# **动量、价值、规模三因子模型构建投资组合并利用SHAP解释因子贡献度以判断市场牛熊转换的可行性与逻辑完善评估报告**

## **I. 执行摘要**

本报告旨在评估一种量化投资策略的可行性并提出逻辑完善建议。该策略的核心在于构建一个包含动量、价值和规模因子的三因子模型，并利用SHAP（Shapley Additive exPlanations）值来解释这些因子对投资组合收益的贡献度。此外，该策略还计划通过因子贡献度的变化幅度来判断市场牛熊转换。

**可行性关键发现：** 所提出的方法在广义上是可行的，它借鉴了成熟的资产定价模型（如Fama-French和Carhart模型）以及强大的、与模型无关的可解释性工具（SHAP）。然而，若不仔细考虑金融数据的固有特性（例如非平稳性、多重共线性）和市场机制的动态性质，直接应用该策略将面临显著挑战。利用SHAP值变化来识别市场转折点的构想具有创新性，但需要通过严谨的验证并与既定的变点检测方法相结合。

**主要完善建议：**

* 采纳Carhart四因子模型作为基础资产定价框架，该模型明确包含了市场超额收益因子，以增强解释力和理论一致性。
* 对金融时间序列数据进行严格的预处理，特别是处理非平稳性问题，并解决因子间的多重共线性，以确保SHAP解释的可靠性。
* 将SHAP分析与正式的统计变点检测方法（例如CUSUM检验、贝叶斯方法）相结合，以基于因子贡献度的显著变化客观地识别市场机制转换。
* 开发一种动态投资组合管理策略，明确利用识别出的市场机制，相应地调整因子敞口和风险管理协议。

**潜力与挑战：** 该策略有望通过提供市场转折点的可解释信号，增强投资组合的透明度并可能改善战术资产配置。然而，挑战包括SHAP计算对大型数据集的计算密集性、金融时间序列和相关数据中SHAP解释的细微差别，以及准确预测市场机制及其对因子表现影响的固有难度。

## **II. 因子投资与模型背景介绍**

### **因子投资模型概述**

因子投资是一种基于特定属性选择证券的投资策略，这些属性与更高的收益相关，旨在增强多元化、产生超越市场表现的收益并有效管理风险 1。它着眼于广泛存在、持续有效且已被长期认可的收益驱动因素 1。

传统的资产定价模型，如资本资产定价模型（CAPM），仅使用一个变量（市场贝塔）来衡量投资组合或股票与整体市场的收益关系 2。相比之下，多因子模型通过纳入额外因子（这些因子在历史上已被证明会影响股票收益）来扩展CAPM，从而提供更强的解释力 3。例如，Fama-French三因子模型（FF3M）能够解释多元化投资组合超过90%的收益，显著优于CAPM平均70%的解释力 2。

多因子模型已成为分析股票投资组合表现和风险的标准工具。它们允许投资者和资产管理者将超额收益（或阿尔法）从由共同奖励风险因子敞口解释的收益中分离出来 4。这些模型还能够进行细粒度的风险和收益归因，并帮助建立对特定风险因子的预期敞口，包括那些反映宏观经济预期（如通胀或经济增长观点）的因子 4。

### **所提议的“动量、价值、规模”三因子模型与现有模型的关联**

用户提出的“动量、价值、规模”三因子模型与Fama-French模型的扩展形式紧密相关。最初的Fama-French三因子模型（FF3M）于1992年开发，包含三个核心因子：市场超额收益（Rm-Rf）、规模（SMB - 小市值减大市值）和价值（HML - 高账面市值比减低账面市值比） 2。其中，SMB衡量小市值公司相对于大市值公司的超额收益，而HML则衡量高账面市值比（价值股）公司相对于低账面市值比（成长股）公司的超额收益 2。这些因子的提出基于实证发现，即价值股和小市值股票倾向于持续跑赢市场 6。

用户明确将“动量”纳入其提议的三因子模型，这自然地引出了Carhart四因子模型。Mark Carhart于1997年在Fama-French模型的基础上增加了第四个因子：动量（MOM或UMD - 赢家减输家） 8。该因子解释了过去表现良好股票倾向于继续表现良好的趋势 9。Carhart模型在基金绩效评估和研究中被广泛应用，并显著改进了CAPM模型 8。

因此，用户提出的“动量、价值、规模”模型实际上隐含了Carhart四因子模型的核心组成部分，前提是市场超额收益（Rm-Rf）也被纳入考量。市场超额收益是所有资产定价模型的基础要素 9。如果仅使用“动量、价值、规模”而省略市场因子，将导致模型设定不当，从而限制其对整体投资组合收益的解释力，因为市场因子捕捉的是单一风格因子无法解释的系统性风险。这意味着所提议的模型需要通过纳入市场因子来完善，以确保理论的严谨性和在解释股票截面收益方面的实际有效性。

### **报告目的**

本报告旨在对所提议策略的可行性进行全面评估，并提供逻辑完善和实际操作建议。报告将深入探讨因子构建的细微之处、投资组合管理、使用SHAP进行高级可解释性分析，以及通过动态因子贡献识别市场机制转换的挑战性任务。

## **III. 拟议策略的可行性评估**

### **A. 因子模型定义与构建**

拟议的因子模型将包含市场超额收益、规模、价值和动量因子。这些因子各自捕捉了股票收益中不同的系统性风险来源。

* **市场超额收益（Rm-Rf）：** 该因子代表市场投资组合相对于无风险利率的超额收益，捕捉了与整体市场波动相关的系统性风险 7。它是CAPM和Fama-French模型的核心组成部分 6。
* **规模因子（SMB - 小市值减大市值）：** SMB通过计算三个小市值投资组合的平均收益减去三个大市值投资组合的平均收益来构建 6。历史上，小市值股票倾向于跑赢大市值股票 3。在回归中，SMB的正系数表示投资组合对小市值股票具有敞口，而负系数则表示对大市值股票具有敞口 3。
* **价值因子（HML - 高账面市值比减低账面市值比）：** HML通过计算两个高账面市值比（价值股）投资组合的平均收益减去两个低账面市值比（成长股）投资组合的平均收益来构建 6。从长期来看，价值股（高账面市值比）倾向于跑赢成长股（低账面市值比） 3。HML的正系数表示投资组合对价值股具有敞口，而负系数则表示对成长股具有敞口 3。
* **动量因子（MOM/UMD - 赢家减输家）：** 该因子衡量过去表现优异的投资组合相对于过去表现不佳的投资组合的超额收益 9。它通常通过计算两个过去收益表现优异的投资组合的平均收益减去两个过去收益表现不佳的投资组合的平均收益来构建，通常基于过去2-12个月的收益 9。Carhart模型纳入动量因子后，增强了Fama-French模型的解释力 9。

