

大股灾里的叙事——来自中国 2015 年股灾的证据

何跃成

复旦大学经济学院

日期：2025 年 12 月 31 日

1 引言

金融危机的爆发，往往不仅仅是基本面崩塌的结果，更是市场情绪非线性积聚与瞬间释放的产物。从宏观金融的视角审视，传统的“理性预期”模型虽然能够从经济周期的角度预言危机的“必然性”，却往往在解释危机究竟于“什么时刻”爆发这一关键问题上显得力不从心。

随着“文本即数据”(Text as Data)方法论的兴起，Shiller (2019) 提出的“叙事经济学”框架指出，经济叙事如同病毒一般，具有极强的传播性与变异性，这种非物质的叙事力量可以被量化，并用于追踪市场情绪的传染路径。学界愈发关注“叙事”对于资产定价的深远影响 (Bybee et al., 2023)，并逐渐达成共识：叙事不仅仅是市场的噪音，更是一个能够解释资产价格异动的有效因子。

本文旨在这一前沿领域进一步探索，从实证数据的维度出发，分析中国 2015 年“股灾”期间的微观证据。我们试图证明，正是公共媒体（官方叙事）与股民情绪（民间叙事）之间的复杂交互，构建了一个特定的“叙事场域”。当官方持续释放乐观信号而民间情绪率先崩塌时，两者形成的“叙事背离”将触发“塔西佗陷阱”，导致信任机制瓦解与灾难的“自我螺旋”。这一研究对于理解中国资本市场的非理性波动及完善监管层的预期管理机制具有重要的现实意义。

2 文献综述

本文主要从叙事经济学与计算机视觉资产定价两个维度回顾相关文献，并阐述本文如何通过跨学科方法填补研究空白。

2.1 叙事经济学与“文本即数据”

金融市场的波动往往难以完全由基本面信息解释，投资者情绪与信念的传播在其中扮演了关键角色。理论上，Shiller (2019) 指出，经济叙事能够显著改变公众预期并引发市场波动。随着自然语言处理 (NLP) 技术的成熟，方法论上，Gentzkow et al. (2019) 确立了文本分析在经济学实证中的核心地位。在此基础上，Tetlock (2007) 的开创性工作利用媒体悲观情绪预测了股市的下行压力，为噪音交易者理论提供了有力证据。

随后的研究开始挖掘更复杂的叙事结构。Kelly et al. (2023) 从新闻文本中提取了可解释的系统性风险因子，证明了叙事因子的定价能力。更贴近本文场景的是 Kim et al. (2023) 关于“崩盘叙事”的研究，他们发现媒体关于崩盘的报道具有强烈的“自我实现”特征。然而，上述研究主要关注叙事传播路径，并未严格区分“公共信号”与“私人信号”的结构性差异。

2.2 计算机视觉与深度学习资产定价

随着深度学习技术的发展，资产定价实证范式正向高维非线性模型演进。Jiang, Kelly, and Xiu (2023) 发表的研究彻底改变了技术分析范式。他们将股票历史价格数据

(OHLC) 转化为图片，利用卷积神经网络 (CNN) 提取预测性模式，证明了“图形”本身蕴含着传统统计量模型难以捕捉的丰富信息。

2.3 本文贡献

现有文献在两个平行轨道上取得了进展：一派证明“叙事”驱动价格，另一派证明“图形”隐含趋势。但目前尚未有研究将二者有机融合。Jiang et al. (2023) 的视觉模型仅输入单通道灰度 K 线图，局限于量价信息，丢失了市场参与者博弈的“叙事底色”。本文的边际贡献在于提出 RGB 多通道视觉编码策略，将叙事背离度映射为图像颜色，赋予模型“看见”情绪的能力。

3 实证检验

3.1 变量构建与视觉编码

为了全景式还原 2015 年中国股市的舆论生态，我们分别构建了私人信号与公共信号数据集。私人信号端，我们爬取了东方财富股吧中 2015 年全年的海量个股发言；公共信号端，我们爬取了包括《中国证券报》在内的 30 家主流财经媒体报道。我们利用大语言模型 (LLMs) 对文本进行深度语义分析，提取情感信号（积极/消极）与确信度（肯定/怀疑），并按字数、时间等指标加权。考虑到情绪传播的滞后性，我们对指标进行了七日连续平滑处理。在此基础上，定义了以下核心叙事变量：

