

2015 年 2 月 13 日

他山之石（2015 年 2 月）

相关研究

他山之石系列五	2013.01.21
他山之石系列六	2013.02.26
他山之石系列七	2013.03.26
他山之石系列八	2013.04.26
他山之石系列九	2013.05.23
他山之石系列十	2013.07.02
他山之石系列十一	2013.07.26
他山之石系列十二	2013.08.28
他山之石系列十三	2013.10.09
他山之石系列十四	2013.11.12
他山之石系列十五	2013.12.09
他山之石系列十六	2013.12.09
他山之石系列十七	2013.12.09

总编：高道德
SAC 执业证书编号：
S0850511010035
电 话：021-23219569
Email: gaodd@htsec.com

倪韵婷
SAC 执业证书编号：
S0850511010017
电 话：021-23219419
Email: niyt@htsec.com

陈韵骅
SAC 执业证书编号：
S0850513090005
电 话：021-23219444
Email: cyc6613@htsec.com

朱剑涛
SAC 执业证书编号：
S0850512100002
电 话：021-23219745
Email: zhujt@htsec.com

联系人
罗蕾
电话：021-23219984
Email: LL9973@htsec.com

沈泽承
电 话：021-23219745
Email: szc9633@htsec.com

袁林青
电 话：021-23219745
Email: ylq9619@htsec.com

陈萌
电 话：021-23219424
Email: cm7165@htsec.com

长期和短期市场波动风险的定价

推荐理由：多因子模型是目前使用最为广泛的资产定价模型，在量化选股中有着重要应用。最为经典的 Fama-French 的三因素模型引入了市净率和市值两个重要因子，在其后的诸多文献中引入了动量因子以及各类财务因子。从资产定价的角度来说，以波动率为度量的风险必然需要有相应的价值补偿，但是在此前的许多文献中却无法证实两者之间的关系。在本篇论文中，作者将市场波动划分为长期波动和短期波动，并对两类波动风险因子的定价进行了研究，发现将波动区分之后，投资者对于两类风险的定价都是显著为负的，也就是从定价上来说市场都需要两类风险支付风险溢价，尽管这些波动缺乏持续性。短期波动反映的是市场的偏度风险，作者认为这是一种对融资约束松紧程度的度量。而长期波动则反应的是商业周期风险。作者将市场回报、短期波动、长期波动作为一个三因子模型，与传统的因子模型进行了对比分析。

胜负的逆袭：论市场的有效性

推荐理由：长期以来，大家一直在研究动量和反转效应。不过此前大部分研究都是针对个股层面，且动量和反转的观测时间检测窗口往往比较长，存在季节影响等。本文通过采用行业 ETF 来研究动量，并且构建前期表现最差的“失败组合”以及前期表现最好的“成功组合”，且观测时间窗口以及调整频率分别为日、周和月，研究发现，采用日频率调整的失败组合具有明显的反转效应，且如果随后的交易日市场为负收益，则失败组合的超额收益将更为显著。一直以来，国内的研究多显示动量效果较好，这一研究提供了短期反转的研究思路，且提供了采用行业 ETF 更多的构建策略思路。至关重要作用的？

期权交易是否传递了股票价格信息？

推荐理由：文章从横截面的角度对期权交易如何影响标的价格的问题进行了细致研究，结果发现期权交易对标的价格的影响主要来自于信息不对称，而非做市商短暂的 delta 对冲压力。也就是说在期权的报价和交易中，包含了标的资产的非公开信息。利用这种隐藏在期权交易信号中的非公开信息，能够产生显著收益；即使扣除 FF3 和 FF4 因子，这个收益仍然显著。

时间序列动量策略与资产配置

推荐理由：动量效应是资本市场最为人熟知的异象之一。利用动量效应，投资者可以通过做多上一观察期的高收益资产，做空低收益资产获利。本文作者对全球 58 类资产的活跃期货合约进行研究，发现动量效应不仅存在于横截面维度，资产收益在时间序列维度上同样存在惯性。利用时间序列动量构建全球大类资产间的多空策略，过去 25 年间累计收益超过一百倍，年化收益超过 20%。

期权交易量对于未来股价的预测效力

推荐理由：本文研究表明期权交易量所包含的信息与未来股价变动之间存在着一定的关系。通过使用 CBOE 的相关数据，作者基于买入开仓成交量计算了 PUT-CALL 比率。在经过风险调整后，研究结果表明低 PUT-CALL 比率的股票能够在随后一天中跑赢高 PUT-CALL 比率的股票 40 个基点，在随后一周中跑赢 100 个基点。通过将数据划分为公众可观测到的以及公众不可观测到的，作者还发现前文提到的这种预测效力是来自于部分期权交易者所拥有的非公开信息而非市场的失灵。此外，作者还发现期权合约的杠杆率以及拥有信息优势的交易者的占比与前文中提到的期权交易量信息的预测效力也有着较强的联系。

价格突变时间间隔的幂数法则

推荐理由：对股票价格序列建模需要了解其统计实证特征，构造符合该特征的模型，像之前收益率尖峰厚尾、波动率集聚效应的发现大力推动了 GARCH 类模型的发展。本文作者揭示了股票价格序列的另一种统计特征，即价格大幅波动事件间隔时间符合幂数法则，为我们建模提供了新的考虑因素。

目 录

长期和短期市场波动风险的定价	2
胜负的逆袭：论市场的有效性.....	9
期权交易是否传递了股票价格信息？	15
时间序列动量策略与资产配置.....	22
期权交易量对于未来股价的预测效力.....	29
价格突变时间间隔的幂数法则.....	37

长期和短期市场波动风险的定价

原文: Tobias Adrian and Joshua Rosenberg, Stock returns and volatility: Pricing the short-run and long-run components of market risk, Volume 63, Issue 6, pages 2997–3030, December 2008.

推荐人: 陈韵骅 0212-3219444

推荐理由: 多因子模型是目前使用最为广泛的资产定价模型, 在量化选股中有着重要应用。最为经典的 Fama-French 的三因素模型引入了市净率和市值两个重要因子, 在其后的诸多文献中引入了动量因子以及各类财务因子。从资产定价的角度来说, 以波动率为度量的风险必然需要有相应的价值补偿, 但是在此前的许多文献中却无法证实两者之间的关系。在本篇论文中, 作者将市场波动划分为长期波动和短期波动, 并对两类波动风险因子的定价进行了研究, 发现将波动区分之后, 投资者对于两类风险的定价都是显著为负的, 也就是从定价上来说市场都需要两类风险支付风险溢价, 尽管这些波动缺乏持续性。短期波动反映的是市场的偏度风险, 作者认为这是一种对融资约束松紧程度的度量。而长期波动则反应的是商业周期风险。作者将市场回报、短期波动、长期波动作为一个三因子模型, 与传统的因子模型进行了对比分析。

当市场波动展现出随机性时, 传统的各类模型都预测资产风险溢价不仅取决于与市场回报的协方差, 还同样取决于一些相对静态的经济变量。为了研究这类预测, 作者将市场组合的对数波动率分解成短期波动和长期波动之和。

市场波动是一个显著的资产定价因子, 在 The cross section of volatility and expected returns (Ang et al., 2006) 中, 作者用市场收益和市场风险的两因子模型虽然定价精确度不如 Fama-French 模型, 但是明显好于传统的 CAPM 模型。作为对比, 本文作者以 Fama-French 模型为比较基准, 用不同的市值大小和市净率 (Book to market) 的资产组合进行两类定价模型的定价差异比较。结果显示短期与长期波动显著的负定价效果对于不同的资产组合来说都是明显的。

与之前的研究结果类似, 作者发现对于不同波动的风险溢价都是正的, 两因子模型显示对于短期波动的风险溢价为 0.17%, 长期波动的风险溢价为 0.23%。

同时作者也发现对不同资产组合, 对波动因子的敏感度也是有很大差别的。例如成长价值维度组合对短期波动的风险溢价在 -0.22% 到 0.41% 之间, 对长期波动的风险溢价在 0.16% 到 0.30% 之间。CAPM 模型的一个重大缺陷就是无法对不同的市净率组合完成定价, 从本文的结果来看, 原因就在于短期波动应该是一个重要的风险因子。

为了说明短期波动和长期波动作为定价因子的经济学意义, 作者认为这两个因子可以作为融资约束严格程度和商业周期的度量。作者使用市场收益的偏度作为融资约束严格程度的指标, 工业增速作为商业周期的指标 (可以参考 Stein (2003), Yuan(2005), Schwert(1989))。

从实证结果发现, 短期波动的风险溢价与市场偏度高度相关, 而长期波动风险溢价与工业增速高度相关。除此之外, 不论对于市值或者市净率组合来说, 市场偏度是一个显著的定价因子。但是包含短期波动之后使得市场偏度变得不那么显著。工业增速同样也在长期波动加入之后显著性被消灭。

作者的发现加深了对于收益和风险之间关系的理解。之前很多的学术文献都显示市场收益和风险之间的关系是不明确的, 但是作者的截面定价方法可以区别短期冲击和静态收益风险权衡下的资产定价效果。波动的风险溢价向投资者提供资产未来波动可能增

加的补偿。而短期波动和长期波动的定价均为显著负值说明投资者愿意为波动风险的增加支付保险费用，即使这些波动稳定性很差。

1、市场波动的长期和短期成分

从 Engle 和 Lee (1999) 开始，许多的学术研究成果都显示市场的波动率与不同频率的刺激因素相关。与此同时，跨期资产定价模型也展示决定系统性风险的静态变量对资产的预期收益也有着重要影响。自 Engle 和 Lee 首次研究两成分的波动模型以来，许多文献都论证了这类模型能够更好的解释股票市场的波动。另外两波动模型在期权定价中也有很好的应用。为了对市场风险建模，本文作者结合了一些文献中的结果，建立了市场超额收益 R_t^M 和条件方差 $\sqrt{v_t}$ 模型

市场回报：

$$R_{t+1}^M = \mu_t^M + \sqrt{v_t} \varepsilon_{t+1}$$

市场波动：

$$\ln \sqrt{v_t} = s_t + l_t$$

短期波动：

$$s_{t+1} = \theta_4 s_t + \theta_5 \varepsilon_{t+1} + \theta_6 (|\varepsilon_{t+1}| - \sqrt{2/\pi})$$

长期波动：

$$l_t = \theta_7 + \theta_8 l_t + \theta_9 \varepsilon_{t+1} + \theta_{10} (|\varepsilon_{t+1}| - \sqrt{2/\pi})$$

这里 μ_t^M 为市场超额收益期望（指相对于无风险收益的超额收益），市场波动 v_t 可以分解为长期波动 l_t 和短期波动 s_t 。两种波动都用 AR(1) 过程来描述，但是短期波动有着更快的均值回复，长期波动有着相对较慢的均值回复 ($\theta_4 < \theta_8$)。

两类波动定义中的 $|\varepsilon_{t+1}| - \sqrt{2/\pi}$ 代表了突发事件对波动的影响，但是由于系数的不同，代表了突发事件对短期波动和长期波动不同的影响。同时由于 ε_{t+1} 前的系数不同，代表了模型允许长期波动和短期波动本身有着不同的方差。

期望收益是内生性的。根据 APT 理论，资产 i 的期望收益可以用如下关系式近似表示：

$$a_i = \lambda_0 + \sum_{z=1}^k b_{iz} \cdot \lambda_z$$

这里 b_{iz} 为资产 i 与风险因子 z 的协方差， λ_z 为风险因子 z 的风险溢价。在本文中的两成分波动过程中，均衡定价核不仅依赖于长期和短期波动，还包括了市场超额收益 R_t^M 。记第 i 类资产的超额收益为 R_t^i ，第 i 种资产的均衡期望超额收益为：

$$E_t(R_{t+1}^i) = \gamma_t \text{Cov}(R_{t+1}^i, R_{t+1}^M) + F_s \text{Cov}(R_{t+1}^i, s_{t+1}) + F_l \text{Cov}(R_{t+1}^i, l_{t+1})$$

上式说明超额收益依赖于三类风险溢价。第一类风险溢价来自于资产收益与市场收益之间的协方差，这与 CAPM 模型一致。第二、三类风险溢价来自于短期和长期波动风

险。

在这个跨期定价框架中，市场波动率的演变是外生的。因此，市场波动可以与宏观经济变量相关。市场波动也可以反映不确定的内生性融资约束（Cuoco 1997, Serrat 2003）。

对于市场基准，根据前式可以知道其期望收益为：

$$\mu_t^M = \theta_1 + \theta_2 s_t + \theta_3 l_t$$

根据上面的模型，使用市场的日超额收益数据，作者对模型参数进行估计。作者以价格加权的 Center for Research in Security Prices (CRSP) 组合收益作为市场收益，三个月国债收益率作为无风险收益率，估计了 1962 年 7 月 3 日到 2005 年 12 月 31 日的波动模型。

图 1 市场波动成分估计

Summary statistics of market excess return (10951 days)				
Mean	Median	Std. Dev.	Skewness	Kurtosis
0.030	0.054	0.883	-0.748	21.188
Market excess returns: $R_{t+1}^M = \theta_1 + \theta_2 s_t + \theta_3 l_t + \sqrt{v_t} \varepsilon_{t+1}$				
	θ_1	θ_2	θ_3	
coef.	0.045	-1.568	0.038	
std. err.	0.014	0.140	0.022	
p-value	0.001	0.000	0.086	
Short-run component: $s_{t+1} = \theta_4 s_t + \theta_5 \varepsilon_{t+1} + \theta_6 (\varepsilon_{t+1} - \sqrt{2/\pi})$				
	θ_4	θ_5	θ_6	
coef.	0.333	-0.069	-0.002	
std. err.	0.036	0.005	0.004	
p-value	0.000	0.000	0.655	
Long-run component: $q_{t+1} = \theta_7 + \theta_8 l_t + \theta_9 \varepsilon_{t+1} + \theta_{10} (\varepsilon_{t+1} - \sqrt{2/\pi})$				
	θ_7	θ_8	θ_9	θ_{10}
coef.	-0.002	0.989	-0.032	0.061
std. err.	0.001	0.001	0.002	0.003
p-value	0.003	0.000	0.000	0.000
p-value of $\theta_8=1$:		0.000		
	10 lags		20 lags	
Ljung-Box Q-statistic of ε^2	10.58		15.47	
p-value	2.21		0.75	

资料来源：Pricing the short-run and long-run components of market risk

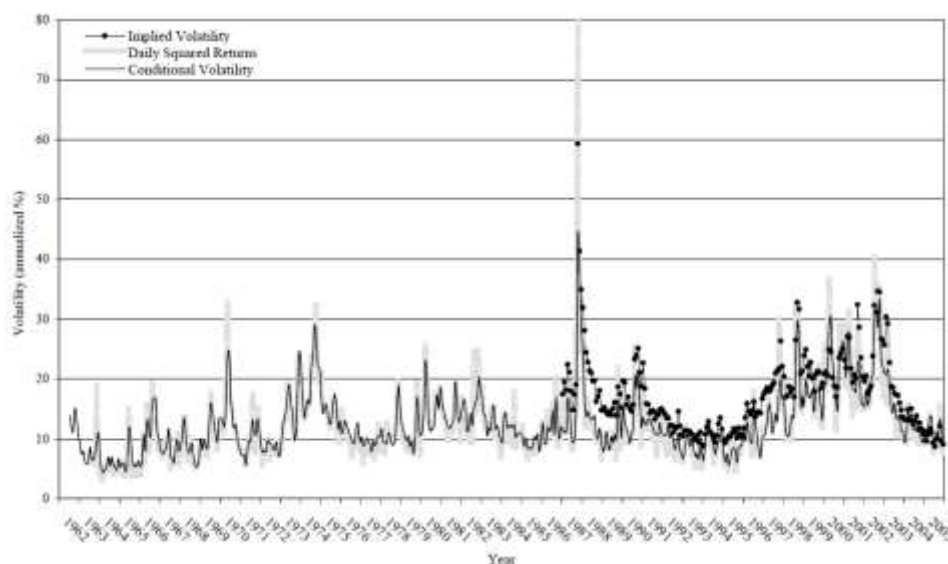
在期望收益等式中，短期波动有着显著且负的系数 θ_2 ，但是长期波动成分有着正的系数 θ_8 。市场期望收益与长期波动水平正相关，但是与短期波动水平负相关。这个发现可以解释一些文献中经常发现风险和收益关系无法建立联系的问题。

短期和长期波动成分可以通过他们的自回归方程确定，短期波动的自回归系数 θ_4 为 0.333，长期波动的自回归系数 θ_8 为 0.989。长期波动十分稳定但并不恒定，作者检验发

现可以在 1% 的水平拒绝 $\theta_0 = 1$ 的假设。因为短期和长期波动相加就确定了对数波动率，因此作者并没有分别对短期波动和长期波动估计截距项，只需要在长期波动等式中估计 θ_7 即可。

下图是根据本文模型估计出的条件方差与 VIX 指数的隐含波动率以及根据日收益率计算出的实际波动率。可见三者的结果十分相似，隐含波动率与其它两者有略微的差异。

图 2 几种方法估计下的波动率对比



资料来源：Pricing the short-run and long-run components of market risk

2、市值和市净率资产组合的实证

Fama 和 French 证明了对于不同市值和市净率水平的资产组合，单因素的 CAPM 模型无法很好的解释其收益，他们额外的提出了 HML 和 SMB 两个风险因子。本文作者同样以市值和市净率作为指标构建资产组合以检验上述模型，并且以 Fama-French 三因素模型作为比较基准。

