



# 基于 UHF-EGARCH 模型的 股指期货市场实证研究

孙艳,何建敏,周伟  
东南大学 经济管理学院,南京 211189

**摘要:**利用沪深300股指期货高频数据研究其日内效应和波动性特征。将高频数据所特有的价格持续期引入到 GARCH 模型中,并考虑到收益率序列波动的非对称性,建立 UHF-EGARCH 模型,分别选取 1 分钟、10 秒钟、1 秒钟采集频率的数据进行实证,采用线性样条函数剔除日内效应影响,进一步研究短期波动性,并画出相应的非对称冲击曲线。研究结果表明,基于 3 种采集频率数据的绝对收益率和价格持续期呈现明显的周末效应和日内效应,绝对收益率的日内效应基本上呈 W 型,价格持续期的日内效应有 U 型、L 型、W 型和倒 U 型 4 种形态并存,并不是某种单一的形态;短期波动性具有明显的集聚性和非对称效应,其中坏消息的影响强于好消息的影响。

**关键词:**UHF-EGARCH 模型;持续期;日内效应;波动集聚性;非对称性

**中图分类号:**F830.9

**文献标识码:**A

**文章编号:**1672-0334(2011)06-0113-08

## 1 引言

在中国推出股指期货之前,指数期货的相关研究就已经成为理论界和实务界的热门课题,学者对股指期货的研究都集中于美、欧、日、韩以及港台地区的市场,或者是中国股指期货的模拟市场。中国首只金融期货沪深300指数期货自2010年4月16日推出以来,至今仅一年多的时间,对其各方面的理论探索和实证分析严重不足。目前的研究主要集中在股指期货的推出对股票市场的影响以及定量分析两个市场间的波动性传导关系<sup>[1-2]</sup>,而对早已存在的商品期货市场的实证多应用 GARCH 模型族,选取比较成熟且富有代表性的期货品种,采集历时几年的低频数据(收盘价)得到的收益率进行研究,得出收益分布具有尖峰厚尾非正态的特性,且收益率波动呈集聚性、非对称性。本研究基于不同采集频率的高频数据,首先对沪深300股指期货市场价格持续期和绝对收益率的日内模式进行研究,为从事期货短线投资者提供参考,也能满足风险管理者的短期风险管理需要。

## 2 相关研究评述

高频数据包含更加丰富的日内波动性特征信息,日内效应是高频数据研究中重要的发现之一。Admati 等<sup>[3]</sup>发现日内效应、波动率和交易量均呈现出 U 型形态,即波动率在开盘后最大,随后下降,而在收盘前又逐渐上升,并给出日内 U 型模式的理论解释;Rahman 等<sup>[4]</sup>对美国纳斯达克股票市场上的日内波动模式进行实证,研究表明波动率与反映交易活跃性的交易量之间存在强烈的正相关;Andersen 等<sup>[5]</sup>利用弹性傅里叶形式回归(FFFR)研究日本股票市场的日内波动模式,发现由于日本市场实行不同于美国市场的午间休市交易制度,从而日本股票市场波动呈现出不一样的日内双 U 型走势;Ding 等<sup>[6]</sup>对波动率日内模式进行探索的同时,得出其他交易变量(如交易频率、交易量以及买卖价差)也同样呈现出 U 型变化模式;Brooks 等<sup>[7]</sup>和 Romero-Meza 等<sup>[8]</sup>通过建立在信号一致函数上的一种新的统计方法分别探测汇率的日内模式,发现一周内会呈现不同的日内模式。中国学者对期货市场上日内效应的研究较少。刘向

收稿日期:2011-01-17 修返日期:2011-07-04

基金项目:国家自然科学基金(71071034)

作者简介:孙艳(1984-),女,江苏泰州人,东南大学经济管理学院博士研究生,研究方向:高频数据建模、期货风险管理等。E-mail:sunyanzxc@126.com

丽等<sup>[9]</sup>运用1分钟高频数据对中国3个期货市场、6个品种的商品期货的收益率和交易量的日内变动模式进行研究,得出日内绝对收益率和交易量的L型变化模式,这与证券市场的U型日内特征不同,并且根据金融市场微观结构理论、交易机制及交易者心理给予解释;郭彦峰等<sup>[10]</sup>使用非对称GJR-GARCH模型进行实证检验,发现收益和波动的星期效应存在于上海期货市场,但发生时间依据品种不同而有所差异,各类型波动的分布在一周中各交易日也不一致;Liu等<sup>[11]</sup>研究中国股市的持续期和波动的日内动态变化模式,结果表明尽管持续期和波动率的日内变化模式有点类似,但还是有些细微的不同,如交易不活跃的股票持续期比交易活跃的股票持续期包含了更多的信息。

剥离日内效应的影响,考虑收益率内在的波动机制。关于资产收益的波动度量一直是众多学者致力于研究的重点问题,但目前就其度量模型的“好”与“坏”尚未达成一致<sup>[12]</sup>。Taylor<sup>[13]</sup>将GARCH类模型族的几个模型加以比较和实证,发现EGARCH<sup>[14]</sup>这个非对称模型可以较好地捕捉市场上的非对称冲击。但是,在低频数据领域应用得较成功的波动度量模型并不能直接用来度量基于不等时间间隔的高频序列的波动,而对于高频数据的计量建模,目前还没有一种普遍认可的理论框架,但理论界存在几类比较活跃的高频数据波动模型,如UHF-GARCH模型<sup>[15]</sup>、ACD-GARCH模型<sup>[16]</sup>、ACD-ECOGARCH模型<sup>[17]</sup>等。它们本质上都是将交易持续期这个高频数据的特征变量引入到GARCH模型中,极大地丰富了原有的模型。Racicot等<sup>[18]</sup>将UHF-GARCH模型的预测效果与已实现波动率相比,发现前者具有更好的竞争力;徐正国等<sup>[19]</sup>对UHF-GARCH模型进行改进,考虑持续期对收益率和波动率的影响,但是没有考虑非对称效应;陈敏等<sup>[20]</sup>应用ACD-GARCH模型,选取上海证券市场和深圳证券市场上高频数据研究交易持续期和收益率波动特征。

