
沪深 300 行业指数的系统性风险信号探析¹

易蓉, 陶隆

【摘要】: 本文以沪深 300 的 10 个行业指数为实证对象, 利用主成分差分法和幂律分布的长尾特征, 预测出沪深 300 指数 CSI300 的系统性风险信号发生的 3 个时点, 准确地探出了沪深 300 指数的大底和大顶部位的转折时点; 并选择 PPM 模型事后检验法得到股市的结构突变点, 将主成分差分法预测出的长尾时点与这些结构突变点进行对比, 结果支持了主成分差分法的有效性; 表明了沪深 300 行业指数除了具有表征、分析评价、投资三大功能外, 预测功能亦是引人注目。

【关键词】: 沪深 300 行业指数; 主成分差分法; PPM 模型; 系统性风险信号; 幂律分布

【中图分类号】: F830.9 **【文献标识码】**: A **【文章编号】**: 1006-5024 (2018) 07-0188-05

【DOI】: 10.13529/j.cnki.enterprise.economy.2018.07.026

一、引言

沪深 300 行业系列指数自 2007 年 7 月 2 日由中证指数有限公司推出后, 成为反映我国股市不同行业板块表现的重要标杆, 同时也是市场研判的重要指标和指数产品设计的基本标的, 充分发挥了指数编制之初预设的表征功能、分析评价功能、投资功能等, 助推着我国证券市场的发展和完善。2015 年 6 月中下旬的股市大跌, 期间沪深 300 指数的最大跌幅一度高达 34.25%, 而此则一年却是另一番景象, 2014 年 6 月, 我国股市从 2157 点一路高歌猛进到此次大跌前的最高点 5380 点。继 2008 年金融危机后, 此番大涨大跌的行情又将探测系统性风险的难点问题推向风口浪尖。由于科学编制规则及市场代表性, 沪深 300 行业系列指数中蕴含着丰富的信息, 除了表征、评价、投资等功能外, 其预测功能也日渐受到投资者关注, 本文亦将尝试挖掘行业指数的系统性风险预先信号。

二、文献回顾

股市的系统性风险是指由于受到来自国内外经济、金融、社会、政治等方面的共同变动因素影响, 引起市场上所有股票价格都有同方向的大幅度价格波动, 系统性风险既包括大盘指数大幅度上涨, 也包括大幅度下跌情况。系统性风险爆发时, 对市场影响巨大。因此, 在证券市场分析中, 关于资本市场的系统性风险研究众多。尤其是 1987 年股票市场大崩盘、1997 年亚洲危机、2008 年全球金融危机、2010 年欧债危机等一系列危机的爆发, 学术界更是加大了对系统性风险测量及预警的研究, 采用机器学习、GARCH 类模型、混沌理论等模型和方法, 进行大量的理论构建和实证研究。此类研究在国内外均有丰富的研究成果, 限于篇幅, 本文不再一一赘述。系统性风险爆发时, 国内外资本市场之间关联性徒增, 借用反向思维, 若能提前预测到市场之间关联度的激增现象, 便能挖掘出系统性风险的预先信号。因此, 本文将回顾资本市场之间在系统性风险发生时的关联度变化、系统性风险测量等两部分的相关文献。

¹**【基金项目】**: 国家自然科学基金项目“大宗农产品价格内涵属性之效应分解研究——基于自变量扰动循环的数据挖掘集成技术”(项目编号: 71661011); 江西省研究生创新专项项目“我国上市公司‘鲍曼悖论’现象检验及研究”(项目编号: YC2016-S237)

【作者简介】: 易蓉, 江西财经大学信息管理学院副教授, AI 投资实验室、现代金融研究中心研究员, 研究方向为金融工程、科技金融; 陶隆, 江西财经大学金融学院硕士生, 研究方向为证券投资理论与实务。(江西南昌 330013)

