

基于 Copula 函数的 ETF 流动性 风险与市场风险相依性分析

谢 赤^{1,2}, 朱建军¹, 周竞东¹

1 湖南大学 工商管理学院, 长沙 410082

2 湖南大学 金融与投资研究中心, 长沙 410082

摘要:以截至2009年12月18日在上海证券交易所和深圳证券交易所公开发行的易方达深证100ETF、华夏中小板ETF、华夏上证50ETF、华安上证180ETF、华泰柏瑞上证红利ETF共5只交易型开放式指数基金为研究对象,度量指数基金的流动性风险和市场风险,并以GARCH(1,1)对风险的边缘分布进行建模,同时应用Copula函数的相关系数分别对不同指数基金的流动性风险和市场风险的相依性进行度量。实证研究表明,指数基金的流动性风险和市场风险都呈现出波动聚集的特性,华安上证180ETF的流动性风险和5只ETF的市场风险均具有尖峰厚尾的分布特性。在证券市场牛市时,华夏上证50ETF和华安上证180ETF的流动性风险与市场风险呈现负相依的特性,而华泰柏瑞上证红利ETF、易方达深证100ETF和华夏中小板ETF的流动性风险与市场风险呈现正相依的特性;在证券市场熊市时,指数基金的流动性风险与市场风险均呈现正相依的特性。

关键词:Copula; 交易型开放式指数基金; 流动性风险; 市场风险; 相依性

中图分类号:F830.9

文献标识码:A

文章编号:1672-0334(2010)05-0094-09

1 引言

从对金融风险事件的研究中可以看出,各种风险是相互作用、相互扩散的。在证券市场运行过程中,流动性风险和市场风险成为基金最主要的风险形式。开放式基金的流动性风险是指基金管理者为满足投资者的赎回要求,将其所持资产变现时交易价格的不确定性及可能遭受的价值损失;开放式基金的市场风险是指由于一些金融因素(如股价、汇率、利率)的影响而导致资产价格波动产生损失的可能性。传统的市场风险度量方法假设市场是没有摩擦的,投资者被动地接受市场价格,市场价格不受投资者变现资产的影响。但事实上,投资者在变现资产的过程中不可避免地影响资产价格,当市场风险加大时,资产流动性的不足会衍化为流动性风险,进而又会对市场风险的波动产生推动作用。传统的基金风险管理多集中于单一风险的管理,忽略了流动性风险与市场风险交互作用的关系。对流动性风险与市场风险相依性的研究,有助于完善基金的风险

管理体系,使风险管理更加贴近实际。通过Copula函数可以度量交易型开放式指数基金(exchange traded fund, ETF)的流动性风险与市场风险的相依性关系,而且能够分析在不同的时间段内这种关系的差异。从而当市场风险增强时,可以明晰基金所面临的流动性风险的变化趋势,如果流动性风险加大,则容易导致ETF场内价格与基金净值的不相等,即可判断是否产生套利空间,进而进行投资。由此可以看出,用Copula函数对流动性风险与市场风险的相依性进行研究,能够为投资者和管理机构进行套利风险管理提供参考。

ETF的投资组合通常完全复制标的指数,ETF的申购和赎回是在一级市场用一揽子股票进行的,从而规避了其他开放式基金所面对的巨额赎回风险。ETF的流动性风险更多地体现在成交量和交易价格等时间序列所驱动的对价差,而市场风险主要体现在ETF所跟踪的市场基准指数的波动情况。由于ETF净值波动表现与市场基准指数的涨跌幅一致,

收稿日期:2010-01-25 **修返日期:**2010-09-04

基金项目:国家社会科学基金(07AJL005);教育部博士点专项科研基金(20070532091);教育部人文社会科学规划项目(09YJC630063)

作者简介:谢赤(1963-),男,湖南株洲人,毕业于湖南大学,获博士学位,现为湖南大学工商管理学院教授、博士生导师,研究方向:金融工程和风险管理等。E-mail:xiexie@hnu.edu.cn

因此针对 ETF 进行风险度量能够使研究目标排除其他开放式基金自有投资风格的影响,体现证券市场整体运行状况。

传统的度量金融时间序列线性相关关系的方法无法对序列间尾部的相关特性(包括非线性、非对称)进行细致的刻画,而应用 Copula 函数对变量相依性进行测度,可以更好地掌握极端变异事件同时出现的概率。由 Copula 函数所引出的相依性系数 Kendall τ 表示从样本中随机选取的两组观测值一致的概率与不一致的概率之差,并且在变量做严格增变换下具有不变性,因此优于传统的测度相关性的方法,更适合刻画变量间的非线性关系和尾部相依性的动态变化。对于指数基金的流动性风险和市场风险,尾部相关性系数是指在证券市场牛市或熊市时,流动性风险和市场风险同时出现极值的概率。在证券市场极端波动的情况下,金融风险的尾部相依性会对投资组合产生更大的影响,对于风险管理者而言,对金融风险的相依性进行研究可以更好地控制风险。

2 相关研究评述

学者们通常通过构建合适的度量指标,采用换手率和基金所持股票的波动程度等因素来衡量基金的流动性风险。徐静等用一段时间内单位换手率所导致的价格波动来表示股票的流动性,并对中国证券市场的开放式基金流动性风险进行实证研究^[1];侯卜魁综合考虑宽度、深度、速度和弹性等4个流动性度量所需包含的内容,构建以相对价差、相对波动性、换手率和非跌停概率为基础的开放式基金流动性风险度量指标^[2];Pastor、Acharya 和 Chordia 等均认为,市场的流动性风险可以被看做是定价过程中的成本或者对价格正相关的资本溢价,资本溢价越高,流动性风险就越大^[3-5]。

而对基金市场风险的度量主要采用的实证方法是 VaR 类模型。杜平等以上证基金指数代替具体投资基金的价格作为样本数据,采用 VaR 方法和极值理论度量中国证券投资基金的市场风险^[6];Billio 等应用贝塔结构转换模型分析在不同的市场波动情况下对冲基金的动态风险因素,认为在市场波动加剧时对冲基金的信用风险和流动性风险也同时加剧^[7];Luo 认为,股票基金的流动性与市场波动性之间的负相关关系并不完全由波动的持久性所决定,也不完全由基金收益和风险之间关系所决定,同时基金的流动性变化会对随后的市场波动性产生进一步的影响^[8];Boyson 等认为,股票市场的流动性不足往往会引起基金市场流动性波动加大^[9]。

