

# 风险相关性下的银行非预期操作风险集成度量<sup>①</sup>

——基于动力学模型视角

徐 驰, 汪冬华\*, 庆 楠

(华东理工大学商学院, 上海 200237)

**摘要:** 依据我国商业银行1994年~2012年操作风险历史数据, 建立考虑不同时点风险单元间相关性的动力学模型来描述操作风险损失产生、传导及演化的机制. 该模型指出操作风险损失产生的机制有三种: 自发产生的损失、不同事件类型之间的相互影响以及银行覆盖预期损失的资本金储备. 通过对损失演化模型的仿真计算, 获得具有低频高损特征的非预期操作风险损失情景模拟, 并计算年度总体非预期损失的 VaR. 实证结果表明: 动力学模型能够很好地描述不同风险事件类型间不同时点的相依性结构, 并通过稳健性检验; 在较高置信水平下, 线性叠加 VaR 会高估风险, 高估程度会随置信水平的提升而提升; 内部欺诈已成为中国商业银行操作风险最主要的风险事件类型.

**关键词:** 操作风险; 动力学模型; 损失演化机制; VaR

**中图分类号:** F832.2   **文献标识码:** A   **文章编号:** 1007-9807(2018)05-0053-12

## 0 引 言

近年来商业银行操作风险损失事件频发, 给银行机构带来了巨大的经济损失和声誉影响, 操作风险的度量和管理工作也逐步进入银行监管者的视野. 2004年, 巴塞尔新资本协议正式提出将操作风险纳入资本监管体系, 将其定义为: “由于不完善或失败的内部事件类型、人员和系统或外部事件而造成金融损失的风险”<sup>[1]</sup>. 该定义包括法律风险, 不包括战略风险和声誉风险. 新巴塞尔资本协议将操作风险分为7种风险事件类型和8个业务条线. 在中国商业银行中, 内外部欺诈损失类型占很大的比例, 是操作风险损失的主要来源. 基于此, 本文在实证部分选择了三种最具代表性的操作风险事件类型作为研究对象: 内部欺诈, 外部欺诈, 执行、交割及流程管理.

目前对于操作风险的研究方向主要集中于对

操作风险损失进行量化建模, 利用不同的分布对操作风险损失数据进行拟合, 进而测算其总资本要求. 很多操作风险度量研究是基于损失分布法(LDA)框架下, 分别对损失频率和损失强度进行建模<sup>[2-4]</sup>. Moscadelli 运用极值理论(EVT), 对巴塞尔委员会风险管理组织(BCBS)于2002年搜集的89家银行的操作风险数据进行了分析, 验证了损失强度分布具有厚尾特征, 并进一步将全数据分析方法和极值理论方法估计出的尾部损失强度进行对比<sup>[5]</sup>. 当风险度量涉及不同风险单元, 需考虑如何刻画风险单元之间的相依性结构, 通常做法是基于 Copula 理论实现多重操作风险度量<sup>[6-9]</sup>. 在此基础上, 有学者引入 Levy Copula 和多维点过程对不同业务条线之间的相关性结构进行建模, 从而实现多重操作风险的精确度量<sup>[10]</sup>, 并作了高维情形的拓展<sup>[11,12]</sup>. Kühn 和 Neu 提出了将动态方程运用于操作风险的度量过程中, 并

① 收稿日期: 2016-12-28; 修订日期: 2017-03-10.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71171083; 71771087); 上海市教育委员会科研创新资助项目(14ZS058); 上海市浦江人才计划资助项目(15PJC021).

通讯作者: 汪冬华(1973—), 男, 江西景德镇人, 博士, 教授, 博士生导师. Email: dhwang@ecust.edu.cn

考虑了不同时间序列的相关性<sup>[13]</sup>. Chernobai 和 Yildirim 发现操作损失事件会引发一系列的相关损失,并通过散粒噪声随机过程对损失频率和损失强度进行建模<sup>[14]</sup>. Mittnik 等<sup>[15]</sup>和 Neil 等<sup>[16]</sup>将贝叶斯网络应用到操作风险度量中,更为清晰地刻画出了不同风险事件间的拓扑因果结构.

