2010年 8 月 经 济 论 坛 Aug. 2010
总第 480 期 第 08 期 Economic Forum Gen.480 No.08

（超）高频数据视角下金融风险度量研究进展

文/苗晓宇

【摘 要】基于（超）高频数据的金融市场风险度量方法是一个崭新的研究领域。（超）高频数据因包含了更多的信息，能够提供更丰富的数据资源而备受关注。本文梳理了基于（超）高频数据的五种风险度量方法：分别基于“已实现”波动率模型、ACD族模型、高频极值理论、非参数核密度估计方法、分位数回归理论。本文对这五种方法的研究现状及研究中存在的问题进行了探讨，可为提高我国金融业风险管理水平提供必要的理论指导和实践方法。

【关 键 词】风险度量；超高频数据；风险价值；自回归条件持续期

【作者简介】苗晓宇，吉林财经大学统计学院讲师，厦门大学博士生，研究方向：国民经济统计、金融风险管理。

目前，我国的金融市场的VaR研究一般都采用低频日收益数据，这必然会损失部分日内信息。一般而言，金融市场上的信息连续影响金融资产价格变化的过程，离散模型必然会造成信息的丢失，数据频率越低，则信息丢失就越多。因此，考虑基于分钟、小时甚至秒、分笔等（超）高频数据计算VaR，无疑为深化对金融市场微观结构的认识，提高金融风险测度的准确性提供了一个新的思路和方

的信号。

应当说，自愿审计动机与信号假说有着天然的联系。与财务报告未经审计相比，上市公司自愿聘请审计师对其财务报告进行审计这一行为本身就是信号，在某种程度上等于向外界表明自己与众不同。根据我国资本市场的实际情况，我们预期上市公司可能会出于新发行证券再融资、银行贷款或者向二级市场传递信号的需要自愿购买中期财务报告审计以向证券监管部门、银行或者外部投资者传递信号。事实上，在自愿审计的情况下，由于公司可以自行决定审计或者不审计，因此，与强制审计相比，自愿审计这一决策行为就是信号（Cameran, 2000）。

四、结论

我国上市公司中期自愿审计的动机主要是试图向财务报告使用者发送信号，从而影响投资者、债权人等利益相关者的价值判断。中报自愿审计动机与审计需求的信号假说有着天然联系。同时，我们也应当认识到，自愿接受审计并不一定是对高质量审计服务有需求，自愿与否也不是影响审计质量的真正原因，更深层次的原因是上市公司对审计服务质量的需求影响了审计服务质量的供给。当上市公司预期外部审计师不会发现或者即使发现了也不会对外报告其重大问题时，其自愿审计需求实质上是对低质量审计服务的需求。因此，我们应当注意培育市场对高质量审计服务的需求，包括完善法律环境，尤其是完善独立审计的民事赔偿机制，促使会计师事务所的组织形式向无限责任制转变。当发生财务舞弊和审计失败时，股东能够向审计师追偿损失，将使得审计师在执业时兢兢业业，以确保审计质量。同时还应当注意完善公司的治理结构，进一步健全审计师选聘机制等，以最终提高审计质量，增进公众信心。

参考文献

[1] 张奇峰.上市公司独立审计需求：原因与治理[J].财会通讯（综合版）,2006,（4）.

[2] 喻少华.自愿审计动机与质量研究[M].大连出版社,2008,1

[3] 刘斌,王杏芬,何莉,李嘉明.自愿中报审计的需求动机、会计信息质量与经济后果——来自中国上市公司2002~2006的经验证据[J].经济科学，2008，(3).

[4] 薛祖云,陈靖,陈汉文.审计需求：传统解释与保险假说[J].审计研究，2004，(5).

