

无消息即坏消息：中国股市的信息不对称^①

蔡向高¹，邓可斌^{2*}

(1. 中山大学资讯管理学院，广州 510006；

2. 华南理工大学经贸学院广东省供应链金融工程技术研究中心，广州 510006)

摘要：提出了一个扩展的知情交易概率指标(APIN)并证明了其相对于PIN在中国股市上具有更好的信息不对称测度效力。在内幕交易监管存在较大完善空间、并存在较高卖空限制的转型股市中，信息获取会成为股票交易获利的决定性因素。此时，一方面，当投资者无消息时，会认为自己在博弈中处于劣势地位，此时“无消息即坏消息”。投资者在这种情况下会更倾向于卖出股票避免损失。另一方面，“无消息即坏消息”下规避性投资者卖出股票占总卖出股票的比重会随着信息不对称程度的增加而增加。作为“无消息”投资者，这类投资者会比真正“坏消息”下的卖出者要求更高的卖价，所以其卖出增加会减小买卖价差。这会导致股市信息不对称指标(APIN)与买卖价差间呈现显著负相关性，并使得PIN对信息不对称的度量容易出现偏差(低估偏差大于高估偏差)。总之，APIN可以刻画“无消息即坏消息”下的交易情形，比PIN更精准地度量了中国股市的信息不对称情况。

关键词：扩展的PIN指标；无消息；坏消息；信息不对称；买卖价差

中图分类号：F224；F830.91 **文献标识码：**A **文章编号：**1007-9807(2019)04-0075-17

0 引言

在金融市场上，“无消息”可能是“好消息”。因为关于股票收益率的“坏消息”会比“好消息”带来更大的股市波动，使得股价波动与收益率的正相关关系总体而言并不明显。于是，“无消息”对于投资者而言，至少意味着免受股票大波动带来的心理痛苦，因而在某种意义上属于“好消息”^[1,2]。在一个完善的、经济总体向上增长、大部分投资收益主要来源于上市公司业绩成长的环境中，“无消息”环境下投资者不会轻易交易股票，而会倾向于持股观望；股市因此会波动较小。

但在中国股市中，“无消息”环境下的股市的大幅波动，特别是大幅向下波动并不罕见。比如，2015年6月初，上证指数在经历了数月上涨过程

后突然掉头向下，急坠逾千点。而在这一阶段，市场上的“坏消息”并没有明显的增加，中国的经济增长速度在全球范围内仍是一枝独秀，维持在较高的位置。因此，“无消息”未必是好消息，也有可能成为“坏消息”。

在转型经济国家的股市中，三个因素会使得“无消息”对于投资者而言在一定程度上相当于“坏消息”，并引发股市波动向下。首先是上市公司质量不佳与投资者对信息的过度敏感。当上市公司业绩并未有效反映经济前景，且投资者并不看重股利收益而主要从买卖过程中牟利时，市场对短期内信息的反应就可能变得极为敏感。尤其是在一个对投资者保护仍未完善的市场中，投资者此时会倾向于努力获得内部信息来使自己处于优势地位，因而也就非常在意自己在市场中所

① 收稿日期：2016-07-25；修订日期：2018-05-22。

基金项目：国家自然科学基金资助项目(716283021)；中央高校基本科研业务费项目(2017ZX012)。

通讯作者：邓可斌(1977—)，男，广东罗定人，教授，博士生导师。Email: ecdengkb@scut.edu.cn

处的信息地位. 一个毋庸讳言的事实是, 中国股市中存在着大量内部信息的泄露行为. 即使在2015年6月底之后政府主导的挽救股灾过程中, 作为“救市”主要直接负责人的时任证监会市场助理张育军还在与大券商合谋^②, 利用内部信息牟利. 尽管近期政府部门已大力加强对内部信息泄露和内部交易的监督和处罚, 但市场制度与信心建设的过程仍然远未完成. 在投资者对自身所处的信息地位十分敏感的情况下, 股市的波动很多时候并不一定是由于信息释放产生的. 在“无信息”的环境下, 处于信息弱势地位的投资者往往会把“无信息”与“有信息但自己不知道‘信息’”这两种情况混为一谈. “信息弱势”的判断会使得一些投资者在“无信息”时卖出股票, 从而加剧了股市的波动, 在这种情况下, “无消息”就部分相当于“坏消息”的作用.^③

其次, 转型经济环境中信息的出现十分频繁, 这更加剧了投资者对信息的敏感和“无信息”状态下的忧虑. 如果投资者在一定时间内没有任何消息, 在博弈中他会认为自己已处于不利地位 (因为他的博弈对手很可能已拥有了信息优势并已在股市上利用了这种优势), 也即认为“无消息”即“坏消息”. 此时, 处于信息弱势地位的“无消息”投资者的理性选择应该就是卖出手中的股票, 及时退场. 所以, 消息频繁的市场环境会进一步促进处于“信息弱势”地位的投资者在“无消息”时卖出股票, 从而加剧股市的波动, 在这种情况下, “无消息”就更近似于“坏消息”环境的作用.

再次, 卖空机制存在会使得“无消息”更容易被相当于“坏消息”. 卖空机制的存在虽然会使得价格发现更为迅速^[3, 5]; 但在一个不完善的市场中, 即使在卖空限制放开的条件下, 信息优势的投资者也更容易利用卖空机制掠夺信息劣势的投资者. 众所周知, 中国的融资融券政策与卖空机制放开是紧密联系的. 2010年3月31日, 中国股市开始逐步放开融资融券业务, 标志着卖空机制的开

放. 但对于个人投资者而言, 通过卖空“融券”非常难^[6]. 由于暴跌主要由融券增加引致^[7], 使得卖空机制的放开, 更能抑制暴跌, 而不能有效抑制暴涨^[8]. 这也意味着在中国股市上, 卖空机制相对于买空机制, 始终处于较为严格的状态. 因而, 在卖空机制放开期间, “好消息”状态下的买入, 和“坏消息”状态下的卖出都会大量增加, 而且前者比后者增加速度更快. 考虑到信息优势投资者 (特别是机构投资者) 无论是“融资”还是“融券”能力都相对较强, 信息不对称的情况在卖空限制放开的环境中, 很可能还会加剧.

Duarte 和 Young^[9] 的研究与本文紧密联系. 他们将 PIN 分为对称和非对称信息部分. 他们引入了“对称指令流冲击”概率变量, 强调“有指令流冲击”情况下, 指令流的冲击会带来买卖单的增加, 与“无指令流冲击”情况存在着明显的买卖单分布区别. 在 Duarte 和 Young^[9] 看来, PIN 度量的不只是信息不对称的影响, 还度量了指令流冲击引发的流动性变化. 本文考虑了“无消息”即“坏消息”的情况下卖出的指令流冲击对信息不对称的影响, 这种指令流冲击同时亦会影响股市流动性. 所以本文的 APIN 指标在更精确反映信息不对称程度的同时, 也反映了股市的流动性水平. 后续研究发现, 在全球市场上, PIN 度量的信息不对称部分也未能有效影响资产收益率^[10].

本文研究与 Duarte 和 Young^[9] 的研究亦存在明显区别. 本文研究中, “无消息”的投资者必然会卖出股票, 无论此时市场真实的状态是“有信息”还是“无消息”. 换言之, 由“无消息即坏消息”而产生的卖单是随时存在的. 而在 Duarte 和 Young^[9] 的研究中, 指令流冲击是概率发生的, 并不是随时存在的. 在这一点上, 本文所依据的市场环境和他们存在着本质的区别.

本文将以上中国市场的特色因素综合考虑, 通过一个拓展的 PIN 模型 (命名为 APIN), 来验证投资者对“无消息”情况如何反馈. 本文的贡献

② 资料来源: 参考凤凰财经的报道. 网址为: http://finance.ifeng.com/a/20151129/14097224_0.shtml

③ 需要指出的是, “无消息即坏消息”认知情境下的投资者其卖出行为和真正得到“坏消息”的投资者的卖出行为仍然是不同的. 主要体现在对卖出价格的认知方面, “无消息即坏消息”投资者的认知价格会相对较高. 因为, 此时的“坏消息”认知指的是投资者认为自己处于交易博弈中的不利地位, 并非真正的“坏消息”. 所以平均而言, 其提出的股票卖出价要较真正“坏消息”情况下的价格高. 具体可参见下文第 2.4 节第 (2) 部分的说明.