公共信号 (y_t)：代表主流媒体预期，为新闻情感值与确信度的加权聚合。

$$y_t = \frac{\sum_{j=1}^{N_t} (S_{j,t}^{news} \times C_{j,t}^{news})}{\sum_{j=1}^{N_t} C_{j,t}^{news}} \quad (1)$$

私人信号 ($x_{i,t}$)：代表散户微观信念，为股民发言情感值与确信度的加权聚合。

$$x_{i,t} = \frac{\sum_{k=1}^{M_{i,t}} (S_{k,t}^{retail} \times C_{k,t}^{retail})}{\sum_{k=1}^{M_{i,t}} C_{k,t}^{retail}} \quad (2)$$

叙事背离度 ($Gap_{i,t}$)：核心变量，衡量官方叙事与民间感知的温差。

$$Gap_{i,t} = y_t - x_{i,t} \quad (3)$$

市场共识度 ($Consensus_{i,t}$)：衡量官方与民间预期的一致性强度。

$$Consensus_{i,t} = \mathbb{I}(\text{sign}(y_t) = \text{sign}(x_{i,t})) \times (|y_t| + |x_{i,t}|) \quad (4)$$

投资者关注度 ($Volume_{i,t}$): 仅衡量讨论热度, 代表市场噪音水平。

$$Volume_{i,t} = \sum_{k=1}^{M_{i,t}} C_{k,t}^{retail} \quad (5)$$

为了检验叙事因子是否包含超越量价信息的预测力, 我们构建了一个基于卷积神经网络 (CNN) 的预测框架。不同于传统单通道灰度 K 线图分析, 我们提出了一种多通道 RGB 视觉编码策略, 将三个变量映射到三个通道并叠加。:

- **R 通道 (红)**: 映射“叙事背离度”。当公共信号乐观而私人信号悲观时, 背景呈现红色, 视觉化“塔西佗陷阱”风险。
- **G 通道 (绿)**: 映射“市场共识度”。绿色代表官方与民间预期一致。
- **B 通道 (蓝)**: 映射“投资者关注度”。蓝色代表市场嘈杂程度。

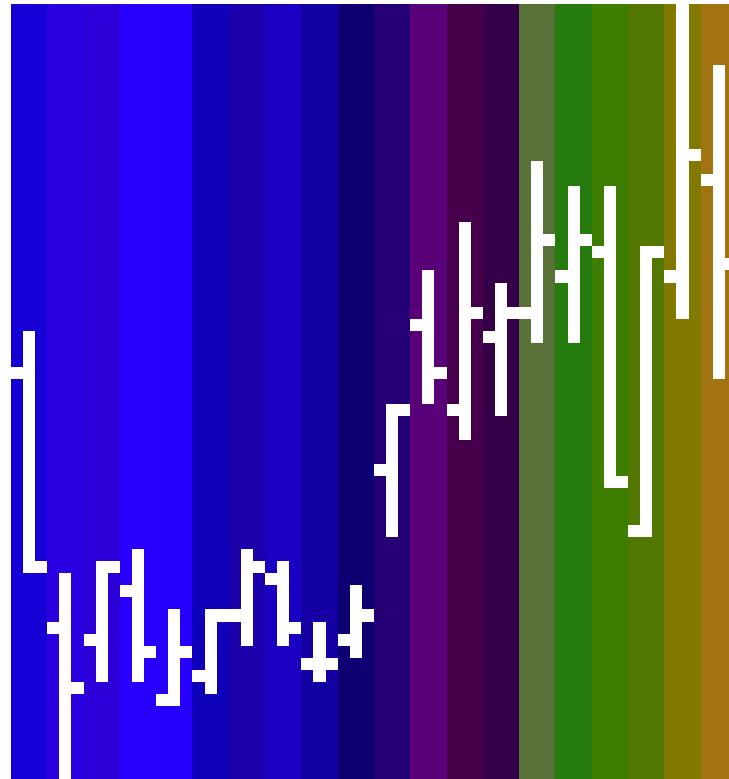


图 1 RGB 叙事 K 线图示例 (背景颜色映射叙事因子)

