一种分析股市表现的谱分析方法

Escañuela Romana, Ignacio[1]

Escañuela Nieves, Clara[2]

摘要

我们探讨股市表现的估计与可预测性。选取三个案例：美国、日本和德国，考察股票已实现投资价值的月度指数，即价格加上股息支付的价值（经合组织数据）。经平减并剔除趋势后，采用谐波分析。分析所用序列既包括有外生冲击证据的时期，也包括不含这些时期的序列。这些序列波动不定，随机游走假说在相当程度上被证伪。估计结果揭示了相关的隐藏周期性，可近似反映股票价值的变动。针对2008年7月以来的情况，我们成功分析了随后股票价值的下跌是否可以预测。数据再次呈现不规则且分散的特点，但相关性排名前五的谐波之和预示了随后股市价值的下跌。

关键词：谱分析、股票市场、随机游走、预测。

JEL分类代码：C22, C53, G01, G17.

1. 引言。

对不同国家股票市场的研究，旨在解释和预测价格、交易量与股息的变化，涉及数千篇科学论文，并运用了迥异的视角和模型。这种关注的原因之一是，金融市场对经济体有着重大影响。例如，Basak等人（2019年）指出，对于需要通过外部股权融资来支持边际投资的企业而言，股票价格至关重要。此外，Barro和Ursúa（2009年）强调，可以根据股市崩盘预测经济萧条。GARCH模型利用冲击的自回归和滞后方差，以相对较高的成功率预测市场波动性（Akgiray, 1989年）。因此，人们会依据波动率与预期收益之间的关系形成收益预期。

[1] 安达卢西亚洛约拉大学，博士候选人 iescanuelaromana@al.uloyola.esignacioesro@gmail.com[2] 马克斯·普朗克核物理研究所，海德堡，德国 clara.escanuela@mpi-hd.mpg.de

股票市场是一种极其复杂的现象，很难对其进行建模、解释和预测，因为正如Basak等人（2019年）所言：“众所周知，股票市场价格序列通常具有动态、非参数、混沌和噪声等特征，因此投资本质上具有风险”（第553页）。仅举一例，1987年10月19日，道琼斯工业平均指数下跌508点，单日跌幅达22.6%（Shiller，1987年）。由于这种复杂性，现有模型虽然能够解释某些方面，却仍有许多问题未能解答，且实证效力有限（Peters，1996年）。本文提出的问题见于Fama（1965年）：我们能否对股票市场价格进行估计和预测？这是一个极其重要、至今仍悬而未决的问题。

我们通过谐波分析来探寻答案，并将其应用于股票市场价格指数变量。我们分析了第二次世界大战后美国、日本和德国的三个案例，并对原始数据序列、经消费者价格指数平减后的数据序列，以及剔除已知存在外生冲击的时期后的数据序列进行检验。随后，我们对这六个序列分别进行周期图估计。此外，我们还进行了一项预测：假设身处2008年7月（即所谓的“大衰退”时期），考察最显著的隐藏周期性是否能凭借其对观测序列方差的贡献，帮助我们预测随后股市价值的下跌。我们首先对随机游走模型进行实证检验；该模型否认股市表现具有可预测性。

本研究所处的学术背景及其重要性，源于围绕随机游走模型实证有效性的讨论，以及针对该模型提出的各种不同替代模型。在这两方面，本文都无法对实证科学文献进行最低限度的充分综述，因此仅提及其中一些最重要的研究。

在 20 世纪 70 年代和 80 年代，围绕两项假说形成了初步共识。这两项假说是在经历了诸多先例之后提出的（例如，Howrey（1965年）[illegible]化的谱），见 Samuelson（1965年）、Fama（1965年、1970 年）和 Malkiel（2003年）。首先，有效市场假说适用于资本市场：相对于现有的信息集合，市场处于有效状态。因此，参与者无法依据过去的数据预测市场中交易的股票价格未来将如何变化，因为市场早已在价格形成过程中纳入了所有信息，而未来不断出现的信息将是随机的（如果存在某种规律，它早已被纳入价格）。「弱式」版本探讨参与者能否利用过去的信息，系统性地提高投资回报（Fama，1970 年）。该版本承认有些人可能比其他人更幸运，但平均而言，人们并不具备提高预测能力的本领。这是多个理性参与者以较低成本获取所有信息的结果（Fama，1995年）。

其次，股票价格的变动将遵循随机游走（RWM）。有效市场假说并不必然意味着随机游走模型，但随机游走模型无疑是应用最广泛的。它包含两个基本观点。第一，连续的价格变化彼此独立，并且第 t 个周期内价格变化的概率分布独立于此前各周期的价格序列。

因此，了解这些价格并不能帮助预测下一周期价格变化的概率分布（Fama，1965年）：

$$\Pr(y_t = y|y_{t-1}, y_{t-2}, \dots) = \Pr(y_t = y) \quad (1)$$

其中，y 是价格变化，Pr 是价格变化取值为 y 的概率。等式右侧表示无条件概率；等式左侧表示在已知此前价格变化的条件下的概率。只要交易者无法利用过去的信息改进预测，该等式便成立。

第二个观点指出（Godfrey 等人，1964年），随机扰动 ϵ_t，即变量在 t 与 t-1 之间的取值差异，可能服从不同的分布，但所有这些分布的均值始终为零。满足二阶矩有限这一条件的分布将在文献（Lo 和 MacKinlay，1988年）中进行讨论。

$$\text{The random walk equation is: } y_t - y_{t-1} = \epsilon_t \quad (2)$$

其中，y_t 表示时间 t 的价格，ϵ_t 是白噪声，$E(\epsilon_t)=0$，$E(y_t \epsilon_t)=0$，且它与过去值不存在自相关。因此，他指出："众多相互竞争的参与者的行动，应会使某种证券的实际价格围绕其内在价值随机波动"（Fama，1995年，第 4 页）。直观而言，大量的人都在尽可能准确地预测价格，也就是说，未来的价格等于过去的价格（Granger 和 Morgernstern，1963年），而价格差异是随机的。投资者无法凭预测战胜市场；任何未预料到的行为模式，随后都会被全体投资者纳入对未来的判断之中，从而抵消其影响。

有时，方程右侧会加入一个漂移项，即未来各个价格出现概率的加权平均值（Dupernex，2007）。如果价格以对数形式表示，那么我们讨论的就是几何随机游走模型，其中漂移项表示一个增长因子（Nau，2014）：恒定的必要收益率或预期收益率。

到20世纪70年代中期，这些观点似乎已在理论和实证层面得到证实（Malkiel 2003年；Dupernex，2007）。Kendall（1953年）研究了22个工业股票价格序列，并得出结论：绝大多数序列中的随机变化都远比任何可能存在的系统性变动显著。Fama（1965年、1970年、2003年）和Malkiel（ ）认为，市场并不遵循数学上完美的随机游走模型（REM），独立性也永远不可能完全成立；但观测到的依赖性非常微弱，投资者无法利用过去的信息制定出比随机投资者更优的投资计划。各种偏差会相互抵消，只有RWM建立在连贯统一的理论之上。

然而，自20世纪90年代以来，大量实证研究得出的结果各不相同。Lim 和 Brooks（2011）在综述中指出，这些研究聚焦于根据过去的价格变化预测证券收益，或基于过去收益的交易策略是否有利可图。他们指出，行为金融学这一学派具有重要意义，因为它提出了多种认知和行为偏差，这些偏差会使现实中的股票市场偏离 RWM。Lo（2005）、Adam 和 Merkel（2019）等人列举了风险厌恶、过度自信、反应过度等常见行为，这些行为可能造成投机性定价失当。Lo 和 MacKinlay（1988）以及 Chen（1996）发现，价格

市场上报价的证券序列可能存在自相关性。Granger 和 Morgenstern（1963年）指出，股票短期内遵循随机游走，但长期来看则存在非随机成分。Okpara（2010）、Ajekwe 等人（2017）研究了尼日利亚股票市场，并得出结论，认为该市场具有弱式有效性，且遵循随机游走过程。然而，Dittrich 和 Srbek（2020年）分析了部分股票指数和个别公司的日收益，并得出结论，认为股票价格随机游走的假说并不成立。Dias 等人（2020年）分析了多个证券交易所及其在新冠疫情期间的表现，例如美国、中国、德国等，并得出结论，认为存在部分证据不支持有效市场假说。Lo（2004年）提出了一种适应性方法，将投资行为中的偏差或对有效市场假说的背离解释为随着时间推移、针对感知到的环境而形成的进化性近似。总之，正如 Leković（2018年）所指出的，对有效市场假说实证有效性的争论尚未结束。

另一方面，已有研究提出了不同的替代模型来预测股市表现。Christoffersen 和 Diebold（2003年）再次确认，可以进行预测，并以此制定投资策略。Caporin 等人（2013年）得出结论，股票的高价和低价是可预测的（可通过向量自回归模型实现）。在实际投资中，策略包括基本面分析（收益比率、公司战略、杠杆率等），以及技术分析，或图表分析和相关性分析（Thakkar 和 Chaudhari，2021年）。Lo、Mamaysky 和 Wang（2000年）发现，“技术”分析（也称为“图表分析”）似乎具有实际价值，能够提高股票市场投资回报。此外，经济学研究提出了多种方法，大致可分为两类。一类是行为金融学视角，主张在投资时采用基于行为主体所使用的启发式模式的预测，例如 Thaler（1999年）和 Shiller （2000 年）的研究。后者提到了投资者信心和泡沫预期的存在，并发现这种认知会随时间发生某些变化。另一类是采用计算智能方法和算法的研究，Cavalcante 等人（2016年）的综述对此作了详细介绍。Fischer 和 Krauss（2018年）通过长短期记忆网络技术进行序列学习，Thakkar 和 Chaudhari（2021年）则评估了深度神经网络技术的结果。Ashley 和 Patterson（1989年）使用双谱检验，检测能够生成股票市场指数的非线性动态机制。

