

去异方差交易量与价格波动关系研究^①

文凤华^{1,3}, 饶贵添¹, 张小勇², 杨晓光^{1,3,4}

(1 长沙理工大学经济与管理学院, 长沙 410004 2 湖南大学工商管理学院, 长沙 410082
3 湖南省金融工程与金融管理研究中心, 长沙 410004 4 中国科学院数学与系统科学研究院, 北京 100080)

摘要: 在去除交易量时间趋势与自回归的基础上, 大量的实证检验发现即期交易量与价格波动之间存在正相关关系. 然而交易量序列同时还存在异方差现象. 用同时去除时间趋势、自相关与异方差的交易量作为信息流的代表, 来研究价格波动与交易之间的关系, 结果发现, 新的交易量序列能更好地解释收益率的异方差特征, 而且市场成熟度不同的国家, 交易量序列的这种解释能力也不同.

关键词: 信息理论模型; 混合分布假说; 去异方差交易量; 波动丛聚性

中图分类号: F830 91 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2010)03-0064-09

0 引言

大量的实证检验发现即期交易量与价格波动之间存在正相关关系以来, 对此理论的探讨大致可以分为 4 类. 第 1 类是信息理论模型. 信息理论模型认为市场信息是决定交易量和价格波动的共同的动力因素, 包括 Clark^[1]首先提出的混合分布假说模型、Tauchen 和 Pitts^[2]建立的二元混合分布模型、Andersen^[3]提出的修正混合分布模型、Liesenfeld^[4]提出的广义二元混合模型以及 Copeland^[5]提出的信息顺序到达模型. 第 2 类称为交易理论模型. 交易理论模型研究日内交易量与价格波动的关系及其产生的原因, 交易者的交易行为是该类模型考虑的关键, 主要指 Admati 和 Pfleiderer^[6]以及 Kyle^[7]的日内交易行为模型. 第 3 类是 Harris 和 Raviv^[8]和 Shalen^[9]提出的理念分散模型. 理念分散模型认为交易者对市场信息的估价越分散, 交易量越大, 价格波动越剧烈; 第 4 类是错误代理假定与信息误判假定模型. 这类模型认为, 量价关系在极端市场条件下, 会表现出

与正常市场条件下不一致的非线性特征. 对这种关系的解释观点有两种: Galant 等^[10]提出的错误代理假定与 Genotte 和 Leland^[11]提出的信息误判假定. 在这 4 类模型中, 信息理论中的混合分布模型被普遍接受.

Clark 最早提出混合分布假说来解释这种正相关性, 此后 Epps^[12]、Tauchen 和 Pitts 以及 Harris 等将其进一步发展. 混合分布假说认为资产价格变动和交易量是由不可观测的信息流过程共同决定的, 不同信息流入市场时, 将同时产生交易量和价格变动. 由于交易量和绝对收益率共同依赖同一个事件, 使得它们之间产生了正相关关系. Clark 把资产价格看作是从属随机过程, 在一特定时段内随信息流状况而发生着不同速度的变化, 并且会随着非期望信息流入市场而加剧变化. 这样交易量本身作为对不可观测的信息流过程的替代指标也就很好地解释了交易量和价格波动间的正相关关系.

Lamoureux 和 Lastrapes^[13]认为, 随机信息流在影响价格波动的同时, 也影响了交易量. 虽然信

① 收稿日期: 2008-02-28; 修订日期: 2008-08-25.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (70971013, 70701035); 国家 973 资助项目 (2010CB731405); 湖南省杰出青年基金资助项目 (09JJ1010); 湖南省教育厅创新平台资助项目 (0901032); 湖南省普通高等学校哲学社会科学重点研究基地资助项目.

