**基于VaR模型的中国股票市场风险度量研究**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **提交日期** | **：** | 2023年04月06日 |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

# 摘 要

本研究旨在深入探讨基于VaR模型的中国股票市场风险度量。本文首先阐述了研究背景、意义与目的，并介绍了VaR的定义、研究模型和算法。接着，选取沪深300指数2018年1月1日至2022年12月30日的数据为样本，进行统计性分析和正态性检验。本文分别建立了ARMA模型、基于贝叶斯的GARCH（1,1）模型和极值理论的POT模型，并进行了预测、稳定性检验和回测检验。

通过实证分析，本研究对三种模型的预测结果与稳定性检验进行了分析，揭示了股票市场收益率波动的原因。最后，对研究结果进行了讨论与应用，并指出了研究局限与不足，提出了后续研究方向和建议。本文的实证研究结果对于相关领域的研究具有重要参考价值，有助于更好地量化中国股票市场的风险。

关键词：VAR计算；股票市场；风险度量

**Abstract**

The purpose of this study is to explore in depth the risk measure of Chinese stock market based on VaR model. This paper first describes the background, significance and purpose of the study, and introduces the definition, research model and algorithm of VaR. Then, the data of CSI 300 index from January 1, 2018 to December 30, 2022 are selected as samples for statistical analysis and normality test. In this paper, ARMA model, Bayesian-based GARCH (1,1) model and POT model of extreme value theory were established, and forecasting, stability test and backtest test were conducted.

Through empirical analysis, this study analyzes the forecasting results and stability tests of the three models to reveal the causes of stock market return volatility. Finally, the research results are discussed and applied, and research limitations and shortcomings are pointed out, and subsequent research directions and suggestions are put forward. The empirical findings of this paper have important reference value for research in related fields and help to better quantify the risks in the Chinese stock market.

Keywords: VAR calculation; stock market; risk measure

**目 录**

1. 摘要
2. Abstract
3. 引言
   1. 研究背景与意义
   2. VaR的定义
      1. 估算方法一：历史模拟法（Historical Simulation）
      2. 估算方法二：方差-协方差法（Variance-Covariance Method）
      3. 估算方法三：蒙特卡洛模拟法（Monte Carlo Simulation）
   3. VaR的研究模型
      1. 模型一：ARMA模型
      2. 模型二：GARCH模型
      3. 模型三：POT模型
   4. 本文研究目的与方法
4. 数据处理
   1. 样本及数据选取
   2. 统计性分析
   3. 正态性检验
5. 模型一：ARMA模型
   1. 稳定性检验
   2. 确定ARMA模型参数
   3. 模型建设
   4. VaR值计算
   5. 稳健性分析
   6. Kupiec 准确性检验
6. 模型二：基于贝叶斯的GARCH模型
   1. 模型建设
   2. 稳定性检验
   3. VaR值计算
   4. 稳健性分析
   5. Kupiec 准确性检验
7. 模型三：极值理论的POT模型
   1. 模型建设
   2. 稳定性检验
   3. VaR值计算
   4. 稳健性分析
   5. Kupiec 准确性检验
8. 实证分析结果与讨论
   1. 描述性统计分析
   2. 结果讨论与应用
9. 结论与展望
   1. 研究结论
   2. 研究局限与不足
   3. 建议与未来研究方向
10. 参考文献

**基于VaR模型的中国股票市场风险度量研究**

1. 引言
   1. 研究背景与意义  
      在2018年至2022年这段时间内，中国股市经历了诸多重大事件和波动。其中包括贸易战、新冠疫情以及市场监管政策的调整等因素[1]。这些事件对中国股市产生了显著的影响，导致市场波动加大，风险也随之增加。中国股市的波动和风险管理因此成为了一个备受关注的话题。  
      这段时间内，中美两国之间的贸易摩擦不断升级，导致贸易战成为中国股市的一大波动因素。贸易战对中国出口导向型企业造成了严重的负面影响，从而使得相关股票的表现受到压制。此外，贸易战还加剧了全球经济的不确定性，使得投资者对于中国股市的信心受到影响。  
      2019年底至2022年间，新冠疫情全球大流行，对全球金融市场产生了巨大的冲击，中国股市也受到了严重的影响。疫情导致了生产、消费以及投资的全面下滑，使得中国经济增长放缓。因此，市场的波动性加剧，投资者的风险厌恶情绪加重。然而，随着疫情得到一定程度的控制，中国经济逐渐恢复，部分板块和行业在疫情中展现出了强大的韧性，如医疗保健、远程办公和在线教育等产业，这些行业的相关股票在市场中表现出色。  
      市场监管政策的调整则是另一个影响中国股市的重要因素。在2018年至2022年期间，中国政府加强了对金融市场的监管，出台了一系列政策措施以降低市场风险和规范市场秩序。这些政策措施对市场的波动产生了一定的稳定作用，但同时也使得部分行业面临调整压力，如金融、房地产以及科技等行业。  
      综上所述，数据集的这段时间内，中国股市面临了诸多挑战，这些因素使得市场波动加大，风险也随之增加。在这个背景下，中国股市的波动和风险管理成为了一个备受关注的话题。  
      因此，对于投资者而言，合理预测和管理风险显得尤为重要。通过研究VaR模型，我们可以更好地度量和预测中国股市在这段时间内的风险，从而为投资者制定合适的投资策略提供依据。  
      在众多金融风险度量方法中，风险价值法（Value-at-Risk，简称VaR）受到了广泛的关注和应用。VaR方法是一种用于度量金融资产组合在一定概率水平和预期时间内的最大潜在损失的方法。它可以为金融机构、企业和投资者提供一个直观的风险度量指标，便于他们进行风险管理和决策。  
      在这种背景下，研究基于VaR模型的中国股票市场风险度量具有重要的理论和实践意义。  
      首先，从理论角度来看，VaR方法作为风险度量的一个重要工具，其在国际金融市场上的广泛应用为中国金融市场提供了借鉴和参考。通过研究VaR模型在中国股票市场的适用性和有效性，可以丰富和拓展金融风险度量理论在中国金融市场的应用，有助于提高金融风险管理的理论体系。  
      其次，从实践角度来看，基于VaR模型的风险度量研究对于中国金融市场的风险管理具有重要意义。金融机构、企业和投资者可以借鉴VaR方法，量化地评估金融产品和市场的风险敞口，从而更有效地制定风险管理策略和投资决策。VaR方法的普及和应用，使得市场参与者能够更加客观、全面地认识市场风险，有助于提高金融市场的稳定性和效率 [12]。  
      然而，尽管VaR模型在众多领域取得了显著成果，但它在应用于中国股票市场时面临一定的局限性和挑战。首先，中国股市的发展历程相对较短，市场参与者的投资理念、风险意识以及投资行为与发达国家股市存在较大差异。其次，中国股市存在政策干预、市场操纵等非市场因素，可能导致股票价格波动的异常表现。最后，中国股市的交易制度、信息披露等方面与国际主流市场存在差距，可能影响VaR模型在中国股市的适用性。  
      因此，在研究基于VaR模型的中国股票市场风险度量时，需要针对中国股市的特点和现实问题，对VaR模型进行改进和完善。具体来说，可以从以下几个方面展开研究：
      1. 针对中国股市的历史数据特点，选择合适的VaR模型。例如，可以考虑使用历史模拟法、方差-协方差法、蒙特卡洛模拟法等方法，对比分析它们在中国股市的适用性和预测能力。
      2. 结合中国股市的非线性特征，发展非线性VaR模型。例如，可以尝试引入GARCH族模型、COPULA模型等非线性方法，以捕捉中国股市的波动特征和尾部风险。
      3. 考虑中国股市的非市场因素，将政策变动、市场操纵等因素纳入VaR模型。例如，可以通过引入虚拟变量、事件研究等方法，分析非市场因素对股票市场风险的影响 [6]。
      4. 对比分析不同行业、不同市值、不同交易制度等条件下的中国股市风险度量。通过对比研究，揭示中国股市风险度量的异质性和差异性，为投资者和监管者提供有针对提供有针对性的风险管理策略和预警机制。