目前还没有文献研究中国新兴的股指期货市场的日内变化模式,本研究在前人研究的基础上,分别选取1分钟、10秒钟、1秒钟采集频率的数据,对价格持续期和绝对收益率的日内模式进行实证,并将非对称效应引入原有的UHF-GARCH模型,剔除原始数据中的日内效应,进一步研究其短期波动特征。

### 3 UHF-EGARCH 模型

Engle<sup>[15]</sup>认为,只需用持续期去调整高频收益率,其波动率就转化为单位时间间隔上的波动率,并且提出UHF-GARCH (ultra-high-frequency GARCH) 模型。本研究在其中添加非对称效应项,构成UHF-EGARCH模型。

设 $X_t$ 为第 $t$ 次交易时的时间; $P_t$ 为第 $t$ 次交易时的交易价格; $D_t$ 为价格持续期, $D_t = X_{t+1} - X_t$ ;  $R_t$ 为对数收益率, $R_t = \ln P_{t+1} - \ln P_t$ ;  $d_t$ 为剔除日内效应后的价格持续期; $r_t$ 为剔除日内效应后的收益率。定义高频

收益率 $r_t$ 基于 $(t-1)$ 时刻所有的信息集 $I_{t-1}$ 的条件方差为 $v_t$ ,  $v_t = D(r_t | I_{t-1})$ ,  $D(\cdot | I_{t-1})$ 表示在条件 $I_{t-1}$ 下的方差,则单位时间的波动率可以定义为 $\sigma_t^2 = \frac{v_t}{d_t}$ 。由于

$$D\left(\frac{r_t}{\sqrt{d_t}} | I_{t-1}\right) = \frac{1}{d_t} D(r_t | I_{t-1}) = \frac{v_t}{d_t} = \sigma_t^2 \quad (1)$$

那么,将收益率 $r_t$ 除以 $\sqrt{d_t}$ 得到调整后的收益率,时间间隔相等,就可以将 $\frac{r_t}{\sqrt{d_t}}$ 纳入到传统的GARCH类模型框架下建模。

$$\frac{r_{t+1}}{\sqrt{d_{t+1}}} = \phi \frac{r_t}{\sqrt{d_t}} + \xi_{t+1} \quad (2)$$

$$\xi_{t+1} = \sigma_{t+1} \eta_{t+1}, \eta_{t+1} \sim N(0,1) \quad (3)$$

$$\sigma_{t+1}^2 = \omega + \alpha \xi_t^2 + \beta \sigma_t^2 \quad (4)$$

其中, $\phi$ 、 $\omega$ 、 $\alpha$ 、 $\beta$ 为回归系数, $\xi_{t+1}$ 为均值方程的扰动项,也称非预期冲击项。考虑到冲击影响的非对称性,在波动方程(4)式中添加非对称性项,构建UHF-EGARCH(1,1)模型。

$$\begin{cases} \frac{r_{t+1}}{\sqrt{d_{t+1}}} = \phi \frac{r_t}{\sqrt{d_t}} + \xi_{t+1} \\ \xi_{t+1} = \sigma_{t+1} \eta_{t+1}, \eta_{t+1} \sim N(0,1) \\ \ln(\sigma_{t+1}^2) = \omega + \alpha \left| \frac{\xi_t}{\sigma_t} \right| + \gamma \frac{\xi_t}{\sigma_t} + \beta \ln(\sigma_t^2) \end{cases} \quad (5)$$

(5)式中波动方程的左端是条件方差的对数,意味着杠杆效应的影响是指数的,所以条件方差的预测值一定是非负的。 $\gamma$ 为回归系数, $\gamma$ 值反映冲击的非对称影响,如果 $\gamma < 0$ ,说明负的冲击比正的冲击引起的波动大;反之,如果 $\gamma > 0$ ,说明正的冲击比负的冲击引起的波动大。此模型的一大优点就是对参数没有任何约束限制。

影响金融市场的信息分为利好信息和利空信息,利好信息为收益的非预期的正向冲击, $\xi_t > 0$ ;利空信息为收益的非预期的负向冲击, $\xi_t < 0$ 。在弱式有效市场上,存在对信息过度反应的情况,这使得重大利好或利空信息出台后市场价格在短时期内发生巨幅波动,非对称效应指利好信息和利空信息对预期波动性的影响程度不同。若 $\gamma < 0$ ,利空信息引起的波动比利好信息引起的波动大;反之,则利好信息引起的波动比利空信息引起的波动大。非对称效应的存在说明过去对条件方差函数中 $\xi_t$ 施加对称性的约束是不恰当的。

## 4 实证分析

### 4.1 数据描述和预处理

选取沪深300指数期货IF1012合约(当时的主力合约)采集频率分别为1分钟、10秒钟和1秒钟的高频数据,时间跨度从2010年10月27日至2010年11月3日,共有7个交易日,10月29日是周末。1分钟数据1890笔,10秒钟数据11127笔,1秒钟数据65535笔,数据来源于文华财经数据库。为了避免开盘和收盘数据的影响,剔除每天上午9:10-9:15之间的集合

