

高频连涨连跌收益率的分位点 Granger 因果检验与条件 VaR 估计

罗克兵, 叶五一, 董筱雯

(中国科学技术大学管理学院统计与金融系, 安徽合肥 230026)

摘要:分析了上证综指和深圳成指 1 min 高频数据的连涨连跌收益率及相应持续期的平稳性, 对它们的分布进行了指数分布、Gamma 分布和 Weibull 分布拟合, 发现拟合效果不好. 基于分位点 Granger 因果关系检验, 分析了连涨连跌收益率的影响因素, 研究结果表明, 大的连涨后跟着大的连跌的可能性较大, 但是连涨极端收益率不受上一过程的连跌收益率的影响; 上一个连涨连跌收益率的持续期越长, 连跌收益率的风险越小; 上一个连涨过程的持续期越长, 下一个连涨过程的极端收益越小, 而连跌过程的持续期对连涨的极端收益不存在影响. 最后对连跌收益率的条件 VaR 进行了预测, 结果表明分位点回归模型对条件 VaR 的预测效果较好.

关键词:高频数据; 连涨(连跌)收益率; 分位点 Granger 因果检验; 条件 VaR

中图分类号:F830.9 **文献标识码:**A doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2016.11.007

引用格式: 罗克兵, 叶五一, 董筱雯. 高频连涨连跌收益率的分位点 Granger 因果检验与条件 VaR 估计[J]. 中国科学技术大学学报, 2016, 46(11):919-927.

LUO Keping, YE Wuyi, DONG Xiaowen. Granger causality test in quantiles and conditional VaR estimation of continuously rising and falling returns [J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2016, 46(11):919-927.

Granger causality test in quantiles and conditional VaR estimation of continuously rising and falling returns

LUO Keping, YE Wuyi, DONG Xiaowen

(Dept. of Statistics and Finance, School of Management, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China)

Abstract: High-frequency financial data analysis has received more and more attention. Stationary of continuously rising and falling returns and durations from one-minute intraday high frequency SSE Composite Index and SZSE Component Index was analyzed and their distributions were fitted by exponential distribution, Gamma distribution and Weibull distribution with bad results. Influence factors of continuously rising and falling returns were studied based on quantile Granger causality test. The findings show that the possibility of a big rise followed by a big fall is high, but continuously rising extreme return is not affected by previous continuously falling return. The longer the durations of continuously rising or falling returns, the smaller the risk of continuously falling return is. The longer the

收稿日期:2016-05-30;修回日期:2016-07-05

基金项目:国家自然科学基金(71371007,71172214)资助.

作者简介:罗克兵,男,1988年生,博士.研究方向:金融风险. E-mail: kbluo@mail.ustc.edu.cn

通讯作者:叶五一,博士/副教授. E-mail: wyue@ustc.edu.cn

duration of the last continuously rising process, the lower the extreme return of the next continuously rising process. Continuously falling duration has no effect on previous continuously rising extreme return. Finally, the prediction of conditional VaR for continuously falling return shows that the quantile regression model has good power to predict conditional VaR.

Key words: high frequency data; continuously rising (falling) return; quantile Granger causality testing; conditional VaR

0 引言

近年来,随着存储技术和计算技术的进步,高频金融数据的获得越来越容易,许多学者对日内高频数据的一些基本特征进行了大量研究,例如波动率、长记忆性质等,Gencay 等^[1]给出了高频数据在金融领域的应用.通常关于高频数据的研究重点大多集中于高频收益率的建模以及基于高频收益率数据的已实现波动率的计算等^[2-5].然而,很少有文献基于高频数据研究股票日内连涨连跌的特征.以往的研究大都集中于日收益率数据的连涨连跌分析.雷鸣等^[6-7]运用生存模型分别对上证指数连续上涨和下跌的天数和收益率进行研究,首先分析了“T+1”政策和“涨停板”政策对股市的影响,其次发现连续上涨和下跌收益率服从伽玛分布,得出股指涨跌的条件概率和极值时的情况,并进一步研究了成交量的影响,说明价量分析在实际中被广泛应用的原因.胡心瀚等^[8]使用 log-ACD 和 Copula 模型对股票的连涨和连跌的收益率的边缘分布和二者的联合分布进行拟合,较好地分析了股票市场的涨跌形势;叶五一等^[9]运用 Copula 研究了高频连涨连跌收益率之间的联合分布,并基于此对条件 VaR 进行了计算和分析.黄飞等^[10]运用变点理论对连涨连跌收益率进行了 Bayes 分析,判断了上证指数是否有变点存在以及当有变点存在时确定变点的位置.

已有文献大多都是基于日低频数据进行连涨连跌的分析,而不是基于高频数据进行分析.然而,现在有很多量化投资者需要把握股票的日内变化特征,进而寻找日内的套利机会进行投资,这就需要对股市的高频日内涨跌规律以及风险进行刻画和分析.因此,本文将对日内的高频数据进行涨跌分析,这具有一定的理论研究意义和实际应用价值.本文基于 1 min 高频收益率定义高频连涨(连跌)收益率,并给出相应的连涨(连跌)持续期的定义.而且,以往的研究大都单独分析连涨或者连跌收益率的分布特征,并没有将收益率和持续期联合起来进行分

析.然而,高频连涨连跌两个过程之间应该存在一定的关系,只有对连涨连跌收益率以及持续期之间内在联系进行分析,才能更好地对市场状况进行了解,并为投资者的投资行为提供一定的指导,例如已知连涨收益率以及持续期的条件下,连跌收益率的条件风险等.

