

金融学季刊

Quarterly Journal of Finance

编委会名单(按姓氏拼音排序)

执行主编

刘 力/北京大学

徐信忠/北京大学

朱武祥/清华大学

主编

陈学彬/复旦大学

吴冲锋/上海交通大学

刘锡良/西南财经大学

郑振龙/厦门大学

副主编

巴曙松/国务院发展研究中心

汪昌云/中国人民大学

柴 俊/香港城市大学

王春峰/天津大学

陈守东/吉林大学

王晓芳/西安交通大学

杜化宇/台湾政治大学

魏国敏/香港科技大学

贺 强/中央财经大学

巫和懋/北京大学

胡金焱/山东大学

吴 军/对外经贸大学

金雪军/浙江大学

杨胜刚/湖南大学

李心丹/南京大学

叶永刚/武汉大学

刘少波/暨南大学

曾 勇/电子科技大学

柳永明/上海财经大学

张 华/香港中文大学

陆 军/中山大学

张 荔/辽宁大学

马君潞/南开大学

张 维/天津财经学院

裴 平/南京大学

张 新/中国人民银行

史永东/东北财经大学

周春生/长江商学院

唐齐鸣/华中科技大学

朱新蓉/中南财经政法大学

万解秋/苏州大学

编辑部

张 峥 张 燕 祖国鹏

金融学季刊

2009 年 第 5 卷 第 2 期

目 录

- 无交易即无消息吗? 谭地军 田益祥 刘 波 黄文光 (1)
- 信念、交易行为与资产波动:理论和实证 孔东民 (18)
- 自愿披露与公司融资选择
..... 张维宁 李广子 刘玉珍 (41)
- 基于内、外部风险考虑的商业银行利率研究
..... 唐齐鸣 杨 龙 (58)
- 上证 A 股市场收益与流动性的非线性模型研究
——基于 STR 模型的实证分析 王维国 关大字 潘祺志 (80)
- 金融信贷与经济增长非线性关系检验:1952—2007
..... 张宗益 周靖祥 (99)

Quarterly Journal of Finance

Vol. 5 , No. 2 , 2009

CONTENTS

No Trade, No News?

..... Dijun Tan Yixiang Tian Bo Liu Wenguang Huang (1)

Beliefs, Trading Behavior and Volatility of Asset:

Theory and Evidence

..... Dongmin Kong (18)

Voluntary Disclosure and Corporate Financing Choices

..... Mingshan Zhou Weining Zhang Guangzi Li Jane Liu (41)

Research on X Efficiency of Commercial Banks

Considering Internal and External Risks

..... Qiming Tang Long Yang (58)

Study on the Return and Liquidity of Shanghai A-Share Market

Using Nonlinear Model: Empirical Analysis Based on STR Model

..... Weiguo Wang Dayu Guan Qizhi Pan (80)

An Empirical Test on the Non-linear Relationship between

Financial Credit and Economic Growth: 1952—2007

..... Zongyi Zhang Jingxiang Zhou (99)

无交易即无消息吗?

谭地军 田益祥 刘 波 黄文光**

摘 要 本文基于 UHF-GARCH 模型,实证分析了中国股票市场中交易持续期间的信息含量。通过讨论 UHF-GARCH 模型应用于中国股票市场可能存在的问题,提出了改进的 UHF-GARCH 模型以修正原模型的设定偏误。利用改进的 UHF-GARCH 模型进行实证分析后发现,对于缺乏卖空机制的中国股票市场,当利空消息出现时,信息不能及时地在市场中释放,实证结论一致支持“无交易预示着坏消息”的理论假设。

关键词 持续期间, UHF-GARCH 模型, 消息, 卖空

一、引 言

近年来,随着日内高频数据的出现,有关市场微观结构的实证研究已成为一个热点领域。市场微观结构的研究对于市场监管、交易机制设计及交易策略的制定都非常重要。有关市场微观结构的定义中, O'Hara (1995) 认为市场微观结构理论主要研究的是特定规则下交易资产的过程和结果;而 Madhavan (2000) 则将微观结构理论定义为研究投资者潜在需求最终转化为价格和数量的过程。但不管哪一种定义,都强调了“交易过程”。分析“交易过程”的一个

* 获教育部“新世纪优秀人才支持计划项目”(教技函[2005]35号)、电子科技大学“中青年学术带头人+创新团队支持计划”资助;特别感谢电子科技大学经济与管理学院曾勇教授、李平副教授,法国马赛数量经济研究中心(GREQAM) Eric Girardin 教授,以及匿名审稿专家对本文提出的宝贵建议。当然,文责自负。

** 谭地军,电子科技大学经济与管理学院博士生;田益祥,电子科技大学经济与管理学院教授,博士生导师;刘波,电子科技大学经济与管理学院博士;黄文光, Bristol Business School, 电子科技大学经济与管理学院兼职教授。通信作者及地址:谭地军,电子科技大学经济与管理学院, 610054; E-mail: tandj516@uestc.edu.cn。

重要部分就是对两笔交易发生的时间间隔(或称为持续期间,duration)进行分析,以揭示持续期间的信息含量。

从现实的角度看,当投资者观察到市场上某只股票很长时间没交易,或者很长时间价格不发生改变时,迫切希望了解这种现象背后的原因是什么。对于不同的市场,相关的理论研究结论存在差异。Diamond and Verrecchia(1987)认为在缺乏卖空的市场机制下,较长的交易间隔与坏消息到来有关,“无交易预示着坏消息”;而 Easley and O'Hara(1992)的研究结论认为,只要有消息到来,不管是好消息还是坏消息,交易者都会及时进行交易,因此长的交易间隔还会与无消息发布有关,“无交易预示着无消息”。