下表为根据 1963-2005 年数据估计出的各个风险因子的 Beta 值，表格中三星为 1% 水平下显著，两星为 5% 水平下显著，一星为 10% 水平下显著。从表格中的数据可以发现，对于不同的资产组合，短期和长期波动的因子权重都呈现了较大的变化。成长股组合对短期波动因子有正的权重，而价值股组合的短期波动因子权重为负，即成长股的股价需要对短期波动支付风险溢价。

图 3 风险因子权重

Multivariate loadings on the market factor					
	Small	Size 2	Size 3	Size 4	Large
Growth	1.63 ***	1.51 ***	1.38 ***	1.33 ***	1.04 ***
Book-to-Market 2	1.20 ***	1.07 ***	1.01 ***	1.01 ***	0.86 ***
Book-to-Market 3	0.96 ***	0.87 ***	0.80 ***	0.81 ***	0.77 ***
Book-to-Market 4	0.89 ***	0.80 ***	0.68 ***	0.62 ***	0.54 ***
Value	0.89 ***	0.78 ***	0.76 ***	0.70 ***	0.53 ***
<i>p</i> -value that all 25 loadings are equal = 0.00%					
Multivariate loadings on short-run volatility innovations (<i>sres</i>)					
	Small	Size 2	Size 3	Size 4	Large
Growth	2.74 *	1.17	0.46	0.72	0.08
Book-to-Market 2	0.72	-0.44	-0.63	-0.55	-1.03 *
Book-to-Market 3	-0.35	-0.83	-1.29	-1.54 **	-0.95
Book-to-Market 4	-0.10	-1.02	-1.90 **	-2.79 ***	-2.63 ***
Value	-0.20	-1.99 *	-1.83 *	-2.78 ***	-2.96 ***
<i>p</i> -value that all 25 loadings are equal = 4.27%					
Multivariate loadings on long-run volatility innovations (<i>lres</i>)					
	Small	Size 2	Size 3	Size 4	Large
Growth	-0.26 ***	-0.14 ***	-0.08 **	0.00	0.07 ***
Book-to-Market 2	-0.27 ***	-0.17 ***	-0.09 ***	-0.03	0.04
Book-to-Market 3	-0.22 ***	-0.22 ***	-0.13 ***	-0.05	0.03
Book-to-Market 4	-0.25 ***	-0.19 ***	-0.11 ***	-0.05	0.03
Value	-0.31 ***	-0.21 ***	-0.16 ***	-0.05	-0.01
<i>p</i> -value that all 25 loadings are equal = 0.00%					

资料来源：Pricing the short-run and long-run components of market risk

在下表中，作者估计了不同投资组合的风险溢价。Ang(2006)等人根据 1986-2000 年的样本数据发现市场波动有着负的风险溢价。根据两波动因子模型，本文的结果同样显示从 1963-2005 年市场波动具有负的风险溢价（第四列）。从第五列的结果可以看到，短期波动和长期波动的风险溢价都非常显著的为负值。负的风险溢价说明在市场中具有高波动高回报的资产其实是非常昂贵的（有很低的收益期望）。短期波动的风险溢价为 -0.21% 表示对于短期波动 β 为 1 的资产要比短期波动 β 为 0 的资产期望收益低 21 个基点。

图 4 风险溢价估计

		Benchmarks				Volatility Components				
		(i)	(ii)	(iii)	(iv)	(v)	(vi)	(vii)	(viii)	(ix)
Excess market return	coef	0.83 ***	0.43 **	0.54 **	0.56 ***	0.34 *	0.43 *	0.45 ***	0.42 ***	0.35 *
	t-stat	2.92	2.18	2.39	2.75	1.64	1.85	2.24	2.04	1.65
Short-run volatility (srur)	coef					-0.21 ***	-0.21 ***		-0.18 ***	-0.27 ***
	t-stat					-4.18	-5.10		-3.38	-6.60
Long-run volatility (lur)	coef					-2.02 ***		-1.92 ***	-3.58 ***	-2.19 ***
	t-stat					-3.10		-3.14	-4.21	-3.18
Market variance (vrur)	coef				-3.23 **					
	t-stat				-1.98					
Value factor (HML)	coef		0.49 ***						0.44 ***	
	t-stat		3.17						2.83	
Size factor (SMB)	coef		0.24						0.26 *	
	t-stat		1.57						1.64	
Momentum factor (UMD)	coef			-3.16 **						1.87 ***
	t-stat			-2.41						3.45
Sum of squared pricing errors		2.38	0.49	1.45	2.18	0.44	0.64	1.64	0.38	0.40
RMSPE		0.31	0.14	0.24	0.29	0.13	0.16	0.26	0.12	0.13

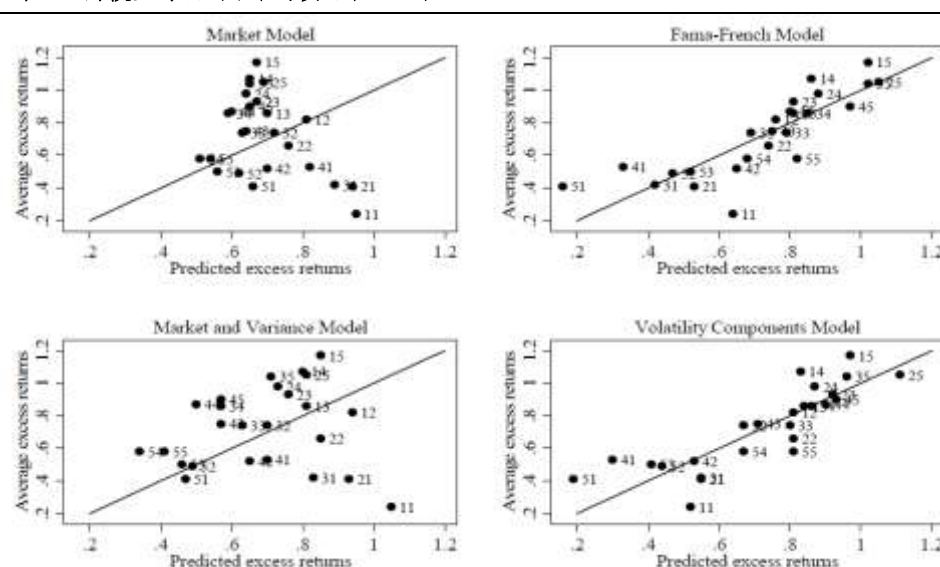
资料来源：Pricing the short-run and long-run components of market risk

为了评价模型的定价效果，作者将三因素的波动模型定价结果与 4 个定价基准进行比较。上图中的 RMSPE 表示定价误差的均方根误差。图中第 5 列为三因素的波动模型，其 RMSPE 为 0.13；第 2 列为 Fama-French 三因素模型，RMSPE 为 0.14。两者误差较为接近，但是波动模型定价效果略优。另外第一列为 CAPM 模型，第三列为带动量因子的 Carhart 模型（1997），第四列为类似于 Ang（2006）的带市场方差风险因子模型。这些模型效果都不如三因素波动模型的定价精确。

第六列和第七列为单独将短期波动或者长期波动作为风险因子的定价模型结果，只选择短期波动作为风险因素的模型效果接近三因素波动模型效果，只选择长期波动风险因子的模型效果较差。

下图为不同的资产定价模型的预测结果与资产实际收益比较。可以看到，加入波动风险因子后的模型（左下）相比 CAPM 模型（左上）预测效果有所改善，而 Fama-French 模型和三因子波动模型的预测效果相比前两者又有很大改善。

图 5 不同模型的预测结果与实际收益比较



资料来源：Pricing the short-run and long-run components of market risk

另外，如果将 HML 和 SMB 因子与波动因子混合使用，结果参见图 4 第 8 列。定价精确度较 Fama-French 模型或者三因素波动模型有略微改善，但是效果不明显。这说明

两个模型某种程度上捕捉了资产定价中相似的因素。仔细分析定价误差数据，作者发现波动模型更精确的定价了市值规模最小或者最大的成长股，而 Fama-French 模型相对适用范围更广，对多数资产组合定价效果较好。

为什么波动因素模型对成长股的定价更加出色？作者发现成长股对于短期波动风险正相关，而价值股的短期波动风险暴露为负。结合负的风险溢价，三因素波动模型预测出的成长股收益要低于 CAPM 预测结果。

参考下图，对于一个做多成长股做空价值股的组合，用成长组合的平均风险溢价减去价值组合由于短期波动风险导致的平均风险溢价得到的效果是 -0.63% 每月 ($-0.22\% - 0.41\% = -0.63\%$)。因此，在本文的定价模型中，成长股的低回报可以被支付给短期波动的风险溢价解释。除此之外，长期波动价值组合相对成长组合的风险溢价之差为 $0.30\% - 0.16\% = 0.14\%$ ，相对短期波动溢价明显要少。

图 6 不同风险因子的风险溢价

Market risk premium						
	Small	Size 2	Size 3	Size 4	Large	Average
Growth	0.56	0.52	0.48	0.46	0.36	0.48
Book-to-Market 2	0.41	0.37	0.35	0.35	0.30	0.36
Book-to-Market 3	0.33	0.30	0.27	0.28	0.27	0.29
Book-to-Market 4	0.31	0.28	0.23	0.21	0.18	0.24
Value	0.31	0.27	0.26	0.24	0.18	0.25
Average	0.38	0.35	0.32	0.31	0.26	0.32
Short-run volatility risk premium						
	Small	Size 2	Size 3	Size 4	Large	Average
Growth	-0.57	-0.25	-0.10	-0.15	-0.02	-0.22
Book-to-Market 2	-0.15	0.09	0.13	0.12	0.22	0.08
Book-to-Market 3	0.07	0.17	0.27	0.32	0.20	0.21
Book-to-Market 4	0.02	0.21	0.40	0.59	0.55	0.35
Value	0.04	0.42	0.38	0.58	0.62	0.41
Average	-0.12	0.13	0.22	0.29	0.31	0.17
Long-run volatility risk premium						
	Small	Size 2	Size 3	Size 4	Large	Average
Growth	0.53	0.27	0.17	-0.01	-0.15	0.16
Book-to-Market 2	0.55	0.35	0.19	0.07	-0.08	0.21
Book-to-Market 3	0.44	0.45	0.25	0.11	-0.05	0.24
Book-to-Market 4	0.50	0.38	0.23	0.10	-0.06	0.23
Value	0.62	0.43	0.31	0.10	0.01	0.30
Average	0.53	0.38	0.23	0.07	-0.07	0.23

资料来源：Pricing the short-run and long-run components of market risk

在大市值和小市值股票之间存在明显的短期波动风险溢价差 ($-0.12\% - 0.31\% = -0.43\%$)，但是这个溢价会被长期波动风险溢价相反的溢价差所抵消 ($0.53\% + 0.07\% = 0.60\%$)。所有资产组合的平均短期波动风险溢价为 0.17% ，平均长期波动风险溢价为 0.23% 。

胜负的逆袭：论市场的有效性

原文: Zachary A. Smith ,Losers Win, Winners Lose: Evidence against Market Efficiency, http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2508088,2014.

推荐人: 倪韵婷 021-23219419

推荐理由: 长期以来,大家一直在研究动量和反转效应。不过此前大部分研究都是针对个股层面,且动量和反转的观测时间检测窗口往往比较长,存在季节影响等。本文通过采用行业 ETF 来研究动量,并且构建前期表现最差的“失败组合”以及前期表现最好的“成功组合”,且观测时间窗口以及调整频率分别为日、周和月,研究发现,采用日频率调整的失败组合具有明显的反转效应,且如果随后的交易日市场为负收益,则失败组合的超额收益将更为显著。一直以来,国内的研究多显示动量效果较好,这一研究提供了短期反转的研究思路,且提供了采用行业 ETF 更多的构建策略思路。

1、介绍

De Bondt, W. and Thaler, R 在 1985 年的研究发现,使用过去 36 个月内表现最差的股票构建“失败”组合在未来 3 年将超过采用过去 36 个月内表现最好的股票构建的“成功”组合。试验采用 1933 年到 1980 年的时间段为样本,发现平均在 36 个月的持有窗口里“失败”组合相比“成功”组合的累计超额收益在 24.6%。如果时间窗口调整为 1 个月,13 个月和 25 个月,则累计超额收益分别为 8.1%、5.6%和 4%。报告同时指出超额收益往往来自于 1 月,后续研究也表明超额收益和季节效应有着很大的关系。

此后其他学者在此基础上又做了进一步的研究,Jegadeesh, N. and Titman, S 在 1993 年采用 1965 年到 1989 年的样本区间进行测试,买入过去 6 个月内累计收益表现最好的股票并且做空那些表现最差的股票,并且持有该多空组合 6 个月,这个策略获得了 12.01%的累计收益。这似乎与之前 De Bondt, W. and Thaler, R 的研究结论矛盾。比较这两篇研究报告,可以发现,时间长度的选择似乎成了关键因素,因而需要思考 2 个问题: 1、短期表现是否反映过度? 2、是否有长期趋势。

本文就希望寻找短期股票表现是否有自相关性,以 De Bondt, W. and Thaler, R 的研究报告作为基础平台进一步挖掘。同时文章增加了以下几方面条件: 1) 使用单一时间序列描述“成功组合/失败组合”的表现; 2) 允许组合的起始时点不相同(这样可以有效减少“1 月”效应和季节效应的干扰); 3) 检测在不同的市场环境下成功组合/失败组合的效应是否显著,(比如危机前、危机中等),并且检验不同的时间窗口(比如周更换组合、月更换组合)的效果。4) 采用行业 ETF 而非股票来进行检测,避免股票的个股时间扰动因素。

2、分析框架

研究采用的数据来自于雅虎财经,获取了多只 ETF 的日、周和月时间序列数据,这些 ETF 包括: (a) VCR: 非必需消费品, (b) VDC: 消费必需品, (c) VDE: 能源, (d) VFH: 金融, (e) VHT: 医疗健康, (f) VIS: 工业, (g) VGT: 信息技术, (f) VAW: 原材料, (g) VNQ: REITS, (h) VOX: 通讯业, and (i) VPU: 公用事业。研究时间窗口从 2005 年 1 月 10 日至 2014 年 4 月 10 日(其中 2005 年 1 月 10 日是上述 ETF 全部上市的时间起点); 这样一共得到了 2403 个日, 482 个周以及 110 个月度观测点。

组合构建

采用公式 $HPR_{i,t} = (P_t - P_{t-1}) / P_{t-1}$ 分别计算单只 ETF 的收益率,其中失败组合 100%投

资于过去时间窗口内表现最差的行业，而成功组合则 100%投资于过去时间窗口内表现最好的组合。其中时间窗口为日、周以及月，对应的调整的频率同样为日、周、月。

累计超额收益 (CARs)

累计超额收益计算公式如下：

$$\overline{CAR}(\tau_1, \tau_2) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N \widehat{CAR}_i(\tau_1, \tau_2)$$

累计超额收益方差计算公式如下：

$$Var(\overline{CAR}(\tau_1, \tau_2)) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sigma_i^2(\tau_1, \tau_2)$$

上行和下行风险

上涨贝塔定义为：

$$\beta^+ = \frac{cov(r_i, r_m | r_m < \mu_m)}{var(r_m | r_m < \mu_m)}$$

下跌贝塔定义为：

$$\beta^- = \frac{cov(r_i, r_m | r_m > \mu_m)}{var(r_m | r_m > \mu_m)}$$

为了计算组合的上涨和下跌贝塔，文章计算了行业等权指数的平均收益表现。那些收益超过平均收益的组合将归在上涨组，反之则归在下跌组。

3、实证结果

表 1 是实证结果，在整个检测的时间窗口内，采用日调整样本的基准组合（行业等权指数）累计收益为 112.13%，‘失败组合’的累计收益为 225.63%，‘成功组合’的累计收益为 -22%。在危机发生前，3 个组合的累计收益为 37.82%、41.1%和 18.14%；在危机期间（2008 年 9 月 22 日到 2009 年 3 月 9 日），三个组合的累计收益为 -54.81%、3.03%和 -118.31%，在后危机时代（2009 年 3 月 10 日到 2014 年 4 月 17 日），三个组合的累计收益为 129.11%、181.49%以及 78.17%。

表 1 成功组合和失败组合相比基准的累计超额收益表现

Description	Winners	Losers
Daily Rebalance		
Total Sample	-134.13%***	113.50%**
Pre-Crisis	-19.68%	3.28%
Crisis	-63.50%**	57.85%^
Post-Crisis	-50.95^	52.38%^
Weekly Rebalance		
Total Sample	25.20%	109.61%**
Pre-Crisis	31.92%	32.14%
Crisis	-6.48%	16.72%
Post-Crisis	-0.23%	60.75%*
Monthly Rebalance		
Total Sample	-46.42	-98.21**
Pre-Crisis	-12.15	-74.85%***
Crisis	-18.21%	-9.24%
Post-Crisis	-16.07%	-14.12%

资料来源：Losers Win, Winners Lose: Evidence against Market Efficiency

表 2 统计了样本期内行业 ETF 以及成功、失败、等权组合的贝塔、平均表现和标准差。从下表可以看出，失败组合往往倾向于挑选到高贝塔值的 ETF，因而有人会质疑失败组合之所有会跑赢业绩以及成功组合，可能因为其承担了更大的系统性风险。但这一结论似乎不符合危机期的样本分析，危机期市场整体收益是显著负的，而失败组合暴露更多的风险却取得了正收益。