特别值得一提的是均值回归模型及其核心思想：股票价格序列可能会偏离均值或趋势值（由于经济或金融变动），但最终会回归到该值（由于公司决策的变化）。其基本方程（奥恩斯坦-乌伦贝克过程）如下（Metcalf 和 Hassett，1995年，第4页）：

$$dP_t = \propto (\bar{P} - P_t)P_t dt + \sigma P_t dz \qquad (3)$$

P_t 时刻 t 的价格，$\bar{P}$ 为均值，dz 是对价格的冲击，α 是衡量回归速度的系数。因此可以认为，该序列会以与其数值偏离趋势的距离成正比的速率回归其趋势，并且从长期来看是平稳的。本文认为，股票价格序列确实并非随机运动，而是在此基础上进一步提出：

均值回归模型认为，该序列遵循可通过谐波分析发现的规则性周期性运动。

我们的视角以谐波分析为基础。有不少论文将其应用于股票市场。正如上文所述，Granger 和 Morgenstern（1963年）对纽约股票市场价格进行了谱分析，并得出结论：短期频率大致符合 RWM，但较长期、周期更长的成分比该模型所预测的更为重要。然而，在谱分析的结果中，Granger（1966年）认为，如果以水平值衡量的经济时间序列的谱呈现平滑下降的形状，且在极低频处具有相当大的能量，那么采用这种方法就无法得出有意义的结果。因此，所得结果不应具有此类特征。Uebele 和 Ritschl（2009年）对第一次世界大战前德国国民产出、名义工资、商业活动和股票市场的变动进行多变量谱分析，以确定商业周期的时间顺序。Escañuela（2011年）对道琼斯工业股票平均指数序列（美国）应用了谐波分析。Chaudhuri 和 Lo（2015年）使用交叉周期图分析美国股市普通股收益的波动率和相关性；Syukur 和 Marjuni（2019年）则运用哈达玛变换进行谱分析，以预测未来30天内的股票价格；Shu 和 Zhu（2019年）对两个中国股票指数的去趋势残差进行了 Lomb 谱分析。最后，Beaudry 等人（2020年）的论文使用谱分析研究总量经济序列；该文分析的是有关劳动强度的数据序列，例如失业率和人均工作时数。

2. 数据。

(a) 美国、日本和德国。股价指数。引自经合组织（2022a），以2015年为基年。美国：1957年1月至2022年7月；日本：1959年1月至2022年7月；德国：1960年1月至2022年7月。根据在国内或国外证券交易所交易的公司普通股价格计算（由证券交易所确定，月度数据采用每日收盘值）。该指数在价格指数的基础上计入股息支付，假设股息再投资于同一批股票。我们选择这一指数，是因为它能全面反映该国公司的价值，并将股息纳入其中，从而得出投资的实际价值。不过，其表现与其他股票市场指数非常接近。下文将这些序列称为各国的“股票市场”。我们使用各国的消费者价格指数对指数进行平减，基期为1960年1月。

(b) 美国、日本和德国。消费者价格指数。数据来源：经合组织（2022b），基年为2015年。定义为特定家庭群体通常购买的商品和服务篮子的价格变动。

另一方面，我们发现了一些外生冲击。我们认为这些冲击源自股票市场之外，但会对其产生影响：

i. 美国。1962年10月古巴导弹危机。1974年、1979年11月至1980年6月及1999年12月至2003年3月，过去十二个月内油价上涨超过75%；2001年9月至2002年1月，美国遭受恐怖袭击；2003年2月至2003年4月，伊拉克战争。新冠疫情始于2020年2月。

ii. 日本、德国。相同的冲击周期。例外情况：对于这两个国家，我们都认为恐怖袭击造成的冲击比美国早两个月结束；对于德国，我们将迈向统一进程中的外部冲击视为一个因素，时间为1990年3月至1990年12月；对于日本，则考虑福岛核事故，时间为2011年3月至2011年4月。

对存在外生扰动的周期、用于确定这些周期的考量因素，以及此类扰动的发生时间和持续时间的选择，都容易受到主观随意性的质疑。为什么选择某一个周期，而不是另一个周期？这实际上是一个识别并剔除那些非经济因素可能对观测序列产生影响的时段的过程。无论如何，无论是否剔除这些扰动，所得结果大致相同。

3. 方法。

谐波分析应用于平稳时间序列，其信号统计量（如均值和方差）不会随时间变化（不同于多重分形谱等替代方法）。非平稳序列通常通过去除趋势和季节性使其变为平稳序列。这一过程的缺点是，趋势可能是一个周期长于所去除序列长度的周期。可以假设均值中存在趋势，并将其消除（Morgenstern，1961）。我们对趋势存在性的理解在概念上遵循 Álvarez Vázquez（1986）的观点：“波动假说指出，它只不过是另一个周期性成分，尽管由于认识不足，即序列规模的限制，我们无法了解其全貌”（第 7 页）。此外，趋势的形式也存在争议。常用的形式包括一阶差分、弦线法和最小二乘法。我们选择拟合最佳多项式最小二乘方程，并从序列中去除其数值。选择这一方法的原因是，取最能拟合数据的序列均值，即使这可能带来 Álvarez Vázquez（1986）所指出的风险：消除周期的一部分信息。本文所使用的方法与 Escañuela 和 Escañuela（2022）所使用的方法有许多共同点。

我们使用两种基本工具来分析所研究序列的行为。首先是自相关函数（自相关函数）。其次是通过傅里叶分析提取序列的隐藏周期性。自相关函数是时间序列 x_t 与其滞后序列 x_{t+k} 之间的相关性。滞后 k 的自相关定义如下：

$$\rho_k = \frac{Cov(x_t, x_{t-k})}{\sqrt{Var(x_t)Var(x_{t-k})}} \qquad (4)$$

其中，分子是在时间 t 相隔滞后 k 的序列两个值之间的协方差。分母是协方差按方差进行的归一化。当序列平稳时，分母就是序列的时间不变方差（σ^2）。

谱分析旨在寻找平稳序列中的周期性。波的频率（f）定义为周期（T）的倒数，单位为时间单位。同样，角频率 ω 以弧度表示为 $2\pi f$ 。平稳时间序列可以描述为一个三角函数，

$$x_t = \sum_{j=1}^{n/2} A_j \cos\left(2\pi f_j t + \varphi_j\right) \quad (5)$$

A_j 是系数，φ_j 是相位因子。时间序列已用这种替代且等价的方程建模，

$$x_t = \sum_{j=1}^{n/2} \left(a_j \cos 2\pi \frac{j}{n} t + b_j \sin 2\pi \frac{j}{n} t\right) \quad (6)$$

$f_j = \frac{j}{n}$ 是傅里叶频率或谐波频率，a 和 b 是系数。谐波频率介于 0 和时间单位倒数的 0.5 之间。对应于 ω 介于 0 和 π之间的取值。目标是找出对信号建模贡献最大的谐波频率。舒斯特周期图基于傅里叶变换，可将时域中的信号转换为频域中的信号。 离散傅里叶变换（DFT）定义如下:

$$d(f_j) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{t=1}^{n} x_t e^{-2\pi f_j t} \quad (7)$$

使用 Python 的快速傅里叶变换（FFT）方法进行计算（本文使用 Python 语言进行计算和绘图）。频率为 f_j 时的周期图为:

$$I(f_j) = \left|d(f_j)\right|^2 = \frac{n}{4} {A_j}^2 \quad (8)$$

缩放后的周期图 $P(f_j)$ 就是将周期图乘以 $/n$。有趣的是，谱密度可以通过自相关的傅里叶变换推导得出。帕塞瓦尔定理还给出了另一个重要关系

theorem (Chatfield, 2013): $\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}(x_t - \overline{x})^2 = \sum_{j=1}^{n/2-1} \frac{A_j^2}{2} + a_{n/2}^2$ (9)

左边是序列的方差，$\frac{A_j^2}{}$ 是第 j 个谐波频率对方差的贡献[2] 。这个表达式非常重要，因为它表明功率谱密度直接衡量了每个谐波频率对序列方差的贡献。因此，周期图可以估计所分析数据序列的方差中，各离散频率所占的百分比。由此可知，如果对方差的贡献可以忽略不计，那么数据就不是周期性的；但如果需要考虑正弦波和余弦波以及一个或多个谐波频率，才能解释数据点并作出准确预测，那么数据就是周期性的（Moran，1950年）。

周期图是渐近无偏的（随着序列增长，周期图趋近于其真实值），但不具有一致性（$I(f_j)$ 的方差不会趋于零）。通过对相近频率取平均，可以得到一致估计量，但这会导致信息损失。周期图存在的问题包括噪声和分辨率。为克服传统周期图的局限性，人们开发了其他周期图。

Welch周期图法将数据序列划分为较小的片段，这些片段之间可以重叠，也可以不重叠。然后计算每个片段的周期图，并取其平均值。与许多其他方法一样，该方法会使用窗函数。窗函数是一种与序列相乘的函数，用于处理数据的有限性。Welch 方法可以降低噪声，但会削弱

频率分辨能力。随着我们将窗函数从矩形窗改为汉宁窗（举例来说），可以看到信噪比提高了，但分辨率变差了（Jwo、Chang 和 Wu，2021年，第3992页）。

另一方面，Lomb-Scargle 周期图是天文学中广泛使用的一种方法，因为它可以对随时间不规则分布的数据点进行建模。例如，当某些数据点因外部现象而缺失时，就可以应用这种方法。此外，它位于定义当前周期图的四种途径的交汇处。它既可通过傅里叶分析和最小二乘法得出，也可根据贝叶斯概率原理推导出来，有时还与基于分箱的相位折叠技术相关（VanderPlas，2017）。