随着日内高频数据的出现,人们开始使用一些基于高频数据的模型,对以上理论进行实证检验,如 Engle and Russell(1998)提出的 ACD(Autoregressive Conditional Duration)模型,以及 Engle(2000)在 ACD 模型的基础上提出的 UHF-GARCH 模型等。Engle 运用 UHF-GARCH 模型对 IBM 的日内数据分析后发现,NYSE 股票市场总体上满足“无交易预示着无消息”的假设。在缺乏卖空机制的中国股票市场,长时间无交易或价格不发生改变预示着什么?是否与 NYSE 等成熟股票市场的结论有差异或产生差异的原因是什么?基于这样一些问题,本文利用 UHF-GARCH 模型,实证分析了缺乏卖空机制的中国股票市场上,“无交易”现象是预示着“无消息”还是“坏消息”;更为重要的是,通过讨论将 UHF-GARCH 模型直接应用于中国股票市场时可能存在的问题,本文提出了改进的 UHF-GARCH 模型并进行了实证检验。

本文的实证结果发现,直接将 UHF-GARCH 模型应用于中国股票市场将得到不一致的结论,而改进的 UHF-GARCH 模型修正了原模型的设定偏误,对于缺乏卖空机制的中国股票市场更有效。基于新模型的实证检验结果发现,中国股票市场上当利空消息出现时,信息不能及时地在市场中释放,持续期间与波动率之间具有较强的(折段)非线性变化关系,结论一致支持 Diamond and Verrecchia(1987)的假设:无交易预示着坏消息。

与现有相关研究相比,本文不仅在实证方法上进行了改进,也使用了更丰富的实证样本。首先,本文通过分析 UHF-GARCH 模型的假设,结合中国股票市场交易机制与国外市场的差异,提出了改进的 UHF-GARCH 模型修正原模型可能存在的设定偏误,并基于改进的 UHF-GARCH 模型进行了实证检验,发现了波动率与持续期间之间的(折段)非线性关系。其次,陈敏等(2003)、徐国正等(2005)等讨论了中国股票市场上指数持续期间的信息含量,由于指数持续期

间的定义和信息含量并不像个股那么直观,且少有理论文献做出一个清晰的描述,本文集中讨论了个股持续期间的信息含量,既有指数样本股,也有非样本股。因此,与国内相关研究相比,本文在研究对象、实证样本方面也存在差异。

本文其余部分的结构安排如下:第二部分是相关文献回顾;第三部分介绍了 UHF-GARCH 模型;在此基础上,第四部分利用 UHF-GARCH 模型检验了中国股票市场持续期间的信息含量;第五部分通过讨论 UHF-GARCH 模型应用于中国股市可能存在的一些问题,提出了改进的模型,并作实证分析;第六部分为全文的总结。

二、文献回顾

自 Engle and Russell(1998)提出 ACD 模型以来,有关持续期间的研究在最近几年取得了较丰富的成果,也进一步促进了对高频数据的深入研究。在 Engle and Russell 的工作之后,一系列 ACD 模型迅速诞生,包括 TACD(Zhang et al., 2001)、Log-ACD(Bauwens and Giot, 2000)、SVD(Ghysels et al., 2004)等模型。而 Fernandes and Grammig(2006)提出的 AACD 模型,与当初的 A-PARCH 模型(Ding et al., 1993)的思想类似,可以扩展成多种不同形式的 ACD 模型。徐国祥和金登贵(2006)运用中国石化的高频数据,对不同的 ACD 模型进行实证分析及比较后发现:BCACD、EXACD、Log-ACD 的效果较好。

在 ACD 模型的基础上,Engle(2000)提出了超高频数据建模的 UHF-GARCH 模型,将 ACD 模型和 GARCH 模型结合起来,可以直接对不等间隔日内高频数据进行波动率建模,分析持续期间对收益率和波动率的影响。Engle 运用 UHF-GARCH 模型对 IBM 的日内数据分析后发现,波动率与持续期间负相关,即一个长的持续期间会导致波动率减小,结论支持“无交易预示着无消息”的假设;但由于 Engle 的实证结果也发现持续期间增加时收益率显著减小,因此也存在支持“无交易预示着坏消息”的证据。国内学者在这方面也做了不少工作,如陈敏等(2003)、房振明和王春峰(2005)、徐国正和张世英(2005)、黄杰鲲(2006)等,但实证结果存在较大差异。黄杰鲲(2006)将非对称性引入 UHF-GARCH,建立了 GJR version UHF-GARCH 模型,并得出结论:利好消息会增加交易强度减小持续期间,而利空消息通常会加大持续期间,结论支持“无交易预示着坏消息”的假设。陈敏等(2003)利用 ACD-GARCH 对沪市和深市指数的实证研究发现,交易持续期间与股价波动成反比,作者认为这个结论支持“无交易预

示着无消息”的假设,与徐国正和张世英(2005)利用上海股票市场个股和指数分析后得出的结论类似。

总体来看,不管是美国股票市场还是中国股票市场,对长时间无交易或价格不发生改变预示着什么的问题,现有研究结论均不一致。对于禁止卖空的中国股票市场,其结论与允许卖空的美国股票市场是否有差异,也还有待继续检验。另外,目前基于 Engle(2000)的 UHF-GARCH 模型的实证检验,大都忽略了直接利用 UHF-GARCH 模型应用于不同的市场可能存在的问题,尤其是应用在不能卖空的中国股票市场。从后面的分析可以看出,Engle 提出的 UHF-GARCH 模型,其隐含的假设条件为市场允许卖空,但对于不允许卖空的中国股票市场,该假设可能不成立,该模型将存在设定偏误,估计结果可能会有误差。国内相关文献在利用 UHF-GARCH 作实证分析时,对原模型进行了简化,当市场上出现高于预期之外的持续期间时,是否会引起波动率和收益率的显著变化,也未作具体分析。通过本文的分析发现,这样的简化可能会导致完全不一样的结论。

鉴于目前的研究存在着不一致或无法解释的结论,以及 UHF-GARCH 模型用于中国股票市场时本身可能存在的一些问题,本文提出了改进的 UHF-GARCH 模型,并利用改进的模型分析了持续期间的信息含量。实证研究表明:对于缺乏卖空机制的中国股票市场,持续期间与波动率之间具有较强的(折段)非线性变化关系,实证结论支持 Diamond and Verrecchia(1987)的假设:“无交易预示着坏消息”。