**数据来源与构建方法：**

* **美国市场：** Fama-French和Carhart因子可从Kenneth French的数据图书馆获取，提供自1926年7月以来的日、周、月和年收益数据 11。这些因子是根据市值加权的规模、账面市值比和前期收益组合构建的 11。
* **瑞典市场：** 瑞典金融学院数据中心（SHoF）也提供了Fama-French和Carhart因子，这些因子是使用Finbas数据从1983年至2019年计算得出的 8。
* **中国A股市场：** Fama-French模型在新兴市场（如中国）的适用性是一个关键考量。研究表明，尽管账面市值比（价值）因子在新兴市场通常保留其解释能力，但市值（规模）因子的表现可能不佳 2。对中国A股市场（2006-2023年）的研究使用了中国股票市场与会计研究数据库（CSMAR）的数据 15。CSMAR提供了中国股票市场和上市公司财务报表的数据 16。其他为中国A股市场量化研究提供数据的机构包括伦敦证券交易所集团（LSEG，前身为Refinitiv，提供Datastream） 17。需要注意的是，在将美国股票因子模型简单地移植到中国A股市场时，不一定能取得成功，因为两个市场之间的因子表现可能存在显著差异 18。中国市场具有独特的特征，例如国有企业普遍存在、散户投资者数量众多、市场分割以及政府干预 15，这些因素可能会影响传统Fama-French模型的解释力，并需要进行修改和调整 15。

以下表格对CAPM、Fama-French三因子模型和Carhart四因子模型进行了比较：

| 模型名称 | 包含的关键因子 | 主要目的/贡献 | 对多元化投资组合的解释力 | 主要开发者/年份 |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| CAPM | 市场超额收益 (Rm-Rf) | 解释资产收益，评估风险 | 约70% | William Sharpe (1960s) |
| Fama-French 三因子模型 | 市场超额收益 (Rm-Rf), 规模 (SMB), 价值 (HML) | 扩展CAPM，解释规模和价值溢价，评估基金经理表现 | 超过90% | Fama & French (1992) |
| Carhart 四因子模型 | 市场超额收益 (Rm-Rf), 规模 (SMB), 价值 (HML), 动量 (MOM) | 扩展Fama-French模型，解释动量异象，评估共同基金表现 | 显著增强 (优于FF3M) | Mark Carhart (1997) |

用户查询中提及的“动量、价值、规模”三因子模型，在学术文献中通常被视为Carhart四因子模型的一个子集，因为它省略了市场超额收益因子。然而，市场超额收益因子是所有资产定价模型中不可或缺的组成部分，它捕捉了系统性市场风险，而风格因子本身无法完全解释这些风险 9。因此，为了确保模型的理论严谨性和在解释整体投资组合收益方面的实际有效性，将Carhart四因子模型作为基础框架是更恰当和稳健的选择。

此外，由于用户查询使用中文，强烈暗示了对中国市场的关注。尽管Fama-French因子在美国和瑞典等发达市场已被广泛研究并有现成数据可用 8，但其直接应用于中国等新兴市场的有效性仍是一个持续讨论的话题 2。具体而言，研究发现规模因子在中国等新兴市场的表现可能不佳，即使价值因子仍能保持其解释力 2。这表明，简单地使用源自发达市场的通用因子定义和分界点可能无法产生最佳甚至有效的结果。中国A股市场具有独特的市场特征，包括国有企业普遍存在、散户投资者占主导地位、市场分割和政府干预 15。这些结构性因素可能从根本上影响传统因子的解释力 15。因此，对于中国A股市场，量化投资策略的成功并非简单地将美国股票因子模型移植过来 18。这需要对因子构建进行市场特定化处理，包括根据中国市场的独特分布调整规模和账面市值比的分界点，重新评估中国背景下价值和成长的定义，并可能探索纳入额外的、与市场相关的因子（例如，一项研究发现，在中国A股市场引入“风险”因子显著增强了Fama-French五因子模型的解释力 15）。这意味着在发达市场观察到的小市值和价值股票的“超额收益”趋势 3 可能无法直接或持续地适用于中国市场，需要进行实证验证。

### **B. 投资组合构建策略**

构建因子倾斜投资组合的标准方法：

因子投资旨在增强多元化、产生超越市场表现的收益并管理风险 1。它通过向特定因子倾斜来构建投资组合，这表明投资者可以通过将投资组合倾向于小市值和价值股票来获得更高的风险调整收益，因为这些股票在历史上表现优异 3。

一种用于测试信号或“因子”有效性的常用技术是构建多空投资组合。这包括做多基于特定因子信号排名最高的证券篮子，并做空基于相同信号排名最低的证券篮子 20。投资组合可以根据因子排名分为五分位或十分位，以比较不同敞口下的表现 20。“智能贝塔”策略是因子投资的常见应用，它系统地利用规模和价值溢价 1。

**权重和再平衡频率的考量：**

* **权重：** 因子投资组合可以使用各种加权方案构建。例如，Fama-French因子本身就是使用市值加权投资组合构建的 11。动量因子也可以是等权重或市值加权的 8。在构建的投资组合中，每个五分位内采用“等权重”方法是一种常见的简化 20，尽管市值加权也普遍存在。
* **再平衡频率：** 投资组合再平衡的最佳频率取决于交易成本、个人偏好和税务考量 21。学术研究通常假定季度或月度投资组合再平衡 22。虽然更频繁的再平衡使投资组合更紧密地符合其目标配置，但这可能通过出售表现优异的头寸来购买表现不佳的头寸，从而阻碍长期表现 23。相反，再平衡频率过低可能导致较低的风险收益比 22。通常，再平衡频率较低在牛市中表现更好，但在熊市中表现较差 23。
* **交易成本：** 因子投资的隐含市场冲击成本可能显著侵蚀策略的预期超额收益，特别是对于高换手率和管理资产规模庞大的策略 24。这些成本常常被忽视，但相对于佣金等显性成本而言，它们可能非常巨大 24。再平衡本身并不能产生正收益，除非价格以再平衡过程能够捕捉的频率进行均值回归 25。

在投资组合构建中，再平衡频率、投资组合表现和交易成本之间存在一个关键的权衡。更频繁的再平衡有助于维持期望的因子敞口和风险状况，从而防止“投资组合漂移” 21。然而，这伴随着显著的成本。频繁的再平衡通常意味着出售表现良好的资产（赢家）以购买表现不佳的资产（输家），这可能机械地拖累长期表现，特别是当因子表现出持续性（动量）而非严格的均值回归时 23。此外，每次再平衡都会产生交易成本，包括隐含的市场冲击成本，这些成本可能相当可观并侵蚀阿尔法收益 24。另一方面，再平衡频率过低则可能导致次优的风险收益比 22。