Grubel (1968)^[1]将国际股市联动应用到投资组合中去,此后股市联动日益受到学界重视。尤其是 1987 年纽约股市大崩盘后,多数实证表明,股灾中国际股市之间存在显著的溢出效应和关联效应。Lee 和 Kim (1993)^[2]比较了 1987 年股灾前后 12 个国家股市指数之间的相关度,表明股市指数之间的相关系数从 0.23 大幅升至 0.39,支持股灾中股市价格波动具有蔓延性。Kaminsky & Reinhart (1999)^[3]用简单向量自回归模型和 Grange 因果检验方法,对危机前后的 5 个亚洲经济体的利率和汇率的联动性进行了分析。Yang 和 Bessler (2008)^[4]通过比较研究 1987 年 10 月美国股灾前后,美、德、澳等 7 国股市的股指对数序列的 VAR 模型及指数分解,实证表明美国股市是引起该次股灾的源头,并对其他国家或地区具有显著的传染性。Horta 等 (2014)^[5]基于 2008 年的美国次贷危机及 2010 年的欧洲债券危机期间的比利时、法国、希腊、日本、荷兰、葡萄牙、英国和美国的股市指数收益率序列,采用 MFDMA 和 Copula 方法检验并证实了危机后这些市场指数相关度增强,这些资本市场之间存在传染性。总之,相关文献的多数实证结果表明,在股灾系统性风险发生的极端情况下,不同国家和地区的股票指数波动之间是相互影响的,具有波动溢出效应及传染效应。

近年来,一些实证研究结论支持采用第一主成分差分法能够较准确地预测到资本市场的系统性风险。Billio et al (2010)^[6]利用 Granger 因果检验法构建了动态因果 DCI 指数测量系统风险,并利用主成分方法的第一和第二特征值来测量银行、证券、保险和对冲基金的系统性风险;Kritzman 等 (2011)^[7]基于主成分方法分析金融系统风险。通过主成分方法对金融市场波动预测研究表明,市场波动指数在某一时刻的主成分贡献率变化越大,则预示着市场在该时点发生转折的可能性越大。Wang, D. 等 (2011)^[8]等以全球 48 个股市指数收益率为研究对象,采用主成分分析法构建全球因子,基于修正时间滞后随机矩阵理论建立全球因子模型预测全球范围的系统性风险。可见,采用主成分分析法测量系统性风险已有较好的实证基础。

沪深 300 行业指数具有表征、分析评价、投资等三大功能,同时,行业指数的预测功能亦是引人注目。本文采用主成分分析法 PCA (Principal Components Analysis) 方法和幂律分布,从沪深 300 系列行业指数发现并检验出我国股市行情转折的系统性风险信号,并利用 PPM (product partial model) 模型计算的结构突变点作为事后检验组,与 PCA 方法事前组进行比较,检验系统性风险信号的合理有效性。具体研究流程见图 1。

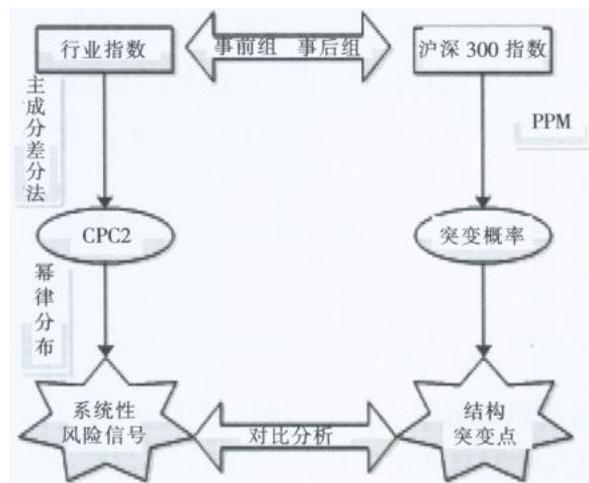


图 1 研究流程概图

三、样本选择与研究设计

(一) 数据

本文选用沪深 300 指数的 10 个行业指数来识别沪深 300 指数的系统性风险信号。我国股市走势选择沪深 300 指数为代表,

10 个行业指数分别为：沪深 300 能源指数、沪深 300 原材料指数、沪深 300 工业指数、沪深 300 可选消费指数、沪深 300 主要消费指数、沪深 300 医药卫生指数、沪深 300 金融地产指数、沪深 300 信息技术指数、沪深 300 电信业务指数和沪深 300 公用事业指数。样本区间为行业指数公示日至 2018 年 3 月 31 日的时间跨度，BP2008 年 1 月 1 日至 2018 年 3 月 31 日，频率为周。数据来源于 Wind 数据库。

笔者通过如下公式把这 11 个指数序列转化为收益率序列：

$$R_{i,t} = \ln P_{i,t} - \ln P_{i,t-1} \quad i=1 \dots 10, t=1 \dots T \quad (1)$$

(二) 主成分分析

主成分分析 (PCA) 的基本原理是通过一个投影向量矩阵 U ，将高维向量 X ，投影到一个低维的向量空间中，表征为低维向量 Y 。主成分分析的最大化方差算法和主要步骤如下：