股票的连涨(连跌)收益率可以看作是股票连涨(连跌)持续过程的累积收益率,一个连涨过程以后跟随着一个连跌过程,每一个过程的持续时间可以定义一个连涨或者连跌持续期.本文首次研究连涨连跌两个过程的收益率以及持续期之间是否存在因果关系.研究变量之间的因果关系,大多基于 VaR 模型和传统的 Granger 因果关系检验方法^[11-12]. Granger 因果关系检验在很多领域都获得了成功的应用,例如 Wang 等^[13]研究了中国货币和出口之间的动态因果关系,Alzahrani 等^[14]基于小波方法研究了原油现货价格和期货价格之间的因果关系.由于在进行投资时,市场风险的度量 and 影响因素的研究非常重要.本文则从另一个角度,基于条件 VaR 和分位点之间的一一对应关系,借助于分位点 Granger 因果关系检验方法^[15],从市场风险的角度对连涨连跌收益率以及持续期之间的分位点 Granger 因果关系进行检验. Hu 等^[16]基于 Copula 方法提出了一种新的 Granger 因果关系的检验方法. Yang 等^[17]运用分位数 Granger 因果检验研究了 9 个亚洲国家的股票和外汇变化之间的相关关系,发现相关关系基本是负向的. Lee 等^[18]则从分位点的角度对全球主要国家股市之间的因果关系进行了检验.吴亮等^[19]基于分位数 Granger 因果检验研究了上证和深证市场上收益率与交易量之间存在的非对称因果关系,发现收益率与交易量之间存在显著的双向因果关系,而且这种因果关系随分位数不同而呈现出显著的非对称特征.罗雪玲^[20]运用 Granger 因果关系检验和 DCC-GARCH 模型分析中美股市在短期的收益均值和波动溢出效应,并用分位数回归分析研究了极端情形下的股市联

动性.

近年来,条件 VaR 的度量成了学者们关心的问题,Chernozhukov^[21] 基于分位点回归模型对条件 VaR 进行了估计. Giacomini 等^[22] 则对条件 VaR 的度量以及预测等相关问题进行理论研究和实证分析. 在本文中,得到两者的分位点相关关系以后,则可以在上一过程信息的基础上,对下一过程收益率的条件风险进行预测. 在险价值 VaR 为特定的投资组合提供了很好的风险度量,对 VaR 的准确估计显得至关重要, VaR 的常用估计方法主要包括分布法、历史模拟法以及蒙特卡洛模拟法, Duffie 等^[23] 系统地介绍了 VaR 的估计方法. 本文应用条件 VaR 进行风险度量,并应用线性分位点回归模型对条件 VaR 进行估计,并尝试给出变量之间的风险 Granger 因果关系. 本文还将在上一过程收益率以及持续期的条件下,给出下一过程连跌收益率的条件 VaR 的估计,从而为日内投资者提供日内连跌风险的度量. 关于分位点回归的相关理论,请参见 Koenker 等^[24] 的研究.

1 高频连涨连跌收益率序列

首先说明高频连涨(连跌)收益率以及持续期的计算方法^[6]. 设所研究的高频数据收益率样本序列为 $\{r_1, r_2, \dots, r_n\}$, 由上述收益率序列可以得到连涨以及连跌收益率序列,具体计算方法可以参见文献[2]. 假定高频连涨对数收益率样本序列为 $\{x_1^1, x_2^1, \dots, x_{n_1}^1\}$, 连跌对数收益率样本序列为 $\{x_1^2, x_2^2, \dots, x_{n_2}^2\}$, 其中 $n_1 + n_2 \leq n$. 股票的连涨(连跌)收益率是指股票在一段连续上涨(下跌)时期内对数收益率的和,这里的连涨时期(或者连涨过程)是指股票从由跌转到涨到由涨转到跌之间经过的时期,具体说是指包括收益率为正和为零的时期. 按照同样的方法可以定义连跌时期(或者连跌过程). 相应的连涨(连跌)持续期则被定义为连续上涨(下跌)所持续的时间(单位: min).

在下面的分析中,首先对高频连涨和连跌收益率以及持续期的边缘特征进行估计. 本文的目的是基于分位点回归模型综合分析连涨以及连跌收益率(持续期)序列,研究变量之间的分位点(风险) Granger 因果关系. 同时分析连跌收益率的条件风险,以连跌收益率为因变量,以已经发生的连续过程的连涨或者连跌收益率及相应持续期作为自变量进行分位点回归分析.

2 基于分位点回归模型的分位点 Granger 因果检验以及条件 VaR 估计

Granger 因果关系是由 Granger 基于随机变量时间序列的因果关系提出的. 假设: $X = \{x_t\}, Y = \{y_t\}$ 是两个随机时间序列,并令 $X_t = \{x_{t-s}, s \geq 0\}, Y_t = \{y_{t-s}, s \geq 0\}$ 分别表示它们到时刻 t 的整个时间序列.

如果用联合序列 $X_{t-1} \cup Y_{t-1}$ 预测 Y_t 比用 Y_{t-1} 预测更加准确,则认为 X 对 Y 具有因果关系, X 是 Y 的 Granger 因果关系的原因. 在本文中,我们将基于线性分位点回归模型分析连涨、连跌收益率以及持续期之间的分位点 Granger 因果关系.