竞价数据以及每天上午9:15-9:30和每天下午15:00-15:15的交易数据,最后得到1分钟交易数据1680笔,10秒钟交易数据9848笔,1秒钟交易数据59448笔。

信息提供商提供的高频数据包括采集频率内的最高价、最低价、成交量和持仓量。为研究方便,将  $\frac{\text{最高价} + \text{最低价}}{2}$  作为采集频率内的代表交易价格  $P_t$ 。

因为收益率序列相当小,故将对数收益率放大1000倍考察,记  $R_t = 1000(\ln P_t - \ln P_{t-1})$ 。基于以上数据,分别得到1679个1分钟收益率数据、9847个10秒钟收益率数据和59447个1秒钟收益率数据。基于不同频率的收益率数据初步统计结果见表1。

**表1 基于不同采集频率的收益率数据的统计特征**  
Table 1 The Statistic of the Yield  
Based on Different Frequencies

	1分钟	10秒钟	1秒钟
样本容量	1679	9847	59447
均值	0.004	-0.001	-0.000
中位数	0.027	0.000	0.000
最大值	15.833	1.651	1.971
最小值	-4.584	-2.537	-1.971
标准差	0.962	0.340	0.193
偏度	2.814	-0.249	-0.058
峰度	49.350	5.665	7.866
JB统计量	152511.600	3016.707	58694.440
P值	0.000	0.000	0.000

从表1可以看出,①总体上,1分钟采集频率所得数据的统计特征与10秒钟、1秒钟采集频率所得数据的统计特征差别较大,而10秒钟采集频率所得数据与1秒钟采集频率所得数据较为相近。因为采集频率越高,丢失的信息越少,统计结果更接近于市场真实情形。②随着采集频率的提高,收益率均值越来越接近于0,标准差降低幅度较大。③1分钟采集频率所得的最大值和最小值与其他两类数据的最大值和最小值相差甚远,因为随着采集频率越密集,单位采集时间内的数据越少且价差缩小,因此收益率取值范围变小。④与 Andersen 等<sup>[5]</sup>的实证结果不同的是,随着日内数据频率的增加,其数据的峰度不增反减。

随着采集频率的密集,单位采集时间内价格的波

动越小。为了便于研究,设定一个值,当价格波动达到此阈值时才算一次有效波动。

Engle<sup>[15]</sup>在研究中给出筛选有效价格的一个正式的定义描述。假设  $\{P_1, P_2, \dots, P_{t+1}, \dots, P_n\}$  为原始价格序列,  $\{X_1, X_2, \dots, X_{t+1}, \dots, X_n\}$  为相应的成交时刻点序列。

(1)  $P_1$  默认为有效价格,记作  $P_{t'}$ , 相应的成交时刻点  $X_1$  记作  $X_{t'}$ ;

(2) 对于任意的有效价格  $P_{t'}$  ( $t' \geq 1$ ) 及相应的成交时刻点  $X_{t'}$  ( $t' \geq 1$ ), 假设其在原始价格序列和成交时刻点序列中分别为  $P_t$  和  $X_t$  ( $t \geq t'$ ), 如果  $i$  是首次满足  $|P_{t+i} - P_{t'}| > c$  和  $|P_{t+i+1} - P_{t'}| > c$  ( $1 \leq i \leq n - t - 1$ ) 的下标, 那么  $P_{t+i}$  为紧跟有效价格  $P_{t'}$  之后的下一个有效价格, 记作  $P_{(t+1)'}$ ,  $X_{(t+1)'}$  为相应的成交时刻;

这样, 将得到全部有效价格序列  $\{P_{t'}, P_{2'}, \dots, P_{(t+1)'}, \dots, P_{n'}\}$  ( $n' \leq n$ ),  $\{X_{t'}, X_{2'}, \dots, X_{(t+1)'}, \dots, X_{n'}\}$  为相应的有效成交时刻点序列,  $D_{t'}$  为价格持续期,  $D_{t'} = X_{(t+1)'} - X_{t'} \circ c$  为价格阈值, 连续两次价格变化超过此阈值视为一次有效的价格变动。 $c$  取值的大小可以反映出决策者的风险厌恶程度, 取值越小, 风险厌恶程度越高。本研究将  $c$  取为当期沪深300平均指数的0.1%, 大概为3。通过价格过滤处理后, 1分钟交易数据还剩382笔, 10秒钟交易数据还剩662笔, 1秒钟交易数据还剩1256笔。

#### 4.2 高频数据的日内效应及其剔除处理

将经过价格过滤处理的数据按照相应的绝对收益率公式  $R_{t'} = 1000 |\ln P_{(t+1)'} - \ln P_{t'}|$  和价格持续期计算公式  $D_{t'} = X_{(t+1)'} - X_{t'}$  计算, 图1和图2为基于不同采集频率的绝对收益率和价格持续期剔除日内效应前后的对比图。图中—◆—表示剔除日内效应之前的绝对收益率曲线, —表示剔除日内效应之后的绝对收益率曲线, 横轴上的▲为每天的间隔, 下同。

