

经济增速下行阶段我国股市波动敏感因素分析

叶莉, 李伯龙

(河北工业大学经济管理学院, 天津 300401)

摘要: 在滚动窗口回归的框架下分析我国股市波动驱动因素的时变特征. 利用component-wise gradient boosting处理高维备选变量集合, 允许波动率的解释变量在不同时间段内存在差异. 分别以线性及树形基分类器考察波动率短期及长期敏感因素的变化. 得出各经济变量对波动率的主要作用区间和作用符号. 研究表明随着我国经济增速下行, 股市波动对宏观基本面因素的敏感度上升, 国际经济因素对我国股市波动具有较为持续的长期影响.

关键词: 经济增速下行; 股市波动; 驱动因素; boosting算法

中图分类号: F832.5

文献标识码: A

文章编号: 1000-5781(2018)04-0488-12

doi: 10.13383/j.cnki.jse.2018.04.006

Major drivers of China's stock market volatility during slowing economy

Ye Li, Li Bolong

(School of Economics and Management, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

Abstract: This paper investigates the time-varying drivers of China's stock market volatility in a moving window regression framework. Component-wise gradient boosting is applied to high-dimension predictor variable set and explanatory variables of volatility can be different through periods. Linear base learners and regression trees are used respectively to analyze the changes of short-term and long-term relevant factors of volatility. Major intervals and signs of economic variables affecting the volatility are derived. It shows that as the economic growth rate reduces, volatility gets more sensitive to macro-fundamentals than before. International economic variables have a stable long-term effect on China's stock market volatility.

Key words: economic growth reduction; stock market volatility; major drivers; boosting

1 引言

波动率作为股市风险的直接衡量指标, 是资产定价、风险规避与政策实施的重要依据^[1,2]. 而在经济增速下行的背景下, 我国股市波动加剧, 已然成为掣肘金融市场稳定发展的重大问题. 2015年股市的大幅震荡与2016年初“熔断”机制的失败印证了我国作为新兴市场价格波动在当前特殊经济环境下的复杂度, 因此深化对股市波动发展变化规律的探索, 无疑对当下及未来我国市场金融风险的防控与金融体系的完善具有重要意义. 本文在我国经济增速下行背景下考察股市波动敏感因素的变化, 以期对这一独特时期我国股市风险来源的变化进行剖析, 为股市波动规律的认知提供参考.

收稿日期: 2016-10-14; 修订日期: 2017-10-26.

基金项目: 国家社会科学基金资助项目(11BJL048).

宏观经济环境的恶化会令市场不确定性加大、股市波动提高,对波动率这一“逆周期”特征形成原因的探索一直是国内外金融研究的重点。相关理论探讨聚焦于市场运行的本质层面,大多以均衡模型构建外部经济环境作用于市场交易者进而影响股市波动的多种作用渠道,而经验研究则致力于应用不同计量手段分析波动率变化的敏感因素,即宏观经济变量是否以及如何影响股市波动率。理论研究表明,风险由宏观基本面对权益市场存在较多作用路径,如投资者认知可能受贝叶斯法则^[3]或对灾难的恐惧^[4,5]影响,市场预期^[6]与要求的风险补偿^[7]可能随外部环境剧烈变化,对信息关注度的变化^[8]可能影响市场行为,这些因素均能够对股市价格波动产生影响。另外,市场主体行为模式的异质性^[9]、面临市场约束的差异^[10]能够放大宏观经济对股市冲击的作用效果,而个人或机构的风险规避策略^[11,12]亦能够引起一定程度的内生风险。Cochrane^[13]将相关理论研究统一于其“宏观金融(macro-finance)”的框架下,指出宏观环境变化影响股市波动的过程可能是多种微观机理共同作用的过程。因此实证研究便应当为理论探讨提供某些现实证据。然而纵观当前经验研究成果,学术界关于宏观经济如何影响股市波动的研究仍莫衷一是。Schwert^[14]较早地利用向量自回归方法对美国股市波动与宏观经济的关系进行研究,指出尽管经济衰退时期工业产值、通货膨胀率等宏观变量的波动确实与股市波动表现出一定的一致性,但这些变量并不能解释股市波动的变化。Hamilton等^[15]对Schwert衡量经济周期的方式进行了拓展,指出以潜变量标识的周期因素能有效解释波动率的变化,实际产出的周期性变动能够解释股市波动的变动。此后,一些研究表明,利率、工业产值及通货膨胀对股市波动具有显著影响^[16-18]。Engle等^[19]作为近期研究的代表,通过将股市波动分解为短期波动与长期波动,构建了Spline-GARCH-X模型框架,其中波动的序列特征与宏观动因能够分别以短期及长期成分加以度量,经济变量对股市波动的作用表现为长期效果。郑挺国等^[20]将Engle等构建的GARCH-MIDAS模型拓展到多因子情形,指出宏观波动对股市波动存在正向影响,而史美景等^[21]则将EMD拆解方法融入Spline-GARCH框架中,否定了CPI与GDP对股市波动的解释作用。另外,Paye^[22]与Christiansen^[23]在经典线性框架下对一系列经济变量对股市波动的预测作用进行了考察,得出的结论均不甚显著;Corradi等^[24]在无套利假设下研究了股市波动与经济周期的关联性,认为波动变化的大部分能够由宏观因素加以解释;Mittnik等^[25]则将boosting算法应用于构建包含经济变量的预测模型,指出宏观变量的加入能够显著提升模型的预测精度。

Christoffersen等^[26]指出,在宏观经济对股市波动作用这一问题的研究中,选择合适的计量手段以适合不同的时间区间是正确反映二者内在联系的关键,故本文认为实证研究的分歧在一定程度上反映了现有考察方式的缺陷:首先,理论表明股市波动变化的潜在动因较为复杂,而现有研究大多只关注少数经济变量,难以观察到完整的经济过程;其次,波动率的驱动结构可能具有较强的时变性,不同时间段股市波动的影响因素可能并不相同,令相当数量研究的结果不显著。

鉴于此,本文结合Mittnik等的研究方法,采用component-wise gradient boosting(以下简称boosting)算法对经济增速下行阶段我国股市波动的敏感因素进行分析,以求解决上述问题。本文利用boosting算法对高维经济变量集合进行考察,便于处理备选变量数目接近甚至大于样本数目的情况,能够以较少的样本数目考察较多的经济变量,并最大限度地避免主观假设,减小遗漏关键变量的风险。文献[22-25]的研究亦针对一系列经济变量,但其考察方式是静态的,而本文充分利用boosting算法的特点,将模型设定与估计统一于同一过程,筛选并估计与研究对象联系最为紧密的解释变量,排除无关变量,实现了滚动拟合的模型动态化。不同于其他机器学习算法(如随机森林),component-wise gradient boosting直接为回归拟合的实现开发,产生的结果与一般统计模型相同,故本文能够以动态视角将我国经济由高速转向中高速增长这一阶段中股市波动敏感变量的变化过程完整呈现,令市场风险特征得到最为直接的解读与分析。