（责任编辑：华明）

法，具有一定的理论价值和实际意义。

一、基于（超）高频数据估计VaR模型综述

国内外专家学者对基于高频数据的金融市场VaR计算进行了深入的研究，使用模型和方法不外乎两类：一类是在低频数据VaR模型上的扩展和移植。有些低频数据模型被成功地扩展到对高频数据VaR的建模，如分布拟合法、历史模拟法等；也有些模型不能被用到高频数据建模，如GARCH族模型，在较低频率的数据中，GARCH模型可以很好地刻画一些峰度较大的数据特征，但如果峰度达到了100以上，那GARCH模型就远远不能刻画了。Anderson and Bollerslev（1998）实证表明，随着数据频率的增加，峰度也是随之增加的，到分钟数据，峰度就已经达到了100以上了。另一类是基于（超）高频数据计算VaR模型的创新。根据数据频率的相对高低，我们可以把这类模型分为高频数据模型和超高频数据模型。这两类模型在数据特征、内部结构、计算方法等方面都有着本质的区别。以下对基于（超）高频数据计算VaR的模型分别进行介绍。

二、基于高频数据“已实现”波动模型估计VaR

所谓高频数据，指的是频率在日以下除分笔数据以外的数据。高频数据具有独特的数据特征，如波动率日内U型走势、日历效应、超高峰度、价格序列一阶负相关性等，它也具有一般的ARCH特征（如宽尾，非正态、波动率聚集等）。这些独特的数据特征也决定了高频数据建模的困难性。

对于高频数据的计量建模，目前还没有一种被大家普遍认可的模型框架。由于GARCH模型在较低频率数据的成功表现，一些学者考虑了将它移植到高频数据建模中来。主要有两类：一是弱GARCH模型（Weakly GARCH），弱GARCH模型由Drost和Nijman第一次提出，他们分别定义了三种模型：强GARCH模型、半强GARCH模型和弱GARCH模型。另一种模型是HARCH模型。Muller和Dacorogna（1996）等针对高频数据波动的长记忆性和非对称性这两个基本特征，提出了HARCH模型（Heterogeneous ARCH），但这类模型的实证结果并不成功（郭兴义，2002）。

Anderson and Bollerslev（1998）提出了“已实现”波动率理论，将“已实现”波动率作为对金融市场波动率的精确估计，并给出了“已实现”波动率的测量方法，这是高频数据研究上的重大突破。“已实现”波动率是把一段时间内收益率的平方和作为波动率的估计，“已实现”波动率不同于ARCH类模型和SV类模型，它没有模型（model free），不需要进行复杂的参数估计。ARCH类模型和SV类模型均基于t时刻的信息集来预测t+1时刻的波动率，然而“已实现”波动率是在t时刻信息集的基础上度量t时刻的波动率，因此这种波动率被称为“已实现”波动率。“已实现”波动率可以近似认为是实际波动的一致估计，可以用于检验波动率的各种特性，并对未来的波动率进行预测，它是对其他各类模型进行评价的基准。“已实现”波动率在多变量的情形下可以扩展为“已实现”协方差矩阵，弥补了多元GARCH模型和多元SV模型的“维数灾祸”缺陷。

国内外学者对金融市场的各种“已实现”波动率进行了广泛的研究，实证结果发现：高频数据构造的“已实现”波动率具有以下性质：“已实现”波动率标准化后的日收益率近似服从正态分布；对数“已实现”波动率具有明显的长记忆性和非对称性并且服从正态分布，等等。国内外学者根据“已实现”波动率的特征，提出了对“已实现”波动率进行建模计算VaR的一些方法，本文着重介绍其中的两种模型：ARFIMA模型和ARFIMAX模型。