假定 $Q_\tau(y_t | X_{t-1} \cup Y_{t-1})$ 表示在 $X_{t-1} \cup Y_{t-1}$ 条件下 y_t 在 t 时刻的 τ 条件分位点,其中 $Q_\tau(y_t | \cdot)$ 可以由 y_t 的条件分布 $F(y_t | \cdot)$ 求反函数得到,即 $Q_\tau(y_t | \cdot) = \inf\{y_t : F(y_t | \cdot) \geq \tau\}$.

定义 1(非分位点 Granger 因果关系) 如果 $Q_\tau(y_t Y_t | X_{t-1} \cup Y_{t-1}) = Q_\tau(y_t | Y_{t-1})$ 几乎处处成立,则称在 τ 分位点处 X_{t-1} 对 y_t 不存在 Granger 因果关系. 即信息集 X_{t-1} 对 y_t 的 τ 条件分位点预测不起任何作用.

本文将应用线性分位点回归模型进行分位点的估计,并进行分位点 Granger 因果关系检验.

2.1 分位点回归模型

分位点回归模型^[20] 是对传统的分位点方法的一种扩展. 类似于一般的线性模型,该模型假定分位点满足线性关系.

假定 Y 为因变量, $\{y_1, \dots, y_n\}$ 为它的 n 个实现,其分布函数为 $F(y) = P(Y \leq y)$. 对于任意 $\tau \in (0, 1)$, 随机变量 Y 的 τ 分位点被定义为: $Q_\tau(Y) = \inf\{y : F(y) \geq \tau\}$. 假定解释变量 Z 为 $k \times 1$ 维随机向量, $\{z_1, \dots, z_n\}$ 为它的 n 个实现,其中, z_i 的第 j 个分量为 $z_{i,j}, i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, k$. 类似于一般的线性模型,分位点回归模型可以被假定为

$$y_i = z_i' \beta_\tau + u_{i,\tau}, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

满足 $Q_\tau(u_{i,\tau} | z_i) = 0$. 由式(1)知,误差项 $u_{i,\tau}$ 在条件 $Z = z_i$ 下的 τ 分位点为 0. 于是 Y 的 τ 条件分位点为

$$Q_\tau(Y | Z = z_i) = z_i' \beta_\tau.$$

假定已有数据集 $\{z_i, y_i\}_{i=1}^n$, 类似于线性模型参数估计的 M 估计方法, 我们通过最小化 $\sum_{i=1}^n \rho_\tau(y_i - z_i' \beta_\tau)$ 得到参数 β_τ 的 M 估计 $\hat{\beta}_\tau$, 这里

表 1 连涨、连跌收益率及相应持续期的描述性统计量

Tab. 1 Descriptive statistics of continuously rising and falling returns and corresponding duration

	SH_Z	SH_D	SZ_Z	SZ_D	SH_ZZ	SH_DD	SZ_ZZ	SZ_DD
均值	0.001 1	-0.001 1	0.001 1	-0.001 0	3.598 0	3.377 1	3.205 0	3.027 5
最大值	0.034 3	-5.82E-6	0.032 937	-2.54E-6	32.000 0	33.000 0	26.000 0	32.000 0
最小值	5.82E-6	-0.018 8	2.51E-6	-0.017 8	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0
标准差	0.002 1	0.002 0	0.002 0	0.001 8	3.970 7	3.925 5	3.324 1	3.512 0
偏度	5.331 3	-3.440 8	5.686 0	-3.598 3	1.944 6	2.154 9	1.981 2	2.627 8
峰度	65.098 5	19.283 6	69.816 0	20.131 0	7.507 2	8.716 7	7.606 0	12.084 0
Jarque-Bera	186 420.70***	14 675.04***	215 712.60***	16 212.95***	1 664.29***	2 406.82***	1 733.48***	5 172.00***

【注】*** 表示在 1% 的显著性水平下显著。

$\rho_{\tau}(u) = (\tau - I(u < 0)) \cdot u$, $I(\cdot)$ 为示性函数。

2.2 分位点 Granger 因果关系检验

基于线性分位点回归模型进行分位点 $Q_{\tau}(Y_t | \cdot)$ 的估计,应用如下两个嵌套的分位点回归模型进行分位点 Granger 因果关系检验:

$$\text{Model 1: } y_t = \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + u_{1,t},$$

$$\text{Model 2: } y_t = \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \beta_i x_{t-i} + u_{2,t},$$

满足

$$Q_{\tau}(u_{1,t} | y_{t-1}, \dots, y_{t-p}) = 0,$$

$$Q_{\tau}(u_{2,t} | y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, x_{t-1}, \dots, x_{t-q}) = 0,$$

$$\tau \in (0, 1).$$

本文将从系数显著性的角度进行分位点 Granger 因果关系检验. 在一定的置信水平下,如果 x_{t-i} 前面的系数 β_i 的估计值显著,则说明 x_{t-i} 对 y_t 的分位点的预测能够提供帮助,即 x_{t-i} 对 y_t 而言具有分位点 Granger 因果关系, x_{t-i} 是 y_t 分位点 Granger 因果关系的原因。

2.3 分位点回归的条件 VaR 估计

为了借助于分位点回归模型分析风险 Granger 因果关系,首先给出市场风险条件 VaR 的定义. 假定 y_t 在 X_t 条件下的分布函数为 $F(\cdot | X_t)$,那么条件 VaR 被定义为

$$\text{条件 VaR}(p) = F^{-1}(1 - p | X_t),$$

其中, $F^{-1}(\cdot | X_t)$ 为 $F(\cdot | X_t)$ 的反函数或者称为条件分位数函数. 由定义可知,条件 VaR 实际上就是条件分位点的值. 一般而言, p 又称为置信水平,取较大的值,例如 95% 或 99% 等。