2 Boosting算法与模型

作为机器学习算法的典型代表,boosting最早被应用于提高弱分类算法的准确度。通过将其他弱分类算

法纳入boosting框架下,该算法能够以样本子集训练生成多个基分类器(classifier或base learner),进而将基分类器进行加权融合得到最终结果分类器并显著提高识别率.目前常用的boosting算法主要为Freund等^[27]提出的AdaBoost.尽管boosting算法在数据挖掘领域已表现出相当程度的优势,其在经济金融领域的应用却较为少见,主要的研究包括Bai等^[28],Audrino等^[29]及Mittnik等.为拓展boosting算法在科学研究中的应用,Friedman^[30]将boosting引入回归问题,通过梯度降低技术(gradient boosting)对模型进行拟合.其中损失函数(loss function)衡量模型的不精确程度,令损失函数在梯度方向上持续下降便能够减小偏误的可能,对模型不断优化. Component-wise gradient boosting能够较好地处理高维变量的情形,同时完成变量筛选与模型拟合,充分利用有限样本,且具有良好的模型解释力. Boosting算法的拟合过程如下:

- 1) 初始化函数估计值 $\hat{f}^{[0]}$,
- 2) 确定模型备选的 P 个基分类器,设置 m 为0, m 为迭代次数,
- 3) 将 m 值加1,
- 4) a) 计算损失函数的负梯度,并在上一次迭代取得的 $\hat{f}^{[m-1]}$ 处取值,得到负梯度向量

$$\mathbf{u}^{[m]} = \left[-\frac{\partial}{\partial \mathbf{f}} \rho(y_i, \hat{f}^{[m-1]}(\mathbf{x}_i^\top)) \right]_{i=1,2,\dots,n}, \quad (1)$$

ρ 为损失函数,对应于最小二乘目标函数,

- b) 以 P 个基分类器分别拟合负梯度向量,得到的 P 个预测值为 $\mathbf{u}^{[m]}$ 的估计值,
- c) 选择拟合残差平方和最小的基分类器,将对应的 $\mathbf{u}^{[m]}$ 预测值作为其估计值 $\hat{\mathbf{u}}^{[m]}$,
- d) 取得第 m 次估计值 $\hat{f}^{[m]} = \hat{f}^{[m-1]} + \nu \hat{\mathbf{u}}^{[m]}$, $\nu \in (0, 1]$ 为步长因子,
- 5) 重复第3步与第4步直至预设迭代次数.

利用Hothorn等^[31]开发的基于R语言的软件包mboost能够较好地实现该算法.本文参考Mittnik等的研究过程,在Nelson^[32]提出的EGARCH模型中加入诸多宏观经济变量,以考察不同阶段我国股市波动敏感因素的变化.模型的一般形式如下

$$\begin{cases} y_t = \exp(\eta_t/2)\varepsilon_t, \\ \eta_t = \eta(\mathbf{z}_t) = \sum_{j=1}^s f_j(y_{t-j}) + \sum_{k=1}^q \sum_{j=1}^p f_{k,j}(x_{k,t-j}) + \sum_{m=1}^4 f_m(d_{m,t}), \end{cases} \quad (2)$$

其中 $y_t = \ln(P_t/P_{t-1})$ 为对数收益率, P_t 为 t 时刻的资产价格, ε_t 独立同分布于 $N(0, 1)$. $\mathbf{z}_t = (y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-s}, x_{1,t-1}, x_{1,t-2}, \dots, x_{1,t-p}, \dots, x_{q,t-1}, \dots, x_{q,t-p}, d_{1,t}, d_{2,t}, d_{3,t}, d_{4,t})^\top$ 包含时刻 $t-1$ 及 $t-1$ 之前各时间点的样本值. 函数 $f_j(y_{t-j})$, $j = 1, 2, \dots, s$ 衡量历史收益率对波动率的影响, $f_{k,j}(x_{k,t-j})$, $j = 1, 2, \dots, p$ 反映各解释变量的作用, $f_m(d_{m,t})$, $m = 1, 2, \dots, 4$ 捕捉可能存在的季节因素.

Boosting算法内嵌的筛选机制能够提取最为相关的解释变量,这意味着只有备选变量集合的一个子集能够最终进入模型,因此对不同时间区间数据拟合的结果可能存在差异,而这正是本文进行风险因素动态考察的基础.

将式(2)中 $f_j(y_{t-j})$, $f_{k,j}(x_{k,t-j})$ 及 $f_m(d_{m,t})$ 统一记为 $f(\cdot)$, 则 $f(\cdot)$ 的形式由选择的基分类器种类决定. Hothorn等中常用的基分类器种类包括线性函数、样条函数与回归树,高阶样条函数在节点处表现不佳,故本文仅考虑线性函数与树形函数. 线性基分类器与树形基分类器的形式分别为

$$f_*(z) = \alpha_z + \beta_z z, \quad (3)$$

$$f_*(z) = \sum_{j=1}^{J_z} \gamma_{zj} \mathbf{I}_{R_{zj}}(z). \quad (4)$$

关于线性模型的结构自然无需赘述, 而对树形结构则有必要进行说明. 在回归树结构中, $I_{R_{zj}}(z)$ 为示性函数, 当 $z \in R_{zj}$ 时, $I_{R_{zj}}(z)$ 取1, 否则取0; $R_{zj}, j = 1, 2, \dots, J_z$ 标识将 z 的定义域进行分割形成的 J_z 个子区间; γ_{zj} 为对应于每个子区间 R_{zj} 的常量系数, 用来衡量变量 z 在子区间上取值对 η_t 的作用程度. 子区间的数目 J_z 与常量 γ_{zj} 的值由算法运行结果给出. 通过boosting算法迭代不断分割自变量取值区间, 回归树描述的作用形式能够不断精确化.

Mittnik等指出, 回归树能够捕捉因变量对自变量潜在的复杂响应方式, 并较好地适应突变, 因此能够保持长期预测的稳定性; 相较而言, 线性基分类器的作用效果更为直观且便于比较, 其预测精度在短期较高. 究竟选择哪种基分类器, 不仅要考虑拟合区间上样本数据的特征, 还应结合研究的目的. 基于预测均方误差的模型比较具体过程将在后文给出.