Anderson and Bollerslev（2001）构建了“已实现”波动率的模型的形式如下：

$$\phi(L)(1-L)^d y_t=\theta(L)\varepsilon_t \tag{1}$$

其中$\phi(L)$，$\theta(L)$分别为L的p阶、q阶多项式，d是分数综合参数，表示对序列进行某种形式的差分。

Ebens提出了 ARFIMAX模型，并用该模型模拟了道琼斯工业指数的对数“已实现”波动率，模型如下：

$$(1-\phi(L))(1-L)^d(\ln h_i)=\omega_0-\omega_1 r_{i-1}I^-_i+\omega_2 r_{i-1}I^+_i+(1+\theta(L))\varepsilon_t \tag{2}$$

r_{i-1}是上一期的收益率，I^-_i、I^+_i是上期收益率符号变量，d是分数综合参数。

Andersen（1998）提出“已实现”波动率之后，有一大批文献开始探讨如何对“已实现”波动率进行建模及估计。Blair and Poon等(2001)研究了“已实现”波动率的预测问题。Bamdorff- Nierlsen和Shephard(2002)对“已实现”波动率的渐近分布特性进行了研究，并对“已实现”波动率模型进行了全面介绍。Andersen和Bollerslev(2002)对“已实现”波动率进行了预测研究，并将其应用于在险价值(VaR)的计算。Pierre Giot，Sebastien Laurent研究了“已实现”波动率在VaR上的应用，并将其与基于

ARCH模型的VaR进行了比较研究。Martens和Dijk(2007)使用高频数据构造了实现极差。

在国内，黄后川、陈浪南(2002)研究了中国股市的“已实现”波动率的不对称性和长期记忆特性。徐正国、张世英(2006)在“已实现”波动率的基础上提出更有效地调整“已实现”波动，针对调整“已实现”波动的长记忆性和“杠杠”效应建立ARFIMAX模型，并与GARCH模型以及SV模型比较了预测能力。国内对“已实现”波动建模进行研究的还有施红俊、马玉林、陈伟忠（2003），施红俊、陈伟忠（2005），唐勇、刘峰涛（2005）。

三、基于超高频数据的ACD模型估计VaR

所谓超高频数据，就是对金融市场发生的交易逐笔进行记录的数据。超高频数据区别于低频和高频数据的最主要的两点特征是价格离散取值和交易间隔不等。传统的模型要求变量满足连续性条件，但现实的市场机制很难满足。传统的ARCH类模型和SV类模型是针对相等时间间隔上采集的数据来建模的，而对于超高频数据而言，任意两次交易之间的时间间隔是不确定的，是时变的。因此，传统的时间序列模型不能直接用到超高频数据建模。

超高频数据的特征决定了传统的方法对其分析已经不适用。Engle and Russell（1998）首次提出了ACD模型，对超高频数据的间隔持续期进行建模，开超高频数据研究的先河，获得了学者的广泛接受。

超高频数据可以由两种随机变量来描述：一是交易发生的时间，二是时间上观测到的交易量、交易价格等，通常称为标值（marks）。ACD模型假设每次交易以一定的概率发生，下次交易发生的时间服从一个随机过程，并利用标值点过程去描述随机交易持续期。

标准的ACD(m,q)模型如下:

$$\begin{cases} x_i=\psi_i\varepsilon_i \\ \psi_i=\omega+\sum_{j=1}^{m}\alpha_j x_{i-j}+\sum_{j=1}^{q}\beta_j\psi_{i-1} \\ \varepsilon_i\sim i.i.d;\omega>0;+\alpha_j\geq 0,j=1,\cdots m;\beta_j\geq 0,j=1,\cdots q; \end{cases} \quad (3)$$

其中，$x_i=t_{i+1}-t$，ψ_i表示条件持续期。

选择不同形式的密度函数$p(\varepsilon)$和条件期望ψ_i的不同阶数可得到不同的ACD模型。如WACD(m,q)、GACD(m,q)、EACD(m,q)。ACD模型的参数必须满足非负约束，这就使得模型的使用变得非常有限，Bauwens and Giot（2000）提出了对数形式的ACD模型，有效地解决了这一问题。

另外一个具有代表性的关于交易间隔的模型是由Ghysels et al.(2004)和Bauwens and Veredas(2004)提出的随机ACD波动模型，即SCD模型。SCD模型中，交易间隔是由一个不可观测的随机过程决定，其参数估计比较困难，实证研究中相关文献较少。使用该方法计算VaR的文献还没见到（耿克红、张世英，2008）。