在于：第一，改进了已有的资产定价和市场微观结构理论，证明了“无消息”在中国市场中更类似于“坏消息”而非“好消息”。第二，本文提出的 APIN 指标相对于 PIN 指标，更好地解释了买卖价差（流动性深度）的形成，因此也更精准地度量了中国股市的信息不对称情况。第三，通过 2015 年 7 月救市初期（有大量内幕交易）与 2015 年 12 月间（内幕交易已被严打）各三个工作日 APIN 参数的比较，证明内幕交易对“无消息”即“坏消息”现象的影响。同时，通过两个重要的来自中国股市的事件研究证明了卖空限制对“无消息”即“坏消息”判断的推动作用。这两个事件包括：2010 年 3 月 31 日中国股市推出融资融券业务放宽卖空限制和 2015 年 8 月 3 日中国股市将融券交易由 $T+0$ 改为 $T+1$ 加紧卖空限制。

1 模型推演

1.1 PIN 模型回顾

在已有的金融市场微观结构理论中，如果不考虑波动性的影响，仅就交易量而言，“无消息”则一直被认为是中性的。在这一假设条件下，Easley 等^[11]提出了一种被广泛认可的、可以相对精确地计算知情交易者概率、从而计量投资者间信息不对称程度的方法，并被广泛接受^[12,13]。这一方法在假定市场交易由知情交易者引发且服从泊松分布的前提下，根据买卖双方订单数量，给出以下单位时间（比如 1 天）内的似然函数

$$L(\theta | B, S) = (1 - \alpha) e^{-\varepsilon_b} \frac{\varepsilon_b^B}{B!} e^{-\varepsilon_s} \frac{\varepsilon_s^S}{S!} + \alpha \delta e^{-\varepsilon_b} \frac{\varepsilon_b^B}{B!} e^{-(\mu + \varepsilon_s)} \frac{(\mu + \varepsilon_s)^S}{S!} + \alpha(1 - \delta) e^{-(\mu + \varepsilon_b)} \frac{\varepsilon_s^S}{S!} e^{-\varepsilon_b} \frac{(\mu + \varepsilon_b)^B}{B!} \quad (1)$$

接着假设各交易日信息彼此独立，可给出一段时间内（如 I 天）的似然函数

$$\prod_{i=1}^I L(\theta | B_i, S_i) \quad (2)$$

式(1)中 B, S 分别表示既定单位时间内的买单和卖单数量。其余变量定义为： α 表示信息事件发生概率； δ 代表信息是坏消息的概率，相应的 $1 - \delta$ 代表信息是好消息的概率； μ 表示知情交易者提

交订单的到达比率（成功交易订单占总订单比率）； ε_b 表示非知情交易者提交买单到达比率， ε_s 表示非知情交易者提交卖单到达比率。除 B, S 外，其余变量均未知，但均可对式(2)似然函数求解最优解得出。最终可用下式求得知情交易者概率

$$PIN = \frac{\alpha\mu}{\alpha\mu + \varepsilon_b + \varepsilon_s}$$

在大样本情况下，不失一般性，可假设“无消息”状态下卖出和买入的概率相等，可得到

$$PIN = \frac{\alpha\mu}{\alpha\mu + 2\varepsilon}$$

1.2 APIN 模型的提出

通过图 1 给出了“无消息”即坏消息情况下的二叉树模型。这一模型参考了 Easley 等^[14,18]的系列研究。本文的创新之处在于引入了两个新变量： μ_0 和 μ' 。 μ_0 代表“无消息”情况下的净卖出量，由于“无消息”相当于“坏消息”，所以有： $\mu_0 > 0$ 。 μ' 代表“坏消息”情况下的卖出量。其余变量定义与式(1)中相同。考虑到卖空限制因素，“坏消息”情况下的卖出量 μ' 会小于“好消息”情况下的买入量 μ 。这里需要说明的是，“无消息”相当于“坏消息”只是描述对于投资者而言，“无消息”使其处于不利地位而倾向于卖出股票（数量为 $\mu_0 + \varepsilon$ ）和真正的有准确“坏消息”情况下可以预知股票向下的价格走势有着准确判断而卖出的股票数量 μ' 在卖价选择上仍然有着明显的差别。

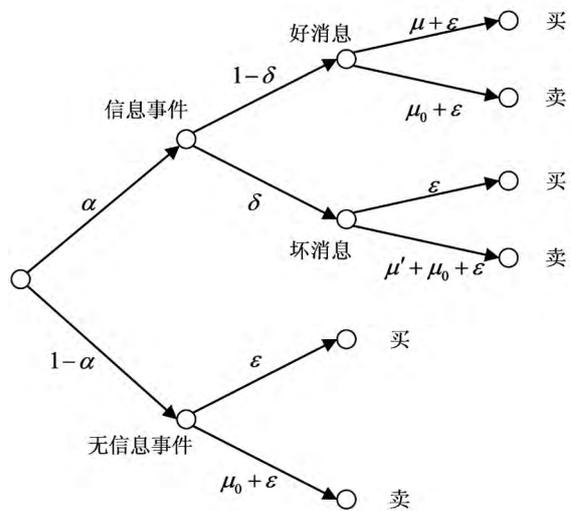


图 1 消息传递与股票买卖的二叉树

Fig. 1 The binary tree of stock trading under different information events

与 PIN 估计类似,通过极大似然估计来估算图 1 中的各个参数值,似然函数为

$$L(\theta | B, S) = (1 - \alpha) e^{-2\varepsilon - \mu_0} \frac{\varepsilon^B (\mu_0 + \varepsilon)^S}{B! S!} + \alpha \delta e^{-2\varepsilon - \mu' - \mu_0} \frac{\varepsilon^B (\mu' + \mu_0 + \varepsilon)^S}{B! S!} + \alpha(1 - \delta) e^{-2\varepsilon - \mu_0 - \mu} \frac{(\mu + \varepsilon)^B (\mu_0 + \varepsilon)^S}{B! S!} \quad (3)$$

式(3)中如果 $\mu' = \mu$ 且 $\mu_0 = 0$,式(3)就退化成式(1).通过式(3),能够估算出所有的参数,然后通过下面的式(4),可以得到以下适合中国情况、广义的知情交易者概率,本文称其为 APIN(augmented-PIN)

$$APIN = \frac{\alpha(1 - \delta)\mu + \delta\alpha\mu'}{\alpha\mu + \delta\alpha(\mu' - \mu) + \mu_0 + 2\varepsilon} = \frac{\alpha(1 - \delta)\mu + \delta\alpha\mu'}{\alpha(1 - \delta)\mu + \delta\alpha\mu' + \mu_0 + 2\varepsilon} \quad (4)$$

并得到命题 1.

命题 1 如果 $\mu_0 > 0$ 且 $\mu' \neq \mu$,则 APIN 区别于 PIN 而成立.

1.3 APIN 与 PIN 的比较

在好消息较多的情况下(由于转型期经济发展迅速,好消息出现频率极高,使得中国市场正是处于好消息较多的情况), $\alpha(1 - \delta)$ 值较大.如果省略掉 μ' 和 μ_0 ,一方面:会让 μ 和 μ' 在估计上无区别.如前所述,在存在卖空限制的情况下,一般而言会有 $\mu' < \mu$.如果让 μ 和 μ' 在估计上无区

别,就会低估 μ 而高估 μ' .由上文 PIN 式可知,低估 μ 会低估信息不对称程度.另一方面,在好消息较多的情况下,“无消息”实质是坏消息,无消息的投资者会选择卖掉 μ_0 数量的股票.此时,由图 1 可知,在出现好消息时,在估计上省略掉 μ_0 会将一部份买单 μ (等于 μ_0 那部分)估计为 ε ,这显然也会低估 μ 使得 PIN 指标低估信息不对称.所以,在中国的转型环境中,这两种情况都会使得估计出来的 PIN 要小于真实的 APIN.^④也即, PIN 值会低估真实的信息不对称程度.由此得到命题 2.

命题 2 中国股市中,由于“好消息”比例较高,有 $APIN > PIN$.其中 $APIN$ 和 PIN 分别代表 APIN 和 PIN 的均值.

