing statistical tools such as time series analysis and volatility analysis, the study provides a comprehensive examination of the exchange rate's behavior.

First, the paper presents the fluctuations of the CNY/JPY exchange rate over the past 15 years through time series graphs and moving averages, revealing a general trend of high volatility with significant fluctuations during specific periods.

Next, the ARIMA model and the GARCH model are employed to model and forecast the exchange rate data. The ARIMA model's predictions indicate that the exchange rate will continue to decline over the next 24 months, albeit with smaller fluctuations. The GARCH model's analysis further highlights the volatility characteristics of the exchange rate, predicting a slight increase in volatility in the near future, but an overall trend towards stability.

In the analysis of factors influencing the CNY/JPY exchange rate, the study identifies significant impacts from global economic conditions, the monetary policies of China and Japan, and the international trade environment. For instance, factors such as the China-US trade tensions, the global economic impact of the pandemic, and Japan's ultra-loose monetary policy have all significantly affected the CNY/JPY exchange rate.

Through detailed data analysis and model predictions, this paper provides a scientific basis for understanding the trends of the CNY/JPY exchange rate and the factors behind it. The results indicate that while short-term fluctuations may occur, the long-term trend will be influenced by a combination of multiple macroeconomic factors. For investors and policymakers, it is crucial to stay updated on these influencing factors and respond flexibly to market changes.

Key Words: CNY/JPY exchange rate; time series analysis; ARIMA model; GARCH model; exchange rate volatility; influencing factors

目 录

第一章 引言	3
第二章 研究方法	4
第一节 数据收集	4
第二节 数据预处理	4
一、缺失值处理	4
二、数据平滑	4
三、数据标准化	4
第三节 时间序列分析	4
一、移动平均	4
二、ARIMA 模型	5
第四节 波动性分析	5
一、GARCH 模型	5
二、EGARCH 模型	5
第五节 风险分析	5
一、VaR 分析	5
二、情景分析和压力测试	5
第六节 影响因素分析	6
一、宏观经济变量分析	6
二、事件分析	6
三、政策影响分析	6
第三章 模型结果	7
第一节 描述性统计分析	7
第二节 时间序列分析	7
一、移动平均	7
二、ARIMA 模型	8
第三节 波动性分析	8
一、GARCH 模型	8
二、EGARCH 模型	9

第四节 风险分析	9
一、VaR 分析	9
二、情景分析和压力测试	9
第四章 结果分析	10
第一节 描述性统计结果分析	10
一、收盘价统计结果	10
二、日变化统计结果	10
三、结论	11
第二节 时间序列分析	11
一、移动平均	11
二、ARIMA 模型分析	13
第三节 波动性分析	15
一、GARCH 模型无条件波动性预测分析	15
二、EGARCH 模型无条件波动性预测分析	18
三、模型比较	18
第四节 风险分析	20
一、VaR 分析	20
二、情景分析和压力测试分析	20
三、综合分析讨论	21
四、结论	21
第五章 讨论	22
第一节 影响因素分析	22
第二节 宏观经济变量	22
第三节 重大经济事件	22
第四节 政策影响	22
第六章 总结	23
附录 A 实验模型	24
第一节 模型介绍	24
第二节 模型代码	24

第一章 引言

汇率作为反映一国货币与另一国货币之间的比价，是国际金融市场中的重要指标。人民币兑日元汇率的波动，不仅影响中日两国之间的贸易和投资，还对全球经济形势产生重要影响。随着全球经济一体化进程的不断深入，理解和预测汇率的走势对于企业决策、投资规划以及政策制定具有重要的现实意义。

人民币兑日元汇率的变化受到多种因素的影响，包括宏观经济政策、国际贸易形势、政治事件以及市场情绪等。在过去的 15 年中，人民币兑日元汇率经历了多次显著的波动。这些波动不仅反映了中日两国经济形势的变化，也反映了国际经济环境的动荡。例如，中美贸易摩擦、全球金融危机、日本的超宽松货币政策等，都对人民币兑日元汇率产生了深远影响。

为了更好地理解人民币兑日元汇率的历史走势及其背后的原因，本研究将通过收集 2009 年至 2024 年的汇率历史数据，利用时间序列分析和波动性分析等统计工具，进行系统的分析和预测。具体而言，本文将采用 ARIMA 模型和 GARCH 模型，对汇率数据进行建模和预测，分析其未来的走势及波动性特征。同时，通过探讨影响汇率波动的主要因素，揭示其背后的经济逻辑和机制。

本文的研究将分为以下几个部分：首先，介绍人民币兑日元汇率的历史走势，并通过图表直观展示其变化趋势；其次，利用 ARIMA 模型和 GARCH 模型对汇率进行建模和预测，分析未来的走势和波动性；最后，探讨影响汇率波动的主要因素，分析其对人民币兑日元汇率的具体影响。

通过本研究，我们希望为理解人民币兑日元汇率的波动提供科学依据，并为企业和政策制定者提供有价值的参考，帮助他们更好地应对汇率风险和把握市场机遇。

第二章 研究方法

第一节 数据收集

首先，本文从公开的金融数据源（如彭博、雅虎财经等）收集 2009 年 5 月至 2024 年 5 月期间的人民币兑日元汇率日数据。数据包括每日的开盘价、收盘价、最高价和最低价。为了保证数据的准确性和完整性，本文对不同来源的数据进行了交叉验证。