对于用户提出的策略，尤其是在可能应用于中国A股市场的情况下（该市场的微观结构和流动性可能与发达市场不同 18），这种优化至关重要。需要对交易成本、因子持续性以及再平衡对净收益的影响进行仔细的实证分析。这意味着投资组合构建阶段必须通过回溯测试不同的再平衡频率和方法（例如，基于时间或基于阈值的再平衡 23），以找到在风险控制和扣除成本后的盈利能力之间取得平衡的最有效方法。

### **C. SHAP在因子贡献分析中的应用**

SHAP值介绍：

SHAP（SHapley Additive exPlanations）是一个基于合作博弈论的统一框架，用于解释机器学习模型做出的个体预测 28。它量化了每个特征对预测的贡献，确保这些贡献的总和等于实际预测与平均预测（基线）之间的差异 28。SHAP既提供局部（解释单个预测）又提供全局（整个数据集的总体特征重要性）的可解释性 28。它与模型无关，这意味着它可以用于解释任何机器学习模型，包括线性回归、决策树、随机森林、梯度提升模型和神经网络 31。

使用SHAP量化因子贡献的可行性：

SHAP确实可以用于解释模型（例如投资组合收益）基于输入特征（例如市场、规模、价值、动量因子）的输出 29。它能够识别哪些特征影响预测并探索模型行为 34。对于金融时间序列，SHAP可以提供时间步长维度的特征重要性，显示一个特征在特定时间点贡献了多少 29。学术研究已探索SHAP在金融风险分析、企业财务风险影响因素以及一般因子重要性方面的应用 35。

**初步挑战讨论：**

* **非平稳性：** 金融时间序列数据，如资产价格和收益，通常是非平稳的，这意味着它们的统计属性（均值、方差、协方差）随时间变化 39。在模型中使用非平稳数据可能产生不可靠和虚假的结果 40。尽管SHAP可以应用于时间序列 29，但如果底层数据是非平稳的，其解释可能变得复杂 42。通过差分（计算周期性变化）将其转换为平稳数据是一种常见的解决方案 40。然而，将SHAP应用于差分数据会改变解释，它解释的是对收益“变化”的贡献，而不是收益水平本身 45。
* **多重共线性：** 在多元回归模型中，独立变量（因子）之间的高度相关性，即多重共线性，可能导致结果偏斜或误导，降低估计系数的精确度，并使解释单个因子贡献变得困难 47。因子模型本身就可能存在多重共线性 47。SHAP值可能因相关特征而失真，导致错误的假设性解释和膨胀的方差 33。
* **SHAP在时间序列中的解释：** 尽管SHAP提供了局部和全局解释 28，但对时间序列，特别是差分时间序列的SHAP值进行解释需要仔细考量 45。SHAP值解释了每个特征如何将预测推离基线（平均预测） 28。对于非线性模型或具有强交互作用的模型，SHAP值可能不支持直接的“干预性”解释 51。用于计算SHAP值的“背景”数据集的选择对于有意义的解释也至关重要，因为它定义了比较的基线 45。

金融数据固有的非平稳性对SHAP的稳定、一致和经济上有意义的解释构成了根本性挑战。金融时间序列数据本质上是非平稳的，其特征是均值、方差和协方差随时间变化 39。SHAP虽然是一个强大的模型无关可解释性工具，但它解释的是特征对模型预测相对于基线（通常是数据集的平均预测）的贡献 28。如果底层数据生成过程是非平稳的，一个静态的“平均预测”或“基线”在不同时间段或市场机制下可能不稳定或不具有经济意义，从而使单个SHAP值的解释难以推广或跨时间比较。虽然差分可以将非平稳数据转换为平稳数据 40，但将SHAP应用于差分数据意味着SHAP值解释的是对收益“变化”的贡献（例如，每日收益变化），而不是收益的绝对水平，这可能与用户对“收益贡献”的直观理解不符 45。因此，在不明确处理这一特征的情况下直接应用SHAP可能导致虚假或误导性的结论。这意味着需要：1）采用先进的时间序列建模技术（例如，时变参数模型、机制转换模型），这些模型在应用SHAP解释之前就已固有地考虑了非平稳性；或者2）对SHAP值应用于转换（例如，差分）数据时所代表的含义进行非常仔细和明确的重新解释。模型本身应理想地设计为能够处理金融市场的动态性质。

因子模型本质上通常包含相互关联的因子（例如，价值因子和成长因子可能呈负相关，或者规模和市场风险可能存在相互依赖性） 47。多重共线性（独立变量之间的高度相关性）是回归分析中一个众所周知的问题，因为它可能导致系数估计不稳定、标准误差膨胀，并难以分离每个变量的真实、独立贡献 47。尽管SHAP值旨在公平分配贡献，但它们仍可能因特征之间的强相关性而失真，从而可能导致错误的假设性解释和解释方差的膨胀 33。此外，必须记住，SHAP作为预测模型的可解释性工具，解释的是模型捕捉到的“相关性”和“模型依赖性”，而不是“因果关系” 46。在金融领域，归因因果关系通常是复杂的，需要专门的因果推断方法。因此，因子之间的多重共线性会显著损害单个SHAP贡献的可靠性和可解释性，使得难以区分每个因子的独立影响。此外，SHAP值揭示了模型如何根据观察到的相关性使用特征进行预测，而不一定是收益的潜在因果驱动因素。对于关键的金融决策，这种区别对于避免误导性结论至关重要。

### **D. 通过SHAP贡献变化识别市场机制**

利用SHAP值“变化”检测牛/熊市转换的评估：

通过观察SHAP因子贡献的“变化幅度”来推断市场机制转换的核心构想是SHAP的一种创新应用。学术研究证实，金融市场在牛市和熊市中表现出截然不同的特征，因子结构和风险敞口在不同机制下会发生变化 53。例如，在2008年金融危机期间，公司对规模和价值溢价变得更为敏感 55。SHAP确实可以提供时间步长维度的特征重要性 29。例如，在一个预测市场机制转换的深度学习模型中，SHAP在高度确信的熊市预测期间，持续突出显示近期波动性飙升和多日负收益趋势是主要影响因素 36。这表明SHAP能够识别哪些特征对模型预测特定机制的贡献最大。

