

文章编号: 1000-5013(2007) 04 0444- 05

MDH 理论与日历效应下的中国股市量价关系

夏 天, 胡日东

(华侨大学 商学院, 福建 泉州 362021)

摘要: 基于分布混合假说(MDH) 理论的数学推导, 以我国深沪股市的大盘指数为研究对象, 检验原始交易量、包含自相关性的交易量对广义自回归条件异方差模型(GARCH) 效应的解释效果, 并分析日历效应对交易量与股价波动性关系的特殊影响. 结果表明, GARCH 模型可以很好地拟合中国股市的股价波动持续性问题; 当引入原始交易量以后, 股价波动性在一定程度上可以为原始交易量所解释, 而包含自相关性的交易量对股市 GARCH 效应并无很好的解释力. 经实证分析证实, 股价的日历效应对于上海市场中交易量对股价波动性的解释有着推波助澜的作用.

关键词: 分布混合假说理论; 日历效应; 广义自回归条件异方差模型; 股价波动性; 交易量; 中国股市
中图分类号: O 212; F 830. 91 文献标识码: A

许多学者对证券市场股价的特殊波动性现象进行了大量的研究, 其中以 Engle^[1] 的自回归条件异方差模型(ARCH) 和 Bollerslev^[2] 的广义自回归条件异方差模型(GARCH) 最富代表性. 目前, GARCH 效应的代表性研究理论是 Clark 等^[3] 的分布混合假说(Mixture of Distribution Hypothesis, MDH) 理论. Tachen, Harris 及 Anderson 等对该理论进行了修正, 得到了广义 MDH 理论^[57]. 在实证方面, Lamoureux 等^[8] 对美国股市的个股运用当期交易量检验 GARCH 效应发现, 当期交易量对 GARCH 效应有显著的解释作用; Lee 等^[9] 以 2001 年以前我国的股票指数数据为研究对象进行了检验, 研究却发现交易量对股指 GARCH 效应无法进行很好的解释. 然而, 这些研究大多集中在对当期交易量与股价波动性的作用, 缺乏对滞后期交易量对股价波动性关系的研究. 本文基于 MDH 理论的数学推导, 考虑股票市场中存在的日历效应^[10] 问题对量价关系的影响.

1 理论与模型

依据 MDH 理论的内容, 只有在发生交易时才产生价格的变动并表现出收益. 股票的日收益率是该日每一笔交易所产生的收益率的加总, 即

$$R_t = \sum_{i=1}^{n_t} \delta_{it} \tag{1}$$

上式中, δ_{it} 为第 t 日中第 i 笔交易的收益率; n_t 为该日的交易数量, 是一个随机变量, 代表 t 日到达市场的有关该股票的信息数量. 假定 δ_{it} 独立同分布并服从 $N(0, \sigma^2)$, 由于 δ_{it} 与 n_t 都是随机变量, 因此 R_t 服从以 n_t 为混合变量的正态分布的混合分布(Mixture of Normals). 由于 δ_{it} 服从 $N(0, \sigma^2)$ 并且独立同分布, 因此当 n_t 足够大的时候, 由中心极限定理有 $R_t | n_t$ 服从 $N(0, \sigma^2 n_t)$ 分布. 由于股市中的交易量 n_t 往往存在自回归过程, 可以表示为

$$n_t = \alpha + \theta(l) n_{t-1} + u_t \tag{2}$$

收稿日期: 2006- 11- 07

作者简介: 夏 天 (1979-), 男, 硕士, 现任职于浙江永安期货经济有限公司(浙江 杭州 310005), 主要从事应用计量经济学及金融市场与金融管理的研究; 通信作者: 胡日东 (1964-), 男, 教授, 博士生导师, E- mail: j_rdh@ hqu. edu. cn.