特别地,当分位点 τ 较小时(例如 0.01 或者 0.05),由上述分位点回归模型可以得到条件分位点的估计. 又因为市场风险条件 VaR 实际上就是条件分位点,因此当分位点 τ 较小时,如果 X_{t-1} 对 Y_t 存在分位点 Granger 因果关系,说明 X_{t-1} 对 Y_t 亦存在

风险 Granger 因果关系,即基于 X_{t-1} 的信息能够提高 Y_t 的条件风险的预测。

3 实证分析

3.1 数据描述

本文对 2014-01-02~2015-02-22 上证综指和深证成指的 1 min 高频数据进行实证分析. 按照节 1 所述方法,可以得到中国股票市场两种指数(SH 表示上海市场, SZ 表示深圳市场)的高频连涨收益率(SH_Z: 上证综指连涨收益率, SZ_Z: 深圳成指连涨收益率)、连跌收益率(SH_D: 上证综指连跌收益率, SZ_D: 深圳成指连跌收益率)以及连涨持续期(SH_ZZ: 上证综指连涨持续期, SZ_ZZ: 深圳成指连涨持续期)、连跌持续期(SH_DD: 上证综指连跌持续期, SZ_DD: 深圳成指连跌持续期)样本,持续期的单位为 min. 表 1 给出了上证综指和深圳成指 1 min 交易数据的连涨、连跌收益率及其相应持续期的描述性统计量. 由表 1 我们可以看出连涨、连跌收益率以及连涨、连跌持续期的样本序列的标准差均大于其均值,这说明数据存在着过度分散的特点. 从峰度来看,连涨、连跌收益率和持续期序列均是尖峰的,从 Jarque-Bera 统计量来看,所有序列均是非正态的。

3.2 连涨连跌收益率的平稳性及拟合优度检验

为了对高频连涨(连跌)收益率进行分位点回归模型建模,首先对上述时间序列的平稳性进行检验,采用 ADF 检验方法,检验结果如表 2 所示。

由表 2 可知,对于所分析的 8 个时间序列,ADF 检验统计量值均远远小于 1% 显著性水平所对应的临界值,表明这 8 个高频连涨(连跌)收益率以及持续期序列在 1% 的显著性水平下拒绝存在单位根的假设,即所分析的序列均是平稳时间序列。

下面对高频连涨(连跌)收益率的分布特征进行分析. 参考日数据及高频数据的特点,尝试应用 3 种

表 2 上证综指、深证成指连涨和连跌收益率及其持续期的 ADF 检验

Tab. 2 ADF test for continuously rising and falling returns and the corresponding duration of SSE composite index and SZSE component index

数据序列	检验统计量值	P 值
上证连涨收益率(SH_Z)	-34.271 6	0.000 0
上证连跌收益率(SH_D)	-31.351 5	0.000 0
深证连涨收益率(SZ_Z)	-33.868 2	0.000 0
深证连跌收益率(SZ_D)	-31.985 4	0.000 0
上证连涨持续期(SH_ZZ)	-37.044 2	0.000 0
上证连跌持续期(SH_DD)	-34.756 6	0.000 0
深证连涨持续期(SZ_ZZ)	-35.757 4	0.000 0
深证连跌持续期(SZ_DD)	-32.788 0	0.000 0

【注】数据 ADF 检验的原假设:序列存在单位根. ADF 检验的 1%,5%,10%显著性水平下的临界值分别为-3.435 9, -2.863 9,-2.568 1.

常见的连续型随机变量的分布函数对其进行拟合,拟合优度检验结果如表 3 所示(由于上证与深证的拟合结果类似,只给出上证综指的检验结果).

由表 3 可知,经验分布型拟合优度检验的 Anderson-Darling 统计量、Watson 统计量、Cramer-von Mises 统计量的检验结果表明,指数分布、Gamma 分布、Weibull 分布都不能很好地对高频连涨和连跌收益率序列进行拟合,这和低频数据的特征有所不同.在雷鸣等^[2]的研究中,日连涨(连跌)收益率可以很好地用 Gamma 分布进行拟合.另外,我们也对持续期序列应用上述 3 种分布进行拟合,拟合结果也都不能通过检验.由于篇幅所限,我们没有给出具体的检验结果.在下面的分析中,我们将直接基于分位点回归模型进行变量之间关系的研究,避免对序列分布的假定与估计.

3.3 分位点 Granger 因果关系检验

按照第二部分计算连涨连跌收益率及其相应持续期的方法,可以得到上证综指和深圳成指连涨、连

跌收益率及相应的持续期序列.对于本文所分析的上证综指和深证成指两种指数数据,第一个连续过程都是连涨过程,因此第一个数据是连涨收益率及相应的连涨持续期,第二个数据是连跌收益率及相应的连跌持续期.以 X_t 表示第 t 个连涨过程的连涨收益率, Y_t 表示第 t 个连跌过程的连跌收益率, Z_t 表示第 t 个连涨过程的连涨持续期, D_t 表示第 t 个连跌过程的连跌持续期.上述序列可以按照下面的顺序给出:

$$\begin{matrix} X_1 \\ Z_1 \end{matrix} \left. \begin{matrix} \rightarrow Y_1 \\ \rightarrow D_1 \end{matrix} \right\} \rightarrow \dots \rightarrow \begin{matrix} X_{t-1} \\ Z_{t-1} \end{matrix} \left. \begin{matrix} \rightarrow Y_{t-1} \\ \rightarrow D_{t-1} \end{matrix} \right\} \rightarrow \dots \rightarrow \begin{matrix} X_t \\ Z_t \end{matrix} \left. \begin{matrix} \rightarrow Y_t \\ \rightarrow D_t \end{matrix} \right\} \rightarrow \begin{matrix} X_{t+1} \\ Z_{t+1} \end{matrix} \left. \begin{matrix} \rightarrow Y_{t+1} \\ \rightarrow D_{t+1} \end{matrix} \right\} \rightarrow \dots$$