此外，我们还采用了对本文目的而言十分重要的检验。这些检验用于衡量模型的拟合优度和预测。首先，皮尔逊卡方检验的计算方法如下：

$$\chi^2 = \sum_{t=1}^{n} \frac{(Y_t - E_t)^2}{E_t} \tag{10}$$

其中，Y 为测量值，E 为期望值。我们还使用所谓的对称平均绝对百分比误差（sMAPE）对模型和预测进行检验：

$$sMAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} \frac{|Y_t - E_t|}{(|Y_t| + |E_t|)} \tag{11}$$

这修正了 MAPE 检验，但它仍然不是完全对称的，并且对高估的权重略高。其他两种标准的准确性检验是平均绝对误差（MAE）和均方根误差（RMSE）：

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} |Y_t - E_t| \tag{12}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} (Y_t - E_t)^2} \tag{13}$$

4. 结果。

我们对 RWM 进行实证检验。为了能够用 RWM 描述整个序列，例如美国的整个序列，其一阶差分必须代表一个白噪声过程。图 1 展示了该序列的一阶差分，并将其与模拟白噪声进行比较。从视觉上看，两者存在明显差异。因此，我们对一阶差分进行处理，并评估所得序列的自相关（图 2）和周期图（图 3）。多个滞后项显著不为零，而且周期图并不像白噪声序列所预期的那样完全均匀。
Box-Pierce 检验和 Ljung-Box 检验得出的结论是，该序列并非纯粹的白噪声。平稳（去趋势）模拟 RWM 的周期图如图 4 所示。我们希望将这一谱密度与真实去趋势数据的周期图进行比较。