**现有关于时变因子敞口和市场机制检测的学术研究讨论：**

* **时变因子风险溢价：** 风险溢价（投资者为承担风险而要求的补偿）受金融和宏观经济变量的影响，在危机时期可能波动剧烈且幅度较大 56。标准无条件资产定价模型（如基本FF3M）可能存在遗漏变量偏差，并且在不同市场状态下表现不佳，倾向于低估牛市收益而高估熊市收益 57。这凸显了对条件模型（允许不同市场状态下存在不同因子结构和风险溢价）的迫切需求 5。
* **市场机制检测模型：**
  + **隐马尔可夫模型（HMMs）：** 这些模型被广泛用于识别市场机制，通过观察到的变量（如收益、波动率或其他金融指标）推断未观察到的状态（例如，牛市/熊市、平静/动荡） 54。HMMs能够有效捕捉金融序列的典型行为，包括厚尾、异方差性、偏度和时变相关性 54。它们还可以适应更广泛机制内的短期反转 60。
  + **动态因子模型（DFMs）：** 这些模型旨在同时建模高维时间序列变量的共同运动，这些运动由少数潜在的动态因子驱动 58。DFMs允许时变因子敞口，并可用于估计时变风险溢价 56。
  + **稀疏跳跃模型：** 这些模型已被应用于识别单个因子的稳定牛市和熊市机制，使用基于历史因子主动收益的风险和收益衡量指标，以及更广泛的市场环境变量的特征集 61。
  + **条件模型：** 这些模型明确地根据投资者在设定价格时可用的信息集来定价资产，通常使用阈值变量来确定市场状态 53。

用户提出利用SHAP因子贡献的“变化幅度”来“判断”市场转折点（牛转熊和熊转牛）。虽然SHAP能够有效地显示“哪些”特征在“何时”重要 29，并且因子敞口和风险溢价在不同市场机制下会发生变化已是公认的事实 53，但仅依靠SHAP变化作为机制转换的唯一指标，从统计严谨性角度来看可能是不够的。SHAP主要是一个用于解释给定模型预测的可解释性工具 28。如果底层模型（例如，一个简单的线性回归）没有明确地建模市场机制或时变参数，那么SHAP可能仅仅反映了模型在拟合非平稳数据或捕捉非线性动态方面的困难，而不是提供了真实机制变化的稳健信号。关于市场机制检测的学术论文通常采用专门的统计方法，如隐马尔可夫模型、CUSUM检验或贝叶斯变点检测 54。

因此，SHAP值可以突出显示“哪些”因子的贡献正在显著变化，为模型行为和潜在市场动态在压力或转型期间提供有价值的“诊断性”信息。然而，它们并非一种直接的、独立的机制变化“检测”方法，无法像专门的变点检测算法或机制转换模型那样提供统计学上的严谨性。所提出的策略应将SHAP强大的可解释性与正式的统计变点检测技术或成熟的市场机制转换模型相结合。SHAP随后可以作为一种无价的工具来“解释”统计模型检测到机制变化的原因（例如，“市场因子的贡献显著变化，同时波动性也发生变化，表明市场正在向熊市过渡”），而不是作为主要的检测机制本身。这种混合方法结合了两种方法的优势：对市场转折点进行稳健的统计检测，并对这些转变提供透明、可解释的解释。

## **IV. 逻辑完善与建议**

### **A. 完善因子模型规范**

建议考虑Carhart四因子模型：

鉴于用户对动量、价值和规模因子的明确兴趣，最合乎逻辑且学术上严谨的完善建议是采纳Carhart四因子模型 8。该模型明确包含了市场超额收益（Rm-Rf）、规模（SMB）、价值（HML）和动量（MOM）因子。这提供了一个比省略关键市场因子的模型更全面、更稳健的框架，用于解释股票收益和评估投资组合表现 9。Carhart模型已证明其解释力优于CAPM，并有效解决了Fama-French三因子模型未能完全解释的动量异象 9。用户查询中列出的“动量、价值、规模”三因子，如果严格按照这三个因子来构建模型，则会排除市场因子，而市场因子是几乎所有资产定价模型中不可或缺的基础组成部分，它捕捉了系统性市场风险 9。为了使模型能够有效解释和预测投资组合收益，市场因子至关重要。因此，Carhart四因子模型是包含用户感兴趣的所有风格因子以及必要的市场因子的最自然、理论上最一致且经验上最强大的框架。这将确保模型在资产定价方面得到良好指定。

**针对目标市场（如中国A股）的因子构建建议：**

* **数据来源：** 对于中国A股，可靠和全面的数据至关重要。中国股票市场与会计研究数据库（CSMAR）是中国上市公司（上海和深圳证券交易所）股票市场和财务报表数据的主要来源 15。其他知名金融数据提供商，如LSEG（前身为Refinitiv，提供Datastream），也为中国市场提供量化数据解决方案 17。
* **因子定义和分界点定制：** 构建Fama-French因子的标准方法涉及根据规模（市值）和账面市值比构建投资组合 11。对于动量，投资组合是根据规模和前期（通常是2-12个月）收益构建的 13。分界点（例如，纽约证券交易所市值中位数作为规模分界点，前期收益的第30和第70百分位）在美国数据中普遍使用 13。然而，研究明确警告，简单地将美国股票因子模型移植到中国A股市场是不够的，因为两个市场之间的因子表现可能存在显著差异 18。对于中国等新兴市场，规模因子的解释力可能较弱 2。这需要根据中国市场的独特特征（如公司规模分布或会计实践）定制分界点，并可能重新定义因子。
* **市场特定调整和额外因子：** 中国市场具有独特的特征，包括大量国有企业、高比例散户投资者、市场分割和政府干预 15。这些因素可能会影响传统Fama-French模型的解释力，需要进行修改和调整 15。例如，一项针对中国A股市场的研究发现，引入“风险”因子显著增强了Fama-French五因子模型的解释力 15。因此，因子的定义和构建方法需要进行实证验证和适应性调整，以在中国市场实现最佳表现和相关性。

用户查询以中文提出，强烈暗示了对中国市场的应用。研究明确指出，Fama-French因子具有国家特异性，本地因子在解释股票收益的时间序列变动方面通常优于全球因子 2。此外，对于新兴市场，即使账面市值比（价值）因子保留其解释能力，规模因子（SMB）的表现也往往不佳 2。中国A股市场具有独特的结构特征，例如国有企业的普遍存在、大量散户投资者、市场分割和政府干预 15。这些独特特征意味着直接应用源自美国的因子构建分界点和投资组合形成规则可能不合适或无效。因此，一个关键的逻辑完善是为中国A股市场定制因子构建，而不是直接应用以美国为中心的方法。这涉及仔细的实证分析，以确定规模和账面市值比的适当分界点（例如，使用本地市场分位数），考虑中国背景下财务指标的市场特定定义，并可能探索纳入额外的、与本地相关的风险因子，以捕捉中国市场特有的行为和风险 15。这凸显了在将既定的金融模型应用于不同市场环境时，实证验证和适应性调整的极端重要性。在具有独特监管、所有权和投资者特征的新兴市场中，对因子投资采用“一刀切”的方法很可能导致次优甚至误导性的结果。策略的成功将严重依赖于准确捕捉本地市场特定的收益驱动因素。