国内学者对于商业银行操作风险的研究起步较晚,受限於我国商业银行并未建立起完善的操作风险损失数据库,因此众多学者采用数据模拟和仿真计算来实现对风险的度量<sup>[17,18]</sup>.有学者采用 POT 方法对操作风险的极端值进行估计,并研究了阈值的选取对 GPD 分布形状参数、尺度参数以及 VaR 的影响<sup>[19,20]</sup>.张明善等依据操作风险价值不确定度的合成机理,导出高置信度下重尾性操作风险监管资本的标准差和置信区间,以弹性分析法对于度量精度进行敏感性分析<sup>[21]</sup>.有学者在极值理论上对操作风险损失强度进行分段定义<sup>[22]</sup>,利用 Bootstrap 抽样法更加精确刻画操作风险损失分布情况<sup>[23,24]</sup>.司马则茜等提出具有厚尾特性的四参数模型,利用 g-h 分布度量银行的操作风险<sup>[25]</sup>.Feng 等提出 5 种不同分布拟合操作风险损失强度并计算对应的 VaR,然后以 KS 检验的 P 值所占比重为权重计算加权 VaR<sup>[26]</sup>.汪冬华和徐驰采用非参数方法对单重操作风险进行度量,提出点估计和区间估计的方法<sup>[27]</sup>.在多重风险度量研究中,很多国内学者也采用 Copula 理论对风险相依性结构进行描述,实现总体风险的度量<sup>[18,28-31]</sup>.Li 等通过互信息 (mutual information) 方差-协方差方法构造全局相关系数代替线性相关系数来捕捉风险单元之间的相依性<sup>[32]</sup>.

多数研究考虑不同风险单元耦合的时候,通常有两种:完美正相关假设下的简单线性叠加法<sup>[5]</sup>和基于 Copula 理论的统计方法<sup>[6-9,18]</sup>.前者假设风险单元间具有同单调性,风险集成度量只需各个风险单元的 VaR 相加即可,但假设过于苛刻;后者通过 Copula 函数,从统计学角度构建不同风险单元之间的相关性结构.这类方法考虑的是同一时点不同风险单元之间的相关性,忽略了不同时点风险单元间的相互影响,而在银行实际经营过程中,不同时点上发生的操作风险损失能够相互影响,例如, $t_1$ 时刻由于交易控制系统的故障引发了在交易过程中出现业务差错,该故障在

$t_2$ 时刻才被修复.在故障从发生到被修复的时间间隔  $[t_1, t_2]$  中,由于之前的业务差错或错误授权可能导致在其他业务条线或事件类型如贷款业务中出现操作风险损失.此外,上述两种方法对操作风险损失内在演化机制并未有过多的描述.在银行操作风险管理中,通常会留存一部分资本金用于覆盖操作风险预期损失.某些操作风险事件具有低频高损特征,未能被资本金覆盖,属于非预期损失.这类超出资本金覆盖的非预期损失度量将是本文的研究重点.

基于此,本文引入考虑不同时点相关性的动力学模型,描述和刻画不同事件类型操作风险损失是如何产生、传导及演化的,揭示银行操作风险演化的内在机制.

## 1 动力学模型

将商业银行各单元操作风险损失的形成机制分成三类:①本单元自发产生的损失,该类损失是由自身单元失误造成的,不受其他单元的影响;②通过不同单元的相互影响所产生的损失,在操作风险度量中,不同单元之间不同时点的相互影响普遍存在,并且本单元当前的损失可能受到过去某一时刻其他单元损失的影响;③银行为了覆盖操作风险预期损失而预设的资本金储备(一般取负值).商业银行操作风险按照损失性质可分为高频低损(HFLS)和低频高损(LFHS)两种类型.HFLS 损失属于预期损失,被银行预设的资本金所覆盖,LFHS 损失属于没有被资本金覆盖的非预期损失,因此银行设定资本金储备可以理解为区分两种损失类型所设定的阈值.本文重点考察操作风险 LFHS 事件,即超出阈值的非预期操作风险损失.