由于连涨在前,连跌在后,因此第 t 个连涨过程的连涨收益率 X_t 以及连涨持续期 Z_t 可以用来预测第 t 个连跌过程的连跌收益率 Y_t 的分位点.而第 t 个连涨过程连涨收益率 X_t 的分位点则只能用第 $t-1$ 个连跌过程的连跌收益率 Y_{t-1} 以及连跌持续期 D_{t-1} 来进行预测.

下面分别以连涨收益率和连跌收益率为因变量进行分位点回归分析,其中在选择变量时,仅选择前一连续过程的收益率以及持续期作为解释变量.以第 t 个连跌过程的收益率 Y_t 为因变量,以第 t 个连涨过程的收益率 X_t 以及持续期 Z_t ,第 $t-1$ 个连跌过程的连跌收益率 Y_{t-1} 以及持续期 D_{t-1} 为解释变量,进行分位点回归分析.因为连跌收益率为负值,条件 VaR 所对应的分位点应该为较小的值,本文分析了 0.05 与 0.1 分位点的回归结果,结果如表 4 所示.

由表 4 可以看出,上证综指与深圳成指的分位点回归结果具有类似的特征.所分析的 4 个变量 $X_t, Z_t, Y_{t-1}, D_{t-1}$ 前面的系数都非常显著,说明这 4 个变量均影响 Y_t 的分位点.下面将具体分析 4 个变量对 Y_t 分位点的影响.

表 3 上证综指连涨、连跌收益率的拟合优度检验

Tab. 3 Goodness of fit test of continuously rising and falling returns on SSE composite index

method	指数分布		Gamma 分布		Weibull 分布		
	value	prob.	value	prob.	value	prob.	
连跌序列	Cramer-von Mises (W2)	40.879 7	0.000 0	8.825 1	<0.005	4.175 0	<0.01
	Watson (U2)	16.165 0	0.000 0	6.443 1	<0.005	3.754 7	<0.01
	Anderson-Darling (A2)	232.777 4	0.000 0	43.566 1	<0.005	23.559 7	<0.01
连涨序列	Cramer-von Mises (W2)	34.793 8	0.000 0	7.054 8	<0.005	3.476 8	<0.01
	Watson (U2)	15.301 5	0.000 0	5.323 6	<0.005	3.153 1	<0.01
	Anderson-Darling (A2)	198.791 0	0.000 0	33.972 7	<0.005	18.810 5	<0.01

表 4 以连跌收益率 Y_t 为因变量的分位点 Granger 因果关系检验Tab. 4 Quantile Granger causality test for dependent variable: continuously falling return Y_t

分位点	上证综指连跌收益序列			深圳成指连跌收益序列		
		系数值	P 值		系数值	P 值
0.05	截距项	-0.004 84	0.000 00	截距项	-0.004 9	0.000 00
	X_t	-0.373 73	0.006 25	X_t	-0.593 35	0.002 35
	Z_t	0.000 13	0.037 72	Z_t	0.000 31	0.000 00
	Y_{t-1}	0.443 92	0.012 95	Y_{t-1}	0.618 88	0.000 13
	D_{t-1}	0.000 16	0.018 88	D_{t-1}	0.000 35	0.000 03
0.1	截距项	-0.003 19	0.000 00	截距项	-0.002 84	0.000 00
	X_t	-0.439 58	0.000 00	X_t	-0.497 88	0.000 00
	Z_t	0.000 15	0.000 00	Z_t	0.000 21	0.000 00
	Y_{t-1}	0.340 81	0.000 14	Y_{t-1}	0.341 06	0.002 96
	D_{t-1}	0.000 19	0.000 01	D_{t-1}	0.000 21	0.000 00

由表 4 可知,所有的截距项均显著且为负值,表示在不受协变量影响的情况下相应分位点处的连跌收益序列的最大损失. Y_{t-1} 前面的系数在 5% 的显著性水平下均显著,较小的分位点则对应着条件 VaR,因此说明连跌收益率的风险与上一连跌过程收益率的大小有关. 且对于两种指数,系数都为正值,说明上一连跌过程跌得越严重,下一连跌过程的条件 VaR 就越大,即条件风险越大,说明连跌过程具有一定的持续性. X_t (第 t 个连涨过程的连涨收益率,为正值) 的系数在 1% 的显著性水平下均显著,而且 X_t 前面的系数都为负值,说明如果上一连涨过程收益率越大,则下一连跌过程收益率会越小,即大涨后面跟着大跌的概率较大. 第 t 个连涨过程的持续期 Z_t 前面的系数也非常显著,系数为正值,因此 Z_t 越大,相应的连跌收益率 Y_t 的条件分位点也就越大,即市场风险则越小. D_{t-1} 对 Y_t 的条件分位点的

影响与 Z_t 对 Y_t 的条件分位点的影响相同.