三、UHF-GARCH 模型简介

Engle(2000)提出的 UHF-GARCH(Ultra-High-Frequency GARCH)模型,将 ACD 模型与 GARCH 模型结构相结合,使基于高频数据的波动率建模变得容易。下面将首先介绍 ACD 模型,然后再介绍 UHF-GARCH 模型的形式。

(一) ACD 模型

ACD 模型用一个标记点过程(marked point process)去刻画随机交易间隔(Engle and Russell,1998),一个 ACD(p, q)模型的基本形式如下:

$$x_i = \varphi_i z_i \quad (1)$$

$$\varphi_i = E(x_i | \Omega_{i-1}) = \mu + \sum_{j=1}^p \kappa_j x_{i-j} + \sum_{m=1}^q \eta_m \varphi_{i-m} \quad (2)$$

其中, x_i 表示持续期间(duration), φ_i 是持续期间 x_i 的条件期望; μ 、 κ_j 、 η_m 均为待估参数; Ω_{i-1} 表示 $i-1$ 期及其以前的信息集; p 和 q 为滞后阶数; $\{z_i\}$ 独立同分布(iid), $E(z_i) = c > 0$, $\text{Var}(z_i) = 1$ 均不随时间变化。虽然 ACD 模型可以很好地刻画持续期间变化的自回归模式, 但为了避免持续期间的条件期望为负, ACD 模型对系数 κ_j 和 η_m 施加了非负性约束。当引入外生变量到 ACD 模型时很难满足这种非负性约束, 使得分析各种市场微观结构变量对持续期间的影响变得困难。Bauwens and Giot(2000)提出了 ACD 模型的对数形式, Log-ACD, 可以较好地解决这一问题。不失一般性, Log-ACD(1,1) 模型的定义为:

$$x_i = \varphi_i z_i$$

$$\varphi_i = E(x_i | \Omega_{i-1}) = \mu + \kappa g(x_{i-1}, z_{i-1}) + \eta \varphi_{i-1} \quad (3)$$

z_i 的定义与 ACD 模型相同, $g(x_{i-1}, z_{i-1})$ 通常取 $\ln(x_{i-1})$ 或 $\ln(z_{i-1})$ 两种形式。当然, 在 Log-ACD 模型的思想下, 仍然可以根据实际需要或经济意义设定 $g(x_{i-1}, z_{i-1})$ 为其他形式。

对于 ACD 模型的发展, 除了上述模型形式本身的变化外, 还可以使用不同的分布形式刻画 $\{z_i\}$, 根据 $\{z_i\}$ 分布的不同形式, 又可以得到多种不同的 ACD 模型, 如当 $\{z_i\}$ 服从指数分布、Weibull 分布、广义 GAMA 分布等分布时, 分别可以得到 EACD、WACD、GACD(Engle and Russell, 1998; Zhang et al., 2001) 等模型。对于各种 ACD 模型的估计, 一般均采用极大似然估计(MLE), 限于篇幅, 此处不作详述, 可以参见 Engle(2000)、Tsay(2002) 等文献。

(二) UHF-GARCH 模型

Engle(1982)提出的自回归条件异方差(ARCH)模型可以用于刻画时间序列的时变性方差, 捕捉金融市场波动聚集性等特征, 大大深化了对金融市场资产波动率变化的认识。在 Engle 提出 ARCH 模型之后, 条件异方差模型得到了迅速拓展, 其中包括著名的 GARC(Bollerslev, 1986)、EGARCH(Nelson, 1991) 等模型。

随着日内高频数据的出现, 人们可以对市场上发生的每笔交易进行分析, 在波动率建模方面, 也希望像在低频数据(主要指日以上频率的数据)中那样, 能够使用 ARCH 模型结构对日内数据进行建模。但是直接将经典的 ARCH 类模型应用于日内高频数据将会产生问题, 主要原因在于, 高频数据最主要的特

征就是交易发生的时间是不等间隔的,而经典的 ARCH 类模型都是基于等时间间隔数据的建模。因此,要对不等间隔日内高频数据进行波动率建模,需要在经典的 ARCH 模型基础上,引入交易的持续期间变量。Engle (2000) 提出的 UHF-GARCH 模型,将 GARCH 模型和 ACD 模型结合,可以直接对高频数据进行波动率建模,较好地解决了这一问题。UHF-GARCH 模型的形式为:

$$E\left(\frac{r_i}{\sqrt{x_i}} \mid x_i, \Omega_{i-1}\right) = u_i; \quad \frac{r_i}{\sqrt{x_i}} = u_i + \varepsilon_i$$

$$E(r_i^2 \mid x_i, \Omega_{i-1}) = h_i = x_i \sigma_i^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{i-1}^2 + \beta \sigma_{i-1}^2 \quad (4)$$

其中, u_i 称为条件 $\{x_i, \Omega_{i-1}\}$ 下 $r_i/\sqrt{x_i}$ 的条件期望; h_i 为条件 $\{x_i, \Omega_{i-1}\}$ 下 r_i 的条件方差; Ω_{i-1} 为 $i-1$ 时刻的所有历史信息集; ω, α, β 为待估参数。与 ARCH 模型类似, u_i 可以为多种形式,如常数项或 ARMA 形式。可以看出, UHF-GARCH 模型将持续期间 x_i 引入 GARCH 模型中,使得利用不等间隔数据计算的“每笔收益率”具有“时间刻度”,较好地解决了高频数据不等间隔建模问题。在 UHF-GARCH 模型的框架下,为了进一步分析交易持续期间对波动率和收益率的影响,探讨持续期间的信息含量, Engle (2000) 将持续期间及其条件期望引入 UHF-GARCH 模型,构建了如下实证模型^[1]:

$$\frac{r_i}{\sqrt{x_i}} = a + b \frac{r_{i-1}}{\sqrt{x_{i-1}}} + \varepsilon_i + c \varepsilon_{i-1} + d x_i \quad (5)$$

$$\sigma_i^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{i-1}^2 + \beta \sigma_{i-1}^2 + \gamma \frac{1}{x_i} + \lambda \frac{x_i}{\varphi_i} + \theta \frac{1}{\varphi_i} \quad (6)$$