3.2 模型表现与策略回测

我们分别训练了仅含量价信息的“控制组模型”(灰度图)与叠加叙事色彩的“实验组模型”(RGB 图)。样本外测试结果显示, 实验组模型的准确率提升至 66.7% (控制组为 53.6%), 证明叙事背离提供了额外的预测力。

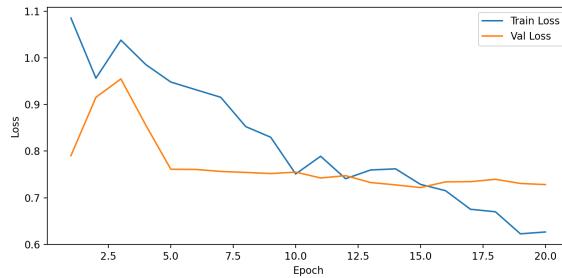


图 2 控制组模型收敛曲线

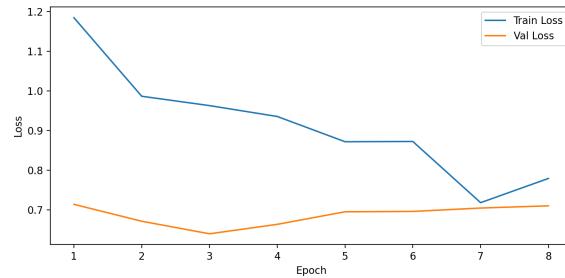


图 3 实验组模型收敛曲线

为验证模型的经济价值，我们构建了一个“择时防御策略”。每日以过去二十天图像为输入，预测未来二十天上涨概率 (P_t)：若 $P_t > 0.6$ 则持仓，若 $P_t \leq 0.4$ 则空仓。回测结果（图 4）显示，在 2015 年股灾单边下行阶段，实验组策略净值曲线展现出极强抗跌性，显著跑赢“买入持有”及“控制组”策略。这意味着模型成功识别了“叙事背离”信号，并及时进行了防御性操作。

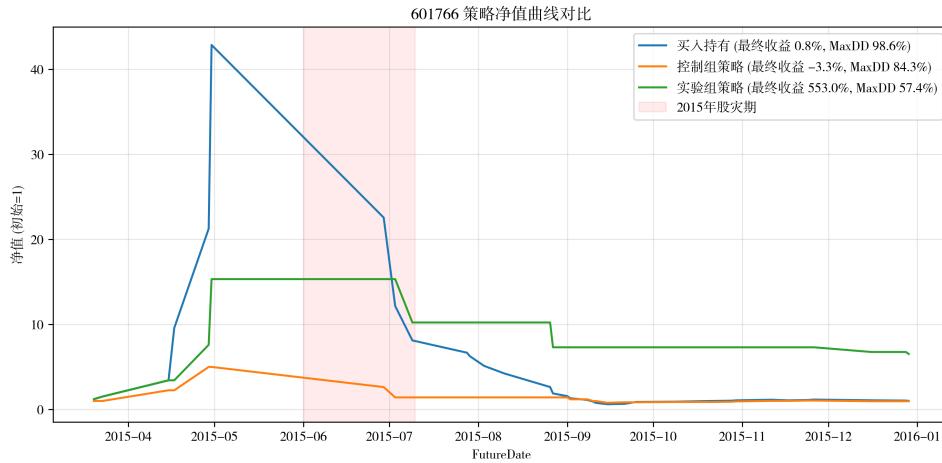


图 4 择时策略净值回测对比（中国中车 601766）

4 机制分析

为了打开深度学习的“黑箱”，我们采用梯度加权类激活映射技术（Grad-CAM）对模型决策逻辑进行可视化解构。如图 5 所示（以招商证券为例），在股灾初期，虽然技术面（K 线）似有反弹迹象，但在叙事维度上，官方持续唱多与民间恐慌形成了巨大的“剪刀差”，导致背景呈现深红色。

Grad-CAM 热力图揭示：模型的注意力焦点并未集中在 K 线形态上，而是高度重合于背景中的深红色区域。这说明模型准确识别了“叙事背离”状况，并将其作为看空的主要动因。