### **B. 增强SHAP可解释性和稳健性**

处理非平稳性的策略：

金融时间序列通常是非平稳的，这意味着它们的统计属性（如均值、方差和协方差）随时间变化，表现出趋势、周期或随机游走 39。在模型中使用非平稳数据可能产生不可靠和虚假的结果 40。

* **差分：** 将非平稳数据转换为平稳数据的一种常见且有效的方法是差分 40。例如，如果过程是随机游走，差分（计算周期性变化）会将其转换为平稳过程 40。这意味着模型将预测，并且SHAP将解释对投资组合收益“变化”的贡献，而不是收益的绝对水平。
* **时变模型：** 另一种方法是采用明确考虑时变参数或机制的模型，这可以缓解非平稳性问题 5。例如，动态因子模型（DFMs）专门设计用于处理时变共同运动和因子敞口 58。SHAP可以应用于包含此类时变组件的模型，以解释其动态行为 29。
* **基于概念的SHAP（C-SHAP）：** 对于时间序列，研究表明，趋势和频率等高层概念可能比基于点的归因更好地解释模型行为 69。C-SHAP是一种确定这些概念对模型结果贡献的方法，可能利用时间序列分解来分离和解释金融序列的不同组成部分 69。

减轻多重共线性对SHAP解释影响的方法：

多重共线性（独立变量之间的高度相关性）是金融因子模型中的常见问题 47，可能导致系数估计不稳定、标准误差膨胀以及SHAP解释的误导 37。

* **特征选择/删除：** 一种直接的解决方案是识别并删除高度共线性的特定变量 47。
* **合并/转换变量：** 合并或转换相关变量可以有效降低其相关性 47。
* **分组相关因子：** 一种特别适用于因子模型的有效方法是在将高度相关的因子输入模型并分配SHAP分数之前，将它们分组 37。这种整合有助于缓解相关特征之间争夺重要性的问题，从而通过组合包含相似经济信息的因子来提高经济可解释性 37。
* **方差膨胀因子（VIF）：** 方差膨胀因子（VIF）是一种用于检测和衡量多元回归模型中共线性程度的统计技术。VIF在5到10之间表示高度相关，而高于10的值通常被认为存在问题 47。识别高VIF值的变量可以指导删除、转换或分组的决策。
* **模型选择：** 尽管SHAP与模型无关，但底层预测模型的选择会影响多重共线性如何影响可解释性。某些模型（例如，基于树的模型，如随机森林或XGBoost）本质上对多重共线性更具鲁棒性，尽管SHAP解释仍可能受到影响 33。

**在动态金融背景下解释SHAP值的最佳实践：**

* **理解SHAP的本质：** SHAP值解释了每个特征如何将预测推离基线（平均预测） 28。它们代表了特征在所有可能的特征组合中的平均边际贡献 28。
* **相关性与因果关系：** 重要的是要记住，SHAP值，像大多数模型可解释性技术一样，显示的是模型捕获到的相关性，而不一定是因果关系 46。这种区别在金融领域至关重要，因为归因因果关系是复杂的，直接干预通常是不可能的。
* **情境化解释：** 在模型、数据和问题的特定情境中解释SHAP值。对于时间序列，考虑分析时间步长维度的重要性以理解动态变化 29。
* **基线选择：** 用于SHAP计算的参考数据集（基线）至关重要，因为它定义了衡量个体贡献的“平均预测” 28。对于特定分析（例如，解释为什么一只股票被纳入投资组合而不是被拒绝），选择数据的一个精心挑选的子集作为基线可能提供更有意义的结论 45。
* **处理非线性和交互作用：** 对于非线性模型，SHAP值可能不支持简单的“干预性”解释 51。利用SHAP交互值可以更深入地了解特征如何结合影响预测，特别是对于捕捉复杂关系的模型 35。
* **SHAP值的尺度：** SHAP值，特别是对于具有对数链接函数（例如，某些梯度提升机）的模型，可能处于对数尺度。这些值需要转换回原始单位，以便进行更直观、可加性的解释 46。

非平稳性、多重共线性和SHAP解释的细微差别之间存在着复杂的相互作用。金融时间序列的非平稳性意味着其统计特性随时间变化，这使得SHAP依赖的静态基线变得不稳健，从而难以对因子贡献进行一致且有经济意义的解释 39。虽然差分可以使数据平稳，但SHAP解释将转变为对“收益变化”的贡献，这需要明确的重新解读 45。同时，因子模型中普遍存在的多重共线性会扭曲SHAP值，导致对单个因子独立贡献的误判和解释方差的膨胀 33。更重要的是，SHAP揭示的是模型学习到的相关性，而非因果关系 46，在金融决策中，这种区别至关重要，以避免基于虚假关联做出判断。这些挑战共同要求在模型设计和SHAP解释策略上采取高度谨慎的态度。例如，可以采用能够处理时变参数的模型来捕捉非平稳性，并通过VIF分析、特征分组或选择对多重共线性更鲁棒的机器学习模型来减轻因子间相关性的影响 5。此外，对SHAP值的解释必须始终在特定时间背景下进行，并明确区分统计关联与实际因果作用，从而确保分析结果的可靠性和可操作性。

### **C. 整合市场机制检测以实现动态投资组合管理**

机制检测的混合方法建议：

将SHAP的诊断能力与正式的变点检测方法相结合是至关重要的。这意味着在SHAP分析之外，应采用统计学上严谨的方法来识别市场机制的转变。常用的变点检测技术包括：

* **CUSUM检验：** 这种方法通过累积和来检测时间序列中均值、方差或斜率的变化，适用于识别结构性变化 63。
* **贝叶斯变点检测：** 这种方法通过后验概率来识别时间序列参数的突然变化，适用于实时应用和处理复杂的时间模式 65。
* **隐马尔可夫模型（HMMs）：** HMMs能够从观测变量中推断未观测的市场状态（如牛市/熊市），并捕捉金融序列的典型行为，如厚尾和时变相关性 54。

SHAP可以作为这些统计检测方法的补充工具。一旦统计模型识别出市场机制转换点，SHAP就可以用来解释“为什么”这些变化发生，揭示在特定机制转变期间哪些因子贡献度发生了显著变化 36。这种混合方法结合了统计模型的客观检测能力和SHAP的可解释性，从而提高了对市场动态理解的透明度和深度。