其中, x_i, φ_i 分别为交易持续期间和使用 ACD 模型刻画的持续期间条件期望。 $a, b, c, \gamma, \lambda, \theta, d$ 为待估参数。 $\gamma, \lambda, \theta, d$ 分别描述持续期间、预期之外的持续期间 (surprises in durations)、持续期间的条件期望对条件波动率的影响,以及持续期间对收益率条件均值的影响。根据 Engle (2000) 的分析,若 Easley and O'Hara (1992) “无交易预示着无消息”的假设成立,则持续期间与波动率成反向变化,与收益率关系不显著,因此 γ, θ 应显著为正, λ 显著为负, d 不显著。

[1] 为了突出本文的重点,并使描述更加简洁,本文在讨论和改进实证模型时,忽略了 Engle (2000) 原模型条件方差等式中的长期波动率、价差等因素的影响。事实上,实证发现,若模型中均加入了长期波动率(使用指数平滑得到)、价差、交易量,以及单位时间交易笔数、买比(buy-to-sell ratio; 当天所有交易中,主动性买盘占总成交量的比例,以主动买入成交量与总成交量之比表示)等因素,本文的结论不会发生实质性变化。

四、数据及实证结果

(一) 样本数据及预处理

数据说明:本文从CSMAR数据库深圳股票交易所数据中,随机选取了“深证100”指数股票中的12只股票2004年1月至2005年6月的数据为样本进行分析,所选股票基本信息如表1所示。

由于交易数据中约60%的交易未发生价格变化,结合本文所分析的问题和Engle(2000)的做法,本文定义价格发生改变时的持续期间为“有效”持续期间,并去除了早上开盘和下午恢复交易后的第一笔数据,由表1的统计结果可以看出,大部分股票的平均“有效”持续期间均在100秒左右。由于日内交易数据大都存在周期性,Andersen and Bollerslev(1997),Martens(2001)等都认为,如果对日内高频数据直接进行建模,日内周期性是无法回避的问题。仅当去掉周期性后,建模分析的结果才更加准确和可靠。如Andersen and Bollerslev(1997)发现,去掉波动的日内周期性后,其长记忆性将明显减弱。因此,本文选用三次样条插值法对持续期间 x_i 进行建模,去除周期性后再进行ACD及UHF-GARCH模型的估计。限于篇幅,去周期性的具体方法不作详述。

表1 实证分析股票的基本信息

证券代码	证券简称	行业代码	行业名称	平均“有效”持续期间	样本量
000001	深发展A	I01	金融(银行业)	58.6	85 457
000006	深振业A	J01	房地产(房地产开发与经营业)	142.25	35 069
000016	深康佳A	C55	工业(日用电子器具制造业)	144.3	34 697
000031	深宝恒A	M	综合(综合类)	90.2	55 118
000063	中兴通讯	G81	工业(通信及相关设备制造业)	116.7	52 089
000550	江铃汽车	C75	工业(交通运输设备制造业)	91.1	54 314
000562	宏源证券	I21	金融(证券、期货业)	76.3	65 901
000563	陕国投A	I31	金融(金融信托业)	110.6	44 634
000701	厦门信达	M	综合(综合类)	99.5	50 752
000733	振华科技	C51	工业(电子元器件制造业)	141.4	35 691
000748	湘计算机	G83	工业(计算机及相关设备制造业)	116.5	42 733
000783	石炼化	C41	工业(石油加工及炼焦业)	129.3	38 958

数据来源:CSMAR财务数据库。

(二) UHF-GARCH 实证结果

使用深圳交易所上述 12 只股票的高频交易数据,采用极大似然估计法,先使用式(3)所示的 Log-ACD 模型估计条件持续期间,然后估计式(5)、(6)所描述的 UHF-GARCH 模型,UHF-GARCH 模型的估计结果如表 2 所示。将表 2 的结果与 Engle(2000)的实证结果对比后可以发现:

(1) 虽然 γ 大都显著为正,根据 Engle 的分析,似乎支持“无交易预示着无消息”的假设,但有 3 只股票 γ 的估计值高度不显著(见表 2 中粗体部分)。