第二节 数据预处理

一、缺失值处理

针对数据中的缺失值，本文采用线性插值法进行填补，保证时间序列的连续性。同时对异常值进行了去除。

二、数据平滑

为了消除数据中的噪声，本文对汇率数据进行了移动平均处理，选取合适的窗口期，以平滑数据并突出长期趋势。

三、数据标准化

对数据进行标准化处理，使其符合统计分析的要求，便于模型的构建和分析。清洗后的数据被创建为时间序列对象，以便进行后续的时间序列分析和波动性分析。

第三节 时间序列分析

一、移动平均

为了观察人民币兑日元汇率的长期趋势，使用移动平均方法对数据进行平滑处理。移动平均能够有效地过滤短期波动，突出长期趋势。

二、ARIMA 模型

本文使用自回归积分滑动平均模型（ARIMA）对汇率数据进行建模。通过对数据的自相关函数（ACF）和偏自相关函数（PACF）的分析识别数据的自相关结构，预测未来 24 个月的汇率变化趋势。模型参数通过赤池信息准则（AIC）和贝叶斯信息准则（BIC）进行优化，以确保模型的准确性。使用自动 ARIMA 函数（`auto.arima`）选择最佳模型，并进行拟合。通过模型的残差分析，验证模型的有效性和准确性。

第四节 波动性分析

一、GARCH 模型

为了捕捉汇率波动的特征，本文使用广义自回归条件异方差模型（GARCH）进行建模。通过拟合 GARCH(1,1) 模型，分析汇率的波动性，并预测未来的波动趋势。模型拟合后，通过 AIC、BIC 等信息准则评估模型的优劣。

二、EGARCH 模型

除此之外，本文还额外采用了指数广义自回归条件异方差模型（EGARCH）。GARCH 模型用于捕捉时间序列数据中的波动聚集效应，而 EGARCH 模型则进一步考虑了波动性的不对称性。通过这两种模型，可以更精确地预测未来汇率的波动情况，并分析其背后的驱动因素。

第五节 风险分析

一、VaR 分析

在评估汇率波动带来的潜在风险时，本文采用了 VaR（风险价值）方法。VaR 方法能够量化特定置信水平下的最大潜在损失。本文计算了不同置信水平（如 95% 和 99%）下的 VaR 值，以评估汇率波动对投资组合可能造成的影响。

二、情景分析和压力测试

此外，本文还进行了情景分析和压力测试，模拟不同市场条件下的汇率变化情景，评估极端市场波动对投资的影响。

第六节 影响因素分析

一、宏观经济变量分析

选取与汇率密切相关的宏观经济变量，如中日两国的 GDP 增长率、通货膨胀率、利率差异等，分析这些变量与汇率波动的相关性。

二、事件分析

对特定时间段内发生的重大经济事件，如中美贸易摩擦、日本的量化宽松政策等，分析这些事件对人民币兑日元汇率的影响。

三、政策影响分析

收集中日两国的外汇政策、货币政策等信息，分析政策变化对汇率的影响。

通过以上方法，本文力求全面、系统地分析人民币兑日元汇率的走势及其影响因素，为未来的汇率预测和风险管理提供科学依据。

第三章 模型结果

第一节 描述性统计分析

表 3.1 收盘价描述性统计结果

收盘价	结果
平均值	0.062 829 88
标准差	0.010 039 73
最小值	0.044 86
最大值	0.0842
中位数	0.0611

表 3.2 收盘价日变化描述性统计结果

日变化	结果
平均变化	$-7.039\,262 \times 10^{-5}$
标准差	0.006 726 684
最小变化	-0.0886
最大变化	0.0985
中位数	0