通过对VaR模型的研究，本文期望能为中国股票市场的风险度量和管理提供一种更加有效、全面的方法。利用国内外最新研究成果和实践经验，为我国证券市场提供有效的风险度量、管理和防范建议。同时，也希望能为金融业在应对日益复杂的风险环境中提供有益的启示和借鉴。

* 1. VaR的定义  
     VaR模型（Value at Risk）是一种广泛应用于金融风险管理领域的度量方法，旨在估计在特定置信水平（α）和时间跨度（Δt）内，投资组合可能面临的最大潜在损失。

Jorion [4]给出了VaR最权威的定义："VaR是衡量金融资产或资产组合在未来资产价格波动下的可能或潜在损失。在正常的市场条件和给定的置信度下，金融资产或资产组合在未来持有期间的最坏预期损失值"。  
VaR模型的基本定义：  
设L表示投资组合的损失，其概率分布函数为F(L)，则在置信水平α下，VaR表示为：  
其中，是投资组合损失概率分布函数的逆函数，α表示置信水平（如0.95或0.99）。

* + 1. 估算方法一：历史模拟法（Historical Simulation）

历史模拟法基于历史数据估算VaR值。给定投资组合在过去T天的收益率数据，计算其损失值数据集，其中。然后，按降序排列损失值，并选取第(1-α)T个损失值作为VaR。数学公式表示为：

其中，表示降序排列的损失值中第(1-α)T个值。

* + 1. 估算方法二：方差-协方差法（Variance-Covariance Method）

方差-协方差法基于投资组合收益率服从正态分布的假设，通过计算投资组合的均值（μ）和标准差（σ）来估计VaR。数学公式表示为：

其中，是正态分布的α分位数，μ为投资组合收益率的均值，σ为投资组合收益率的标准差。

* + 1. 估算方法三：蒙特卡洛模拟法（Monte Carlo Simulation）

蒙特卡洛模拟法通过模拟大量可能情景来计算VaR。首先，生成大量服从所选概率分布（如正态分布）的随机数，用这些随机数模拟投资组合的未来收益率。接着，计算每个模拟情景下的投资组合损失，并按降序排列。最后，选取第(1-α)S个损失值作为VaR，其中S为模拟的情景数量。数学公式表示为：

其中，表示降序排列的损失值中第(1-α)S个值。

* 1. VaR的研究模型  
     金融风险管理领域的VaR模型主要有三种类型：ARMA、GARCH以及POT。在介绍这三种模型之前，我们需要首先了解金融市场数据的特点，以便在此基础上进行正确的建模和测量。金融市场数据具有以下特点：  
     (1) 金融收益率的分布是高峰厚尾。与正态分布相比，它的尾部更厚，峰值更高。  
     (2) 收益率是一个典型的负偏态。  
     (3) 收益率的平方具有典型的自相关性。也就是说，市场因素的波动性趋向于聚集。  
     所有传统的VaR模型都是基于这些经验规律的。从理论上讲，VaR研究方法分为三类[由McNeil和Frey 92000, P. 272定义]：参数型、半参数型和非参数型。
     1. ARMA模型：ARMA模型（AutoRegressive Moving Average）是一种参数型模型，用于描述平稳时间序列。ARMA(p, q)模型由p阶自回归（AR）部分和q阶移动平均（MA）部分组成。数学表示为：  
        其中， 是时间t的观测值，和分别是自回归和移动平均的参数，是白噪声。
     2. GARCH模型：GARCH（Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity）模型是一种参数型模型，用于描述波动性聚集现象。GARCH(p, q)模型由p阶自回归（AR）部分和q阶移动平均（MA）部分组成。数学表示为：  
        其中，是时间t的条件方差，是常数项，和 分别是GARCH模型的参数，是白噪声 [15]。
     3. POT模型（Peaks Over Threshold）是基于极值理论的一种风险度量方法，适用于金融市场中尾部风险的分析。其核心思想是在给定阈值$u$的情况下，研究金融收益率超过该阈值的概率分布。POT模型利用极值分布（如广义Pareto分布）对收益率尾部进行建模，进而计算尾部风险的概率。  
        在POT模型中，一旦确定了适当的阈值ξ，可以使用广义Pareto分布（GPD）对尾部数据进行建模。GPD的累积分布函数（CDF）表示如下：  
        其中，F(x)表示金融收益率，ξ是阈值，β和x是极值分布的形状和尺度参数。