观察图1(a)~(c), 横轴为样本序列, 容量分别为1679、9847和59447, 纵轴为基于横轴采集频率的绝对收益率。图中分别显示了基于不同采集频率数据剔除日内效应前后的绝对收益率变化曲线, 虽然采集频率不同, 但绝对收益率的日内趋势大致相同。图1(c)中, 采集频率为1秒, 未剔除日内效应的绝对收益率数据在每个交易日内呈现明显的W型; 从图1(a)可以看出第4天未剔除日内效应的绝对收益率数据呈现出L型, 恰好是周一的绝对收益率数据, 表现出明显的周末效应。周末两天集聚的信息在周一上午开盘后迅速被市场中的参与交易者吸收并认同。

图2(a)~(c), 横轴为样本序列, 容量分别为1679、9847和59447, 纵轴为基于横轴采集频率的数据经过价格过滤处理所得的价格持续期, 单位分别为1分钟、10秒钟和1秒钟, 图中分别显示了基于不同采集频率数据经过价格过滤处理剔除日内效应前后的价格持续期变化曲线。观察图2(a)中未剔除日内效应的价格持续期变化曲线, 它也有明显的日内效应, 第一天呈U型, 第二天和第三天呈W型, 第四天和第

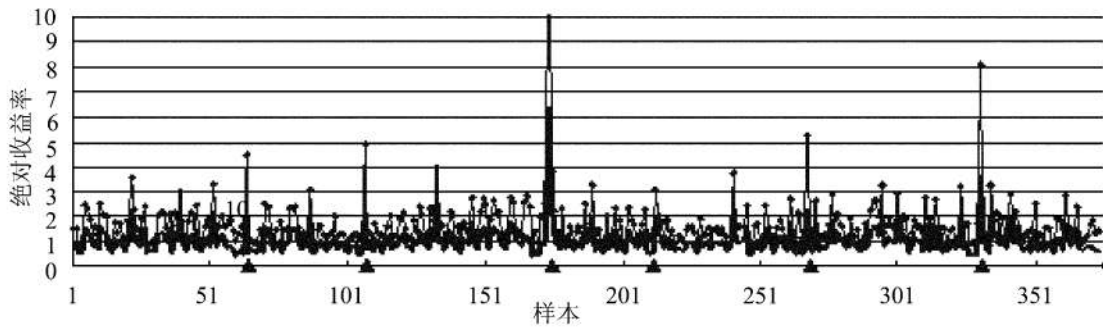


图1(a) 1分钟数据剔除日内效应前后的绝对收益率

Figure 1(a) Absolute Yields of the 1 Minute Data without/with Eliminating the Intraday Effect

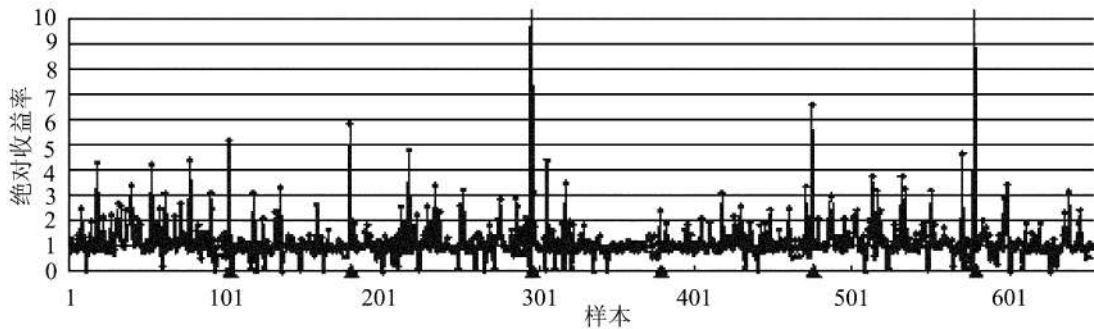


图1(b) 10秒钟数据剔除日内效应前后的绝对收益率

Figure 1(b) Absolute Yields of the 10 Seconds Data without/with Eliminating the Intraday Effect

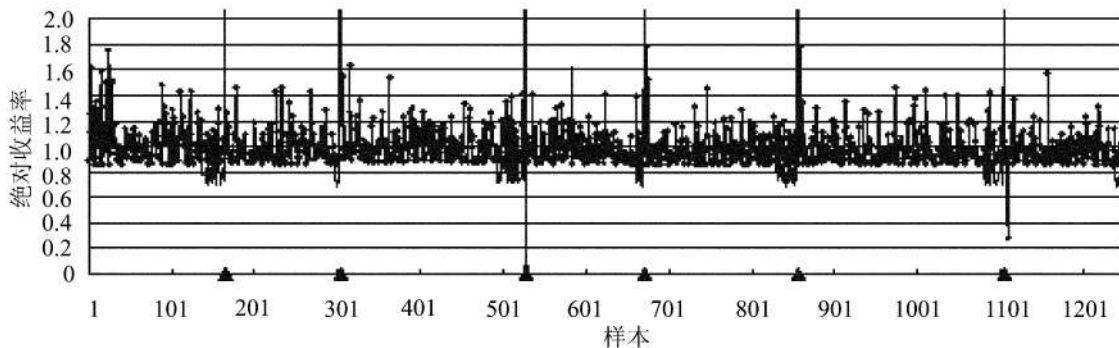


图1(c) 1秒钟数据剔除日内效应前后的绝对收益率

Figure 1(c) Absolute Yields of the 1 Second Data without/with Eliminating the Intraday Effect

五天呈L型,第六天呈U型,第七天呈倒U型,这说明中国股指期货市场价格持续期的变化模式并不是呈现某种单一的形态,而是多种形态并存。日内效应代表着市场呈现某种规律性变动,这对投资者投机、套利和规避风险有着重要的参考意义。

