

基于动态因子模型的上证主板A股协同波动研究

谢立源

华南农业大学数学与信息学院, 广东 广州

收稿日期: 2026年4月9日; 录用日期: 2026年4月29日; 发布日期: 2026年5月12日

摘要

本文以2018年3月至2026年2月上证主板92只代表性股票的月度对数收益率作为研究对象, 用动态因子模型来分析A股协同波动和风险传导。实证结果表明, 前三个主成分共解释了样本真实波动方差的36.76%。向量自回归和脉冲响应分析表明因子之间存在着明显的跨期溢出效应, 在本样期内周期因子对于市场因子有着很强的负向领先作用, 这一结果与A股市场板块轮动中的“存量博弈”特征较为吻合。另外模型还找到了一个与市场、周期无关的波动率因子, 给非平稳资产定价和动态对冲提供量化的依据。

关键词

动态因子模型, 向量自回归, 存量博弈, 波动率因子

Research on the Coordinated Volatility of Shanghai Mainboard A-Shares Based on the Dynamic Factor Model

Liyuan Xie

College of Mathematics and Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou Guangdong

Received: April 9, 2026; accepted: April 29, 2026; published: May 12, 2026

Abstract

In this article, we use the monthly logarithm return of 92 representative stocks listed in SSE Main Board for March 2018-February 2026 to build a Dynamic factor model to study co-movement and risk transmission inside China's A-shares. According to the empirical results, the first three PCs explain 36.76% of the sample true volatility variance. Vector autoregression and impulse response

analysis indicate significant intertemporal spillover effects among the factors. Within our sample period, the cyclical factor exhibits a strong negative leading effect on the market factor, a result that is broadly consistent with the “zero-sum game” feature often observed in A-share sector rotation. And there is a “volatility” factor that’s not connected to markets or cycles giving us some numbers behind non-stationary assets and moving hedges.

Keywords

Dynamic Factor Model, Vector Autoregression, Zero-Sum Game, Volatility Factor

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在世界经济一体化和国内金融市场深化改革互相交错的情况下，对股票市场内部资产协同波动及风险传染途径进行深入探究，对防止系统性外溢冲击，保证金融体系总体稳定有着十分重要的理论和实际价值。中国 A 股市场长期以来具有较高的换手率以及明显的“同涨同跌”特征。但是这种表象下的协同波动是被单一的市场情绪所主导，还是被多个潜在的风险因子共同交织而成的呢？这是现代资产定价和宏观金融研究亟待回答的问题。传统的资产定价模型大多依靠事先确定好的财务变量来预测市场价格的变化，不能及时反映市场微观结构的瞬息万变。相比之下，统计因子模型可以真正实现数据驱动[1]，从大量的资产收益中提取出潜在的共同成分。但是传统的静态主成分分析忽略了因子自身的时序变化规律，因此本文采用动态因子模型[2]，不仅可以有效地分离出共同因子和特质风险，而且可以将因子的跨期动态也纳入到统一的分析框架中来，从而准确地刻画出风险因子的传导机制以及持续性。本文相比于现有的文献大多关注主板大盘指数或者单一的因子，其边际贡献在于，在数据处理上坚持计量经济学的严谨性，对数收益率和缩尾处理剔除了价格水平序列中单位根和极端噪音，还原了 A 股最真实的波动共性；发现因子之间不是独立的，实证发现周期因子向市场因子传导的负向“跷跷板效应”；找到独立的波动率因子，给认识 A 股市场的高波动特性赋予了新角度。本文主要给投资者提供规避结构性回撤的动态策略支持，也给监管部门提供宏观审慎视角下系统性风险内部演化路径的参考依据。

2. 模型设定与估计方法

2.1. 动态因子模型结构

设 $r_{i,t}$ 为股票 i 在时间 t 的中心化对数收益率，模型分为两部分：

观测方程

$$r_{i,t} = \lambda_i^T f_t + \varepsilon_{i,t}, \quad \varepsilon_{i,t} \sim N(0, \sigma_i^2)$$

其中， f_t 为 $r \times 1$ 维不可观测的公共因子向量， λ_i 为 $r \times 1$ 维的因子载荷向量， $\varepsilon_{i,t}$ 为特殊方差，该方程把个股收益分解成共同因子驱动部分和个体特质部分，是因子分析的基本形式。

状态方程

$$f_t = \phi_1 f_{t-1} + \phi_2 f_{t-2} + \cdots + \phi_p f_{t-p} + \eta_t, \quad \eta_t \sim N(0, \Sigma_\eta)$$