表 2 UHF-GARCH 模型估计结果

系数	d	ω	α	β	γ ($\times 10^{-4}$)	λ ($\times 10^{-4}$)	θ ($\times 10^{-4}$)	Likelihood
000001	-0.0002 (0.0000)	-1.2×10^{-6} (0.0000)	0.1460 (0.0000)	0.6010 (0.0000)	0.0036 (0.3142)	0.0080 (0.0000)	0.0140 (0.0000)	422 010.3
000006	-0.0006 (0.0000)	1.69×10^{-5} (0.0757)	0.1450 (0.0000)	0.6000 (0.0000)	0.0020 (0.4370)	-0.0163 (0.0008)	-0.0183 (0.0000)	138 144.9
000016	-0.0004 (0.0000)	7.15×10^{-5} (0.2117)	0.2254 (0.0878)	0.3568 (0.0000)	0.0194 (0.0000)	0.0889 (0.0049)	-0.0130 (0.0000)	150 691.4
000031	-0.0005 (0.0000)	8.19×10^{-7} (0.2901)	0.1500 (0.0000)	0.6000 (0.0003)	-0.0001 (0.9566)	-0.0069 (0.0000)	-0.0015 (0.5550)	236 433.1
000063	-0.0003 (0.0000)	-7.76×10^{-7} (0.2901)	0.2730 (0.0000)	0.1495 (0.0003)	0.0167 (0.0000)	0.0103 (0.1540)	-0.0009 (0.8893)	235 718.4
000550	-0.0004 (0.0000)	-5.8×10^{-7} (0.0452)	0.1596 (0.0000)	0.132 (0.0010)	0.0218 (0.0000)	0.027 (0.0580)	0.0027 (0.5822)	243 982.9
000562	-0.0003 (0.0000)	-6.1×10^{-7} (0.1515)	0.2178 (0.0039)	0.0879 (0.2355)	0.0292 (0.0015)	0.0098 (0.0010)	0.0030 (0.7739)	293 570.1
000563	-0.0005 (0.0000)	1.47×10^{-7} (0.9004)	0.2376 (0.0000)	0.2559 (0.0000)	0.032 (0.0015)	0.016 (0.0010)	-0.0087 (0.1831)	186 467.3
000701	-0.0004 (0.0000)	5.0×10^{-7} (0.1216)	0.2394 (0.0000)	0.0933 (0.0147)	0.017 (0.0015)	0.0090 (0.0010)	0.0023 (0.7174)	227 616.6
000733	-0.0006 (0.0000)	4.6×10^{-6} (0.0000)	0.1499 (0.0000)	0.6000 (0.0000)	0.0054 (0.0000)	-0.0053 (0.0044)	-0.014 (0.0000)	155 006.7
000748	-0.0005 (0.0000)	7.9×10^{-7} (0.6564)	0.1879 (0.0000)	0.0788 (0.0548)	0.046 (0.0126)	0.024 (0.0807)	-0.024 (0.2156)	179 875.5
000783	-0.0004 (0.0000)	5.3×10^{-7} (0.6564)	0.1509 (0.0000)	0.5989 (0.0000)	0.0076 (0.0002)	0.0021 (0.6606)	-0.022 (0.0000)	168 979.6

注:对 $r_i/\sqrt{x_i}$ 进行自相关系数和偏相关系数分析后发现,所有股票的收益率序列 $r_i/\sqrt{x_i}$ 都有较强的二阶偏相关(一阶、三阶也显著),若条件均值等式使用 AR(3) 中,则滞后一阶和三阶均不显著,而滞后二阶是显著的。因此,UHF-GARCH 模型的条件均值设定形式为: $r_i/\sqrt{x_i} = a + br_{i-2}/\sqrt{x_{i-2}} + dx_i + \varepsilon_i$; 条件方差如式(6)所示;限于篇幅,条件均值估计方程中,仅报告了 d 的估计结果;括号里为估计系数的 P -value。另外,实证发现,使用 ACD 或 Log-ACD 刻画条件持续期间,结论一致。

(2) Engle 的实证结论中 λ 的估计值显著为负,即持续期间越大,波动率越小。但对于中国股票市场,有 3 只股票 λ 显著为负,而其他 9 只股票中,有 5 只显著为正,4 只不显著(见表 2 中粗体部分),说明持续期间越长,波动率并不会呈现减小的趋势。

(3) 与 Engle 的结果一致的是, d 的估计值显著为负,持续期间越大收益率越小,结合第(2)点结论,中国股市似乎也支持“无交易预示着坏消息”的假设。

表 2 的估计结果说明,直接将 UHF-GARCH 模型运用于中国股票市场的实证结论是矛盾或者不一致的,既不能像 Engle 那样从总体上支持“无交易预示着无消息”的假设^[2],也不能完全支持“无交易预示着坏消息”的假设。下面就 Engle 提出 UHF-GARCH 模型时所作的假设,讨论该假设在中国股票市场上的合理性,分析 UHF-GARCH 模型的问题,并提出改进的模型进行实证分析,解释上述现象。

五、改进的 UHF-GARCH 模型

(一) UHF-GARCH 模型的问题

结合 Engle(2000)的实证结果可以发现,不管是中国股票市场还是 NYSE 市场,似乎都不能完全支持“无交易预示着无消息”或“无交易预示着坏消息”的假设,产生这种结果的原因在哪里呢?仔细分析可以发现,虽然 UHF-GARCH 模型结构简单、易于理解和分析,但它在描述持续期间对波动率和收益率的影响时不够准确,存在模型设定偏误,原因在于:由市场微观结构理论,价格的波动性与信息的非对称程度正相关,新信息到来是波动率增加的最主要原因(Zhang et al., 2001)。较长持续期间可能预示着坏消息也可能预示着无消息,因此持续期间与波动率之间的关系在不同的假设下亦不同。若 Easley and O'Hara(1992)“无交易预示着无消息”的假设成立,即只要消息到来,不管是好消息还是坏消息,都会立即交易,持续期间缩短,波动率增加;而没有消息到来时,持续期间增加,波动率下降,因此持续期间与波动率的关系如图 1(a)所示,随着持续期间增加波动率有“单调减小”的趋势。^[3] 但当 Diamond and Verrec-

[2] Engle(2000)的主要实证结论支持“无交易即无消息”的假设,但也有支持“无交易即坏消息”的证据,原文中提到“Interestingly this (d) is negative, supporting the Diamond and Verrecchia model”。陈敏等(2003)、徐国正和张世英(2005)等直接将 γ 的估计系数作为分析持续期间随机时间效应的依据, γ 的估计值显著为正,则认为持续期间与波动率呈负相关关系,“无交易预示着无消息”。从本文后面的分析可以看出,仅仅靠 γ 的估计值进行分析,结论是不够可靠的,存在模型设定偏误。

[3] 这里的“单调减小”,并非数学上严格定义的“单调减小”,而是总体上具有单调减小的趋势。

chia(1987)“无交易预示着坏消息”的假设成立时,持续期间与波动率的关系则发生了变化。此时,当好消息出现时,交易频繁,持续期间缩短,波动率会增加,两者仍然呈负相关关系;而当坏消息出现时,在卖空机制的限制下,交易频率较低,持续期间增加;同时,由于坏消息的出现,虽然交易频率较慢,但价格变化更剧烈,即价格变化的幅度或强度增加,也会引起波动率增加,从而使得持续期间与波动率之间表现出正相关关系。^[4] 因此,在“无交易预示着坏消息”的假设下,随着持续期间增加,波动率不再具有“单调减小”的趋势,两者更应该表现出图1(b)所示的非线性关系。