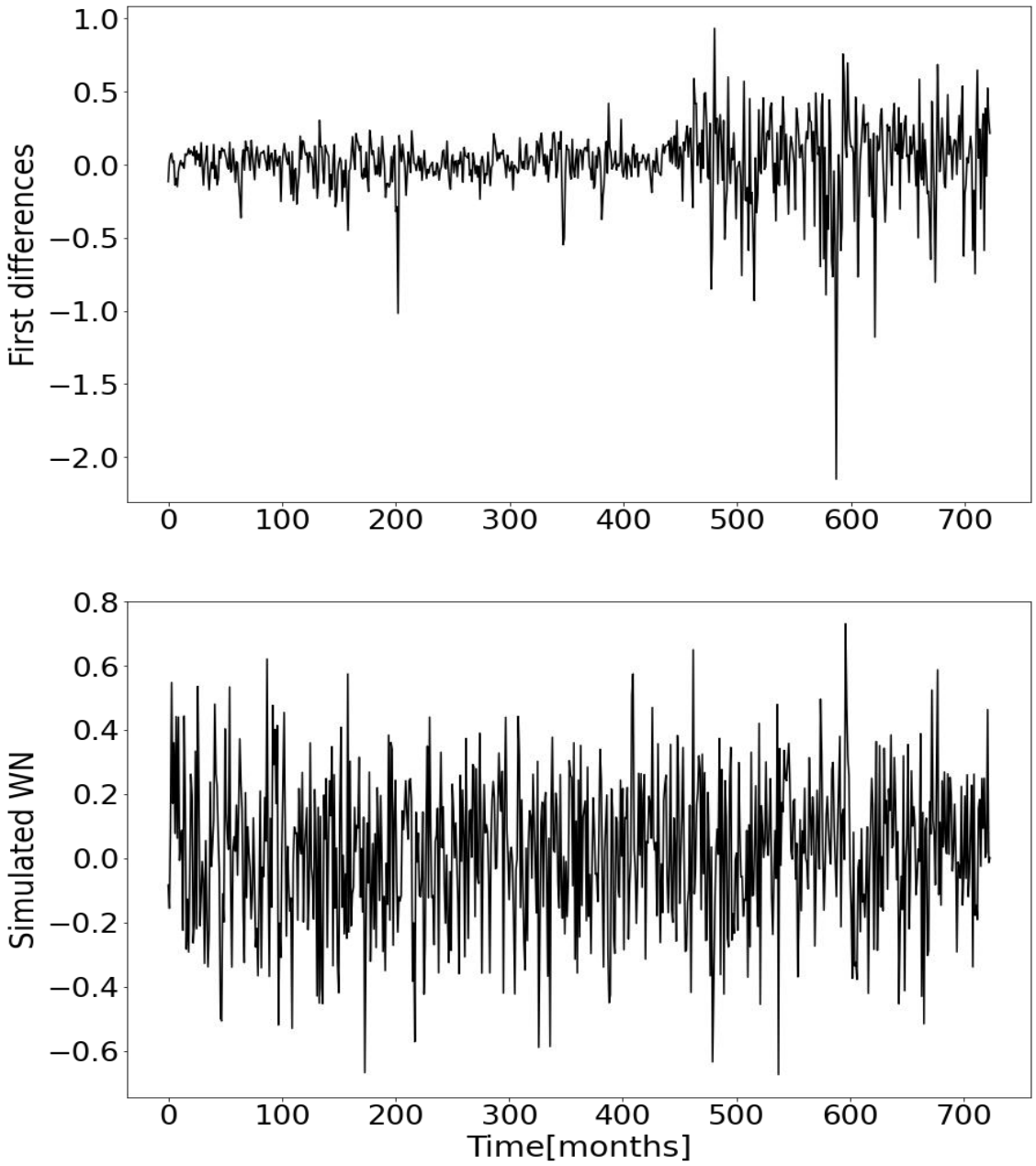


图 1. 序列的一阶差分（上）和模拟白噪声（下）。

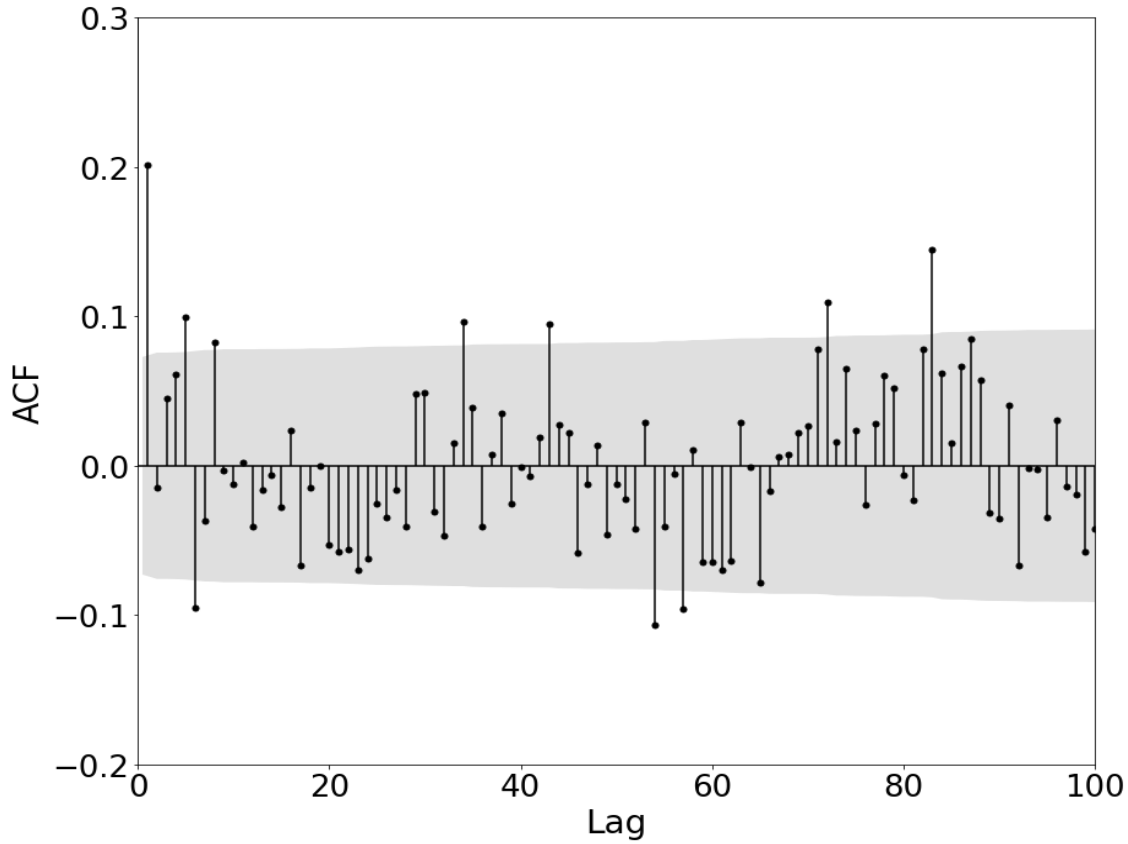


图 2. 美国时间序列的一阶差分的相关图。

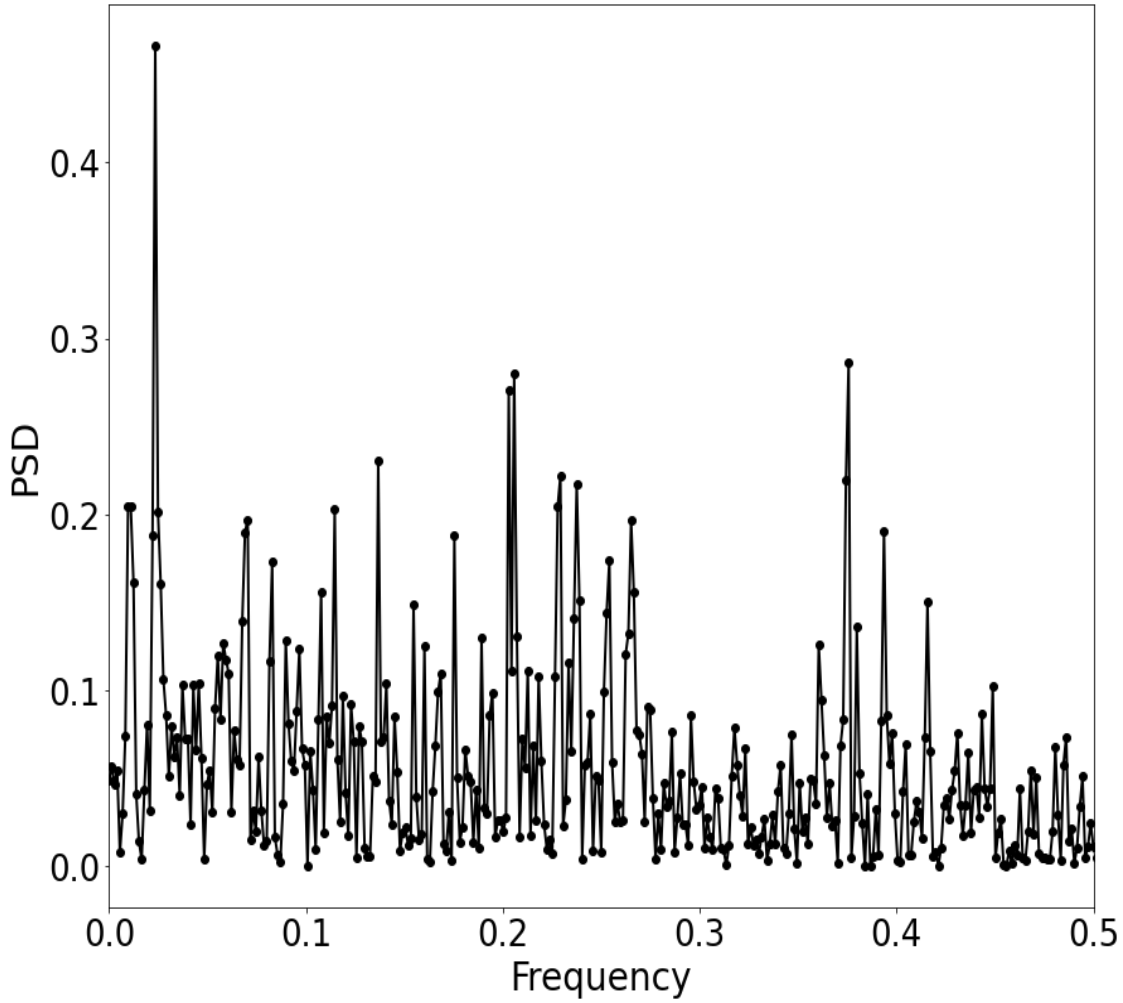


图 3. 美国一阶差分的周期图。

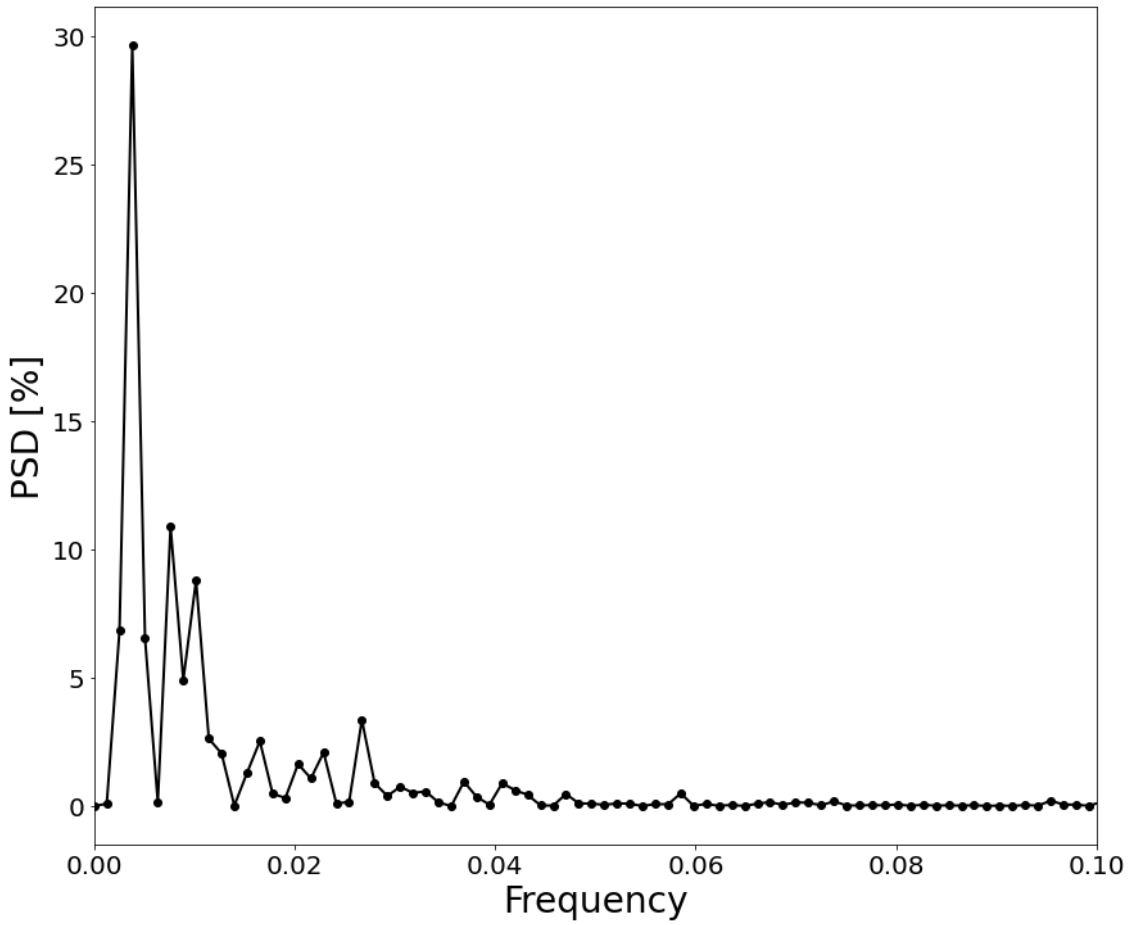


图 4. 去趋势模拟随机游走序列（y_t）的周期图。

此外，所考察的三个交易所之间存在不同程度的关系（图 5）。德国序列与美国序列非常相似：趋势十分接近，峰值和谷值也相互吻合，相关性高达 0.95。然而，日本表现出明显不同的行为，尽管随着时间推移，其表现逐渐与美国趋于相似，相关性为 0.43。各序列周期之间的相似性也可以从每个序列的 Welch 周期图（图 6）中看出：它们大致具有相同的主要频率峰值，并且对方差（纵轴）的贡献相似，其中日本包含的周期最多。

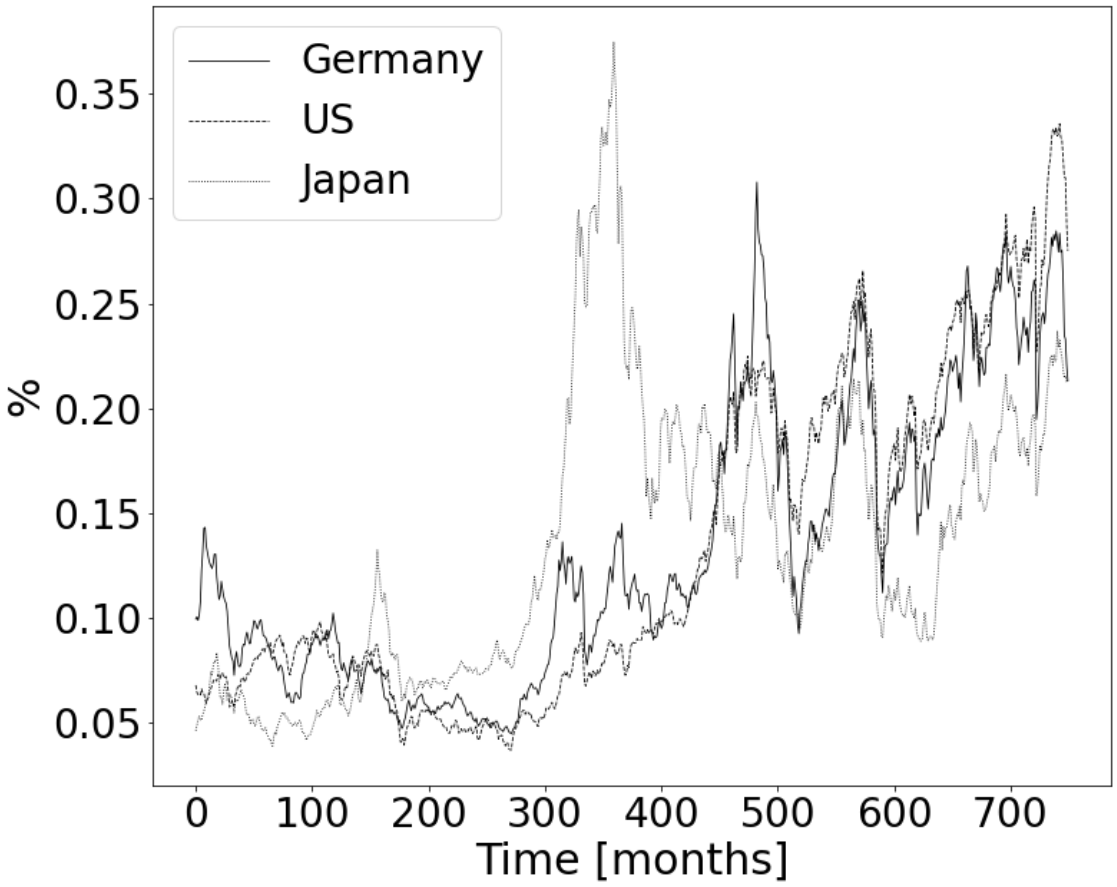
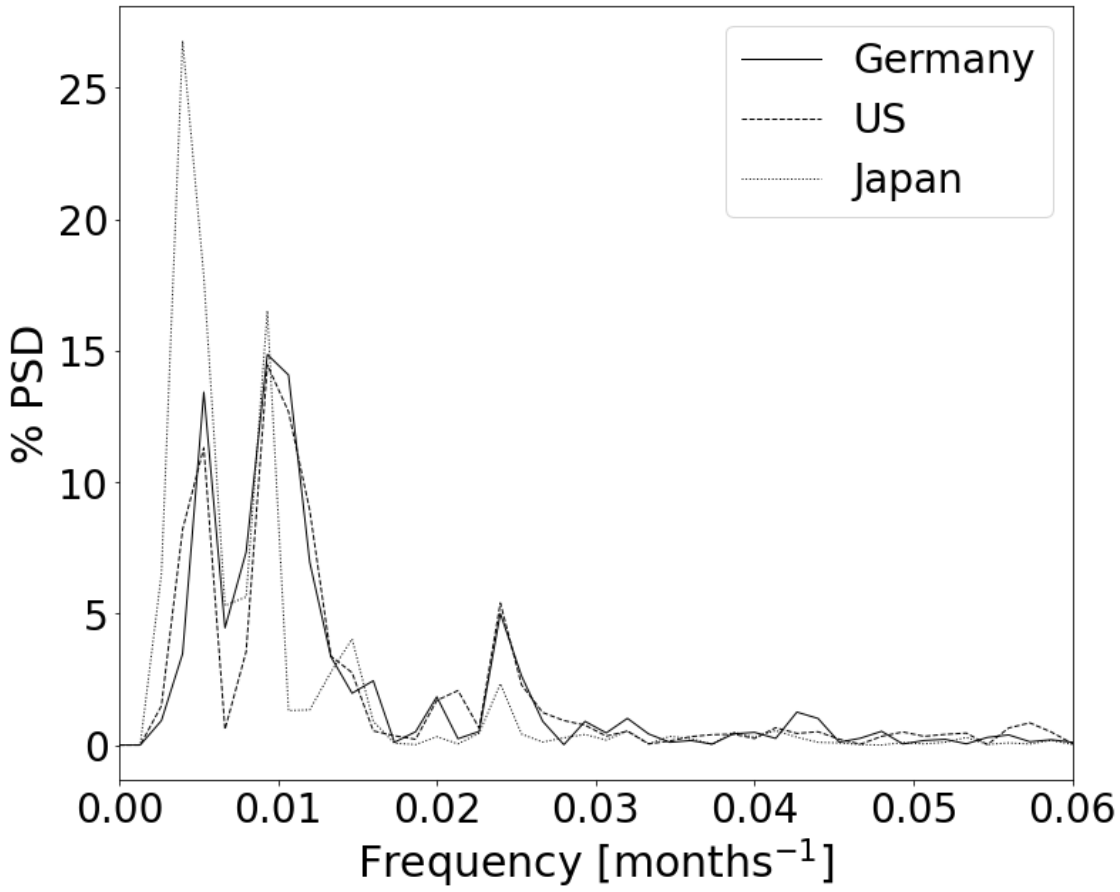