其中， ϕ_j 为 $r \times r$ 系数矩阵， η_t 为因子冲击，这一设定允许因子自身随时间演化，捕捉风险因子的传导机制和持续性，是 DFM 区别于静态因子模型的核心。

2.2. 因子个数选择

采用主成分分析法确定因子个数。计算出对数收益率矩阵的特征值和方差贡献率，结合累积贡献率、Bai & Ng (2002)信息准则和平行分析综合判断[3]。设收益率矩阵为 $X (T \times N)$ ，对其协方差矩阵进行特征分解，得到特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$ ，则第 r 个主成分的方差贡献率为 $\lambda_r / \sum_{i=1}^N \lambda_i$ 。因子个数 r 通过累积贡献率阈值、信息准则 IC_1 和 IC_2 以及平行分析(比较实际特征值和随机矩阵特征值)综合确定。

2.3. 模型估计方法

采用 Bai & Ng (2002)提出的两步法进行一致性估计[3] [4]。该方法在横截面维度 N 与时间维度 T 均较大时具有优良的渐近性质。

第一步：静态因子提取。对中心化对数收益率矩阵 X 进行 PCA，取前 r 个主成分得分序列 $\widetilde{F}_t (T \times r)$ 作为因子估计值，同时得到载荷矩阵 $\widetilde{\Lambda} (N \times r)$ 。

第二步：因子动态建模。对 \widetilde{F}_t 拟合向量自回归(VAR)模型：

$$\widetilde{F}_t = \phi_1 \widetilde{F}_{t-1} + \phi_2 \widetilde{F}_{t-2} + \dots + \phi_p \widetilde{F}_{t-p} + \eta_t$$

滞后阶数 p 通过 AIC 或 BIC 准则选择。估计后，通过 AR 根检验判断系统稳定性，通过 portmanteau 检验判断残差自相关性。

3. 数据来源与预处理

3.1. 样本选取与数据清洗

本研究选取 2018 年 3 月至 2026 年 2 月期间上证主板 A 股中市值较大、流动性较好的前 100 只股票作为初始样本。这些股票通常被视为主板市场的代表性标的，能够较好地反映主板市场的整体运行特征。在此基础上，剔除上市时间晚于 2018 年 3 月、停牌超过 6 个月及 ST/*ST 股票后，最终保留 92 只数据完整的股票作为分析样本。通过与同期上证主板全市场收益率进行对比，样本组合的累计收益率走势与市场指数高度相关，且在市值分布上覆盖了大型、中型及部分小型公司，因而具有较好的市场代表性。

为了消除资产价格时间序列固有的非平稳性，本文计算了对数收益率 $r_{i,t} = \ln(P_{i,t}) - \ln(P_{i,t-1})$ 。同时，鉴于 A 股市场存在明显的“尖峰厚尾”非正态特征(见表 1)及极端事件冲击，本文对面板数据进行了上下 1% 的缩尾处理并实施中心化，以确保提取的公共因子反映的是系统性共性，而非由少数异动个股的极端冲击所主导。

3.2. 描述性统计

Table 1. Descriptive statistics of log returns of sample stocks

表 1. 样本股票对数收益率描述性统计

统计量	数值
股票数量	92
时间长度(月)	95
平均对数收益率(%)	0.0000
对数收益率标准差(%)	10.0434
偏度	0.1124
峰度	7.1736

表 1 报告了最后样本的描述性统计。中心化后对数收益率均值为零，标准差约为 10.04%，说明个股

的月度波动比较大。偏度接近于 0，峰度显著大于 3，说明收益率分布有尖峰特征，但是整体上仍然符合因子模型对于数据平稳性的基本要求。该分布特征和已有的文献中对于中国 A 股市场描述一致[5]，说明使用对数收益率是合适的。

4. 实证结果与分析

4.1. 因子个数确定：真实波动的共性剥离

表 2 给出主成分的特征值以及方差贡献率。实证结果说明前三个主成分可以解释对数收益率总方差的 36.76%。必须指出的是，在不剔除趋势项的情况下，该数字一般可以达到 60% 以上，但是那种高解释力实际上只反映了宏观长期趋势的掩盖下的“伪共性”。本文用严格的对数收益率序列剔除确定性趋势之后，前三个因子仍然可以解释近 40% 的纯粹波动，和国际主流实证资产定价文献(Lewellen 等, 2010 [6]) 中 Fama-French 模型 25% 到 35% 的解释力高度一致。特征值由第一主成分到第二主成分急剧衰减，再一次证明 A 股市场有一个占主导地位的“系统性内核”。