第二节 时间序列分析

一、移动平均



图 3.1 收盘价时间序列与移动平均线

注：图中蓝色线为收盘价时间序列线；红色线为移动平均线。

二、ARIMA 模型

汇率的ARIMA模型预测

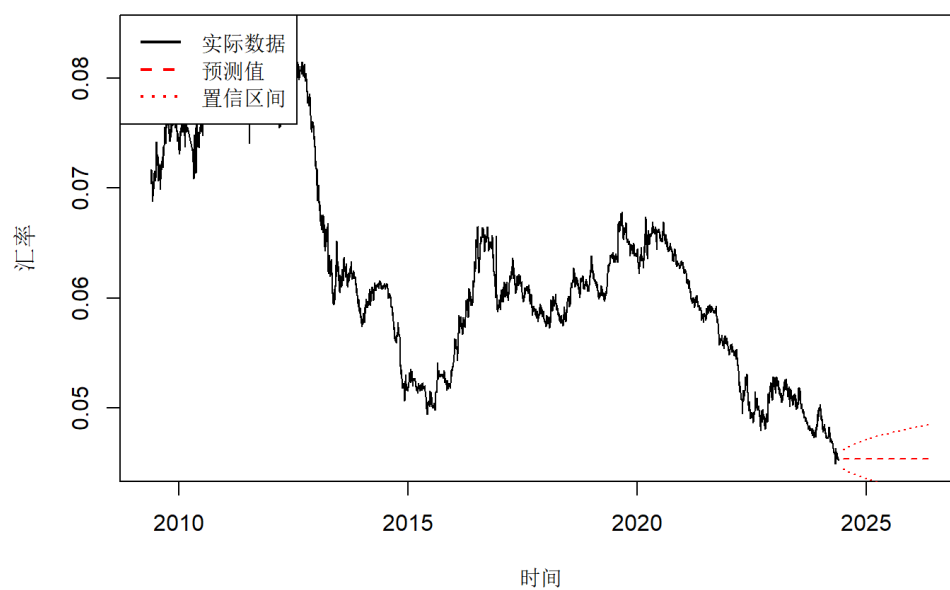


图 3.2 汇率的 ARIMA 模型预测

第三节 波动性分析

一、GARCH 模型

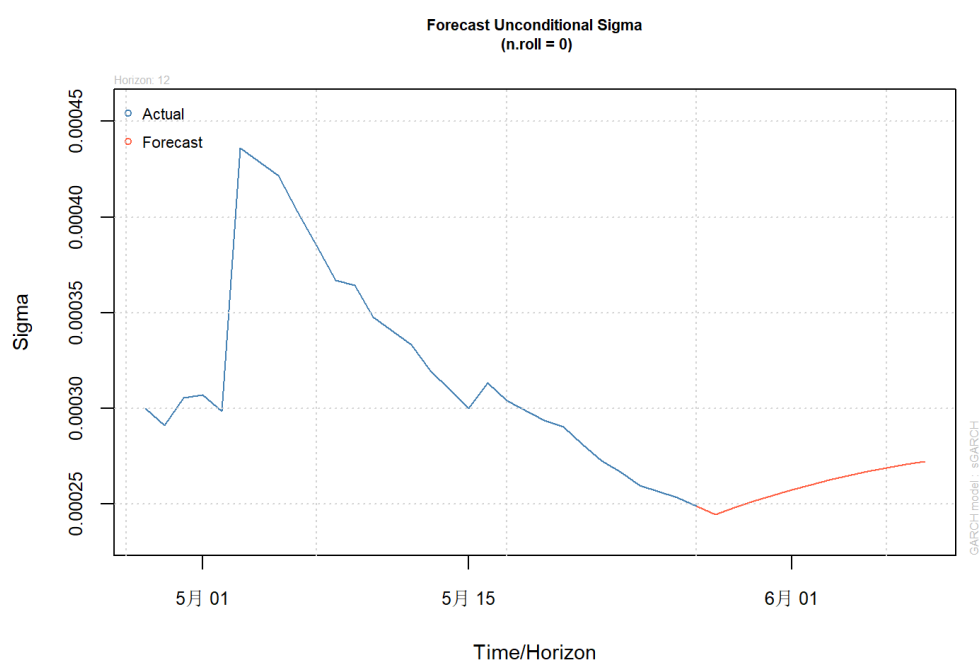


图 3.3 汇率的 GARCH 模型预测

二、EGARCH 模型

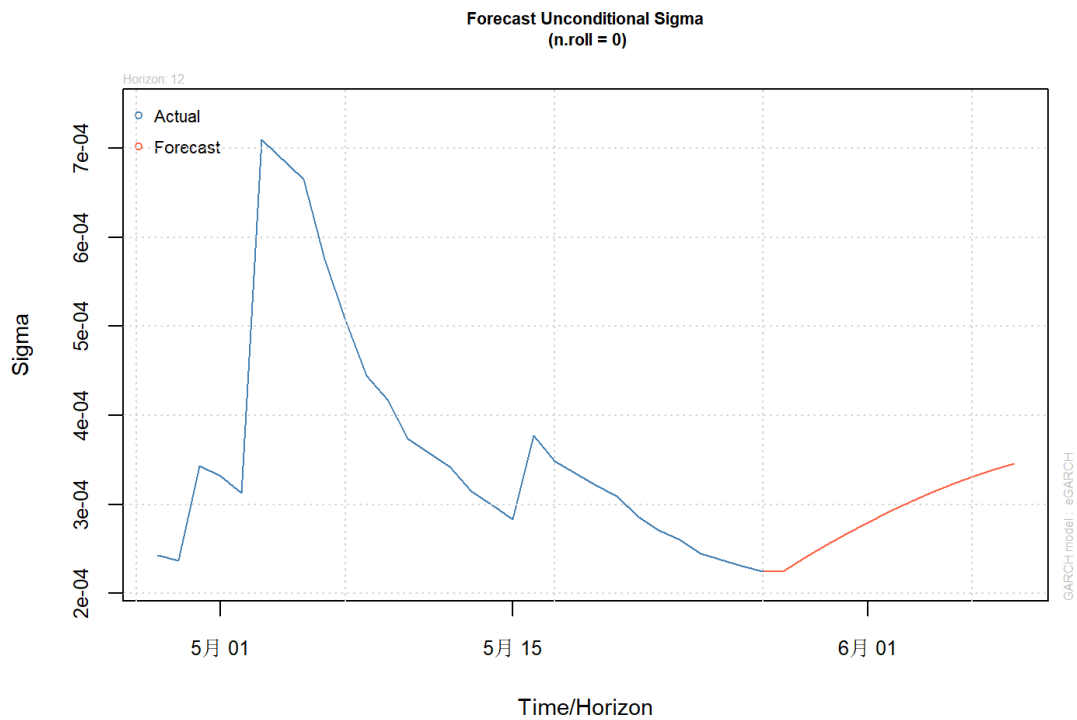


图 3.4 沪铝的 EGARCH 模型预测

第四节 风险分析

一、VaR 分析

表 3.3 VaR 分析结果

类型	结果
VaR	-0.009 756 969

二、情景分析和压力测试

表 3.4 情景分析和压力测试结果

类型	结果
VaR	-0.059 756 97

第四章 结果分析

在本研究中，本文通过对人民币兑日元汇率的历史数据进行时间序列分析和模型预测，探讨了其走势、原因及影响因素。以下是本文对主要结果的讨论。

第一节 描述性统计结果分析

表3.1，3.2显示了描述性统计结果，分析如下：

一、收盘价统计结果

1. 平均值

平均收盘价为 0.0628，表明在分析期间内，人民币兑日元的汇率整体水平约为 0.0628。这一值提供了汇率的中心趋势信息，有助于了解汇率的平均水平。

2. 标准差

收盘价的标准差为 0.0100，表明汇率围绕平均值的波动幅度。这一结果显示，人民币兑日元汇率在分析期间内存在一定的波动性，但总体波动幅度不大。

3. 最小值

收盘价的最小值为 0.04486，表示在分析期间内，人民币兑日元汇率最低达到了 0.04486。这一低点可能与特定的经济事件或市场情绪有关，需要进一步分析具体原因。