1. 最大化方差算法：原变量序列为 $X=[X_1, X_2 \dots X_n]$ ，将 X 中心化，即 $X_n - \bar{X}$ 。假设 U 为投影向量，采用拉格朗日乘法，构造拉格朗日函数，将样本点投影到特征向量 U 上，使得投影之后的方差最大化。

2. 主成分分析的具体步骤如下：

(1) 计算样本协方差矩阵 C ：

$$C = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (X_n - \bar{X})^2 \quad (2)$$

(2) 计算特征值及特征向量。由 C 的特征方程： $\varphi(\lambda) = \det(\lambda I - C) = 0$ ，计算出特征值 $\lambda(C)$ ；将 λ 代入齐次方程组 $(\lambda I - A)X = 0$ ，计算出相应的正交化单位特征向量 a_i 。

(3) 选择主成分个数。通过方差累积贡献率 $G(m)$ 来确定：

$$G(m) = \sum_{i=1}^m \lambda_i / \sum_{k=1}^p \lambda_k \quad (3)$$

当累积贡献率大于 85% 时，就认为能足够反映原来变量的信息，对应的 m 就是抽取的前 m 个主成分。

主成分分析原理是基于各指标之间的相互关系，利用最大化方差法或最小化损失法将高维度指标转换为低维度的互不相关指标。PCA 方法在损失较少信息量的前提下将多个相关指标转化为几个代表绝大部分信息的综合指标，并且具有最大化方差、最小化冗余、最小化损失等特点，同时具有模式识别、降维、数据联动分析等功能。而股票市场的各股票价格波动均存在一定程度的相关性，尤其随着市场危机的来临，这种相关程度会加强，此时，代表性主成分中所含信息量增大，这种信息量的变化可用代表性主成分的差分变动来反映。因此，本文先基于沪深 300 系列行业指数进行主成分分析，得到代表性主成分，然后对累积贡献率 CPC (Cumulative Principal Component) 取差分值 $\Delta CPC = CPC(t_2) - CPC(t_1)$ ，这种方法简称为主成分差分法。应用

主成分差分法构建股市系统性风险信号指标，进而预先感知股市系统性行情的趋势转折，具有较强的理论支撑性。

四、实证结果与分析

（一）主成分差分法实证结果

主成分分析是由 Hotelling 于 1933 年首先提出的，是利用“降维”的思想，在损失很少信息的前提下把多个指标转化为一些综合指标，这些综合指标称为主成分。Kritzman 等（2011）^[7]，Zeyu Zheng 等（2012）^[9]等运用动态的第一主成分差分对欧美股票市场系统性风险进行了实证分析，支持了第一主成分差分可以警示市场系统性风险的发生。基于 matlab 的 princomp 语句，动态样本窗口设为一个季度，得到的动态主成分序列表现见图 2。

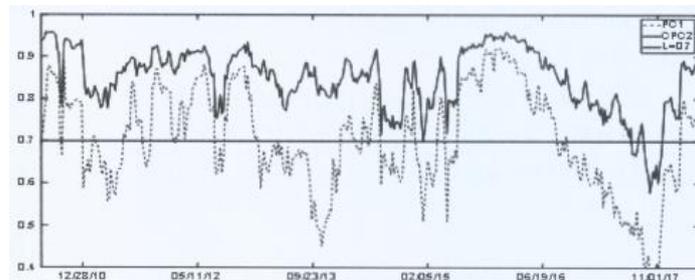


图 2 动态主成分序列图

图 2 中显示了以一季度为移动窗口的沪深 300 系列行业指数周收益率的第一主成分 PC1 和第一、第二主成分累积值 CPC2 的动态变化图，数据的样本区间为 2008 年 1 月 1 日至 2018 年 3 月 31 日共 403 个样本数据。由于 PC1 对原有信息量的解释率在不少样本点上低于基础值 0.7，仅通过第一主成分无法满足使得信息损失较小的要求，第一、第二主成分的累计方差信息量近似超过 0.7，因而本文将第一和第二主成分累积值 CPC2 来研究沪深 300 指数的转折。