基于上述三种不同损失形成机制,提出离散时间的动力学模型,刻画操作风险损失演化的动态过程

$$l_i(t) = \text{Ramp}\left(\sum_{j=1}^N J_{ij} C_j(t) + \xi_i(t) + \theta_i\right) \quad (1)$$

其中  $i$  和  $j$  均表示风险单元类型,  $N$  表示风险单元数量;  $l_i(t) \geq 0$  表示在时刻  $t$  单元  $i$  发生的超过阈值的非预期操作风险损失,该时刻  $t$  发生 LFHS

类型损失强度为  $l_i(t) + \theta_i$ . Ramp 函数确保在任意时刻  $l_i(t)$  均为非负值

$$Ramp(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

当  $\sum_{j=1}^N J_{ij} C_{ij}(t) + \xi_i(t) + \theta_i < 0$  时, 风险损失低于阈值, 此时风险损失被银行资本金所覆盖.

基于离散时间的动力学模型包含了操作风险损失形成的三种不同机制  $\sum_{j=1}^N J_{ij} C_{ij}(t)$  代表受其他单元风险过程影响而产生的损失;  $\xi_i(t)$  代表本单元自发产生的损失;  $\theta_i$  代表本单元预设的资本金.

1) 受不同单元风险过程影响所产生的损失. 式(1)中  $C_{ij}(t)$  相当于计数器, 表示在  $[t - t_{ij}^*, t - 1]$  内单元  $j$  发生非预期损失的次数

$$C_{ij}(t) = \sum_{1 \leq s \leq t_{ij}^*} \Theta[L_j(t - s)] \quad (3)$$

$$\Theta(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中  $\Theta$  为 Heaviside 函数, 如式(4)所示;  $t_{ij}^*$  代表单元  $j$  发生的非预期损失对单元  $i$  产生影响的最长持续期, 即发生在  $t - t_{ij}^*$  时刻以前的单元  $j$  的损失不会对时刻  $t$  单元  $i$  造成影响. 由于模型基于离散时间, 所以  $t_{ij}^*$  为正整数; 此外,  $t_{ij}^*$  不具有对称性,  $t_{ij}^*$  关注的是单元  $j$  的非预期损失对单元  $i$  产生的单向影响, 因此  $t_{ij}^*$  与  $t_{ji}^*$  并不等价.

$J_{ij}$  表示在  $[t - t_{ij}^*, t - 1]$  内单元  $j$  发生一次非预期损失会给单元  $i$  在  $t$  时刻带来的潜在损失大小. 本文动力学模型假设: 单元  $j$  发生的非预期损失对单元  $i$  带来的潜在损失的大小只取决于  $[t - t_{ij}^*, t - 1]$  内单元  $j$  损失发生的次数, 与每次损失的具体强度无关. 与  $t_{ij}^*$  类似,  $J_{ij}$  的取值不具有对称性, 因此  $J_{ij}$  与  $J_{ji}$  不等价.

2) 本单元自发产生的损失. 式(1)中  $\xi_i(t)$  表示单元  $i$  自发产生的损失, 不受其他风险单元损失影响, 是独立于其他单元风险损失过程的随机噪声项. 银行不同风险单元自发产生损失的强度可根据实际情况设定为遵循不同的概率分布. 本文假设单元  $i$  自发产生的损失强度遵循指数分布, 概率密度函数为

$$\rho(\xi_i) = \lambda_i e^{-\lambda_i \xi_i} \quad (5)$$

由指数分布的性质可知, 自发产生损失强度的期望为  $1/\lambda_i$ . 指数分布在统计上具有一定的右偏态厚尾性质, 即尾部存在少数极端值, 使得均值大于中位数. 这种统计特性一定程度上符合操作风险损失所具有的低频高损特征, 可用来拟合自发产生的损失强度.

3) 本单元预设的资本金. 式(1)中  $\theta_i < 0$  表示针对单元  $i$  所设定的资本金数量.  $|\theta_i|$  可理解为区分 HFSL 和 LFHS 两种类型的阈值.  $|\theta_i|$  的值越大, 则该单元的潜在损失变成非预期损失的可能性就越小, 并且  $|\theta_i|$  只与风险单元类型有关, 与时间  $t$  无关. 可根据对历史数据预期损失的评判, 事先确定每个单元的阈值. 阈值设定既要符合操作风险损失低频高损的厚尾特性, 又要确保阈值以上存在足够的观测值从而使参数估计结果稳健(一般大于 25 个观测值). 本文采用超额均值函数(MEF)方法确定各单元的阈值大小.