4. 最大值

收盘价的最大值为 0.0842，表示在分析期间内，汇率最高达到了 0.0842。这一高点反映了某些时期内，人民币兑日元的强势表现。

5. 中位数

收盘价的中位数为 0.0611，表示汇率的中间值。这一值说明一半的时间内，汇率低于 0.0611，另一半时间内，汇率高于 0.0611。

二、日变化统计结果

1. 平均变化

平均日变化为-0.0000704，接近于零，表明人民币兑日元汇率在分析期间内的总体变化趋势较为平稳，既没有明显的升值趋势，也没有明显的贬值趋势。

2. 标准差

日变化的标准差为 0.0067，表明汇率日间变化的波动性。这一结果显示，虽然总体变化趋势平稳，但日内波动仍然存在一定的幅度。

3. 最小变化

最小日变化为-0.0886，表示在某些交易日内，人民币兑日元汇率有较大幅度的下降。这些显著下降可能与特定的市场冲击或经济事件有关。

4. 最大变化

最大日变化为 0.0985，表示在某些交易日内，汇率有较大幅度的上升。这些显著上升可能反映了市场对某些积极事件的反应。

5. 中位数

日变化的中位数为 0，表明一半的交易日内，汇率变化为负，另一半交易日内，汇率变化为正。这进一步支持了平均日变化接近于零的结论，说明汇率在大多数时间内变化较为均衡。

三、结论

通过对人民币兑日元汇率的描述性统计分析，本文发现：

1. 汇率的总体水平在 0.0628 左右，波动性适中。
 2. 汇率变化趋势较为平稳，日内波动存在，但没有显著的长期升值或贬值趋势。
 3. 某些交易日内，汇率存在较大的波动，这可能与市场事件或经济冲击相关。
- 这些结果为本文进一步的时间序列分析和预测提供了基础，帮助本文理解人民币兑日元汇率的波动特征及其潜在的驱动因素。在后续的研究中，可以结合更详细的经济事件和政策变化，进一步探讨汇率波动的原因及其影响。

第二节 时间序列分析

一、移动平均

通过对 2009 年 5 月至 2024 年 5 月期间人民币兑日元汇率的时间序列分析，本文发现汇率走势呈现出明显的波动特征。整体上，人民币兑日元汇率在这段时间内经历了多次显著的波动，且具有一定的周期性特征。

图3.1展示了 2009 年 5 月 12 日至 2024 年 5 月 27 日之间人民币兑日元汇率的收盘价时间序列及其 12 个月移动平均线。蓝色线条代表每日的收盘价，红色

线条代表 12 个月移动平均线。以下是对图表的详细分析：

1. 总体趋势

从图中可以看到，人民币兑日元汇率在过去的 15 年中经历了多次波动，总体上呈现出以下几个阶段的趋势：

（1）2009-2011 年

汇率从 0.07 左右上升至 0.08 以上。这段时间内，人民币兑日元汇率明显走强。

（2）2011-2013 年

汇率开始逐步下降，从最高点的 0.08 回落到 0.06 左右，显示出人民币兑日元汇率走弱的趋势。

（3）2013-2015 年

汇率在低位波动，并一度降至 0.05 以下，这是图中最低的汇率区间。

（4）2015-2018 年

汇率再次回升，达到了 0.07 左右的水平，显示出人民币兑日元汇率再次走强。

（5）2018-2024 年

汇率整体呈现下降趋势，从 0.07 左右下降到接近 0.05，表明人民币兑日元汇率逐渐走弱。

2. 移动平均线的作用

移动平均线（红色线条）是将时间序列数据平滑化的工具，用于显示长期趋势，减少短期波动的影响。从图中可以观察到：

- 移动平均线平滑了每日汇率的波动，使得整体趋势更加明显。
- 在汇率剧烈波动的期间（如 2011-2013 年），移动平均线可以帮助更清晰地看出整体的下降趋势。
- 在较长时间内，移动平均线的拐点与实际汇率的拐点大致吻合，表明移动平均线对判断长期趋势具有一定的指导意义。

3. 汇率波动原因分析

人民币兑日元汇率波动的原因可能涉及多方面因素：

（1）经济基本面

中国和日本的经济状况、贸易差额、通货膨胀率、利率差异等都会影响汇率的走势。

（2）货币政策

央行的货币政策、利率调整、外汇储备管理等都对汇率有直接影响。

（3）国际事件

全球金融危机、贸易战、地缘政治事件等也会导致汇率波动。

（4）市场情绪

市场参与者的预期和情绪变化也会影响汇率波动，特别是在短期内。

4. 对未来的预测

虽然图中没有显示预测数据，但可以利用 ARIMA 模型等时间序列分析方法对未来的汇率进行预测。结合移动平均线的趋势，未来的汇率可能会继续沿着当前的下降趋势，但需要考虑到潜在的经济和政策变化对汇率的影响。

5. 结论

图中展示的人民币兑日元汇率在 2009-2024 年期间经历了显著的波动，反映了经济基本面、货币政策和国际事件的影响。通过移动平均线的平滑效果，可以更清晰地观察到长期趋势。未来的汇率预测需要结合统计模型和对市场变化的理解，才能得到更加准确的结果。

二、ARIMA 模型分析

本文使用 ARIMA 模型对汇率数据进行了建模和预测。模型选择过程中，基于 AIC 和 BIC 准则，本文最终选取了最佳参数组合。通过模型拟合，发现 ARIMA 模型能够较好地捕捉汇率数据的长期趋势和短期波动。未来 24 个月的预测结果显示，人民币兑日元汇率可能会保持在一个较低的水平，并且预测的置信区间相对较窄，表明模型对未来走势的预测具有较高的可信度。