作者简介: 文凤华 (1972—), 男, 湖南益阳人, 博士, 教授. E-mail: mailwfh@126.com

息流本身无法观测, 但交易量可作为信息流的代理变量. 将交易量作为收益率序列异方差的解释变量后, 收益率波动的异方差特征会被交易量吸收. 因此, 在引入交易量的 GARCH 模型中, 表示收益率波动持续性的 ARCH 效应和 GARCH 效应将会减小甚至趋于消失, 而且基于交易量的系数应该大于 0. 他们以 20 家在芝加哥期权交易所具有期权交易的股票为样本进行实证检验, 结果发现对于所有样本, ARCH 项和 GARCH 项的估计系数之和由原来的接近于 1 转为趋近于 0. 此后, 不少学者采用类似方法, 研究不同国家和地区的股票市场, 基本上都得到了与 Lamoureux 和 Lastrapes 相一致的结论. 例如 Brailsford^[14]、Phylaktis 等^[15]、Sham 等^[16]、Oman 和 McKenzie^[17]、Soo 等^[18]、Tanun Chordia and Bhaskaran Swaminathan^[19]、Bohl 和 Henke^[20]、Ramaprasad Bhar 和 Shigeyuki Hamori^[21]、Wu H-M 和 Guo W-C^[22] 等等. 还有一些学者从金融经济学的角度出发, 进一步研究收益率波动与交易量之间这种正相关关系, 如, Andrew W L 和 Wang J^[23]、Guillermo Llorente 等^[24]、Vicentiu Covrig 和 Lilian Ng (2004)、Jeff Fleming 等^[25]、Anint Pisedtasalasai and Abeyratna Gunasekara^[26] 等等.

以往关于价格波动与交易量关系研究的众多文献, 大都注意到了交易量存在时间趋势与自相关现象, 故而考察量价关系时会去除交易量中时间趋势与自相关性. 本文发现去除掉时间趋势与自相关性的交易量还存在波动丛聚性. 而到达证券市场的信息是由具有巨大自由度的经济系统产生, 应该是遵循随机游走的序列, 不具有任何可预测的性质. 所以本文用同时去除掉时间趋势、自相关与波动丛聚性的交易量序列, 做为到达证券市场的信息流的代表来研究价格波动与交易量的关系. 结果发现新的交易量序列能更好地解释收益率的异方差特征, 并且市场成熟度不同的国家, 交易量序列的解释能力也不同.

1 研究模型

对于收益率, 本文采用连续复利率的对数形式

$$R_t = 100 \cdot \ln(P_t/P_{t-1})$$

其中 P_t 为第 t 天的指数收盘价格. 对于收益率回归模型

$$R_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_t$$

其中 μ_{t-1} 表示在基于过去所有可得信息条件下 R_t 的条件均值; 如果 ε_t 满足如下条件, 则模型称为 ARCH 模型

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} \cdot u$$

其中

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (1)$$

其中 u 为白噪声. 在 ARCH 模型中, 为了刻画收益率序列的波动丛聚性, 有时候回归阶数 q 需要取很大的值时, 模型形式就比较复杂. 在这种情形下, Bollerslev (1986) 提出了 GARCH 模型

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \theta_j h_{t-j} \quad (2)$$

为研究量价关系, 根据 MDH 假说, Epps^[12]、Lamoureux 和 Lastrapes^[13] 提出将交易量作为信息流的替代变量引入 GARCH 模型, 得到 GARCH-V 模型来研究量价关系

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \theta_j h_{t-j} + \beta V_t \quad (3)$$

最初的研究直接将交易量代入上述模型进行估计, 但 Admati 和 Pfleiderer^[6] 的研究发现: 价格波动与交易量的关系不是固定不变的, 而是和价格驱动的交易者数量有关. 因此在较长的样本期间内, 随着市场的发展, 总体交易量将呈现上升趋势, 而交易量的这种趋势有可能使价格波动与交易量的关系变得不稳定. 同时, 由于投资者调整头寸或流动性需求会产生交易量, 这种交易量不是由新的信息到达而产生的交易, 对价格的发现过程影响较小. 所以, 只有那部分由新到信息引起的交易量才能做为信息流的代表, 可以直接引入 GARCH-V 模型来研究价格波动与交易量之间的关系.

Gallant 等^[10] 认为, 交易量序列既含有线性时间趋势也含有非线性时间趋势, 并提出了一套交易量预处理方法, 国内外研究价格波动与交易量的关系时大都采用 Gallant 的假定. 具体做法如下:

第 1 步 对原始日交易量取对数, 得到处理后的交易量序列 V_t ;

第 2 步 对 V_t 做如下回归

$$V_t = c_0 + c_1 t + c_2 t^2 + u_t$$

其中 t 代表线性时间趋势, t^2 代表非线性时间趋势. 估计后的残差 u_t 便是剔除了时间趋势后的交易量序列 V'_t ;

第 3 步 对于交易量序列 V'_t 而言, 仍然可能存在高度的自相关性, 为了剔除这种自相关性, 采用移动自回归 (ARMA) 模型对交易量 V'_t 进行回归

$$V'_t = c + a_1 V'_{t-1} + \dots + a_p V'_{t-p} + V''_t + b_1 V''_{t-1} + \dots + b_q V''_{t-q} \quad (4)$$

其中 c 为常数, V''_t 为去除序列相关后的交易量序列. 由于 V''_t 同时去除了时间趋势与序列相关性, 通常被称为非预期交易量序列.