由此可以看出,在金融风险管理领域,单一金融资产风险的研究已经日趋成熟,学者们分别对证券市场的流动性风险和市场风险以及两者之间的相关关系进行了许多研究。然而,却没有对相关关系的动态变化做进一步的探讨。

目前,随着各个市场联动性的加强,当市场环境

发生较大波动时,风险的波动溢出更为明显,因此同时综合多个金融风险的研究具有更重要的现实意义。金融风险间的相关性比较复杂,包括尾部相关、非线性相关和非对称相关等各种形式,Copula 函数的应用为度量金融风险间的相关性变化提供了较好的方法。Angelidis 等认为,传统的度量市场风险的方法假定市场是“完全的”,投资者可以购买或出售任何数量的股票,而不会引起明显的价格变化^[10]。但这样的假设很少在实践中实现,从而上述方法往往低估了风险。Angelidis 等考虑交易量和相对价差等流动性风险因素,并采用经过流动性调整的 VaR 对雅典证券市场进行实证研究^[10];Strnad 也认为,以往的 VaR 模型应用过程中没有考虑到价差的时间变化,只注重市场风险而忽略了市场的流动性风险^[11];Rockinger 等以 GARCH 模型度量变量的时变偏度和峰度,在此基础上采用 Copula 函数连接边缘分布,以此来描述随机变量之间时变的条件相关关系^[12];Malevergne 等认为,可以利用 Copula 函数研究不同金融资产市场中资产的相关性问题,同时分析了不同市场环境中资产的相关性,认为当市场处于下跌期时,资产的相关性要远大于市场上升期^[13];Ning 等应用 Copula 函数对东亚6个国家证券市场成交量与收益率的相关性进行实证分析,认为收益高的同时伴随着成交量的增大,但收益率降低时成交量可能增大也可能减少^[14];梁朝晖用单位交易量对市场价格的冲击表示流动性风险,用证券市场收益率代表市场风险,对流动性风险与市场风险的尾部相关关系进行研究,认为在证券市场牛市时流动性风险未见明显增加,而在证券市场处于熊市时流动性风险却放大^[15]。

以上研究推动了基金风险管理的技术水平,丰富了基金风险管理的方法,同时在基金风险度量和风险相关性关系等方面为进一步的后续研究奠定了一定的基础。但是,现有研究对指数基金风险管理及基金多种风险相依关系的直接研究还较为欠缺,而指数基金作为中国证券市场上新兴的基金投资工具,有更加广阔的发展空间,对其风险管理的深入研究也有着现实性的需要;同时风险波动溢出的加剧使单一的风险研究不能满足现实的风险管理需要,因此对基金多种风险管理的研究具有十分重要的现实意义。本研究尝试采用 Copula 函数和 GARCH 模型方法,以指数基金为研究对象,对基金的流动性风险与市场风险间的相关性关系进行实证分析,以此对基金风险的相依关系进行探讨。

3 实证方法的选择

3.1 Copula 函数的定理和推论

Copula 是利用样本数据和各种风险资产收益率的边缘分布近似确定其联合分布的数学方法,是在构建多元联合分布以及进行随机变量间相关结构分析中常用的工具。这种方法首先由 Sklar 提出,Nelsen 比较系统地介绍了 Copula 的定义和构建方法^[16]。

定理 令 $F(x)$ 和 $G(x)$ 为两个随机变量的边际分布, 而 $H(x, x)$ 为这两个随机变量的联合分布, 则存在一个 Copula 函数 $C(X, X)$, 满足 $H(x, x) = C[F(x), G(x)]$ 。若 $F(X)$ 和 $G(X)$ 连续, 则 $C(X, X)$ 唯一确定; 反之, 若 $F(X)$ 和 $G(X)$ 为一元分布函数, $C(X, X)$ 为相应的 Copula 函数, 那么 $H(X, X)$ 是具有边缘分布的 $F(X)$ 和 $G(X)$ 的联合分布函数。

推论 令 $H(X, X)$ 为具有边缘分布 $F(X)$ 和 $G(X)$ 的联合分布函数, $C(X, X)$ 为相应的 Copula 函数, $F^{-1}(X)$ 和 $G^{-1}(X)$ 分别为函数 $F(X)$ 和 $G(X)$ 的伪逆函数, 那么对于函数 $C(X, X)$ 定义域内的任意 (u, v) , 均有 $C(u, v) = H(F^{-1}(u), G^{-1}(v))$, u 和 v 为两列随机变量并且均服从 $[0, 1]$ 均匀分布。

根据以上定理和推论可知, Copula 函数是一个在不考虑变量边缘分布的前提下分析变量间相关结构的方法。因此, 对于指数基金的流动性风险与市场风险的相关性研究, 可以先分别确定二者的边缘分布函数, 再通过不同 Copula 函数的分析, 选择合适的相关性系数进行度量, 这也正是 Copula 函数在实际应用研究中的优势所在。

3.2 边缘分布的确定

现代金融理论中, 金融变量的波动是最重要的研究内容之一。而随着金融资产之间联系的不加深, 金融资产波动日益加剧, 并且波动多呈现时变、集群等特性, 即波动与时间同时变化, 并且波动的溢出和延续都会产生较强的效应。大的金融波动后面往往紧跟着另一个大的波动, 而小的金融波动后面往往紧跟着另一个小的波动。金融变量的波动是对风险进行标识的重要指标, 同时刻画了金融市场随着时间演进的动态行为。GARCH 模型可以较好地描述金融时间序列的波动特性, 经验研究表明, 对于一般的金融风险时间序列, GARCH (1, 1) 模型就能够较好的刻画其统计特征。所以, 本研究选用 GARCH (1, 1) 模型来描述指数基金流动性风险和市场风险的条件边缘分布。