Table 2. Principal component eigenvalues and variance contribution rates

表 2. 主成分特征值与方差贡献率

主成分序号	特征值	方差贡献率(%)	累计贡献率(%)
1	2452.9250	26.16	26.16
2	529.8026	5.65	31.81
3	464.5482	4.95	36.76
4	415.3264	4.43	41.19
5	380.5386	4.06	45.25

4.2. 因子动态与稳定性检验

对提取的三个因子序列 f_i 进行 ADF 单位根检验，结果如下：

因子 1：ADF 统计量 = -5.498 ($p = 0.010$)，平稳。

因子 2：ADF 统计量 = -3.108 ($p = 0.119$)，在 10% 水平不显著，但仍可视为近似平稳。

因子 3：ADF 统计量 = -5.249 ($p = 0.010$)，平稳。

因子 2 的 p 值略大于 0.1，考虑到样本量有限，且其后续在 VAR 模型中表现显著，所以将其保留下来。根据 AIC 准则选择滞后阶数 $p = 2$ 。VAR(2)模型的稳定性检验显示，所有特征根倒数的最大模为 0.544 小于 1，所以系统稳定。残差 Portmanteau 检验(滞后 12 阶) Q 统计量的 p 值为 0.5989，说明残差没有自相关，模型设定合理。

Table 3. Model estimation results

表 3. VAR(2)模型估计结果

系数	估计值	标准误差	t 统计量	p 值
$f_{1,t-1}$	-0.0851	0.1068	-0.7966	0.4279
$f_{2,t-1}$	-0.6532	0.2184	-2.9908	0.0036
$f_{3,t-1}$	0.1376	0.2472	0.5565	0.5793
$f_{1,t-2}$	-0.0965	0.1041	-0.9272	0.3564
$f_{2,t-2}$	0.2827	0.2334	1.2307	0.2218
$f_{3,t-2}$	0.0007	0.2367	0.0028	0.9978

表 3 是 VAR(2)模型中各个方程的系数估计结果。特别需要指出的是, 周期因子的系数为-0.6532, 在 1%的置信水平下是显著的, 说明周期因子会对市场因子产生负向的影响。该发现有重大的经济意义, 当周期因子(宏观经济预期等)发生变化的时候[7], 市场因子就会反向调整, 这说明经济周期和市场情绪之间存在负相关关系。 $f_{1,t-1}$ 和 $f_{3,t-1}$ 的系数不显著, 说明市场因子主要是由前一期的周期因子驱动的, 而不是自身滞后值或者波动率因子。

4.3. 脉冲响应分析

图 1 为各个因子受到一个标准差冲击之后, 对未来 12 期的影响。脉冲响应表明:

因子 1(市场因子)的冲击, 对于自身有较强的正向持续效应, 大约在第六期之后就消失了, 说明市场冲击是半年左右的。

因子 2(周期因子)对因子 1 的影响是因子 2 的冲击使因子 1 在刚开始时产生负向反应, 这符合 VAR 模型中负向系数的结论, 说明周期因子和市场因子之间存在着反向传导的关系。