下面,我们以第 t 个连涨过程的连涨收益率 X_t 为因变量,以第 $t-1$ 个连涨过程的连涨收益率 X_{t-1} 以及连涨持续期 Z_{t-1} 、第 $t-1$ 个连跌过程的连跌收益率 Y_{t-1} 以及连跌持续期 D_{t-1} 进行分位点回归模型分析. 由于连涨收益率为正值,本文分析了分位点为 0.9 以及 0.95 的回归结果,如表 5 所示.

由表 5 可以看出,上证综指与深圳成指在以连涨收益率 X_t 为因变量的回归模型中的分位点回归结果具有类似的特征. 所有的截距项均显著且为正值,表示在不受协变量影响的情况下,相应分位点处的连涨收益序列的最大收益. 对于 0.9 与 0.95 分位点, X_{t-1} 与 Z_{t-1} 前面的系数都比较显著,而 Y_{t-1} 与 D_{t-1} 前面的系数则不显著. X_{t-1} 前面的系数显著且为正值,表明前一过程的连涨收益越大,则下一连涨过程的收益率的极端收益就越大. 这说明连涨过程

表 5 以连涨收益率 X_t 为因变量的分位点 Granger 因果关系检验Tab. 5 Quantile Granger causality test for dependent variable: continuously rising return X_t

分位点	上证综指连涨收益序列			深圳成指连涨收益序列		
		系数值	P 值		系数值	P 值
0.9	截距项	0.002 87	0.000 00	截距项	0.002 36	0.000 00
	X_{t-1}	0.310 39	0.050 71	X_{t-1}	0.356 92	0.000 19
	Z_{t-1}	-0.000 20	0.000 03	Z_{t-1}	-0.000 22	0.000 00
	Y_{t-1}	-0.359 26	0.101 01	Y_{t-1}	-0.103 73	0.547 17
	D_{t-1}	-0.000 03	0.623 39	D_{t-1}	0.000 09	0.166 72
0.95	截距项	0.004 50	0.000 00	截距项	0.004 17	0.000 00
	X_{t-1}	0.452 99	0.030 03	X_{t-1}	0.004 23	0.000 00
	Z_{t-1}	-0.000 18	0.043 41	Z_{t-1}	-0.279 16	0.069 18
	Y_{t-1}	-0.884 90	0.234 21	Y_{t-1}	-0.600 46	0.461 43
	D_{t-1}	-0.000 14	0.662 82	D_{t-1}	-0.000 37	0.543 26

表 6 在 0.05 水平上的连跌收益率 (Y_t) 的分位点回归结果

Tab. 6 Quantile regression results of continuously falling returns (Y_t) at level of 0.05

	上证综指				深证成指			
	Step I		Step II		Step I		Step II	
	系数值	P 值						
截距项	-0.003 6	0.000 0	-0.003 7	0.000 0	-0.003 9	0.000 0	-0.003 9	0.000 0
X_t	-0.290 6	0.000 0	-0.282 4	0.000 0	-0.534 6	0.000 1	-0.547 7	0.000 0
Z_t	0.000 1	0.031 6	0.000 1	0.000 4	0.000 3	0.000 0	0.000 3	0.000 0
X_{t-1}	-0.919 0	0.000 0	-1.079 0	0.000 0	-1.117 9	0.000 0	-0.994 4	0.000 0
Z_{t-1}	-0.000 1	0.180 1			0.000 1	0.332 7		
Y_{t-1}	0.299 5	0.002 7	0.282 5	0.002 8	0.385 3	0.000 0	0.407 8	0.000 0
D_{t-1}	0.000 2	0.000 2	0.000 2	0.000 3	0.000 3	0.000 0	0.000 3	0.000 0

具有一定的惯性,大的连涨收益率后面跟着大的连涨收益率的概率较大. Z_{t-1} 表示上一连涨过程的持续期,其前面的系数显著且为负值,表明上一过程持续时间越长,则下一连涨过程的极端收益越小. 连跌收益率 Y_{t-1} 和持续期 D_{t-1} 前面的系数均不显著,表明上一期的连跌收益率及相应的持续期对下一期的连跌收益率的极端收益不存在 Granger 因果关系.

3.4 连跌收益率的条件 VaR 估计

本小节我们将对连跌收益率的条件 VaR 进行度量. 为了得到 95% 置信水平下连跌收益率的条件 VaR, 以 Y_t 为自变量进行 0.05 分位点回归分析, 上证、深证两种指数的变量选择过程以及具体回归结果如表 6 所示.

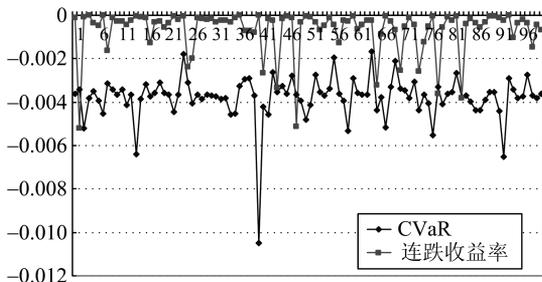
从表 1 中 Step I 的回归结果可以看出, Z_{t-1} 前面的系数对于两种指数都不显著, 因此去除该变量进行回归, 由回归结果发现, 所给出的变量前面的系数都显著.