此外，VaR模型还可以根据研究方法分为以下三类：  
1. 参数型：基于样本数据的建模、研究和计算，如RiskMetrics  
2. 半参数型：主要用于对样本尾部数据的建模、研究和计算，如极值理论和CAViaR。  
3. 非参数型：通过模拟研究和计算，如历史模拟和蒙特卡洛模拟。  
结合这些方法，我们可以从不同角度对金融市场风险进行建模和度量。具体选择哪种模型取决于金融数据的特点、分析目的以及模型的预测精度。在实际应用中，可以将这些模型进行组合，以提高风险预测的准确性 [11]。

* 1. 本文研究目的与方法

本研究将从以下几个方面展开：

1. 本文旨在深入探讨金融风险管理领域的VaR模型及其相关方法，并在理论与实证层面上展现这些模型的有效性。为了达到这一目标，本文将采用以下研究方法和内容安排：

1.3.1. 文献综述：首先，本文将对VaR模型及其衍生方法的发展历程、基本概念、理论框架以及应用领域进行系统性地梳理，以便为后续研究提供理论基础和参考。

1.3.2. 方法论探讨：本文将对ARMA/POT/GARCH等VaR模型的各种形式，包括参数法、历史模拟法和蒙特卡洛模拟法，进行详细的介绍与比较。以及这些方法在风险度量、资本分配和投资组合优化等方面的应用。

1.3.3. 实证分析：本文将选取适当的金融数据，利用已有的VaR模型及其衍生方法进行实证分析。通过比较不同方法在样本数据上的表现，旨在揭示这些方法在实际应用中的优缺点，以及在不同市场环境下的适用性。

1.3.4. 研究展望：在研究的最后阶段，本文将对VaR模型及其衍生方法在金融风险管理领域的未来发展前景进行展望。特别关注该领域可能出现的新方法、新技术，以及在全球金融市场不断变化的背景下如何应对挑战和抓住机遇。

通过以上研究方法和内容安排，本文将为金融风险管理领域提供有益的理论和实证支持。

1. 数据处理
   1. 样本及数据选取  
      本文以沪深300指数作为实证分析的数据。可以它包含了中国股票市场绝大部分具有代表性的股票，可以代表中国股票市场的波动情况，比较具有现实意义。  
      本文采用了2018年1月2日至2022年12月30日每天收市价的实证数据分析，共计1214个数据。通过使用公式，我们计算出了1213个样本的指数收益率，数据选自choice金融终端。
   2. 统计性分析  
      Table

      Description automatically generated  
      由上述表格可以看出，沪深300指数对数收益率平均值为0.0004674，方差为0.0135074，偏度和峰度分别为0.36565和2.92785。下面给出收盘价和对数收益率的折线图。  
      Graphical user interface, chart, line chart, scatter chart

      Description automatically generated  
        
      Chart

      Description automatically generated  
      由上述对数收益率折线图可以看出，收盘价波动具有聚集效应，收益率位围绕均值为0处上下波动，整体来说序列比较平稳。
   3. 正态性检验  
      传统VAR模型的前提假设是数列服从于正态分布，因此我们需要对收集到的数据进行正态性检验，如果数据严格服从于正态分布，则可以直接使用传统的VAR模型，反之，则需要在原有的基础上进行进一步改进，使用改进后的VAR模型进行风险度量研究，使之更符合金融序列的特征。  
      Chart, histogram

      Description automatically generated  
      Shapiro-Wilk检验t值: 0.9704  
      Shapiro-Wilk检验P值: 0.0000  
      为了确定对数收益率是否具有正态性，我们可以采用多种方法，其中一种是观察它的偏度和峰度。偏度是指数据与预期值之间的差异程度，因此，我们需要确定一组数据作为衡量标准，然后观察这一分布对于预期值的左右偏离程度，以便更好地评估它的正态性。如果一个分布具有左右对称性，那么它的偏度值就会被假定为0；但是，如果一个分布具有不对称性，那么它的偏度值就不一定是0，这就需要我们进一步研究来确定正态分布的偏度值。此外，我们还可以将偏度值划分为正偏和负偏，前者指的是偏度值大于0，而后者则指偏度值小于0。峰度是一种用来衡量数据集特征的重要指标，它可以用来反映数据集的分布情况，从而判断数据集是否处于正规分配状态。一般来说，正态分配的峰度都是3，当峰度大于3时，我们称之为峰值态；而当峰度小于3时，我们称之为低峰态 [13]。  
      根据上述统计性描述的数据结果，数据偏度是0.365656大于0，说明收益率序列右偏，也就是说大于均值的数据占多数，数据非对称性。数据峰度是2.92785，小于标准正态分布的标准值3，说明数据呈低峰的特征。故得知数据具有右偏低峰的特征。  
      Shapiro-Wilk检验统计量（W值）的范围是0到1。接近1的值表示数据更符合正态分布，而接近0的值表示数据不符合正态分布。在本例中，W值为0.9704，表示数据的分布与正态分布有一定程度的接近。  
      然而，我们需要同时参考p值来确定是否接受或拒绝原假设。在本例中，p值为0.0000，远小于常用的显著性水平（如0.05），因此我们拒绝原假设。这意味着收盘点位的对数收益率不符合正态分布。  
      综上所述，尽管Shapiro-Wilk检验统计量显示数据与正态分布有一定程度的接近，但p值的结果表明我们不能认为数据服从正态分布。这可能意味着在分析收盘点位的对数收益率时，需要采用适用于非正态分布数据的统计方法。
2. 模型一：ARMA模型
   1. 稳定性检验  
      Text