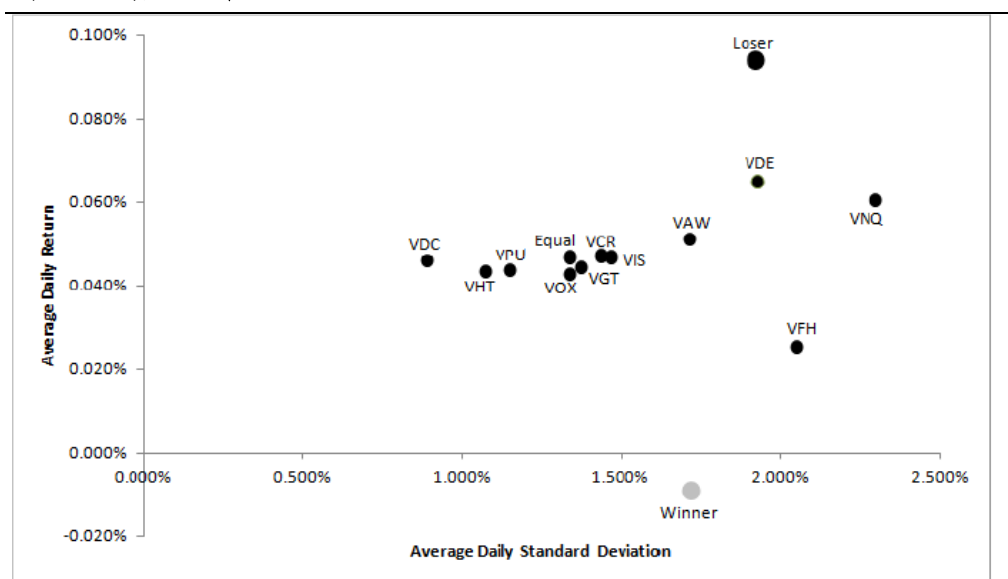
表 2 ETF 的数据统计

Portfolio	Post-Crisis			Crisis			Pre-Crisis		
	β	μ	σ	β	μ	σ	β	μ	σ
Equal Weight	1.00	0.10%	1.18%	0.99	-0.47%	3.73%	1.00	0.04%	0.94%
Loser	1.18	0.14%	1.63%	1.24	0.03%	5.33%	1.15	0.04%	1.47%
Winner	1.00	0.06%	1.44%	1.03	-1.02%	4.57%	1.06	0.02%	1.37%
VCR	1.04	0.13%	1.30%	0.94	-0.51%	3.63%	1.02	0.01%	1.10%
VDC	0.56	0.08%	0.78%	0.58	-0.30%	2.36%	0.59	0.04%	0.68%
VDE	1.16	0.09%	1.52%	1.28	-0.40%	5.27%	1.07	0.09%	1.64%
VFH	1.41	0.12%	1.82%	1.30	-0.81%	5.44%	1.39	0.01%	1.53%
VHT	0.69	0.09%	0.98%	0.68	-0.28%	2.79%	0.65	0.02%	0.79%
VIS	1.14	0.12%	1.41%	0.93	-0.62%	3.61%	1.02	0.03%	1.04%
VGT	0.94	0.10%	1.23%	0.86	-0.39%	3.38%	0.99	0.03%	1.11%
VAW	1.20	0.10%	1.53%	1.09	-0.58%	4.32%	1.20	0.05%	1.36%
VNQ	1.43	0.13%	1.97%	1.58	-0.69%	6.72%	1.35	0.06%	1.56%
VOX	0.81	0.08%	1.09%	0.93	-0.31%	3.76%	0.94	0.03%	1.06%
VPU	0.60	0.07%	0.91%	0.74	-0.32%	3.17%	0.77	0.05%	0.98%

资料来源：Losers Win, Winners Lose: Evidence against Market Efficiency

图 1 显示了 ETF 以及组合的风险收益对比。从收益风险图上可以直观看出相对于系统性风险的贝塔值并不能解释超额收益。比如能源行业 ETF（VDE）和失败组合的波动差不多，但其收益差距却很明显。

图 1 ETF 的数据统计



资料来源: Losers Win, Winners Lose: Evidence against Market Efficiency

表 3 罗列了行业 ETF 以及组合的上涨和下跌贝塔。作者计算了成功和失败组合选到高上涨/下跌贝塔的基金和低上涨/下跌贝塔基金的次数（从理想角度而言，上涨/下跌比率越大越好，意味着上涨贝塔远远高于下跌贝塔，助涨抗跌）。比较有意思的是 4 个上涨下跌比率最好的行业 ETF，分别入选了成功组合和失败组合 852 次和 891 次。而 4 个上涨下跌比率最差的行业 ETF，分别入选了成功组合和失败组合 1081 次和 1004 次——这一结果表明组合并没有倾向选择上涨/下跌比率更优的行业 ETF。

表 3 ETF 上涨/下跌贝塔值

Variable	β_+	β_-	β_+/β_-	n_W	n_L
VNQ	1.61	1.46	110.44%	375	372
VFH	1.46	1.37	106.96%	188	209
VOX	0.92	0.89	103.46%	104	102
VGT	0.92	0.89	103.26%	185	208
VCR	0.99	0.98	101.18%	126	141
VPU	0.69	0.69	100.05%	149	154
VIS	1.00	1.04	96.76%	195	211
VHT	0.65	0.67	96.61%	245	257
VDC	0.55	0.58	95.21%	241	203
VDE	1.14	1.25	91.31%	201	216
VAW	1.06	1.19	89.42%	394	328

资料来源: Losers Win, Winners Lose: Evidence against Market Efficiency

表 4 展示了成功组合、失败组合以及基准在三个不同时期的上涨下跌贝塔情况。采用日数据构建的失败组合风险调整后收益很高，且在各个时期均获得了正收益，而成功组合的风险调整后收益则持续弱于基准，而失败组合的风险调整后收益始终优于基准。

表 4 上涨/下跌贝塔值比较

Time Period	Downside Beta			Upside Beta			Upside Beta / Downside Beta		
	EW	L	W	EW	L	W	EW	L	W
Total Sample	1.00	1.07	1.10	1.00	1.36	0.94	100%	128%	85%
Pre-Crisis	1.00	1.05	1.09	1.00	1.15	1.03	100%	109%	95%
Crisis	0.98	1.16	1.00	0.98	1.21	0.87	100%	104%	87%
Post-Crisis	1.00	1.01	1.03	1.00	1.36	0.94	100%	135%	91%

资料来源：Losers Win, Winners Lose: Evidence against Market Efficiency

注：其中 EW 表明等权业绩基准，L 代表失败组合，W 代表成功组合

4、理论解释

个实验是在负面事件下是否存在超额收益的可能。假设条件如下：

$$H_0: \widehat{X}_L > \widehat{X}_M$$

$$H_1: \widehat{X}_L \leq \widehat{X}_M$$

基于这个假设可以推导出以下公式

$$t_{STAT} = \frac{\widehat{X}_L - \widehat{X}_M}{\sqrt{\frac{s_L^2}{n_L} + \frac{s_M^2}{n_M}}}$$

其中 \widehat{X}_L 是失败组合在面临负面信息时候表现出来的平均日收益；

\widehat{X}_M 是市场组合在面临负面信息时候表现出来的平均日收益；

S_L 是失败组合在面临负面信息时候表现出来的日收益标准差；

S_M 是市场组合在面临负面信息时候表现出来的日收益标准差；

n_L 是失败组合在面临负面信息时候组合中的样本数目；

n_M 是市场组合在面临负面信息时候组合中的样本数目；

将所有 ETF 的时间序列收益归为一组，各个时间维度下的失败组合的收益归为另一组。随后采用以下函数进行过滤：($\square\square-1<0,\square\square,0$)，即过滤掉了所有收益率小于 0 的数值。这样市场组合得到了 11908 个观察值，其平均日收益率为 0.035%，日标准差为 1.183%；而失败组合得到了 1356 个观察值，日收益率为 0.099%，标准差为 1.621%。随后采用单位 T 检验，得到 T 值 1.42，P 值 7.78%。在置信区间 10% 下，面对负向事件时，失败组合的平均表现比市场组合的平均表现要好的多。

为了检测这些时间序列是随机生成的还是非随机的或是系统生成的，文章进行了检测，检测方法如下：

H_0 ：结果是随机生成的； H_1 ：结果是非随机生成的

$$\bar{R} = \frac{2n_1n_2}{n_1n_2} + 1, \quad s_{\bar{R}}^2 = \frac{2n_1n_2(2n_1n_2 - n_1 - n_2)}{(n_1 + n_2)^2(n_1 + n_2 - 1)}, \quad Z = \frac{R - \bar{R}}{s_{\bar{R}}}$$

如果 Z 绝对值超出双尾 Z 检测的严格区域, 则拒绝原假设。试验中, 作者统计了 2 组组合(行业 ETF 以及失败组合)中正向收益的次数共有多少次。其中市场组合在 26433 个观测点中共有 14525 个正收益点, RM 值为 13088, 统计结果显示市场组合的非随机性在统计上是显著的。而失败组合在 2403 个观察值中有 1047 个正收益点, RI 值为 1183, 同样证明其非随机性在统计上是显著的。

5、结论

与之前大部分动量采用股票且采用年度时间窗口测算会受到季节效应影响不同, 本文采用了行业 ETF 替代个股, 采用日平衡而非年度平衡来避免季节效应。文章以 2004 年 10 月 1 日到 2014 年 4 月 17 日为样本检测期, 采用行业 ETF 的市场表现构建组合, 并每日调整, 组合显示失败组合相比等权的业绩比较基准可以获得累计 113.5% 的超额收益, 而同期成功组合则为 -134.13% 的超额收益。表明日调整的组合短期存在反转效应。此外, 针对超额收益是否来源于高贝塔值, 文章也进行了验证, 计算了每个组合的上涨和下跌贝塔值。来检验是否高贝塔值的组合会对于市场信息过度反应, 风险调整后的收益显示并非如此, 表明高贝塔值并不是超额收益的来源。

期权交易是否传递了股票价格信息？

文献来源：Does Option Trading Convey Stock Price Information, Journal of Financial Economics, Volume 111, Issue 3, March 2014, Pages 625-645.

推荐人：罗蕾 021-23219984

推荐理由：文章从横截面的角度对期权交易如何影响标的价格的问题进行了细致研究，结果发现期权交易对标的价格的影响主要来自于信息不对称，而非做市商短暂的 Δ 对冲压力。也就是说在期权的报价和交易中，包含了标的资产的非公开信息。利用这种隐藏在期权交易信号中的非公开信息，能够产生显著收益；即使扣除 FF3 和 FF4 因子，这个收益仍然显著。

1、引言

许多实证研究表明，期权交易会对标的资产价格产生影响，但这种影响是通过何种渠道实现的呢？理论上有两种解释。第一种解释源于信息不对称。对于知情交易者而言，由于期权具有高杠杆性，因此他们有可能将对股票的交易转移至期权市场；同时期权合约的多样性也便于他们隐藏自己，从而导致期权交易活跃，在这种情况下，**非做市商的期权净头寸**会反应标的资产未来价格的相关信息。此外，当做市商从订单流向中观察到这种情况时，他们将会更新期权报价以保护自己，从而**期权报价**中也可能包含未来股价变动的信息。另外一种解释就是，这种影响来自于期权做市商 Δ 对冲的需求，从而对标的资产价格产生冲击。

虽然这两种理论都能够解释为什么期权交易会对标的资产价格产生影响，但它们在一個问题上具有本质区别，即期权买卖单流量信息是否包含在股票买卖单流量中。信息理论将期权订单信息视为会对标的价格产生影响的、独立于股票市场的额外信息；而对冲压力理论则意味着在股票买卖单信息中，来自期权做市商的订单与其他股票投资者的订单对股价具有相同的作用。

在这篇文章中，作者将股票买卖盘差额（order imbalance）分解为期权市场 Δ 对冲导致的差额，以及单纯的股票市场成分。这种分解使我们可以检验期权交易是否向股市传递了额外价格信息。同时，基于信息不对称理论，若做市商意识到期权订单中的这种价格信息，他们便会调整报价。作者通过考察期权隐含的股票价格和现货价格的差额对该假设进行检验。

实证结果主要反映了以下几个结论：

（1）期权对股价的影响来自于不对称信息而非对冲压力，即期权交易和报价中包含了有关股票价格变动的额外信息。对于有期权的股票而言，单纯的股市订单流对第二天股票价格的变动没有预测能力，但期权订单流却具有很强的预测性；而且这种预测关系在长期内并未出现反转，表明期权对股价的影响是来自于信息不对称而非对冲压力。此外，在没有期权的那些股票中，股票订单流对下一天股价的变动具有预测能力，表明在有期权的情况下，知情交易者从股票市场转移到了期权市场。

（2）期权报价是期权市场与股票市场之间一个重要的信息转移通道。当做市商意识到了期权订单中隐藏的不对称信息时，他们便会调整报价。作者对期权报价的横截面数据进行研究，发现期权的隐含股价对未来股价的变动确实具有预测能力。

（3）小公司、做空限制越大的股票，期权报价和交易具有更强的预测能力。小公司分析师覆盖面小，更有可能出现信息不对称；股权结构越多样化，股票卖空越难，知

情交易者会更偏向于期权交易。这两种情况都会导致期权包含的不对称信息更多，从而期权报价和交易具有更强的预测能力。

(4) 期权买卖单不平衡的预测能力不是由于流动性差导致。实证结果显示，流动性越好，期权交易和报价的预测能力越强，表明这种预测能力并不是由于流动性差导致。

(5) 基于期权交易和报价指标选择股票的策略，具有可观收益。基于报价指标确定的多空组合日均收益为 34.07 个基点，29 个月累计收益率为 689%。

2、方法

(1) 期权买卖单余额

延续以往的研究，作者以 Δ 对冲头寸来整合期权交易中的股价信息，相应的期权订单余额(OOI)计算公式为：

$$OOI_{it} = \frac{\sum_{j=1}^N 100 Dir_{itj} \cdot \Delta_{itj} \cdot size_{itj}}{Num_shares_outstanding}$$

其中， OOI_{it} 指股票 i 在第 t 天的期权订单余额； Dir_{itj} 是示性变量，若交易由买方驱动，则为 1，由卖方驱动则为 -1； Δ_{itj} 和 $size_{itj}$ 分别是期权对股票的敏感性和交易规模。分子是期权市场非做市商的 Δ 净头寸。对于做市商而言，它们一般保持 Δ 隔夜中性，从而它们需要在股票市场交易相同数量的标的资产。分母是市场流通股份。

(2) 股票买卖单余额

股票市场总的订单余额扣除来自期权市场的余额后，便是单纯的股票订单余额 SOI：

$$SOI_{it} = TOI_{it} - OOI_{it} = \frac{\sum_{k=1}^N Dir_{itk} \cdot size_{itk}}{Num_shares_outstanding} - OOI_{it}$$

(3) 报价差距

本文还包含对期权报价的检验，作者通过平价公式计算期权隐含的股票价格：

$$S_{implied} = C - P + Ke^{-rt}$$

由于美国个股期权为美式期权，因此不一定符合平价公式；作者采用一个月到期的、最接近平值的期权来估计隐含价格，因为这种期权提前执行的可能性最小。基于此，相应的期权和股票市场的价格差距 PD 计算公式为：

$$PD = \frac{S_{implied} - SpotPrice}{SpotPrice}$$

(4) 考察方法

为了区分两个市场证券交易对价格发现的贡献，作者采用如下方程对横截面数据进行回归：

$$Ret_{i,t+1} = \alpha + \beta_1 SOI_{it} + \beta_2 OOI_{it} + \beta_3 PD_{it} + \theta X_{it} + \varepsilon_{i,t+1}, \quad (1)$$

其中， $Ret_{i,t+1}$ 是股票 i 在 $t+1$ 天的 4 因子风险调整后收益率； X_{it} 是一系列的控制变量，

包括股票买卖单价差、换手率、过去 5 天累计收益率。理论上，私人信息更多的是来源于公司层面而不是整个市场，从而应该对非系统性收益具有预测能力，因此作者利用 4 因子模型将系统收益从原始收益率中移除。

之前研究表明，为避免对市场的冲击，投资者对买入股票一般会分批进行，从而交易和价格具有延续性。因此，若预测关系是由知情交易导致，新信息对股价的影响应该是长久的；若该关系是由暂时价格压力导致，则在一段时间后应该会出现反转现象。

3、数据

考察样本区间为 2008 年 4 月至 2010 年 8 月，OOI 和 SOI 利用每天 9:45 至 3:55 的交易数据计算得出，PD 则利用每天 4pm 的收盘数据获取。从数据的基本统计可看出，两个市场的平均订单余额都接近于 0（少于 1 个基点），表明两个市场都较为平衡。

下表列示了各主要变量横截面相关性的时间序列平均，有意思的一点是，期权订单差额和股票订单差额之间的相关系数为负，且值较大，为-0.173。这个现象表明平均来看，两个市场的投资者以相反的方向进行交易。期权买卖单差额与股票买卖单差额呈现负相关关系，且前者对后者没有主导关系，表明 delta 对冲导致的价格压力可能与整个股票市场的价格压力不同。