由分位点与条件 VaR 之间的关系, 可以得到上证综指与深证成指 95% 置信水平下的条件 VaR 的估计为

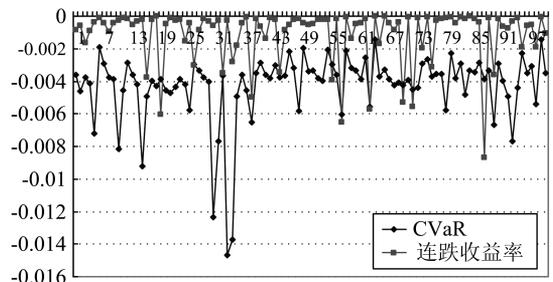
$$\begin{aligned} \text{VaR}_{\text{SH}} &= -0.0037 - 0.2824X_t + 0.0001Z_t - \\ &\quad 1.0790X_{t-1} + 0.2825Y_{t-1} + 0.0002D_{t-1}, \\ \text{VaR}_{\text{SZ}} &= -0.0039 - 0.5477X_t + 0.0003Z_t - \\ &\quad 0.9944X_{t-1} + 0.4078Y_{t-1} + 0.0003D_{t-1}. \end{aligned}$$

由上述表达式可以看出, X_t 与 X_{t-1} 前面的系数显著为负, 这说明已经发生的连续过程的连涨收益率越大, 则下一连跌过程连跌收益率的条件 VaR 越小, 即条件风险越大. Y_{t-1} 前面的系数为正, 这说明如果上一连跌过程的连跌收益率越小 (为负值), 则下一连跌过程的条件 VaR 也越小, 即条件风险越大, 这说明大的下跌后面紧跟着下跌过程的连跌收益率的条件风险越大. Z_t 与 D_{t-1} 前面的系数都显著为正, 这两个变量分别表示连涨和连跌过程的持续期, 都为正值, 因此连涨与连跌持续期越长, 则下一个连跌过程的分位点就越大, 对应的条件风险越小.

在得到条件 VaR 的估计表达式以后, 可以对接下来连跌收益率的条件 VaR 值进行预测. 我们应用接下来的 2 000 个连跌收益率数据以及相关的连跌收益率、持续期等变量对 95% 置信水平下的条件 VaR 值进行预测. 图 1 给出了上证综指和深证成指



(a) 上证综指95%CVaR预测结果



(b) 深证成指95%CVaR预测结果

图 1 上证综指与深证成指连跌收益率条件 VaR 预测

Fig. 1 Conditional VaR prediction of continuously falling returns on SSE composite index and SZSE component index

连跌收益率的条件 VaR 预测结果.

由图 1 可以看出,上证综指与深证成指的条件 VaR 结果相差不大,都在 -0.004 左右. 为了对条件 VaR 的预测结果有一个较为清楚的了解,图中只给出了前 100 个预测结果. 经过进一步分析可以得到,上证与深证的条件 VaR 预测失败个数分别为 92 与 96,非常接近期望预测失败个数(100). 得到条件 VaR 的估计值以后,需要对其预测效果进行检验,常用的方法有 Kupiec^[25]提出的似然比检验方法. 经过计算得知似然比统计量 LR 分别为 0.691 4 与 0.170 6,相应的 P 值分别为 0.405 7 与 0.679 6,远远大于常用的显著性水平 0.05,因此可以说本文的预测方法非常有效. 即,在得知前面的变量的条件下,可以非常准确地预测下一连跌过程 95%置信水平下的连跌条件 VaR,因此便能够更好地度量和应对日内连跌风险.

4 结论

日内交易者在投资时,需要分析高频数据日内连涨连跌收益率的特征,尤其是连跌市场风险的度量对投资者来说非常重要. 本文首次对 1 min 高频数据中的连涨连跌收益率进行了分析,并对其分布进行了拟合,拟合优度检验结果表明指数分布、Gamma 分布以及 Weibull 分布拟合效果都不是很好. 同时,为了分析连涨收益率和连跌收益率之间的内在联系,本文基于线性分位点回归模型分析了连涨、连跌收益率以及持续期之间的分位点 Granger 因果关系,并给出了连跌收益率的条件 VaR 估计. 实证结果表明,上一连跌过程跌得越严重,下一连跌过程的条件风险就越大,连跌过程具有一定的持续性;大的连涨过程之后的连跌过程收益率的分位点较小,即大的连涨后跟着大的连跌的可能性较大;而且上一连涨连跌过程的持续期越大,连跌收益率过程的风险就越小. 但是在对连涨收益率进行分析时发现,连涨收益率的极端收益与上一过程的连跌收益率没有显著的关系. 这说明大的连跌后并不一定跟着一个大的连涨过程;而上一连涨过程大的极端收益率后面跟着大的连涨极端收益的概率较大;上一连跌收益率过程的持续期对下一连涨收益率的极端收益不存在 Granger 因果关系影响. 另外,我们对 95%置信水平下连跌收益率条件 VaR 进行了预测,结果发现基于分位点回归模型的条件 VaR 估计值的预测效果较好,在 5%的显著性水平下不能拒绝

原假设.

然而本文的研究还存在一定的不足,我们采用的是线性分位点回归模型,而在实际中可能会出现非线性的情况,在以后的研究中,我们将尝试应用门限分位点回归模型以及非线性分位点回归模型等进行进一步的分析.