1.4 APIN 和买卖价差的关系

1.4.1 引入 μ_0 和 μ' 与 Easley 等^[11]的买卖价差形成过程

引入 μ_0 和 μ' 后,好消息/坏消息下投资者卖价的决定可根据贝叶斯公式分别表述为

$$Pr(\text{good} | \text{sell}_t) = \frac{Pr_t(\text{good})(\mu_{0,t-1} + \varepsilon_{t-1})}{Pr_t(\text{bad})\mu'_{t-1} + \mu_{0,t-1} + \varepsilon_{t-1}}$$

$$Pr(\text{bad} | \text{sell}_t) = \frac{Pr_t(\text{bad})(\mu'_{t-1} + \mu_{0,t-1} + \varepsilon_{t-1})}{Pr_t(\text{bad})\mu'_{t-1} + \mu_{0,t-1} + \varepsilon_{t-1}}$$

令 \bar{V} 代表好消息情况下的价格, \underline{V} 代表坏消息情况下的价格, $V^* \equiv (1 - \delta)\bar{V} + \delta\underline{V}$ 代表有消息情况下股票的无条件期望价格.在加入无消息状态下的卖价决定后,总的卖价为^⑤

$$\begin{aligned} bid_t &= Pr(\text{good} | \text{sell}_t) \bar{V} + Pr(\text{bad} | \text{sell}_t) \underline{V} + Pr(\text{no news} | \text{sell}_t) V^* \\ &= \frac{Pr_t(\text{good})(\mu_{0,t-1} + \varepsilon_{t-1}) \bar{V} + Pr_t(\text{bad})(\mu'_{t-1} + \mu_{0,t-1} + \varepsilon_{t-1}) \underline{V}}{Pr_t(\text{bad})\mu'_{t-1} + \mu_{0,t-1} + \varepsilon_{t-1}} + \\ &\quad (1 - Pr_t(\text{good} | \text{sell}_t) - Pr_t(\text{bad} | \text{sell}_t)) V^* \\ &= V^* + (\bar{V} - \underline{V}) \frac{\delta Pr_t(\text{good})(\mu_{0,t-1} + \varepsilon_{t-1}) - (1 - \delta) Pr_t(\text{bad})(\mu'_{t-1} + \mu_{0,t-1} + \varepsilon_{t-1})}{Pr_t(\text{bad})\mu'_{t-1} + \mu_{0,t-1} + \varepsilon_{t-1}} \end{aligned} \quad (5)$$

同样,可推出买价的决定

④ 当然,由图 1 可知,无信息和坏消息情况下,忽略 μ_0 也会存在将误估为 ε 的情况.此时这种误估计不会影响 μ 而只会影响 ε ,但在好消息情况是主流情况的前提下,这两种情况的影响相对次要,我们暂予以忽略.

⑤ 按照 Easley et. al^[11] 的说法, bid 是做市商报出的买入价, ask 是做市商的卖出价.由于中国市场没有做市商,我们的文章为了和市场数据展示格式一致,而采用了投资者“卖价”和“买价”表述.这其实确实与 Easley 等的表述相反,但买卖价差均由 $(ask - bid)$ 计算得到,因而表述的差异并不影响本文计算结果.

$$Pr(\text{good} | \text{buy}_i) = \frac{Pr_i(\text{good})(\mu_{i-1} + \varepsilon_{i-1})}{Pr_i(\text{good})\mu_{i-1} + \varepsilon_{i-1}}$$

$$Pr(\text{bad} | \text{buy}_i) = \frac{Pr_i(\text{bad})\varepsilon_{i-1}}{Pr_i(\text{good})\mu_{i-1} + \varepsilon_{i-1}}$$

$$ask_i = Pr(\text{good} | \text{buy}_i)\bar{V} + Pr(\text{bad} | \text{buy}_i)V +$$

$$Pr(\text{no news} | \text{buy}_i)V^* = V^* + (\bar{V} - V) \times$$

$$\frac{\delta Pr_i(\text{good})(\mu_{i-1} + \varepsilon_{i-1}) - (1 - \delta) Pr_i(\text{bad})\varepsilon_{i-1}}{Pr_i(\text{good})\mu_{i-1} + \varepsilon_{i-1}}$$

$$\frac{\mu_{i-1}\mu_{0j-1} + \mu_{i-1}\varepsilon_{i-1} + \mu_{i-1}\alpha\mu_{i-1} + \mu_{i-1}\varepsilon_{i-1}}{(\delta\alpha\mu_{i-1} + \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1})(1 - \delta)\alpha\mu_{i-1} + \varepsilon_{i-1}} \quad (6)$$

参考 Esley 等^[11], 可推出以下的买卖价差.

因为 $Pr(\text{good}) = (1 - \delta)\alpha$, $Pr(\text{bad}) = \delta\alpha$;

所以

$$bid_i - ask_i =$$

$$V^* + (\bar{V} - V) \frac{\delta Pr_i(\text{good})(\mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1})}{Pr_i(\text{bad})\mu_{i-1} + \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1}} -$$

$$(\bar{V} - V) \frac{(1 - \delta) Pr_i(\text{bad})(\mu_{i-1} + \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1})}{Pr_i(\text{bad})\mu_{i-1} + \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1}} -$$

$$V^* - (\bar{V} - V) \frac{\delta Pr_i(\text{good})(\mu_{i-1} + \varepsilon_{i-1})}{Pr_i(\text{good})\mu_{i-1} + \varepsilon_{i-1}} +$$

$$(\bar{V} - V) \frac{(1 - \delta) Pr_i(\text{bad})\varepsilon_{i-1}}{Pr_i(\text{good})\mu_{i-1} + \varepsilon_{i-1}}$$

可得到

$$ask_i - bid_i = (\bar{V} - V)\delta(1 - \delta)\alpha \times$$

由式(6)可知, 在上述买卖价差决定过程中, $APIN$ 与买卖价差间在数理逻辑上并没有明确的数量关系. 这与 Esley 等^[11]发现的 PIN 和买卖价差间存在明确的正相关关系存在根本性的区别.

1.4.2 “多信息”情况下卖价决定过程的改变

但是, 在一个依赖信息交易的市场上, 相当一部分投资者对卖价的决定并不服从上述决定过程. 因为, 由式(4)可知, 发生信息概率越大, α 越大, 信息不对称就越明显 ($APIN$ 越大). 由于信息概率越大, “无消息”即“坏消息”出现的情况概率也就越大, 相对的规避性抛卖也较大 (μ_0 相对 μ' 越大). 由式(5)可知, 给定 $Pr_i(\text{good})$ 和 $Pr_i(\text{bad})$ 不变, 会有 $\frac{Pr_i(\text{good})(\mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1})}{Pr_i(\text{bad})\mu_{i-1} + \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1}}$ 升高, 而 $\frac{Pr_i(\text{bad})(\mu_{i-1} + \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1})}{Pr_i(\text{bad})\mu_{i-1} + \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1}}$ 下降^⑥. 这显然会提升股票的卖出价. 在给定买入价 (因为买价中没有 μ_0) 的情况下, 就会降低买卖价差. 于是有:

命题 3 市场“有消息”概率较大情况下, $APIN$ 和买卖价差存在显著负相关关系.

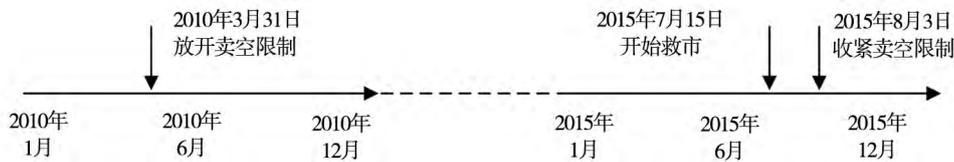


图 2 与本文相关的三个重要事件日期

Fig. 2 The most important three dates related to this paper

⑥ 证明 $\frac{Pr_i(\text{bad})(\mu_{i-1} + \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1})}{Pr_i(\text{bad})\mu_{i-1} + \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1}}$ 可变形为 $\frac{Pr_i(\text{bad})(\mu_{i-1} + \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1} - \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1} + Pr_i(\text{bad})(\mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1}))}{Pr_i(\text{bad})\mu_{i-1} + \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1}} = 1 -$
 $\frac{(1 - Pr_i(\text{bad}))(\mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1})}{Pr_i(\text{bad})\mu_{i-1} + \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1}}$. 给定 ε 不变, μ_0 相对 μ' 越大, 意味着 $\frac{\mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1}}{Pr_i(\text{bad})\mu_{i-1} + \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1}}$ 增加. 既然 $\frac{\mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1}}{Pr_i(\text{bad})\mu_{i-1} + \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1}}$ 增加, 则相应的 $1 - \frac{(1 - Pr_i(\text{bad}))(\mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1})}{Pr_i(\text{bad})\mu_{i-1} + \mu_{0j-1} + \varepsilon_{i-1}}$ 会下降.