式(1)中  $l_i(t)$  表示单元  $i$  在  $t$  时刻超出阈值部分的非预期损失金额. 在实际操作风险度量中, 监管者更感兴趣的是在一个时间段内累计损失金额大小, 例如一年内某一单元操作风险累计损失金额. 通过累计损失金额的计算, 监管者可得出银行需要为某一特定时间段留存的资本金总额, 用来防止由于操作风险损失的发生而对银行的经营产生巨大的冲击从而影响其他业务的继续正常运行, 实现对银行操作风险的有效监管. 在时间段  $[0, T]$  内单元  $i$  超出阈值部分的非预期累计损失为

$$L_i(T) = \sum_{s \leq T} l_i(s) \quad (6)$$

相应地, 在时间段  $[0, T]$  内单元  $i$  低频高损操作风险事件的非预期累计损失为

$$Z_i(T) = \sum_{s \leq T} l_i(s) + |\theta_i| W_i \quad (7)$$

其中,  $T$  一般取 1 年,  $Z_i(T)$  表示单元  $i$  的低频高损事件年度非预期累计损失,  $W_i$  表示单元  $i$  的非预期损失  $l_i(t)$  在  $[0, T]$  内大于 0 的次数.

## 2 参数估计

基于上述操作风险损失的动态演化机制, 本

节重点讨论动力学模型的参数估计方法. 在动力学模型中,  $t = 0$  表示样本数据库中最初发生损失的时刻,  $t = T$  表示最后发生损失的时刻, 样本区间内观测时间点呈均匀分布, 时间间隔可根据实际情况设定为 1 天、1h、1m 或 1s 等, 并在每一个时刻上都需要对所有单元是否发生了非预期损失以及具体损失情况进行监控.

### 2.1 $\theta_i$ 参数估计

为了估计参数  $\theta_i$ , 本文并未直接利用全样本数据库, 而是在全样本数据库中选取具有以下特征的子数据库集:  $t$  时刻对于任意单元  $j$ , 在  $[t - t_{ij}^*, t - 1]$  内都有  $C_{ij}(t) = 0$ , 即在  $[t - t_{ij}^*, t - 1]$  内所有单元都没有非预期损失发生. 在该子数据库集内, 式(1)可以表示为

$$l_i(t) = Ramp(\xi_i(t) + \theta_i) \tag{8}$$

易知,  $l_i(t) = 0$  表示没有非预期损失发生, 包含两种可能的情形: 一是没有自发损失  $\xi_i(t)$  发生,  $\xi_i(t) = 0$  且  $\theta_i < 0$ ; 二是有自发损失  $\xi_i(t)$  的发生但数值比  $|\theta_i|$  小. 综合上述两种情形, 得出  $l_i(t) = 0$  的概率(其中  $Pr[\cdot]$  表示概率)

$$\begin{aligned} Pr[l_i(t) = 0 | C_{ij}(t) = 0, \text{对所有 } j] &= Pr[Ramp(\xi_i(t) + \theta_i) = 0] \\ &= Pr[\xi_i(t) + \theta_i \leq 0] \\ &= Pr[\xi_i(t) \leq -\theta_i] \end{aligned} \tag{9}$$

$Pr[\cdot]$  表示概率. 由于自发损失  $\xi_i(t)$  分布并不具有时变性, 因此式(9)等式左边也不依赖于时间  $t$

$$\begin{aligned} Pr[l_i = 0 | C_{ij} = 0, \text{对所有 } j] &= Pr(\xi_i \leq -\theta_i) \\ &= \int_0^{-\theta_i} \lambda_i e^{-\lambda_i \xi_i} d\xi_i = 1 - e^{-\lambda_i \theta_i} \end{aligned} \tag{10}$$

因此  $\theta_i$  的求解需要计算式(10)左边的条件概率. 式(10)左边的条件概率, 可以转变为基于离散时间的频率形式, 并通过对于子数据库集的处理和计算获得, 如式(11)所示(  $Fr[\cdot]$  相当于计数器, 用于计算频数, 括号内为条件约束)

$$\begin{aligned} Pr[l_i = 0 | C_{ij} = 0, \text{对所有 } j] &= \\ \frac{Fr[(l_i = 0), (C_{ij} = 0, \text{对所有 } j)]}{Fr[C_{ij} = 0, \text{对所有 } j]} \end{aligned} \tag{11}$$