图 5. 美国、德国和日本股票交易所的数据（百分比）。



Fi图 6. 1960年1月至2022年5月三条序列的 Welch 方法周期图 .

在计算周期图之前，我们已去除趋势：美国序列采用五阶多项式方程去趋势（图 7），以获得平稳序列。同样，德国数据也采用相同阶数的多项式方程去趋势；与美国相比，该方程对趋势的拟合效果更好，这可能说明随着序列长度增加，趋势会偏离多项式方程。可以合理地认为，趋势实际上并非多项式趋势，否则就意味着股市价值会无限增长。日本呈现出不同的趋势：采用六阶多项式方程。每个序列的趋势定义都受序列长度限制。随着收集到更多数据，趋势几乎不可避免地会发生变化。一种可能性是存在长周期循环，由于已观测序列的长度有限（数据稀疏性），这些循环尚未被观察到。

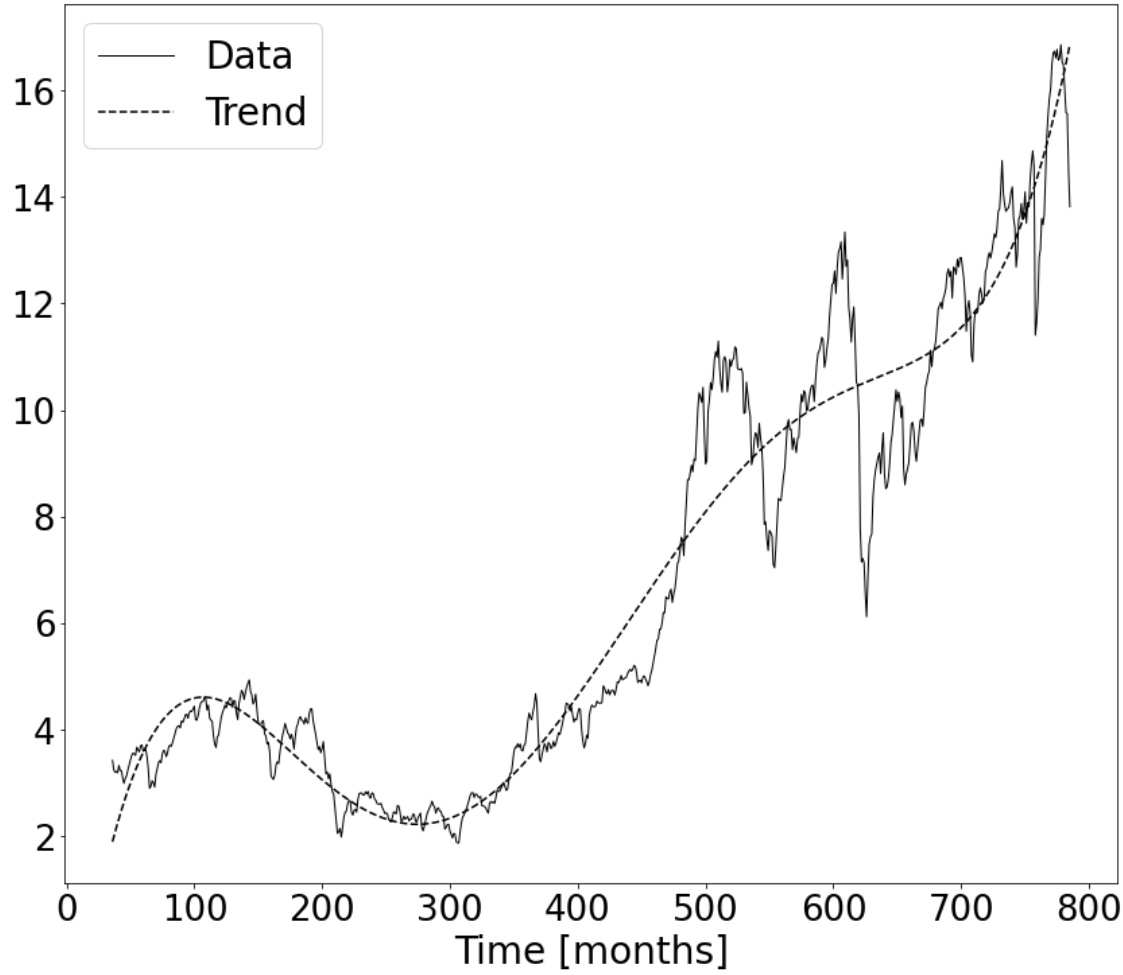


图7. 使用最小二乘法得到的美国原始时间序列及其趋势（蓝色）。

采用 Welch 方法和汉宁窗得到的周期图结果如下。美国、德国和日本的模型分别见图 8、图 9 和图 10。分析了贡献最大的五个频率。过去两年中，由于新冠疫情危机，美国和德国出现了异常表现。日本似乎没有受到太大影响。

使用 Lomb-Scargle 周期图重复这些模型。这些模型的准确性见表1。预测结果见图12、13和14；根据结果中所列的检验和测量数据，其准确性见表2。

表1. 模型准确性。

	US	德国	日本
皮尔逊 chi 平方	Welch：-720（自由度*：771） Lomb：-300（自由度：708）	Welch：572（自由度：735） Lomb：418（自由度：661）	Welch：-642（自由度：746） Lomb：-2000年（自由度：681）

对称平均 绝对百分 比误差	Welch：50 Lomb：46	Welch：50 Lomb：45%。	Welch: 42% Welch: 42% Welch: 42% Welch: 42% Welch: 42% Welch：42 Lomb：42%。
MAE	Welch：0.49 Lomb：0.47	Welch：1.35 Lomb：1.37	Welch：1.52 Lomb：1.77
RMSE	Welch：0.72 Lomb：0.65	Welch：1.82 Lomb：1.80	Welch：1.94 Lomb：2.27
残差 正态性	两者：Not 正态**	两者：非正态	两者：非正态

*自由度：自由度 **使用柯尔莫戈洛夫-斯米尔诺夫检验（KS）和雅克-贝拉检验（JB）检验正态性

表2。预测准确度。使用 Lomb-Scargle 周期图。

	US	德国	日本
皮尔逊 chi 平方	-261（自由度：123）	341（cf：123）	-312（自由度：121）
对称平均绝对百分比误差	57%	78%	59%
MAE	0.72	2.58	1.85
RMSE	0.97	3.32	2.47
残差 正态性	正态（柯尔莫戈洛夫-斯米尔诺夫检验） 非正态（雅克-贝拉检验）	非正态（柯尔莫戈洛夫-斯米尔诺夫检验） 正态（雅克-贝拉检验）	非正态（柯尔莫戈洛夫-斯米尔诺夫检验） 正态（雅克-贝拉检验）