表 1 主要变量之间的相关性

	Ret	SOI	OOI	TOI	PD	Vol _{op}	Vol _{stk}
Ret	1						
SOI	0.000	1					
OOI	0.008	-0.173	1				
TOI	0.002	0.958	0.084	1			
PD	0.018	-0.006	-0.001	-0.007	1		
Option volume	0.000	0.013	0.002	0.014	-0.005	1	
Stock volume	0.005	0.011	0.007	0.013	0.018	0.704	1

资料来源：Does Option Trading Convey Stock Price Information

4、结果

(1) 期权交易对股价的影响

下表统计了公式 1 的横截面回归结果，其中前 5 列是单变量回归。从第 1 列可看出，股票买卖单差价对收益率没有预测能力，系数为 0.011 而 t 统计量仅 0.42，不显著。第 2 列显示，期权买卖单余额的回归系数平均为 0.539，相应的 t 值为 5.94，显著不为 0。这个结果验证了期权 delta 对冲导致的价格压力与股票未来收益正相关，订单余额增加 1 个基点，期望收益率将增加 0.539 个基点。第 3 列显示整个股票市场的订单余额的回归系数为 0.004，t 值为 1.57，表明单纯的股票市场买卖单差额阻碍了期权买卖单差额对股价变动的预测能力。在第 4 列中，作者对没有期权的股票数据进行回归，发现这部分股票的期权买卖单差额具有显著的预测能力，t 值为-5.09。这个结果表明期权交易阻碍了股票流和未来收益率之间的联系，作者推断在期权存在的条件下，知情交易者会将交易转移至期权市场。列 5 表明两个市场的价格差距系数显著不为 0，值为 1.902，相应的 t 值为 7.85。结果显示，当期权隐含的股票价格比现货价格高时，通常而言下一天股票价格会增加。

6-10 列显示了多变量回归结果。首先，作者将下一天调整后的收益率对期权和股票买卖单余额进行回归，第 6 列为回归结果。结果与单变量回归结果一致，期权买卖单余额显著为正，而股票订单余额对未来收益率没有预测能力。这种结果表明，两个市场的订单余额对股票收益率具有不同影响，因此，期权交易对股价的影响不是来自于做市商对冲导致的价格压力。第 7 列是增加了价格偏离 PD 后的回归结果，可看出 PD 对股票价格有一个非常显著的正向影响，系数为 1.885，并且几乎没有改变其他两个变量的回归系数。

第 8 列是添加了微观控制变量后的回归情况，结果与前面一致，股票订单余额没有预测能力，而期权买卖单余额和价格偏离对股票未来价格具有显著影响。从而，我们确定了**期权向股市信息传递的两种渠道——交易和报价**。此外，回归结果还显示，买卖价差、过去 5 天收益率与股票未来收益负相关，股票换手率无预测能力。

为研究期权交易对价格的影响是否是短暂的，作者利用等式 1 对后 2 天、3 天的风险调整后收益进行回归，结果分别列示于第 9、10 列。从表格可看出，期权买卖单余额的回归系数不显著，表明期权交易隐藏的信息衰减得很快；但价格差异 PD 的系数显著为正，表明期权报价对期权价格的预测能力比期权交易持续的时间要长。

表 2 利用买卖单余额和价格偏离预测股票收益率

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
intercept	-0.901 (-0.82)	-0.809 (-0.73)	-0.896 (-0.81)	3.709 (1.32)	-0.374 (-0.33)	-0.905 (-0.83)	-0.492 (-0.44)	-2.057 (-1.19)	-1.887 (-1.42)	-2.337 (-2.10)
SOI	0.011 (0.42)					0.034 (1.17)	0.042 (1.42)	0.043 (1.49)	-0.037 (-1.44)	0.012 (0.59)
OOI		0.539 (5.94)				0.588 (6.07)	0.596 (6.15)	0.537 (5.71)	-0.052 (-0.54)	-0.103 (-1.29)
TOI			0.004 (1.57)	-0.002 (-5.09)						
PD					1.902 (7.85)		1.885 (7.75)	1.861 (7.64)	0.584 (3.27)	0.544 (3.33)
spread								-18.849 (-2.30)	-11.686 (-1.65)	-17.516 (-2.64)
turnover								-0.024 (-0.05)	-0.517 (-1.39)	-0.093 (-0.27)
Ret _{t-2, t}								-0.006 (-4.07)	-0.006 (-4.20)	-0.006 (-4.13)
N of obs	1390056	1390056	1387728	1697326	1390056	1390056	1390056	1389920	1389685	1389450
Adj R-sq	0.0022	0.0013	0.0023	0.0002	0.0028	0.0035	0.0063	0.0177	0.0129	0.0118

资料来源：Does Option Trading Convey Stock Price Information

（2）信息不对称水平对预测能力的影响

前面的研究结果表明，期权交易和报价中包含了未来股价的相关信息；如果这种预测能力是由信息不对称导致，那么知情交易者越多，这种信息含量应该会越明显。这里，作者用公司规模作为衡量信息不对称水平的指标，因为小公司通常不如大公司透明，从而会吸引更多知情投资者。基于公司规模将全样本分为 3 个子类别，再对每一个子类别应用等式 1 进行回归。结果如下表所示。

Panel A 是 3 个考察变量的均值和标准差，结果显示小公司组别具有最大的期权买卖单余额均值和标准差，而股票订单余额和价格偏差的均值和标准差则是随着公司规模增大而逐渐减小。由此可看出，小公司的股票和期权交易更加的不平衡、波动越明显。

Panel B 是回归结果，3 个子类别的期权订单余额和价格偏离对未来收益率的影响均显著为正，而股票订单余额的系数则不显著。从回归系数的时间序列平均来看，期权买卖单余额每增加 1 个标准差，小公司的未来收益率预期会增加 3.03 个基点，中等规模的公司会增加 2.09 个基点，大公司则增加 2.17 个基点。PD 增加 1 个标准差，小公司的未来收益率预期会增加 15.05 个基点，中等规模的公司会增加 3.65 个基点，大公司则增加 3.31 个基点。结果表明，小公司的股票收益率对期权市场的信息更加敏感，知情交易者越多，期权交易和报价对股价的影响更大。

表 3 基于规模分类的 3 个子样本回归结果

<i>Panel A Variable Statistics:</i>			
	<i>small</i>	<i>medium</i>	<i>large</i>
<i>mean_{SOI}</i>	-2.195	-0.295	0.109
<i>std_{SOI}</i>	37.846	20.702	12.198
<i>mean_{OOI}</i>	-0.059	-0.006	-0.012
<i>std_{OOI}</i>	8.408	6.040	3.939
<i>mean_{PD}</i>	-0.161	-0.162	-0.131
<i>std_{PD}</i>	6.055	2.962	2.021

<i>Panel B Regression Results:</i>			
	<i>small</i>	<i>medium</i>	<i>large</i>
intercept	1.733 (0.62)	-3.243 (-1.74)	-3.252 (-1.53)
SOI	0.054 (1.25)	-0.007 (-0.20)	0.038 (0.59)
OOI	0.400 (2.45)	0.354 (2.92)	0.843 (4.18)
PD	3.070 (7.77)	1.750 (5.47)	2.826 (4.72)
spread	-50.614 (-2.72)	-28.490 (-2.38)	-13.156 (-1.85)
turnover	-0.525 (-0.93)	0.271 (0.42)	-0.205 (-0.24)
<i>Ret_{-5,-1}</i>	-0.006 (-4.08)	-0.005 (-2.58)	-0.010 (-4.16)
N of obs	444820	563232	381868

资料来源：Does Option Trading Convey Stock Price Information

(3) 卖空限制对预测能力的影响

卖空限制越强，期权交易对股价的影响应该越大，因为投资者被迫通过期权来建立股票空头。在这部分，作者对这个观点进行验证，采用机构持股作为衡量卖空限制的指标，机构持股越多，股票卖空越难。作者基于机构持股占比将全样本分为 3 个子样本，下表列示了回归结果。Panel A 结果表明，机构持股比例最小的类别，3 个考察变量的均值和标准差最大，而中等和大的机构持股类别之间的差异则相对较小。

表 4 基于卖空限制分类的 3 个子样本回归结果

<i>Panel A Variable Statistics:</i>			
	<i>low</i>	<i>medium</i>	<i>high</i>
<i>mean_{SOI}</i>	-1.820	-0.424	-0.276
<i>std_{SOI}</i>	35.300	18.669	21.908
<i>mean_{OOI}</i>	-0.071	0.003	-0.019
<i>std_{OOI}</i>	7.907	5.205	6.154
<i>mean_{PD}</i>	-0.220	-0.136	-0.119
<i>std_{PD}</i>	6.511	2.785	2.065

<i>Panel B Regression Results:</i>			
	<i>low</i>	<i>medium</i>	<i>high</i>
intercept	-0.695 (-0.26)	-2.492 (-1.25)	-4.277 (-1.99)
SOI	0.056 (1.18)	0.096 (1.85)	-0.085 (-2.31)
OOI	0.727 (3.62)	0.598 (3.38)	0.383 (3.21)
PD	2.249 (6.04)	2.519 (5.63)	2.859 (5.49)
spread	-12.053 (-1.11)	-43.696 (-4.03)	-33.889 (-2.16)
turnover	-0.674 (-1.21)	1.412 (1.45)	0.905 (1.09)
<i>Ret_{-5,-1}</i>	-0.010 (-5.16)	-0.004 (-2.04)	-0.004 (-2.19)
N of obs	416809	556060	417051

资料来源：Does Option Trading Convey Stock Price Information

Panel B 是回归结果，随着机构持股比例增加，期权买卖单余额的回归系数和 t 统计量逐渐减小，但都显著大于 0。期权订单余额增加一个标准差，对于机构持股比例小的类别，股票收益率增加 9.31 个基点，中等比例和高比例的类别则分别增加 0.92 个基点和 1.56 个基点。股票订单余额对小的和中等机构持股的影响均不显著，但在大机构持股类别中，却又一个显著的负向影响。在机构持股比例相对较高的类别中，PD 的回归系数对应的 t 值最小。PD 增加 1 个标准差，小持股比例类别的公司预期收益率将增加 23.33 个基点，中等和高比例的公司收益率则分别增加 17.19 和 8.31 个基点。结果显示，机构持股比例越小，股票收益率对期权市场的信息更加敏感，表明卖空限制越大，期权订单余额和价差对股票价格的影响越明显。

(4) 信息和非流动性

此外，作者还探讨了期权交易和报价的预测能力是否由流动性差导致，若由非流动性导致，那么当交易变活跃时这种价格影响应该会消失；而如果价格影响代表了私人信息的存在，那么由市场活跃带来的低交易成本将会增加期权交易，从而会扩大价格影响。作者在这部分对该问题进行验证，分别根据期权交易量和股票交易量将全样本分为 3 个子类别，下表显示了各个子类别的回归结果。

表 5 市场活跃度与证券交易的预测能力

	Option volume			Stock volume		
	low	medium	high	low	medium	high
intercept	-5.917 (-2.93)	-3.397 (-1.71)	-0.281 (-0.11)	-6.842 (-2.89)	-0.186 (-0.10)	-0.707 (-0.30)
SOI	-0.024 (-0.49)	0.107 (2.64)	0.060 (1.27)	0.175 (2.75)	0.019 (0.57)	0.047 (0.92)
OOI	1.156 (0.55)	1.235 (4.16)	0.515 (4.89)	0.827 (3.61)	0.554 (4.18)	0.543 (3.26)
PD	2.057 (5.56)	3.423 (6.95)	3.244 (4.30)	3.688 (8.14)	2.262 (5.80)	3.496 (5.18)
spread	-8.586 (-0.65)	-19.92 (-1.69)	-48.603 (-3.54)	-7.898 (-0.83)	-26.085 (-2.45)	-59.418 (-2.60)
turnover	4.198 (3.37)	1.163 (1.70)	-0.648 (-1.03)	6.034 (2.74)	-0.107 (-0.14)	-0.381 (-0.68)
Ret-5,-1	-0.005 (-2.46)	-0.005 (-3.00)	-0.007 (-3.39)	-0.003 (-1.95)	-0.005 (-2.70)	-0.009 (-4.55)
N of obs	416737	556271	416912	418499	555284	416137

资料来源：Does Option Trading Convey Stock Price Information

在低交易量类别，股票买卖单余额对股价具有显著的正影响，但是随着市场交易量变大、流动性增加，这个预测能力变得不显著。对于期权订单余额，在低交易量类别其预测能力不显著，但随着市场活跃度增加，预测能力逐渐得到体现。期权买卖单余额增加 1 个标准差，中等和高交易量组别的股票收益率分别增加 2.1 和 5.61 个基点。对于价格偏离 PD，期权交易量对期权订单余额预测能力的影响不明显。随着期权市场流动性增加，期权买卖单余额的预测能力逐渐增大，表明市场活跃度增加了期权在信息传递方面的作用。

5、组合分析

在这部分，作者探讨了利用买卖单余额和价格偏离指标构建多空组合，能否产生收益。具体做法是，在每个交易日，分别根据股票买卖单余额、期权买卖单余额和价格偏离将股票分为 5 类，所有组合在下一天收盘时平仓，下表记录了收盘/收盘的收益。

从第 1 列为基于 SOI 指标的等分组合平均收益率，结果显示等分组合呈现一个 V 形状，即第 3 等分的组合收益率最低，多空策略并没有产生显著收益率。第 2 列呈现了基于 OOI 指标的等分组合收益率，随着该指标逐渐增大，组合收益率大体呈现逐渐增加的趋势，OOI 最小的组合平均日收益率为 0.068 基点，最大的组合平均收益率为 9.286，基于该指标的多空组合每日可产生 9.217 个基点的收益率，相应的 t 值为 5.66。即使在

控制了 Fama-French 三因子和动量因子后，这个收益仍然很显著。相应的年化夏普比例为 3.54。第 3 列结果显示，基于价格偏离 PD 指标的多空策略收益更为可观。PD 指标值最低的股票组合收益率为负（-8.578），而最高的组合收益率为 25.492 个基点，相应的多空组合收益率为 34.07 个基点，t 值为 12.9。即使在经过 FF3 或 FF4 因子调整后，多空组合收益率仍然超过 33 个基点，t 值超过 12。

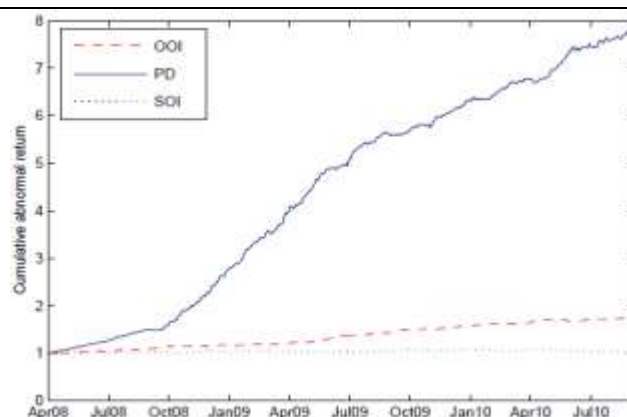
表 6 多空组合收益率

	SOI	OOI	PD
low - 1	6.885	0.068	-8.578
2	1.483	3.317	-3.356
3	1.358	2.764	0.171
4	2.028	5.326	7.027
high - 5	7.484	9.286	25.492
5-1	0.599	9.217	34.070
t-stat	(0.29)	(5.66)	(12.90)
FF3 alpha	0.573	9.245	33.992
t-stat	(0.28)	(5.75)	(12.88)
FF4 alpha	0.233	9.065	33.767
t-stat	(0.12)	(5.65)	(12.79)
Sharpe	0.11	3.54	8.23

资料来源：Does Option Trading Convey Stock Price Information

上述 3 个策略的超额收益率累计净值曲线如下图所示，整个样本期间，无论市场环境如何，基于期权买卖单余额和价格偏离的策略都能够产生明显的异常收益。两者 29 月的累计收益率分别为 75%和 689%。

图 1 基于买卖单余额和价格偏离构建的多空组合累计收益率



资料来源：Does Option Trading Convey Stock Price Information

6、结论

本篇文章中，作者探讨了期权对现货市场价格的影响是来自于私人信息还是短暂价格压力。结果发现，对于具有期权的股票而言，股票买卖单余额对股票未来收益率没有预测能力，表明价格压力理论无法解释来自于期权交易的价格效应。另一方面，期权买卖单余额在横截面对未来股票价格具有强烈的预测能力，表明知情者通过期权市场交易传递了关于股票重要的价格信息。除了期权交易，作者发现期权报价也反映了未来股价变动的信息。期权交易和报价对股价都具有长远影响，这个效应在长期并未出现反转。此外，作者还发现知情交易者越多、卖空限制越大，期权交易在价格发现中的信息传递作用越明显。

时间序列动量策略与资产配置

文献来源: Time Series Momentum, Tobias J. Moskowitz, Yao Hua Ooi, Lasse Heje Pedersen, Journal of Financial Economics 104 (2012) 228-250.