以boosting算法对式(2)进行估计需最小化损失函数 L 的期望, 即

$$\hat{\eta}_t = \arg \min_{\eta} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T L(y_t, \eta(z_t; \beta)), \quad (5)$$

在假设 $(y_t | z_t) \sim N(0, e^{\eta_t})$ 下, 负的条件对数似然损失函数与负梯度分别为

$$L_t = \frac{1}{2} \left[\eta_t + \frac{y_t^2}{e^{\eta_t}} \right], \quad (6)$$

$$g_t = -\frac{\partial L_t}{\partial \eta_t} = \frac{1}{2} \left[\frac{y_t^2}{e^{\eta_t}} - 1 \right]. \quad (7)$$

区别于传统多元回归对解释变量系数的同时拟合, boosting算法通过迭代过程对基分类器进行逐一估计, 每一步迭代中仅有一个对负梯度降低贡献度最大的基分类器被纳入算法, 因此拟合是分量方式的. 同一基分类器可能经过多次迭代, 亦可能不会进入迭代过程. 模型的最终形式由迭代算法筛选出的基分类器组成, 故与模型相关度不高的变量自然会被排除, 而通过分析boosting的最终结果能够了解特定宏观因素在股市波动变化过程中的作用, 发现经济变量反映的市场风险来源.

3 宏观变量与样本数据描述

为分析经济增速下行阶段我国股市波动敏感因素的变化特征, 本文以上证综指为研究对象, 选取一系列经济变量以体现宏观经济的各个侧面. 变量选取的时间区间为2002年1月至2015年12月, 共计168个样本点. 美国次贷危机全面爆发于2007年, 其破坏性则在2008年到达顶峰, 本文将样本的起始点由2007年向前推至2002年, 以覆盖金融危机形成的整个过程, 捕捉其间国际经济形势的相关变化. 另外, 2002至2006年正值我国经济增长的高速阶段, 将这一时期纳入研究范围能够令数据形成对经济增速由高到低转变过程的描述, 突出下行阶段的市场风险特点.

备选解释变量及其说明如表1所示, 样本数据来源于Wind数据库及国家统计局数据库. 变量的选取建立在国内外相关研究的基础上, Welch等^[33]及Christiansen涵盖了大部分市场利率相关变量与部分宏观变量. 由于反映经济总体运行情况的GDP无月度数据, 本文以宏观景气一致指数作为经济状态代理指标^[34]. Brunnermeier^[35]将TED溢价定义为3月期LIBOR与美国国库券利率之差, 故本文将其定义为我国银行间同业拆借利率与国债收益率之差. 另外, 市场波动并不能直接观察到, 通常以实际波动率(realized volatility)代理, 作为自变量的实际波动率及其变动值用以衡量波动率时间与状态上的相关性. 以日收益率计算的月度对数实际波动率为

$$\text{LRVAR}_t = \ln \left(\sum_{\tau=1}^{M_t} r_{t,\tau}^2 \right), \quad t = 1, 2, \dots, T, \quad (8)$$

其中 $r_{t,\tau}$ 为第 t 月中第 τ 个交易日的日收益率, M_t 为第 t 月中的交易日数目.

表1 金融及宏观经济相关变量描述
Table 1 Description of financial and macroeconometric variables employed

经济变量	变量含义	变量说明
A. 权益市场变量		
EP	收益价值比率	上海证券交易所月平均市盈率倒数的对数
RTN	上证综指月度收益率	—
VOLUM	上证综指交易量	上证综指月成交量(亿股)
LRVAR	实际波动率	上证综指数实际波动率
VARC*	实际波动率变化量	实际波动率月度变动值
B. 市场利率相关变量		
TBL	3月期国库券收益率	中债国债3个月期到期收益率
RTB	短期债券相对收益率	中债国债3月期收益率与其12个月滚动平均值之差
LBL	10年期国债收益率	中债国债10年期到期收益率
RLB	长期债券相对收益率	中债国债10年期收益率与其12个月滚动平均值之差
TMSPR	期限溢价	10年期国债与3月期国债收益率之差
TED	TED溢价	3月期银行间同业拆借加权平均利率与国债收益率之差
C. 国际经济变量		
SP500	S&P500指数月收益率	—
VIX	CBOE波动率指数	芝加哥期权交易所S&P500指数隐含波动率指数
FX#	人民币汇率	IMF公布的人民币实际有效汇率指数月变动率
IXM*	进出口月增长	进出口总额月增长率
IXY	进出口年增长	进出口总额当月同比增长率
D. 宏观经济变量		
CPIM*	CPI月度增长	消费者价格指数(CPI)月增长率
CPIY	CPI年增长	消费者价格指数(CPI)当月同比增长率
RPI	商品零售价格增长	商品零售价格指数(RPI)当月同比增长率
PPI	工业产品价格增长	工业生产者出厂价格指数(PPI)当月同比增长率
IP	工业产值增长	工业增加值当月同比增长率
HS	住房投资增长	住房投资当月同比增长率
FIX	固定资产投资增长	固定资产投资总额累计同比增长率
CNSUMC*	社会消费变动	社会消费品零售总额月变动值(千亿元)
CNSUMY	社会消费年增长率	社会消费品零售总额当月同比增长率
MIM*	货币供给月增长	M1供给月增长率
MIY	货币供给年增长	M1供给当月同比增长率
CI#	宏观景气程度	宏观景气一致指数月变动率
CONFID#	消费者信心	消费者信心指数月变动率

各经济变量在样本期间的时序序列大致特征呈现于图1. 由于变量数目较多, 为避免重复并节约篇幅, 表1中加“*”标的4个月度增长率及实际波动率变动值序列在图中略去, 相应变量的年度增长率及实际波动率已在图中给出; 加“#”标的变量给出水平值序列图, 目的在于清晰地反映其随时间变化的趋势, 可增强分析的可读性.

4 滚动窗口拟合及模型实证结果

本文对我国股市波动率的分析具有动态特征, 即模型研究的样本区间是滚动的, 模型的具体结构和波动率对变量的响应方式是随时间变化的. 这一动态分析的实现基于boosting算法与滚动窗口模型的结合. 本文将滚动窗口的长度设定为5年亦即60个样本点, 每次对5年数据进行拟合后逐月向前滚动, 再次拟合, 以此类推. 拟合模型由式(2)略加变化即可得

$$\begin{cases} y_{t+h} = \exp(\eta_{t+h}/2)\varepsilon_{t+h}, & h = 1, 6, \\ \eta_{t+h} = \eta(z_t) = \sum_{j=0}^1 f_j(y_{t-j}) + \sum_{k=1}^q \sum_{j=0}^1 f_{k,j}(x_{k,t-j}) + \sum_{m=1}^4 f_m(d_{m,t+h}), \end{cases} \quad (9)$$

式中的回归元包括表1中29个变量的当期值与一期滞后值及4个季节虚拟变量, 故自变量的个数达到62个, 已然多于每次拟合60的样本数量, 而利用boosting算法进行的拟合仍可得出较为精确的结果. h 为收益率波动相对于解释变量的前置步数, 取值1, 6, 分别考察当期经济变量对下期股市波动及半年后股市波动的影响, 以发现波动率短期及长期影响因素的差异. 由于样本数量为168, 滚动窗口宽度为60, 因变量前置步数分别为1和6, 故能够实现的短期滚动拟合次数为108, 长期滚动拟合次数为103.