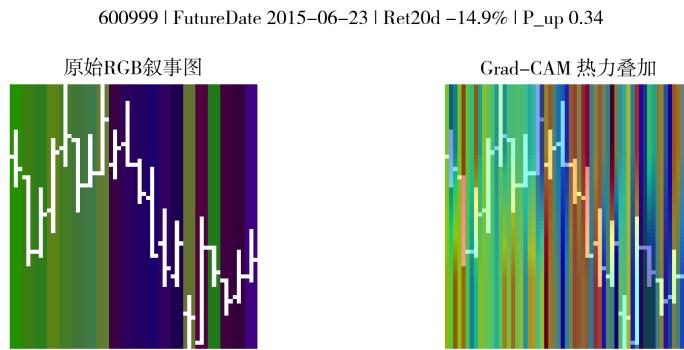


图 5 Grad-CAM 可视化机制分析（招商证券 2015-06-23）

最后，为了量化各叙事维度的相对重要性，我们进行了因子剥离检验（Ablation Study）。如表 1 所示，屏蔽红色通道（叙事背离）后，模型对股灾样本的风险识别能力下降最显著，看涨概率误判率上升了 8.6 个百分点；而屏蔽蓝色（关注度）和绿色（共识度）通道的影响相对较小。这一发现从量化层面支持了核心假设：公共信息与私人信息的结构性背离，是导致市场脆弱性上升的主导因素。

表 1 叙事因子的剥离检验与边际贡献

实验设置	平均看涨概率 P(Up)	风险误判增量	核心发现
原始模型 (Full Model)	43.7%	-	准确识别危机风险
屏蔽红色通道 (No Gap)	52.3%	+8.6%	失去背离信号，严重低估风险
屏蔽蓝色通道 (No Volume)	45.8%	+2.1%	影响有限
屏蔽绿色通道 (No Consensus)	43.1%	-0.6%	影响微乎其微

5 研究展望

本研究初步证实了叙事背离在金融危机预警中的核心作用，未来研究可从以下方向拓展：第一，将叙事因子与更高频的日内微观结构数据结合，探索情绪在分钟级别的传染机制；第二，扩展至跨市场与跨资产类别（如债券、商品）的样本，检验叙事背离理论的普适性；第三，从公司金融角度，深入分析上市公司管理层在危机期间的语调管理（Tone Management）策略如何影响公共信号的形成，从而为监管层的预期管理与信息披露制度提供更具针对性的政策建议。

附录：LLM 使用说明

本文在写作过程中合理使用了大语言模型（LLM）。具体使用情况如下：

1. **代码辅助**：使用 LLM 辅助编写了 Python 实证代码，包括 PyTorch 模型搭建、Grad-CAM 可视化脚本及回测逻辑实现。LLM 提供了高效的代码框架，但核心逻辑由作者设计。
2. **文本润色**：使用 LLM 对部分段落进行学术语言润色，使其更符合中文学术规范，但文章的核心观点、实证结果及结论均源自作者的独立研究。
3. **排版辅助**：使用 LLM 将草稿内容转换为标准的 LaTeX 格式。

参考文献

- [1] Shiller, R. J. (2019). *Narrative economics: How stories go viral and drive major economic events*. Princeton University Press.
- [2] Gentzkow, M., Kelly, B., & Taddy, M. (2019). Text as data. *Journal of Economic Literature*, 57(3), 535-574.
- [3] Tetlock, P. C. (2007). Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market. *The Journal of Finance*, 62(3), 1139-1168.
- [4] Bybee, L., Kelly, B., & Su, Y. (2023). Narrative asset pricing. *The Journal of Finance*, 78(6), 2945-2993.
- [5] Kim, S., Goetzmann, W. N., & Shiller, R. J. (2023). Crash narratives. NBER Working Paper.
- [6] Jiang, J., Kelly, B., & Xiu, D. (2023). (Re-)Imag(in)ing price trends. *The Journal of Finance*, 78(6), 3193-3249.
- [7] Flynn, J. P., & Sastry, K. (2024). The macroeconomics of narratives. NBER Working Paper.