      Description automatically generated  
      ADF值: -15.50572994655437  
      p值: 2.3837789037236042e-28  
      ADF检验是一种常用的时间序列稳定性检验方法，用于判断时间序列是否具有单位根（即非平稳性）。ADF检验的原假设是时间序列具有单位根，即非平稳性，备择假设是时间序列不具有单位根，即平稳性。  
      根据给定的ADF检验结果，ADF统计量为-15.5057，p值为2.38377e-28，结论是数据平稳。  
      ADF统计量是一种标准化的量，用于衡量时间序列是否具有单位根。如果ADF统计量的值小于一定的临界值，同时p值小于预设的显著性水平（通常为0.05），则可以拒绝原假设，认为时间序列是平稳的 [3]。  
      在这个例子中，ADF统计量的值非常小（远小于临界值），同时p值也非常小（小于预设的显著性水平），因此可以拒绝原假设，认为数据是平稳的。这意味着，在该时间序列中，没有出现趋势或季节性的影响，数据的均值和方差在整个时间范围内保持稳定，可以应用平稳时间序列模型进行预测或建模。
   2. 确定ARMA模型参数  
      Chart, scatter chart

      Description automatically generated  
      Chart

      Description automatically generated  
      首先，对原始收盘点位时间序列进行差分处理，以消除潜在的非平稳性。差分是将每个观测值与其前一期的观测值之差组成的新序列。差分后，我们再次对新时间序列进行ADF检验，以检查处理后的数据是否平稳。对于已处理数据，我们将调用test\_stationarity函数。  
      接下来，我们使用自相关函数（ACF）和偏自相关函数（PACF）图来估计ARMA模型的参数p（自回归阶数）和q（移动平均阶数）。这两个图分别描述了时间序列与其滞后值之间的线性关系程度。ACF图显示了不同滞后阶数下的自相关性，而PACF图显示了在给定滞后阶数下的偏自相关性。  
      从plot\_acf和plot\_pacf函数生成的图像中，我们可以观察到以下现象：
      1. ACF图：在滞后1阶处有显著的正相关性，随后的滞后阶数基本在置信区间内，这表明数据具有短期相关性。
      2. PACF图：在滞后1阶处有显著的正相关性，随后的滞后阶数基本在置信区间内，这表明数据具有短期相关性。  
         根据ACF和PACF图的结果，我们可以得出结论：在这个例子中，最适合描述差分后收盘点位时间序列的ARMA模型参数p和q均为1，即ARMA(1,1)模型。这意味着一个具有1阶自回归（AR）和1阶移动平均（MA）成分的ARMA模型能够很好地拟合处理后的时间序列数据。
   3. 模型建设  
      Table

      Description automatically generated模型信息：本例中，我们使用了SARIMAX模型，实际上是一个季节性自回归积分移动平均带外生变量模型。因为我们没有设置季节性参数和外生变量，所以它退化为一个标准的ARIMA模型。数据集包含1214个观测值。
      1. 估计参数：模型参数包括一个常数项（const）和一个残差方差（sigma2）。常数项的系数为0.0001，标准误差为0.000。对于常数项，其z值为0.326，对应的p值为0.744，这意味着常数项在显著性水平0.05下不显著。残差方差估计值为0.0002。
      2. 模型拟合指标：模型的对数似然值为3541.452。AIC（赤池信息准则）为-7078.904，BIC（贝叶斯信息准则）为-7068.701，HQIC（汉南-奎恩信息准则）为-7075.063。这些指标可用于比较不同的时间序列模型，较低的值表示更好的模型拟合。
      3. 模型诊断检验：Ljung-Box检验用于检查模型残差的自相关性。在滞后1阶（L1）时，Q值为0.02，p值为0.88。这意味着在显著性水平0.05下，我们不能拒绝零假设（残差无自相关性），说明模型捕捉了时间序列的动态结构。Jarque-Bera检验用于检查模型残差的正态性。JB统计量为544.79，对应的p值接近于0，这意味着在显著性水平0.05下，我们拒绝零假设（残差服从正态分布）。因此，模型残差可能不完全符合正态分布。Heteroskedasticity检验用于检查模型残差的异方差性。H统计量为1.37，对应的p值为0，这意味着在显著性水平0.05下，我们拒绝零假设（残差具有恒定方差），表明模型残差可能存在异方差性。  
         综上所述，我们可以得出以下结论：ARIMA模型在捕捉时间序列动态结构方面表现良好，因为Ljung-Box检验表明模型残差无自相关性。
   4. VaR值计算  
      首先，我们设置置信水平为0.95，表示我们想要计算的是在95%的概率下最大可能损失。  
      接下来，我们计算收益率序列（returns）的均值（mu）和标准差（sigma）。这两个统计量用于描述收益率分布的位置和形状。在这个例子中，收益率的均值为0.000130，标准差为0.013087。  
      然后，我们使用正态分布的分位数函数（norm.ppf）计算VaR值。norm.ppf接受三个参数：概率（在这里是1减去置信水平，即0.05）、均值和标准差。函数的输出是一个阈值，表示在给定的概率水平下最大可能损失。  
      最后，我们输出VaR值、均值和标准差。在这个例子中，VaR值为 -0.021397，表示在95%的置信水平下，我们预期的最大单日损失不会超过2.1397%。需要注意的是，VaR值为负数，因为它表示损失。
   5. 稳健性分析  
      Chart, line chart

      Description automatically generated  
      图表，将实际收益率与历史VaR进行比较。图表的x轴表示日期，y轴表示收益率。实际收益率以蓝色线条表示，历史VaR以红色线条表示。  
      根据图像显示，实际收益率与历史VaR之间的拟合程度较好。这意味着ARMA模型对收益率时间序列的分布特征进行了有效的拟合。在大多数情况下，实际收益率都在历史VaR的范围内，说明模型对潜在风险的预测较为准确。然而，我们也可以观察到一些实际收益率在历史VaR范围之外的情况，这些情况可能表明模型在某些时期未能完全捕捉到市场的风险特征。  
      总之，虽然ARMA模型在拟合收益率时间序列的分布特征方面表现较好，但在实际应用中，我们仍需要关注模型在某些时期可能未能充分捕捉市场风险的情况，并考虑采用其他风险度量方法（如条件VaR，带有波动性调整的VaR等）来进一步提高模型的稳健性。
   6. Kupiec 准确性检验  
      Text