基金项目: 教育部高校博士学科点专项科研基金资助项目(20050385001)

式(2)中, $\theta(l)$ 为滞后多项式, u_t 为白噪声. 因此, 将式(2)代入到收益率 R_t 的条件方差, 可得

$$\sigma_{R_t|n_t}^2 = \sigma^2 u_t = \sigma^2 \alpha + \theta(l) \sigma_{R_{t-1}|n_{t-1}}^2 + \sigma^2 u_t. \tag{3}$$

式(3)就是自相关(Auto-Regression, AR)形式下的 GARCH 结构. 式(3)揭示了收益率波动性与交易量之间的关系, 说明原始交易量作为信息量的代理变量. 因此, 它应该可以对收益率的持续波动性情况做出解释. 波动性表现出的 GARCH 效应应该是信息到达投资者过程中的序列相关性所导致的. 当某一时期到达投资者的信息越多, 相应的投资者就有更多的信息可供参考, 投资的收益也应该越高, 从而会有更多投资者参与投资交易. 它们应该是一种正相关的关系. 由此可以认为, 原始交易量是作为信息到达数量的代理变量, 而这里的交易量的自相关性也同样应该对 GARCH 效应的解释起到关键作用.

与国内外相关研究一致, 本文对收益率的条件方差选择以 GARCH(1, 1)为基础, 而均值方程则是考虑了收益率可能存在的自相关问题. 因此, 本文建立的一般模型为

$$\left. \begin{aligned} R_t &= \sum_{j=1}^3 \beta_j R_{t-j} + \varepsilon_t, \\ \varepsilon_t &= h_t^{1/2} e_t, \\ h_t &= c + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_2 h_{t-1}. \end{aligned} \right\} \tag{4}$$

证券市场中的波动持续性可以用 GARCH(1, 1)的两个系数之和($\gamma_1 + \gamma_2$)来反映, 它们的系数之和越接近 1, 就说明股价波动性冲击持续性越大. 将 MDH 理论的结论应用在该模型中, 即把交易量引入到条件方差方程中来, 从而, 由式(4)可进一步得到的模型有

$$\left. \begin{aligned} R_t &= \sum_{j=1}^3 \beta_j R_{t-j} + \varepsilon_t, \\ \varepsilon_t &= h_t^{1/2} e_t, \\ h_t &= c + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_2 h_{t-1} + \omega V_t. \end{aligned} \right\} \tag{5}$$

式(5)中, V_t 是交易量. 如果前述的 MDH 理论成立的话, 这里就应该是 ω 显著为正, 表明波动性可以为交易量所解释, 而 γ_1 与 γ_2 应该变小, 甚至是变得不再显著存在. 此外, 由于股市作为信息量代理变量的 V_t 存在自相关的形式, 即信息到达投资者存在一定的前后相关性. 本文考虑将原始交易量的自相关形式也引入到模型之中, 进一步得到的模型有

$$\left. \begin{aligned} R_t &= \sum_{j=1}^3 \beta_j R_{t-j} + \varepsilon_t, \\ \varepsilon_t &= h_t^{1/2} e_t, \\ h_t &= c + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_2 h_{t-1} + \omega V_t + \omega_1 V_{t-1} + \omega_2 V_{t-2} + \dots \end{aligned} \right\} \tag{6}$$

从式(6)表示的模型中可以发现, 通过引入交易量的自相关性质以后, GARCH(1, 1)中的 γ_1 与 γ_2 也应该比模型(6)中变得更小或不显著才对. 依据前文中对日历效应的思考, 本文进一步将日历效应引入到模型之中, 即在建立均值方程时, 充分考虑股市收益率存在的日历效应. 则有

$$\left. \begin{aligned} R_t &= \sum_{i=1}^5 \alpha_i D_{it} + \sum_{j=1}^3 \beta_j R_{t-j} + \varepsilon_t, \\ \varepsilon_t &= h_t^{1/2} e_t, \\ h_t &= c + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_2 h_{t-1} + \omega V_t. \end{aligned} \right\} \tag{7}$$

式(7)中, D_i 为虚拟变量. D_1, D_2, D_3, D_4, D_5 分别表示股票价格收益发生在星期一至星期五的虚拟变量, 即如果收益对应的是星期一, 则 $D_1 = 1$; 否则, $D_1 = 0$. D_2, D_3, D_4, D_5 的定义方式与 D_1 类似. $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5$ 为待定系数, 分别表示星期一至星期五的平均收益. 为了检验前面我们所论述的日历效应对交易量对股价波动性的影响, 与模型(5)进行对比. 如果加入了日历效应后的模型(7)中的 γ_1 与 γ_2 变小或它们不显著存在, 则就说明日历效应对交易量对股价波动性的解释问题上也起到了影响作用.