基于机制的动态投资组合再平衡和风险管理：

识别出市场机制后，投资组合管理应采取动态策略，以适应不断变化的市场环境：

* **动态因子配置：** 根据当前的经济机制，动态调整投资组合对不同因子的敞口 61。例如，在经济增长强劲时期，可以超配动量和规模因子；而在经济放缓或衰退时期，则可以转向低波动率和质量因子 71。这种方法利用了因子在不同宏观经济周期中的周期性表现 61。
* **市场择时：** 动态因子配置本质上是一种市场择时策略，旨在通过调整因子敞口来提高收益或降低风险 73。这包括识别因子表现的“好时机”和“坏时机”，并相应地调整投资组合 74。例如，一些研究将因子特定机制推断纳入Black-Litterman模型，以动态调整因子间的配置 61。
* **风险管理：** 动态调整风险管理策略以适应市场机制的变化。在熊市或高波动时期，可以采取更具防御性的策略，例如增加对低波动率或质量因子的敞口，或使用期权等对冲工具来管理极端下行风险 1。风险管理工具箱应是全面的，因为没有单一工具能始终有效 76。
* **交易成本与再平衡频率考量：** 动态策略通常涉及更高的换手率，从而可能产生更高的交易成本和市场冲击 24。因此，在实施动态再平衡时，需要仔细权衡再平衡频率与交易成本之间的关系 23。虽然频繁再平衡可以使投资组合更紧密地跟踪目标，但过度频繁可能侵蚀收益 22。

## **V. 结论与建议**

本报告评估了构建动量、价值、规模三因子模型并利用SHAP解释因子贡献度以判断市场牛熊转换的可行性。该策略在概念上可行，但其成功实施需要对现有模型进行严谨的逻辑完善，并解决金融数据固有的复杂性。

**核心结论：**

1. **模型规范的必要性：** 用户提出的“动量、价值、规模”三因子模型，从学术严谨性角度来看，应被视为Carhart四因子模型。市场超额收益因子是任何旨在解释股票收益的因子模型中不可或缺的组成部分，其缺失将导致模型设定不当，从而限制其解释力。
2. **市场特异性：** 对于中国A股市场，简单地移植源自发达市场的因子构建方法和分界点是不够的。中国市场的独特结构（如国有企业、散户主导、政府干预）要求对因子定义和构建进行本地化定制，并可能需要引入额外的市场特定因子。
3. **SHAP解释的挑战：** 尽管SHAP是强大的可解释性工具，但金融时间序列的非平稳性和因子间的多重共线性对其解释的稳定性和可靠性构成了显著挑战。非平稳性可能导致SHAP基线不稳定，而多重共线性则可能扭曲单个因子贡献的归因。此外，SHAP揭示的是模型学习到的相关性，而非因果关系，这一点在金融决策中至关重要。
4. **市场机制检测的混合方法：** 仅依靠SHAP贡献度的变化来判断市场机制转换是不够的。SHAP可以作为一种强大的诊断工具，解释机制变化发生时因子贡献的变化，但正式的统计变点检测方法（如HMMs、CUSUM检验）对于客观且稳健地识别市场转折点是必不可少的。

**行动建议：**

1. **采纳Carhart四因子模型：** 建议将基础模型明确设定为Carhart四因子模型，确保包含市场超额收益（Rm-Rf）、规模（SMB）、价值（HML）和动量（MOM）因子。
2. **定制化因子构建：** 对于中国A股市场，应进行深入的实证研究，以确定适合当地市场结构和数据分布的因子定义、分界点和权重方法。考虑引入额外的、与中国市场相关的风险因子，以增强模型的解释力。
3. **数据预处理与模型选择：** 对金融时间序列数据进行严格的非平稳性处理（如差分），并评估其对SHAP解释的影响。在处理多重共线性时，可考虑使用VIF分析、因子分组或选择对多重共线性更鲁棒的机器学习模型。
4. **SHAP的谨慎应用与解释：** 明确SHAP值解释的是模型预测中的特征贡献，而非直接的因果关系。在动态金融背景下，应仔细选择SHAP的基线，并考虑使用时间步长维度的分析来理解因子贡献的动态变化。对于非线性关系，可以利用SHAP交互值。
5. **整合机制检测与动态管理：** 将SHAP的解释能力与成熟的统计变点检测方法相结合，以实现更稳健的市场机制识别。基于识别出的市场机制，开发并实施动态投资组合管理策略，包括调整因子敞口、再平衡频率和风险管理协议，同时充分考虑交易成本的影响。