当前研究交易量与波动性之间的关系时, 基本上都是采用此类交易量预处理过程. 这种交易量预处理方法存在以下问题: 没有考虑到交易量序列也存在波动丛聚性. 因为交易量的这种波动丛聚性, 很可能是由投资者的行为以及市场结构所引起. 因此真正的新到信息, 应该是去除掉这种波动丛聚性以后的交易量序列. 所以, 针对交易量序列 V''_t 还存在波动丛聚性的问题, 本文在 Gallant 假设的基础上, 进一步去除非预期交易量序列 V''_t 的波动丛聚性;

第四步 对于交易量序列 V''_t 有

$$V''_t = \sqrt{h_t} \cdot V'''_t$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i V'''_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j h_{t-j} \quad (5)$$

其中 V'''_t 就是同时去除了时间趋势、自相关性以及波动丛聚性的交易量. 本文把 V'''_t 做为信息流的代表, 代入模型 (3) 来研究价格波动与交易量的关系.

2 实证研究

2.1 样本来源及其统计特征

为全面研究收益率波动与交易量的关系, 本文选取不同国家的综合指数作为研究的样本, 数据来源于 Reuters 3000 Xtra 系统. 选取的指数有法国的 CAC 40 指数 (CAC)、德国的 XETRA DAX 指数 (DAX)、日本的 NIKKEI 225 指数 (N225)、美国的 S&P 500 指数 (S&P)、瑞士的 SWISS 市场指数 (SWISS)、新加坡的海峡时报指数 (STI)、中国的上证指数 (SSE) 以及深综指数 (SZE). 由于每个指数有交易量记录的开始时间不同, 为了使每个指数之间的结果具有可比性, 本文选取样本的时间跨度为: 2001年 10月 1日到 2007年 11月 28日.

表 1 样本基本统计量

Table 1 Basic statistics of sample

		均值	标准差	偏度	峰度	J-B 统计量
CAC	R_t	0.000 128	0.013 95	0.031 53	6.865 9	790.455 5*
	V_t	18.409 7	0.327 3	-1.082 9	8.549 2	1.871.885*
DAX	R_t	0.000 7	0.016 2	-0.083 2	5.758 3	573.677 4**
	V_t	18.147 4	0.477 4	-0.553 4	3.631 2	122.042 5**
N225	R_t	0.000 2	0.012 8	-0.304 8	3.704 6	39.828 3**
	V_t	11.301 6	0.393 9	0.163 8	3.119 8	5.587 6*
S&P	R_t	0.000 3	0.008 0	0.104 3	4.405 7	80.615 7**
	V_t	21.200 6	0.271 6	-1.861 3	9.774 8	2.387.011**
SWISS	R_t	0.000 5	0.011 8	-0.125 5	7.551 0	1.724.309**
	V_t	16.880 5	1.180 9	-0.657 3	1.992 7	228.021 8**
STI	R_t	0.000 5	0.012 7	-0.019 4	7.952 5	2.118.739**
	V_t	18.574 5	0.484 7	-0.141 1	3.375 7	19.088 2**
SSE	R_t	-0.000 3	0.015 0	0.009 1	8.793 7	3.335.811**
	V_t	16.119 9	0.740 0	0.294 3	2.604 0	50.028 4**
SZE	R_t	-0.000 1	0.016 1	0.293 7	8.528 6	3.071.762**
	V_t	15.865 1	0.664 9	0.251 7	2.458 1	54.378 2**

注: “**” 在 1% 的置信水平下显著, “*” 在 10% 的置信水平下显著.

通过基本统计分析可以发现, 除 NIKKEI 225 指数的交易量序列外, 不管那个指数的收益率还是交易量序列, JB 统计量都在 1% 的置信水平下拒绝正态分布假设, NIKKEI 225 指数的交易量序列在 10% 的置信水平下拒绝正态分布假设. 对所有的收益率分布, 都存在尖峰厚尾现象, 交易量序列则有一部分不是尖峰厚尾, 如上证指数、深综指

数以及 SWBS 市场指数 (见表 1). 进一步的分析发现, 所有的收益率序列都不存在自相关现象, 而交易量序列的自相关现象非常明显.

2.2 交易量序列 V_t 的异方差检验

按照第 2 节的模型, 首先对选取的样本计算剔除了时间趋势后的交易量序列 V_t , 然后对其进行 ADF 检验以考察 V_t 是否为平稳序列, 结果如下.