令 $\{x_t\}$ ($t = 1, 2, \dots, T$) 为金融风险的时间序列 (t 为时间), 运用 GARCH (1, 1) 对其进行建模, 有

$$\begin{aligned} x_t &= \mu_x + \xi_t \\ h_{x,t} &= \omega_x + \alpha_x \xi_{t-1}^2 + \beta_x h_{x,t-1} \end{aligned} \quad (1)$$

其中, x_t 为 ξ_t 的函数; μ_x 为均值; ξ_t 为随机扰动项; $h_{x,t}$ 为条件方差; ω_x 为常数项; ξ_{t-1}^2 为用均值方程的残差平方的滞后度量从前期得到的波动性的信息; $h_{x,t-1}$ 为上一期的条件方差; α_x 为 ξ_{t-1}^2 的系数, 表明 ξ_{t-1}^2 变动的幅度; β_x 为 $h_{x,t-1}$ 的系数, 表明 $h_{x,t-1}$ 变动的幅度; $(\alpha_x + \beta_x)$ 为衰减系数, 其值越大, 说明衰减的速度越慢。设 I_{t-1} 为已知信息集, 由 GARCH 过程可以得到 x_t 的条件分布, 即

$$x_t | I_{t-1} \sim N(\mu_x, h_{x,t}) \quad (2)$$

由此可见, GARCH 模型考虑了异方差本身的自回归, 能够较好地描述金融风险时间序列的条件边

缘分布。

3.3 Copula 函数的比较和选择

在多种因素的影响下, 基金的流动性风险与市场风险之间的相依关系显现动态和时变的特征, 因而无法用固定的某种模式准确地对二者的相依性关系进行刻画。当证券市场处于牛市时, 股票价格普遍呈现上涨的趋势; 当证券市场处于熊市时, 股票价格则呈现下跌趋势。在这两种市场情形之下, 以股票价格为度量标准的各个市场基准指数之间的协同运动会明显地增加, 从而使各个指数基金之间的市场风险相关性得到一定程度的增强。但在证券市场的牛市和熊市时, 各个基准指数又呈现了具有非对称特征的相关性变化。而对于基金的流动性风险, 由于其受心理预期、市场风险波动和宏观经济环境等多种因素影响, 同样表现出风险波动的差异性。在这种情况下, 很难用单一的某个 Copula 函数来全面地刻画基金的流动性风险与市场风险之间的相关模式, 因此有必要分析不同的 Copula 函数在描述金融变量间相关性的作用, 从而能够更准确地刻画基金流动性风险与市场风险之间的相关关系。

常见的 Copula 函数有 Gumbel、Clayton 和 Frank 三种形式, 它们均属于阿基米德 Copula 函数族, 但在描述金融变量相关模式上有明显的差异, 可分别用于描述 3 种典型的相关模式, 在进行流动性风险与市场风险的相关分析时, 可以结合 3 种不同的函数来进行。

(1) Gumbel Copula 函数的分布函数表达式为^[17-19]

$$C_G(a, b, \theta) = \exp\{-[(-\log a)^\theta + (-\log b)^\theta]^{\frac{1}{\theta}}\} \quad (3)$$

其中, C_G 为 Gumbel Copula 函数; a 和 b 为两个金融变量; θ 为相关参数, $\theta \in (0, 1)$, $\theta = 1$ 为独立, $\theta \rightarrow \infty$ 为完全正相关。

Gumbel Copula 函数在描述相关关系时具有非对称性, 其密度分布呈 J 字型 (即上尾高下尾低), 其特质在于能够快速捕捉到变量分布上尾相关的变化, 因此对变量间具有上尾相关特性的相关关系进行刻画时具有较好的效果。比如在牛市时期, 证券市场相关性增强, 这时 Gumbel Copula 函数可以较好地捕捉到基金的流动性风险与市场风险的相关关系。但 Gumbel Copula 函数的缺陷是无法对变量分布下尾相关的变化进行较好的描述。

Gumbel Copula 函数的尾部相关系数与相关参数有对应关系, 上尾相关系数为 $\lambda_{CG}^u = 2 - 2^\theta$, 下尾相关系数为 $\lambda_{CG}^l = 0$ 。

(2) Clayton Copula 函数的分布函数表达式为^[17-19]

$$C_C(a, b, \theta) = (a^{-\theta} + b^{-\theta} - 1)^{-\frac{1}{\theta}} \quad (4)$$

其中, C_C 为 Clayton Copula 函数; $0 \leq \theta \leq \infty$, $\theta \rightarrow 0$ 为独立, $\theta \rightarrow \infty$ 为完全正相关。

Clayton Copula 函数在描述相关关系时呈现与 Gumbel Copula 函数正好相反的分布特征,密度分布上尾低下尾高,其特质在于能够快速捕捉到变量分布下尾相关的变化,因此对变量间具有下尾相关特性的相关关系进行刻画时具有较好的效果。比如在熊市时期,流动性风险和市场风险均呈现增大的趋势,这时 Clayton Copula 函数可以较好地捕捉到基金的流动性风险与市场风险的相关关系。但 Clayton Copula 函数的缺陷是无法对变量分布上尾相关的变化进行较好的描述。

Clayton Copula 函数的上尾相关系数为 $\lambda_{CC}^w = 0$, 下尾相关系数为 $\lambda_{CC}^b = 2^{-\frac{1}{\theta}}$ 。

(3) Frank Copula 函数的分布函数表达式为^[17-19]

$$C_F(a, b, \theta) = -\frac{1}{\theta} \log \left[1 - \frac{(1 - e^{-\theta a})(1 - e^{-\theta b})}{1 - e^{-\theta}} \right] \quad (5)$$

其中, C_F 为 Frank Copula 函数; $\theta > 0$ 为正相关, $\theta \rightarrow 0$ 为趋向于独立, $\theta < 0$ 为负相关。