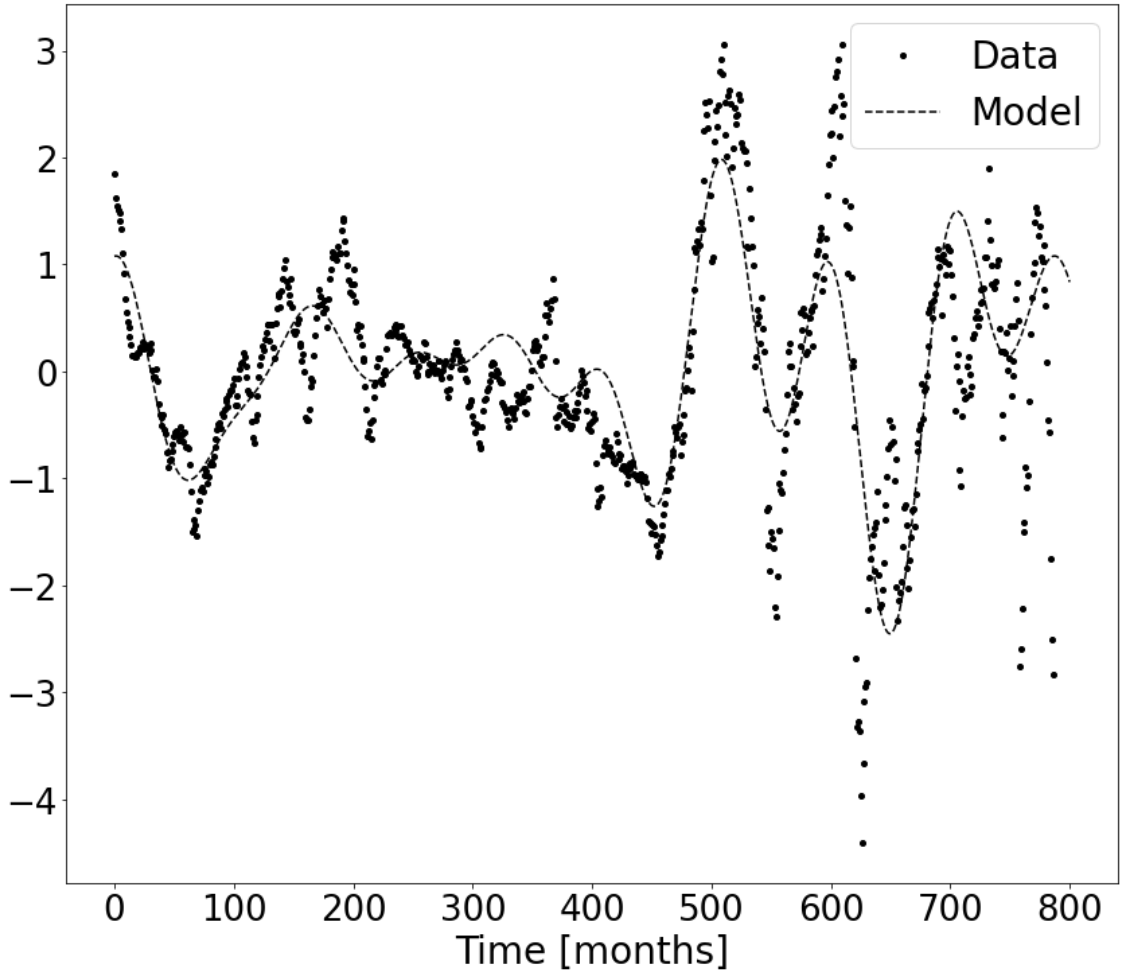


图 8. 使用 Welch 周期图的美国模型。数据取自 1957 年 1 月至 2022年7月。贡献最大的五个周期分别为：87.3、112.3、262.0、196.5（13%）和 98.25（对方差的最大贡献为 15%）个月。

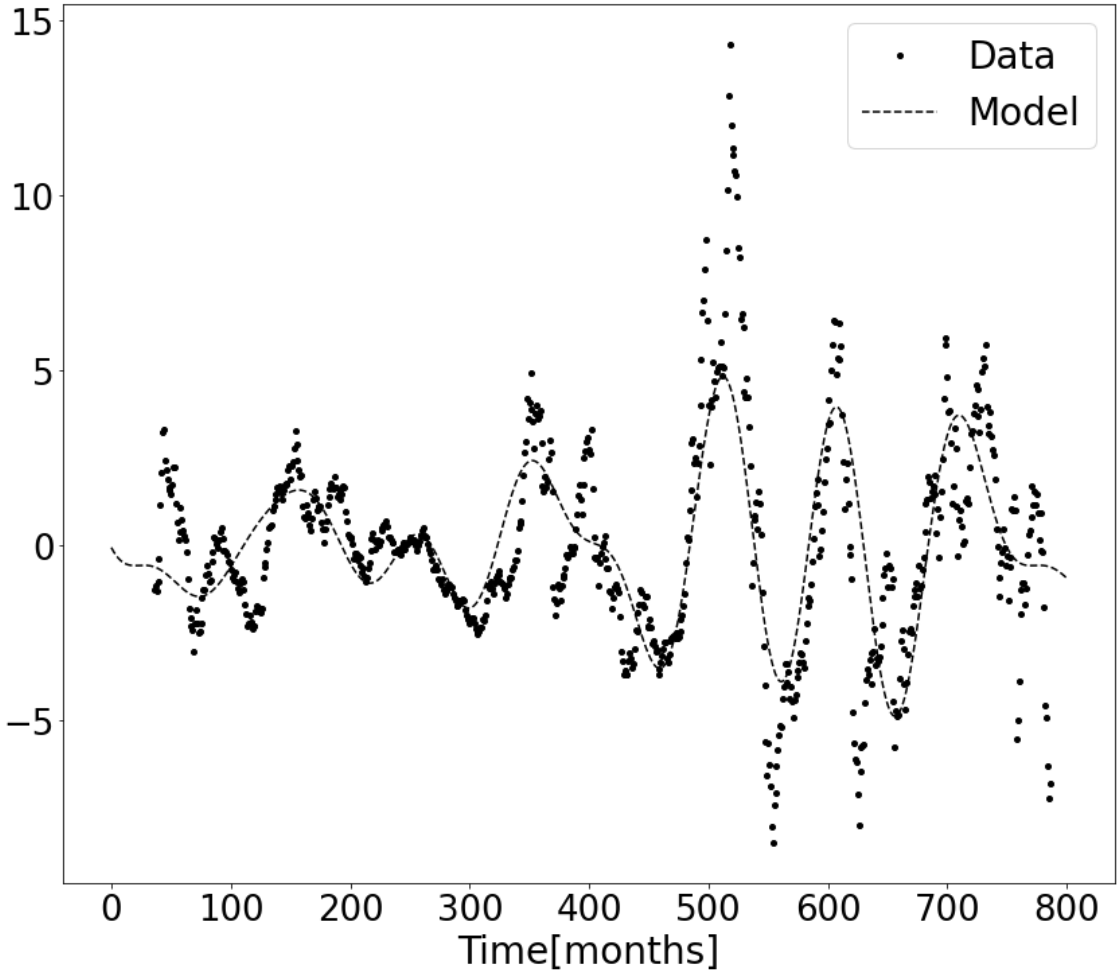


图 9. 德国采用 Welch 方法。1960年1月至2022年7月。周期：83.3、125.0、187.5、93.8（14%）、107.1（对方差的最大贡献为 15%）个月。