从图1和图2未剔除日内效应的曲线可以看出,绝对收益率和价格持续期都存在明显的日内效应。如果想更精确地估计出预期波动率,就必须将日内效应剔除,避免由于市场机制等其他微观结构引起的非预期波动的干扰。

本研究采用线性样条函数剔除绝对收益率的日内效应。线性样条函数的节点选择每天的上午10:00、10:30、11:00、11:30和下午的13:30、14:00、14:30,共7个节点。利用绝对收益率序列 $R_t$ 对线性样条函数

$a_0 + \sum_{j=1}^7 a_j I_j(X_t - k_j)$  进行回归, $k_j$ 为线性样条函数的第 $j$ 个节点, $j = 1, 2, \dots, 7$ ,计算过程中转化为与 $X_t$ 单位相一致的时间格式; $I_j$ 为虚拟变量,当 $X_t \geq k_j$ 时 $I_j = 1$ ,否则 $I_j = 0$ ; $a_0$ 为常数项, $a_j$ 为回归系数, $j = 1, 2, \dots, 7$ 。得到参数估计值之后,代入样条函数得到 $R_t$ 随时间周期性变化的日内效应部分 $g(X_t)$ , $g(X_t) = a_0 + \sum_{j=1}^7 a_j I_j(X_t - k_j)$ 。然后用 $R_t$ 除以 $g(X_t)$ ,得到剔除日内效应的收益率 $r_t$ , $r_t = \frac{R_t}{g(X_t)}$ 。

类似地,有效价格持续期也存在日内效应,选取与上述相同的7个时间点作为线性样条函数的节点,利用有效价格持续期 $D_t$ 对线性样条函数 $b_0 +$

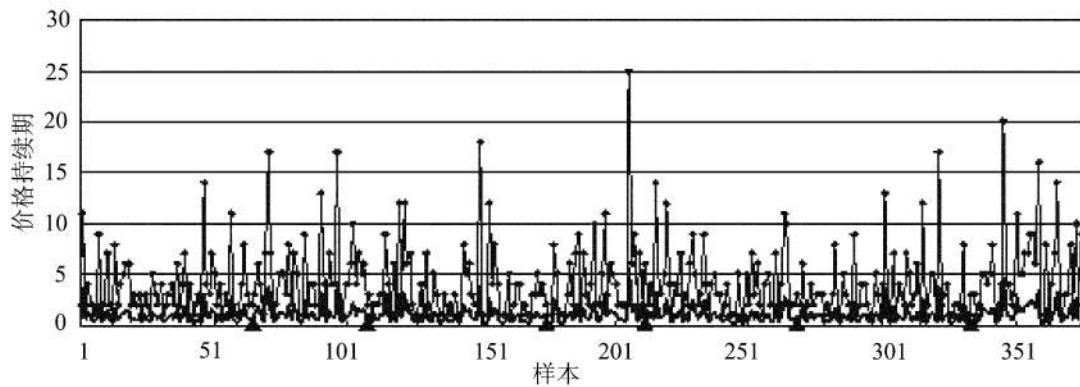


图2(a) 1分钟数据剔除日内效应前后的价格持续期

Figure 2(a) Price Duration of the 1 Minute Data without/with Eliminating the Intraday Effect

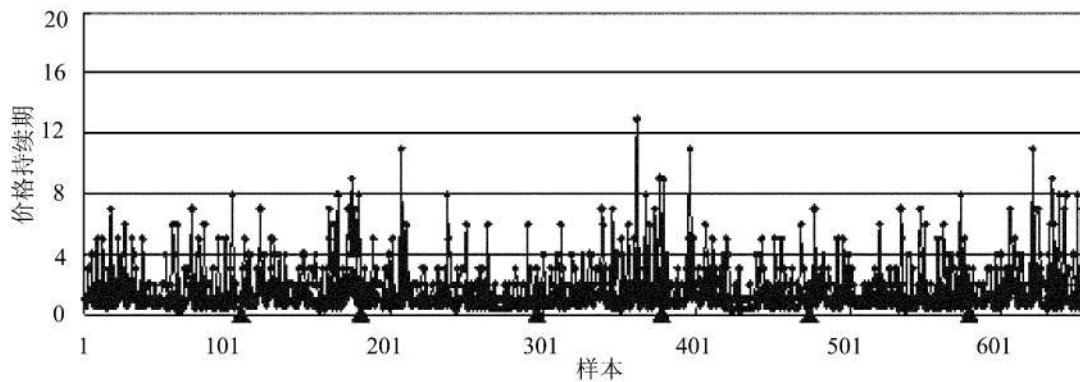


图2(b) 10秒钟数据剔除日内效应前后的价格持续期

Figure 2(b) Price Duration of the 10 Seconds Data of the without/with Eliminating the Intraday Effect