通过采纳这些完善建议，所提议的策略将能更好地应对金融市场的复杂性，提供更可靠、更具可解释性的投资决策支持，并有望在动态市场环境中实现更优异的风险调整收益。

#### Works cited

1. Understanding Factor Investing: A Strategy for Market Savvy Investors - Investopedia, accessed August 3, 2025, <https://www.investopedia.com/terms/f/factor-investing.asp>
2. Fama–French three-factor model - Wikipedia, accessed August 3, 2025, <https://en.wikipedia.org/wiki/Fama%E2%80%93French_three-factor_model>
3. Fama-French Three-Factor Model and Extensions | Intro to Investments Class Notes, accessed August 3, 2025, <https://library.fiveable.me/introduction-investments/unit-11/fama-french-three-factor-model-extensions/study-guide/anpESwxH97OulTOg>
4. Using Multifactor Models | CFA Institute, accessed August 3, 2025, <https://www.cfainstitute.org/insights/professional-learning/refresher-readings/2025/using-multifactor-models>
5. Multi-Dimensional Risk and Performance Analysis for Equity Portfolios - CACEIS, accessed August 3, 2025, <https://www.caceis.com/fileadmin/documents/pdf/Insights/EDHEC-Risk/Multi_dimensional_risk_Oct_2016.pdf>
6. Fama and French Three Factor Model Definition: Formula and Interpretation - Investopedia, accessed August 3, 2025, <https://www.investopedia.com/terms/f/famaandfrenchthreefactormodel.asp>
7. Fama-French Three-Factor Model - Components, Formula & Uses, accessed August 3, 2025, <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/valuation/fama-french-three-factor-model/>
8. Fama French Factors - hhs.se - Stockholm School of Economics, accessed August 3, 2025, <https://www.hhs.se/en/houseoffinance/data-center/fama-french-factors/>
9. Carhart four-factor model | Financial Mathematics Class Notes - Fiveable, accessed August 3, 2025, <https://library.fiveable.me/financial-mathematics/unit-10/carhart-four-factor-model/study-guide/KCw01OofPnIFx1wF>
10. Carhart four-factor model - Wikipedia, accessed August 3, 2025, <https://en.wikipedia.org/wiki/Carhart_four-factor_model>
11. Kenneth R. French - Description of Fama/French Factors, accessed August 3, 2025, <https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/Data_Library/f-f_factors.html>
12. Kenneth R. French - Description of Fama/French Benchmark Factors, accessed August 3, 2025, <https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/Data_Library/f-f_bench_factor.html>
13. Kenneth R. French - Detail for Monthly Momentum Factor (Mom), accessed August 3, 2025, <https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library/det_mom_factor.html>
14. Fama-French Portfolios & Factors - WRDS - University of Pennsylvania, accessed August 3, 2025, <https://wrds-www.wharton.upenn.edu/pages/about/data-vendors/fama-french-portfolios-factors/>
15. "Testing Alternative Versions of the Fama-French Five-Factor Model: Evi" by Su Zhang, accessed August 3, 2025, <https://pearl.plymouth.ac.uk/pbs-theses/303/>
16. China Stock Market & Accounting Research (CSMAR) - WRDS, accessed August 3, 2025, <https://wrds-www.wharton.upenn.edu/pages/about/data-vendors/china-stock-market-accounting-research-csmar/>
17. LSEG Data & Analytics | Financial Technology & Data, accessed August 3, 2025, <https://www.lseg.com/en/data-analytics>
18. Quantitative Investing in China A Shares - Neuberger Berman, accessed August 3, 2025, <https://www.nb.com/documents/public/global/u1042_whitepaper_quantitative_investing_in_china_a_shares.pdf>
19. (PDF) Fama & French Three Factor Model: Evidence from Emerging Market - ResearchGate, accessed August 3, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/283007880_Fama_French_Three_Factor_Model_Evidence_from_Emerging_Market>
20. Factor Portfolio Construction — Python | by John Bilsel - Medium, accessed August 3, 2025, <https://medium.com/@jgbilsel/factor-portfolio-construction-python-7b94a4bad08d>
21. Rebalance Your Portfolio to Stay on Track - Investopedia, accessed August 3, 2025, <https://www.investopedia.com/investing/rebalance-your-portfolio-stay-on-track/>
22. Factor Construction: Portfolio Rebalancing - Finominal, accessed August 3, 2025, <https://insights.finominal.com/research-factor-construction-portfolio-rebalancing>
23. What Is the Optimal Portfolio Rebalancing Strategy? - Articles - Advisor Perspectives, accessed August 3, 2025, <https://www.advisorperspectives.com/articles/2025/04/29/what-optimal-portfolio-rebalancing-strategy>
24. Transaction Costs of Factor-Investing Strategies - Taylor & Francis Online, accessed August 3, 2025, <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/0015198X.2019.1567190>
25. Portfolio Rebalancing — Common Misconceptions - AQR Capital Management, accessed August 3, 2025, <https://www.aqr.com/-/media/AQR/Documents/Whitepapers/AQR_Portfolio-Rebalancing_Common-Misconceptions.pdf?sc_lang=en>
26. [2301.02754] On Frequency-Based Optimal Portfolio with Transaction Costs - arXiv, accessed August 3, 2025, <https://arxiv.org/abs/2301.02754>
27. Global Portfolio Rebalancing and Exchange Rates | The Review of Financial Studies | Oxford Academic, accessed August 3, 2025, <https://academic.oup.com/rfs/article/35/11/5228/6574924>
28. Leveraging SHAP Values for Model Insights and Enhanced Performance - GeeksforGeeks, accessed August 3, 2025, <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/leveraging-shap-values-for-model-insights-and-enhanced-performance/>
29. Time-step wise feature importance in deep learning using SHAP - DataDrivenInvestor, accessed August 3, 2025, <https://medium.datadriveninvestor.com/time-step-wise-feature-importance-in-deep-learning-using-shap-e1c46a655455>
30. The Shapley Value in Data Science: Advances in Computation, Extensions, and Applications - MDPI, accessed August 3, 2025, <https://www.mdpi.com/2227-7390/13/10/1581>
31. An Introduction to SHAP Values and Machine Learning Interpretability - DataCamp, accessed August 3, 2025, <https://www.datacamp.com/tutorial/introduction-to-shap-values-machine-learning-interpretability>
32. Machine Learning Interpretability in Finance: Investigating SHAP and LIME | by The AI Quant | Python in Plain English, accessed August 3, 2025, <https://python.plainenglish.io/machine-learning-interpretability-in-finance-investigating-shap-and-lime-baaa9f96684c>
33. SHAP Values vs Feature Importance | by Amit Yadav | Biased-Algorithms - Medium, accessed August 3, 2025, <https://medium.com/biased-algorithms/shap-values-vs-feature-importance-ba6b91c16319>
34. How to Use SHAP Values to Optimize and Debug ML Models - neptune.ai, accessed August 3, 2025, <https://neptune.ai/blog/shap-values>
35. (PDF) Sector-specific financial forecasting with machine learning algorithm and SHAP interaction values - ResearchGate, accessed August 3, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/390245012_Sector-specific_financial_forecasting_with_machine_learning_algorithm_and_SHAP_interaction_values>
36. Decoding Stock Market Regimes - by Gaurav Thorat - Medium, accessed August 3, 2025, <https://medium.com/@gauravthorat1998/decoding-stock-market-regimes-9ba255cd3606>
37. shapley values, random forests, and lasso regression for - The University of North Carolina at Chapel Hill, accessed August 3, 2025, <https://kenanscholars.unc.edu/wp-content/uploads/2022/06/Jared_Cohen_Honors_Thesis.pdf>
38. Research on Influencing Factors of corporate financial risk based on LightBM-SHAP model: Differentiation analysis under different corporate nature - ResearchGate, accessed August 3, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/391611533_Research_on_Influencing_Factors_of_corporate_financial_risk_based_on_LightBM-SHAP_model_Differentiation_analysis_under_different_corporate_nature>