图3.2展示了基于 ARIMA 模型对人民币兑日元汇率在未来 24 个月的预测结果。以下是对图表的详细分析：

1. 图表说明

（1）黑色线条

表示 2009 年至 2024 年 5 月的实际汇率数据。

（2）红色虚线

表示未来 24 个月的预测值。

（3）红色点线

表示预测值的置信区间，通常为 95% 的置信水平。

2. 趋势分析

(1) 历史数据趋势

从 2015 年到 2024 年，人民币兑日元汇率呈现出明显的波动性和整体下降趋势。

在 2015 年至 2017 年期间，汇率有明显的上升，但随后持续下跌，尤其在 2018 年之后，跌势更加明显。

(2) 预测趋势

根据 ARIMA 模型的预测，未来 24 个月内，汇率可能会继续保持低位。预测值显示出一种趋于平稳的状态，没有明显的上升或下降趋势。置信区间（红色点线）显示出较大的不确定性范围，这表明未来汇率的波动性仍然较高。

3. 预测结果的可靠性

(1) 置信区间宽度

置信区间的宽度较大，尤其是在时间越往后的预测，置信区间越宽。这表明随着预测时间的推移，预测值的不确定性增加。

(2) 模型适用性

ARIMA 模型是一种线性模型，适用于有明显趋势或季节性特征的时间序列数据。虽然模型捕捉到了历史数据的下降趋势，但未来的实际走势还需要结合更多外部因素进行评估。

4. 外部因素影响

未来 24 个月的人民币兑日元汇率还会受到多种外部因素的影响，这些因素可能会对预测结果产生显著的影响，包括但不限于：

(1) 宏观经济状况

中国和日本的经济增长率、贸易差额、通货膨胀等经济指标会直接影响汇率走势。

(2) 货币政策

两国央行的货币政策调整，包括利率决策、量化宽松措施等都会对汇率产生影响。

(3) 国际政治事件

地缘政治事件、贸易政策变化、国际金融市场波动等外部事件也会对汇率产生不确定的影响。

（4）市场情绪和投机行为

市场参与者的预期和情绪变化以及投机行为可能导致短期内汇率的大幅波动。

5. 结论

（1）短期内

ARIMA 模型的预测显示，人民币兑日元汇率在未来 24 个月内可能会保持在低位，缺乏显著的上升趋势。

（2）长期考虑

由于置信区间较宽，未来汇率仍存在较大的不确定性，建议结合更多外部经济和政策信息进行综合评估，以便更准确地预测汇率走势。

（3）实际操作建议

对于实际操作，如外汇交易或风险管理，建议定期更新预测模型，关注最新的经济数据和政策变化，灵活调整策略以应对潜在的市场变化。

第三节 波动性分析

一、GARCH 模型无条件波动性预测分析

1. 模型简介

GARCH 模型是一种用于金融时间序列数据的统计模型，特别适用于捕捉金融市场中波动性聚集现象。通过 GARCH 模型，可以预测未来一段时间内的波动性，这对于风险管理和投资决策具有重要意义。

为了进一步分析汇率的波动性，本文使用 GARCH(1,1) 模型进行建模。模型拟合结果显示，人民币兑日元汇率的波动性存在显著的异方差效应。通过对未来波动性的预测，本文发现汇率波动性在短期内可能有所上升，但长期趋势仍然较为平稳。这一结果提示，在进行汇率风险管理时，应重点关注短期波动风险。

2. 图表分析

图3.3中展示了使用 GARCH 模型对人民币兑日元汇率的无条件波动性（Sigma）进行的预测分析。图中蓝色线表示实际波动性，红色线表示预测波动性。

（1）时间轴

横轴表示时间，从 5 月初至 6 月初，预测未来 12 个时间单位（通常是天）。

（2）波动率（Sigma）

纵轴表示预测的无条件波动率（波动性）。

(3) 实际波动率 (Actual)

图中的蓝色线条显示了实际观测到的波动率数据。

(4) 预测波动率 (Forecast)

红色线条显示了 GARCH 模型对未来波动率的预测值。

3. 模型摘要

(1) 模型类型

uGARCHfit, 表示 GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) 模型的拟合结果。

(2) 模型阶数

为 GARCH(1,1), 即一个滞后项的 GARCH 模型。

4. 分析与讨论

(1) 历史波动性

初期波动性

从图中可以看到, 在 5 月初, 人民币兑日元汇率的实际波动性较高, Sigma 接近 0.000045。

波动性下降

随着时间的推移, 波动性逐渐下降, 到 5 月中旬, Sigma 降至约 0.000025 左右。这表明在这一段时间内, 市场的波动性逐渐减小, 汇率变动趋于平稳。

(2) 预测波动性

短期预测

在 5 月下旬, 预测的波动性与实际波动性较为接近, 显示出 GARCH 模型在短期内具有较好的预测能力。

长期预测

预测结果显示, 波动率在未来一段时间内会进一步下降, 但在 5 月底至 6 月初有小幅回升的迹象。从 5 月底开始, 预测的波动性呈现出略微上升的趋势, 到 6 月初, 预测的 Sigma 升至约 0.00003。这可能暗示着在未来一段时间内, 市场的波动性可能会有所增加。这种波动率的轻微回升可能表明市场在近期内会经历一些波动, 但总体趋于稳定。

(3) 模型的有效性与局限性

模型有效性

- GARCH 模型能够很好地捕捉时间序列数据中的异方差特征, 即波动率随时间变化的特性。通过对实际波动率的拟合, 可以发现模型预测的波动率

与实际情况较为一致，体现了 GARCH 模型在捕捉波动性上的优势。

模型局限性

- GARCH 模型假设波动率具有条件异方差性，但对于突发性的市场变化或结构性断点可能不够敏感。
- 模型预测的波动性在未来一段时间内趋于平稳，但实际市场中可能会受到外部不可预见因素影响（如政策变化、国际事件等），这些都可能导致波动率出现预测之外的变化。