2 实证检验

2.1 相关的重要事件及样本日期选取

由于高频数据处理的数据量非常大,样本企业和样本日期均不宜太多,但又需要有代表性。对于样本企业,在剔除金融业和ST公司之后,选取A股股票代码排行前21位的21家公司(具体见表1)。^⑦对于样本日期,主要依据三个与本文密切相关的事件进行选取。如图2所示,根据图2的分析,选择的日期为:2010年3月26~2010年3月31日(放宽卖空限制前日期)、2010年4月1日、

2010年4月2日、2010年4月6日(放宽卖空限制后的三个交易日)、2015年7月15日~2015年7月17日(救市初期即内幕交易严重期的三个交易日)、2015年8月3日~2015年8月6日(重新限制卖空的四个交易日)、2015年12月15日、2015年12月16日、2015年12月17日(考虑到救市影响接近年底应该趋于结束,取2015年最后一月的月中三个交易日数据作为内幕交易弱化的对比交易日数据放入研究数据集^⑧)共20个工作日数据。由于益民集团缺失2010年4月2日数据,本文的数据集一共包括了419个数据。

表1 各主要参数估值的描述性统计

Table 1 The descriptive statistics of the estimated major parameter values

参数	μ_0	μ'	μ	$\mu - \mu'$	APIN	PIN
武钢股份	39 311	681 689	508 988	-172 701	0.221 1	0.200 0
东风汽车	19 213	126 757	175 237	48 480	0.186 8	0.173 0
中国国贸	10 580	41 853	21 239	-20 615	0.173 0	0.113 4
首创股份	24 086	386 041	222 824	-163 217	0.302 9	0.050 5
上海机场	2 545	32 804	81 174	48 370	0.191 4	0.109 6
包钢股份	108 913	666 974	2 048 222	1 381 248	0.194 0	0.174 5
华能国际	22 682	110 372	652 460	542 087	0.235 4	0.106 8
日照港	180 835	653 425	385 698	-267 727	0.386 7	0.351 1
上港集团	45 931	178 172	227 108	48 936	0.121 6	0.059 5
宝钢股份	79 857	299 043	709 474	410 732	0.215 1	0.137 4
中原高速	9 098	216 132	210 027	-6 106	0.175 4	0.176 1
上海电力	39 580	116 083	166 228	50 145	0.168 7	0.106 4
歌华有线	51 604	50 451	98 334	47 883	0.147 1	0.071 7
哈飞股份	7 694	21 103	20 546	-557	0.125 0	0.060 9
保利地产	352 885	509 782	309 822	-199 960	0.136 2	0.024 4
中国联通	247 064	583 802	247 993	-335 809	0.061 5	0.043 9
华润万东	5 422	17 189	22 779	5 590	0.155 4	0.089 0
中国卫星	23 193	97 778	224 657	126 878	0.325 9	0.198 8
世茂股份	23 063	72 896	179 257	106 362	0.289 2	0.275 6
益民集团	25 050	117 098	135 175	18 077	0.345 8	0.270 0
新华传媒	40 365	269 508	117 081	-152 327	0.281 8	0.190 8
均值(与0相比的t统计量)	62 421 *** (8.819 5)	250 267 *** (10.790 5)	322 561 *** (10.216 7)	72 294 ** (2.185 2)	0.211 1 *** (27.026 7)	0.138 9 *** (193 384)
APIN和PIN的差别(t统计量)		—	—	—	0.072 2 *** (11.593 5)	

注:***、**分别代表t统计量在1%、5%水平上显著。观测值共419个。

⑦ 这样选择样本公司有三个好处:1.如果纯粹随机选择21家公司报告,无论采用怎样的随机选择方法,由于每次选择的样本不同,无论报告哪一组样本,样本公司的“随机性”都有可能受到质疑;2.这些样本公司横跨了各行业,有较强代表性;3.这些公司上市时间较早且规模较大,交易量的高频数据较为齐全。为避免样本选取对研究结果的影响,亦用蒙特卡洛随机抽样方法随机选取了10组样本,得到的结果类似。限于篇幅,这些结果留存备索。

⑧ 没有选取年底数据是因为考虑到年底数据更容易受到公司业绩和季度效应的冲击。

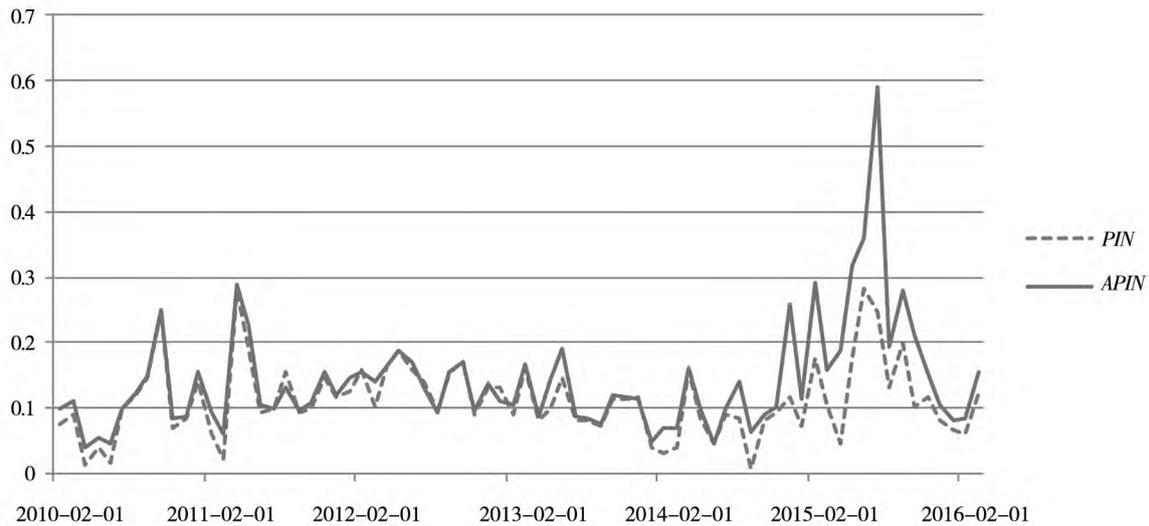


图 3 华能国际(股票代码: 600011)
Fig. 3 Huaneng power international, Inc. (code: 600011)

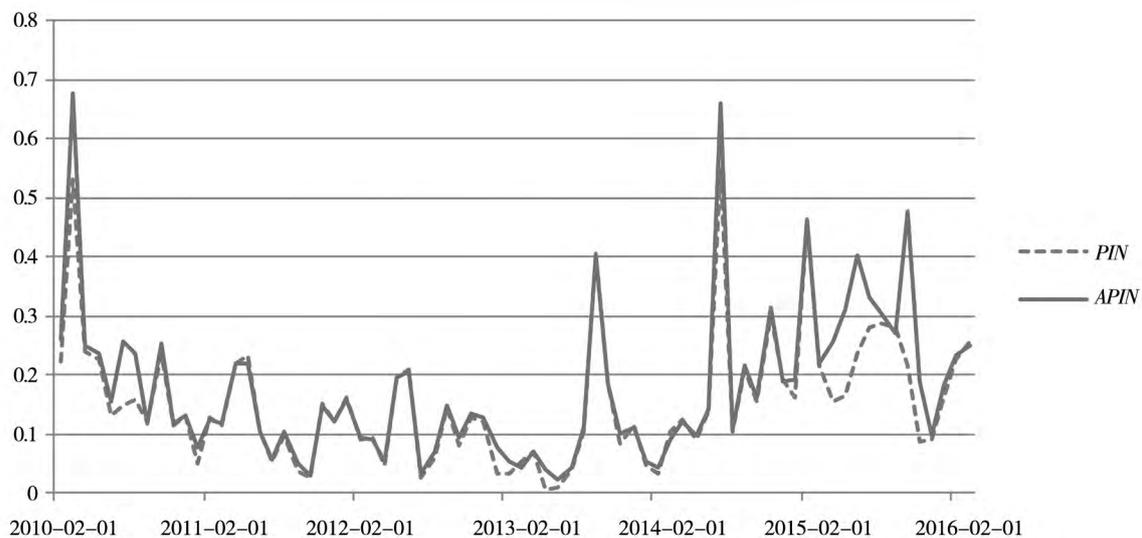


图 4 日照港(股票代码: 600017)
Fig. 4 Rizhao port Co., Ltd. (code: 600017)

数据主要来源于大智慧软件收集的 2010 年 ~ 2016 年的沪深股票 5 分钟历史数据, 并编写程序进行处理, 为每一只股票导出一个 Excel 文件, 其中数据的格式为每一天一行数据, 包括开盘价、收盘价、最低价、最高价、成交量、成交额等。对于内幕交易限制, 本文将 2015 年 7 月 15 日 ~ 2015 年 7 月 17 日定为内幕交易严重期间, 将其余 18 个交

易日定为内幕交易弱化期间。对于卖空限制, 考虑到 2015 年 8 月 3 日晚上我国股市重新禁止卖空, 本文将 2010 年 3 月 26 日 ~ 2010 年 3 月 31 日, 2015 年 8 月 3 日 ~ 2015 年 8 月 6 日, 和 2015 年 12 月 15 日 ~ 2015 年 12 月 17 日共 10 个交易日定为卖空限制收紧区间, 另 10 个交易日定为卖空限制放松区间。^⑨

⑨ 2015 年 8 月 3 日晚上证监会正式发布卖空限制通知, 而日间有些机构投资者已得到消息, 所以将 2015 年 8 月 3 日划入卖空限制收紧区间内。本文也曾尝试将 2015 年 8 月 3 日划入卖空限制放松区间, 结果并没有明显变化。