推荐人: 沈泽承 021-23212067

推荐理由: 动量效应是资本市场最为人熟知的异象之一。利用动量效应, 投资者可以通过做多上一观察期的高收益资产, 做空低收益资产获利。本文作者对全球 58 类资产的活跃期货合约进行研究, 发现动量效应不仅存在于横截面维度, 资产收益在时间序列维度上同样存在惯性。利用时间序列动量构建全球大类资产间的多空策略, 过去 25 年间累计收益超过一百倍, 年化收益超过 20%。

1、引言

传统的动量策略是通过比较横截面上的资产收益, 做多高收益资产, 做空低收益资产获取收益。同样地, 资产收益在时间序列维度也具有惯性。

通过对全球市场的 58 种大宗商品, 股票, 债券以及外汇等大类资产的研究, 作者发现, 过去一年的资产收益率对资产未来一年的收益具有显著的预测能力。按照资产波动率加权的方式, 做多高收益资产, 做空低收益资产, 在过去 25 年中的累计收益超过百倍, 年化绝对收益超过 20%。因子归因结果显示, 时间序列动量策略的收益不能被市场组合收益, 市值, 估值以及横截面动量等因子完全解释。风险调整后的月均超额收益约为 1.59%。相比于被动持有, 累计超额收益约 10 倍。

2、样本数据

作者按股票指数, 债券指数, 外汇以及大宗商品, 对全球主要资产配置类型进行分类, 并通过 Datastream, Bloomberg 以及相关交易所, 提取 1969 年至 2009 年的滚动活跃期货合约价格, 计算各资产类型收益。

具体的资产配置分类如下所示:

股票指数: SPI200 (澳大利亚)、CAC40 (法国)、DAX (德国)、FTSE/MIB (意大利)、TOPIX (日本)、AEX (荷兰)、IBEX35 (西班牙)、FTSE100 (英国) 以及 S&P500 (美国) 的活跃指数期货合约。在期货合约推出之前, 使用对应指数进行替代。

债券指数: 澳大利亚 3 年债、澳大利亚 10 年债、欧元 2 年债、欧元 5 年债、欧元 10 年债、欧元 30 年债、加拿大 10 年债、日本 10 年债、英国 10 年债、美国 2 年债、美国 5 年债、美国 10 年债、美国 30 年债的活跃期货合约。在期货合约推出之前, 使用对应指数替代。

外汇: 澳元/美元、欧元/美元、加元/美元、日元/美元、挪威克朗/美元、新西兰元/美元、瑞士法郎/美元、英镑/美元、瑞典克朗/美元的活跃期货合约。在期货合约推出之前, 使用对应指数替代。

大宗商品: 铝、铜、镍、锌、布伦特原油、柴油、棉花、咖啡、可可、糖、活牛、瘦猪肉、玉米、大豆、豆粕、豆油、小麦、WTI 原油、RBOB 汽油、燃油、天然气、黄金、白银、铂金。

表 1 为各资产类型的自统计日起的年化收益率与波动率。同时, 根据交易所登记的

交易者类型，作者还将市场参与者分为投机者和套保者，并计算投机者的净头寸相对于期货合约未平仓量的占比。

如表 1 所示，过去 40 年来，全球大部分资产价格处于上升通道。此外，不同资产类型的波动率大相径庭，大宗商品与股票具有较高的年化波动，而债券、外汇波动相对较小。

3、时间序列动量：回归分析

首先，作者构建时间序列模型检验期货收益的可预测性。由于不同时间窗口中，资产收益具有不同的波动性，导致收益率序列不平稳。因此，作者使用指数平滑的方法计算资产的先验波动率（Ex ante volatility）：

$$\sigma_t^2 = 261 \sum_{i=0}^{\infty} (1-\delta)\delta^i (r_{t-1-i} - \bar{r}_t)^2,$$

其中，261 为每年交易日个数， δ 为指数加权权重， r 为日收益率， \bar{r}_t 为指数加权均值。满足指数加权权重的重心（期望）落在 60 天。

记资产 s 的 t 月收益率为 r_t^s 。每月月初，我们已知资产 s 此前第 h 个月的月收益率为 r_{t-h}^s ，先验波动率为 σ_{t-h-1}^s 。在对月收益率进行标准化后，构建如时间序列回归模型：

$$r_t^s / \sigma_{t-1}^s = \alpha + \beta_h r_{t-h}^s / \sigma_{t-h-1}^s + e_t^s.$$

此处根据先验波动率对不同资产类型和不同时间窗口进行标准化后，一方面可以将月收益率放在同一基准上进行比较，有利于此后投资组合的构建以及波动率的控制；另一方面，标准化后的回归模型类似于用 GLS 替代 OLS，可以提升模型的估计精度。

根据 h 的取值（ $h=1,2,\dots,60$ ）对 58 类资产月收益率进行面板回归，回归所得的 T 统计量如图 1 中的 Panel A 所示。从中我们可以发现，当 h 取 1 到 12 时， t 统计量显著大于零。这表明，在 12 个月以内，资产收益率具有一定的惯性。

此外，作者对时间序列模型进行如下调整，考察 h 月前资产月收益率的符号对当月收益率的预测效果。

$$r_t^s / \sigma_{t-1}^s = \alpha + \beta_h \text{sign}(r_{t-h}^s) + e_t^s.$$

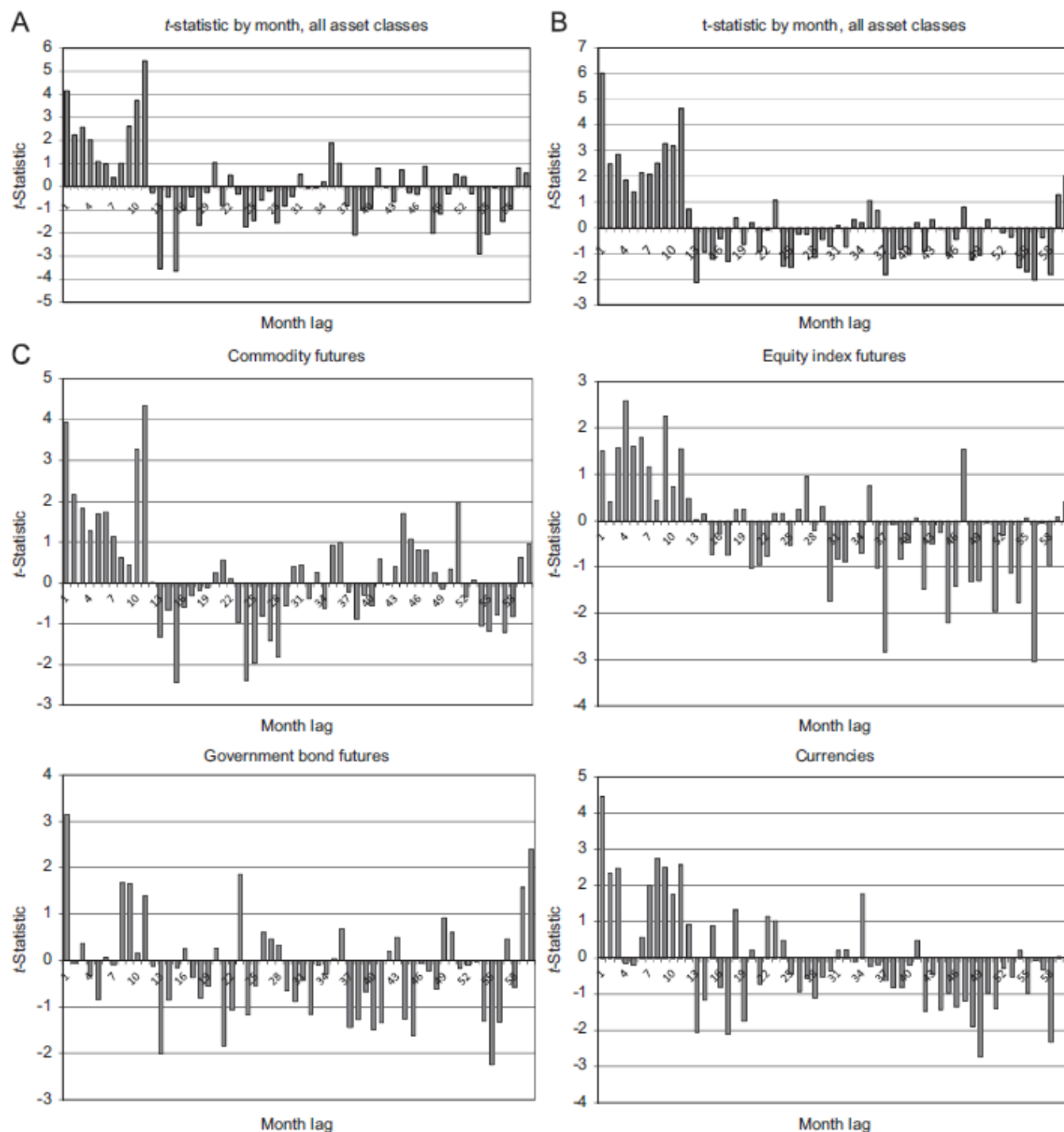
回归所得的 t 统计量如图 1 中的 Panel B 所示。此外，作者还根据大宗商品，股票指数，国债以及外汇的资产分类将样本进行分组，在各资产类型内进行面板回归，回归结果如图 1 中的 Panel C 所示。图 2 与图 3 的结论与图 1 一致，即资产收益率在未来 12 个月内具有一定的延续性。

表 1 各资产类型年化收益率与波动率

	Data start date	Annualized mean	Annualized volatility	Average net speculator long positions	Std. dev. net speculator long positions
Commodity futures					
ALUMINUM	Jan-79	0.97%	23.50%		
BRENT OIL	Apr-89	13.87%	32.51%		
CATTLE	Jan-65	4.52%	17.14%	8.1%	9.6%
COCOA	Jan-65	5.61%	32.38%	4.9%	14.0%
COFFEE	Mar-74	5.72%	38.62%	7.5%	13.6%
COPPER	Jan-77	8.90%	27.39%		
CORN	Jan-65	-3.19%	24.37%	7.1%	11.0%
COTTON	Aug-67	1.41%	24.35%	-0.1%	19.4%
CRUDE	Mar-83	11.61%	34.72%	1.0%	5.9%
GASOIL	Oct-84	11.95%	33.18%		
GOLD	Dec-69	5.36%	21.37%	6.7%	23.0%
HEAT OIL	Dec-78	9.79%	33.78%	2.4%	6.4%
HOGS	Feb-66	3.39%	26.01%	5.1%	14.5%
NAT GAS	Apr-90	-9.74%	53.30%	-1.6%	8.9%
NICKEL	Jan-93	12.69%	35.76%		
PLATINUM	Jan-92	13.15%	20.95%		
SILVER	Jan-65	3.17%	31.11%	20.6%	14.3%
SOYBEANS	Jan-65	5.57%	27.26%	8.2%	12.8%
SOYMEAL	Sep-83	6.14%	24.59%	6.7%	11.2%
SOY OIL	Oct-90	1.07%	25.39%	5.7%	12.8%
SUGAR	Jan-65	4.44%	42.87%	10.0%	14.2%
UNLEADED	Dec-84	15.92%	37.36%	7.8%	9.6%
WHEAT	Jan-65	-1.84%	25.11%	4.3%	12.1%
ZINC	Jan-91	1.98%	24.76%		
Equity index futures					
ASX SPI 200 (AUS)	Jan-77	7.25%	18.33%		
DAX (GER)	Jan-75	6.33%	20.41%		
IBEX 35 (ESP)	Jan-80	9.37%	21.84%		
CAC 40 10 (FR)	Jan-75	6.73%	20.87%		
FTSE/MIB (IT)	Jun-78	6.13%	24.59%		
TOPIX (JP)	Jul-76	2.29%	18.66%		
AEX (NL)	Jan-75	7.72%	19.18%		
FTSE 100 (UK)	Jan-75	6.97%	17.77%		
S&P 500 (US)	Jan-65	3.47%	15.45%	-4.6%	5.4%
Bond futures					
3-year AUS	Jan-92	1.34%	2.57%		
10-year AUS	Dec-85	3.83%	8.53%		
2-year EURO	Mar-97	1.02%	1.53%		
5-year EURO	Jan-93	2.56%	3.22%		
10-year EURO	Dec-79	2.40%	5.74%		
30-year EURO	Dec-98	4.71%	11.70%		
10-year CAN	Dec-84	4.04%	7.36%		
10-year JP	Dec-81	3.66%	5.40%		
10-year UK	Dec-79	3.00%	9.12%		
2-year US	Apr-96	1.65%	1.86%	1.9%	11.3%
5-year US	Jan-90	3.17%	4.25%	3.0%	9.2%
10-year US	Dec-79	3.80%	9.30%	0.4%	8.0%
30-year US	Jan-90	9.50%	18.56%	-1.4%	6.2%
Currency forwards					
AUD/USD	Mar-72	1.85%	10.86%	12.4%	28.8%
EUR/USD	Sep-71	1.57%	11.21%	12.1%	18.7%
CAD/USD	Mar-72	0.60%	6.29%	4.7%	24.1%
JPY/USD	Sep-71	1.35%	11.66%	-6.0%	23.8%
NOK/USD	Feb-78	1.37%	10.56%		
NZD/USD	Feb-78	2.31%	12.01%	38.8%	33.8%
SEK/USD	Feb-78	-0.05%	11.06%		
CHF/USD	Sep-71	1.34%	12.33%	-5.2%	26.8%
GBP/USD	Sep-71	1.39%	10.32%	2.7%	25.4%

资料来源：Time Series Momentum

图1 各资产类型时间序列模型面板回归下的t统计量结果



资料来源：Time Series Momentum

4、时间序列动量：交易策略

既然资产收益在未来 12 个月内存存在一定的关系，那么能否利用这一现象构建进行资产配置呢？假设对于资产 s ，观察期为 k ，持有期为 h 。若过往 k 月收益为正，做多资产，收益为负，做空资产。权重为先验波动率的倒数，使得每类资产的多空策略具有相同的波动率，从而保证策略在市场大幅波动时能够以一个稳定的波动率运行。

通过上述方法，作者在每个月末，根据过往 k 月收益，对全球各类资产进行多空配置，并持有 h 月，得到月收益序列。作者根据如下回归方程对收益序列进行因子归因，并检验超额收益的显著性。其中， MKT 为股票指数相对 MSCI 世界指数的超额收益， $BOND$ 为巴克莱债券综合指数收益， $GSCI$ 为标普大宗商品市场指数收益， SMB ， HML ， UMD 为市值，估值以及横截面动量因子。

$$r_t^{TSMOM(k,h)} = \alpha + \beta_1 MKT_t + \beta_2 BOND_t + \beta_3 GSCI_t + sSMB_t + hHML_t + mUMD_t + \varepsilon_t$$

如表 2 所示，对于在全部资产类型中进行配置的策略， k 与 h 小于 12 时，超额收益均显著大于零。这与前文的时间序列模型结论一致。此外，作者还对大宗商品，股票指数，债券指数以及外汇内应用上述策略，得到类似的结论。

表 2 时间序列动量策略超额收益 t 统计量

		Holding period (months)							
		1	3	6	9	12	24	36	48
Panel A: All assets									
Lookback period (months)	1	4.34	4.68	3.83	4.29	5.12	3.02	2.74	1.90
	3	5.35	4.42	3.54	4.73	4.50	2.60	1.97	1.52
	6	5.03	4.54	4.93	5.32	4.43	2.79	1.89	1.42
	9	6.06	6.13	5.78	5.07	4.10	2.57	1.45	1.19
	12	6.61	5.60	4.44	3.69	2.85	1.68	0.66	0.46
	24	3.95	3.19	2.44	1.95	1.50	0.20	-0.09	-0.33
	36	2.70	2.20	1.44	0.96	0.62	0.28	0.07	0.20
	48	1.84	1.55	1.16	1.00	0.86	0.38	0.46	0.74

资料来源：Time Series Momentum

5、时间序列动量：回溯测试

取 $k=12$ ， $h=1$ ，构建时间序列动量的交易策略，并进行回溯测试。资产多空权重设置为 40%/先验波动率，使得资产组合的波动率约为 40%，与个股的年化波动率相当。

表 3 为根据 Fama-French 模型回归后所得结果。策略与股指，市值，估值等因子均不显著相关，但与横截面上的动量因子显著正相关。策略月均超额收益为 1.58%，季均超额收益为 4.75%，均显著大于零。

表 3 时间序列动量策略 Fama-French 模型回归结果

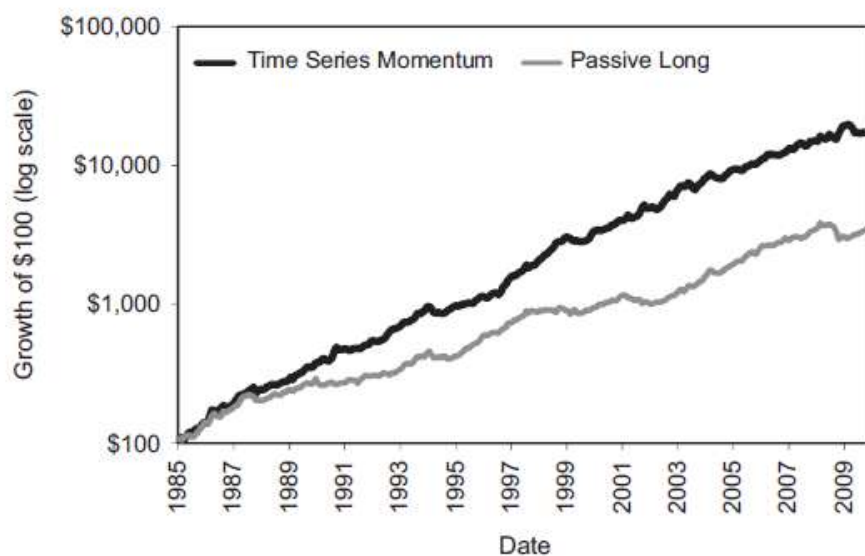
Panel A: Fama and French factors						
		MSCI World	SMB	HML	UMD	Intercept
Monthly	Coefficient	0.09	-0.05	-0.01	0.28	1.58%
	(t-Stat)	(1.89)	(-0.84)	(-0.21)	(6.78)	(7.99)
Quarterly	Coefficient	0.07	-0.18	0.01	0.32	4.75%
	(t-Stat)	(1.00)	(-1.44)	(0.11)	(4.44)	(7.73)
						R ²
						14%
						23%