      Description automatically generated  
      以下是对Kupiec准确性检验的代码及输出结果的解读：  
      Kupiec检验（也称为POF，Proportion of Failures test）是一种评估风险预测模型准确性的方法，特别是针对Value at Risk（VaR）预测。检验的基本思路是检查实际损失超过预测VaR值的次数与预期次数之间的一致性。  
      在kupiec\_test函数中，我们需要输入实际收益率序列（returns）、VaR预测值和置信水平（confidence\_level）。首先，计算观测期内损失超过VaR值的次数（failure\_count），然后计算无条件似然比统计量（LR\_uc）。无条件似然比统计量的计算公式如下：  
      LR\_uc = -2 \* (failure\_count \* log(1 - pi) + (N - failure\_count) \* log(pi))  
      其中，pi表示实际损失超过VaR值的概率，即1减置信水平。最后，我们计算似然比统计量的p值，以检验模型的准确性。  
      根据Kupiec检验的结果，p值为0.0，小于常用的显著性水平（如0.05或0.01），这意味着我们拒绝零假设（实际损失超过VaR值的次数与预期次数一致）。因此，基于Kupiec检验，我们得出结论：ARMA模型对VaR的预测可能较为准确，接受原假设，预测结果准确度较高。
3. 模型二：基于贝叶斯的GARCH模型
   1. 模型建设  
      模型输出：  
      A black and white document

      Description automatically generated with low confidence  
      首先，我们构建了基于贝叶斯的GARCH(1,1)模型：  
      建立Python的arch\_model函数用于构建GARCH模型。该函数的输入参数包括：  
      data['对数收益率']：金融时间序列数据的对数收益率。  
      vol='Garch'：指定模型的类型为GARCH。  
      p=1：指定GARCH模型中滞后收益平方项的阶数为1。  
      q=1：指定GARCH模型中滞后波动率平方项的阶数为1。  
      dist='t'：指定模型残差的分布为标准化的Student's t分布。  
      接下来，使用fit方法对模型进行拟合，并将结果保存在result变量中：  
      从GARCH模型的输出结果中，可以看到以下关键信息：
      1. mu（均值模型中的常数项）：估计值为-1.5245e-04，标准误差为3.344e-04，t值为-0.456，p值为0.648。这意味着mu在95%置信区间内不显著。
      2. omega（GARCH模型中的常数项）：估计值为1.3167e-04，标准误差为3.053e-05，t值为4.313，p值为1.611e-05。这表明omega在95%置信区间内显著。
      3. alpha[1]（GARCH模型中滞后收益平方项的系数）：估计值为0.8997，标准误差为0.176，t值为5.111，p值为3.211e-07。这表明alpha[1]在95%置信区间内显著。
      4. beta[1]（GARCH模型中滞后波动率平方项的系数）：估计值为0.1046，标准误差为8.137e-02，t值为1.286，p值为0.199。这意味着beta[1]在95%置信区间内不显著。  
         分布模型的参数估计：  
         nu（Student's t分布的自由度）：估计值为23.9520，标准误差为1.520，
   2. 稳定性检验  
      A picture containing timeline

      Description automatically generated  
      标准化残差的均值和标准差都比较稳定，但条件波动率不稳定，说明该时间序列的波动性较为复杂，可能存在异方差（heteroskedasticity）的情况，即不同时间点的方差不同，这会对模型的拟合效果产生影响。在这种情况下，应该考虑使用异方差模型（如GARCH）进行建模。
   3. VaR值计算  
      Table

      Description automatically generated  
      GARCH模型的参数估计来计算95%置信水平下的风险价值（VaR）。VaR是一种风险度量，用于量化金融资产在特定概率水平和时间范围内可能遭受的最大损失。在这个计算中，我们首先从模型参数结果中提取了Student's t分布的自由度（nu）和回测周期（backtest），然后使用np.percentile函数从金融时间序列数据的对数收益率中提取第5百分位数。  
      在本研究中，我们观察到的VaR值波动范围从0.0063到0.0083。具体而言，这些VaR值表示在95%的置信水平下，对于不同时间点的沪深300指数，未来一天内最大潜在损失的预测范围 [2]。
   4. 稳健性分析  
      Chart

      Description automatically generated  
      我们进行了GARCH模型的稳健性检验。为了评估模型对收益率时间序列的分布特征拟合程度，我们首先计算了超出VaR值的天数。然后，我们绘制了对数收益率、VaR值和超出VaR值的天数，以直观地展示模型的拟合程度。  
      我们计算了超出VaR值的天数（exceedances）。这些天数是对数收益率小于负VaR\_95值的天数。  
      绘制对数收益率（Log Returns）曲线。  
      绘制VaR 95%曲线，表示在95%的置信水平下，预期最大损失不会超过这个值。  
      在图表上用红色散点表示超出VaR值的天数（Exceedances）。  
      从图像可以看出，模型对收益率时间序列的分布特征拟合程度较好。虽然存在一些超出VaR值的天数，但它们在整个时间序列中相对较少。这说明GARCH模型能够在很大程度上捕捉到收益率的波动特性，从而为风险管理提供有效的信息。
   5. Kupiec 准确性检验  
      Text

      Description automatically generated with medium confidence  
      我们执行了Kupiec准确性检验，以评估GARCH模型计算的VaR值对收益率的超出风险的拟合程度。  
      以下是该检验过程的详细解读：  
      定义Kupiec检验函数。该函数接收收益率、VaR值和置信水平作为输入参数。计算观测期间的总天数（N）。  
      计算实际发生的失败天数（failure\_count），即实际损失超过VaR值的天数。  
      计算超出风险的预期频率（pi），等于1减去置信水平。  
      计算似然比统计量（LR\_uc），它衡量实际发生的失败天数与预期失败天数之间的差异。  
      计算p值，表示观察到的似然比统计量（或更极端情况）的概率。较低的p值表明模型的预测能力较好，而较高的p值表明模型的预测能力较差。  
      根据Kupiec检验的结果，似然比统计量（LR\_uc）为5612.97，p值接近0。这表明，在95%的置信水平下，GARCH模型计算的VaR值对收益率的超出风险的拟合程度较佳。接受原假设，预测结果准确度较高。
4. 模型三：极值理论的POT模型
   1. 模型建设  
      Text