2.2 “无消息”即“坏消息”：相关参数估计与命题1检验

在表1中给出了21支股票各自的参数估计值。可见各参数均符合理论预期。其中 μ_0 和 $(\mu - \mu')$ 、 $APIN$ 、 PIN 的均值均显著大于0。而且,正如本文所预测的那样, $APIN$ 显著大于 PIN 。更具体地,有9支股票的 $(\mu - \mu')$ 均值小于0,但12支股票的 $(\mu - \mu')$ 大于0,3支股票的 μ_0 小于10 000而18支股票的 μ_0 大于10 000。因此,表1的结果印证了本文关于“无消息即有消息”的推测,也证实了在中国股市这样的存在卖空限制的“消息市”和“政策市”环境中,“好消息”对买入量的推动作用要大于“坏消息”对卖出量的推动作用。从而也证实了命题1和命题2。

2.3 分时期的参数比较:命题2的再检验

图3和图4简单描绘了 $APIN$ ^⑩和 PIN 的拟合线,本文随机挑选了样本中的华能国际与日照港两只股票,计算2010年2月~2016年2月共73个月的 $APIN$ 与 PIN 值。具体作法为:计算每日的 $APIN$ 与 PIN 值然后进行均值处理得到月度的 $APIN$ 和 PIN 值。从中图3和图4可见 $APIN$ 显著大于 PIN ,从算法的收敛趋势看,算法也是合

理的。

表2进一步给出各时期各参数值比较。从中可见在内幕交易严重期,“无消息”即“坏消息”的规避性抛卖 μ_0 上升,同时 μ' 、 μ 上升得更快,使得 $(\mu - \mu')$ 加大(但不显著)和 $APIN$ 显著上升。同时,无论是在内幕交易严重期间还是在弱化期, $APIN$ 均明显大于 PIN (表3将进一步说明这一点)。而且,内幕交易严重期间的 $APIN$ 显著大于弱化期间,揭示了内幕交易严重时期,确实存在着更为明显的信息不对称。但如果用 PIN 度量信息不对称,就看不到这种差别。

卖空限制放开期与收紧期相比, μ_0 有明显增加,但如前所述,因为融资比融券更容易,使得 μ 增加得更快。最终使得 $(\mu - \mu')$ 增加和信息不对称指标 $APIN$ 增大。但如果用 PIN 度量信息不对称,就看不到卖空限制放开前后信息不对称的这种变化。这再次说明了 $APIN$ 相对于 PIN 是更为有效的测度信息不对称的指标。同时,无论是在卖空限制收紧期间还是放开期间, $APIN$ 均明显大于 PIN (表3亦将进一步说明这一点)。综合而言,表2不仅证明了命题2,而且证明了 $APIN$ 相对于 PIN 更为适用于度量中国股市的信息不对称。

表2 内幕交易、卖空限制与 $APIN$:分时期参数比较

Table 2 Comparison of insider trading, short-sale constraints and $APIN$ in different phrase

2-a 内幕交易严重期与弱化期时的知情交易者概率及参数比较							
	μ_0	μ'	μ	$\mu - \mu'$	$APIN$	PIN	observations
内幕交易严重期 (救市期间)	139 448	432 815	589 240	156 426	0.324 6	0.158 2	63
内幕交易弱化期 (非救市期间)	48 790	217 962	275 368	57 406	0.191 0	0.135 5	356
差值(t 统计量)	90 659*** (4.692 0)	214 853*** (3.351 3)	313 842*** (3.603 9)	99 019 (1.069 9)	0.133 6*** (6.398 4)	0.022 8 (1.133 8)	
2-b 卖空放松与收紧时期的知情交易者概率及参数比较							
	μ_0	μ'	μ	$\mu - \mu'$	$APIN$	PIN	observations
卖空限制收紧期	50 630	238 373	250 117	11 744	0.193 0	0.140 2	210
卖空限制放开期	74 268	262 218	395 352	133 134	0.229 3	0.137 5	209
差值 (t 统计量)	-23 638* (-1.373 5)	-23 845 (-0.513 6)	-145 234** (-2.312 0)	-121 390* (-1.839 8)	-0.036 3** (-2.338 0)	0.002 7 (0.187 7)	—

注:***代表 t 统计量在1%水平上显著。

⑩ $APIN$ 的算法具体参见附录1。

表 3 比较了“好”、“坏”信息发生的概率参数在各阶段的差别. 总体而言, 无论在哪个区间, α 值都远大于 0.5, 而 δ 值都远小于 0.5, 说明中国股市中“有消息”是常态, 同时, “好消息”发生的概率远大于“坏消息”的概率. 在所有期间, $APIN$ 均显著大于 PIN . 而且, $APIN$ 与 PIN 的差值, 与“好消息”/“坏消息”概率的大小呈现出正/负相关的关系. 如表 3 中 δ 值从小到大排列依次是 (1)、(4)、(6)、(5)、(2)、(3); 而 $APIN$ 与 PIN 的差值从大到小排列依次是 (1)、(4)、(5)、(6)、(2)、(3); 呈现明显的负相关关系. 此外, 与引言部分中的推测一致, 内幕交易严重期间, 表 3 的结果也再次验证了命题 2.

2.4 $APIN$ 与买卖价差的关系 “消息概率”的作用及命题 3 的检验

2.4.1 回归模型和方法

接着检验命题 3. 即通过计量模型验证 $APIN$ 对买卖价差的决定作用. 引入标准化的买卖价差变量

$$OPS \equiv 2 \frac{ask - bid}{ask + bid}$$

由于在中国指令交易系统环境下, 无法直接测度

ask 和 bid . 本文参考 Corwin 和 Schultz^[19] 的经典算法, 利用观察到的日内五秒频率的最高最低成交价比值数据, 估算出每日的买卖价差. 同时, 与 Corwin 和 Schultz^[19] 的研究一样, 为保证估值具有正确的现实涵义, 对于价差为负的样本, 均进行统一归零处理.^① 然后再参考 Easley 等^[11], 建立以下基本回归模型

$$\ln OPS_t = c_0 + c_1 \ln APIN_{t-1} + c_2 \ln OPS_{t-1} + c_3 GARCH_{t-1} + c_4 \ln Volume_{t-1} + e_t \quad (7)$$

$\ln OPS_t$ 为第 t 期买卖价差加 1, 然后取对数; $\ln APIN_{t-1}$ 为第 $t-1$ 期^②的 $APIN$ 值加 1 ($APIN$ 的算法参见附录 2), 然后取对数. $\ln Volume_{t-1}$ 为股票交易量(当日)的对数. $GARCH_{t-1}$ 是在 $t-1$ 期用 $GARCH(1, 1)$ 模型预测的下一期股票收益率波动值(收益率方差). 由于自变量中有滞后一期的因变量项 $\ln OPS_{t-1}$, 本文采取和 Easley 等^[11] 类似的广义矩(GMM) 回归方法消除内生性. 同时由于本文的数据是一个混合截面数据集, 采用 Whited 的稳健异方差作为 GMM 回归中的加权矩阵.

表 3 “好”、“坏”信息发生的概率参数及 $APIN$ 与 PIN 比较

Table 3 Comparison of the probability of “good”/“bad” news, $APIN$ and PIN

	内部信息		卖空限制		同时考虑内部信息和卖空限制	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	内幕交易严重期间	内幕交易放宽期间	卖空限制严重期间	卖空限制放宽期间	内幕交易或卖空限制严重期间	内幕交易和卖空限制均放宽期间
α	0.947 9	0.615 1	0.641 0	0.689 4	0.711 8	0.577 8
δ	0.172 0	0.222 5	0.234 0	0.195 7	0.219 7	0.206 0
$APIN$	0.324 6	0.191 0	0.193 0	0.229 3	0.223 3	0.188 2
PIN	0.158 2	0.135 5	0.140 2	0.137 5	0.144 4	0.128 6
$APIN$ 和 PIN 差值	0.166 4***	0.055 6***	0.052 7***	0.091 8***	0.079 0***	0.059 6***
t 检验量	5.949 7	11.245 9	8.226 2	8.705 7	9.188 6	7.677 4
observations	63	356	210	209	273	146

注: *** 代表 t 统计量在 1% 水平上显著.

① 其原理是: 最高最低成交价的比值, 包含了价差和股价的波动方差两部分信息. 方差会随着时间的延长而变大, 但价差不会. 因而采用高频数据可以分解出每日的价差. 具体参见: Corwin 和 Schultz(2012)^[19] 以及陈辉(2014)^[20]. 本文采用的算法参见本文附录 1.

② 此处公式中 $t-1$ 期即为样本日期, 而 t 期则为这些样本日期之前一日.