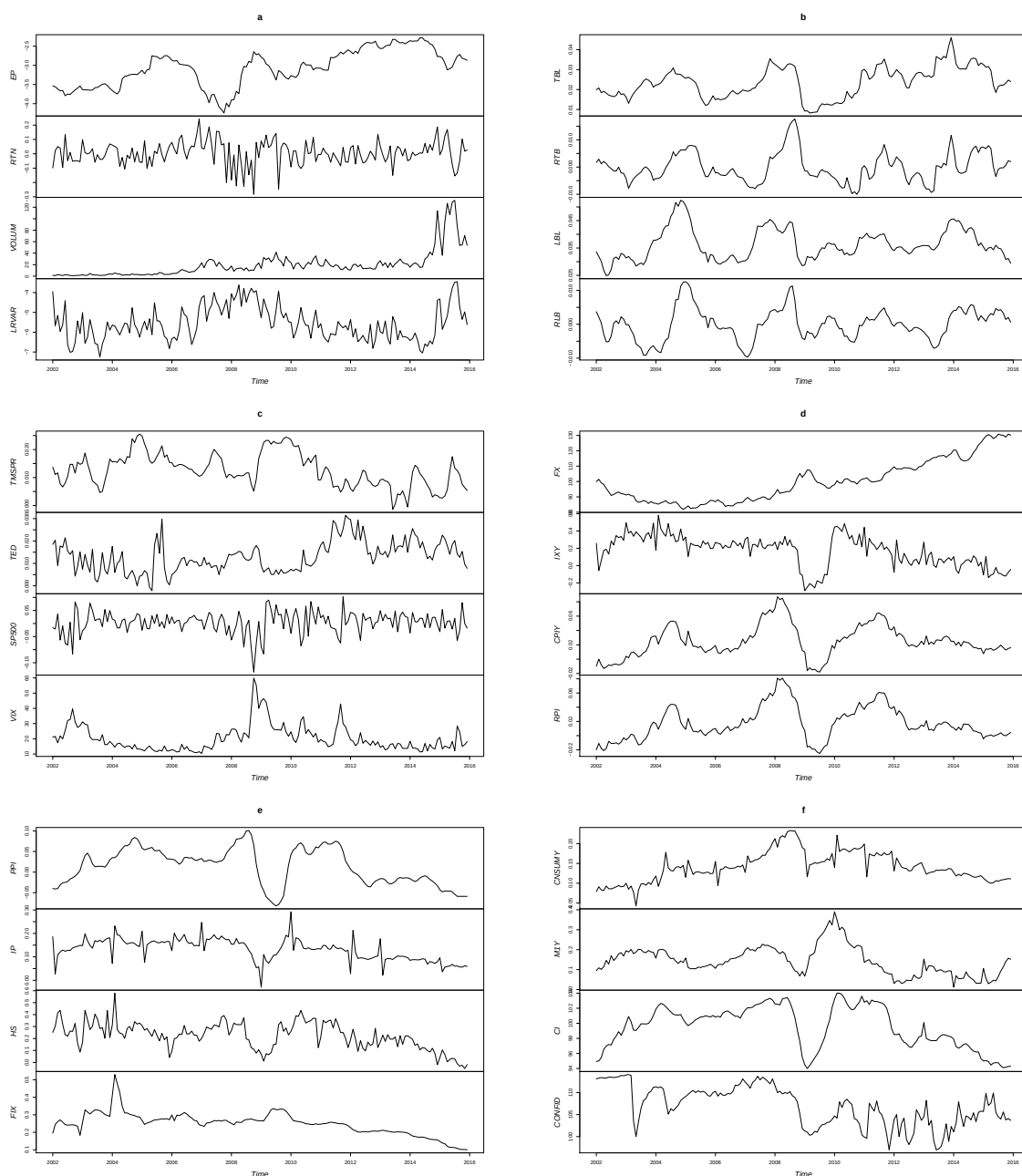


图1 备选解释变量时间序列图

Fig. 1 Time series of predictor variables employed

本文选取的滚动窗口宽度不宜过大, 否则将难以突出波动结构的局部特点; 窗口宽度亦不宜过小, 否

则所得结果的可信度不高. 综合考虑样本点数量及研究目的, 本文将窗口宽度设定为60, 其时间区间长度为5年, 大体符合经验研究的时间范围. 拟合过程采用逐月向前滚动, 能够令模型捕捉经济变量对波动率作用的持续性, 从而在一定程度上反映自变量作用的稳定性.

Balcilar等^[36]认为, 大的窗口宽度能提高估计的有效性, 但异方差会令结果出现较大偏误; 而小的窗口宽度在降低异方差影响的同时会减弱估计的有效性. 在经验研究中, 学者大多根据研究问题和数据频率确定相应的窗口宽度^[37,38]. 本文采用经Harvey等^[39]改进的Diebold-Mariano检验^[40]探讨窗口宽度分别为40与80时, 拟合模型样本外预测精度的变化情况, 检验结果(p 值)如表2所示. 可见在预测精度无差异的原假设下, 仅窗口宽度为80时线性拟合的样本外一步预测具有显著性, 即仅这一变化情形对模型拟合精度产生影响. 而进一步检验表明窗口宽度为80时, 拟合模型的预测精度低于60的窗口宽度. 因此, 本文将滚动拟合的窗口宽度设置为60是合理的.

表2 改进的Diebold-Mariano检验结果
Table 2 Results of the modified Diebold-Mariano test

	样本外一步预测		样本外三步预测		样本外五步预测	
	40	80	40	80	40	80
线性	0.415 4	0.054 5	0.721 4	0.728 4	0.628 2	0.750 5
回归树	0.488 2	0.686 2	0.724 8	0.859 4	0.889 7	0.838 7

上文提到, 模型拟合涉及对线性基分类器与回归树的选择, 本文以预测均方误差来衡量模型的拟合效果. 特别指出的是, h 步前置拟合的均方误差为 $(LRVAR_{t+h} - \hat{\eta}_{t+h})^2$ 的滚动平均值, 样本内预测均方误差, 样本外一步、三步与五步预测的均方误差在表3中给出.