ACD族模型是对交易持续期建模，而我们更关注的是对交易价格或收益的建模。近年来，超高频数据分析中关于标值（交易价格、交易量）的计量模型主要有：ACD-GARCH模型和UFH-GARCH模型。

基于GARCH过程在时间聚合思想上的优异表现，Ghysels and Jasiak（1998）在ACD框架下，引入GARCH效应，习惯上称之为ACD-GARCH模型。该模型被构建成一个随机系数GARCH模型，模型系数的确定需依赖交易持续期模型。该模型的估计比较困难，Ghysels and Jasiak（1998）提出了GMM+QML的方法，但该方法应用起来比较复杂，这也限制了该方法的推广和使用。

Engle（2000）提出了UHF-GARCH模型。Engle指出，只需要用持续期去调整超高频收益率，就可以在传统的GARCH模型框架下对高频数据进行建模，并提出可以分两步估计模型：

第一步，先估计ACD模型，计算出条件持续期；第二步，把单位时间间隔上的超高频收益率$r_i/\sqrt{x_i}$纳入传统的GARCH模型的框架进行建模。

假设$r_i/\sqrt{x_i}$满足ARMA(1,1)过程，则：

$$\begin{cases} r_i/\sqrt{x_i}=\alpha r_{i-1}/\sqrt{x_{i-1}}+\beta e_{i-1}+e_i \\ e_i=\sigma_i\eta_i;\eta_i\sim i.i.d(0,1)\text{服从GARCH(1，1)过程} \\ \sigma_i^2=\omega+e^2_{i-1}+\beta\sigma_{i-1}^2+\gamma_1 x^{-1}_i+\gamma_2\frac{x_i}{\psi_i}+\gamma_3\xi_{i-1}+\gamma_4\psi_i^{-1} \end{cases} \quad (4)$$

其中，ξi是长期波动，通过对r^2_i/x_i进行指数平滑得到。UHF-GARCH模型简单易懂，计算方便，所以得到了广泛的接受。通过对收益率进行建模，我们可以得到超高频波动率UHFV，然后通过对UHFV建模，就可以得到超高频数据的VaR。

目前，根据超高频数据计算VaR的方法主要有三种：第一种是邵锡栋、连玉君、黄性芳（2009）提出的方法，他们首先仿照“已实现”波动率，对日内的超高频波动率进行加总，将超高频波动率转化为日波动率，由于转换后对数波动率近似服从正态分布，并且具有显著的长记忆性，因此文中用ARFIMA模型去拟合超高频波动率并得到日VaR；

第二种是Dionne G、Duchesne P、Maria Pacurar (2005) 提出的Intraday Value at Risk，文中对UHF-GARCH模型进行了扩展，并使用蒙特卡洛模拟方法，得到了日内风险价值（IVaR）；第三种是Gilbert Colletaz、Christophe Hurlin and Sessi Tokpavi（2007），文中将价格运动的ACD模型与非参数的分位数回归模型合并起来构成一个估计VaR的半参数方法，作者将这种方法估计出的VaR称为Irregularly Spaced Intraday Value at risk(ISIVaR)，该模型估计比较复杂，实证研究中使用的并不多见。国内对这方面的研究多是对国外模型引入的实证研究，主要有陈敏、王国明、吴国富（2003），屈文洲（2003）等。

ACD 模型是前沿的金融市场计量分析理论，与传统的时间序列分析方法相比，ACD 是一种动态的计量分析模型。它将持续期（Duration）与ARCH 思想完美结合，以处理不等间隔的高频交易数据，因而它在金融和其他领域具有更加广阔的应用前景。