2 实证分析过程

2.1 样本数据及描述统计

本文选择了上证指数与深成指数作为研究对象, 计量统计分析工作采用的是 Eviews 5.0, 数据来

源于“分析家”软件系统. 上证指数采用了 2001 年 6 月 1 日至 2005 年 3 月 31 日共 916 个样本数据的股票价格和交易量日数据, 深成指数采用了 2001 年 1 月 2 日至 2005 年 4 月 19 日共 997 个样本数据的股票价格和交易量日数据. 这里, 股价收益率 $R_t = \ln(p_t/p_{t-1})$. 对两个市场的收益率进行数理统计分析, 结果如表 1 所示. 从收益率均值分布的范围可看到, 它们都是接近于零的, 标准差的范围是 1.405 7%~1.435 7%. 偏度值分布说明它们都存在轻微的左偏而不具有对称性, 而它们的峰度都是远大于 3, 所以它们的分布较之正态分布具有“厚尾”现象. 从两个序列的 J-B(Jarque-Bera) 统计值可以知道, 两个序列都不服从正态分布的. 这说明, 中国股市中存在着严重的“尖峰厚尾”特征.

表 1 中国股市描述统计

Tab.1 The statistic of the Chinese stock market

| 股票市场 | 均值 | 标准差 | 偏度 | 峰度 | J-B 值 |
|------|-------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 沪市 | - 0.000 698 | 0.014 057 | 0.864 914 | 8.816 502 | 1 403.915 |
| 深市 | - 0.000 386 | 0.014 357 | 0.709 414 | 8.478 206 | 1 328.988 |

2.2 交易量与收益率的自相关性分析

MDH 理论意味着交易量存在序列相关的结构, 并由此导致收益率序列条件异方差的持续性. 本文首先应该对收益率以及交易量的自相关性进行检验, 检验结果如表 2 所示. 表中, ρ_1, ρ_2, ρ_3 分别表示滞后 1, 2, 3 期的序列相关系数, $Q(3)$ 为检验所有序列相关系数全部为 0 的联合假设的统计量, 括号中的数字为 p 值, 即序列相关系数全部为 0 的联合假设成立的概率. 从表 2 可以看出, 沪市跟深市的收益率的 $Q(3)$ 都是在 5% 的水平上显著的, 异于 0 的, 而交易量则相反. 可以认为, 深沪两市收益率都没有显著的自相关特征, 而交易量则自相关特征明显.

表 2 交易量与收益率的自相关系数表

Tab.2 The correlation of the trading volume and the return

| 项目 | ρ_1 | ρ_2 | ρ_3 | $Q(3)$ |
|-------|----------|----------|----------|----------------|
| 沪市收益率 | 0.011 | - 0.064 | 0.043 | 5.622 5(0.131) |
| 沪市交易量 | 0.811 | 0.709 | 0.651 | 1 457.0(0) |
| 深市收益率 | 0.032 | - 0.026 | 0.044 | 3.643 7(0.303) |
| 深市交易量 | 0.812 | 0.743 | 0.674 | 1 666.2(0) |

2.3 GARCH 效应分析

在交易量自相关分析的基础之上, 我们考虑对未引入交易量的条件方差方程如模型(4), 对引入交易量的条件方差方程如模型(5), 以及引入交易量自回归形式的条件方差方程如模型(6) 分别进行估计, 然后进行对比研究, 估计结果如表 3 所示. 表中, 括号中的数值为估计量的 t 统计量, * 表示估计量在 5 % 水平下不显著, * * 表示估计值不合模型要求的情况. 对于未引入交易量的 GARCH(1, 1) 模型, 即