表3 滚动预测均方误差
Table 3 Mean squared errors of moving window prediction

	样本内预测		样本外一步预测		样本外三步预测		样本外五步预测	
	$h = 1$	$h = 6$	$h = 1$	$h = 6$	$h = 1$	$h = 6$	$h = 1$	$h = 6$
线性	0.669 359	0.669 232	0.804 091	1.106 896	0.971 893	1.312 219	1.146 347	1.501 618
回归树	0.697 922	0.738 316	0.906 793	1.105 026	1.040 100	1.205 114	1.177 682	1.298 101

由表3可见, 线性基分类器在样本内对数据的拟合程度优于回归树, 且1步前置拟合精度($h = 1$)均高于回归树; 而对于 h 取6的长期拟合, 样本外预测步数越多, 树形结构的优势越显著, 这体现了树形基分类器的稳定性. 由此得出的结论与Mittnik等的研究大致相同. Mittnik等的研究重点在于构建稳定且精度高的波动预测模型, 故其选择的基分类器为树形; 而本文的目的在于研究经济增速下行阶段特定时间区间上的波动率影响因素, 线性结构对样本内及短期关系的精准描述显然符合本文的要求. 另外, 尽管6步前置拟合严格来说仍属于样本内预测, 但其目的为考察样本内自变量对波动率的长期效应, 而意义显著的长期效应应当较为稳定, 树形结构样本外多步预测的优势则正是这一稳定性的体现. 因此, 本文结合短期及长期拟合的具体目标, 在 h 取1时选择线性基分类器, h 取6时选择回归树, 令二者的优势与研究目标相契合. 由于滚动拟合的次数较多, 其结果难以一一列出, 故表4给出各经济变量对波动率的主要作用区间及效应符号, 作用区间以拟合的次数区间表示, 即短期拟合的第1次至第108次, 长期拟合的第1次至第103次.

表4的结果表明, 股市波动短期与长期的敏感因素存在差异, 且各经济变量对波动率的不同作用分布于不同时期. 鉴于部分变量在滚动拟合过程中未曾进入模型, 或仅出现于个别拟合中, 作用效果不显著, 故不纳入讨论, 在表中以“—”标识.

在各组变量中, 权益市场变量对波动率的影响在短期与长期作用方面相对平衡. 其中, EP比率对波动率作用为负, 集中于拟合中段即金融危机前后, 表明股市存在的定价偏差显著加大了市场波动. RTN在拟合前期与中期始终对股市存在较强正向作用, 表明收益率的上升会提高未来的市场波动, 这一现象与经验研究

结论并不相符. 股市存在波动的非对称性, 即坏消息会增大股市波动, 好消息会降低股市波动已为大量研究证明, 一种具有广泛影响力的解释为“杠杆效应”^[41,42], 即对价格的负向冲击会降低权益价值, 提高市场的杠杆比率从而加大市场风险, 王春峰等^[43]基于公司视角下的动态面板研究验证了我国股市杠杆效应的存在. 但本文的结论是, “杠杆效应”在考虑其他相关变量的影响后可能并不存在. VOLUM对波动率的作用主要表现于拟合过程的前中期, 作用符号为正, 与市场经验相符, 信息流理论模型的混合分布假说^[44,45]认为潜在的不可观测信息流是产生这一作用的主要原因. 波动率对交易量的敏感性在拟合过程的尾部增强. LRVAR及VARC衡量了波动的持续性后表明, LRVAR对波动率的正向作用长期较短期更强, 表现为更长的作用区间; 而VARC在短期与长期的作用区间并不重合, 且短期作用在拟合后期存在反转的可能, 反映了波动率自身结构较强的时变性.

表4 各经济变量对波动率的作用方式
Table 4 The impact of predictors on volatility

经济变量	变量作用方式(主要作用区间及效应符号)		经济变量	变量作用方式(主要作用区间及效应符号)	
	短期	长期		短期	长期
A. 权益市场变量					
EP	27 - 74 (-)	31 - 69 (-)	RTN	2 - 59 (+)	2 - 73 (+)
VOLUM	1 - 44, 104 - 108 (+)	1 - 38 (+)	LRVAR	59 - 81 (+)	3 - 90 (+)
VARC	36 - 67 (+), 99 - 108 (-)	86 - 98 (+)			
B. 市场利率相关变量					
TBL	40 - 49 (+)	-	RTB	45 - 81 (+)	-
LBL	82 - 108 (-)	51 - 61, 70 - 84 (-)	RLB	-	86 - 103 (+)
TMSPR	22 - 31 (-)	-	TED	72 - 99 (-)	-
C. 国际经济变量					
SP500	-	10 - 29(+), 79 - 86, 96 - 98(-)	VIX	-	77 - 81 (+)
FX	96 - 108 (+)	2 - 58 (+)	IXM	-	67 - 87 (-)
IXY	1 - 17 (-)	-			
D. 宏观经济变量					
CPIM	75 - 107 (-)	-	CPIY	82 - 91 (-)	91 - 95 (-)
RPI	-	-	PPI	-	-
IP	-	33 - 39, 50 - 58 (+)	HS	-	67 - 103 (-)
FIX	60 - 91(+), 102 - 107(-)	33 - 44, 96 - 101(-)	CNSUMC	-	1 - 7, 13 - 16(+), 62 - 66(-)
CNSUMY	2 - 43 (+)	-	MIM	-	87 - 97 (+)
MIY	19 - 35 (+)	47 - 51 (-)	CI	-	-
CONFID	-	-			

利率相关变量对股市波动的作用在短期影响方面更为显著. TBL、RTB及RLB对股市波动的作用均为正向, 表明短期利率水平与债券相对收益的上升提高了股市波动, 这一现象可能源自交易者的套利行为, 而LBL对波动率的影响为负向, 意味着长期债券收益率的提高似乎令股票市场更为稳定. TMSPR对波动率的负向作用集中于拟合前期, 表明这一阶段长短期债务回报率差额的降低能预测波动率的提升, TBL与LBL的作用得以放大并提前表现. TED溢价反映了市场流动性的紧缺程度, 其作用符号在Mittnik等中为正, 与本文拟合结果相反, 可能的原因是金融危机过后我国市场的流动性紧缩由政府调控引起, 而相关政策的实施减小了市场的不确定性.