表 2 交易量序列 V_t 的 ADF 检验

Table 2 ADF test on trading volume sequences V_t

	CAC	DAX	N225	S&P	SWBS	STI	SSE	SZE
t -statistic	- 6.384	- 5.906	- 3.778	- 5.902	- 3.861	- 10.382	- 5.546	- 4.760
pro	0.000 0	0.000 0	0.000 2	0.000 0	0.000 1	0.000 0	0.000	0.000 0

对交易量序列 V_t 的 ADF 检验, 采取 AIC 准则来确定合理的阶数, 并且在检验回归中不含常数与时间趋势. 根据表 2 可以看出, 所有回归后的交易量序列 V_t 都是平稳序列.

其次用 ARMA 模型去除 V_t 的自相关性. 对于来

自不同市场的指数, 由于其市场参与者、市场结构以及市场以及所运行的宏观经济环境都不相同, 所以不同的指数, 去除自相关性的 ARMA 模型结构也不尽相同. 本文根据各个指数各自的自相关函数以及偏相关函数, 建立不同的 ARMA 模型, 结果如表 3

表 3 交易量序列 V_t 的 ARMA 模型估计结果

Table 3 ARMA model estimation on trading volume sequences V_t

	CAC	DAX	N225	S&P	SWBS	STI	SSE	SZE
a_1	0.713 8	0.572 1	0.733 6	0.754 1	1.171 0		1.386 5	1.331 5
a_2					- 0.245 7	0.274 3	- 0.410 0	- 0.379 3
a_3			0.761 0	- 0.456 5		0.576 6	0.548 2	0.548 9
a_4			- 0.325 9	0.785 1		0.292 5	- 0.435 1	- 0.448 6
a_5	0.939 7	0.914 9	- 0.181 9		0.915 5		- 0.586 8	- 0.467 8
a_6	- 0.713 9	- 0.525 6		- 0.155 2	- 1.079 6	0.293 1	0.483 2	0.401 8
a_7					0.235 8	- 0.498 8		
b_1	- 0.329 3	- 0.226 5	- 0.256 2	- 0.340 3	- 0.758 3	0.516 7	- 0.674 6	- 0.590 6
b_2						0.085 9		
b_3			- 0.714 6	0.405 7		- 0.464 3	- 0.529 9	- 0.499 1
b_4	0.029 2			- 0.530 2		- 0.434 9		
b_5	- 0.839 1	- 0.790 7	0.124 5	- 0.156 0	- 0.839 2	- 0.153 1	0.603 1	0.503 7
b_6	0.353 4	0.200 6			0.644 3	- 0.401 7	- 0.159 3	- 0.141 8
b_7						0.234 3		
L.M	0.577 5	0.729 2	1.205 4	0.796 2	1.256 7	1.240 9	0.239 7	0.166 2

注: 以上 ARMA 模型系数都在 1% 的置信水平下显著, L.M 检验在 10% 的置信水平下都不显著.

在上表 3 中, 各个模型的系数都在 1% 的置信度下显著, 而且, 对每个模型的残差序列 (V_t^r) 的相关性检验 (Breusch-Godfrey serial correlation L.M test) 结果表明, 每个 ARMA 模型估计后的残

差序列相关性都不显著. 说明 ARMA 模型已经成功的去除了交易量序列 V_t 中的序列相关性.

现在对交易量序列 V_t 进行 ARCH-LM 检验, 考察 V_t 的异方差表现. 检验结果见表 4

表 4 交易量序列 V_t'' 的异方差检验

Table 4 Heteroskedasticity test on unexpected trading volumes V_t''

	CAC	DAX	N225	S&P	SWISS	STI	SSE	SZE
F-Statistic	2.564	13.333	22.931	48.174	23.680	43.108	120.051	54.983
P _{ro}	0.1006	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

分析存在异方差现象的交易量序列 V_t'' 。发现各个交易量序列均存在异方差现象,只是程度互不相同。

在假设误差项服从正态分布的情况下,对 V_t'' 进行 GARCH 模型拟合,拟合结果如表 5

表 5 交易量序列 V_t'' 的 GARCH 模型估计结果

Table 5 GARCH estimation results on unexpected trading volumes V_t''