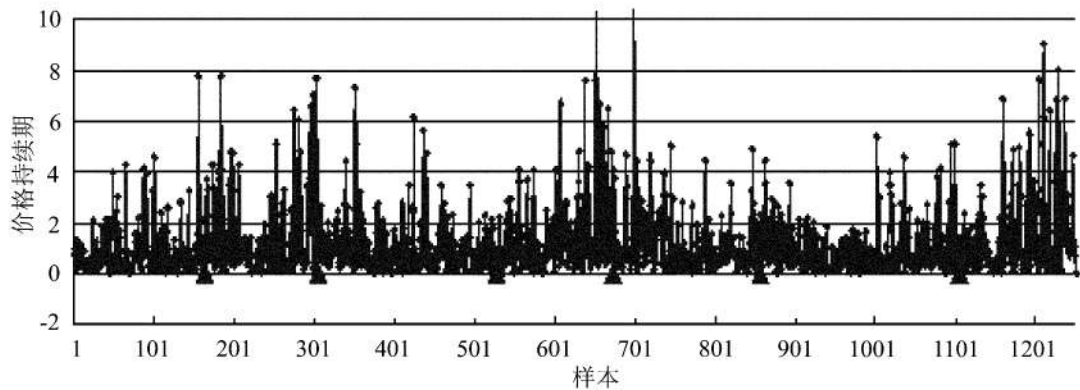


图2(c) 1秒钟数据剔除日内效应前后的价格持续期

Figure 2(c) Price Duration of the 1 Second Data of the without/with Eliminating the Intraday Effect

$\sum_{j=1}^7 b_j I_j(X_t - k_j)$  进行回归,  $b_0$  为常数项,  $b_j (j = 1, 2, \dots, 7)$  为回归系数。得到参数估计值之后, 代入样条函数中得到持续期  $D_t$ 。随时间周期性变化的日内效应部分  $f(X_t)$ ,  $f(X_t) = b_0 + \sum_{j=1}^7 b_j I_j(X_t - k_j)$ 。然后用  $D_t$  除以  $f(X_t)$  即得到剔除日内效应的价格持续期  $d_t$ ,  $d_t = \frac{D_t}{f(X_t)}$ 。

从图1可以看出, 对于1分钟绝对收益率数据, 进行剔除日内效应处理后数据不再有明显的日历效应, 而10秒钟和1秒钟绝对收益率数据在剔除日内效应后却在很大程度上保留了原先数据的趋势; 观察图2发现, 对于1分钟和10秒钟的价格持续期数据, 日内效应剔除前后有明显的变化, 而1秒钟价格持续期数据剔除日内效应前后变化不大。

经过价格过滤处理和剔除日内效应之后, 先前等间隔采集的带有日内效应的高频序列已经转变为

消除日内趋势的不等间隔的序列,应用 UHF-EGARCH 模型对其建模分析如下。

4.3 波动性特征分析

将调整后的收益率序列  $\frac{r_t}{\sqrt{d_t}}$  进行 ARCH 项检验,结果表明存在 ARCH 效应。用 UHF-EGARCH (1,1) 模型建模,采用 Eviews 软件估计模型中相关系数和统计检验量,结果如表 2 所示。

表 2 UHF-EGARCH(1,1) 模型估计结果  
Table 2 Estimation of the UHF-EGARCH (1,1) Model

	1 分钟	10 秒钟	1 秒钟
$c$	-0.016 (0.039)*	-0.025 (0.010)	-0.027 (0.026)
$\phi$	0.235 (0.000)	0.098 (0.001)	-0.018 (0.047)
$\omega$	0.336 (0.035)	1.753 (0.000)	0.019 (0.019)
$\alpha$	0.087 (0.045)	0.094 (0.007)	0.075 (0.000)
$\gamma$	-0.013 (0.043)	-0.054 (0.165)*	-0.164 (0.000)
$\beta$	0.640 (0.307)*	0.644 (0.000)	0.625 (0.000)
LOG-L	-2 730.459	-1 209.846	-664.699
$Q_{LB}^2(12)$	22.320 (0.633)	28.633 (0.867)	31.050 (0.958)

注:\*为在5%的显著水平下显著,未标\*为在1%的显著水平下显著。

由表 2 可知,模型的大部分参数在1%的置信水平下显著,另外 3 个参数在5%的置信水平下显著,且基于不同采集频率的数据的回归结果大致趋于一致,但也有所差别。从 UHF-EGARCH (1,1)模型的估计结果看,模型中的系数  $\phi$  随采集频率的增加,绝对值减小,说明当前收益率更小程度地依赖前期的收益率,而当前的信息波动对收益率的影响增大; $\beta$  的估计值均超过0.600,说明收益率序列具有波动积聚性;较低的  $\alpha$  值说明收益率的波动会逐步减弱; $\gamma$  系数的估计值均为负且统计量显著,说明金融期货市场上的短期波动性也存在非对称效应,同等强度的坏消息比好消息导致的市场波动性更大。

在 UHF-EGARCH (1,1) 模型的条件方差方程  $\ln(\sigma_{t+1}^2) = \omega + \alpha |\frac{\xi_t}{\sigma_t}| + \gamma \frac{\xi_t}{\sigma_t} + \beta \ln(\sigma_t^2)$  中,假设残差  $\xi_t$  服从条件正态分布。令  $h(\frac{\xi_t}{\sigma_t}) = \alpha |\frac{\xi_t}{\sigma_t}| + \gamma \cdot \frac{\xi_t}{\sigma_t}$ , 则

$h(\frac{\xi_t}{\sigma_t})$  称为信息冲击曲线,即冲击  $\frac{\xi_t}{\sigma_t}$  对对数波动率  $\ln(\sigma_{t+1}^2)$  的影响曲线,如图3(a)~(c)所示,横轴表示冲击  $\frac{\xi_t}{\sigma_t}$  的大小,纵轴表示冲击  $\frac{\xi_t}{\sigma_t}$  对对数波动率  $\ln(\sigma_{t+1}^2)$  的影响。