国际经济变量对股市波动的作用更多表现于长期. S&P500指数与VIX指数的符号衡量了美国股市对我国股市的溢出作用, SP500对波动率影响先正后负, 正向影响作用于金融危机之前, 作用机理可能与TBL相似, 而后期的负向作用与VIX的正向作用具有一定协同性, 表明美股下跌、VIX波动率指数提高令我国股市波动水平上升, 但这一作用持续时间较短, 仅在金融危机过后有所表现. 张兵等^[46]指出美股对A股的冲击在极端条件下更强, 反映了美国作为世界金融主导国对金融风险的转嫁. FX对波动率的影响在长期较短期更为持久, 短期作用集中于拟合后期, 长期作用在拟合前期与中期均较为显著. 在长期预测拟合中, FX的当期值与一期滞后值作用符号并不相同, 当期值作用符号为正, 一期滞后值作用为负, 但滞后值在拟合中出现的

次数与次序较当期作用均存在较大差距,故FX对股市波动的长期作用总体表现为正向,即人民币实际有效汇率的上升增大了金融市场的不确定性,令股市波动提高.进出口总额增长率对波动率作用为负,与实际有效汇率的作用具有一致性,但作用区间相对较短.

宏观变量的作用在长期预测方面略强于短期. CPI增长率对波动率的作用为负,表现于拟合后期,其中月度增长率的短期作用较强,同比增长率作用的持续性较弱. IP对波动率作用为正,表明工业增加值的上升令股市波动提高,与Engle等的结论不同,但IP作用的区间较短,且在拟合结果中次序靠后,表明这一正向作用并不显著. HS对波动率的长期作用在拟合后期较为稳定,作用符号为负,表明住房投资增长有助于股市波动降低. FIX的作用在2008年金融危机前期表现为负向的长期作用,危机之后表现为正向的短期作用且持续性较强,在拟合尾部重新表现为负向的长期作用,其符号的逆转可能与4万亿人民币刺激计划引发的社会投资规模涨落有关. 社会消费品零售总额对波动率的作用主要表现在拟合前中期, CNSUMY的短期正向作用更为稳定, CNSUMC的长期作用持续性较弱. 货币增长相关变量中, M1M长期正向作用局部性较强, M1Y的短期影响在作用区间内较为分散,长期拟合中进入模型的次数较少且次序靠后,表现出较低的显著性.

5 增速下行时期股市波动敏感因素分析

滚动窗口拟合包含变量筛选的过程,拟合中进入模型的变量不同反映了波动率驱动结构的变化,而拟合结果的恒定性则能够反映变量对股市影响的稳定性. 依据拟合过程选取的代表性结果由表5及图2给出.

表 5 短期拟合代表性结果
Table 5 Representative regression outcomes in the short run

9	VOLUM	CNSUMY	RTN	IXY	VOLUM.L	
2002.9~2007.8	0.023 270	5.291 233	1.726 084	−1.089 811	0.002 500	
36	CNSUMY.L	EP	RTN	VARC.L	VOLUM	
2004.12~2009.11	7.016 503	−0.302 961	1.085 783	0.055 188	0.000 913	
49	RTB	TBL	EP	RTN	VARC.L	
2006.1~2010.12	21.639 130	5.923 259	−0.263 108	0.898 854	0.113 247	
61	LRVAR.L	EP	FIX	LRVAR	RTB	
2007.1~2011.12	0.337 403	−0.314 204	3.332 398	0.023 810	2.766 550	
91	CPIY	LBL.L	FIX.L	CPIM		
2009.7~2014.6	−4.917 423	−108.832 296	1.383 638	−9.506 038		
106	FIX.L	LBL	FX	VOLUM	VARC.L	CPIM
2010.10~2015.9	−4.170 370	−77.355 035	17.213 213	0.003 109	−0.148 645	−4.998 662

表5呈现了式(9)中 h 取1时的拟合结果,加有“.L”的变量为一期滞后值. 每一阶段的拟合结果显示的数值为线性基分类器中变量的斜率,相应的截距项在此省略. 拟合结果中变量按迭代次数由高到低依次排列,以反映经济变量在该阶段对股市波动影响的重要程度. 由于树形结构的响应方式较为特殊, h 取6的长期拟合结果以图形展示.

前文已介绍了树形结构,此处图形的给出则有助于进一步明确其作用方式. 在树形结构图中,自变量区间被分为几个子区间,每个子区间对应于同一常数,多个变量对应常数的和即为因变量的值,图形中点的密集程度表明了自变量取值的分布. 不同于线性效应,树形结构直接反映自变量对因变量的映射结果. 如图2第一行为第5次拟合的结果,表明2002年5月至2007年4月市场波动主要来源于四个方面,即交易量、消费变化量的滞后项、人民币实际有效汇率的变动率及实际波动率的滞后项. 当解释向量(VOLUM, CNSUMC.L, FX, LRVAR.L)^T取值为(5, 0.1, 0, -6)^T时,响应常数向量为(-4.1, -0.2, -0.3, -0.27)^T,该处对数实际波动率拟合值即为