表4 APIN与买卖价差的关系: 全样本回归

Table 4 The relationship between APIN and ask-bid spread in the whole sample regression

解释变量与控制变量	被解释变量: lnOPS						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(6)	(7)	(8)
lnAPIN	-0.131 6*** (-9.42)	-0.111 2*** (-8.39)	-0.129 2*** (-9.19)	-0.101 1*** (-7.69)	-0.029 1*** (-2.81)	-0.028 9*** (-2.80)	-0.028 1*** (-2.72)
lnOPS(t-1)			-		0.777 3*** (22.50)	0.773 2*** (22.33)	0.745 7*** (20.49)
GARCH			-0.000 3** (-2.51)	-0.000 7*** (-4.92)		-0.000 1* (-1.66)	-0.000 2** (-2.37)
lnVolume		-0.009 6*** (-7.36)		-0.012 0*** (-8.75)			-0.001 9* (-1.76)
R ²	0.191 3	0.280 9	0.203 9	0.329 0	0.686 0	0.687 1	0.689 5
样本数	419	419	419	419	419	419	419

注: 括号内为 *t* 统计量。*, **, *** 分别表示 10%、5% 和 1% 水平上统计显著。采用广义矩(GMM) 回归并使用 Whited 的稳健异方差作为 GMM 回归中的加权矩阵。

2.4.2 回归结果

表4 给出全样本回归结果。从中可见无论是否加入控制变量, lnAPIN 的系数均高度显著为负。这就验证了命题3 的推论: 中国股市的 APIN 与买卖价差存在显著负相关关系。

接着, 为了观察 APIN 和买卖价差的负相关关系是否会受到“有消息”概率的影响, 进一步根据“有消息”的概率对样本进行了分组。需要指出

的是, 在 419 个样本中, 有 207 个的 α 估值为 0.99, 这一方面说明中国股市上确实是“消息”市, 另一方面这些 α 极大的样本中, 大部分的 OPS 值均为 0(145 个样本)。这些 OPS 值为 0 的样本占到所有 OPS 为 0 样本(191) 的 76%。这样的极值情况显然无法进行回归分析。于是, 本文删除了这些样本, 将剩下样本(419 - 207 = 212) 进行分组, 检验“有消息”概率对 APIN - 买卖价差联系的影响。

表5 APIN与买卖价差的关系: 按信息概率分3组

Table 5 The relationship between APIN and ask-bid spread in three different probability levels of information event occurring

解释变量与控制变量	被解释变量: lnOPS					
	α 低		α 中		α 高	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
lnAPIN	-0.003 26 (-0.58)	0.031 4 (0.55)	-0.271 4*** (-5.35)	-0.061 4 (-1.05)	-0.135 4*** (-4.04)	-0.077 8** (-2.40)
lnOPS(t-1)		0.716 7*** (7.71)		0.636 6*** (6.21)		0.586 8*** (7.29)
GARCH		-0.000 0 (-0.11)		0.000 2 (0.48)		0.000 1 (0.28)
lnVolume		-0.003 4 (-1.23)		-0.001 8 (-0.72)		0.001 3 (0.45)
R ²	0.002 7	0.497 2	0.265 7	0.561 9	0.132 8	0.522 3
样本数	71	71	73	73	68	68

注: 括号内为 *t* 统计量。*, **, *** 分别表示 10%、5% 和 1% 水平上统计显著。采用广义矩(GMM) 回归并使用 Whited 的稳健异方差作为 GMM 回归中的加权矩阵。

表5 是按信息概率 α 值均分 3 组后的回归结果。可以看到, 在引入控制变量后, lnAPIN 的系数绝对值及 *t* 统计检验量都随着 α 值的增大而显著增加。系数值从 0.031 5 相继变为 -0.061 4 和

-0.077 8, *t* 统计量则从 0.55 相继变为 -1.05 和 -2.40。因而, 表5 的实证结果说明了消息发生概率对于 APIN 与买卖价差的关系有着重要影响。我国股市中, APIN 之所以会负向影响买卖价差,

与股市中“有消息”的情况发生概率较大有着直接的关系。

2.5 “好消息”概率的影响

在前文分析中指出,“好消息”概率较大会使得高“好消息”概率情况下的卖出量占比较大。这会提高平均卖价而降低买卖价差,从而带来 *APIN* 和买卖价差存在更显著的负相关关系。表 6 按 $(1 - \delta)$ 概率(好消息发生概率)进一步把样本分成三组,通过回归检验上述推测。随着“好消息”概率的增加,无控制变量回归的系数从 -0.1859 变为 -0.2464 和 -0.3050 ,呈现显著增强趋势,并均高度显著。加入控制变量后,“好消息”概率高组系数为 -0.0958 ,

t 值为 -2.31 ,两者均明显大于“好消息”概率低组(系数值为 t 值分别为 -0.0745 和 -2.10)。而“好消息”概率中值组虽然系数绝对值较大(-0.1166),但显著性水平相对较低(t 值为 1.65)。因而,综合而言,“好消息”概率的增加,确实会带来更显著的 *APIN* - 买卖价差负向关系。

为了保证研究稳健性,还按“坏消息”概率将样本也分成三组,通过表 7 回归结果进一步验证“坏消息”概率(即 $(1 - \text{好消息概率})$)对 *APIN* - 买卖价差负向关系的影响。此时结果和表 6 是对应的,“坏消息”概率较低组(亦即“好消息”概率较高组) *APIN* 和买卖价差存在更显著的负相关关系。

表 6 *APIN* 与买卖价差的关系: 按“好消息”概率分组

Table 6 The relationship between *APIN* and ask-bid spread in different probability levels of “good” news

解释变量与控制变量	被解释变量: <i>lnOPS</i>					
	$(1 - \delta)$ 低		$(1 - \delta)$ 中		$(1 - \delta)$ 高	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>lnAPIN</i>	-0.1859^{***} (-5.01)	-0.0745^{**} (-2.10)	-0.2464^{***} (-3.74)	-0.1166^* (-1.65)	-0.3050^{***} (-9.09)	-0.0958^{**} (-2.31)
<i>lnOPS(t - 1)</i>		0.6408^{***} (7.34)		0.7190^{***} (6.89)		0.6633^{***} (8.35)
<i>GARCH</i>		-0.0002 (-0.41)		0.0003 (0.50)		-0.0002 (-0.77)
<i>lnVolume</i>		-0.0015 (-0.51)		-0.0012 (-0.37)		-0.0018 (-0.77)
R^2	0.1851	0.5173	0.1354	0.5693	0.2314	0.7574
样本数	79	79	66	66	139	67

注: 括号内为 t 统计量。*, **, *** 分别表示 10%、5% 和 1% 水平上统计显著。采用广义矩(*GMM*) 回归并使用 Whited 的稳健异方差作为 *GMM* 回归中的加权矩阵。

表 7 *APIN* 与买卖价差的关系: 按“坏消息”概率分组

Table 7 The relationship between *APIN* and ask-bid spread in different probability levels of “bad” news

解释变量与控制变量	被解释变量: <i>lnOPS</i>					
	δ 小		δ 中		δ 大	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>lnAPIN</i>	-0.3045^{***} (-9.27)	-0.1337^{***} (-2.92)	-0.2605^{***} (-4.34)	-0.0453 (-0.94)	-0.1689^{***} (-4.42)	-0.0730^{**} (-2.00)
<i>lnOPS(t - 1)</i>		0.5811^{**} (6.31)		0.7895^{***} (10.38)		0.6371^{***} (6.63)
<i>GARCH</i>		-0.0002 (-0.67)		-0.0000 (-0.06)		-0.0001 (-0.15)
<i>lnVolume</i>		-0.0011 (-0.45)		-0.0032 (-1.13)		-0.0009 (-0.29)
R^2	0.4698	0.7150	0.1562	0.6430	0.1401	0.4802
样本数	72	72	71	71	69	69

注: 括号内为 t 统计量。*, **, *** 分别表示 10%、5% 和 1% 水平上统计显著。采用广义矩(*GMM*) 回归并使用 Whited 的稳健异方差作为 *GMM* 回归中的加权矩阵。

本文此处的研究结论和国内已有文献的发现也是吻合的. 如韩立岩等^[21]的研究发现,在我国股票市场上, *PIN* 指标对股票预期收益没有发挥正面作用,在成交量低的股票中,甚至发挥了非常明显的负效应. 他们认为这种效应很可能是因为中国股市决定收益率的更多是高投机性而不是信息不对称性. 由此观之,中国股市的买卖价差更多地应该考虑的是成交量等流动性因素而非信息不对称因素. 这与本文此处的发现也是吻合的.

3 稳健性检验

3.1 分组改变

首先对命题 3 的回归提供稳健性检验. 由于回归分组可能会影响检验效果, 本文将分组由 3 组改为 2 组, 重新检验信息概率的影响. 表 8 和表 9 分别给出相应结果. 与表 6 和表 7 相比, 结论仍然一致. “有消息”概率越大, *APIN* 与买卖价差的负相关关系越大且越显著. “好消息”概率越大, *APIN* 与买卖价差的负相关关系也越大且越显著. 由于按“坏消息”概率和按“好消息”概率分组的检验结果实质上是对偶的, 为简洁起见, 在稳健性检验中, 不再报告按“坏消息”概率分组的结果.