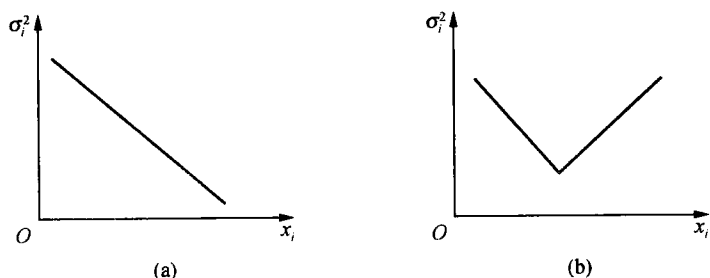


图1 持续期间与波动率的关系示意图

由表2的实证结果可以看出,在中国股票市场上, γ 和 λ 的估计结果非常不一致,直接使用UHF-GARCH模型是无法得到一致的结论的,基于图1(a)和图1(b),便可以较好地理解出现这种不一致实证结果的原因。如果“无交易预示着无消息”的假设成立,持续期间与波动率表现出图1(a)所示的关系,此时,原始UHF-GARCH模型条件方差中的两项 $1/x_i$ 和 x_i/φ_i ,无论持续期间大小, $1/x_i$ 与 $E(\varepsilon_i^2|\Omega_{i-1})$ 表现为一致正相关, x_i/φ_i 与 $E(\varepsilon_i^2|\Omega_{i-1})$ 表现为一致负相关;但如果“无交易预示着坏消息”的假设成立,持续期间与波动率表现出图1(b)所示的关系,则对于 $1/x_i$,持续期间较小时与 $E(\varepsilon_i^2|\Omega_{i-1})$ 正相关,持续期间较大时与 $E(\varepsilon_i^2|\Omega_{i-1})$ 负相关,同理,对于 x_i/φ_i ,持续期间较小时与 $E(\varepsilon_i^2|\Omega_{i-1})$ 负相关,持续期间较大时与 $E(\varepsilon_i^2|\Omega_{i-1})$ 正相关,在这两种作用下,使得 γ 和 λ 既可能为正,也可能为负,或者不显著。

[4] 由式(4)及式(6)的定义,UHF-GARCH模型所描述的波动率 σ_i^2 为 $r_i/\sqrt{x_i}$ 在条件 $\{x_i, \Omega_{i-1}\}$ 下的条件方差,因此, σ_i^2 的变化将同时受 r_i 的变化幅度($|r_i|$)和 x_i 的影响:好消息出现时, r_i 的变化幅度较大, x_i 较短,因此,波动率较高;坏消息出现时,虽然由于卖空机制的限制,知情交易者需要等待不知情交易者提供流动性,使得 x_i 较长,但 r_i 的变化幅度较大(原因之一便是知情交易者的订单更加“激进”), $r_i/\sqrt{x_i}$ 的条件波动率 σ_i^2 仍然可能会增加。

Engle(2000)将 $1/x_i$ 、 $1/\varphi_i$ 作为外生变量引入条件方差等式,主要是为了检验 Easley and O'Hara(1992)“无交易预示着无消息”的假设。^[5] 若该假设成立,则 $1/x_i$ 的系数 γ 应显著为正,持续期间越长,波动率越小,两者呈显著的负向变化关系。因此,从某种程度上讲,Engle(2000)定义的 UHF-GARCH 模型是在满足“无交易预示着无消息”假设条件下建立的模型。但问题是,如果该假设不成立,而是满足“无交易预示着坏消息”的假设,则持续期间与波动率的关系不再具有“单调减小”的线性关系。因此,直接将 UHF-GARCH 模型应用于缺乏卖空机制的中国股票市场,便产生了模型设定偏误(方差等式的偏误)。基于以上分析,需要对 UHF-GARCH 模型进行改进,使之既可以检验可以卖空的市场,也可以检验禁止卖空的市场,从而使实证结论更加可靠。

(二) 改进的 UHF-GARCH 模型及实证结果

根据前面的分析,直接将 UHF-GARCH 模型运用于中国股票市场描述持续期间与波动率的关系时可能存在设定偏误,需要作改进。结合图 1(b)及前面的论述,本文提出了如下改进的 UHF-GARCH 模型:

$$\frac{r_i}{\sqrt{x_i}} = a + b \frac{r_{i-1}}{\sqrt{x_{i-1}}} + \varepsilon_i + c\varepsilon_{i-1} + dx_i \quad (7)$$

$$E(\varepsilon_i^2 | \Omega_{i-1}) = \sigma_i^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{i-1}^2 + \beta\sigma_{i-1}^2 + \gamma \frac{1}{x_i} G_i^{x_i < \varphi_i} + \lambda \frac{x_i}{\varphi_i} D_i^{x_i \geq \varphi_i} + \theta \frac{1}{\varphi_i} \quad (8)$$

当 $x_i \geq \varphi_i$ 时, $D_i^{x_i \geq \varphi_i} = 1$, 否则 $D_i^{x_i \geq \varphi_i} = 0$; $G_i^{x_i < \varphi_i} = 1 - D_i^{x_i \geq \varphi_i}$ 。可以看出,式(8)可以同时描述如图 1(a)和图 1(b)所示的持续期间与波动率的关系,与此同时,式(8)也保持了 Engle(2000)原模型的基本结构。若 d 显著为负、 γ 和 λ 显著为正,持续期间与收益率负相关,与波动率之间表现为如图 1(b)所示的非线性关系,“无交易预示着坏消息”的假设成立。当然,若 d 不显著, γ 显著为正, λ 显著为负,则表明,持续期间与波动率之间呈现出如图 1(a)所示的“单调减小”关系,“无交易预示着无消息”的假设成立。

[5] 在这种假设下, x_i 与波动率的关系为负相关, Engle(2000)将 $1/x_i$ 而不是 x_i 引入条件方差等式,主要原因在于,在描述持续期间与波动率关系的同时,还可以避免方差等式的估计系数为负、条件方差为负的情况。在 Engle 在原文中是这样表述的:“(Introduce durations, as the form of $1/x_i$, directly into the conditional variance) allows the conditional variance to depend upon the reciprocal of duration. In this way a positive sign is expected under the Easley and O'Hara Hypothesis since long durations indicate no news and lower volatility. A large duration cannot therefore drive the variance negative.”