四、基于高频极值理论的分布拟合法估计VaR

分布拟合法计算过程比一般方法复杂，在对收益分布形式未知的情况下计算VaR的精度没有优势，而基于极值理论的分布拟合法对上述分布假设做了一定程度的放松，即不必限定收益分布的某种形式，而只去考虑分布的尾部，避免了整体建模风险，可以准确地描述分布尾部的分位数，对风险管理中的厚尾现象描述尤其适合。因此，本文仅对基于极值理论的分布拟合法进行综述。

极值理论度量金融风险的模型有两类：一类是BMM模型，该模型首先将数据划分成若干组并计算出组内最大值，然后对这些极值拟合广义极值分布（GEV）并计算其参数，最后利用广义极值分布来获得某一指定概率的分位点，也就是VaR。这类模型的关键是对数据分组。这方面的研究国外代表人物有P.Embrechts and S.RESNICK(1999)、T.G..Bali (2003)、Mcniel and Frey（2000），国内有田宏伟（2000）、周开国（2002）等。另一类是POT模型。该模型首先规定一个损失界限水平，又称阀值，观测值中损失超过阀值的数据称为超出损失数据，其分布称为超出损失分布。Pickands(1995)研究证明，超出损失分布的极限分布为某一GPD分布，我们估计出这一GPD分布的参数，即可获得服从该分布的某一概率水平的分位点，即VaR。这类模型的关键在于确定阀值。这方面的研究国外代表人物有P. Embrechts and S.Tesnick(1999)、F.M.Longin（2000），在国内主要有封建强（2002）、潘家柱（2000）等（欧阳资生，2006）。

不管是哪一类模型，都需要确定界限值（阀值）。界限值过低，供分析的数据可能不是极端值，超出损失分布可能不服从GEV分布，偏差较大。界限值确定得过高，可供分析的数据就比较少，分析的数据比较接近极端值，因此分析偏差较小。但由于样本容量太少，会导致估计误差较大。金融风险分析只有在相当大的样本下才能显现出有效性，在界限值不变的情况下，想增加供分析的观测数量，一种比较好的方法就是使用高频数据。

基于极值理论并使用高频数据研究金融市场VaR的文献目前还不多见。在国外，Jon Danielsson and Casper.G.de.Vries(1998)提出了基于高频极值理论的雏形。Turan G. Bali and David Weinbaum（2007）提出了条件极值波动估计量（EVT），并用S&P100指数五分钟数据对估计量进行了实证分析。在国内，尹优平、马丹（2005）研究了高频数据下VaR 的计算方法，提出在GARCH 模型失效时基于GPD分布的新方法，文中研究并得到了较理想的效果；赵树然、任培民（2008）对极值理论在高频数据的VaR和CVaR进行了研究，结论表明：基于高频数据极值理论的方法能够比较精确地度量VaR和CVaR；王春峰、庄泓刚、房振明、卢涛（2008）基于广义极值分布，使用高频数据对金融市场的条件极值进行了研究，结果发现，应用高频数据建立在条件广义极值分布上的VaR能够较好地考虑到当前的预期和波动性，能够较为敏感地捕捉到收益的动态性。

五、基于高频数据的非参数核密度估计方法估计VaR

极值理论本质上属于半参数方法，它只是对分布的假设进行了初步的放松，而非参数核密度估计方法是直接对收益率的密度函数进行估计的方法，是一种非参数方法，它不需要对收益分布进行假设，使用起来显得更直接、直观，而缺点就是计算起来比较复杂。

非参数核密度估计的原理：设f(x)为总体的概率密度函数，$X_1,X_2,\cdots,X_n$为n个样本点，则f(x)的核密度估计为：

$$\hat{f}_n(x)=\frac{1}{nh}\sum_{i=1}^{1}k\left(\frac{x-X_i}{h}\right) \qquad (5)$$

其中，函数k(x)称为核函数，常数h>0为窗宽。核密度估计的优劣取决于窗宽与核函数的选择，理

论上，我们可以通过使积分均方误差(AMISE)最小而求得最优窗宽，而实际运用中，最优窗宽的效果并不是很好，还要根据密度曲线具体形状或者其光滑程度进行选择。另外，研究表明，不同核函数对估计效果影响较小。因此，为了方便，一般选择简单的核函数（如高斯核）。