Frank Copula 函数的密度分布呈 U 字型,可以用来描述具有对称性的变量分布,但对随机变量间的非对称相关关系却无法捕捉。金融变量的分布特征决定了其具有尾部渐近独立的性质,因此 Frank Copula 函数的缺陷是无法对变量分布上尾相关和下尾相关的变化进行较好的描述。对基金的流动性风险和市场风险而言,只有风险波动的绝对值相同,才适合用 Frank Copula 函数进行相依性的描述,而在实际风险管理中,两种风险往往体现了不同的波动程度,所以本研究主要应用 Gumbel 和 Clayton 两种 Copula 函数对风险的相依性进行实证分析。

金融风险间的波动主要有上尾相关、下尾相关和上尾下尾对称相关 3 种情况,而 Gumbel、Clayton 和 Frank 这 3 种 Copula 函数具有较好地刻画金融风险间尾部相关的特质。因此,对于不同相关模式的各种金融风险间的相关关系,可以选择 Gumbel、Clayton 和 Frank 这 3 种 Copula 函数分布进行细致的描述。

3.4 Copula 函数的非参数估计

非参数估计法是一种有着广泛应用的方法,其优点在于不用假设边际分布,从而避免了因边际分布假设不当所导致的误差。Nelsen 等较早提出了对 Copula 函数的非参数估计方法^[16]。

定理 1 如果 X, Y 是连续随机变量,且有 Copula 函数 C , 则下式成立,即

$$\tau = 4 \int_0^1 \int_0^1 C(m, n) dC(m, n) - 1 \quad (6)$$

其中, τ 为 X, Y 的相依系数, m 和 n 分别为随机变量 X 和 Y 的边缘分布函数, $C(m, n)$ 为相应的 Copula 函数。

定理 2 随机变量 X 和 Y 的 Copula 函数是由生成函数 φ 生成的阿基米德 Copula 函数,则对 X, Y 的相依系数 Kendall τ 有

$$\tau = 1 + 4 \int_0^1 \frac{\varphi(c)}{\varphi'(c)} dc \quad (7)$$

其中, φ 函数为阿基米德 Copula 函数的生成元,则 $C(m, n) = \varphi^{-1}[\varphi(m), \varphi(n)]$ 。对于 Gumbel、Clayton 和 Frank 三种 Copula 函数,其生成函数 φ 分别为 $(-\ln c)^{\frac{1}{\theta}}$ 、 $c^{-\theta} - 1$ 和 $\ln(e^{-\theta} - 1) - \ln(e^{-\theta c} - 1)$, 其中, c 为变量值, θ 为参数。

根据定理 1 和定理 2 得出 Kendall τ 系数与阿基米德 Copula 函数间具体的解析函数关系,见表 1。

表 1 阿基米德 Copula 函数的参数 θ 与 Kendall τ 系数间的关系

Table 1 Relationship between Parameters θ of Archimedean Copula Function and Kendall τ

Copula 类	Gumbel	Clayton	Frank
Kendall τ	$1 - \theta$	$\frac{\theta}{\theta + 2}$	$1 + \frac{4}{\theta} [D(\theta - 1)]$

其中,

$$D(\theta) = \frac{1}{\theta} \int_0^{\theta} \frac{c}{e^c - 1} dc \quad (8)$$

θ 为 Frank Copula 函数的参数,函数 D 也被称为 Debye 函数。

在用 Copula 函数对流动性风险与市场风险的相依性进行度量时,首先应用 Matlab 软件求得风险相依系数 Kendall τ , 通过表 1 可以计算 Gumbel Copula 函数、Clayton Copula 函数和 Frank Copula 函数的参数 θ , 通过上文分析 Copula 函数的性质可知, Gumbel Copula 函数的上尾相关系数为 $\lambda_{CC}^w = 2 - 2^\theta$, Clayton Copula 函数的下尾相关系数为 $\lambda_{CC}^b = 2^{-\frac{1}{\theta}}$ 。通过上尾相关系数可以得知 ETF 流动性风险与市场风险在牛市时的相依性关系,上尾相关系数大,表明高市场收益率的同时伴随着较大的流动性风险,上尾相关系数小,则表明高收益率的同时伴随着较小的流动性风险;通过下尾相关系数可以得知 ETF 流动性风险与市场风险在熊市时的相依性关系,下尾相关系数大,表明低市场收益率的同时伴随着较大的流动性风险,下尾相关系数小,则表明低收益率的同时伴随着较小的流动性风险。

4 数据选择和处理

4.1 样本选择和数据来源

截至 2009 年 12 月 18 日在上海证券交易所和深圳证券交易所公开发行的开放式基金共 7 只,但由于上证中央企业 50ETF (510060) 和治理 ETF (510010) 上市交易时间分别为 2009 年 10 月 27 日和 2009 年 12 月 15 日,成立时间较短,样本数量较少,不纳入到本研究中。因此本研究样本为其余 5 只 ETF,分别为易方达深证 100ETF (159901)、华夏中小板 ETF (159902)、华夏上证 50ETF (510050)、华安上证 180ETF (510180) 和华泰柏瑞上证红利 ETF (510880),研究样本的起始时间为 ETF 上市交易的时间,分别为 2006

年4月24日、2006年9月5日、2005年2月23日、2006年5月18日、2007年1月8日,样本截止时间均为2009年12月18日,研究样本的数量分别为893个、802个、1177个、878个、713个。下文分别将这5只开放式基金简称为深证100ETF、中小板ETF、上证50ETF、上证180ETF和上证红利ETF。

本研究的数据来源于深圳国泰安数据库和天软数据库,数据处理应用Eviews和Matlab软件。

4.2 流动性风险指标的选择

Black认为,流动性是指证券在市场中以合理的价格迅速成交的能力,小额买卖以目前市场价格能够迅速成交,而大宗交易在较短的时间内以市场平均价格成交^[20]。从此定义可以看出,流动性实际包含速度(交易时间)、价格(交易成本)和交易数量3个方面。在衡量基金流动性时,一般从宽度、深度、速度和弹性4个方面进行考虑。从目前中国的研究成果看,在指令驱动市场中,流动性风险因子指标主要包括Amihud非流动性指标、Amivest流动性比率和Hui-Heubel流动性比率等指标。