相对于 Engle(2000)的 UHF-GARCH 模型,本文改进的模型在检验持续期间的信息含量时更具灵活性,可以同时检验 Easley and O'Hara(1992)和 Diamond and Verrecchia(1987)的假设。条件均值方程不变,以式(8)为条件方差方程,改进的 UHF-GARCH 模型估计结果如表 3 所示。

表 3 改进的 UHF-GARCH 模型估计结果

股票	d	ω	α	β	γ ($\times 10^{-4}$)	λ ($\times 10^{-4}$)	θ ($\times 10^{-4}$)	Likelihood
000001	-0.0002 (0.0000)	-7.3×10^{-7} (0.0000)	0.1434 (0.0000)	0.5981 (0.0000)	0.0032 (0.0000)	0.0053 (0.0000)	0.0153 (0.0000)	422 466.0
000006	-0.0004 (0.0000)	1.97×10^{-6} (0.0757)	0.2512 (0.0000)	0.2627 (0.0001)	0.0023 (0.0000)	0.0143 (0.0012)	-0.0022 (0.5615)	146 219.3
000016	-0.0004 (0.0000)	1.11×10^{-6} (0.2117)	0.2177 (0.0878)	0.3801 (0.0000)	0.0159 (0.0000)	0.0064 (0.0000)	-0.0035 (0.0000)	150 601.8
000031	-0.0004 (0.0000)	9.0×10^{-6} (0.0000)	0.2542 (0.0000)	0.1196 (0.0000)	0.0153 (0.0000)	0.0096 (0.0000)	0.0010 (0.0000)	251 839.4
000063	-0.0003 (0.0000)	-1.5×10^{-6} (0.0000)	0.1651 (0.0000)	0.1067 (0.6651)	0.0002 (0.0000)	0.0117 (0.0000)	0.0052 (0.0000)	235 719.7
000550	-0.0004 (0.0000)	2.44×10^{-8} (0.2711)	0.1640 (0.0000)	0.1473 (0.0000)	0.0017 (0.0000)	0.0124 (0.0000)	0.0019 (0.0000)	243 754.7
000562	-0.0003 (0.0000)	-7.57×10^{-7} (0.0000)	0.2546 (0.0000)	0.1770 (0.0000)	0.0020 (0.0000)	0.0086 (0.0000)	0.014 (0.0000)	293 276.2
000563	-0.0005 (0.0000)	8.0×10^{-7} (0.0000)	0.2433 (0.0000)	0.2767 (0.0000)	0.026 (0.0000)	0.0150 (0.0000)	0.0050 (0.0000)	186 375.5
000701	-0.0004 (0.0000)	9.7×10^{-7} (0.0000)	0.2394 (0.0000)	0.0973 (0.0000)	0.014 (0.0000)	0.0070 (0.0000)	0.010 (0.0000)	227 534.6
000733	-0.0005 (0.0000)	2.5×10^{-7} (0.0000)	0.2032 (0.0000)	0.1896 (0.0000)	0.017 (0.0000)	0.0083 (0.0000)	-0.0060 (0.0000)	156 881.4
000748	-0.0005 (0.0000)	1.7×10^{-7} (0.0000)	0.1845 (0.0000)	0.0950 (0.0000)	0.038 (0.0000)	0.016 (0.0000)	0.0045 (0.0000)	179 356.3
000783	-0.0003 (0.0000)	3.1×10^{-7} (0.0000)	0.1905 (0.0000)	0.1275 (0.0000)	0.017 (0.0000)	0.0086 (0.0000)	-0.0069 (0.0000)	172 216.8

注:估计改进的 UHF-GARCH 模型时,使用与 UHF-GARCH 模型一样的条件均值形式,但条件方差形式如式(8)所示;限于篇幅,条件均值估计方程中,仅报告了 d 的估计结果;括号内为系数估计的 p -value;实验发现,若以 $x_i/E(x_i) = 1$ 为界描述持续期间与波动率之间的非线性关系,对实证结果没有实质性的影响, $E(x_i)$ 为 x_i 的无条件均值。

由表 3 的结果,每只股票的估计结果中 γ 和 λ 都一致显著为正,当 $x_i < \varphi_i$ 时持续期间与波动率负相关,当 $x_i \geq \varphi_i$ 时两者正相关,持续期间与波动率之间表现出如图 1(b)所示的非线性关系,对于不同的股票具有很高的稳健性。其经济意义是:当好消息出现时,交易频繁,波动率增加;而在缺乏卖空的交易机制下,当坏消息出现时,持续期间增加的同时,由于价格变化幅度更大,波动率亦会增加。同

时, d 显著为负表明随着持续期间的增加,收益率显著降低。另外,对比表3和表2中模型的似然值可以发现,那些表2中原模型 γ 不显著而在表3改进模型中显著为正的股票,以及原模型 λ 显著为负或不显著而在改进模型中显著为正的股票(这些股票也是使用原始模型无法得到一致结论的股票),如股票000001、000006、000031、000733、0000783等,在改进的模型中似然值均有非常大的提高,这说明使用改进的UHF-GARCH模型估计这些股票时,其结论相比原模型更加有效和可靠。

当然,对比表3和表2中模型的似然值也可以发现,那些在表2中 γ 和 λ 均显著为正的股票,如指数样本股000016、000550、000562、000563、000701,以及非指数样本股000541、0000605等,利用改进的模型估计,其似然值没有得到提高,甚至出现了一定程度的下降。经过数据模拟和分析,本文发现,Engle(2000)的原始模型本身也可能允许 $E(\varepsilon_i^2 | \Omega_{i-1})$ 与 x_i 呈非单调的关系,若 γ 和 λ 均显著为正,则持续期间与波动率之间仍然可以表现出图1(b)所示的非单调关系,此时,“无交易预示着坏消息”的假设可能仍然是成立的。^[6]