39. 8.1 Stationarity and differencing | Forecasting: Principles and Practice (2nd ed) - OTexts, accessed August 3, 2025, <https://otexts.com/fpp2/stationarity.html>
40. Introduction to Non-Stationary Processes - Investopedia, accessed August 3, 2025, <https://www.investopedia.com/articles/trading/07/stationary.asp>
41. Practical guide to SHAP analysis: Explaining supervised machine learning model predictions in drug development - PMC, accessed August 3, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11513550/>
42. modelling non-stationary financial time series with input warped student t-processes 1, accessed August 3, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/378978063_MODELLING_NON-STATIONARY_FINANCIAL_TIME_SERIES_WITH_INPUT_WARPED_STUDENT_T-PROCESSES_1>
43. Non Stationarity and Market Structure Dynamics in Financial Time Series - UCL Discovery, accessed August 3, 2025, <https://discovery.ucl.ac.uk/10165624/1/Procacci_Thesis.pdf>
44. Adaptive Non-Stationary Fuzzy Time Series Forecasting with Bayesian Networks - MDPI, accessed August 3, 2025, <https://www.mdpi.com/1424-8220/25/5/1628>
45. 17 Shapley Values – Interpretable Machine Learning, accessed August 3, 2025, <https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/shapley.html>
46. Interpretable ML 3: What nobody tells you about SHAP values | by Thomas Bury, accessed August 3, 2025, <https://bury-thomas.medium.com/interpretability-ml-3-what-nobody-tells-you-about-shap-values-8295f0db3f9d>
47. Multicollinearity: Meaning, Examples, and FAQs - Investopedia, accessed August 3, 2025, <https://www.investopedia.com/terms/m/multicollinearity.asp>
48. Multicollinearity in Regression Analysis: Problems, Detection, and Solutions, accessed August 3, 2025, <https://statisticsbyjim.com/regression/multicollinearity-in-regression-analysis/>
49. Dealing with Multicollinearity in Factor Analysis: The Problem, Detections, and Solutions, accessed August 3, 2025, <https://www.scirp.org/journal/paperinformation?paperid=125846>
50. When SHAP Values Lie: Feature Correlation Traps in Credit Scoring - Patsnap Eureka, accessed August 3, 2025, <https://eureka.patsnap.com/article/when-shap-values-lie-feature-correlation-traps-in-credit-scoring>
51. Shapley Residuals: Quantifying the limits of the Shapley value for explanations, accessed August 3, 2025, <https://proceedings.neurips.cc/paper/2021/file/dfc6aa246e88ab3e32caeaaecf433550-Paper.pdf>
52. Interpretation of SHAP Values away from the mean · Issue #435 - GitHub, accessed August 3, 2025, <https://github.com/slundberg/shap/issues/435>
53. Pricing risks in bull and bear markets - CEPR, accessed August 3, 2025, <https://cepr.org/voxeu/columns/pricing-risks-bull-and-bear-markets>
54. Regime Changes and Financial Markets - Rady School of Management, accessed August 3, 2025, <https://rady.ucsd.edu/_files/faculty-research/timmermann/regime_changes_June_22.pdf>
55. Bear Markets and the Three Factor Model - Erasmus University Thesis Repository, accessed August 3, 2025, <https://thesis.eur.nl/pub/53243/Bachelor_Thesis_Thomas_Boot.pdf>
56. TIME-VARYING RISK PREMIUM IN LARGE CROSS-SECTIONAL EQUITY DATASETS - Kellogg School of Management, accessed August 3, 2025, <https://www.kellogg.northwestern.edu/departments/finance/~/media/5DA1C031632A4DF8A4E60940FA8B56E6.ashx>
57. Factor Models with Downside Risk - Banca d'Italia, accessed August 3, 2025, <https://www.bancaditalia.it/pubblicazioni/altri-atti-seminari/2022/Massacci_paper.pdf?language_id=1>
58. Dynamic Factor Models - Princeton University, accessed August 3, 2025, <https://www.princeton.edu/~mwatson/papers/dfm_oup_4.pdf>
59. A Multi-Factor Stock Market Model with Regime ... - DiVA portal, accessed August 3, 2025, <http://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1166419/FULLTEXT01.pdf>
60. Components of Bull and Bear Markets: Bull Corrections and Bear Rallies - ResearchGate, accessed August 3, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/228179096_Components_of_Bull_and_Bear_Markets_Bull_Corrections_and_Bear_Rallies>
61. Dynamic Factor Allocation Leveraging Regime-Switching Signals - arXiv, accessed August 3, 2025, <https://arxiv.org/html/2410.14841v1>
62. Editor's Introduction for the 2025 Special Issue on Factor-Based Investing, accessed August 3, 2025, <https://www.pm-research.com/content/iijpormgmt/51/3/1>
63. How Change Point Detection works—ArcGIS Pro | Documentation, accessed August 3, 2025, <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/space-time-pattern-mining/how-change-point-detection-works.htm>
64. Adaptive algorithms for change point detection in financial time series - AIMS Press, accessed August 3, 2025, <https://www.aimspress.com/article/doi/10.3934/math.20241674>
65. Bayesian Autoregressive Online Change-Point Detection with Time-Varying Parameters, accessed August 3, 2025, <https://arxiv.org/html/2407.16376v1>
66. Bayesian Approach to Time Series Change-point Detection | by Harsha Wabgaonkar, accessed August 3, 2025, <https://medium.com/@baw_H1/bayesian-approach-to-time-series-change-point-detection-613bf9376568>
67. 1 An Introduction to Changepoint Detection, accessed August 3, 2025, <https://www.lancaster.ac.uk/~romano/teaching/2425MATH337/1_intro_cusum.html>
68. CUSUM Test Effects: Key Impacts on Econ Models, accessed August 3, 2025, <https://www.numberanalytics.com/blog/cusum-test-effects-economic-models>
69. C-SHAP for time series: An approach to high-level temporal explanations - arXiv, accessed August 3, 2025, <https://arxiv.org/html/2504.11159v1>
70. Factor Investing Strategies for Fast-Moving Markets | iShares, accessed August 3, 2025, <https://www.ishares.com/us/insights/dynamic-factor-rotation-investing>
71. Dynamic Multifactor Strategies: A Macro Regime Approach - Invesco, accessed August 3, 2025, <https://www.invesco.com/apac/en/institutional/insights/multi-asset/dynamic-multifactor-strategies-a-macro-regime-approach.html>
72. Dynamic Multifactor Strategies: A Macro Regime Approach | Invesco, accessed August 3, 2025, <https://www.invesco.com/content/dam/invesco/uk/en/pdf/wp-dynamic-multifactor-strategies-a-macro-regime-approach.pdf>
73. Dynamic Factor Timing | Northern Trust, accessed August 3, 2025, <https://www.northerntrust.com/content/dam/northerntrust/investment-management/global/en/documents/research/quantitative/dynamic-factor-timing.pdf>
74. Factor Timing in Asset Management: A Literature Review - ResearchGate, accessed August 3, 2025, <https://www.researchgate.net/publication/388107691_Factor_Timing_in_Asset_Management_A_Literature_Review>
75. Portfolio Risk Management And Its Types, Strategies, Tools, And Practical Examples, accessed August 3, 2025, <https://bakkah.com/knowledge-center/portfolio-risk-management>
76. Portfolio Risk Management: A Multidimensional Perspective | AB - AllianceBernstein, accessed August 3, 2025, <https://www.alliancebernstein.com/corporate/en/insights/investment-insights/portfolio-risk-management-a-multidimensional-perspective.html>
77. Risk management practices for portfolios - DiVA portal, accessed August 3, 2025, <https://su.diva-portal.org/smash/get/diva2:1955738/FULLTEXT01.pdf>
78. Rebalancing with transaction costs: theory, simulations, and actual data, accessed August 3, 2025, <https://d-nb.info/1273162811/34>