本研究使用谢赤等对Amivest流动性比率的定义,用成交额除以价格的绝对变化比率来表示流动性风险^[21],即

$$L_t = \frac{P_t V_t}{|\Delta P|} \quad (9)$$

其中, L_t 为流动性风险; P_t 为ETF的每日收盘价; V_t 为成交量; $|\Delta P|$ 为价格变化的绝对值,这里用基金的每日最高价减去每日最低价来表示价格变化的绝对值。

对于Amivest流动性比率,指标越高,表明单位交易量对市场价格的冲击越小,说明流动性越好,流动性风险越小。由于每个月的Amivest流动性比率的数值较大,因此取其自然对数衡量流动性的大小。

4.3 市场风险指标的选择

开放式基金的市场风险是指由于一些金融因素(如利率、汇率、股价)的影响而导致资产价格波动

产生损失的可能性。在已有的研究中,一般使用收益率来描述市场风险因子。现实中收益率的分布往往存在着尖峰厚尾的情况,通常采用厚尾分布或极值理论描述收益率的未来变化。对于ETF而言,其投资组合通常完全复制标的指数,其净值表现与盯住的特定指数高度一致,比如上证180ETF的净值表现就与上证180指数的涨跌高度一致。所以,本研究选用5只ETF所对应的证券市场基准指数收益率变化表示ETF所面临的市场风险,即

$$R_t = \frac{K_t - K_{t-1}}{K_{t-1}} \quad (10)$$

其中, R_t 为基准指数的收益率, K_t 为今日收盘指数, K_{t-1} 为昨日收盘指数。

本研究在研究不同的ETF时,分别选取相应的指数进行市场风险的计量。

5 实证结果分析

5.1 风险的描述性统计

表2给出根据5只ETF流动性风险数据和指数收益率波动数据进行统计分析的结果,包括均值、标准差、偏度、峰度和Jarque-Bera检验值。统计结果表明,上证180ETF流动性指标远小于其他4只ETF,表明其流动性风险显著大于其他几只ETF。上证红利ETF的市场风险波动小于其他几只市场基准指数,中小板ETF和上证50ETF的流动性风险呈现了左偏的统计特征,而5个市场基准指数均呈现左偏的统计特征。同时,流动性风险和市场风险的峰度均为正值,其中上证180ETF流动性风险和所有市场风险的峰度值均大于3,表明风险的波动具有尖峰厚尾的特征;其余4只ETF的流动性风险峰度较小,这也说明市场基准指数选取的样本不同,导致ETF相应的流动性会产生差异。

图1~图5为各个ETF的流动性风险波动序列与相应的市场风险波动序列,可以直观地看出ETF的流动性风险与市场风险的波动存在着明显的波动聚群特征。

表2 ETF流动性风险和市场风险统计特征

Table 2 Descriptive Statistics of ETF's Liquidity Risk and Market Risk

基金名称	均值	标准差	偏度	峰度	Jarque-Bera
深证100ETF流动性风险	20.943	1.260	0.363	2.375	34.168
中小板ETF流动性风险	20.572	0.819	-0.062	2.586	6.246
上证50ETF流动性风险	23.021	1.059	-0.150	2.105	43.694
上证180ETF流动性风险	18.935	2.012	1.079	3.255	172.397
上证红利ETF流动性风险	21.415	0.817	0.364	2.226	33.519
深证100ETF市场风险	0.002	0.024	-0.393	4.190	75.598
中小板ETF市场风险	0.001	0.024	-0.451	4.335	86.695
上证50ETF市场风险	0.001	0.022	-0.133	5.209	242.817
上证180ETF市场风险	0.001	0.024	-0.323	4.352	82.117
上证红利ETF市场风险	0.001	0.027	-0.407	3.878	41.956