表 3 GARCH 效应估计分析

Tab.3 The estimation analysis of the GARCH effect

| 股票市场 | 模型(4) | | | 模型(5) | | | |
|------|-----------------------|----------------------|-----------------------|---|---|---|---|
| | γ_1 | γ_2 | $\gamma_1 + \gamma_2$ | γ_1 | γ_2 | $\gamma_1 + \gamma_2$ | ω |
| 沪市 | 0.166 7 (8.606) | 0.771 7 (27.924) | 0.938 4 | 0.182 5 (8.377) | 0.711 7 (28.388) | 0.894 2 | 0.400×10^{-10} (3.216) |
| 深市 | 0.132 1 (7.812) | 0.816 4 (34.454) | 0.948 5 | 0.150 0* (1.894) | 0.600 0 (3.324) | 0.750 0 | -4.770×10^{-12} * (-1.010×10^{99}) |
| 股票市场 | 模型(6) | | | | | | |
| | γ_1 | γ_2 | $\gamma_1 + \gamma_2$ | ω | ω_1 | ω_2 | |
| 沪市 | 不显著 | 不显著 | 不显著 | 不显著 | 不显著 | 不显著 | |
| 深市 | 0.150 0* (1.786 7) | 0.600 0 (3.129 4) | 0.750 0 | -1.770×10^{-13} * (-3.030×10^{97}) | -2.720×10^{-13} * (-4.750×10^{97}) | -2.720×10^{-12} * (-4.960×10^{97}) | |

模型(4) 说明深沪两个市场估计得到的系数值 γ_1, γ_2 都十分显著, 而 $\gamma_1 + \gamma_2$ 也十分接近 1. 说明了我国股市中反映股价波动性的 GARCH 效应非常强烈, GARCH(1, 1) 模型可以很好的模拟股票指数波动性行为. 在将原始交易量引入到 GARCH 模型以后, 即从模型(5) 估计结果来看, 对上证指数而言, 它的 γ_1

与 y_2 依然显著. 但是这里的 $y_1 + y_2$ 却有变小的趋势, 并且 ω 显著为正, 这说明了原始交易量对上海市场开始具备了一定的解释能力. 对深成指数的检验结果却显示, 这里的 ω 估计值不符合模型的要求. 所以, 原始交易量对深圳市场的解释效果还不显著.

总之, 这里的检验结果说明原始交易量对中国股市的股价波动持续性开始具备了一定的解释作用. 这个检验结果与 Lee 等^[9]的研究有所不同, 原因应该是 Lee 等^[9]是基于 2001 年之前的数据进行分析的, 而本文采用的是 2001 年以后的数据, 这种差异则说明了我国证券市场的逐步成熟与不断的进步. 作为信息流的代理变量的交易量对股票市场价格变化, 已经开始具备了一定的解释效果, 说明了我国证券监管部门在股票市场信息流动机制和信息披露机制中, 所做的大量工作产生了良好的效果.

在考虑了交易量的自相关性以后, 即对模型(6)进行估计的结果显示, 在上海股市的模型(6)中, y_1 , y_2 是无法估计出来; 而深圳股市中虽然可以估计出结果, 但是这里有 ω_1 与 ω_2 都显著为负, 不符合模型检验的前提与要求. 所以考虑了交易量自相关性, 反而无法对中国股市中的股价波动性问题进行解释. 看起来似乎是与 MDH 理论相矛盾的, 但实际上, 这就是中国股市的特殊性, 即中国股市存在着较为严重的信息不对称性效应问题, 该问题往往会导致那些具有信息优势的人利用其掌握的信息来谋求超额的收益. 举一个典型的例子, 我国一些重大的资本市场政策出台或上市公司在年报出台前后(当然这里信息一般是“之前”泄露的), 常常会出现股价“聚集”性波动的情况^[11]. 再加上中国股市的规模相对较小, “庄家”的“造市”行为往往造成比较严重的后果, 同时作为“散户”的个人投资者的跟风行为更加重了“造市”行为的严重后果. 所以, 投机心理引致投资者只能根据某时期的交易量来进行交易决策. 我们再考虑日历效应的作用, 模型(7)进行估计得到的结果, 与未考虑日历效应的模型(5)进行对比, 如表 4 所示. 表中, 括号中的数值为估计量的 t 统计量, * 表示估计量在 5% 水平下不显著, ** 表示估计值

表 4 日历效应的分析

Tab. 4 The analysis of the day of the week effect

| 股票市场 | 模型(6) | | | | 模型(7) | | | |
|------|---------------------|---------------------|-------------|--|---------------------|---------------------|-------------|--|
| | y_1 | y_2 | $y_1 + y_2$ | ω | y_1 | y_2 | $y_1 + y_2$ | ω |
| 沪市 | 0.182 5 (8.377) | 0.711 7 (28.388) | 0.894 2 | 0.400×10^{-10} (3.216) | 0.189 4 (8.381) | 0.690 4 (27.890) | 0.879 8 | 0.680×10^{-10} (3.618) |
| 深市 | 0.150 0* (1.894) | 0.600 0 (3.324) | 0.750 0 | -4.770×10^{-12} * (-1.010 $\times 10^{99}$) | 0.150 0* (1.887) | 0.600 0 (3.289) | 0.750 0 | -4.650×10^{-12} * (-1.010 $\times 10^{99}$) |