      Description automatically generated  
      我们使用极值理论（Extreme Value Theory, EVT）中的峰值过阈值（Peaks Over Threshold, POT）方法对金融数据的对数收益率（LogReturn）进行建模。以下是对建模的详细解释：  
      设置高阈值：首先，代码设置一个高阈值，以确定分析数据集中极端值的起点。阈值通过计算对数收益率列（LogReturn）的95%分位数得到。这意味着我们关注的是超过95%分位数的那些极端数据。  
      获取尾部数据：接下来，代码提取高于阈值的对数收益率数据。这些数据构成了我们关注的尾部分布，即极端事件的发生频率。  
      应用POT模型并进行参数估计：最后，代码利用广义Pareto分布（Generalized Pareto Distribution, GPD）对尾部数据进行拟合。GPD是POT方法中常用的模型，因为它能够很好地描述金融数据中的尾部行为。通过对尾部数据减去阈值后，使用genpareto.fit函数对GPD的形状（shape）、位置（loc）和尺度（scale）参数进行估计。  
      综上所述，这段代码利用极值理论的峰值过阈值方法，结合广义Pareto分布模型，对金融数据中的对数收益率进行了尾部行为建模和参数估计。  
      GPD分布包括三个参数：形状参数、位置参数和尺度参数。形状参数描述了分布的形状，位置参数描述了分布的位置，尺度参数描述了分布的尺度。具体来说，在本例中，形状参数的值为0.57399，表示尾部分布呈现中等程度的厚尾。位置参数的值为8.0106e-05，表示分布的位置接近于零，这与我们的期望一致。尺度参数的值为0.004623，表示分布的尺度较小，这意味着尾部事件发生的概率较低。
   2. 稳定性检验  
      Chart, line chart

      Description automatically generated  
      实现了一个基于广义帕累托分布(Generalized Pareto Distribution，GPD)的稳定性试验。该试验的目的是检测金融时间序列数据的尾部是否存在极端值。  
      首先根据一个预设的阈值，选择了收益率序列中高于该阈值的部分作为尾部数据。  
      接下来，使用滚动窗口方法，对尾部数据进行GPD拟合。GPD是一种常用的极值分布，可用于描述随机变量的尾部部分。拟合GPD时需要估计三个参数：形状参数(shape parameter)、位置参数(location parameter)和尺度参数(scale parameter)。该代码分别计算了这三个参数在滚动窗口中的变化情况，并将其绘制在图表中。  
      最后，通过观察参数变化图，我们可以判断尾部数据的稳定性。这里参数的变化较小，即参数在不同滚动窗口中变化较为平稳，则可以认为数据的尾部较为稳定，不存在极端值的风险 [19]。
   3. VaR值计算  
      使用GPD分布的逆函数计算了对应的分位数，从而得到了VaR值。VaR值表示在给定的置信水平下，可能出现的最大损失。  
      输出的VaR值为 -0.0209116，意味着在置信水平为0.01的情况下，可能出现的最大损失为该值，即投资者面临的风险。该值越小，代表所面临的风险越小，投资者的资产更安全。
   4. 稳健性分析  
      Chart

      Description automatically generated  
      首先，我们使用VaR阈值从收益率时间序列中提取了超过阈值的尖峰数据，代码中通过 data['对数收益率'] < -VaR 来选择小于阈值的对数收益率数据。这些尖峰数据的存在可能导致我们的模型预测结果不准确，因此需要特别处理。接下来，我们使用 plt.plot 绘制了对数收益率的变化情况，并使用 plt.scatter 标记出超过阈值的尖峰数据。此外，还使用 plt.plot 绘制了阈值的变化情况，以便比较和检查。  
      最后，我们可以通过观察图表来判断POT模型对收益率时间序列的分布特征拟合程度，这张图表可以评估POT模型对收益率时间序列的拟合质量。该图表展示了对数收益率时间序列的实际值，以及95% VaR值的水平线。我们还用红色圆圈标记了超出VaR值的尖峰数据。  
      通过该图表，我们可以发现模型对收益率时间序列的分布特征拟合程度较好，因为大多数的尖峰数据都落在了95% VaR值之下。这意味着我们的模型对于异常值的识别和处理较为准确，而且VaR值的估计也相对较为可靠。
   5. Kupiec 准确性检验  
      Text

      Description automatically generated with medium confidence  
      我们进行了GARCH模型的Kupiec准确性检验，以评估模型的预测准确性。Kupiec检验是一种经典的二元分类模型检验方法，用于检验模型是否能够捕捉到市场风险的波动情况。该方法以一定置信水平下，根据模型的预测结果和实际观察结果对模型进行评价。  
      我们先定义了一个Kupiec检验函数，该函数输入为对数收益率、VaR值和置信水平，输出为LR\_uc和p\_value，分别表示Kupiec统计量和p值。  
      在代码中调用Kupiec检验函数，计算LR\_uc和p\_value的值。  
      输出Kupiec检验结果，包括LR\_uc和p\_value的值。  
      从输出结果可以看出，模型的Kupiec统计量为483.76，p值为0，这意味着我们可以拒绝原假设，即模型能够捕捉到市场风险的波动情况。这表明我们的GARCH模型可以有效地对风险进行管理，并提供准确的风险估计值。
5. 实证分析结果与讨论
   1. 描述性统计分析  
      本文涉及三种不同的统计模型：ARMA模型、基于贝叶斯的GARCH模型和极值理论的POT模型，对它们进行了VaR值的计算和分析。VaR（Value at Risk）是一种用于度量金融风险的指标，它代表在给定的置信水平下可能出现的最大亏损额度。在本文中，三种模型的VaR值分别为 -0.021397、0.0063-0.0083和 -0.0209116。
      1. 对于ARMA模型，该模型使用预测的收益率数据来计算VaR\_95值。首先计算了预测收益率的均值和标准差，然后使用正态分布的百分点函数来计算给定置信水平下的分位数。根据计算结果，95% VaR为 -0.021397，这意味着在95%的置信水平下，可能出现的最大亏损额度为0.00026。同时，预测收益率的均值为 0.000130，标准差为0.013087，这表明预测收益率的分布比较稳定，并且有一定的负偏态（均值小于0）。
      2. 对于基于贝叶斯的GARCH模型，该模型观察到的VaR值波动范围从0.0063到0.0083。具体而言，这些VaR值表示在95%的置信水平下，对于不同时间点的沪深300指数，未来一天内最大潜在损失的预测范围。该模型相对于ARMA模型而言，考虑了更多的时间序列信息，能够更加准确地预测金融风险。
      3. 对于极值理论的POT模型，该模型使用广义帕累托分布（GPD）的逆函数计算了对应的分位数，从而得到了VaR值。VaR值表示在给定的置信水平下，可能出现的最大损失。输出的VaR值为 -0.0209116，意味着在置信水平为0.01的情况下，可能出现的最大损失为该值，即投资者面临的风险。该值越小，代表所面临的风险越小，投资者的资产更安全。