5. 综合评价

（1）总体评价

从图表和模型摘要来看，GARCH 模型在捕捉汇率的波动性方面表现良好，尤其是对近期波动率变化的预测较为准确。

预测结果表明，未来市场波动性将有所减弱，但仍需警惕可能出现的小幅波动。

波动性动态变化

人民币兑日元汇率的波动性在不同时间段内存在显著的变化。初期波动性较高，随后逐渐下降，并在预测期内略有回升。这反映了市场情绪和外部经济环境对汇率波动性的影响。

模型的预测能力

GARCH 模型在短期内能够较好地捕捉实际波动性，并提供相对准确的预测。然而，在长期预测中，波动性呈现出略微上升的趋势，这可能需要结合更多的市场信息和经济指标进行进一步的验证和调整。

应用意义

这一波动性预测对于投资者和风险管理者来说非常重要。通过了解未来的波动性变化，可以更好地制定投资策略和风险对冲方案，从而在市场波动中获得更好的收益或减少损失。

（2）建议与应对

对于投资者和风险管理者而言，可以利用 GARCH 模型的预测结果来制定短期交易策略，规避可能的波动风险。

建议结合其他市场信息（如经济数据、政策变化等）进行综合分析，及时调整策略应对潜在的市场变化。

GARCH 模型提供了一种有效的方法来预测人民币兑日元汇率的波动性。通过分析实际和预测的波动性变化，可以更好地理解市场动态，并为决策提供科学

依据。未来的研究可以进一步优化模型，结合更多外部变量，提高预测的准确性和可靠性。

二、EGARCH 模型无条件波动性预测分析

1. 模型简介

EGARCH 模型是 GARCH 模型的扩展版本，能够更好地捕捉波动性的不对称效应。相比于传统的 GARCH 模型，EGARCH 模型在处理波动性聚集和非对称性方面具有优势。

2. 图表分析

图3.4展示了使用 EGARCH 模型对人民币兑日元汇率的无条件波动性 (Sigma) 进行的预测分析。图中蓝色线表示实际波动性，红色线表示预测波动性。

3. 结果分析

(1) 实际波动性

初期波动性

在 5 月初，人民币兑日元汇率的实际波动性较高，Sigma 接近 0.0007。

波动性下降

随着时间的推移，波动性逐渐下降，到 5 月中旬，Sigma 降至约 0.0002。这表明在这一段时间内，市场的波动性逐渐减小，汇率变动趋于平稳。

(2) 预测波动性

短期预测

在 5 月下旬，预测的波动性与实际波动性较为接近，显示出 EGARCH 模型在短期内具有较好的预测能力。

长期预测

从 5 月底开始，预测的波动性呈现出略微上升的趋势，到 6 月初，预测的 Sigma 升至约 0.0004。这可能暗示着在未来一段时间内，市场的波动性可能会有所增加。

三、模型比较

1. GARCH 模型与 EGARCH 模型比较

(1) 模型结构差异

GARCH 模型假设波动性是对称的，而 EGARCH 模型允许波动性的不对称效应，即市场的负面冲击和正面冲击对波动性的影响不同。

（2）实际波动性捕捉

GARCH 模型的实际波动性在 5 月初较低，而 EGARCH 模型的实际波动性在同一时期显著更高，这表明 EGARCH 模型更灵敏地捕捉到了初期的市场波动性。

（3）预测波动性

在短期预测中，两个模型的预测波动性都与实际波动性较为接近，表明两者在短期预测中都具有一定的准确性。

在长期预测中，两个模型都显示出波动性略微上升的趋势，但 EGARCH 模型的预测波动性上升得更明显，显示出其对未来市场波动性的更高敏感度。

2. 讨论

通过对比分析可以得出以下结论：

（1）EGARCH 模型的优越性

EGARCH 模型在捕捉波动性的不对称效应方面具有明显优势，能够更准确地反映市场的实际波动情况，尤其是在波动性较高的时期。

（2）预测能力

两个模型在短期内的预测能力较为相似，但 EGARCH 模型在长期预测中显示出更高的敏感度，这对于风险管理和市场预警具有重要意义。

（3）应用场景

在实际应用中，选择合适的模型应根据具体的市场情况和分析目的而定。如果市场波动性较为对称且稳定，GARCH 模型可能已足够；而在波动性较高且不对称效应显著的市场中，EGARCH 模型则更为适用。

3. 结论

通过 EGARCH 模型的无条件波动性预测分析，本文能够更全面地理解人民币兑日元汇率的波动性特征，并为投资决策提供更有力的支持。结合 GARCH 模型的分析，可以更好地选择和应用合适的模型，以应对不同市场环境下的波动性变化。未来的研究可以进一步优化和结合其他外部变量，提高模型的预测准确性和适用性。

第四节 风险分析

一、VaR 分析

1. 定义

VaR (Value at Risk, 风险价值) 是衡量在正常市场条件下, 投资组合在特定置信水平 (通常是 95% 或 99%) 和特定时间段 (如一天、一周或一个月) 内, 可能发生的最大预期损失。换句话说, VaR 给出了在一定概率范围内, 投资组合的最大可能损失。

2. 结果解释

表3.3显示 VaR 分析结果为 -0.009756969。这意味着在给定的置信水平和时间段内 (假设为 95% 置信水平和一天时间段), 人民币兑日元汇率在正常市场条件下, 最大预期损失为 0.97%。