因子 3(波动率因子)对于因子 2 的影响是: 因子 3 的冲击对于因子 2 有大约 8 期的正向影响, 说明市场波动会持续地影响到周期性行业的收益预期。

这些动态关系说明因子之间不是完全独立的, 存在复杂的传导机制, 给认识 A 股市场风险结构赋予了新的角度。

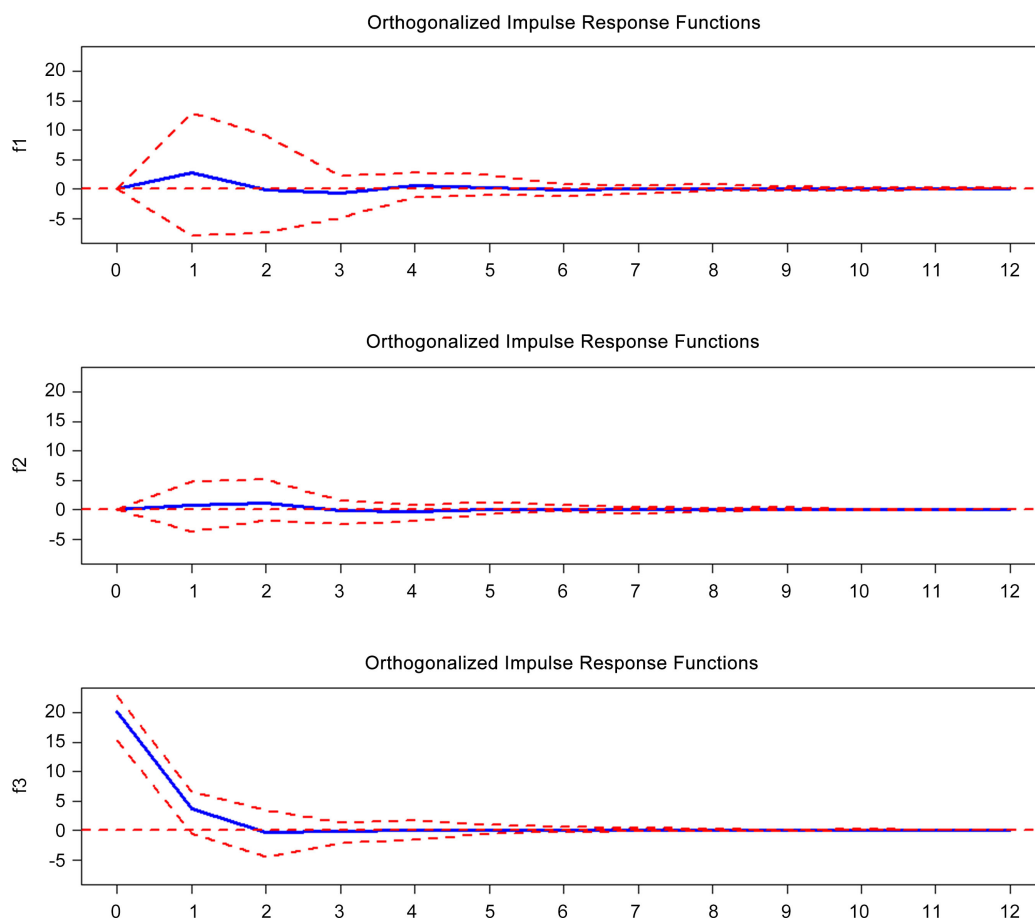


Figure 1. Orthogonalized pulse response diagram

图 1. 正交化脉冲响应图

4.4. 模型拟合优度与经济解释

首先,对每只股票计算基于当期因子的拟合对数收益率 $\widetilde{r}_{i,t} = \widetilde{\lambda}_i \widetilde{F}_t$,其静态平均 R^2 为36.76%。这一数值表明,提取的三个共同因子同期解释了样本股票总方差的36.76%。作为对比,经典的Fama-French五因子模型对个股收益的平均 R^2 通常在25%~35%之间(Lewellen *et al.*, 2010 [6]),因此本文模型在未引入任何外部财务数据的情况下,其同期解释力已与主流定价模型处于同一水平。其次,我们进一步计算了基于动态因子的拟合对数收益率,实证结果显示,动态DFM模型的平均预测 R^2 为5.14%。需要特别说明的是,两者的经济学评估维度截然不同:前文静态PCA模型中36.76%的解释力,衡量的是因子对当期波动的“同期解释度”;而此处的5.14%衡量的是基于VAR模型历史信息的“动态预测能力”。鉴于金融资产收益率序列具有极强的随机游走特征与不可预测的噪音,5.14%的动态预测解释力在实证资产定价领域已属于较为稳健的水平。这充分说明引入因子时序动态不仅没有改变因子的核心属性,反而能够有效捕捉收益率的部分跨期演化信息,为刻画风险的滞后传导提供了可靠的度量基准。为了赋予因子经济含义,我们计算因子载荷与股票特征的关联:

因子1的统计结果表明,所有样本股票的因子1载荷方向都是完全一致的。这就表明这个因素确实把A股市场所有92只样本股“同涨同跌”这种系统性共性都捕捉到了。因此,在不需要外部基本面数据的情况下,就可以从纯数学的角度把它明确地认定为影响整个市场的“市场因子”。

因子2的载荷在金融、地产行业股票上较高,可以认为是“周期因子”。

因子3的载荷和股票的历史波动率相关系数为0.2383,说明高载荷股票有较高的波动性,所以可以将因子3解释为“波动率因子”。

该发现有重大的实践意义,波动率因子不随市场、周期因子的变化而变化,即投资者不能通过分散市场、周期风险来对冲波动风险,必须专门管理波动率暴露。

5. 稳健性检验

为了保证研究结果的可靠性,本节做因子个数选择的敏感性检验。分别提取出4个和5个主成分,重新估计VAR模型,看前三个核心因子的动态传导关系是否仍然成立。

5.1. 因子个数敏感性测试($r = 4$)