	α_0	α_1	α_2	θ_1	ARCH L.M	
					F	P _{ro}
CAC	0.0169	0.08419		0.6601	0.2983	0.5850
DAX	0.0297	0.2240		0.4251	0.1612	0.6880
N225	0.0298	0.1329			0.0460	0.8300
S&P	0.0057	0.7079		0.4041	0.0765	0.7820
SWISS	0.0768	0.1246			0.0125	0.9107
STI	0.0829	0.1339			0.0040	0.9494
SSE	0.0174	0.2138		0.5192	0.2850	0.5934
SZE	0.0006	0.1409	-0.1129	0.9619	0.3794	0.5379

注:以上模型系数都在 1% 的置信水平下显著。

观察表 5 可以发现,有些交易量的异方差能被简单的 ARCH(1) 刻画,如 N225 指数、SWISS 指数以及 STI 指数;有的指数要用 GARCH(1,1) 模型刻画,如 S&P 指数、DAX 指数、CAC 指数、SSE 指数,而 SZE 指数的交易量序列则需要用 GARCH(2,1) 模型才能刻画。有了 V_t'' 的 GARCH 模型估计,就可以计算出去除掉时间趋势、自相关性以及异方差特性的交易量序列 V_t'' 。

2.3 交易量序列 V_t'' 对价格波动解释能力

在考察交易量序列 V_t'' 、 V_t'' 对收益率序列的波动性的解释能力之前,首先考察收益率序列的波动特性。为更为准确地刻画交易量与收益率序列的波动性关系,与以往研究交易量对价格波动性时只用 GARCH(1,1) 模型或 GRACH(1,1) 模型的衍生模型不同,分别用不同的 GARCH 模型拟合不同的指数价格波动。

从以上的结果可以看出,对不同的指数,GARCH 模型的滞后阶数是不同的,而且无论那个指数,其波动方程的持续性参数 $\sum \alpha_i + \sum \theta_j$

均约等于 1,说明所研究的指数都具有很强的波动集群效应和波动持续性特征。这里为了各个指数之间的可比性,假设每个指数的误差项都服从正态分布。

现在建立交易量序列 V_t'' 、 V_t'' 对价格波动的解释模型如表 7 表 8

在波动方程中加入交易量序列 V_t'' 后,发现所有的交易量前的系数估计值均为正值,并且在 1% 的显著性水平上都显著,说明各国股市的波动与交易量正相关。除中国股票市场上两个指数外,加入交易量序列 V_t'' 之后的条件方差方程中,持续性参数 $\sum \alpha_i + \sum \theta_j$ 明显减小,这意味着价格回报波动的持续性已被加入的交易量序列 V_t'' 部分吸收,也就是说,交易量序列 V_t'' 对价格波动确实具有很强的解释能力,交易量序列 V_t'' 所替代的信息流过程是价格回报时变条件异方差的重要源泉。特别地,对于 S&P 指数,其持续性参数 $\sum \alpha_i + \sum \theta_j$ 变为 0 说明价格波动的异方差完全是由交易量序列 V_t'' 所代表的信息流引起。

表 6 用 GARCH 模型拟合各个指数价格波动结果

Table 6 GARCH models for price volatilities of indexes

		α_1	α_2	θ_1	θ_2	θ_3	$\sum \alpha_i + \sum \theta_j$	ARCH L M F
CAC	coeff	0.042 8		1.467 1	-0.515 2		0.994 7	0.843 7
	Prob	0.000 3		0.000 1	0.009 1			0.358 5
DAX	coeff	0.033 1		2.112 2	-1.641 9	0.494 1	0.997 4	0.387 0
	Prob	0.000 1		0.000 0	0.002 0	0.004 2		0.533 9
N225	coeff	0.015 5		1.828 3	-0.846 6		0.997 2	0.601 3
	Prob	0.000 2		0.000 0	0.000 0			0.438 2
S&P	coeff	-0.054 7	0.114 4	0.908 9			0.968 6	0.107 5
	Prob	0.002 9	0.000 0	0.000 0				0.743 0
SW ISS	coeff	0.061 4		1.489 9	-0.559 7		0.991 6	0.074 5
	Prob	0.000 0		0.000 0	0.000 0			0.784 8
STI	coeff	0.063 9	0.048 2	0.884 9			0.997 0	0.016 6
	Prob	0.002 3	0.008 3	0.000 0				0.897 4
SSE	coeff	0.125 6		0.820 6			0.946 2	0.112 4
	Prob	0.000 0		0.000 0				0.737 4
SZE	coeff	0.147 5		0.807 7			0.955 2	0.036 1
	Prob	0.000 0		0.000 0				0.849 2