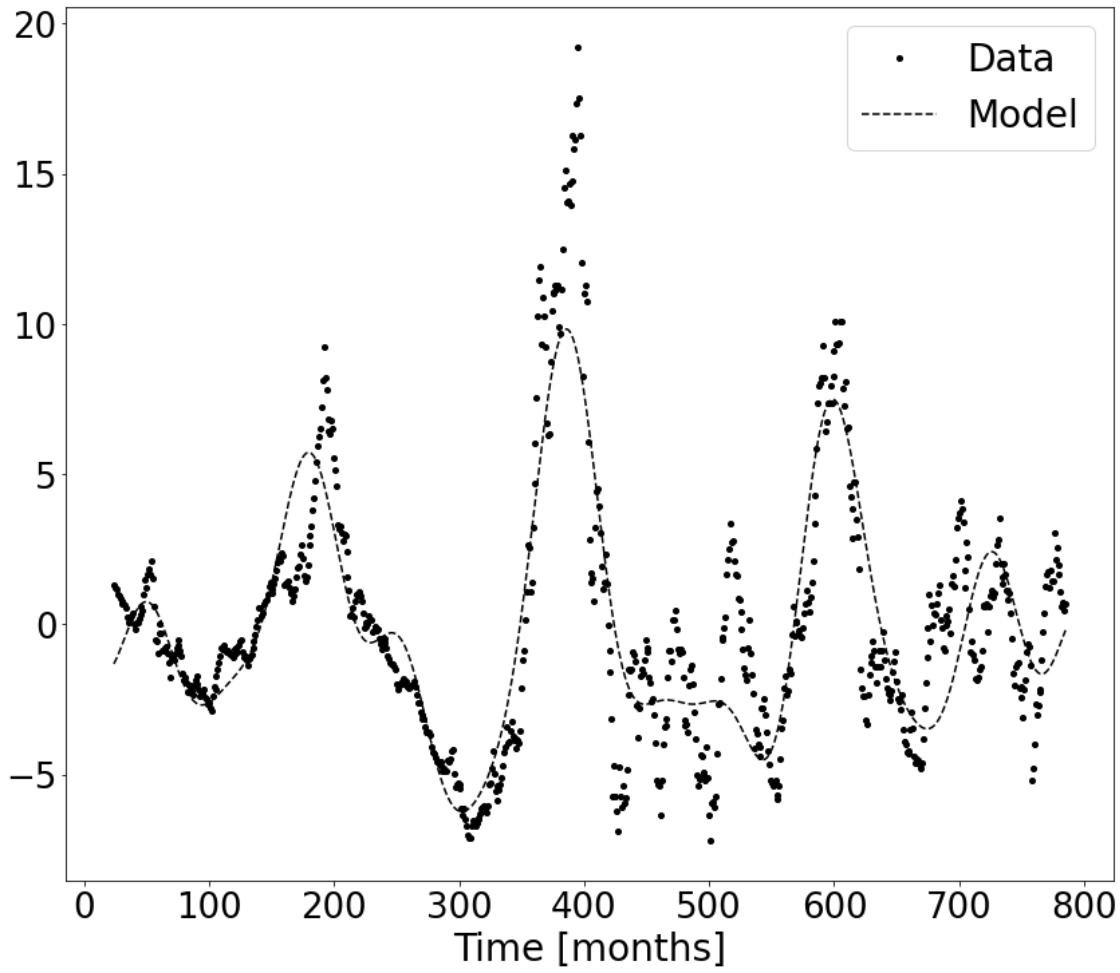


图10. 日本采用Welch 方法。1959年1月至2022年7月。周期：125.0、68.2、250.0、107.1（18%）、187.5（33%）个月。

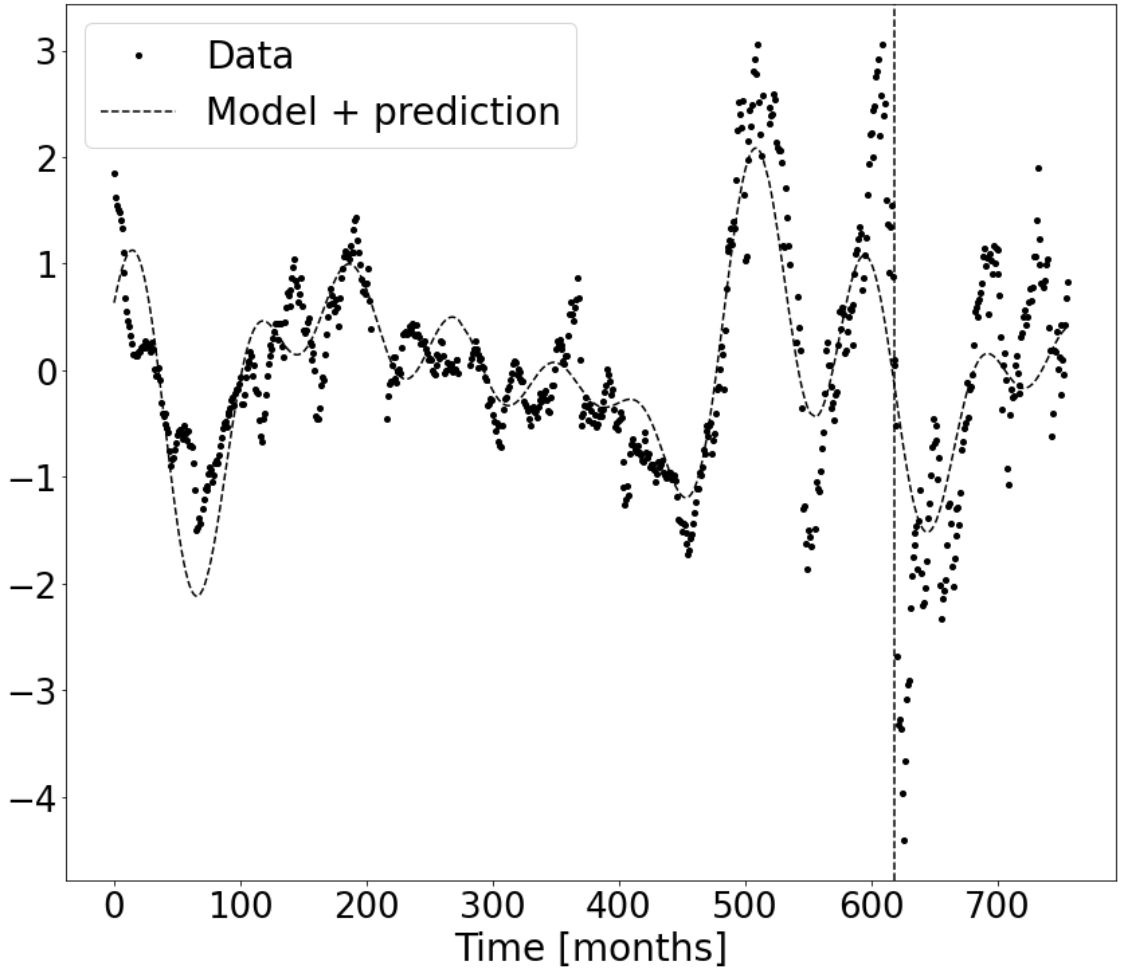


图 11 3，98 2008 422，831，116 2，184 4 16 2008。7 月的预测。无外生冲击的数据。美国。周期：……（对方差的最大贡献为 %）个月。虚线：7 月。

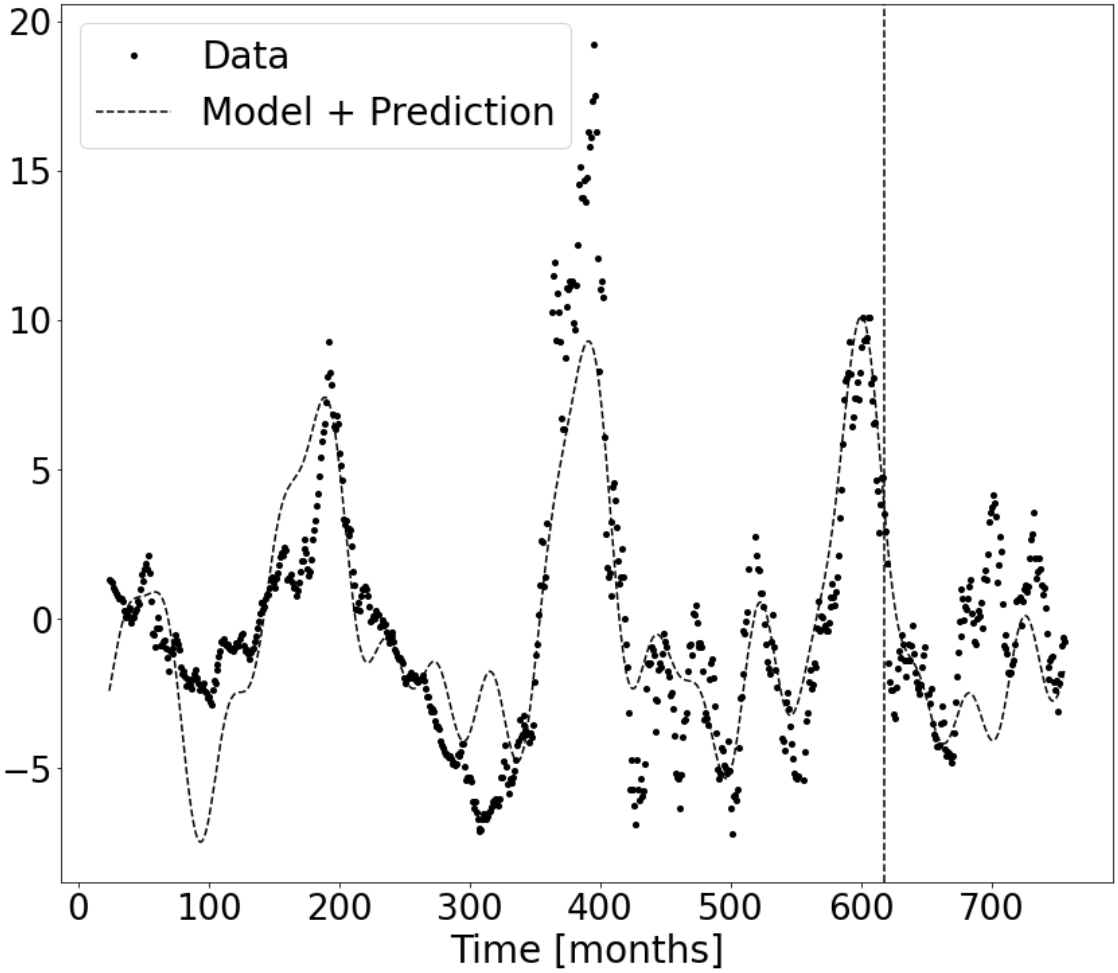


图12. 日本。来自2008年7月的预测。无外生冲击。周期：40.8、78.0、67.9、107.1、203.9个月。最大方差贡献为54%（对应周期203.9）。序列开头的预测似乎较差，之后有所改善。它能够预测危机。