计算得出 CPC2 的累积贡献率平均值为 0.86，因此，CPC2 基本围绕着均值线 0.86 的水平上下动态波动，说明动态主成分 CPC2 值可以解释沪深 300 行业指数收益率波动约 86% 的变化。由于沪深 300 行业指数由沪深 300 指数的成分股组成，因此，能很好地反映沪深 300 指数的信息。当识别出 CPC2 序列发生突变时，预示着沪深 300 行业指数之间的关联信息也将发生转折，突变到一定程度时，预示着系统性风险不久将要发生。测量动态主成分序列 CPC2 变化，采取简单的一阶差分 ACPC2 进行测量，便可直观观察 CPC2 的变化情况。

（二）幂律分布检验及风险阈值选择

关于 Δ CPC2 数值突变到什么程度，才是沪深股市系统性风险的信号，本文采用幂律分布的长尾特征去判断。物理金融学家研究股市规律时指出，股市中的许多现象服从幂律分布。

幂律分布也称为 Pareto 分布或 Zipf 律。若当某个随机变量的值大于一定值时，则其概率密度函数为：

$$p(x) = cx^{-r} \quad (4)$$

其中， p 是正的随机变量， c 、 r 均为大于零的常数，那么该随机变量服从幂律分布，当 $x \geq X_{\min}$ 时，累计概率密度函数为：

$$p(x) = \left(\frac{x}{x_{\min}}\right)^{-r+1} \quad (5)$$

x_{\min} 称为服从幂律分布的最小数据。幂律分布的共性是绝大多数事件的规模很小，而只有少数事件的规模相当大。换句话说就是，幂律分布强调重要的少数与琐碎的多数。在股市行情分析中，重要的少数就是系统性风险发生时的行情。

幂律分布的拟合方法：对 $p(x)=cx^{-r}$ 两边取对数，则 $\ln p$ 与 $\ln x$ 满足线性关系 $\ln y = \ln c - r \ln x$ ，在双对数坐标下，幂律分布表现为一条斜率为幂指数的负数的直线。

本文采用 matlab 软件对主成分差分 $\Delta CPC2$ 的绝对值序列进行幂律分布统计检验，服从幂律分布的最小数据 x_{\min} 为 0.0294，参数 $r=3.2924$ ，对数极大似然函数值为 $L=239.48$ ，统计检验结果如图 3 所示，模型拟合性能良好，说明 $\Delta CPC2$ 的绝对值序列服从幂律分布。选择置信度水平为 99%，即 $P(X \geq x) = 1\%$ 时，由幂律分布拟合可知，此时，分位数 x 为 0.1101，该值作为判断股市系统性风险的临界值， $\Delta CPC2$ 大于等于该临界值的时点为系统性风险信号发出时点，则共有 2010 年 10 月 8 日、2012 年 7 月 27 日、2014 年 7 月 18 日、2015 年 4 月 30 日、2015 年 6 月 19 日、2018 年 1 月 9 日 6 个时点被判为系统性风险信号时点，并标注在图 3 动态主成分差分序列上。图 3 中虚线表示沪深 300 指数时间序列。

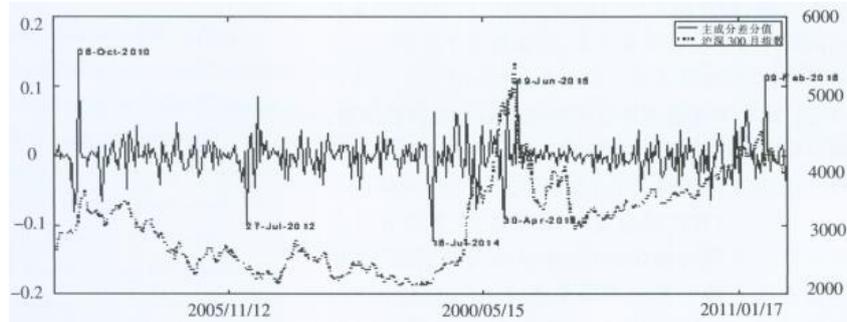


图 3 主成分差分及系统性风险信号时间点

由图形的直观观察可知，图 3 的结果是令人惊奇的，主成分差分法基于沪深 300 系列行业指数过去 1 个季度的收益率数据进行计算，不包含任何的未数据。虽然 2017 年 1 月的反转行情点没有预测出来，但其他反转预先信号点在转折点附近均发出了强烈信号，预示了未来发生大幅度转折的行情走势，说明了沪深 300 系列行业指数包含了丰富有效的信息。通过模型挖掘，便可以起到较完美的预示作用，反映了沪深 300 系列行业指数良好的系统性风险信号预测能力。