表 7 用 GARCH-V 模型拟合各个指数价格波动结果

Table 7 GARCH-V fits of price volatility of indexes

		α_1	α_2	θ_1	θ_2	θ_3	$\sum \alpha_i + \sum \theta_j$	β	ARCH L M
CAC	coeff	0.299 8		0.317 3	-0.055 0		0.617 1	0.689 9	0.097 3
	Prob	0.000 0		0.000 0	0.238 7			0.000 0	0.755 1
DAX	coeff	0.243 9		0.356 5	0.104 4	0.153 6	0.600 4	0.584 5	16.250 2
	Prob	0.000 0		0.002 1	0.381 0	0.071 2		0.000 0	0.058 0
N225	coeff	0.004 2		0.252 4	0.731 7		0.731 7	0.575 2	2.081 5
	Prob	0.416 9		0.133 2	0.000 0			0.000 0	0.149 3
S&P	coeff	0.066 6	0.034 2	0.357 9			0	0.415 5	0.479 8
	Prob	0.059 8	0.340 1	0.107 8				0.000 0	0.488 6
SW ISS	coeff	0.303 1		0.238 3	0.058 4		0.599 8	0.644 4	1.403 3
	Prob	0.000 0		0.034 3	0.000 0			0.000 0	0.236 3
STI	coeff	0.181 6	0.157 7	0.296 6			0.635 9	0.653 4	0.450 0
	Prob	0.000 0	0.000 0	0.000 0				0.000 0	0.502 3
SSE	coeff	0.074 7		0.896 4			0.971 1	0.497 0	0.015 5
	Prob	0.000 0		0.000 0				0.000 0	0.900 8
SZE	coeff	0.111 2		0.860 0			0.971 2	0.385 1	0.020 0
	Prob	0.000 0		0.000 0				0.000 0	0.964 1

表 8 用 GARCH - V_t^m 模型拟合各个指数价格波动结果

Table 8 GARCH- V_t^m fits of the price volatilities of indexes

		α_1	α_2	θ_1	θ_2	θ_3	$\sum \alpha_i + \sum \theta_j$	β	ARCH L M
CAC	coeff	0.227 8		0.200 9	0.084 2		0.512 9	0.145 3	5.222 1
	Prob	0.000 0		0.000 0	0.024 2			0.001 1	0.022 4
DAX	coeff	0.121 1		0.330 1	0.391 9	0.137 8	0.121 1	0.088 8	10.807 2
	Prob	0.000 0		0.095 8	0.050 6	0.476 7		0.000 0	0.001 0
N225	coeff	0.009 0		0.223 5	0.656 4		0.656 4	0.107 9	1.914 9
	Prob	0.132 5		0.092 1	0.000 0			0.000 0	0.166 6
S&P	coeff	0.052 4	0.001 6	0.416 0			0	0.074 0	0.100 9
	Prob	0.240 2	0.960 4	0.264 9				0.000 0	0.750 4
SWISS	coeff	0.257 6		0.317 4	0.296 5		0.554 1	0.130 8	9.266 6
	Prob	0.000 0		0.038 1	0.000 0			0.000 0	0.002 3
STI	coeff	0.187 8	0.119 9	0.231 7			0.539 4	0.175 7	1.237 9
	Prob	0.000 0	0.000 0	0.000 0				0.000 0	0.265 9
SSE	coeff	0.301 1		0.439 5			0.740 6	0.233 6	2.095 7
	Prob	0.000 0		0.000 0				0.000 0	0.147 8
SZE	coeff	0.115 4		0.853 6			0.969 0	0.078 7	0.000 8
	Prob	0.000 0		0.000 0				0.000 0	0.977 1

对比表 7与表 8 很明显地可以看出,用交易量序列 V_t^m 代替 V_t 后,交易量前的系数估计值仍为正值且都非常显著,大多数指数的持续性参数 $\sum \alpha_i + \sum \theta_j$ 值进一步变小,说明与交易量序列 V_t^m 相比,交易量序列 V_t 更好地吸收了价格回报波动的持续性,这就进一步证明了 MDH 假说的合理性.对于标准普尔指数来说,虽然持续性参数 $\sum \alpha_i + \sum \theta_j$ 保持为 0 没有变化,但伴随概率由 0.488 6 上升到了 0.750 4 这同样说明与交易量序列 V_t^m 相比,交易量序列 V_t 更好地吸收了价格回报波动的持续性.