3.2 改变样本和算法

为避免样本选择对结果产生根本性影响,

本文用蒙特卡洛随机抽样方法随机选取了 10 组样本, 得到的结果类似. 同时, 为避免算法改变对结果产生影响, 还使用了另一些备择算法对买卖价差和 *APIN* 进行了估算, 结果亦类似. 本文尝试使用 R 语言相关的最优化工具, 从运算时间以及运算结果进行评估, 最终选用了 JAVA 语言编写遗传算法进行参数估计, 并对遗传算法的参数设置进行了大量的测试, 如迭代次数等. 并且使用了多台 8 核服务器, 随机选择数只股票, 对每一天的 *APIN* 和 *PIN* 进行了至少 100 万次的随机搜索, 验证其目标函数值及估计的参数, 结果基本相符. 由于篇幅所限, 将结果留存备案.

3.3 改变内幕交易期和正常期的计算方法

进一步的, 如果信息不对称增加是由内幕交易引发的, 那无论此时是在股价上涨期, 还是股价下行期, 都应该观察到信息不对称程度的提升. 而如果信息不对称增加是单纯的由“救市”这个公开信息引起的主动交易增加引发的, 那这种信息不对称程度的提升, 只可能出现在“股价上涨”或“股价下行”的其中一个阶段. 因为代表性投资者要么把“救市”这个公开看成“好消息”而引发股价上涨, 要么就是把它当成“坏消息”而引发下跌, 不可能把这个消息一会认为是“好消息”, 一会又认为是“坏消息”.

表 8 *APIN* 与买卖价差的关系: 按信息概率分 2 组

Table 8 The relationship between *APIN* and ask-bid spread in two different probability levels of information event occurring

解释变量与控制变量	被解释变量: <i>lnOPS</i>					
	α 小			α 大		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>lnAPIN</i>	-0.236 1*** (-4.25)	-0.015 4 (-0.32)	-0.006 3 (-0.13)	-0.158 2*** (-4.99)	-0.074 3*** (-2.61)	-0.077 7*** (-2.59)
<i>lnOPS</i> (<i>t</i> - 1)		0.779 5*** (12.29)	0.758 5*** (11.55)		0.573 4*** (8.06)	0.587 1*** (8.16)
<i>GARCH</i>			-0.000 0 (-0.10)			0.000 1 (0.45)
<i>lnVolume</i>			-0.004 3** (-2.04)			0.001 3 (0.53)
<i>R</i> ²	0.121 1	0.586 4	0.605 1	0.164 5	0.504 0	0.505 2
样本数	106	106	106	106	106	106

注: 括号内为 *t* 统计量. *, **, *** 分别表示 10%、5% 和 1% 水平上统计显著. 采用广义矩 (*GMM*) 回归并使用 White 的稳健异方差作为 *GMM* 回归中的加权矩阵.

表9 APIN与买卖价差的关系: 按“好消息”概率分2组

Table 9 The relationship between APIN and ask-bid spread in two different probability levels of “good” news

解释变量与 控制变量	被解释变量: lnOPS					
	(1 - δ) 小			(1 - δ) 大		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
lnAPIN	-0.192 6*** (-5.51)	-0.073 1** (-2.33)	-0.071 5** (-2.25)	-0.283 2*** (-9.51)	-0.102 0*** (-2.71)	-0.098 3** (-2.49)
lnOPS($t-1$)		0.707 6*** (11.38)	0.690 9*** (9.91)		0.670 7*** (8.74)	0.655 7*** (8.62)
GARCH			-0.000 0 (-0.04)			-0.000 2 (-0.67)
lnVolume			-0.001 5 (-0.66)			-0.001 7 (-0.74)
R ²	0.162 6	0.548 7	0.550 7	0.349 4	0.671 2	0.673 3
样本数	108	108	108	104	104	104

注: 括号内为 t 统计量。* , ** , *** 分别表示 10% 5% 和 1% 水平上统计显著。采用广义矩 (GMM) 回归并使用 Whited 的稳健异方差作为 GMM 回归中的加权矩阵。

考虑到 2015 年 7 月 15 日 ~ 2015 年 7 月 17 日, 正好是股票价格下行期; 将内幕交易严重期提前三日, 即提前到 7 月 10 日、7 月 13 日与 7 月 14 日。这三个交易日股价处于上升期。然后将内幕交易弱化期改为 2015 年 12 月 15 日 ~ 2015 年 12 月 17 日。重新观察 APIN 的解释效力。发现, 无论是在内幕交易严重期间还是在弱化期 APIN 均明显大于 PIN。而且, 内幕交易严重期间的 APIN 显著大于弱化期间(2015 年 12 月 15 日 ~ 2015 年 12 月 17 日), 揭示了内幕交易严重时期, 确实存在着更为明显的信息不对称。同时也说明本文界定的“内幕交易严重期”具有稳健的合理性。由于篇幅所限, 这些结果亦留存备索。

4 结束语

在检验股票市场的信息不对称情况时, 基于日间高频数据测算的 PIN 指标已是一个最为常用的指标。但是, 这一指标有两个假设前提: 第一, 市场没有卖空限制从而“好消息”下的超额买入量和“坏消息”下的超额卖出量趋于相等; 第二, 假设“无消息”投资者是中性的, 有相同概率进行买或卖。

以上两个假设前提显然与中国股市的制度环境不符。中国股市仍然是一个卖空限制严格的市

场, 而且基于“信息”交易的政策市特征使得“无消息”投资者处于不利地位, 会更倾向于卖出。为了更精确测度中国股市的信息不对称情况, 提出了一个扩展的知情交易概率指标 (APIN) 并运用 21 支股票 20 个交易日的数据, 证明了其相对于 PIN 在中国股市上具有更好的信息不对称测度效力。本文的理论分析和实证研究均表明, 在内幕交易监管仍然存在较大完善空间、卖空限制仍然有待进一步改善的转型期中国股市中, 信息获取 (特别是“好消息”的获取) 会成为股票交易获利的决定性因素。在这种环境下, 一方面, 当投资者无消息时, 会认为自己在博弈中处于劣势地位, 这就意味着“无消息即坏消息”。所以, 投资者在“无消息”情况下会更倾向于卖出股票避免损失。另一方面, “无消息即坏消息”情境下, 规避性投资者卖出股票占总卖出股票的比重会随着信息不对称程度的增加而增加, 作为“无消息”投资者, 这类投资者会比真正“坏消息”下的卖出者要求更高的卖价, 所以其卖出增加会减小买卖价差。这会导致股市信息不对称指标 (APIN) 与买卖价差间呈现显著负相关性, 并使得 PIN 对信息不对称的度量容易出现偏差 (低估偏差大于高估偏差)。总之, 本文提出并证明 APIN 指标可以更准确刻画“无消息即坏消息”的交易特征, 比 PIN 指标更有效地度量了中国股市的信息不对称情况。

参考文献:

- [1] Campbell J Y , Hentschel L. No news is good news: An asymmetric model of changing volatility in stock returns [J]. *Journal of Financial Economics* , 1992 , 31(3) : 281 – 318.
- [2] Engle R F , Ng V K. Measuring and testing the impact of news on volatility [J]. *Journal of Finance* , 1993 , 48(5) : 1749 – 1778.
- [3] Duffie D , Gârleanu N , Pedersen L H. Securities lending , shorting , and pricing [J]. *Journal of Financial Economics* , 2002 , 66(2 – 3) : 307 – 339.
- [4] Boehmer E , Wu J. Short selling and the price discovery process [J]. *Review of Financial Studies* , 2013 , 26(2) : 287 – 322.
- [5] 李志生, 陈晨, 林秉旋. 卖空机制提高了中国股票市场的定价效率吗? ——基于自然实验的证据 [J]. *经济研究* , 2015 , (4) : 165 – 177.
Li Zhisheng , Chen Chen , Lin Bingxuan. Does short selling improve price efficiency in the Chinese stock market?: Evidence from natural experiments [J]. *Economic Research Journal* , 2015 , (4) : 165 – 177. (in Chinese)
- [6] 陈海强, 范云菲. 融资融券交易制度对中国股市波动率的影响——基于面板数据政策评估方法的分析 [J]. *金融研究* , 2015 , (6) : 159 – 172.
Chen Haiqiang , Fan Yunfei. The impact of the launch of margin trading and short selling on Chinese stock market volatility: Evidence from a panel-data policy evaluation approach [J]. *Journal of Financial Research* , 2015 , (6) : 159 – 172. (in Chinese)
- [7] 刘烨, 方立兵, 李冬昕, 等. 融资融券交易与市场稳定性: 基于动态视角的证据 [J]. *管理科学学报* , 2016 , 19(1) : 102 – 116.
Liu Ye , Fang Libing , Li Dongxin , et al. Margin trading and the stability of stock market: A dynamic perspective [J]. *Journal of Management Sciences in China* , 2016 , 19(1) : 102 – 116. (in Chinese)
- [8] 许红伟, 陈欣. 我国推出融资融券交易促进了标的股票的定价效率吗? ——基于双重差分模型的实证研究 [J]. *管理世界* , 2012 , (5) : 52 – 61.
Xu Hongwei , Chen Xin. Does the pricing of underlying stocks are more efficient after margin trading in Chinese stock market [J]. *Management World* , 2012 , (5) : 52 – 61. (in Chinese)
- [9] Duarte J , Young L A. Why is PIN priced? [J]. *Journal of Financial Economics* , 2009 , 91(2) : 119 – 138.
- [10] Lai S , Ng L , Zhang B. Does PIN , affect equity prices around the world? [J]. *Journal of Financial Economics* , 2014 , 114(1) : 178 – 195.
- [11] Easley D , Engle R F , O’ Hara M , et al. Time-varying arrival rates of informed and uninformed trades [J]. *Journal of Financial Econometrics* , 2008 , 6(2) : 171 – 207.
- [12] 方立兵, 丁婧. 透明度与市场效率: 基于信息不对称的适应性学习研究 [J]. *管理科学学报* , 2017 , 20(7) : 43 – 56.
Fang Libing , Ding Jing. Transparency and market efficiency: A study of adaptive learning with asymmetric information [J]. *Journal of Management Sciences in China* , 2017 , 20(7) : 43 – 56. (in Chinese)
- [13] 邴涛, 刘尚存, 张强, 等. 指令驱动市场中非知情交易者的最优策略研究 [J]. *管理科学学报* , 2017 , 20(7) : 43 – 56.
Bing Tao , Liu Shangcun , Zhang Qiang , et al. The optimal trading strategy of uninformed traders in an order driven market [J]. *Journal of Management Sciences in China* , 2017 , 20(7) : 43 – 56. (in Chinese)
- [14] Easley D , O’ Hara M. Time and the process of security price adjustment [J]. *Journal of Finance* , 1992 , 47(2) : 577 – 605.
- [15] Easley D , Kiefer N M , O’ Hara M , et al. Liquidity , information , and infrequently traded stocks [J]. *Journal of Finance* , 1996 , 51(4) : 1405 – 1436.