收益率的VaR可以表示为：$p(r_t \le VaR_t)=\alpha$，则：

$$F(VaR_r)=\int_{-\infty}^{VaR_r} f(t)dt=\int_{-\infty}^{VaR_r} \frac{1}{nh}\sum_{i=1}^{n} k(\frac{x-X_i}{h})dx=\frac{1}{nh}\sum_{i=1}^{n}\phi(\frac{VaR_i-X_i}{h})=\alpha \tag{6}$$

这样，核密度估计的VaR_r就可以通过求解上式得到。这是一个复杂的非线性方程，需要用数值方法求解，求解过程相当麻烦，需要的计算时间也非常长。可以采用Newton迭代法和割线法求解，Newton迭代法给出了比较好的结果，运算时间较短，而割线法的效率较低。

非参数核密度估计理论计算VaR虽然思想简单明了，但计算非常复杂，所以基于该方法计算VaR的研究并不是很多。在国内，许大志、郑祖康（1999）提出了一种以金融资产收益率分布的核密度估计为基础的VaR模型，并与传统参数方法进行对比，取得了很好的效果；唐林俊（2002，2005）提出了一种适应估计金融事件序列分布的laplace核密度函数，在单变量核密度估计的基础上建立了风险价值预测的模型，并通过对核密度估计变异系数的加权处理建立了两种加权VaR预测模型；由于非参数核密度估计在大样本下才能显现出有效性，所以在高频数据比较容易获得后，尹优平、马丹（2005）使用高频数据对非参数核密度估计VaR方法进行了实证研究；赵建昕、任培民、赵树然（2008）从非参数角度给出了VaR的一个相合估计量，并基于高频数据进行了实证研究。

六、基于高频数据分位数回归模型估计VaR

分位数回归模型提供了一种计算VaR的新方法，它同非参数核密度估计一样，不需要对收益率的分布形式做假设，而是根据分位数的行为特征，通过最优化途径，直接估计条件分位点，即是VaR。它需要对回归参数进行估计，属于半参数方法范畴。

Koenker R、Bassett G.(1978)首先提出分位数回归模型，用于计算样本的任意条件分位数。对金融收益率序列y_t，我们可以用其m个滞后变量$(y_{t-1},y_{t-2},\cdots y_{t-m})$作为解释变量，当然也可以加上其他解释变量。我们可以把分位数回归模型扩展成如下形式：

$$\begin{cases} \min\sum_{i=1}^{n} L_p(y_i-f(y_{t-1},y_{t-2},\cdots y_{t-m},\beta)) \\ y_t=f(y_{t-1},y_{t-2},\cdots y_{t-m},\beta)+\varepsilon_i \end{cases} \tag{7}$$

其中，$L_p(\mu)=\mu(P-I(\mu))$，

$$I(\mu)=\begin{cases} 0,\ (\mu\ge 0), \\ 1,\ (\mu<0)； \end{cases} \tag{8}$$

$f(y_{t-1},y_{t-2},\cdots y_{t-m},\beta)$即为$y_t$在给定$y_{t-1},y_{t-2},\cdots y_{t-m}$条件下的P分位估计函数，条件分位数用q表示，则$q_t(p|y_{t-1},y_{t-2},\cdots y_{t-m})=f(y_{t-1},y_{t-2},\cdots y_{t-m},\beta)$，所以，收益率（$y_t$）分布的左尾p分位点的相反数即是我们要求的$VaR_p$。即：

$$VaR_p(yt)=-q_y(P|y_{t-1},y_{t-2},\cdots y_{t-m}) \tag{9}$$

目前，基于分位数回归计算VaR的模型可以归为四类，第一种是Koenker and Zhao（1996）提出的ARCH Quantile风险度量方法，按照同样的方法可以将该方法扩展至GARCH模型中；第二种是Engle and Manganelli（2004）提出的CAViaR风险度量模型，基本思想是把VaR建模重点从收益率分布转移到直接对分位数的行为建模上来；第三种是Taylor（2008）提出的CARE法，该方法计算与CAViaR类似，只是将QR加总最小换成非ALS的加总最小。第四种是Taylor（2008）提出的EWQR法，该方法试图克服传统风险度量方法忽略时序数据间隔远近的影响这一缺陷（唐勇、寇贵明，2009）。