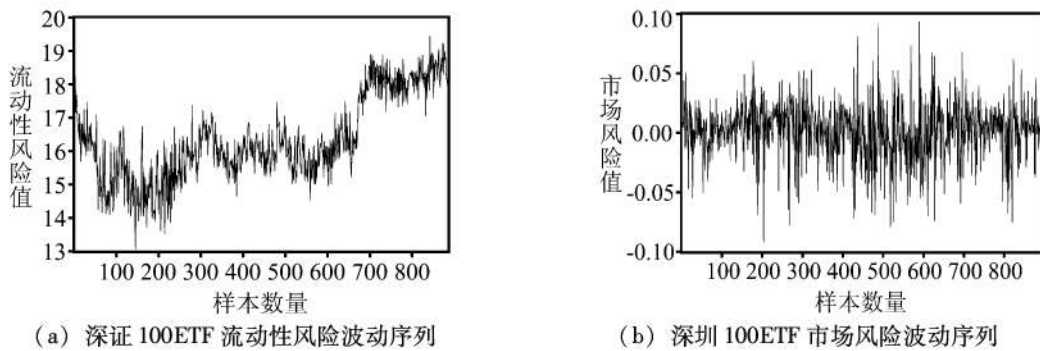


图 1 深证100 ETF 风险波动序列

Figure 1 Shenzhen 100 ETF's Volatility Sequence of Risk

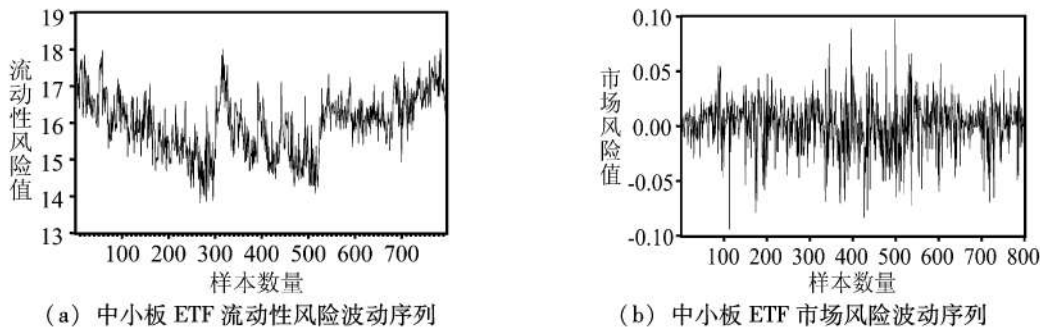


图 2 中小板 ETF 风险波动序列

Figure 2 SME ETF's Volatility Sequence of Risk

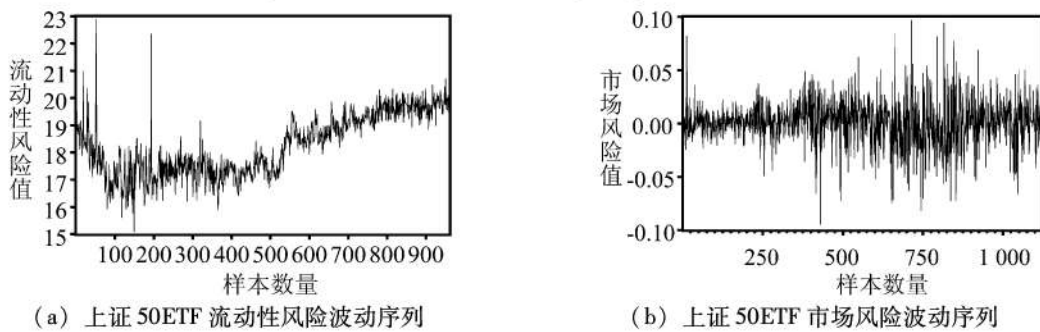


图 3 上证50 ETF 风险波动序列

Figure 3 Shanghai 50 ETF's Volatility Sequence of Risk

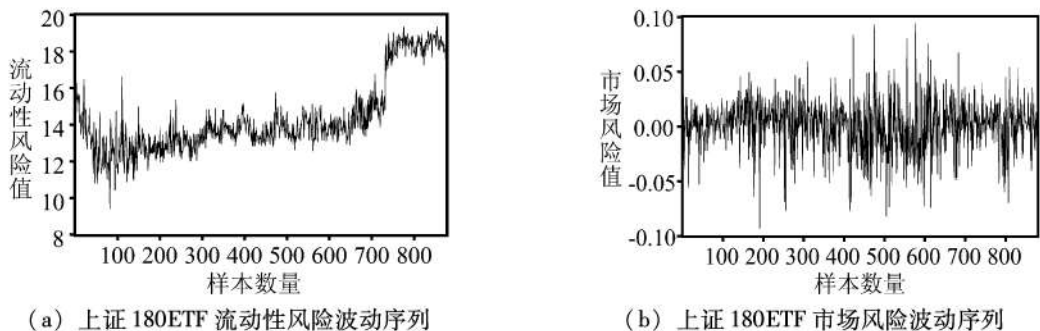


图 4 上证180 ETF 风险波动序列

Figure 4 Shanghai 180 ETF's Volatility Sequence of Risk

5.2 风险的边缘分布及相关性系数的度量

表 3 显示了 GARCH 模型的参数和各种统计检验的结果。方差方程中 ARCH 项和 GARCH 项的系数 (即 α 和 β) 都显著为正,说明过去的波动对未来波动有正向而减缓的影响,从而使风险波动出现聚集

现象。对于 GARCH (1, 1) 模型,参数 $(\alpha + \beta)$ 是衡量波动持续性的指标。上证 50ETF 流动性风险的 $(\alpha + \beta)$ 值为 1,而市场风险的 $(\alpha + \beta)$ 值小于 1,其余 4 只 ETF 流动性风险和市场风险的 $(\alpha + \beta)$ 值都显著小于 1,说明这 5 只 ETF 风险的波动具有明显的持续性,

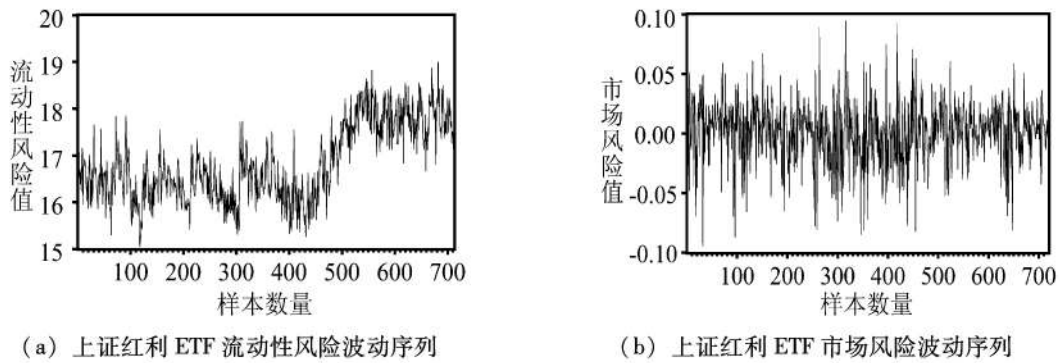


图5 上证红利ETF风险波动序列

Figure 5 Shanghai Dividend ETF's Volatility Sequence of Risk

表3 GARCH模型参数估计结果

Table 3 Parameter Estimation Results of GARCH Model

样本	ω	α	β	似然对数值	D-W值
深证100ETF流动性风险	0.008	0.052	0.928	-797.476	2.904
中小板ETF流动性风险	0.027	0.051	0.868	-684.971	2.792
上证50ETF流动性风险	0.002	0.043	0.957	-900.370	2.840
上证180ETF流动性风险	0.014	0.089	0.894	-1 025.234	2.814
上证红利ETF流动性风险	0.216	0.158	0.017	-524.909	2.875
深证100ETF市场风险	1.02E-05	0.071	0.914	2 080.114	1.999
中小板ETF市场风险	1.02E-05	0.072	0.915	1 885.823	1.974
上证50ETF市场风险	2.89E-06	0.067	0.930	2 969.756	2.010
上证180ETF市场风险	6.49E-06	0.063	0.927	2 066.773	2.016
上证红利ETF市场风险	2.47E-05	0.085	0.883	1 568.606	2.028

表4 ETF流动性风险与市场风险的Copula函数相关系数估计

Table 4 Correlation Coefficient Estimation of ETF's Liquidity Risk and Market Risk Based on Copula