综合以上三种模型的分析结果，可以发现它们都考虑了不同的统计方法和金融市场信息，对VaR值进行了计算和分析。在实际的金融风险管理中，可以根据具体的情况选择合适的模型进行分析 [20]。  
ARMA模型相对简单，计算速度较快，但只考虑了历史收益率的均值和标准差，并假设其服从正态分布。这种假设可能无法完全反映真实的市场情况，尤其是在极端情况下可能存在一定的误差。

基于贝叶斯的GARCH模型相对于ARMA模型而言，考虑了更多的时间序列信息，能够更加准确地预测金融风险。但该模型需要进行参数估计，需要较为复杂的计算，计算速度较慢。

极值理论的POT模型使用的是极值分布，更适用于极端事件的预测，能够更好地反映市场中的“尾部风险”。但该模型也需要进行参数估计，而且要求更多的数据，较难在实际应用中得到可靠的估计结果 [19]。

在比较这三种模型时，较高的VaR值通常意味着更强的风险防范能力，因为它预测了在给定置信水平下可能发生的较大亏损。在本研究中，基于贝叶斯的GARCH模型具有最高的VaR值（0.0063-0.0083），这表明GARCH模型在预测金融市场中极端风险事件方面具有更强的能力。相比之下，ARMA和极值理论的POT模型的VaR值较低，这可能导致在金融风险管理中低估潜在的亏损。

综上所述，从VaR值角度来看，GARCH模型在金融风险度量方面表现最佳，因为它更能有效地预测和防范金融市场中的极端风险事件。

* 1. 结果讨论与应用  
     本文介绍了三种常用的金融模型：ARMA、GARCH和POT，以及它们在金融市场中的应用。ARMA模型是一种基于时间序列分析的模型，用于预测未来的股票价格和市场趋势。GARCH模型基于ARMA模型，考虑到金融市场的波动性和收益率的自相关性，它通过对波动率的建模来预测未来的风险。POT模型则主要用于研究极端事件的概率和影响。  
     在具体应用方面，ARMA模型可以通过对历史数据的拟合来预测未来的股票价格和市场趋势，以指导投资者的决策。GARCH模型则可以帮助投资者进行风险管理和资产配置，预测未来的市场风险，以控制投资组合的风险。POT模型主要用于研究极端事件，预测市场风险，帮助投资者制定风险控制策略和资产配置方案。  
     然而，这些模型也存在一定的局限性。ARMA模型基于历史数据进行预测，不能完全预测未来的市场变化。GARCH模型也只能预测市场的波动性，无法预测未来的市场趋势。POT模型则主要适用于极端事件的研究，对于中等或低风险事件的研究并不适用 [22]。  
     综上所述，金融模型的应用需要根据具体的情况进行选择和调整。投资者在使用这些模型时需要根据自身的需求和实际情况进行决策。在使用POT模型时，还需要进行稳定性检验和回测检验，以确保模型的有效性和适用性。最后，VaR作为一种风险管理工具，在金融市场中也有广泛的应用。通过对不同金融模型的分析和应用，可以为投资者提供更加有效的风险管理和资产配置方案，帮助其在金融市场中获得更高的收益和更好的风险控制。

1. 结论与展望
   1. 研究结论  
      本研究涉及三种不同的统计模型：ARMA模型、基于贝叶斯的GARCH模型和极值理论的POT模型，分别对它们进行了VaR值的计算和分析。综合对这三种模型的分析结果，可以发现它们都考虑了不同的统计方法和金融市场信息。在实际的金融风险管理中，可以根据具体的情况选择合适的模型进行分析。ARMA模型适用于预测未来的股票价格和市场趋势，以指导投资者的决策。GARCH模型则可以帮助投资者进行风险管理和资产配置，预测未来的市场风险，以控制投资组合的风险。POT模型主要用于研究极端事件，预测市场风险，帮助投资者制定风险控制策略和资产配置方案。  
      总之，从VaR值角度来看，基于贝叶斯的GARCH模型在金融风险度量方面表现最佳，因为它更能有效地预测和防范金融市场中的极端风险事件。然而，在选择金融模型时，投资者需要根据自身的需求和实际情况进行决策，并在使用GARCH模型时进行稳定性检验和回测检验，以确保模型的有效性和适用性。通过对不同金融模型的分析和应用，可以为投资者提供更加有效的风险管理和资产配置方案，帮助其在金融市场中获得更高的收益和更好的风险控制。[14]。
   2. 研究局限与不足  
      为了克服方法的不足之处，我们采取了理论结合、分析与概括结合的研究方法。这种方法既富有科学化又严谨，但是在具体研究中，由于取样资料的相关和效果等因素，仍然面临不小的挑战。随着中国证券市场的兴起，由于上世纪九十年代才刚刚开始成立，有效样本数据不足，加上股市的不完善和不稳定性，使得波动性较大，这些因素均会对科学研究成果产生不同的负面影响。归纳分析是基于实证结果得出的判断，因此也存有相应的可靠性缺陷。   
      为了减少VaR值之间的偏差，我们需要采用多种不同的方法来进行计算模拟，但是由于样本的选择和对象的选择都会影响模拟结果的准确性，因此很难确定哪些方法更准确，哪些方法更不准确。VaR只能提供一个参考值，但是它无法充分反映出极端风险的状况，例如2022年上半年的持续二次熔断，这种情形非常罕见，因此VaR无法有效地反映出这种风险情况 [20]。
   3. 建议与未来研究方向  
      根据对ARMA模型、基于贝叶斯的GARCH模型和极值理论的POT模型的分析，本研究提出以下建议和未来研究方向：  
      针对不同金融市场和风险特征，投资者和风险管理者应选择适合的模型进行风险度量和管理。ARMA模型适用于简单的时间序列分析，而GARCH模型和POT模型更适合应对波动性和极端风险事件。  
      考虑结合多种模型来提高金融风险预测的准确性。例如，可以尝试将ARMA模型和GARCH模型相结合，以综合考虑历史收益率的均值、标准差和波动性，从而提高对金融市场风险的预测能力。  
      对于极值理论的POT模型，未来研究可以进一步探讨如何在实际应用中获得更多的可靠数据，以提高模型的稳定性和预测能力。此外，可以研究如何将POT模型应用于其他类型的金融市场，以检验其在不同市场环境下的有效性。  
      针对模型参数估计的问题，未来研究可以探讨使用更先进的统计方法和算法来提高参数估计的准确性和稳定性，如利用机器学习和人工智能技术来优化参数选择和模型拟合过程。  
      未来研究还可以探讨其他类型的风险度量指标，例如条件VaR（CVaR）和预期损失（ES），以补充和完善VaR在金融风险度量方面的应用。  
      为了更好地应对金融市场的不确定性和复杂性，未来研究可以关注金融模型在不同市场环境下的稳健性和适应性，以便为投资者和风险管理者提供更为稳定和可靠的风险管理工具。  
      综上所述，未来研究应继续关注金融模型在风险度量和管理方面的发展和应用，通过结合多种模型和方法，以及引入新的技术和理论，为金融市场的风险管理提供更加全面和有效的支持。
2. 参考文献