分位数回归方法使用的是最小一乘估计，而对于大规模数据集来说，最小一乘估计难度较大，这也限制了分位数回归的发展。单纯形法的出现，解决了较大规模数据集估计的问题，但是对于大规模数据集的估计来说收敛速度仍显得较慢，内点法和MM算法的提出使得大规模数据集估计成为可能，也为我们使用高频数据基于QR方法计算VaR提供了条件。但遗憾的是，到目前仍未见到基于高频数据和QR方法计算VaR的文献。

七、未来的研究方向

目前，对（超）高频数据的研究还仅仅是最近十多年的事情，属于前沿领域，基于高频数据计算VaR，可以从以下几个方面进一步开展。

1.对高频数据特征的理解还有待深化，在不同的取样频率下，数据集的性质到底有何不同还需探析；对隐藏于其中的微观结构问题还需进一步探索。

2.从研究对象上看，可以将单一的研究对象（股票）扩展至其他的金融衍生产品，金融市场不

只是股票，每种金融产品都有其存在的必要，都需要我们对其进行深入研究。

3.从研究方法上，可以将一元模型往多元模型扩展，因为金融风险是系统风险，而多元模型更适合对系统风险进行描述。

4.从实证计算角度来看，由于高频数据涉及到巨大的计算量，因此算法优化的研究也是重要的一环。

5.我国的证券市场与国外的市场存在着明显的不同，我国股市的波动性和投机性非常强，因此必须根据中国市场的特征，选择适合中国的高频数据VaR计算模型，而目前这方面研究还比较少。

6.对现有方法进行扩展和创新的同时，还应该重视与神经网络模型、贝叶斯理论、模糊理论等新理论的结合应用。

相信随着经济的发展和科技的进步以及研究的深入，高频数据在金融风险管理方面的研究前景将越来越好！

参考文献

[1]Andersen T G，Bollerslev T. Answering the Skeptics: Yes，Standard Volatility Models do Provide Accurate Forecasts[J].1998，39(4): 885- 905.

[2]Dacorogna M M，Gauvreau C L，Mulller U A，et al. Changing time scale for short- term forecasting in financial markets[J]. Journal of Forecasting.1996，15(3): 203- 227.

[3]郭兴义，杜本峰，何龙灿.(超)高频数据分析与建模[J].统计研究,2002，(11): 28- 31.

[4]房振明，王春峰，付臣余.基于高频数据的股指风险价值预测[J].统计与决策,2007，(18): 89- 91.

[5] Andersen T G，Bollerslev T，Diebold F X，et al. The Distribution of Realized Exchange Rate Volatility [J].2001，96 (453): 42- 55.

[6]Ebens H.Realized Stock Volatility[D].1999.

[7] Blair B J，Poon S，Taylor S J. Forecasting S&P 100 volatility: the incremental information content of implied volatilities and high- frequency index returns[J].Journal of Econometrics.2001，105(1): 5- 26.

[8]Barndorff- Nielsen，E O. Econometric Analysis of Realised Covariation: High Frequency Covariance，Regression and Correlation in Financial Economics[J].2002(2002- W13).

[9] Andersen T G，Bollerslev T，Meddahi N. Analytical Evaluation Of Volatility Forecasts[Z]. 2002:45，1079- 1110.

[10] Martens M，Van Dijk D. Journal of Econometrics.2007，Vol.138(No.1).