参考文献(References)

- [1] GENCAY R, DACOROGNA M, MULLER U A, et al. An Introduction to High-Frequency Finance[M]. San Diego, CA:Academic Press, 2001.
- [2] SALVATIERRA I D L, PATTONA J. Dynamic copula models and high frequency data[J]. Journal of Empirical Finance, 2015, 30: 120-135.
- [3] HANSEN P R, HOREL G, LUNDEA, et al. A Markova chain estimator of multivariate volatility from high frequency data [M]// The Fascination of Probability, Statistics and Their Applications. Switzerland: Springer International Publishing, 2016: 361-394.
- [4] KOTKATVUORI-ÖRNBERG J. Measuring actual daily volatility from high frequency intraday returns of the S&P futures and index observations[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 43: 213-222.
- [5] HANSEN P R, HUANG Z. Exponential garch modeling with realized measures of volatility [J]. Journal of Business & Economic Statistics, 2016, 34(2): 269-287.
- [6] 雷鸣, 缪柏其. 运用生存模型对上证指数涨跌天数的研究[J]. 运筹与管理, 2003, 12(6): 87-91.
LEI Ming, MIAO Baiqi. Study of successive rises and falls of days with survival analysis [J]. Operations Research and Management Science, 2003, 12(6): 87-91.
- [7] 雷鸣, 叶五一, 缪柏其, 等. 生存分析与股指涨跌的概率推断[J]. 管理科学学报, 2010, 13(4): 57-66.
LEI Ming, YE Wuyi, MIAO Baiqi, et al. Survival analysis and the probability inference about the stock index[J]. Journal of Management Sciences in China, 2010, 13(4): 57-66.
- [8] 胡心瀚, 叶五一, 缪柏其. 基于 Copula-ACD 模型的股票连涨和连跌收益率风险分析[J]. 系统工程理论与实践, 2010, 30(2): 298-304.
HU Xinhan, YE Wuyi, MIAO Baiqi. Risk analysis of continuously rising and falling stock yield based on Copula-ACD method [J]. Systems Engineering: Theory & Practice, 2010, 30(2): 298-304.
- [9] 叶五一, 李磊, 缪柏其. 高频连涨连跌收益率的相依结构以及 CVaR 分析[J]. 中国管理科学, 2013,

- 21(1): 8-15.
- YE Wuyi, LI Lei, MIAO Baiqi. Dependence structure and CVaR analysis of continuously rising and falling return[J]. Chinese Journal of Management Science, 2013, 21(1): 8-15.
- [10] 黄飞, 谭常春. 运用变点理论对连涨连跌收益率的 Bayes 分析[J]. 合肥工业大学学报: 自然科学版, 2014, 37(2): 248-252.
- HUANG Fei, TAN Changchun. Application of change point theory in successive rises and falls of returns with Bayes analysis [J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2014, 37(2): 248-252.
- [11] GRANGER C W J. Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods [J]. Econometrica, 1969, 37: 424-438.
- [12] GRANGER C W J. Some recent developments in a concept of causality [J]. Journal of Econometrics, 1988, 39: 199-211.
- [13] WANG X, ZHENG T, ZHU Y. Money-output Granger causal dynamics in China [J]. Economic Modelling, 2014, 43: 192-200.
- [14] ALZHRANI M, MASIH M, AL-TITI O. Linear and non-linear Granger causality between oil spot and futures prices: A wavelet based test[J]. Journal of International Money and Finance, 2014, 48: 175-201.
- [15] CHUANG C C, KUAN C M, LIN H. Causality in quantiles and dynamic stock return-volume relations [J]. Journal of Banking & Finance, 2009, 33(7): 1351-1360.
- [16] HU M, LIANG H. A copula approach to assessing Granger causality [J]. Neuroimage, 2014, 100: 125-134.
- [17] YANG Z, TU A H, ZENG Y. Dynamic linkages between Asian stock prices and exchange rates: New evidence from causality in quantiles [J]. Applied Economics, 2014, 46(11): 1184-1201.
- [18] LEE T H, YANG W. Granger-causality in quantiles between financial markets: Using copula approach[J]. International Review of Financial Analysis, 2014, 33: 70-78.
- [19] 吴亮, 邓明. 中国股票市场收益率与交易量的非对称因果关系研究——基于分位数 Granger 因果检验[J]. 上海金融, 2014(6): 75-81.
- [20] 罗雪玲. 中美股市的联动性分析——基于沪深 300 与道琼斯工业平均指数的实证研究[J]. 成都理工大学学报: 社会科学版, 2014, 22(1): 67-72.
- LUO Xueling. Analysis of the co-movement between China's and U. S. stock markets: Based on the CSI 300 and the Dow Jones Industrial Average Index [J]. Journal of Chengdu University of Technology (Social Sciences), 2014, 22(1): 67-72.
- [21] CHERNOZHUKOV V, UMANTSEVL. Conditional value-at-risk: Aspects of modeling and estimation[J]. Empirical Economics, 2001, 26(1): 271-292.
- [22] GIACOMINI R, KOMUNJER I. Evaluation and combination of conditional quantile forecasts [J]. Journal of Business & Economic Statistics, 2005, 23(4): 416-431.
- [23] DUFFIE D, PAN J. An overview of value at risk[J]. The Journal of Derivatives, 1997, 4(3): 7-49.
- [24] KOENKER R, BASSETT Jr G. Regression quantiles [J]. Econometrica, 1978, 46(1): 33-50.
- [25] KUPIEC P H. Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models [J]. The Journal of Derivatives, 1995, 3(2): 73-84.