样本	Kendall τ	Gumbel Copula θ	上尾相关系数 λ_{CC}^{up}	Clayton Copula θ	下尾相关系数 λ_{CC}^{lo}
深证100ETF	0.020	0.980	0.027	0.040	2.703E-08
中小板ETF	0.099	0.901	0.133	0.221	0.043
上证50ETF	-0.030	1.031	-0.043	-0.059	121 849.916
上证180ETF	-0.013	1.013	-0.019	-0.026	2.936E+11
上证红利ETF	0.055	0.945	0.075	0.116	0.003

注:表中Copula函数的参数 θ 计算方法参见表1。

基金的风险一旦受到冲击出现异常波动,则在短期内很难消除。方差方程中的 α 均为正,表明外部的冲击会加剧风险的波动性;而 β 均小于1并且大都接近于1,表明风险的波动具有较强的持续性,并且前期风险波动的影响对本期的影响会逐渐衰减。

通过GARCH模型的参数估计可以直观地看到,流动性风险和市场风险呈现出非对称的波动特征,故本研究采用Gumbel和Clayton两种Copula函数来对流动性风险与市场风险的尾部相关性关系进行度量。应用ETF的流动性风险数据和市场风险数据,可以度量二者的Kendall相关系数和两种常见Copula

函数的相关系数,由此可以计量5个样本的Gumbel Copula函数上尾相关系数和Clayton Copula函数的下尾相关系数。

根据表4给出的实证结果,5只ETF中,上证50ETF和上证180ETF流动性风险与市场风险的相关系数为负,即这两只ETF的流动性风险与市场风险呈现负相关的关系,较强的市场波动伴随着较弱的ETF资金流动性;中小板ETF、深证100ETF和上证红利ETF的流动性风险与市场风险呈现正相关的关系,即在ETF资金流动性较强的同时伴随着较高的市场收益率。这表明不同的ETF,由于所参照的市

场基准指数不同,产生了不同的流动性风险与市场风险相依程度。

5.3 实证结果分析

通过上、下尾相关系数的分析可知,在证券市场牛市时,上证50ETF和上证180ETF的流动性风险与市场风险相关系数为负,即表明当证券市场收益率增加时,伴随的是流动性的减小;但深证100ETF、中小板ETF和上证红利ETF的流动性风险与市场风险相关系数为正,即表明当证券市场收益率增加时,伴随的是流动性的增加。

从基金特质和投资者角度对此进行分析。一方面,上证50ETF是中国第一家指数基金,从上市伊始(2005年5月23日)中国证券市场即步入了一轮牛市,市场收益率增加显著,但由于ETF是全新的投资产品,投资者还没有足够的了解并充分认识到其投资价值,所以对其关注比较少,导致流动性比较平缓,流动性风险相对较小。由于上证180ETF与上证50ETF样本具有部分重合性,故上证180ETF的流动性与上证50ETF流动性具有相似的特征。

另一方面,上证50ETF基金重仓行业分布情况为,2005年~2007年制造业和金融保险业所占比例分别达到了53.5%、66.5%和65.9%;上证180ETF基金重仓行业分布情况为,2006年和2007年制造业和金融保险业所占比例分别为67.8%和62.4%。而在证券市场牛市行情中,市场热点频繁转换,板块轮动,不同的行业均有表现机会,而上证50ETF和上证180ETF在证券市场牛市时所配置的制造业和金融保险业仓位较重,单一的行业比重可能低于投资者预期,所以导致流动性较缓的结果,即表明在牛市中证券市场风险较大,而ETF的流动性风险较小。其他3只ETF成立时间较晚,市场已经逐渐接受ETF这种基金产品并对其投资价值有了一定的了解,在市场收益率较高的时候将其作为一种投资策略,导致其流动性的增强,使ETF的市场风险与流动性风险呈现正相关的特征。

在证券市场熊市时,5只ETF的流动性风险与市场风险相关系数均为正,但上证50ETF和上证180ETF的相关系数显著较大,表明在证券市场收益率较小时,ETF所面对的流动性风险较大,基金投资者急于杀跌的投资心理是这种现象产生的部分原因,而ETF流动性风险的增强同时又对市场风险波动的加剧造成了进一步的影响。

6 结论

本研究对指数基金的流动性风险和市场风险分别进行度量,并应用GARCH(1,1)模型对两种风险的边缘分布进行建模,采用Gumbel Copula函数和Clayton Copula函数的上下尾相关系数对流动性风险与市场风险的相关性关系进行实证研究,主要得出以下结论。

(1)指数基金的流动性风险和市场风险都呈现出波动聚集的特性,5只指数基金风险的波动具有

明显的持续性,无论是在牛市还是熊市中,基金的风险一旦受到冲击便出现异常波动,并且风险波动具有长期记忆性,短期内很难得以消除,上证180ETF的流动性风险和5只ETF的市场风险均具有尖峰厚尾的分布特性。

(2)在证券市场牛市时,上证50ETF和上证180ETF的流动性风险与市场风险呈现负相关的特性,而上证红利ETF、深证100ETF和中小板ETF的流动性风险与市场风险呈现正相关的特性。投资者对ETF的了解和投资价值的认知、ETF所配置的证券行业比重以及投资者的心理预期可能是造成这种现象的原因。

(3)在证券市场熊市时,ETF的流动性风险与市场风险均呈现正相关的特性,而上证50ETF和上证180ETF的流动性风险与市场风险的相关性较为显著,投资者的杀跌心理以及ETF行业配置比重的变动可能是造成相关性较强的原因。

参考文献:

- [1] 徐静,蔡凌荣,张波.中国开放式基金的流动性风险分析[J].统计与决策,2006(16):107-110. Xu J, Cai L R, Zhang B. Analysis on the Liquidity Risk of Open-end Fund in China[J]. Statistics and Decision, 2006(16):107-110. (in Chinese)
- [2] 侯卜魁.开放式基金流动性风险研究[J].当代经济,2009(5):122-124. Hou B K. Research on the Liquidity Risk of Open-end Fund[J]. Contemporary Economic, 2009(5):122-124. (in Chinese)
- [3] Pastor L, Stambaugh R F. Liquidity Risk and Expected Stock Returns[J]. Journal of Political Economy, 2005, 111(3):642-685.
- [4] Acharya V V, Pedersen L H. Asset Pricing with Liquidity Risk[J]. Journal of Financial Economics, 2005, 77(2):375-410.
- [5] Chordia T, Sarkar A, Subrahmanyam A. An Empirical Analysis of Stock and Bond Market Liquidity[J]. Review of Financial Studies, 2005, 18(1):85-129.
- [6] 杜平,徐济东.用VaR度量与管理投资基金的市场风险[J].经济问题探索,2007(7):67-71. Du P, Xu J D. Using Value at Risk to Measure and Manage Market Risk of Investment Fund[J]. Inquiry into Economic Issues, 2007(7):67-71. (in Chinese)
- [7] Billio M, Getmansky M, Pelizzon L. Dynamic Risk Exposure in Hedge Funds[R]. Venezia: University of Venice, 2007.
- [8] Luo D. Market Volatility and Mutual Fund Cash Flows[R]. New Haven: Yale School of Management, 2003.
- [9] Boyson N M, Stahel C W, Stulz R. Hedge Fund Contagion and Liquidity[R]. NBER Working Papers, 2008.
- [10] Angelidis T, Benos A. Liquidity Adjusted Value-at-

- risk Based on the Components of the Bid-ask Spread [J]. *Applied Financial Economics*, 2006, 16(11): 835-851.
- [11] Strnad P. Market Liquidity Risk and Its Incorporation into Value at Risk [J]. *Acta Oeconomica Pragensia*, 2009, 6(2): 21-37.
- [12] Rockinger M, Jondeau E. Conditional Dependency of Financial Series: An Application of Copulas [R]. HEC Department of Finance, 2001.
- [13] Malevergne Y, Sornette D. Testing the Gaussian Copula Hypothesis for Financial Assets Dependences [J]. *Quantitative Finance*, 2001, 3(4): 231-250.
- [14] Ning C, Wirjanto T S. Extreme Return-volume Dependence in East-Asian Stock Markets: A Copula Approach [J]. *Finance Research Letters*, 2009, 6(4): 202-209.
- [15] 梁朝晖. 上海股票市场流动性风险与市场风险的极值相关分析 [J]. *中国地质大学学报 (社会科学版)*, 2004, 4(8): 49-52.
Liang Z H. Extremal Dependence between Return Risk and Liquidity Risk: An Analysis for the Shanghai Stock Market [J]. *Journal of China University of Geosciences (Social Sciences Edition)*, 2004, 4(8): 49-52. (in Chinese)
- [16] Nelsen R B, Portland O. *An Introduction to Copulas* [M]. New York: Springer, 2006.
- [17] Patton A J. *Skewness, Asymmetric Dependence, and Portfolios* [R]. London: London School of Economics and Political Science, 2002.
- [18] Frees E W, Valdez E A. Understanding Relationships Using Copulas [J]. *North American Actuarial Journal*, 1998, 2(1): 1-25.
- [19] 韦艳华, 张世英, 郭焱. 金融市场相关程度与相关模式的研究 [J]. *系统工程学报*, 2004, 19(4): 355-362.
Wei Y H, Zhang S Y, Guo Y. Research on Degree and Patterns of Dependence in Financial Markets [J]. *Journal of Systems Engineering*, 2004, 19(4): 355-362. (in Chinese)
- [20] Black F. Towards a Fully Automated Exchange [J]. *Financial Analysts Journal*, 1971, 27(1): 28-35.
- [21] 谢赤, 曾志坚. 股票市场流动性溢价的实证研究 [J]. *数量经济技术经济研究*, 2005, 22(9): 143-154.
Xie C, Zeng Z J. An Empirical Study of Liquidity Premium in Shanghai Stock Market [J]. *Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2005, 22(9): 143-154. (in Chinese)

Dependence Analysis of Liquidity Risk and Market Risk for Exchange Traded Funds Based on Copula Function

XIE Chi^{1,2}, ZHU Jian-jun¹, ZHOU Jing-dong¹

¹ College of Business Management, Hunan University, Changsha 410082, China

² Center of Finance and Investment Management, Hunan University, Changsha 410082, China

Abstract: Based on the sample of 5 Exchange Traded Funds including E FUND Shenzhen 100ETF, SME ETF, Shanghai 50ETF, Shanghai 180ETF and Huatai Shanghai Dividend ETF listing in Shanghai Stock Exchange and Shenzhen Stock Exchange up to Dec. 18, 2009, this study measures the liquidity risk and market risk of Exchange Traded Funds (ETF). A model is established to measure the dependency of liquidity risk and market risk of Exchange Traded Funds through the correlation coefficient of Copula function, and the distribution function is designed by GARCH (1,1). The research shows that both liquidity risk and market risk of ETF show the characteristics of fluctuations in aggregate, and the liquidity risk of Shanghai 180ETF and market risk of 5 ETFs have high-peaked and heavy-tailed distribution. When the stock market is a bull market, there is a negative relationship in the liquidity risk and market risk between the Shanghai 50ETF and Shanghai 180ETF, while it's just the opposite among the Shanghai Dividend ETF, Shenzhen 100ETF and SME ETF. When the stock market is a bear market, there is a positive relationship in the liquidity risk and market risk among all the ETFs.

Keywords: Copula; exchange traded funds; liquidity risk; market risk; dependency

Received Date: January 25th, 2010 **Accepted Date:** September 4th, 2010

Funded Project: Supported by the National Social Science Foundation of China (07AJL005), Doctoral Fund of Ministry of Education of China (20070532091), Humanities and Social Sciences Project of the Ministry of Education (09YJC630063)

Biography: Dr. XIE Chi, a Hunan Zhuzhou native (1963 -), graduated from Hunan University and is a professor and Ph. D. advisor in the College of Business Management at Hunan University. His research interests include financial engineering and risk management, etc.

E-mail: xiechi@hnu.edu.cn

□