[11]黄后川，陈浪南.中国股票市场波动率的高频估计与特性分析[J].经济研究,2003，(2): 75- 94.

[12]徐正国，张世英.多维高频数据的“已实现”波动建模研究[J].系统工程学报,2006，(1): 6- 11.

[13]施红俊，马玉林，陈伟忠.实际波动率理论及实证综述[J].山东科技大学学报(自然科学版),2003，(3):101- 105.

[14]施红俊，陈伟忠.股票月收益实际波动率的实证研究[J].同济大学学报(自然科学版), 2005，(2): 264- 268.

[15]唐勇，刘峰涛.金融市场波动测量方法新进展[J].华南农业大学学报(社会科学版), 2005，(1):48- 54.

[16]Engle R F，Russell J R. Autoregressive Conditional Duration: A New Model for Irregularly Spaced Transaction Data [J]. Econometrica.1998，66，(5): 1127- 1162.

[17]Bauwens L，Giot P.The Logarithmic ACD Model: An Application to the Bid- Ask Quote Process of Three NYSE Stocks[J]. 2000，(60): 117- 149.

[18]Ghysels E，Gourieroux C，Jasiak J.Stochastic volatility duration models[J].Journal of Econometrics.2004，119(2):413- 433.

[19]耿克红，张世英.SCD模型与ACD模型比较研究[J].管理学报,2008，(1):44- 48.

[20]Ghysels E，Jasiak J.GARCH for Irregularly Spaced Data:The ACD- GARCH Model[J]. 1998(97s- 06).

[21]Engle R F. The econometrics of ultra- high- frequency [J]. Econometrica. 2000，68(1): 1- 22.

[22]邵锡栋，连玉君，黄性芳.交易间隔、超高频波动率与VaR——利用日内信息预测金融市场风险[J].统计研究,2009，(1): 96- 102.

[23]Dionne G，Duchesne P，Pacurar M. Intraday Value at Risk (IVaR) using tick- by- tick data with application to the Toronto Stock Exchange[J].Journal of Empirical Finance.2005，16(5):777- 792.

[24]Christophe H，Gilbert C，Sessi T. Irregularly Spaced Intraday Value at Risk (ISIVaR) Models : Forecasting and Predictive Abilities[J].2007.

[25]陈敏，王国明，吴国富，et al.中国证券市场的ACD- GARCH模型及其应用[J].统计研究, 2003，(11):60- 62.

[26]屈文洲.限价委托交易系统中行情公告牌的信息含量与交易者行为分析[D].2003.

[27]欧阳资生.极值估计在金融保险中的应用[M].中国经济出版社，2006.

[28]Jó n D，de Casper G V.Value- at- Risk and Extreme Returns [J].1998(98- 017/2).

[29]Bali T G，Weinbaum D.A conditional extreme value volatility estimator based on high- frequency returns [J].2007，31 (2): 361- 397.

[30]任培民，何思园，赵树然.基于半参数极值理论的高频数据风险价值研究[J].河南科技大学学报(自然科学版),2008，(4): 101- 105.

[31]王春峰，庄泓刚，房振明，et al.基于广大极值分布的高频极值条件VaR模型[J].系统管理学报,2008，(03):261- 265.

[32]许大志，郑祖康.非参数方法在金融风险管理模型中的应用[J].系统工程,1999，(5): 25- 32.

[33]赵建昕，任培民，赵树然.金融高频数据的风险价值研究——基于非参数法[J].山西大学学报(自然科学版),2008，(3): 410- 413.

[34]Engle R F，Manganelli S.CAViaR: Conditional autoregressive value at risk by regression quantiles[J].Journal of Business & Economic Statistics.2004，22(4):367- 381.

[35]唐勇，寇贵明.分位数回归视角下的金融市场风险度量研究进展[J].福州大学学报(哲学社会科学版),2009，(6):39- 44.

(责任编辑：夏明芳)