综上所述, 可以实现对  $\theta_i$  的估计

$$\theta_i = \frac{1}{\lambda_i} \ln(1 - Pr[l_i = 0 | C_{ij} = 0, \text{对所有 } j]) \tag{12}$$

### 2.2 $J_{ij}$ 参数估计

参数  $J_{ij}$  的估计方法与  $\theta_i$  的估计方法类似. 同样地, 本文在全样本数据库中选取具有以下性质的子数据库集: 指定单元  $i$  和  $j$ , 对于任意单元  $k \neq j$ , 有  $C_{ij}(t) = c$  且  $C_{ik}(t) = 0$ , 表示在  $[t - t_{ij}^*, t - 1]$  中, 单元  $j$  发生了  $c$  次非预期损失(  $c$  可以在 1 至  $t_{ij}^*$  任意取正整数值), 同时其他单元都没有非预期损失发生. 在该子数据库集内, 式(1)可以表示为

$$l_i(t) = Ramp(cJ_{ij} + \xi_i(t) + \theta_i) \tag{13}$$

则  $l_i(t) = 0$  的概率可以表示为

$$\begin{aligned} Pr[l_i(t) = 0 | C_{ij}(t) = c, C_{ik}(t) = 0, k \neq j] &= Pr[Ramp[cJ_{ij} + \xi_i(t) + \theta_i] = 0] \\ &= Pr[cJ_{ij} + \xi_i(t) + \theta_i \leq 0] \\ &= Pr(\xi_i(t) \leq -cJ_{ij} - \theta_i) \end{aligned} \tag{14}$$

式(14)右边  $\xi_i$  服从指数分布且不依赖于时间  $t$ , 因此等式左边与时间变化无关

$$\begin{aligned} Pr[l_i = 0 | C_{ij} = c, C_{ik} = 0, k \neq j] &= Pr(\xi_i \leq -\theta_i - cJ_{ij}) \\ &= \int_0^{-\theta_i - cJ_{ij}} \lambda_i e^{-\lambda_i \xi_i} d\xi_i \\ &= 1 - e^{-\lambda_i(\theta_i + cJ_{ij})} \end{aligned} \tag{15}$$

将上式左边的概率形式转化为频率形式, 得到

$$\begin{aligned} Pr[l_i = 0 | C_{ij} = c, C_{ik} = 0, k \neq j] &= \\ \frac{Fr[(l_i = 0), (C_{ij} = c, C_{ik} = 0, k \neq j)]}{Fr[C_{ij} = c, C_{ik} = 0, k \neq j]} \end{aligned} \tag{16}$$

最终可以得到  $J_{ij}$  的估计表达式

$$J_{ij} = \frac{1}{c} \left\{ -\theta_i + \frac{1}{\lambda_i} \ln(1 - Pr[l_i = 0 | C_{ij} = c, C_{ik} = 0, k \neq j]) \right\} \tag{17}$$

式中  $c$  的取值是人为设定的.  $c$  的取值不同, 会导致选取用来估计  $J_{ij}$  的子数据库集存在差异, 不过估计得到的  $J_{ij}$  值差异很小, 因此本文中  $J_{ij} = c$  取不同值得到  $J_{ij}$  估计值的均值.

### 2.3 $\lambda_i$ 和 $t_{ij}^*$ 参数估计

对于  $\lambda_i$  的估计, 提出了两种可供参考的思路: 第一, 由式(12)可得,  $\lambda_i$  和  $\theta_i$  可以互相表示, 其中  $\theta_i$  在模型中含义是区分 HFLS 和 LFHS 两类事件的阈值, 可通过超额均值函数方法(MEF)计算获得; 第二, 从  $\lambda_i$  本身的性质出发对  $\lambda_i$  进行估

计. 由于  $\lambda_i$  为自发产生损失强度分布(指数分布)的参数,  $1/\lambda_i$  等于没有其他单元相互影响的情况下单元  $i$  自发产生损失的均值.

$t_{ij}^*$  是指在单元  $j$  操作风险损失发生能够对单元  $i$  损失产生影响的最长持续时间.  $t_{ij}^*$  不能通过样本数据库而直接得到, 而是需要银行风险控制部门的专家基于对各种操作风险损失特性的分析和判断, 有区别地进行人为设定.