$$LRVAR = (-4.1) + (-0.2) + (-0.3) + (-0.27) = -4.87.$$

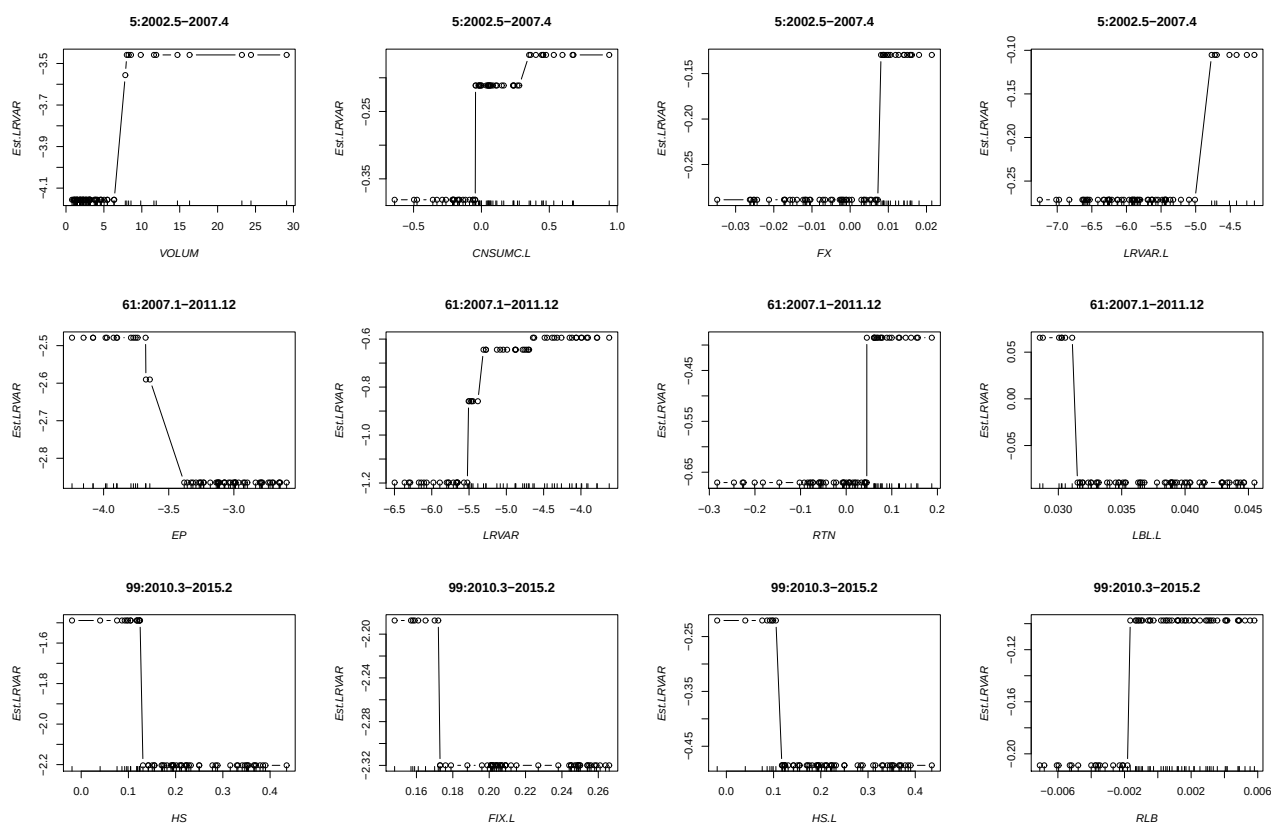


图2 长期拟合代表性结果

Fig. 2 Representative regression outcomes in the long run

代表性拟合结果能够大体反映经济增速下行阶段我国股市波动敏感因素的变动趋势, 为了解这一独特背景下股票市场的风险变化特征提供了依据. 就短期结果而言, 在经济下行之前的一段时期内, 社会消费、成交量与股指收益率对股市波动具有正向作用且持续性较强, 表明我国股市波动可能与投资者情绪关联较大, 社会消费的增加与股市收益的提升能够令市场情绪更为乐观, 引起更大的交易量与更为显著的市场波动; 金融危机期间, 波动冲击主要来自金融市场内部, 股指收益率、EP比率、债券收益率及波动率的历史值成为影响股市波动的主导因素, 股市波动的集聚特征明显, 危机之前大幅降低的EP比率反映了市场价格严重的泡沫程度, 而利率市场化包括Shibor的推出令短期债务市场交易活跃进而对股市产生强劲的溢出作用; 金融危机过后, 我国经济增速转向下行, 固定资产投资与物价指数等宏观因素对波动率的作用加强, 以拉动经济为目的投资增长加大了市场的不确定性, 而经济转冷令CPI更能反映市场稳定程度; 至拟合尾部, FIX的作用符号转变为负向, 表明固定资产投资已同经济环境变化相一致, 投资的增长、物价的提升能够缓解经济渐冷, 减小市场的不确定性, 而汇率与长期债券收益率对波动率的作用亦显著增强, 与固定资产投资、物价指数成为股市波动的主要驱动因素.

从长期结果看, 下行前的波动率主要受交易量、汇率、S&P500指数、收益率及波动率历史值影响, 固定资产投资的负向作用有所表现; 随着金融危机的扩大, 交易量与S&P500指数的正向作用减小而EP比率的负向作用增强, 长期债券收益率的负向作用显现, 收益率及波动率历史值仍表现为影响波动规律的关键因素, 实际有效汇率作用的持续表明汇改后外汇市场风险水平的上升对股市产生较强的溢出作用; 经济增速转入下行后, 住房投资的负向作用凸显且持续至拟合结束, 成为反映下行经济影响的主要变量, 国际金融因素对我国股市波动的影响出现短暂提升, 表现为S&P500指数、VIX指数及净出口总额作用的集聚, 货币供给呈现阶段性的正向作用, 与TED的负向短期作用共同表明, 就股市波动率而言2013年的紧缩政策确实有助于

金融市场稳定;至拟合尾部,股债两市的关联再度加强,表现为RLB持续的正向影响,固定资产投资与住房投资的作用显著,成为增速下行经济对波动率长期影响的主要来源。

6 结束语

对股市波动影响因素的考察及波动率的建模均系金融研究中的常规问题,但如何准确捕捉宏观经济对股市波动的作用,国内外研究尚未给出明确的回答.本文利用component-wise gradient boosting,分别以线性基分类器及回归树对我国股市波动进行滚动窗口回归,分析了经济增速下行阶段波动率短期及长期敏感因素的变化.采用boosting算法研究该问题的意义在于尽可能多地考虑影响波动率的潜在经济变量,并允许股市波动的敏感变量集合在研究时间区间上动态变化以反映波动率驱动因素的时变性.本文的滚动拟合侧重对波动率敏感变量的识别与筛选,能够在代理变量选择与外部环境考察等方面为宏观经济影响股市波动作用机制的相关研究提供参考.

参考文献:

- [1] 吴武清,蒋 勇,缪柏其,等.波动率度量模型的评价方法:拟合优度和平滑性.系统工程学报,2013,28(2): 194–201.
Wu W Q, Jiang Y, Miu B Q, et al. Evaluating method of volatility models: Goodness-of-fit and smoothness. Journal of Systems Engineering, 2013, 28(2): 194–201. (in Chinese)
- [2] 李蓬实,杨建辉.基于随机波动率模型的路径依赖期权定价.系统工程学报,2017,32(2): 241–251.
Li P S, Yang J H. Path-dependent option pricing based on stochastic volatility model. Journal of Systems Engineering, 2017, 32(2): 241–251. (in Chinese)
- [3] David A, Veronesi P. What ties return volatilities to price valuations and fundamentals. Social Science Electronic Publishing, 2013, 121(4): 682–746.
- [4] Wachter J. Can time-varying risk of rare disasters explain aggregate stock market volatility. Journal of Finance, 2013, 68(3): 987–1035.
- [5] Tiu C, Yoeli U. Asset pricing with endogenous disasters. Review of Financial Studies, 2013, 26(11): 2916–2960.
- [6] 徐元栋.投资者的奈特不确定性情绪与股市巨幅波动.系统工程学报,2015,30(6): 736–745.
Xu Y D. Knightian uncertainty emotion of investors and the huge fluctuations of stock market. Journal of Systems Engineering, 2015, 30(6): 736–745. (in Chinese)
- [7] Mele A. Asymmetric stock market volatility and the cyclical behavior of expected returns. Journal of Financial Economics, 2007, 86(2): 446–478.
- [8] Hasler M, Ornathanalai C. Fluctuating attention and contagion: Theory and evidence from the U.S. equity market. <http://ssrn.com/abstract=2551085>, 2015–02–19.
- [9] Li T. Heterogeneous beliefs, asset prices, and volatility in a pure exchange economy. Journal of Economic Dynamics and Control, 2007, 31(5): 1697–1727.
- [10] Hugonnier J, Prieto R. Asset pricing with arbitrage activity. Journal of Financial Economics, 2015, 115(2): 411–428.
- [11] Brunnermeier M, Pedersen L. Market liquidity and funding liquidity. Review of Financial Studies, 2009, 22(6): 2201–2238.
- [12] Danielsson J, Shin H S, Zigrand J P. Risk appetite and endogenous risk. <http://ideas.repec.org>, 2016–04–20.
- [13] Cochrane J. Macro-finance. Review of Finance, 2017, 21(3): 945–985.
- [14] Schwert W. Why does stock market volatility change over time. Journal of Finance, 1989, 44(5): 1115–1153.
- [15] Hamilton J, Lin G. Stock market volatility and the business cycle. Journal of Applied Econometrics, 1996, 11(5): 573–593.
- [16] Glosten L, Jagannathan R, Runkle D. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. Journal of Finance, 1993, 48(5): 1779–1801.
- [17] Lettau M, Ludvigson S. Measuring and modeling variation in the risk-return trade-off. Yacine Ait-Sahalia. Handbook of Financial Econometrics: Tools and Techniques. North Holland: Elsevier, 2010: 617–690.
- [18] Marquering W, Verbeek M. The economic value of predicting stock index returns and volatility. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 2005, 39(2): 407–429.

- [19] Engle R, Ghysels E, Sohn B. Stock market volatility and macroeconomic fundamentals. *Review of Economics and Statistics*, 2013, 95(3): 776–797.
- [20] 郑挺国, 尚玉皇. 基于宏观基本面的股市波动度量与预测. *世界经济*, 2014, 37(12): 118–139.
Zheng T G, Shang Y H. Measurement and prediction of stock market volatility based on macro fundamentals. *Journal of World Economy*, 2014, 37(12): 118–139. (in Chinese)
- [21] 史美景, 宋婷. 股票市场长期波动趋势度量及影响因素分析: 基于Spline-GARCH模型. *数理统计与管理*, 2015, 34(1): 175–182.
Shi M J, Song T. Measurement of long-run stock market volatility trend and analysis of causes based on spline-GARCH model. *Journal of Applied Statistics and Management*, 2015, 34(1): 175–182. (in Chinese)
- [22] Paye B. ‘DéjàVol’: Predictive regressions for aggregate stock market volatility using macroeconomic variables. *Journal of Financial Economics*, 2012, 106(3): 527–546.
- [23] Christiansen C, Schmeling M, Schrimpf A. A comprehensive look at financial volatility prediction by economic variables. *Journal of Applied Econometrics*, 2012, 27(6): 956–977.
- [24] Corradi V, Distaso W, Mele A. Macroeconomic determinants of stock volatility and volatility premiums. *Journal of Monetary Economics*, 2013, 60(2): 203–220.
- [25] Mittnik S, Robinson N, Spindler M. Stock market volatility: Identifying major drivers and the nature of their impact. *Journal of Banking and Finance*, 2015, 58(9): 1–14.
- [26] Christoffersen P, Diebold F. How relevant is volatility forecasting for financial risk management. *Review of Economics and Statistics*, 2000, 82(1): 12–22.
- [27] Freund Y, Schapire R. Experiments with a new boosting algorithm// *Proceedings of the Thirteenth International Conference on Machine Learning Theory*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1996: 148–156.
- [28] Bai J, Ng S. Boosting diffusion indices. *Journal of Applied Econometrics*, 2009, 24(4): 607–629.
- [29] Audrino F, Bühlmann P. Splines for financial volatility. *Journal of the Royal Statistical Society*, 2009, 71(3): 655–670.
- [30] Friedman J H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *Annals of Statistics*, 2000, 29(5): 1189–1232.
- [31] Hothorn T, Bühlmann P, et al. Model-based boosting, R package version 2.6-0. <https://CRAN.R-project.org/package=mboost>, 2016–4–20.
- [32] Nelson D B. Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*, 1991, 59(2): 347–370.
- [33] Welch I, Goyal A. A comprehensive look at the empirical performance of equity premium prediction. *Review of Financial Studies*, 2008, 21(4): 1455–1508.
- [34] 岳朝龙, 储灿春. 股市波动、金融政策和宏观经济关系研究: 基于因子VAR模型. *广东金融学院学报*, 2010, 25(6): 3–16.
Yue C L, Chu C C. Research on stock fluctuations, financial policy and macroeconomic relations: Based on the factor VAR models. *Journal of Finance and Economics*, 2010, 25(6): 3–16. (in Chinese)
- [35] Brunnermeier M. Deciphering the liquidity and credit crunch 2007–2008. *Journal of Economic Perspectives*, 2009, 23(1): 77–100.
- [36] Balcilar M, Ozdemir Z A, Arslanturk Y. Economic growth and energy consumption causal nexus viewed through a bootstrap rolling window. *Energy Economics*, 2010, 32(6): 1398–1410.
- [37] 金雪军, 周建锋. 投资者关注度与市场收益间动态关系研究: 基于Bootstrap的滚动窗口方法. *浙江大学学报(人文社会科学版)*, 2014(6): 98–111.
Jin X J, Zhou J F. The dynamic relationship between investor attention and market return: Evidences from a bootstrap rolling-window. *Journal of Zhejiang University (Humanities and Social Sciences)*, 2014(6): 98–111. (in Chinese)
- [38] Nyakabawo W, Miller S M, Balcilar M, et al. Temporal causality between house prices and output in the US: A bootstrap rolling-window approach. *North American Journal of Economics and Finance*, 2015, 33(3): 55–73.
- [39] Harvey D, Leybourne S, Newbold P. Testing the equality of prediction mean squared errors. *International Journal of Forecasting*, 1997, 13(2): 281–291.
- [40] Diebold F X, Mariano R S. Comparing predictive accuracy. *Journal of Business and Economic Statistics*, 1995, 13(3): 253–263.
- [41] Black F. Studies of stock price volatility changes// *Proceedings of the 1976 Meetings of the Business and Economics Statistics Section*. Washington D C: American Statistical Association, 1976: 177–181.
- [42] Christie A. The stochastic behavior of common stock variances: Value, leverage and interest rate effects. *Journal of Financial Economics*, 1982, 10(4): 407–432.