五、结论及建议

(一) 结论

在股票投资中，不管是机构投资者还是个人投资者，都非常希望能提前预测到市场行情大趋势转折点的到来，从而抓住大牛市和大熊市的投资机会或规避投资损失。探索沪深 300 的 10 个行业指数走势是否发生了共同运动的变动，可以在很大程度上判断出市场的系统性风险。本文尝试挖掘沪深 300 系列行业指数中的系统性风险信号，采用主成分差分法，来预测我国股票市场的趋势转折时点。实证结果表明：

1. 以 12 周为移动窗口的主成分分析结果显示，选择第一、第二主成分可以较充分地反映沪深 300 系列行业指数原有的信息量。

2. 对第一、二主成分之和 CPC2 的绝对值序列服从幂律分布, 幂律分布的拟合将较好地解释 CPC2 序列的长尾特征。按置信度为 99% 的水平下, 有 6 个时点为沪深 300 指数的系统性风险信号发生时点, 从历史走势上, 比较好地预示了大牛市和大熊市的发生, 支持了 PCA 方法的有效性。可见, 虽然采用 PCA 方法无法对时间序列未来值进行预测, 但 PCA 方法所具有的模式识别、降维、数据联动分析等优势, 在预测系统性风险信号时具有可行性。

(二) 建议

本文通过主成分分析法, 针对系统性风险的预判进行了详细的分析。因此, 立足于此背景, 对如何防范系统性风险提出如下针对性的对策和建议:

1. 加强宏观政策调控和完善金融监管制度。目前的监管体系存在着一定的问题, 如互联网金融行业监管空白、监管部门之间政策协调不当等等, 一系列的问题导致了监管效果不足, 甚至酿成了新的风险因素, 导致系统性风险进一步加大。要防止发生系统性风险, 需要不断健全符合我国国情的金融监管体系, 加快相关法律法规建设, 整治和规范金融市场的交易行为, 强化金融机构防范系统性风险的主体责任。

2. 设立日常的风险监测、分析体制, 同时设计若干个风险监测的量化指标, 通过量化的指标、市场的交易行为等因素对市场系统性风险的大小进行判断分析, 并及时采取相应的策略, 防止系统性风险的发生。

3. 完善市场退出机制和风险补偿机制。我国需要建立和完善金融机构市场退出机制和风险补偿机制, 制定及发布有关金融市场机构退出的法律法规, 最大限度降低风险损失。在加强日常监管和完善监管制度的基础上, 建立危机救助机制和应急处理机制, 以控制突发性事件的发生。

总之, 对系统性风险发生时间点进行有效预判, 能够进一步指导投资者做出理性投资决策和制定相对合理的投资策略, 也为进一步拓宽我国股市行业指数的功能体系添砖加瓦, 更为金融风险监管部门及时制定正确的规则和管理对策提供了参考。

[参考文献]:

[1]Grubel H. Internationally diversified portfolios: welfare gains and capital flows[J]. American Economic Review, 1968, (58): 1299-1314.

[2]Lee S. B., Kim K. J. Does the October 1987 crash strengthen the comovements among national stock markets?[J]. Review of Financial Economics. 1993, (3): 89-102 .

[3]Kaminsky G. L., Reinhart C. M. The twin crises: The causes of banking and balance-of-payments problems[J]. American Economic Review, 1999, (89): 473-491 .

[4]Yang J., Bessler D. A. Contagion around the October 1987 stock market crash[J]. European Journal of Operational Research, 2008, (184): 291-310.

[5]Paulo Horta, Sergio Lagoa, Luis Martins. The impact of the 2008 and 2010 financial crises on the Hurst exponents of international stock markets: Implications for efficiency and contagion[J], International Review of Financial Analysis, 2014, (35): 140-153.

[6]Billio M., Getmansky M., Lo A. W., Pelizzon L..Econometric measures of systemic risk in the finance and insurance sectors[R].NBER Working Paper No.16223, 2010.

[7]Kritzman M., Li, Y., Page S., Rigobon R..Principal components as a measure of systemic risk[J].The Journal of Portfolio Management, 2011, 37 (4) : 112–125.

[8]Wang D., Podobnik B., Horvatic D., Stanley H. E..Quantifying and modeling long-range cross correlations in multiple time series with applications to world stock indices[J]. Phys.Rev.E, 2011, (839) .

[9]Zeyu Zheng, Boris Podobnik, Ling Feng., Baowen Li. Changes in Cross-Correlations as an Indicator for Systemic Risk[J].Scientific Reports, 2012, (11) .