### 3 稳健性检验

为了检验本文提出的损失演化动力学模型是否有效, 本文通过四个步骤对模型的参数估计稳健性进行检验:

**步骤 1** 模拟产生操作风险原始数据库. 设定符合真实情况的  $\theta_i, J_{ij}, \lambda_i, t_{ij}^*$  参数值, 代入式(1)通过蒙特卡洛模拟和迭代计算, 模拟出  $[0, T]$  内所有单元在每一时刻的操作风险超出阈值的非预期损失情况  $l_i(t)$ , 即原始数据库. 原始数据库包含损失发生的时刻、损失的金额、损失所属的风险单元等信息.

**步骤 2** 参数估计. 基于原始数据库, 对参数  $\theta_i$  和  $J_{ij}$  进行估计, 并将所得的参数估计结果与初始设定的  $\theta_i$  和  $J_{ij}$  进行对比. 若误差在很小的范围内, 说明参数估计具有稳健性, 损失演化动力学模型是有效的, 可以被用来进行损失的预测.

**步骤 3** 用步骤 2 中得到的参数生成模拟样本数据库. 模拟过程类似于步骤 1, 并将整个过程重复  $m$  次, 得到模拟样本数据库.

**步骤 4** 将模拟样本数据库与原始数据库进行对比. 本文选取  $[0, T]$  内累计损失  $Z_i(T)$  作为比较对象, 没有选取各个时点超出阈值的非预期损失  $l_i(t)$  的原因有两点: 第一, 研究主要目的是计算风险资本, 既要结合阈值以上损失的发生情况, 也要考虑阈值以下预期损失,  $l_i(t)$  只考虑了阈值以上非预期损失的部分; 第二,  $l_i(t)$  作为各个时点的损失金额受自发产生损失的影响极大, 而监管者更关注在一段时间内非预期累计损失金额, 从而计提经济资本实现对操作风险的管理.

## 4 实证分析

### 4.1 数据来源

鉴于我国商业银行操作风险损失数据收集并不完善, 很难获取完整的商业银行内部损失数据, 本文主要收集了来源于公开媒体和网站披露的操作风险损失事件(包括中国人民银行网站、银监会网站、国内几大网站的财经新闻专栏和法院案例等), 构成中国商业银行操作风险外部数据库. 该外部数据库信息包括损失发生时间及地点、涉案银行、损失金额、所属的风险事件类型和业务条线、涉案人员职位以及所属部门和相关具体案情描述等. 外部数据库的时间跨度从 1994 年至 2012 年, 合计共收集到 1 171 起操作风险损失事件. 依据我国商业银行操作风险损失特征, 同时考虑分类后外部数据样本量较小的问题, 本文将风险事件类型作为风险单元分类依据, 没有考虑业务条线上的区别, 选取损失发生频率较高、影响较为重大的三种风险事件类型, 其中  $i=1$  表示内部欺诈,  $i=2$  表示外部欺诈,  $i=3$  表示执行、交割及流程管理(其中主要包括内部控制不当和违规执行). 由于我国商业银行所面对的客户类型较为相似, 近似将所有商业银行看作是同质的, 对商业银行的性质不作区分. 表 1 为三种不同事件类型损失的描述性统计.

表 1 描述性统计

Table 1 Descriptive statistics

参数	内部欺诈	外部欺诈	执行、交割及流程管理
数目	703 (60.03%)	247 (21.09%)	128 (10.93%)
金额/ 万元	935.44 (52.98%)	416.58 (23.60%)	220.00 (12.46%)

注: 括号内数字为所占比重.

### 4.2 参数设定

根据阈值  $\theta_i$  的定义, 只有超过  $|\theta_i|$  的损失才会造成商业银行单元  $i$  低频高损事件的非预期损失.  $|\theta_i|$  的取值与银行操作风险损失类型、自身银行的规模和银行对风险的承受能力等有关. 本文采用 MEF 函数法确定各事件类型的阈值  $|\theta_i|$ . 根据 MEF 函数的性质, 将 MEF 曲线转变为

线性关系的拐点选取为阈值. 从图1中可得, 内部欺诈、外部欺诈、执行交割及流程管理三种事件类

型的阈值分别为 6.7、2.17 和 1.9 (单位: 亿元), 超过阈值以上的样本个数分别为 33, 31 和 26.