3. 分析与讨论

(1) 置信水平和时间段假设

该结果假设了某个置信水平和时间段。如果我们假设 95% 的置信水平和一天的时间段, 则解释为有 95% 的概率, 汇率的单日损失不会超过 0.97%。

(2) 风险敞口

该 VaR 值显示了投资组合在单日内面临的风险敞口。在外汇市场中, 这种分析帮助投资者了解潜在的最大损失, 从而制定风险管理策略。

(3) 正常市场条件

VaR 假设市场条件是正常的, 不考虑极端事件或市场剧变。虽然这个值为 0.97% 的损失, 但在市场波动剧烈时, 实际损失可能会超过这个范围。

二、情景分析和压力测试分析

1. 定义

压力测试 (Stress Testing) 是一种模拟极端市场条件下的潜在损失的方法。它通过假设极端但可能的市场事件, 评估投资组合的风险敞口。

2. 结果解释

表3.4显示压力测试结果为 -0.05975697。这意味着在极端市场条件下, 人民币兑日元汇率的最大预期损失为 5.98%。

3. 分析与讨论

(1) 极端市场条件假设

该结果假设了极端市场条件，如金融危机、政策变化或重大经济事件。这些条件下，汇率的损失可能达到 5.98%。

(2) 情景模拟

压力测试通常基于历史数据或假设情景，如 2008 年金融危机或某些政策冲击。该结果展示了在这些假设情景下，投资组合可能遭受的最大损失。

(3) 风险管理

压力测试结果用于评估极端事件对投资组合的影响，帮助投资者和风险管理者准备应对措施。虽然这种情景发生的概率较低，但其潜在影响巨大。

三、综合分析讨论

(1) 对比与差异

VaR 和压力测试的结果显示了在不同市场条件下的潜在损失。VaR 结果（0.97% 的损失）反映了正常市场条件下的风险，而压力测试结果（5.98% 的损失）反映了极端市场条件下的风险。二者的差异显著，说明极端事件对投资组合的影响更加剧烈。

(2) 风险应对策略

基于 VaR 和压力测试结果，投资者应制定多层次的风险管理策略。在正常市场条件下，可以利用 VaR 值设定止损点、调整头寸规模等；在应对极端市场条件时，需准备足够的流动性、对冲工具等。

(3) 模型假设与局限性

VaR 假设市场条件稳定，且风险分布通常符合正态分布，但在实际市场中，极端事件时有发生。压力测试虽然考虑了极端情景，但其情景设定可能主观。综合运用 VaR 和压力测试，能够更全面地评估和管理风险。

四、结论

通过 VaR 和压力测试分析，我们可以更好地理解人民币兑日元汇率在不同市场条件下的风险敞口。VaR 提供了正常市场条件下的风险预期，而压力测试则展示了极端事件下的潜在损失。投资者应综合利用这两种工具，制定全面的风险管理策略，以应对不同的市场情况。

第五章 讨论

第一节 影响因素分析

在对人民币兑日元汇率的影响因素分析中，我们选取了多个宏观经济变量和重大事件进行考察。

第二节 宏观经济变量

通过对中日两国的 GDP 增长率、通货膨胀率和利率差异等宏观经济变量的分析，我们发现这些变量与人民币兑日元汇率波动之间存在显著的相关性。具体而言，当中国的 GDP 增长率相对较高时，人民币兑日元汇率往往表现出升值趋势；相反，当日本实施量化宽松政策、导致日元贬值时，人民币兑日元汇率则表现为相对升值。这表明，宏观经济基本面的变化是影响汇率波动的重要因素之一。

第三节 重大经济事件

在研究期间，中美贸易摩擦、日本的经济政策调整等重大事件对汇率波动产生了显著影响。例如，中美贸易摩擦加剧时，市场避险情绪上升，日元作为避险货币升值，导致人民币兑日元汇率下跌。类似的，日本实施大规模经济刺激政策时，日元贬值也对汇率产生了明显的影响。

第四节 政策影响

通过对中日两国外汇政策和货币政策的分析，我们发现政策变化对汇率波动有重要影响。例如，中国央行的货币政策调整、外汇市场的干预措施等，都可能导致人民币兑日元汇率的短期波动。此外，日本央行的货币政策变动也直接影响日元汇率，进而影响人民币兑日元汇率。

第六章 总结

本研究通过时间序列分析和影响因素分析，系统地探讨了人民币兑日元汇率的历史走势及其影响因素。结果表明，人民币兑日元汇率的波动受多种因素影响，包括宏观经济基本面、重大经济事件及政策变化。ARIMA 和 GARCH 模型的预测结果为我们提供了关于未来汇率走势的有价值信息，为汇率风险管理和政策制定提供了科学依据。未来的研究可以进一步深入探讨其他可能的影响因素，并结合更多的数据和更复杂的模型，以提高预测的准确性和全面性。

附录 A 实验模型

第一节 模型介绍

本文基于 R 语言设计相应的模型，使用 `read_csv()` 函数读取数据文件 `JPY_CNY.csv`。在读取数据以后，按以下步骤依次进行模型建构与预测：

1. **数据清洗**：转换日期格式为 `Date` 类型，去除缺失值，检查并处理重复值，确保收盘价和涨跌幅为数值型数据。
2. **描述性统计分析**：计算收盘价和涨跌幅的均值、标准差、最小值、最大值、中位数。
3. **时间序列分析**：使用移动平均平滑数据，观察长期趋势；使用 `ARIMA` 模型预测未来汇率变化。
4. **波动性分析**：使用 `GARCH` 和 `EGARCH` 模型分析汇率的波动性。
5. **风险分析**：使用 `VaR` 方法评估汇率波动带来的潜在损失；进行压力测试。