不合模型要求的情况. 通过对比引入日历效应与未引入日历效应的情况, 可以发现在上海市场中 $y_1 + y_2$ 有变小, 而 ω 更加显著且有变大的趋势. 这说明了日历效应的确对上海市场的波动性问题具有一定程度的作用, 但这种作用是推波助澜性质的, 而不是决定性的. 在考虑日历效应以后, 原始交易量对股价波动性 GARCH 效应应该会有更好的解释效果. 另外, 深圳市场 ω 估计值不符合模型的要求, 所以对深圳市场而言, 日历效应同样不起作用.

3 结束语

通过本文研究表明, 中国股票市场中的价格波动主要是由信息流动过程所决定的, 我国股市在信息披露方面还存在信息披露不均衡、不对称等问题. 从长远角度看, 监管部门基于自身、公众及社会利益的驱动, 必须加强与改善信息披露机制. 同时, 我国证券监管部门在进行信息发布与披露时, 也应该注意保密性, 以及该披露信息对证券市场波动性的影响效应问题. 另一方面, 从投资者角度来看, 本文再次验证了股票市场中广为流传的诸如“价走量先行”、“交易量引起价格的变化”、“新手看价、老手看量”等著名谚语. 说明通过对交易量的深入挖掘, 投资者可以对股票价格及其收益率, 甚至是它们的特殊变化等都有一个更为深入的了解与把握, 这将有助于投资者更好地进行证券投资分析与决策.

参考文献:

[1] ENGLE R. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of UK inflation[J]. Econometrica, 1982, 50: 987-1008.

- [2] BOLLERSLEV T A. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity[J]. Journal of Econometrics, 1986, 31: 307-327.
- [3] CLARK P K. A subordinated stochastic process model with finite variance for speculative price[J]. Econometrica, 1973, 41: 135-156.
- [4] HE H, WANG J. Differential information and dynamics behavior of stock trading volume and price volatility[J]. Review of Financial Studies, 1995, 8: 919-972.
- [5] TAUCHEN G, PITTS M. The price variability-volume relationship on speculative markets[J]. Econometrica, 1983, 51: 485-505.
- [6] HARRIS L. Cross-security tests of the mixture of distribution hypothesis[J]. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 1986, 22(1), 109-126.
- [7] AADERSON T G. Return volatility and trading volume: An information flow interpretation of stochastic volatility[J]. Journal of Finance, 1996, 51: 169-204.
- [8] LAMOUREUX C, LASTRAPES W D. Heteroskedasticity in stock return data: Volume versus GARCH effects[J]. Journal of Finance, 1990, 45: 221-229.
- [9] LEE C F, CHEN G M, RUI O. Stock returns and volatility on China's stock markets[J]. Journal of Financial Research, 2001, 24: 523-534.
- [10] RAJEN M, 俞 乔. An empirical analysis of the equity markets in China[J]. Review of Financial Economics, 1999, (1): 41-60.
- [11] 张宗新. 金融资产价格波动与风险控制[M]. 上海: 复旦大学出版社, 2005: 55-58.

The Study on the Relationship between the Trading Volume and the Price Volatility Based on the Day-of-the-Week Effect and MDH Theory

Xia Tian, Hu Ri-dong

(College of Commerce, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

Abstract: Based on the mathematical inference with the mixture of distribution hypothesis (MDH) theory, we take the stock index of Shanghai and Shenzhen markets as the research object and introduce the real trading volume and the trading volume considering the autocorrelation and the day-of-the-week effect into the generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH) model. The study finds that the GARCH effect can explain the Chinese stock market's volatility, the real trading volume has already had the explanation effect to the volatility of the stock index to a certain extent. But the trading volume considering the autocorrelation can't explain the GARCH effect of the stock price effectively. The day-of-the-week effect has the function on the explanation which adds fuel to the flames regarding the trading volume to the stock price volatility.

Keywords: MDH theory; day-of-the-week effect; GARCH; the volatility; the trading volume; the Chinese stock market

(责任编辑: 黄仲一)