资料来源：Time Series Momentum

图 2 为策略 1985 年至 2009 年的净值表现（对数）。从中可以看到，策略净值走势稳健，期末累计收益超过一百倍，年化收益率超过 20%。和被动持有各类资产相比，

时间序列动量策略累计净值约为被动持有的 10 倍左右，年化超额约为 10%。

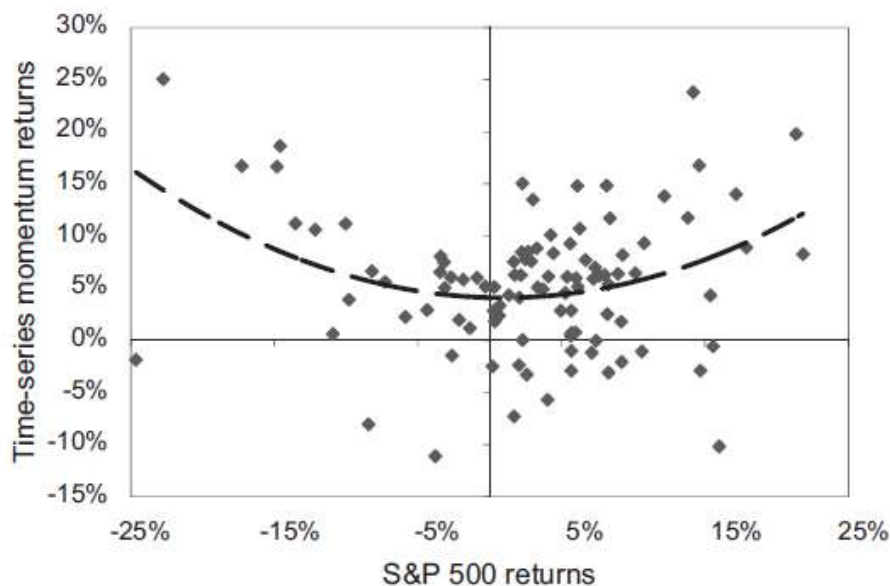
图 2 时间序列动量策略净值表现（对数）



资料来源：Time Series Momentum

图 3 为策略月收益与标普 500 指数月收益的散点图。从中可以发现，策略在股市大幅上涨或下跌时，具有高额的收益，而在市场波动较小时，收益也相对稳健。

图 3 时间序列动量策略与标普 500 指数月收益散点图



资料来源：Time Series Momentum

6、时间序列动量与横截面动量

前文中的 Fama French 因子模型显示，时间序列动量和横截面动量显著相关。作者以横截面动量策略收益 XSMOM 为解释变量，时间序列动量策略收益 TSMOM 为被解释变量，构建回归模型。表 4 为 TSMOM 与 XSMOM 回归模型结果。

表 3 TSMOM 与 XSMOM 回归模型结果

		Independent variables						R ²
		XSMOM ALL	XSMOM COM	XSMOM EQ	XSMOM FI	XSMOM FX	XSMOM US stocks	
Dependent variable	TSMOM ALL	0.66 (15.17)						44%
	TSMOM ALL		0.31 (7.09)	0.20 (4.25)	0.17 (3.84)	0.37 (8.11)	0.12 (2.66)	46%
	TSMOM COM		0.65 (14.61)					42%
	TSMOM COM		0.62 (13.84)	0.05 (1.01)	0.02 (0.50)	0.14 (3.08)	0.05 (1.06)	45%
	TSMOM EQ			0.39 (7.32)				15%
	TSMOM EQ		0.07 (1.29)	0.28 (5.07)	0.04 (0.67)	0.06 (1.11)	0.24 (4.26)	22%
	TSMOM FI				0.37 (6.83)			14%
	TSMOM FI		-0.03 (-0.62)	0.18 (3.05)	0.34 (6.19)	0.01 (0.20)	0.03 (0.48)	17%
	TSMOM FX					0.75 (19.52)		56%
	TSMOM FX		0.04 (1.07)	0.00 (-0.04)	-0.01 (-0.17)	0.75 (18.89)	-0.01 (-0.24)	56%

资料来源：Time Series Momentum

如上图所示，时间序列动量与横截面动量存在一定的相关性，从全体资产类型来看，相互解释部分约为 44%，从单一资产类型来看，外汇的动量效应重叠部分最高，达到 56%；大宗商品紧随其后，达到 42%；股票和债券相对较低，分别为 15%和 14%。

从上表的结论可以看出，时间序列动量与横截面动量并不相同。通过时间序列动量构建的多空策略收益并不能被横截面动量完全解释。

7、小结

通过先验波动率标准化的月收益时间序列存在一定的惯性，这种惯性可以称之为收益的时间序列动量。时间序列动量效应在股票，债券，外汇以及大宗商品等资产类型中都显著存在。通过做多正收益资产，做空负收益资产构建量化资产配置组合，在过去 25 年间能够获得累计超过一百倍的收益，年化收益超过 20%。策略收益在各个时期稳健且由于被动持有组合。因子模型的回归结果显示，时间序列动量策略不能被市场收益，市值，估值等因子解释，但和横截面动量存在约为 44%左右的相关性。剔除传统因子及横截面动量因子后，策略月均超额收益为 1.59%。

期权交易量对于未来股价的预测效力

文献来源：Pan, Jun and Allen M. Poteshman. "The Information In Option Volume For Future Stock Prices," Review of Financial Studies, 2006, v19(3,Fall), 871-908.

推荐人：021-23212230

推荐理由：本文研究表明期权交易量所包含的信息与未来股价变动之间存在着一定的关系。通过使用 CBOE 的相关数据，作者基于买入开仓成交量计算了 PUT-CALL 比率。在经过风险调整后，研究结果表明低 PUT-CALL 比率的股票能够在随后一天中跑赢高 PUT-CALL 比率的股票 40 个基点，在随后一周中跑赢 100 个基点。通过将数据划分为公众可观测到的以及公众不可观测到的，作者还发现前文提到的这种预测效力是来自于部分期权交易者所拥有的非公开信息而非市场的失灵。此外，作者还发现期权合约的杠杆率以及拥有信息优势的交易者的占比与前文中提到的期权交易量信息的预测效力也有着较强的联系。

1、概要

本文检验了期权交易中所包含的信息对于未来标的股价的走势是否具有预测效力。从经济学的角度来看，这实际上就是在研究信息是如何被纳入到资产的价格中去的。本文的主要目的是证明期权市场中存在着拥有信息优势的交易者并且围绕这类交易者进行研究。

本文主要检验了期权市场以及相关标的市场中是否存在着 Easley, O'Hara, Srinivas (1998) 提出的 POOLING 均衡。(在 POOLING 均衡下，当期权隐含的杠杆率很高，标的证券市场的流动性较低或者市场中拥有信息优势的投资者较多时，拥有信息优势的投资者会选择同时在标的市场以及期权市场进行交易。)

通过使用 CBOE 提供的买入开仓的交易数据，作者从 PUT-CALL 比率的角度检验了期权交易对于未来标的价格走势的预测效力。虽然检验结果表明期权交易量确实对于标的股价有一定的预测效力，但作者并不认为这种预测效力来自于市场失灵。作者认为这种预测效力是来自于部分期权交易者所拥有的非公开信息。所以，作者对于期权交易中拥有信息优势的交易者的比率以及期权交易量的预测效力进行了研究。此外，作者还对于期权合约的杠杆率以及期权交易量的预测效力之间的联系进行了研究。

2、相关模型

本文使用以下模型检验期权交易中所包含的信息对于未来标的价格的影响。

$$R_{it+\tau} = \alpha + \beta X_{it} + \varepsilon_{it+\tau} \quad \tau = 1, 2, 3, \dots \quad (1)$$

$R_{it+\tau}$ 为 t 日股票 i 的收益， X_{it} 是 t 日股票 i 交易中所包含的信息。本模型检验的是期权交易中包含的信息对于未来 τ 日股票收益的预测效力。此处原假设为：变量 X_{it} 无预测效力：对于所有 τ , $\beta=0$ 。

本模型中使用的是风险调整收益，并且模型中的信息变量的计算方式如下：

$$X_{it} = \frac{P_{it}}{P_{it} + C_{it}} \quad (2)$$

C 和 P 是非做市商的认购期权/认沽期权买入开仓量。若拥有信息优势的投资者对于

股票 i 拥有正向的非公开信息并依据此信息买入“新鲜”的认购期权，这种行为会使得 X 出现下降。反之，会推升 X 。若拥有信息优势的交易者真的是在期权市场进行基于手头信息的交易的话，作者预期公式（1）中的 β 会为负且显著。

由于相关理论认为价格能够对于公开信息在短时间内进行调整而无法对于非公开信息进行及时调整，作者通过下述模型对于这个推断进行了检验。

$$R_{it+\tau} = \alpha + \beta X_{it}^{public} + \varepsilon_{it+\tau} \quad \tau = 1, 2, 3, \dots \quad (3)$$

上述模型中的 X 由下式定义：

$$X_{it}^{public} = \left(\frac{P_{it}}{P_{it} + C_{it}} \right)^{Lee-Ready} \quad (4)$$

此处计算得到的 X 相对于(2)中计算得到的 X 有所不同，此处计算 X 时并未对于买入开仓以及买入平仓进行区分。此外，(2)的 X 计算所使用的数据是公众所无法观测到的，而(4)所使用的数据是公开信息。

拥有信息优势的交易者的集中度同样是作者关注的重要指标，作者认为交易量的预测效力与这一指标有着较强的联系。本文使用下述模型进行检验。

$$R_{it+1} = \alpha + \beta X_{it} + \gamma X_{it} \times \ln(size_i) + \delta X_{it} \times PIN_i + \varepsilon_{it+1} \quad (5)$$

$size_i$ 是股票 i 的市值， PIN_i 是对于股票 i 的交易中基于信息交易的占比的度量。此处具体指拥有信息优势的交易者的集中程度。

此外，作者还对于期权的成交量信息依据实值/虚值程度进行进一步的划分。进行这种操作的原因在于不同实值或虚值程度的期权给期权交易者提供了不同程度的杠杆。所以，拥有信息优势的交易者在进行交易时也会受到期权所提供的杠杆大小的影响。本文使用以下模型进行检验。

$$R_{it+1} = \alpha + \beta^{moneyness\ category} X_{it}^{moneyness\ category} + \varepsilon_{it+1} \quad (6)$$

上式中， $X_{it}^{moneyness\ category}$ 是分别使用虚值期权、接近在值期权、实值期权以及买入开仓认购期权量计算得到的指标。对于具有信息优势的交易者，若拥有正向非公开信息，购买虚值认购期权能够提供最高的杠杆而买入实值期权能提供的杠杆相对较低。所以，若理论成立，则 β^{OTM} 会相对较高而 β^{ITM} 会相对较低。

3、数据集

3.1 期权数据集

本文使用的主要数据来自 CBOE。数据集中包含从 1990 年 1 月到 2001 年 12 月末在 CBOE 中交易的所有期权的交易量数据。相比于其他期权研究中所使用的数据，本文数据的不同主要在于对于某个期权，其日成交量被细分为 16 个种类（4 种交易类型，4 种交易者类型）。

4 种交易类型分别为：买入开仓、买入平仓、卖出开仓、卖出平仓。4 种交易者类型分别为：公司自营交易者、折价经纪商公众客户，全服务经纪商公众客户，其他公众客户。

表 1 对于数据集进行了总体的概述。

表 1 依据买卖类型以及交易者类型的期权交易量数据

	open buy		open sell		close buy		close sell	
	put	call	put	call	put	call	put	call
Panel A: Equity options								
Small stocks								
avg volume	16	53	18	49	8	18	9	26
% from Prop	7.48	4.46	5.42	4.09	4.42	4.84	3.83	3.75
% from Discount	7.35	12.92	9.96	11.97	7.81	11.14	6.74	11.89
% from Full Serv	72.61	71.73	75.84	73.66	77.90	72.09	75.96	71.60
Medium stocks								
avg volume	38	96	36	89	17	39	21	57
% from Prop	10.87	8.81	9.89	7.62	8.19	8.17	6.76	6.85
% from Discount	8.49	12.48	9.38	9.97	8.67	9.34	9.73	12.27
% from Full Serv	69.22	67.90	71.38	72.37	71.42	69.89	69.36	68.14
Large stocks								
avg volume	165	359	135	314	66	159	90	236
% from Prop	14.45	11.36	13.61	10.14	11.18	9.86	9.19	8.25
% from Discount	9.77	13.18	7.83	8.02	7.73	7.55	11.31	13.64
% from Full Serv	63.60	64.70	69.68	71.98	68.72	69.95	65.27	65.84
Panel B: Index options								
S&P 500 (SPX)								
avg volume	17398	10254	12345	11138	7324	7174	10471	6317
% from Prop	23.51	34.29	35.71	25.51	32.51	20.05	20.10	28.24
% from Discount	4.22	4.19	1.38	1.59	1.48	1.72	4.45	4.78
% from Full Serv	58.24	48.16	48.81	59.45	49.75	63.79	59.58	51.72
S&P 100 (OEX)								
avg volume	25545	19112	12825	11900	9024	9401	20232	15870
% from Prop	6.04	11.01	18.13	10.05	19.78	11.07	6.31	10.42
% from Discount	12.32	14.04	4.76	5.06	4.56	5.13	12.49	14.08
% from Full Serv	64.61	58.67	60.52	67.48	54.19	61.84	62.79	56.74
Nasdaq 100 (NDX), from 1994/2/7 to 2001/12/31								
avg volume	1757	1119	1412	1369	815	949	1185	748
% from Prop	22.68	33.25	35.90	22.69	34.22	17.43	16.71	26.50
% from Discount	5.90	9.76	2.85	2.66	4.46	3.02	7.10	11.74
% from Full Serv	62.83	49.61	53.49	65.09	50.95	66.86	65.18	52.23

资料来源: The Information In Option Volume For Future Stock Prices

面板 A 对于股票期权的成交数据进行了统计, 面板 B 对于指数期权的相关数据进行了统计。表中的数字是横截面均值的时间序列均值。对于同一个标的证券的期权合约交易量进行计算时, 不同行权价以及不同到期日的期权合约成交量是加在一起进行统计的。

3.2 股票数据以及 PUT-CALL 比率

为了进行相关检验, 本文还将上文提到的期权数据集与 CRSP 得到的股票数据集进行了整合。此处将着重说明买入开仓数据的整合。

对于每个交易日, 作者对于每只股票计算期权买入开仓量。这包括所有行权价以及到期日的认购、认沽期权。为了去除流动性较低的期权交易, 作者只保留了买入开仓数量在 50 以上的相关标的。然后, 作者将期权数据集和 CRSP 中的股票价格以及收益数据进行整合。这种操作是在日级别上完成的, 所以有的标的可能会由于成交活跃程度的原因在某些时间段被排除在数据集之外。

根据前文所述, 买入开仓 PUT-CALL 比率 (请参考前文公式 (2) 的定义) 是从期权成交量数据中提取的重要变量。对于整个样本, PUT-CALL 比率平均为 30%, 认购期权的成交量稍高于认沽期权的成交量。每日对于所有股票依据其 PUT-CALL 比率进行排序, 分位数较高的股票其 PUT-CALL 比率平均为 80%, 而分为数较低的股票其 PUT-CALL 比率平均为 0.1%。考虑到 PUT-CALL 比率是基于每日期权的成交量计算得到的, 其波动性本来就会相对较大。根据统计, 58% 的分位数较低的股票会在随后一日

中继续处于分位数较低的集合中，42%的分位数较高的股票会在随后交易日内保持在同一集合中。

3.3 不同投资者类型的交易行为

本文中的期权数据集将投资者分为了4类，虽然并没有相关理论认为具有信息优势的投资者会聚集于这4类中的一类，但是作者依旧对于不同类型的投资者进行了分类统计。表2对于不同类型的投资者的交易行为进行了统计。