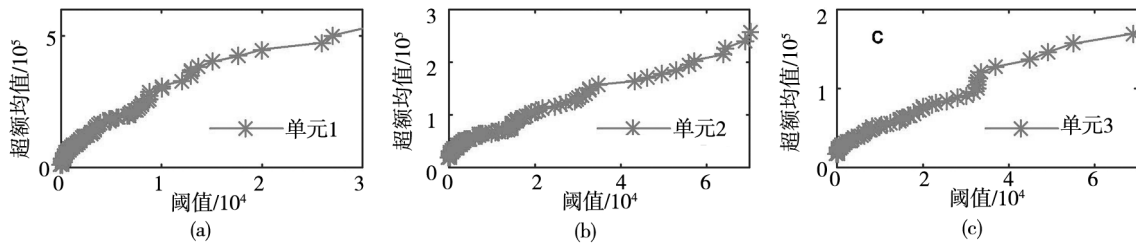


图1 超额均值函数图 [a) 内部欺诈; b) 外部欺诈; c) 执行、交割及流程管理]

Fig. 1 Mean excess functions plot [a) internal fraud; b) external fraud; c) execution, delivery & process management]

模拟原始数据库的时间跨度为 10 年(1 年以 360 天计), 以 1h 为时间间隔实时监控银行各事件类型操作风险非预期损失发生状况. 原始数据库有 86 400 个时间节点, 即取  $T = 86 400$ .

操作风险不同损失事件类型所对应的阈值不同, 为了简化实证过程和模型参数设定, 对动力学模型进行标准化处理, 将式(1)等式左右两边同除以  $-\theta_i$ , 可得式(18)

$$\frac{l_i(t)}{-\theta_i} = Ramp\left(\sum_{j=1}^N \frac{J_{ij}}{-\theta_i} C_{ij}(t) + \frac{\xi_i(t)}{-\theta_i} - 1\right) \quad (18)$$

通过标准化处理, 各事件类型的阈值均设定为单位 1, 其他参数根据  $|\theta_i|$  的大小做了同比例的变换. 标准化处理能够统一参数设定, 并且更好地对比去量纲后不同损失事件类型之间相互影响程度的大小关系. 监管者所关注的非预期累计总损失分布计算, 只需在标准化方程的基础上乘以阈值  $|\theta_i|$ , 便能还原成真实损失的量纲. 为简便起见, 将式(18)表示为

$$l_i(t)' = Ramp\left(\sum_{j=1}^N J_{ij}' C_{ij}(t) + \xi_i(t)' + \theta_i'\right) \quad (19)$$

这里  $\theta' = (-1, -1, -1)$ .

本文并未直接设定参数  $\lambda_i$  值, 而是通过  $p_i$  的设定间接计算  $\lambda_i$  值, 其中  $p_i = 1 - \Pr[l_i = 0 | C_{ij} = 0, \text{对所有的 } j]$  表示在  $[t - t_{ij}^*, t - 1]$  内各事件类型都没有发生非预期损失的条件下, 当期  $t$  时刻事件类型  $i$  自发产生非预期损失的概率. 根据表 1 中不同事件类型损失数目的相互比例关系, 将  $p_i$  值设定为

$$p = (0.03, 0.01, 0.005)$$

这表明三种事件类型发生自发损失的概率存在如

下数量关系: 内部欺诈类型自发产生损失的概率最高, 是外部欺诈类型损失发生概率的三倍; 执行、交割和流程管理类型自发损失发生的概率是外部欺诈类型的二分之一;  $p = 0.03$  表示在 1 年(360 天)观察期内商业银行每天都对非预期损失的发生进行监控, 平均每年有 10.8 次损失事件发生, 这与公开媒体披露的操作风险内部欺诈损失发生频率情况基本吻合, 其余两种事件类型分析同理可得. 由于单元  $i$  自发损失服从参数为  $\lambda_i$  的指数分布, 根据式(20)可计算  $\lambda_i$