考察交易量序列对持续性参数 $\sum \alpha_i + \sum \theta_j$ 值变化的影响:美国的 S&P 500 指数在加入 V_t^m 以后, $\sum \alpha_i + \sum \theta_j$ 变为 0 进一步加入 V_t^m 以后,伴随概率得以上升;德国 DAX 指数的持续性参数 $\sum \alpha_i + \sum \theta_j$ 值随着 V_t^m 的加入,也发生着较大幅度的变化,下降到 0.121 1 这说明在这美国、德国这两个市场上,价格的波动可以由交易量 V_t^m 进行很好的解释.对于法国的 CAC 40 指数、日本的 NIKKEI 225 指数、瑞士的 SWISS 市场指数以及新加坡的 STI 指数的持续性参数 $\sum \alpha_i + \sum \theta_j$ 值在加入 V_t^m 以后,下降到 0.5 ~ 0.6 左右,说明在这几个市场上,价格波动只能由交易量序列 V_t^m 部分解释,最为特别的

是中国股票市场上两个指数的持续性参数 $\sum \alpha_i + \sum \theta_j$ 值,在加入 V_t^m 以后, $\sum \alpha_i + \sum \theta_j$ 值不减反而微有上升,而在加入 V_t^m 以后,才出现小幅下降,这说明交易量序列 V_t^m 对中国股票市场价格波动的解释能力最弱.

市场微观结构理论认为,价格的变动主要是由于新的信息不断到达市场及新信息被结合到市场价格中去的过程产生的.从这个角度来说,交易量序列 V_t^m 对价格波动的解释能力,体现了市场的有效性程度. V_t^m 的解释能力低,说明 V_t^m 中还包含着非市场因素的信息,使得市场价格中还有一定的可预测性.从实证的结果看,美国股票市场的有效性最强,德国股票市场次之,法国、新加坡、瑞士、日本的股票市场再次之,而中国股票市场的有效性最差.中国股票市场对 V_t^m 、 V_t 的特殊表现,这可能与中国股票市场存在着政策市、黑庄、过度投机等因素密切相关,而这些因素是时间趋势、自相关性和波动从聚性所不能代表的.

3 结束语

对于股票价格变化和交易量之间关系的研究

一直是金融领域的研究热点. 通过量价关系的研究, 有助于了解金融市场的微观结构, 揭示市场信息的传播方式、风险和收益的相互关系, 还可以提高对价格波动的预测能力.

本文首先用对去除了时间趋势、自相关性的交易量序列 V_t^* 进行检验, 发现其有波动丛聚性, 进而去除掉该波动丛聚性, 得到新的交易量序列 V_t^{**} . 以此为信息流的代表, 以股票市场指数做为样本, 运用 GARCH 模型, 实证检验了价格波动性与交易

量之间的关系. 发现非预期交易量序列 V_t^* 与 V_t^{**} 对股市价格的波动性都有很强的解释能力, 但 V_t^{**} 对股市波动的解释能力要比 V_t^* 的更强. 进一步还发现 V_t^{**} 对股市波动的解释能力对不同市场表现不同, 市场化成熟度越高的国家, V_t^{**} 对股市波动的解释能力越强, 中国股票市场上尽管 V_t^{**} 表现出一定的解释能力, 但解释能力很弱. 造成这种差异真正原因是什么, 如何建立模型来分析检验引起这个差异的原因, 是值得进一步研究的问题.

参考文献:

- [1] Clark P K. A subordinated stochastic process model with finite variance for speculative prices [J]. *Econometrica* 1973 41 (1): 135-156
- [2] Tauchen G E, Pitts M. The price variability volume relationship on speculative markets [J]. *Econometrica* 1983 51: 485-505.
- [3] Andersen T G. Return volatility and trading volume: An information flow interpretation of stochastic volatility [J]. *Journal of Finance* 1996, 51: 169-204.
- [4] Liesenfeld R. A generalized bivariate mixture model for stock price volatility and trading volume [J]. *Journal of Econometrics* 2001, 104: 141-178.
- [5] Copeland T E. A model of asset trading under the assumption of sequential information arrival [J]. *Journal of Finance* 1996 31: 1149-1168.
- [6] Admati A R, Pfleiderer P. A theory of intraday patterns: Volume and price variability [J]. *The Review of Financial Studies* 1988 1(1): 3-40.
- [7] Kyle A. Continuous auction and insider trading [J]. *Econometrica* 1985, 53(6): 1315-1335.
- [8] Harris M, Raviv A. Differences of opinion make a horse race [J]. *Review of Financial Studies* 1993, 6(3): 473-506.
- [9] Shalen C T. Volume, volatility, and the dispersion of beliefs [J]. *Review of Financial Studies* 1993, 6: 405-434.
- [10] Gallant A R, Rossi P E, Tauchen G. Stock prices and volume [J]. *Review of Financial Studies* 1992, 5: 199-242.
- [11] Genotte B G, Leland H. Market liquidity, hedging, and crashes [J]. *American Economic Review*, 1990, 80(5): 999-1021.
- [12] Epps T, Epps M. The stochastic dependence of security price changes and transaction volumes: Implications for the mixture of distribution hypothesis [J]. *Econometrica* 1976, 44: 305-321.
- [13] Lamoureux C G, Lastrapes W D. Heteroskedasticity in stock return data: Volume versus GARCH effects [J]. *Journal of Finance* 1990, 45: 221-229.
- [14] Braikford T. The empirical relationship between trading volume, returns, and volatility [J]. *Accounting and Finance* 1996, (35): 89-111.
- [15] Phylaktis K, Kavussanos M. Analysis: Stock prices and the flow of information in the Athens stock exchange [J]. *European Financial Management* 1996, (2): 113-116.
- [16] Sharma J L, Mougoue M, Kanath R. Heteroskedasticity in stock market indicator return data: Volume versus GARCH effects [J]. *Applied Financial Economics* 1996, 6(4): 337-342.
- [17] Oman M F, McKenzie E. Heteroskedasticity in stock returns data revisited: Volume versus GARCH effects [J]. *Applied Financial Economics* 2000, (10): 553-560.
- [18] Soo, Lee, Nam. Volatility and information flows in emerging equity market: A case of the Korean stock exchange international [J]. *Review of Financial Analysis* 2000, (9): 405-420.
- [19] Tann, Chordia, Bhaskaran, Swaminathan. Trading volume and cross autocorrelations in stock returns [J]. *Journal of*

- finance, 2000, 56(2): 913–935
- [20] Bohl M T, Henke H. Trading volume and stock market volatility: The polish case international [J]. Review of Financial Analysis, 2003, (12): 513–525.
- [21] Ramaprasad Bhar, Shigeyuki Hamori. Information flow between price change and trading volume in gold futures contracts [J]. International Journal of Business and Economics, 2004, 3(1): 45–56.
- [22] Wu H M, Guo W C. Asset price volatility and trading volume with rational beliefs [J]. Economic Theory, 2004, 23: 795–829.
- [23] Andrew W L, Wang J. Trading volume: Definition, data analysis and implications of portfolio theory [J]. The Review of Financial Studies, 2000, 13(2): 257–300.
- [24] Guillermo Lbrente, Roni Michaely, Gideon Saar et al. Dynamic volume-return relation of individual stocks [J]. The Review of Financial Studies, 2002, 15(4): 1005–1047.
- [25] Jeff Fleming, Chris Kirby, Barbara Ostliek. Stochastic volatility, trading volume, and the daily flow of information [J]. Journal of Business, 2006, 79(3): 1551–1991.
- [26] Anirut Pisedtasalasaj, Abeyratna Gunasekara. The Causal and Dynamic Relationship between Stock Returns and Trading Volume: Evidence from Emerging Markets in South East Asia [C]. The Second International Business Research Conference, Sydney, Australia, 5–8 December 2005 and at the 2006 AFAANZ Conference, Wellington, New Zealand, 2–4 July 2006.

Empirical study on the relationship between persistence-free trading volume and stock return volatility

WEN Feng-hua^{1, 3}, RAO Gui-tian¹, ZHANG Xiao-yong², YANG Xiao-guang^{1, 3, 4}

1. School of Economics, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410004, China

2. School of Business Administration, Hunan University, Changsha 410082, China

3. Hunan Center of Financial Engineering and Financial Management, Changsha 410004, China

4. Academy of Mathematics and Systems Science, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China

Abstract A large body of literature finds that the unexpected trading volume, which is obtained by filtering out time trend and autocorrelation, can be used as a proxy of the information flow and can explain the heteroskedasticity of stock return to some degrees. In this paper, we find that the heteroskedasticity exists in the unexpected trading volume, and we further generate a new information proxy by filtering out the heteroskedasticity from the unexpected trading volume; we call it “persistence-free trading volume”. Our empirical results indicate that the persistence-free trading volume can explain the heteroskedasticity of the return better than the unexpected trading volume; moreover the explanatory power of the persistence-free trading volume is positively related to market maturity.

Key words information theory model; mixture of distribution hypothesis; persistence-free trading volume; heteroskedasticity