- [16] Easley D, Kiefer N M, O'HARA M. Cream-skimming or profit-sharing? The curious role of purchased order flow [J]. *The Journal of Finance*, 1996, 51(3): 811–833.
- [17] Easley D, Kiefer N M, O'Hara M. The information content of the trading process [J]. *Journal of Empirical Finance*, 1997, 4(2): 159–186.
- [18] Easley D, Kiefer N M, O'Hara M. One day in the life of a very common stock [J]. *The Review of Financial Studies*, 1997, 10(3): 805–835.
- [19] Corwin S A, Schultz P. A simple way to estimate bid-ask spreads from daily high and low prices [J]. *The Journal of Finance*, 2012, 67(2): 719–760.
- [20] 陈 辉. 日间数据计算买卖价差的两种方法之比较与应用 [J]. *金融评论*, 2014, 6(3): 80–90.
Chen Hui. Comparison and application of two kinds of bid-ask spreads from daily data [J]. *Chinese Review of Financial Studies*, 2014, 6(3): 80–90. (in Chinese)
- [21] 韩立岩, 郑君彦, 李东辉. 沪市知情交易概率 (PIN) 特征与风险定价能力 [J]. *中国管理科学*, 2008, 16(1): 16–24.
Han Liyan, Zheng Junyan, Li Donghui. The feature of probability of informed trading and risk pricing in Shanghai stock market [J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2008, 16(1): 16–24. (in Chinese)
- [22] Easley David, Lopez de Prado Marcos, O'Hara Maureen. Discerning information from trade data [J]. *Journal of Financial Economics*, 2015, 120(2): 269–286.

No news is bad news: The information asymmetry in China's stock market

CAI Xiang-gao¹, DENG Ke-bin^{2*}

1. School of Information Management, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China;

2. School of Economics and Commerce, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China

Abstract: This paper presents an augmented probability of informed trades (APIN), and evidences its better ability to measure the informational asymmetry in China's stock market than PIN. Information would determine the profit of stock tradings in a transitional stock market with insider-trading and a strict restriction for short-sale. In this case, "no news" investors would prefer more sales to buys to avoid loss. On one hand, investors without any news would attribute themselves to "inferior participants" in the trading game, meaning that "no news" is bad news; then they are apt to sell stocks. On the other hand, the sales ratio of "no news" investors would boost with the rise of informational asymmetry. Since "no news" investors always ask for higher bid prices than investors with real "bad news", their sales would lead to a number of reductions of bid-ask spreads, resulting in significantly negative APIN-Spread connections and undervaluation of PIN for information asymmetry. In all, compared with PIN, APIN depicts the information asymmetry of China's stock tradings more clearly, and better illustrates the case in which "no news" is "bad news".

Key words: APIN; no news; bad news; informational asymmetry; bid-ask spread

附录 1 高低价差计算

OPS 高低价差计算 使用每日的最高价和最低价来估算买卖价差.

算法 1 高低价差计算

输入:

序列长度 $N + 1$ 日期序列 T_i 最高价序列 H_i 最低价序列 L_i

输出:

序列长度 N 高低价差序列 S_i

1. double $\beta = 0.0$

2. for (int $i = 0; i < N; i + +$)

3. $\beta + = \left[\ln\left(\frac{H_i}{L_i}\right) \right]^2 + \left[\ln\left(\frac{H_{i+1}}{L_{i+1}}\right) \right]^2$

4. endfor

5. $\beta = \beta / N$

6. for (int $i = 0; i < N; i + +$)

7. double $\gamma = \left[\ln\left(\frac{\max(H_i, H_{i+1})}{\min(L_i, L_{i+1})}\right) \right]^2$

8. double $\alpha = \frac{\sqrt{2\beta} - \sqrt{\beta}}{3 - 2\sqrt{2}} - \sqrt{\frac{\gamma}{3 - 2\sqrt{2}}} = \frac{\sqrt{\beta} - \sqrt{\gamma}}{\sqrt{2} - 1}$

9. $S_i = \frac{2(e^\alpha - 1)}{1 + e^\alpha}$

10. endfor

注: 所有的下标从 0 开始

附录 2 APIN 的计算

APIN 的计算主要分两个算法, 第一个算法估算每天的买量与卖量, 第二个算法为计算 APIN. 由于买量或卖量过大, 容易导致似然函数无法计算. 因此, 每一次估计时本文将所有的买量和卖量进行统一缩小调整, 对待估计的参数进行了范围的限定, 并使用遗传算法搜索目标函数最大值, 从而估计出相关的参数.

算法 2 每日买量与卖量计算

输入:

序列长度 $N + 1$ 日期序列 T_i 成交量序列 V_i 价格序列 P_i

输出:

序列长度 N 买量序列 B_i 卖量序列 S_i

1. for (int $i = 1; i < = N; i + +$)

2. $\Delta P_i = P_i - P_{i-1}$

3. endfor

4. double std = 序列 ΔP_i 的标准方差

5. for (int $i = 1; i < = N; i + +$)

6. $B_i = Z\left(\frac{\Delta P_i}{std}\right) \times V_i$

7. $S_i = \left(1 - Z\left(\frac{\Delta P_i}{std}\right)\right) \times V_i$

8. endfor

其中 $Z(\cdot)$ 为标准正态分布的累积函数

 算法3 APIN 的计算

输入:

序列长度 N 日期序列 T_i 买量序列 B_i 卖量序列 S_i 待估算的天数 n

输出:

序列长度 $N - n + 1$

APIN 序列 $APIN_i$

各类相关参数序列: α_i 、 ε_i^B 、 ε_i^S 、 δ_i 、 μ_i 、 μ_i^* 、 μ_{0j}

1. for (int $i = n$; $i < = N$; $i + +$)
2. 使用过去 n 个点的似然函数进行求 ln 并相加 构造目标函数
3. //使用遗传算法对目标函数进行优化 求其最大值
4. 产生初始群体
5. for (int $iter = 0$; $iter < MinIteration$; $iter + +$)
6. 选择运算
7. 交叉运算
8. 变异运算
9. 产生新一代群体
10. if(error < ε_{plon}) break;
11. endfor
12. 使用目标函数值最大的个体作为待估计参数的值
13. 计算 $APIN_i$
14. endfor

说明:

1. 本文对 α_i 、 δ_i 进行 0.0 - 1.0 的实数编码,对其它参数采用 0.0 - X 的实数编码, X 的取值为买量和卖量调整后的最高值.
2. 每一次估计时,对所有的买量和卖量都进行了统一的缩小调整,使得计算泊松分布等时不会溢出. 在估计 ε_i^B 、 ε_i^S 、 μ_i 、 μ_i^* 、 μ_{0j} 等参数时,将会进行相应的放大调整.
3. 本文的实际计算依据是采用 BVC(Bulk Volume Classification) 算法^[22] 根据标准化价格变化来决定买、卖方驱动成交量的占比.