综合以上结论,在中国股票市场上,本文利用改进的UHF-GARCH模型的分析结论一致支持Diamond and Verrecchia(1987)的假设:“无交易预示着坏消息”。为了检验结果的稳健性,本文从两个方面进行了分析:第一,Wong等(2008)的研究也发现,在中国股票市场上,持续期间长短对于区分知情交易和流动性交易所提供的信息,大股票和小股票之间可能存在一些差异。在以上分析的基础上,本文从深圳股票交易所随机选取了7只非“深证100”指数样本股,分别对其用UHF-GARCH模型及本文改进的UHF-GARCH模型进行分析,结论发现,持续期间与波动率之间的非线性关系仍然高度显著(见附录),也支持“无交易预示着坏消息”的假设;第二,对同只股票的不同时段进行检验,如使用2005年1月至2005年6月的数据进行检验,检验结果不改变前述结论(限于篇幅,未列出结果)。

需要说明的是,“无交易预示着坏消息”并不意味着所有的坏消息都会使得持续期间增加,在某些情况下,当坏消息到来时,部分投资者可能愿意承受价格上的损失而即时成交,所以逆命题可能并不成立。另外,本文的结论与陈敏等(2003)、徐国正和张世英(2005)等不一致,一方面可能来自于实证模型的形式存在差异,本文改进的模型修正了原模型的设定偏误,另一方面可能也说明,个股和指数的持续期间所包含的信息含量是不完全一样的。因为市场的变化是所有股票共同作用的结果,一般来讲,一些股票有利好消息的同时,另一些股票

[6] 特别感谢匿名审稿人指出这一点。

往往有利空消息,因此,指数持续期间的信息含量不如股票那么直观。

六、结 论

基于高频数据和 UHF-GARCH 模型,本文实证分析了中国股票市场上持续期间的信息含量。通过分析 UHF-GARCH 模型在描述持续期间与波动率和收益率的关系时存在的不足,提出了改进的 UHF-GARCH 模型,新模型可以更好地分析持续期间的信息含量,在检验 Easley and O'Hara (1992) 和 Diamond and Verrecchia (1987) 的假设时更加灵活。利用新的模型对中国股票市场的日内交易数据进一步实证分析后发现,持续期间较长时,股票波动率显著增加,并伴随着收益率的显著下降。在缺乏卖空机制的中国股票市场上,当利空消息出现时,信息不能及时地在市场中释放,结论支持 Diamond and Verrecchia (1987) 的假设:“无交易预示着坏消息”。

附录 非“深证 100”指数样本股估计结果

附表 1 非“深证 100”指数成分股的 UHF-GARCH 模型估计结果

股票	d	ω	α	β	γ ($\times 10^{-4}$)	λ ($\times 10^{-4}$)	θ ($\times 10^{-4}$)	Likelihood
000019	-0.0011 (0.0000)	4.18×10^{-6} (0.0000)	0.1495 (0.0000)	0.5987 (0.0000)	0.0018 (0.9250)	-0.0590 (0.0000)	0.0009 (0.9796)	20 791.10
000020	-0.0017 (0.0000)	6.33×10^{-5} (0.0000)	0.1491 (0.0000)	0.5972 (0.0000)	0.0479 (0.0000)	-0.0189 (0.8364)	-0.2860 (0.0000)	10 545.2
000038	-0.0005 (0.0000)	5.40×10^{-6} (0.2117)	0.1933 (0.0448)	0.0933 (0.1580)	0.0442 (0.0000)	0.0131 (0.0748)	-0.0046 (0.8192)	116 373.9
000541	-0.0004 (0.0000)	-9.72×10^{-7} (0.4292)	0.3088 (0.0000)	0.2477 (0.0010)	0.0245 (0.0000)	0.0140 (0.0580)	-0.0071 (0.5537)	136 640.6
000554	0.0423 (0.1476)	3.44×10^{-7} (0.0000)	0.3862 (0.0000)	0.6630 (0.0000)	0.0052 (0.0000)	-0.0032 (0.0000)	0.0107 (0.0000)	197 314.3
000605	-0.0006 (0.0000)	7.63×10^{-6} (0.0000)	0.2764 (0.0000)	0.0971 (0.0616)	0.0130 (0.0279)	0.0417 (0.0000)	-0.0078 (0.5428)	52 363.2
000777	-0.0005 (0.0000)	1.56×10^{-6} (0.0000)	0.1500 (0.0025)	0.6000 (0.0000)	-0.0164 (0.0468)	0.0016 (0.7441)	-0.0079 (0.4292)	113 851.5

注:所选用的非“深证 100”成分股代码(名称;行业代码;行业)分别是:000019(深深宝 A;C05;工业,饮料制造业)、000020(ST 华发 A;C55;工业,日用电子器具制造业)、000038(深大通;AM;综合,综合类)、000541(佛山照明;C76;工业,电器机械及器材制造业)、000554(泰山石油;C4;综合,石油、化学、塑胶、塑料)、000605(四环药业;C8501;工业,生物药品制造业)、000777(中核科技;C71;工业,普通机械制造业);估计 UHF-GARCH 模型时,股票 000777 的条件均值方程为: $r_i/\sqrt{x_i} = a + dx_i + \varepsilon_i$,其余股票使用条件均值等式: $r_i/\sqrt{x_i} = a + br_{i-2}/\sqrt{x_{i-2}} + dx_i + \varepsilon_i$;条件方差等式为: $\sigma_i^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{i-1}^2 + \beta\sigma_{i-1}^2 + \gamma \frac{1}{x_i} + \lambda \frac{x_i}{\varphi_i} + \theta \frac{1}{\varphi_i}$;限于篇幅,条件均值估计方程中,仅报告了 d 的估计结果;括号内为系数估计的 p -value。