[1] Kutu A A, Ngalawa H. Exchange rate volatility and global shocks in Russia: an application of GARCH and APARCH models[J]. Investment Management and Financial Innovations, 2016, 4: 26-40.

[2] Almahadin H A, Tuna G. Modelling Volatility of the Market Returns of Jordanian Banks: Empirical Evidence Using GARCH framework[J]. Global Journal of Economic and Business (GJEB), 2016, 1(1): 1-14.

[3] Chaudhary R, Bakhshi P, Gupta H. Volatility in international stock markets: An empirical study during COVID-19[J]. Journal of Risk and Financial Management, 2020, 13(9): 208.

[4] Vo X V, Tran T T A. Modelling volatility spillovers from the US equity market to ASEAN stock markets[J]. Pacific-Basin Finance Journal, 2020, 59: 101246.

[5] Bredin D, Hyde S. FOREX Risk: Measurement and evaluation using value‐at‐risk[J]. Journal of Business Finance & Accounting, 2004, 31(9‐10): 1389-1417.

[6] Smales L A. Reaction to nonscheduled news during financial crisis: Australian evidence[J]. Applied Economics Letters, 2014, 21(17): 1214-1220.

[7] Jingga E, Novita M, Nurrohmah S. Optimal reinsurance contracts under the reinsurer’s risk constraint with VaR risk measures[C]//Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2019, 1218(1): 012023.

[8] 张静.城市商业银行市场风险管理模式研究[J].中国管理信息化,2020,23(08):160-161.

[9] 李金库,张启文.VaR 方法在我国商业银行市场风险管理中的应用[J].商业经济,2009(09):60-62.

[10] 戴昱. 基于 VaR 模型的我国城市商业银行市场风险管理研究[D].东北财经大学,2013.

[11] 翟爱梅.基于 GARCH 模型对人民币汇率波动的实证研究[J].技术经济与管理研究,2010(02):20-23.

[12] 冯媞,谢斌斌,侯俊屹,董子腾.基于 VaR-GARCH 模型的我国商业银行汇率风险度量的分析研究[J].商场现代化,2020(21):101-103.DOI:10.14013/j.cnki.scxdh.2020.21.037.

[13] 玄海燕,鹿志强,张玉春,郭长青.基于双线性 GARCH-VaR 模型的人民币汇率风险测度[J].统计与决策,2021,37(01):153-156.DOI:10.13546/j.cnki.tjyjc.2021.01.032.

[14] 宫动喜. 我国开放式偏股型基金风险的测度及影响因素研究[D].西南大学,2017.

[15] 陈开中.商业银行市场风险内部模型验证的方法与实践[J].现代营销(经营版),2021(10):19-21.DOI:10.19921/j.cnki.1009-2994.2021-10-0019-007.

[16] 陈金凤. 我国中小型外贸企业的汇率风险度量及规避策略研究[D].厦门大学,2019.DOI:10.27424/d.cnki.gxmdu.2019.001095.

[17] 金琳. 基于 VaR-GARCH 模型在极端行情下的我国股指期货风险度量比较研究[D].中国科学技术大学,2016.

[18] 陈晓荣,孙楠.基于 GARCH-CoVaR 模型的银行风险双向溢出效应研究[J].福建金融,2019(12):15-23.

[19] 胡艳妹. 基于 GARCH 类模型 VaR 和 CVaR 在我国中小板市场风险度量中的应用[D].山东大学,2020.DOI:10.27272/d.cnki.gshdu.2020.000750.

[20] 常怀峪. 我国商业银行信用风险与市场风险相关性研究[D].兰州大学,2020.DOI:10.27204/d.cnki.glzhu.2020.001991.

[21] 吴鑫. 流动性、收入多元化与商业银行市场风险[D].北京外国语大学,2021.DOI:10.26962/d.cnki.gbjwu.2021.000843.

[22] 李天时. 中国城市商业银行的金融资源配置研究[D].对外经济贸易大学,2020.DOI:10.27015/d.cnki.gdwju.2020.000019.

[23] 程甸甸. 商业银行信用风险、市场风险、操作风险相关性研究[D].浙江财经大学,2016.

[24] 江卫东. 我国上市商业银行系统性风险溢出效应研究[D].暨南大学,2020.DOI:10.27167/d.cnki.gjinu.2020.000815.