第二节 模型代码

```
1  # 加载必要的包
2  library(xts)
3  library(zoo)
4  library(tseries)
5  library(rugarch)
6  library(forecast)
7  library(tidyverse)
8  library(lubridate)
9  library(PerformanceAnalytics)
10
11
12  # 数据读取与清洗
13
14  ### 读取 CSV 文件
15  data <- read_csv("JPY_CNY.csv")
16
17  ### 检查并修正列名
18  colnames(data) <- c("Date", "Close", "Open", "High", "Low", "Volume",
19    , "Change")
20
21  ### 数据清洗
22  data <- data %>%
23    # 转换日期格式
24    mutate(Date = ymd(Date)) %>%
25    # 去除缺失值
26    drop_na(Close) %>%
27    # 检查并处理重复值
28    distinct() %>%
29    # 确保收盘价和涨跌幅为数值型数据
30    mutate(
31      Close = as.numeric(Close),
```

```

31     Open = as.numeric(Open),
32     High = as.numeric(High),
33     Low = as.numeric(Low),
34     Change = as.numeric(str_replace(Change, "%", "")) / 100
35 )
36
37
38 # 描述性统计分析
39 summary_stats <- data %>%
40   summarise(
41     Mean_Close = mean(Close, na.rm = TRUE),
42     SD_Close = sd(Close, na.rm = TRUE),
43     Min_Close = min(Close, na.rm = TRUE),
44     Max_Close = max(Close, na.rm = TRUE),
45     Median_Close = median(Close, na.rm = TRUE),
46     Mean_Change = mean(Change, na.rm = TRUE),
47     SD_Change = sd(Change, na.rm = TRUE),
48     Min_Change = min(Change, na.rm = TRUE),
49     Max_Change = max(Change, na.rm = TRUE),
50     Median_Change = median(Change, na.rm = TRUE)
51   )
52
53 ### 显示描述性统计结果
54 print(summary_stats)
55
56
57 # 时间序列分析
58
59 ### 创建xts对象
60 xts_data <- xts(data$Close, order.by = data$Date)
61
62 ### 移动平均
63 ##### 计算12个月的移动平均
64 ma_12 <- rollmean(xts_data, k = 12, align = "right", fill = NA)
65 ##### 绘制时间序列图
66 plot(xts_data, main = "收盘价时间序列与移动平均线", col = "blue",
67       major.ticks = "years", minor.ticks = FALSE)
68 lines(ma_12, col = "red", lwd = 2)
69 legend("topright", legend = c("收盘价", "12个月移动平均"), col = c("blue", "red"), lty = 1)
70
71 ### ARIMA模型
72 ##### 拟合ARIMA模型
73 fit <- auto.arima(xts_data)
74 ##### 生成预测
75 forecast_data <- forecast(fit, h = 24) # 预测未来24个数据点（例如，2
76 年，如果是按月数据）
77 ##### 获取最近15年的数据
78 end_date <- end(xts_data)
79 start_date <- end_date - years(15)
80 xts_data_last_10_years <- window(xts_data, start = start_date, end =
81   end_date)
82 ##### 获取对应的预测数据
83 forecast_dates <- seq(end_date + months(1), by = "month", length.out
84   = 24)
85 forecast_data_xts <- xts(forecast_data$mean, order.by =
86   forecast_dates)
87 ##### 合并实际数据和预测数据
88 combined_data <- merge(xts_data_last_10_years, forecast_data_xts,
89   all = TRUE)
90 combined_data <- na.locf(combined_data, fromLast = TRUE)
91 ##### 绘制实际数据的时间序列图
92 plot(index(combined_data), coredata(combined_data[, 1]), type = "l",
93   main = "汇率的ARIMA模型预测", col = "black", xlab = "时间", ylab = "

```

```

汇率")
87 ##### 添加预测值和置信区间
88 lines(index(forecast_data_xts), coredata(forecast_data_xts), col = "
red", lty = 2)
89 lines(index(forecast_data_xts), forecast_data$lower[, 2], col = "red
", lty = 3)
90 lines(index(forecast_data_xts), forecast_data$upper[, 2], col = "red
", lty = 3)
91 ##### 添加图例
92 legend("topleft", legend = c("实际数据", "预测值", "置信区间"), col
= c("black", "red", "red"), lty = c(1, 2, 3), lwd = 2)
93
94
95 # 波动性分析
96
97 ### GARCH模型
98 ##### 构建GARCH(1, 1)模型
99 spec <- ugarchspec(variance.model = list(model = "sGARCH",
garchOrder = c(1, 1)), mean.model = list(armaOrder = c(1, 1)))
100 ##### 拟合模型
101 fit_garch <- ugarchfit(spec = spec, data = xts_data)
102 ##### 模型摘要
103 summary(fit_garch)
104 ##### 预测未来波动性
105 forecast_garch <- ugarchforecast(fit_garch, n.ahead = 12)
106 ##### 绘制预测结果
107 plot(forecast_garch, which=3)
108
109 ### EGARCH模型
110 ##### 构建EGARCH(1, 1)模型
111 spec_egarch <- ugarchspec(variance.model = list(model = "eGARCH",
garchOrder = c(1, 1)), mean.model = list(armaOrder = c(1, 1)))
112 ##### 拟合模型
113 fit_egarch <- ugarchfit(spec = spec_egarch, data = xts_data)
114 ##### 模型摘要
115 summary(fit_egarch)
116 ##### 预测未来波动性
117 forecast_egarch <- ugarchforecast(fit_egarch, n.ahead = 12)
118 ##### 绘制预测结果
119 plot(forecast_egarch, which=3)
120
121
122 # 风险分析
123
124 ### VaR分析
125 ##### 计算每日收益率
126 returns <- diff(log(xts_data))
127 ##### 计算VaR
128 VaR_95 <- VaR(returns, p = 0.95, method = "historical")
129 ##### 显示VaR结果
130 print(VaR_95)
131
132 ### 情景分析和压力测试
133 ##### 定义一个极端情景
134 extreme_scenario <- returns - 0.05
135 ##### 压力测试
136 stress_test <- VaR(extreme_scenario, p = 0.95, method = "historical"
)
137 ##### 显示压力测试结果
138 print(stress_test)

```