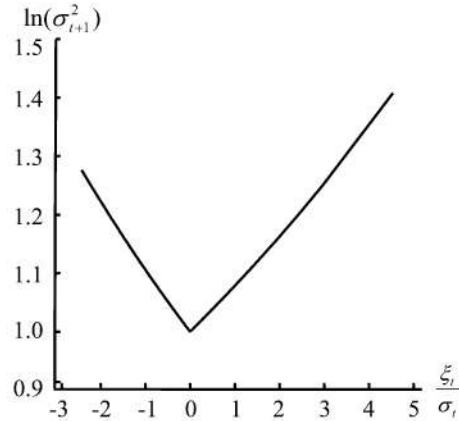


图 3(a) 1 分钟数据的非对称冲击曲线  
Figure 3(a) Asymmetric Error Term of the 1 Minute Data

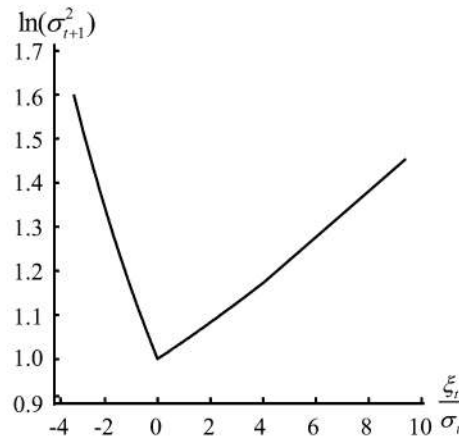


图 3(b) 10 秒钟数据的非对称冲击曲线  
Figure 3(b) Asymmetric Error Term of the 10 Seconds Data

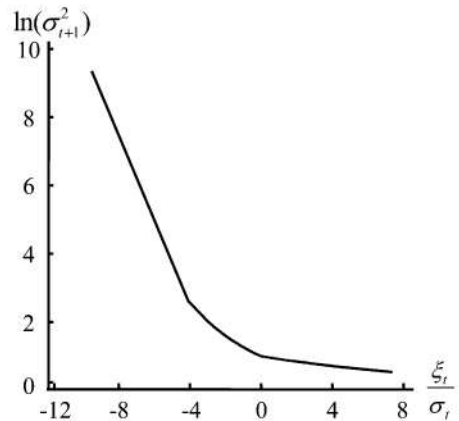


图 3(c) 1 秒钟数据的非对称冲击曲线  
Figure 3(c) Asymmetric Error Term of the 1 Second Data

观察图3(a)~(c)可以发现,基于3种频率数据均具有非对称效应,其中负的冲击比较陡峭,正的冲击相对平缓。但是随着采集频率变高,非对称效应更加显著, $\gamma$ 系数的估计值由-0.013变为-0.054再到-0.164,反映在图形上,负的冲击曲线越来越陡峭,而正的冲击曲线则越来越平缓。究其原因,应是受到2010年10月19日(数据选取时间前一周)上调存贷款基准利率0.25个百分点的利空消息的影响。

因为期货市场采取日结算制度,所以使用高频数据分析期货价格以及价格持续期的日内走势对于短线或者超短线的投资者和风险管理者尤为重要。中国股指期货市场中绝对收益率主要呈现W型,主要是由于市场的午休制度和闭市制度引起,因为在这两个时间段交易者不能交易,也不能从股指期货的价格和交易活动中获得新的信息,加深了信息不对称性,从而引起市场参与者周期性情绪波动。在了解收益率的日内效应模式之后,可以使投资者或者决策者在技术分析的过程中更加准确地分析价格走势,利用各种数据寻求日内套利机会、调整投资组合或者建立套期保值组合来对冲风险。将日内效应剔除,得到不受市场微观结构影响的收益率波动趋势,更有助于市场参与者和风险管理者对于金融资产价格的客观判断和分析。

## 5 结论

本研究使用基于高频数据对波动性建模的UHF-EGARCH模型,以沪深300股指期货市场较活跃的主力合约为代表,分别选1分钟、10秒钟、1秒钟采集频率的数据,研究绝对收益率和价格持续期的日内变动模式,得到如下结论。

(1)随着采集频率的提高,丢失的信息越少,越能接近真实地反映市场情况。

(2)基于3种采集频率数据的绝对收益率和价格持续期呈现出明显的日内效应和周末效应,其中绝对收益率的日内效应基本上呈W型,而价格持续期的日内效应有U型、W型、L型和倒U型4种形态并存,并不是某种单一的形态,这对于资本配置和风险管理有指导意义。

(3)采用线性样条函数剔除日内效应影响后,进一步研究短期波动性,发现波动性具有明显的集聚性和非对称效应,其中坏消息的影响大于好消息的影响。

## 参考文献:

- [1] 严敏,巴曙松,吴博.我国股指期货市场的价格发现与波动溢出效应[J].系统工程,2009,27(10):32-38.  
Yan Min, Ba Shusong, Wu Bo. Price discovery and volatility spillovers of stock index futures markets in China[J]. Systems Engineering, 2009, 27(10): 32-38. (in Chinese)
- [2] 华仁海,刘庆富.股指期货与股指现货市场间

的价格发现能力探究[J].数量经济技术经济研究,2010,27(10):90-100.