提取4个主成分后,前三个因子与基准结果高度相似(相关系数均大于0.95)。VAR(2)模型中, $f_{2,t-1}$ 对 $f_{1,t-1}$ 系数为-0.6466,在1%水平显著($p = 0.0029$),脉冲响应形状与基准一致。第四因子的载荷主要集中于少数股票,且其自身VAR系数多数不显著,经济含义模糊。因此,增加第四因子并未改变核心结论。

5.2. 因子个数敏感性测试($r = 5$)

提取出五个主成分之后,前三个因子的动态结构没有发生实质性的变化。VAR(2)模型中 $f_{2,t-1}$ 对 $f_{1,t-1}$ 的系数为-0.6467,在1%水平显著($P = 0.0031$)。动态因子模型的拟合 R^2 为5.28%。第五因子只有4.06%的方差贡献,而且和前三因子的相关性很低,加入后没有显著改善模型拟合。脉冲响应分析表明,前三因子的传导路径和基准结果大体相同。从上表敏感性检验结果可知,选择三个因子可以很好地捕捉到大部分的共同波动结构,结论不会随着因子个数的变化而改变,说明结果是稳健的。

6. 结论与启示

6.1. 结论

本文通过构建动态因子模型,剥离并量化了上证主板个股收益中的结构性风险。研究表明纯粹对数

收益率方差的 36.76% 由三个潜在因子驱动，A 股呈现显著的系统性协同波动，因子间存在结构性的动态传导，特别是“周期因子过热”是“市场整体回调”的显著先行指标，需要说明的是，该结论基于 2018 年 3 月至 2026 年 2 月的样本区间得出，在其他市场环境下的适用性有待进一步检验。此外，A 股存在独立的“波动率风险因子”，高载荷个股在市场异动中表现出强烈的脆弱性。

6.2. 实践启示与政策建议

基于上述结论，我们提出以下建议：

对机构投资者的启示：打破“静态配置”思维。根据周期因子对市场因子的显著负向预警作用，投资者可以把它当作动态择时的量化信号。当监测到周期板块出现异常正向脉冲的时候，就应当前瞻性地减少大盘指数的多头持仓，从而规避即将来临的流动性收缩回撤。除此之外，在组合优化时还要单独设置一个波动率因子的约束惩罚项。

对于监管部门来说，监管政策的制定应该由原来的单市场监控转变为跨系统传导监测。由于波动率因子冲击给实体周期板块带来了 8 期以上的传染效应，所以应该在建立宏观审慎评估体系的时候加入动态因子联动指标。当市场处在高波动期的时候，对高载荷的脆弱性股票提前执行流动性救助或者融券限制，从而阻止恐慌情绪由“波动率攀升”变成“核心资产抛售”的恶性循环。

6.3. 研究局限

本文存在以下局限，需在未来研究中进一步完善：

由于数据的限制，本文没有把市值、账面市值比等财务指标和因子载荷联系起来，使得部分因子的经济含义只能依靠间接的证据来推断。

样本范围小，只选取了上证主板 A 股，结论是否适用于创业板、科创板及其他市场尚需进一步检验。

动态模型结构固定，认为因子是线性的，并没有考虑到结构的突变或者非线性，会低估极端事件期间的传导强度。

参考文献

- [1] Ludvigson, S.C. and Ng, S. (2007) The Empirical Risk-Return Relation: A Factor Analysis Approach. *Journal of Financial Economics*, **83**, 171-222. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2005.12.002>
- [2] Stock, J.H. and Watson, M.W. (2011) Dynamic Factor Models. In: *The Oxford Handbook of Economic Forecasting*, Oxford University Press, 35-60. <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780195398649.013.0003>
- [3] Bai, J. and Ng, S. (2002) Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models. *Econometrica*, **70**, 191-221. <https://doi.org/10.1111/1468-0262.00273>
- [4] Bai, J. and Ng, S. (2008) Large Dimensional Factor Analysis. *Foundations and Trends in Econometrics*, **3**, 89-163. <https://doi.org/10.1561/0800000002>
- [5] 李艳. 股票价格波动率参数估计的模型分析与实证研究[D]: [硕士学位论文]. 吉首: 吉首大学, 2015.
- [6] Lewellen, J., Nagel, S. and Shanken, J. (2010) A Skeptical Appraisal of Asset Pricing Tests. *Journal of Financial Economics*, **96**, 175-194. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2009.09.001>
- [7] 郑挺国, 王霞. 中国经济周期的混频数据测度及实时分析[J]. *经济研究*, 2013, 48(6): 58-70.