表2 不同类型投资者的交易行为（百分比）

	prop		discount		full serv		other	
	call	put	call	put	call	put	call	put
Panel A: Option moneyness								
above 10% OTM	14.3	22.8	26.8	29.6	20.9	24.6	22.2	25.5
3% to 10% OTM	24.4	24.9	31.2	32.3	27.9	27.3	27.5	26.1
near-the-money	30.6	27.9	26.0	27.6	26.1	26.4	26.4	27.1
3% to 10% ITM	14.7	11.9	9.6	7.8	13.1	13.3	12.7	13.6
above 10% ITM	16.0	12.4	6.4	2.8	12.0	8.4	11.3	7.7
Panel B: Option time to expiration								
under 30 Days	35.5	39.6	40.2	52.5	37.3	44.4	38.4	46.8
30 to 59 Days	28.6	25.2	27.6	26.6	29.4	29.9	29.1	27.5
60 to 89 Days	7.8	7.0	7.7	6.3	7.6	6.7	7.4	6.3
90 to 179 Days	17.7	15.5	15.3	10.9	16.1	12.8	15.6	13.0
above 179 Days	10.3	12.7	9.2	3.7	9.6	6.1	9.5	6.3
Panel C: Past-week stock return								
lowest	13.8	18.2	20.8	15.5	19.4	18.2	19.0	17.6
2nd to lowest	19.7	21.6	20.2	18.2	20.0	20.2	19.4	20.1
medium	23.4	23.5	19.6	21.2	20.4	21.5	20.2	21.3
2nd to highest	23.7	21.3	19.3	22.8	20.3	21.2	20.7	21.3
highest	19.4	15.5	20.1	22.3	19.9	19.0	20.7	19.7
Panel D: Underlying stock size								
small	1.4	1.6	3.6	1.6	4.5	2.8	4.2	2.7
medium	13.4	11.7	17.3	12.8	18.7	16.8	17.5	14.9
large	85.2	86.7	79.0	85.6	76.8	80.4	78.3	82.4
Panel E: Underlying stock PIN								
low	80.9	82.9	78.7	86.0	77.1	81.1	77.1	81.1
medium	17.6	15.7	20.0	13.2	21.2	17.7	21.2	17.6
high	1.5	1.3	1.3	0.8	1.7	1.2	1.6	1.3

资料来源: The Information In Option Volume For Future Stock Prices

根据面板A的数据，虽然所有投资者更倾向于交易虚值期权，这种规律在折价经纪商的公众客户群中更加明显，而在自营交易者中相对较低。换句话说，自营交易者更倾向于将他们的交易分布于略微虚值以及实值的期权合约上。

根据面板B的数据，到期日较近的合约买入量相对较高，而到期日较远的合约买入量相对较低。这种现象在不同种类的投资者上都较为明显。

面板D、E有助于检验对于每种类型的投资者他们都更偏向于那种标的股票，此处通过PIN以及股票市值对于所有股票进行分类。PIN是指某个期权交易是基于标的股票信息优势而进行的概率。

4、检验结果

4.1 主要检验结果

基于第2章的叙述,本节将对于期权交易量对于未来标的价格的预测效力进行检验。

对于每个交易日,作者对于每只股票计算期权买入开仓量。这包括所有行权价以及到期日的认购、认沽期权。为了去除流动性较低的期权交易,作者只保留了买入开仓数量在50以上的相关标的。然后,作者将期权数据集和CRSP中的股票价格以及收益数据进行整合。这种操作是在日级别上完成的,所以有的标的可能会由于成交活跃程度的原因在某些时间段被排除在数据集之外。

根据公式(1),作者对于次日风险调整收益进行了回归。回归的斜度系数为-53基点且t统计量为-32.92。此结果表明买入PUT-CALL比率为0的股票并卖出PUT-CALL为1的股票能够在次日产生53基点的风险调整后收益。虽然说在实际情况中基本不可能出现PUT-CALL比率为1或者为0,但当作者依据PUT-CALL比率对于股票进行排序且组成相关股票组合时发现低分位数的股票组合能够在次日获取平均15.7基点的收益而高分位数的股票组合能够在次日获取平均-26.6基点的收益。也可构建零投入组合,买入低PUT-CALL比率的股票,卖出高PUT-CALL比率的股票,此组合的次日平均收益为28.55基点,夏普比率为0.52。

作者进一步将时间窗口扩大(+1日、+2日、+3日)并进行回归,图1展示了斜度系数以及他们的95%置信区间。

图1 检验结果

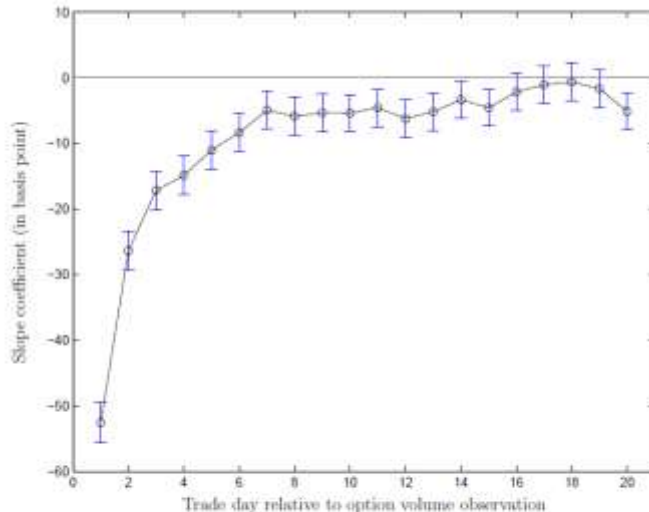


Figure 1: The predictability of open-buy option volume signal for future stock returns. Daily stock returns $R_{i,t+\tau}$ — risk-adjusted and τ trade days ahead of the option trading — are regressed on the day- t open-buy put-call ratio for stock i . Reported are the slope coefficients and the 95% confidence intervals, using Fama-MacBeth standard errors.

资料来源: The Information In Option Volume For Future Stock Prices

可以看到,系数的大小随着时间窗口的变大而逐渐变小,并且系数也未随时间窗口的变大而出现反转。这表明了交易量的预测效力是基于标的证券的信息而非单纯的股价压力。

4.2 公开信息 vs 非公开信息

前文中曾提到，价格能够对于公开信息进行及时调整而无法对于非公开信息进行快速调整。由于本文的数据提供了很所详细统计，所以在进行回归分析时可以明确区分公开信息以及非公开信息。

参照前文公式(3)，可以分别使用买入开仓计算的 PUT-CALL 比率以及 Lee-Ready 主动买入量计算的 PUT-CALL 比率进行回归分析。作者分别对于两种计算方法进行了单变量回归也进行了双变量回归。

当使用买入开仓 PUT-CALL 比率进行回归时，斜率系数为-46 基点，t 统计量为-22.31，而使用 Lee-Ready PUT-CALL 比率进行回归时，斜率系数为-30 基点，t 统计量为-13.51。这里的结果看起来表明，可公开观测到的期权交易量以及非公开观测到的期权交易量都对于次日股票收益具有预测性。但当进行双变量回归时，非公开观测到的期权交易量系数依旧显著而公开可观测的交易量系数变得不显著。（95%的置信度）买入开仓 PUT-CALL 比率系数为-44 基点，t 统计量为-16.27，而 Lee-Ready PUT-CALL 比率系数为-5 基点，t 统计量为-1.68。图 2 展示了不同时间窗口下的检验结果。

图 2 检验结果

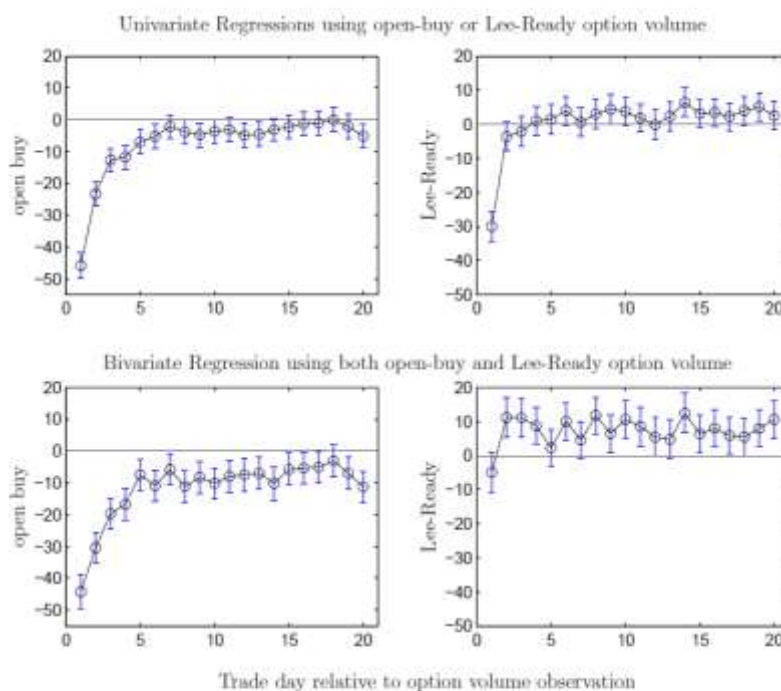


Figure 2: The predictability of publicly and non-publicly observable option volumes for future stock returns. The plots in the first row report slope coefficients with 95% confidence intervals for univariate regressions of next-day risk-adjusted stock returns on open-buy volume put-call ratios or Lee-Ready buyer-initiated volume put-call ratios. The plots in the second row report the slope coefficients from a bivariate regression of next-day risk-adjusted stock returns on both open-buy volume and Lee-Ready buyer-initiated volume put-call ratios.

资料来源: The Information In Option Volume For Future Stock Prices

上述结果表明虽然可公开观测的交易量信息虽具有一定预测效力，但是其预测效力并不一定是来源于关于标的证券的信息。并且这种预测效力随着时间窗口的缩小而快速衰减。而且在控制买入开仓交易信息的情况下，其预测效力并不显著。

4.3 拥有信息优势的交易者的聚集程度

根据公式（5），作者对于不同股票市值以及 PIN 下的期权交易信息预测效力进行了回归。PIN 可通过 Soeren Hvidkjaer 的对于 NYSE 以及 AMEX 1990 到 2001 股票相关网站获取。表 3 对于结果进行了统计。

表 3 检验结果

intercept	put-call ratio	put-call ratio × ln(size)	put-call ratio × PIN
Panel A: +1-day returns			
9.49 [11.90]	-34.60 [-22.20]		
9.28 [11.60]	-152.8 [-6.50]	5.27 [5.13]	
9.42 [11.80]	-10.50 [-2.29]		-189.3 [-5.05]
9.38 [11.70]	-91.50 [-2.45]	3.18 [2.22]	-112.4 [-2.14]
Panel B: +1-day through +5-day returns			
15.10 [5.16]	-87.60 [-18.92]		
14.20 [4.76]	-579.9 [-8.10]	22.00 [6.96]	
14.80 [5.01]	38.10 [2.59]		-993.6 [-8.40]
14.70 [4.93]	-153.1 [-1.32]	7.40 [1.66]	-796.1 [-4.81]

资料来源: The Information In Option Volume For Future Stock Prices

前文的检验结果表明，买入开仓交易量对于未来尤其是次日股票价格走势有着较强的预测效力，而本节的结果则表明此种预测效力随着拥有信息优势的交易者的集中程度的增高而增高。

4.4 期权杠杆率

对于虚值/实值程度不同的期权，可通过 K/S 来对于它们进行区分。由此可以将期权分类为：实值、虚值、近在值。其中，可定义近在值期权为 K/S 比率在 0.97 到 1.03 的期权。本节使用公式（6）进行相关回归。表 4 为回归结果。

对于面板 A，预测效力的大小以及显著性随着虚值程度的减小而逐渐减小。换句话说，随着杠杆率的减小，预测效力逐渐衰减。

对于相同实值/虚值程度的期权，期限较短的期权具有更高的杠杆率。对于面板 B，期权交易量的预测效力随着到期时间的增多而逐渐衰减。

表 4 回归结果

contract type	intercept	put-call ratio	avg. num of stocks
Panel A: Moneyness			
above 10% OTM	14.65 [13.06]	-44.67 [-29.57]	207
3% to 10% OTM	1.86 [2.19]	-21.15 [-16.71]	181
near-the-money	-2.32 [-2.64]	-11.74 [-8.43]	152
3% to 10% ITM	-4.79 [-5.07]	-2.71 [-1.85]	125
above 10% ITM	-6.21 [-6.10]	7.95 [3.52]	134
Panel B: Time to Expiration			
under 30 days	8.77 [11.04]	-34.83 [-31.20]	382
30 to 59 days	7.71 [9.57]	-28.52 [-24.64]	328
60 to 89 days	6.50 [7.87]	-19.92 [-15.91]	251
90 to 179 days	6.25 [7.37]	-17.40 [-13.16]	219
above 179 days	4.40 [4.38]	-6.91 [-3.63]	106

资料来源: The Information In Option Volume For Future Stock Prices

5、结论

本文对于期权交易量所包含的信息对于未来标的股价走势的预测效力进行了检验。文中研究表明: 标的股票价格能够在短时间内对于公开可观测到的期权交易量信息进行调整而无法对于非公开的交易量信息进行快速调整, 这通常需要需要几周的时间。所以说, 期权交易量对于股价未来走势的预测效力并不是来自于市场失灵而是来自于拥有信息优势的交易者所拥有的非公开信息。此外, 作者还发现拥有信息优势的投资者的聚集程度以及期权合约的杠杆大小都在某种程度上影响着期权交易信息的预测效率。文中研究结果表明, 预测效力会随着信息优势投资者的聚集程度以及杠杆的升高而出现上升。

价格突变时间间隔的幂数法则

原文: Taisei Kaizoji, Michiyo Kaizoji, Power law for the calm-time interval of price changes, Physica A 336 (2004) 563 – 570.

推荐人: 朱剑涛 021-23219745

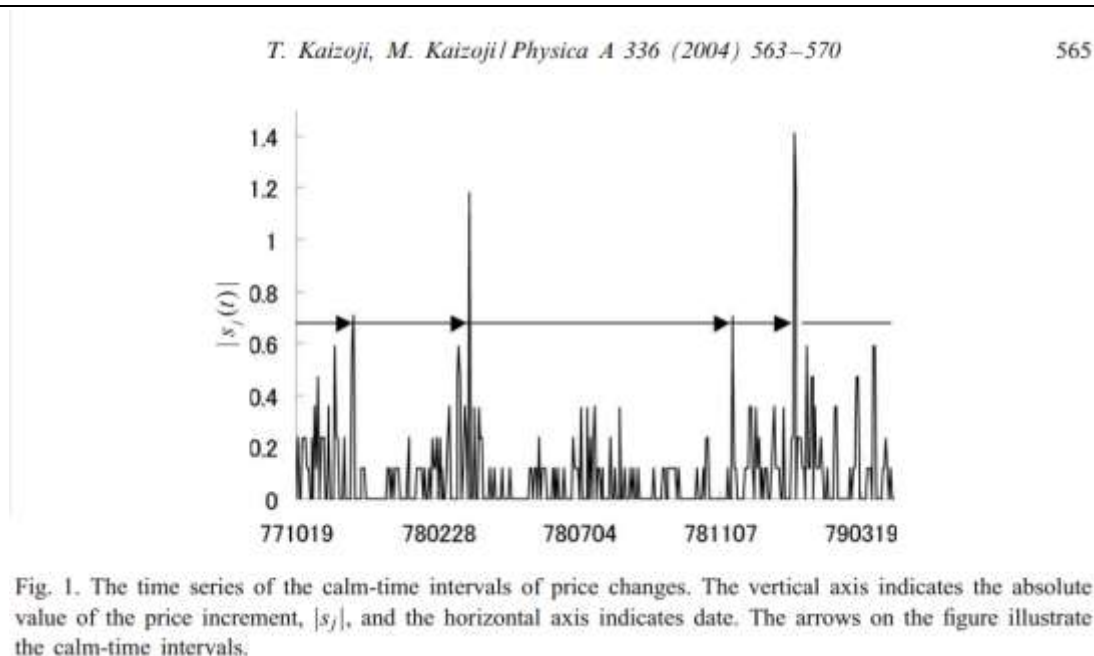
推荐理由: 对股票价格序列建模需要了解其统计实证特征, 构造符合该特征的模型, 像之前收益率尖峰厚尾、波动率集聚效应的发现大力推动了 GARCH 类模型的发展。本文作者揭示了股票价格序列的另一种统计特征, 即价格大幅波动事件间隔时间符合幂数法则, 为我们建模提供了新的考虑因素。

作者实证采用的是东京股票交易所上市交易的 800 只股票和 Nikkei 225 指数的日收盘价数据, 时间段从 1975 年 1 月 4 日到 2001 年 12 月 28 日。记第 j 只股票第 t 日的价格为 $p_j(t)$, $S_j(t) = p_j(t) - p_j(t-1)$ 为其当日的价格变动, 对价格变动序列进行正则化得到

$$s_j(t) = \frac{S_j(t) - \text{mean}(\{S_j(k)\}_{k=t-T}^{k=t-1})}{\text{std}(\{S_j(k)\}_{k=t-T}^{k=t-1})}$$

定义事件为正则化的价格波动 $|s_j(t)|$ 大于某个设定的阈值 θ , 两个事件的时间间隔定义为 τ_j (图 1), 作者考察了 $P(\tau_j > \tau)$ 的变化, 如图 2 所示

图 1 价格大幅变动间隔示例 ($\theta=0.7$)



资料来源: www.sciencedirect.com

图 2 所示的是 Tomen Corp 公司在 $\theta=0.7$ 时 $P(\tau_j > \tau)$ 随 τ 变化的关系图, 作者发现其近似满足幂数关系,

$$P(\tau_{\text{Tomen}} \geq \tau) = \frac{1}{\tau^\alpha} \text{ 其中 } \alpha = 1.13, R^2 = 0.99。$$

图 2 Tomen Corp 事件间隔时间分布

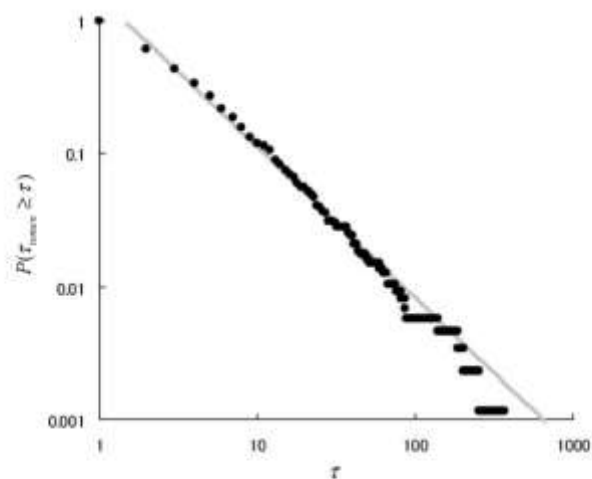


Fig. 2. The log-log plots of the cumulative distribution of the calm-time interval for Tomen Corp. in the 27-year period from 4 January 1975 to 28 December 2001 with the threshold $\theta = 0.7$. The dots represent the observed cumulative distributions, whereas the solid lines are of the power-law distributions $P(\tau_{\text{Tomen}}) \sim \tau^{-\alpha}$ with the exponent $\alpha = 1.13$.