Hua Renhai, Liu Qingfu. The research on price discovery ability between stock index futures market and stock index spot market[J]. The Journal of Quantitative & Technical Economics, 2010, 27(10): 90-100. (in Chinese)

- [3] 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.
- [4] Rahman S, Lee C F, Ang K P. Intraday return volatility process: Evidence from NASDAQ stocks[J]. Review of Quantitative Finance and Accounting, 2002, 19(2): 155-180.
- [5] Andersen T G, Bollerslev T, Cai J. Intraday and interday volatility in the Japanese stock market[J]. Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 2000, 10(2): 107-130.
- [6] Ding D K, Lau S T. An analysis of transactions data for the stock exchange of Singapore: Patterns, absolute price change, trade size and number of transactions[J]. Journal of Business Finance and Accounting, 2001, 28(1/2): 151-174.
- [7] Brooks C, Hinich M J. Detecting intraday periodicities with application to high frequency exchange rates[J]. Journal of the Royal Statistical Society Series C, 2006, 55(2): 241-259.
- [8] Romero-Meza R, Bonilla C A, Hinich M J, Bórquez R. Intraday patterns in exchanges rate of return of the Chilean Peso: New evidence for day-of-the-week effect[J]. Macroeconomic Dynamic, 2010, 14(1): 42-58.
- [9] 刘向丽,程刚,成思危,汪寿阳,洪永淼.中国期货市场日内效应分析[J].系统工程理论与实践,2008,28(8):63-80.  
Liu Xiangli, Cheng Gang, Cheng Siwei, Wang Shouyang, Hong Yongmiao. Intraday effects analysis of Chinese futures markets[J]. Systems Engineering-theory & Practice, 2008, 28(8): 63-80. (in Chinese)
- [10] 郭彦峰,黄登仕,魏宇.上海期货市场收益和波动的周日历效应研究[J].管理科学,2008,21(2):58-68.  
Guo Yanfeng, Huang Dengshi, Wei Yu. A study of the day of the week effect in return and volatility at the Shanghai futures market[J]. Journal of Management Science, 2008, 21(2): 58-68. (in Chinese)
- [11] Liu C, Maheu J M. Intraday dynamics of volatility and duration: Evidence from the Chinese stock market[R]. Toronto: University of Toronto, 2010.
- [12] Engle R F, Gallo G M. A multiple indicators model for volatility using intra-daily data[J]. Journal of Econometrics, 2006, 131(1/2): 3-27.

- [13] Taylor N. Modeling discontinuous periodic conditional volatility: Evidence from the commodity futures market [J]. *Journal of Futures Markets*, 2004, 24(9): 805-834.
- [14] Nelson D B. Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach [J]. *Econometrica*, 1991, 59(2): 347-370.
- [15] Engle R F. The econometrics of ultra-high frequency data [J]. *Econometrica*, 2000, 68(1): 1-22.
- [16] Ghysels E, Jasiak J. GARCH for irregularly spaced financial data: The ACD-GARCH model [J]. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 1998, 2(4): 133-149.
- [17] Czado C, Haug S. An ACD-ECOGARCH (1,1) model [J]. *Journal of Financial Econometrics*, 2010, 8(3): 335-344.
- [18] Racicot F É, Théoret R, Coen A. Forecasting irregularly spaced UHF financial data: Realized volatility vs UHF-GARCH models [J]. *International Advances in Economic Research*, 2008, 14(1): 112-124.
- [19] 徐正国, 张世英. 上海股市微观结构的超高频数据分析 [J]. *天津大学学报: 社会科学版*, 2005, 7(3): 161-166.  
Xu Zhengguo, Zhang Shiyong. Ultra-high-frequency data analysis of Shanghai stock market microstructure [J]. *Journal of Tianjin University: Social Sciences*, 2005, 7(3): 161-166. (in Chinese)
- [20] 陈敏, 王国明, 吴国富, 蒋学雷. 中国证券市场的 ACD-GARCH 模型及其应用 [J]. *统计研究*, 2003, 20(11): 60-62.  
Chen Min, Wang Guoming, Wu Guofu, Jiang Xuelei. ACD-GARCH model and its application to Chinese stock market [J]. *Statistical Research*, 2003, 20(11): 60-62. (in Chinese)

## Empirical Research on the Stock Index Market Based on the UHF-EGARCH Model

Sun Yan, He Jianmin, Zhou Wei

School of Economics and Administration, Southeast University, Nanjing 211189, China

**Abstract:** This paper investigates the intraday effect and the volatility of the hs300 stock index futures based on the high frequency data. First, we propose the UHF-EGARCH model by adding the price duration into the GARCH model and combing the asymmetry of the volatility. Then, we select three kinds of high frequency data: 1 minute, 10 seconds and 1 second data, and find that there are obvious weekend effect and intraday effect of the absolute yield and the price durations. Most of the intraday effect of the absolute yield present in the W pattern and the intraday effect of the price durations display four patterns: The U pattern, the L pattern, the W pattern and the inverted U pattern, rather than a single pattern. Finally, we further research the short-term volatility after eliminating the intraday effect with the linear spline function, we find that there are obvious clustering and asymmetry in the volatility, in which the effect caused by the bad news is more powerful than those caused by the good news, and we draw the corresponding curve of the asymmetric error term.

**Keywords:** UHF-EGARCH model; duration; intraday effect; clustering; asymmetry

**Received Date:** January 17<sup>th</sup>, 2011      **Accepted Date:** July 4<sup>th</sup>, 2011

**Funded Project:** Supported by the National Natural Science Foundation of China(71071034)

**Biography:** Sun Yan, a Jiangsu Taizhou native(1984 - ), is a Ph. D. candidate in the School of Economics and Administration at Southeast University. Her research interests include modeling the high frequency data, risk management of the future, etc. E-mail: sunyanzxc@126.com □