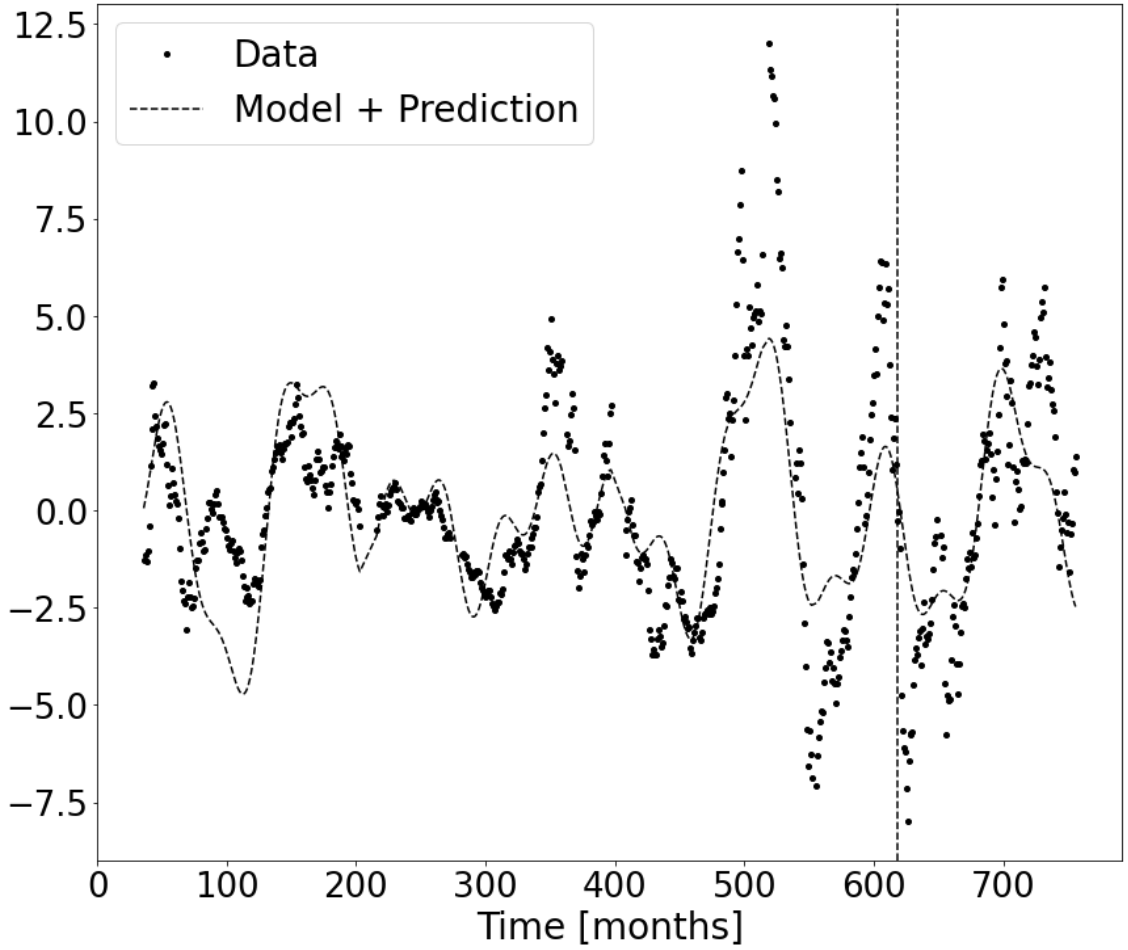


图13。德国。自2008年7月起的预测。不考虑外生冲击。周期：287.8、42.7、169.7、112.2、90.68493151个月（贡献率为20%的最大值）。

5. 讨论。

首先，自相关和谐波分析表明，股票市场的表现并非随机游走，因为一阶差分序列中存在相关性显著的序列相关，且谱并不平坦。

其次，谐波分析显示存在显著的隐藏周期性。这为分析规律性的周期性运动提供了基础，其论断性远强于均值回归类模型（方程3）。在通过多项式方程回归计算趋势并将其提取之后，最重要的五个谐波对观测序列的方差作出了显著贡献。美国和德国股票市场似乎共享五个主要谐波中的四个：大约为7年、10年、16年和8年。日本股票市场似乎同时具有10年和16年的周期性。值得注意的是，如果美国和德国股票市场主要同步变动，那么日本股票市场则表现出不同的行为。

第三，正如检验结果所示以及图形所展示的那样，估计值的拟合效果远非完美。不过，五个最大谐波之和通常能够反映所分析交易所的趋势。

第四，在最困难的情形——2008年危机中，预测的拟合效果同样远非完美。不过，值得注意的是，在这三种情形下，预测都正确捕捉到了股票价格的下跌走势。换言之，隐藏周期性无法完美拟合市场中股票价格未来的变化，但确实捕捉到了股票的总体走势：它们正确预测了随后发生的市场危机。

6. 结论。

本文否定了将 RWM 应用于美国、德国和日本证券交易所股票价格序列（及其包含的股息）的有效性。同时，本文发现谐波分析方法适用于这些序列。尽管这些序列中的记录变动高度分散且不规则，无法逐一估计，但该方法确实能够估计其中最重要的变动。

2008年危机预测实验证实了这一点。主要谐波之和虽然无法预测股票市场价格的每一个具体位置——这些价格似乎反应过度——但能够正确预判熊市。

我们认为，对于周期图中低频重要性的解读——它使我们能够估计和预测基本运动——可以借用 Godfrey 等人（1964年）的观点来表述：在如此漫长的周期内，投资者不会计算利润，因为周期超出了他们的投资期限；这意味着价格并非按照随机游走的方式演变。因此，市场价格对支配这些价格的潜在因素会产生滞后反应（Alexander，1961年）。

参考文献

ADAM, K., & MERKEL, S. 2019年。股票价格周期与商业周期（第2316号）。欧洲央行[illegible]。[illegible]KWE, C. C., IBIAMKE, A., & HARUNA, H. A. 2017年。尼[illegible]。股票收[illegible]。《[illegible]业杂志》，55-80。

[illegible]业管理[illegible]，[illegible]。[illegible]QUEZ, N.J. 1986年。经济

A., & P[illegible]一项统计检验。[illegible]于经济萧[illegible]。

BASAK, S., KAR, S., SAHA, S., KHAIDEM, L., & DEY, S. R. 2019年. 使用基于树的分类器
BEAUDRY, P., GALIZIA, D., & PORTIER, F. 2020年. 将周期重新纳入商业周期分
MAGISTRIS, P. S. 2013年. 关于股票价格的均质性：高价与低价的案例。《银行
SOUZA , J. P., & OLIVEIRA, A. L. 2016年. 计算智能与金融市场：综述及未来方向。《应用专家系统》，55，194-211。CHATFIELD, C. 2013年. 时间序列
股票收 号处理与信号处理教育研讨会（SP/SPE）（第232-236页）。IEEE。CHEN, P. 1996。《S&P 指数时频分析中的色彩混沌随机游走》。《非线性动力学与计量经济学研究》，卷1，
金融资 号）。CFS 工作论文。
DIAS, R., TEIXEIRA, N., MACHOVA, V., PARDAL, P., HORAK, J., & VOCH
中国和 本市场的证据。《哥白尼经济学》，11(4)，585-608。DITTRICH,
《大西 个
格可能 随机游走。《学生经济学评论》，*21*(1)，167-179。ESCAÑUELA
数在19
大学图 NUELA NIEVES, C. 2022年. 关于斯卡茨基-尤尔效应的合理性。已提交发表的论文。FAMA, E. F. 1965年
1970年 本市场：理论与实证研究综述。《金融学杂志》，*25*(2)，383-417。

FAMA, E. F. 1995年. 股票市场价格中的随机游走. 《金融分析师杂志》, 51(1), 75-80. [illegible], T., & KRAUSS, C. 2018年. 利用长短期记忆网络进行金融市场预测的深度学习. 《欧洲运筹学杂志》, 270(2), 654-669. GODFREY, M. D., GRANGER, C. W., & MORGENSTERN, O. 1964年. 股票市场行为的随机游走假说. 《Kyklos》, 17(1), 1-30. GRANGER, C. W., & MORGENSTERN, O. 1963年. 纽约[illegible]
济变量的典型谱形. Econometrica: Journal of the Econometric Society, [illegible]
Economics》, 21-24. JWO, D. J., CHANG, W. Y., & WU, I. H. 2021年. 加窗技术: [illegible]》.
KENDALL, M. G. 1953 年. 经济时间序列分析 —— 第一部分：价格. 《皇家统计[illegible]
市场假说有效性的证据. 《经济主题》, 56(3), 369-387. LIM, K. P., & BROOKS, [illegible]
25(1), [illegible]O, A. W. & MACKINLAY, A. C. 1988年. 股票市场价格并不遵循随机游走：来自简单设定检验的证据. 《金融研究评论》. vol.1, n.1, pp. 41-66. LO, A. W., [illegible]结论、现行推断与实证实施. 《金融学杂志》, 55(4), 1705-1765. LO, A. W. 2004年. 适应性市场假说. 《投资组合管理杂志》, 30(5), 15-29. LO, A. W. 2005年. 调和有效市场与行为金融学：适应性市场假说. 《投资咨询杂志》. 7(2). 21-44. MALKIEL. B. G. 2003年
G. E. & HASSETT, K. A. 1995年. 不同收益假设下的投资：比较随机游走与均值回归. NBER 技术工作论文 0175，美国国家经济研究局. MORAN, P. A. P. 1950年. 移动平均数的振荡行为. 《剑桥哲学学会会刊》, 46 (2), 272-280.

MORGENSTERN, O. 1961年。《经济时间序列分析的新视角》。普林斯顿大学，计量经济学研究计划。NAU, R. 2014年。《随机游走模型笔记》。福库商学院，*1*，

合组织 2 6e-en。https://data.oecd.c 年11月8日）。OKPARA, G.C. 2010年。《股票市场价格与随机游走假说：来自尼日利亚的进一步证据》。《经济学与国际金融期刊》，2(3)：049-057。PETERS, E. E. 1996年。《资本市场中的混沌与秩序：周期、价格与市场波动性的新视角》。约翰·威立父子出版公司。SAMUELSON, P. A. 2016年。证明经过适当预期的价格会随机波动。载于《世界科学期货市场手册》（第25-38页）。SHILLER, R. J. 1987年。

（w2446）。SHILLER, R. J. 2000年。衡量泡沫预期与投资者信心。《心理学与金

arXiv 预印本arXiv:1905.09633。SYURUR, A., & MARJUNI, A. 2020年。利用哈达

13(2)，96-107。THAKKAR, A., & CHAUDHARI, R. 2021年。股票市场深度神经网

THALER, R. H. 1999年。心理账户的重要性。《行为决策期刊》，12，183-206。

周期联动：来自谱分析的证据。《宏观经济学期刊》，*31*(1)，35-57。

刊》，*236*(1)