资料来源: www.sciencedirect.com

为了验证结论的稳健性,作者随机从东京交易所的 800 只股票中抽取了 10 只股票,做类似分析,其结果如图 3 所示,可以看到这些股票的事件间隔时间也是近似满足幂数分布规律的。

图 3 TSE 随机 10 只股票的事件间隔时间分布

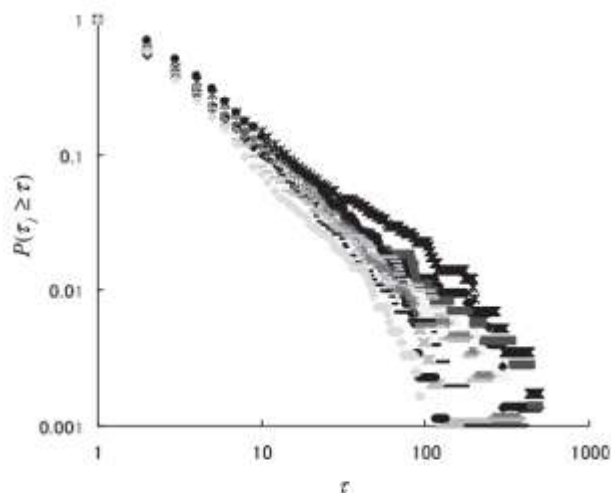


Fig. 3. The log-log plots of the cumulative distribution of the calm-time interval for 10 companies with the threshold $\theta = 0.7$. The 10 companies were selected randomly from among 800 companies listed into the TSE.

资料来源: www.sciencedirect.com

如果把所有 800 只股票都进行上述的分析,固定 $\theta = 0.7$, 可以得到的幂数 α 的频率分布图 (图 4), 57% 的数值分布在 1.3 到 1.5 之间。

图 4TSE 800 只股票的事件间隔时间分布幂数 α 的频率分布图

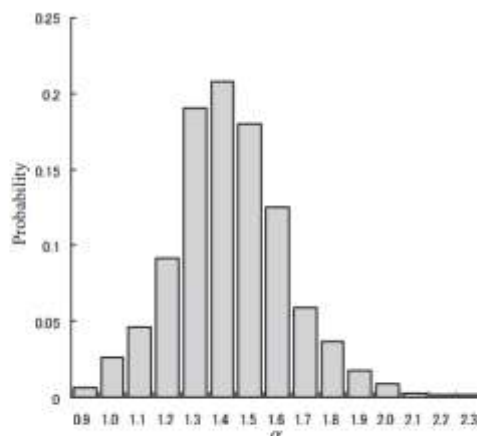


Fig. 4. The histogram of the power-law exponent α estimated from the cumulative distributions of the calm-time intervals for 800 companies listed into the TSE with the threshold $\theta = 0.7$.

资料来源: www.sciencedirect.com

图 5Tormen Corp 和 Nikkei 225 指数的幂数 α 随 θ 变化关系

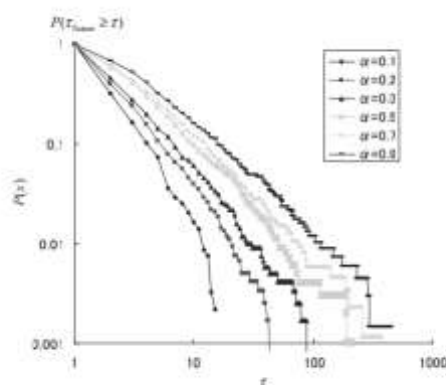


Fig. 6. The plot of the cumulative distributions of the calm-time intervals for Tormen Corp. under thresholds θ ranging from 0.1 to 0.9.

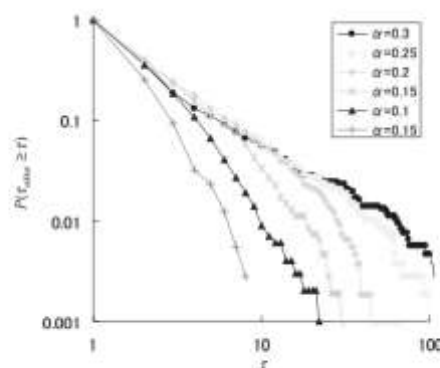


Fig. 7. The plot of the cumulative distributions of the calm-time interval for the Nikkei 225 index under thresholds θ ranging from 0.05 to 0.3.

资料来源: www.sciencedirect.com

图 6Tormen Corp 和 Nikkei 225 指数的幂数 α 随 θ 的数值对应

Table 1 Dependency of the power-law exponent α on the threshold θ			
Tormen corp.		The Nikkei 225 index	
Threshold θ	The exponent α	The threshold θ	The exponent α
0.1	1.81	0.05	2.47
0.2	1.43	0.1	2.24
0.3	1.31	0.15	1.66
0.5	1.22	0.2	1.25
0.7	1.13	0.25	1.17
0.9	0.97	0.3	1.16

资料来源: www.sciencedirect.com

幂数 α 的大小与阈值 θ 的取值有关, 从图 5 和图 6 可以看到, 不论是个股 Tormen Corp 还是股票指数 Nikkei 225, 其时间时间间隔都是近似满足幂数分布的; Tormen Corp 随着 θ 的取值从 0.1 逐步增大到 0.9, 其对应的幂数从 1.81 降到 0.97, 分布函数的衰减速度越来越慢; Nikkei 225 指数的变化情况与此类似, θ 的取值从 0.05 逐步增大

到 0.3 的过程中，对应的幂数从 2.47 降到 1.16，分布函数衰减速度递减。

总的来说，作者发现股票和股票指数的价格大幅波动事件之间的时间间隔近似满足幂数分布，这个结论从实证结果看十分稳健，可以考虑用来作为衡量股票投资风险的工具之一，同时也是对应股票市场建模必须的满足的条件之一。

信息披露

分析师声明

高道德、倪韵婷、朱剑涛、陈韵骅：

以上分析师皆具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格，以勤勉的职业态度，独立、客观地出具本报告。本报告所采用的数据和信息均来自市场公开信息，本人不保证该等信息的准确性或完整性。分析逻辑基于作者的职业理解，清晰准确地反映了作者的研究观点，结论不受任何第三方的授意或影响，特此声明。

法律声明

本报告仅供海通证券股份有限公司（以下简称“本公司”）的客户使用。本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见并不构成对任何人的投资建议。在任何情况下，本公司不对任何人因使用本报告中的任何内容所引致的任何损失负任何责任。

本报告所载的资料、意见及推测仅反映本公司于发布本报告当日的判断，本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可能会波动。在不同时期，本公司可发出与本报告所载资料、意见及推测不一致的报告。

市场有风险，投资需谨慎。本报告所载的信息、材料及结论只提供特定客户作参考，不构成投资建议，也没有考虑到个别客户特殊的投资目标、财务状况或需要。客户应考虑本报告中的任何意见或建议是否符合其特定状况。在法律许可的情况下，海通证券及其所属关联机构可能会持有报告中提到的公司所发行的证券并进行交易，还可能为这些公司提供投资银行服务或其他服务。

本报告仅向特定客户传送，未经海通证券研究所书面授权，本研究报告的任何部分均不得以任何方式制作任何形式的拷贝、复印件或复制品，或再次分发给任何其他人，或以任何侵犯本公司版权的其他方式使用。所有本报告中使用的商标、服务标记及标记均为本公司的商标、服务标记及标记。如欲引用或转载本文内容，务必联络海通证券研究所并获得许可，并需注明出处为海通证券研究所，且不得对本文进行有悖原意的引用和删改。

根据中国证监会核发的经营证券业务许可，海通证券股份有限公司的经营经营范围包括证券投资咨询业务。

海通证券股份有限公司研究所

路颖 所长 (021) 23219403 luying@htsec.com
高道德 副所长 (021) 63411586 gaodd@htsec.com
姜超 副所长 (021) 23212042 jc9001@htsec.com

江孔亮 所长助理 (021) 23219422 kljiang@htsec.com

宏观经济研究团队 姜超(021)23212042 jc9001@htsec.com 顾潇啸(021)23219394 gx8737@htsec.com 联系人 王丹(021) 23219885 wd9624@htsec.com 于博(021) 23219820 yb9744@htsec.com	金融工程研究团队 吴先兴(021)23219449 wuxx@htsec.com 郑雅斌(021)23219395 zhengyb@htsec.com 冯佳睿(021)23219732 fengjr@htsec.com 朱剑涛(021)23219745 zhujt@htsec.com 张欣慰(021)23219370 zxxw6607@htsec.com 曾逸名(021)23219773 zym6586@htsec.com 纪锡靛(021)23219948 jxj8404@htsec.com 联系人 杜灵(021)23219760 dg9378@htsec.com 余浩淼(021) 23219883 yhm9591@htsec.com 沈泽承(021) 23212067 szc9633@htsec.com 袁林青(021)23212230 ylq9619@htsec.com	金融产品研究团队 单开佳(021)23219448 shankj@htsec.com 倪韵婷(021)23219419 niyt@htsec.com 罗震(021)23219326 luozh@htsec.com 唐洋运(021)23219004 tangyy@htsec.com 孙志远(021)23219443 szy7856@htsec.com 陈亮(021)23219914 cl7884@htsec.com 陈瑶(021)23219645 chenyaoyao@htsec.com 伍彦妮(021)23219774 wyn6254@htsec.com 桑柳玉(021)23219686 sly6635@htsec.com 陈韵骋(021)23219444 cych6613@htsec.com 田本俊(021)23212001 tbj8936@htsec.com 联系人 冯力(021)23219819 fl9584@htsec.com 宋家骥(021)23212231 sjj9710@htsec.com
--	--	--

策略研究团队 荀玉根(021)23219658 xyg6052@htsec.com 汤慧(021)23219733 tangh@htsec.com 王旭(021)23219396 wx5937@htsec.com 刘瑞(021)23219635 lr6185@htsec.com 李珂(021)23219821 lk6604@htsec.com 张华恩(021)23212212 zhe9642@htsec.com	中小市值团队 钮宇鸣(021)23219420 ymniu@htsec.com 何继红(021)23219674 hejh@htsec.com 孔维娜(021)23219223 kongwn@htsec.com	政策研究团队 李明亮(021)23219434 lml@htsec.com 陈久红(021)23219393 chenjiuhong@htsec.com 吴一萍(021)23219387 wuyiping@htsec.com 朱蕾(021)23219946 zl8316@htsec.com 周洪荣(021)23219953 zhr8381@htsec.com
---	--	---

批发和零售贸易行业 汪立亭(021)23219399 wanglt@htsec.com 李宏科(021)23219671 lhk6064@htsec.com 路颖(021)23219403 luying@htsec.com 潘鹤(021)23219423 panh@htsec.com	石油化工行业 邓勇(021)23219404 dengyong@htsec.com 王晓林(021)23219812 wxl6666@htsec.com	非银行金融行业 丁文韬(021)23219944 dwt8223@htsec.com 吴绪越(021)23219947 wxy8318@htsec.com 王维逸(021)23212209 ww9630@htsec.com
--	--	--

电力设备及新能源行业 周旭辉(021)23219406 zxh9573@htsec.com 牛品(021)23219390 np6307@htsec.com 房青(021)23219692 fangq@htsec.com 徐柏乔(021)23219171 xqb6583@htsec.com	有色金属行业 钟奇(021)23219962 zq8487@htsec.com 施毅(021)23219480 sy8486@htsec.com 刘博(021)23219401 liub5226@htsec.com	钢铁行业 刘彦奇(021)23219391 liuyq@htsec.com
---	--	--

机械行业 龙华(021)23219411 longh@htsec.com 徐志国(010)58067934 xzg9608@htsec.com 熊哲颖(021)23219407 xzy5559@htsec.com 联系人 韩鹏程(021)23219963 hpc9804@htsec.com 赵晨(010)58067988 zc9848@htsec.com	医药行业 周锐(0755)82780398 zr9459@htsec.com 余文心(0755)82780398 ywx9460@htsec.com 刘宇(021)23219608 liuy4986@htsec.com 王威(0755)82780398 ww9461@htsec.com 郑琴(021)23219808 zq6670@htsec.com	建筑工程行业 赵健(021)23219472 zhaoj@htsec.com 张显宁(021)23219813 zxn6700@htsec.com 联系人 金川(021)23219957 jc9771@htsec.com
--	---	--

计算机行业 陈美凤(021)23219409 chenmf@htsec.com 蒋科(021)23219474 jiangk@htsec.com 王秀铜(010)58067934 wxg8866@htsec.com	房地产业 涂力磊(021)23219747 tll5535@htsec.com 谢盐(021)23219436 xiey@htsec.com 贾亚童(021)23219421 jiayt@htsec.com	食品饮料行业 闻宏伟(010)58067941 whw9587@htsec.com 马浩博(021)23219822 mhb6614@htsec.com 联系人 成珊(021)23212207 cs9703@htsec.com
--	--	---

汽车行业 邓学(0755)23963569 dx9618@htsec.com 廖瀚博(0755)82900477 lhb9781@htsec.com	农林牧渔行业 丁频(021)23219405 dingpin@htsec.com 夏木(021)23219748 xiam@htsec.com 联系人 陈雪丽(021)23219164 cxl9730@htsec.co	社会服务业 林周勇(021)23219389 lzy6050@htsec.com
--	---	---

银行业 林媛媛(0755)23962186 王宇轩(021)23219383 llyy9184@htsec.com wyx9965@htsec.com	基础化工行业 曹小飞(021)23219267 张 瑞(021)23219634 caoxf@htsec.com zr6056@htsec.com	建筑建材行业 邱友锋(021)23219415 周 煜(021)23219972 qyf9878@htsec.com zy9445@htsec.com
交通运输行业 虞 楠(021)23219382 姜 明(021)23212111 yun@htsec.com jm9176@htsec.com	家电行业 陈子仪(021)23219244 宋 伟(021)23219949 chenzy@htsec.com sw8317@htsec.com	通信行业 徐 力(010)58067940 xl9312@htsec.com
纺织服装行业 焦 娟(021)23219356 唐 苓(021)23212208 jj9604@htsec.com tl9709@htsec.com	电子行业 董瑞斌(021)23219816 陈 平(021)23219646 drb9628@htsec.com cp9808@htsec.com	造纸轻工行业 曾 知 (021)23219473 zz9612@htsec.com
互联网及传媒行业 张杰伟(021)23219775 联系人 王幽悠(021)23212210 zjw9915@htsec.com wyy9632@htsec.com	煤炭行业 朱洪波(021)23219438 zhb6065@htsec.com	公用事业 联系人 张一弛(021)23219402 韩佳蕊(021)23212259 zyc9637@htsec.com hjr9753@htsec.com

海通证券股份有限公司机构业务部

陈苏勤 董事总经理
(021)63609993
chensq@htsec.com

贺振华 董事副总经理
(021)23219381
hzh@htsec.com

深广地区销售团队

蔡铁清 (0755)82775962 ctq5979@htsec.com
刘晶晶 (0755)83255933 liujj4900@htsec.com
辜丽娟 (0755)83253022 gulj@htsec.com
高艳娟 (0755)83254133 gyj6435@htsec.com
伏财勇 (0755)23607963 fcy7498@htsec.com
邓 欣 (0755)23607962 dx7453@htsec.com

上海地区销售团队

贺振华 (021)23219381 hzh@htsec.com
李唯佳 (021)23219384 jiwj@htsec.com
胡雪梅 (021)23219385 huxm@htsec.com
黄 毓 (021)23219410 huangyu@htsec.com
朱 健 (021)23219592 zhuj@htsec.com
黄 慧 (021)23212071 hh9071@htsec.com
孙 明 (021)23219990 sm8476@htsec.com
孟德伟 (021)23219989 mdw8578@htsec.com
黄胜蓝(021)23219386 hsl9754@htsec.com
张 杨(021)23219442 zy9937@htsec.com
杨 洋(021)23219281 yy9938@htsec.com

北京地区销售团队

赵 春 (010)58067977 zhc@htsec.com
隋 巍 (010)58067944 sw7437@htsec.com
江 虹 (010)58067988 jh8662@htsec.com
杨 帅 (010)58067929 ys8979@htsec.com
张 楠 (010)58067935 zn7461@htsec.com
许 诺 (010)58067931 xn9554@htsec.com
杨 博 (010)58067996 yb9906@htsec.com

海通证券股份有限公司研究所

地址: 上海市黄浦区广东路 689 号海通证券大厦 13 楼
电话: (021)23219000
传真: (021)23219392
网址: www.htsec.com