$$\lambda_i' = \ln p_i / \theta_i' \quad (20)$$

不同事件类型间相互影响机制通过对  $J_{ij}'$  矩阵的设定来实现. 经过标准化处理后, 标准化系数  $J_{ij}'$  表示在最长持续期内由于第  $j$  种事件类型损失的发生导致第  $i$  种事件类型发生潜在非预期标准化损失的大小. 通过对三种风险事件类型损失相互影响机制的分析, 发现内部欺诈和外部欺诈的主要来源是: 由于内部控制机制不完善或系统故障、违规操作等, 银行内外部人员利用此系统或监管漏洞而进行欺诈行为. 内部欺诈和外部欺诈不太可能对执行、交割及流程管理这类事件造成损失, 并且在实际损失发生过程中存在内外人员勾结的情况存在. 因此, 上述风险事件类型间的相依性结构可表述为(如图 2 所示):

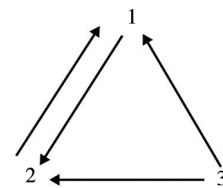


图2 相关性结构

Fig. 2 Dependence structure

结合表1历史损失数据,对标准化的风险相关性矩阵  $J'_{ij}$  进行如下设定:  $J'_{13} = 0.2$  表示执行、交割及流程管理类型非预期损失的发生会造成内部欺诈过程损失的发生;  $J'_{23} = 0.1$  表示执行、交割及流程管理类型非预期损失的发生会造成外部欺诈损失的发生,对于外部欺诈的影响程度是内部欺诈影响程度的一半;  $J'_{12} = J'_{21} = 0.15$  表示内外部欺诈之间会存在相互影响效应,其影响程度处于执行、交割及流程管理分别对内部欺诈和外部欺诈的影响程度之间;其余  $J'_{ij}$  均设为0,表示不存在影响.因此标准化的风险相关性矩阵为

$$J' = \begin{pmatrix} 0 & 0.15 & 0.2 \\ 0.15 & 0 & 0.1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

### 4.3 实证结果

将4.2节所设定的符合我国商业银行操作风险历史损失数据特点的参数  $\theta'_i, J'_{ij}, \lambda'_i, t_{ij}^*$  ( $t_{ij}^*$  代表不同事件类型损失之间相互影响的最长持续期,参考业界相关意见,本文将其设定为  $t_{ij}^* = 5$ ). 代入式(19)进行蒙特卡洛模拟和迭代计算得出原始数据库,并利用第2节中的参数估计方法对  $\theta'$  和  $J'$  进行估计,参数估计结果如下

$$\theta' = (-0.9991, -0.9922, -1.0136)$$

$$J' = \begin{pmatrix} -0.0123 & 0.1524 & 0.1940 \\ 0.1700 & 0.0062 & 0.0853 \\ 0.0462 & 0.0446 & -0.0831 \end{pmatrix}$$

为了检验模型稳健性,将参数估计结果与原始设定结果对比,其相对误差为

$$\Delta\theta' = (0.0009, 0.0078, 0.0136)$$

$$\Delta J' = \begin{pmatrix} 0.0123 & 0.0024 & 0.0060 \\ 0.0200 & 0.0062 & 0.0147 \\ 0.0462 & 0.0446 & 0.0831 \end{pmatrix}$$

由此可知,参数估计结果误差较小,模型表现较为稳健,说明该模型能够有效度量我国商业银行操作风险损失形成机制,通过对有限的历史数据的掌握和分析,对风险损失的真实情景进行还原和刻画.

为了进一步模拟得到1年内各个事件类型操作风险的损失情景,本文设定  $T = 8640$ . 将上述参数估计结果  $\theta'_i, J'_{ij}, \lambda'_i, t_{ij}^*$  代入式(19),通过蒙特卡洛模拟和迭代计算得到时间跨度为1年的非预期操作风险损失情景模拟,包括三个事件类型8640个观测时刻对应  $l_i(t)'$  的数值. 将上述模拟过程重复1000次,获得时间跨度为1年的模拟样本数据库. 特别地,此时模拟得到的是各个观测时刻经过标准化处理后的非预期损失数据,计算年度非预期累计总损失需还原成标准化前的量纲,即  $Z_i(T) = \sum_{s \leq T} l_i(s)' |\theta'_i| + |\theta'_i| W_i$ .

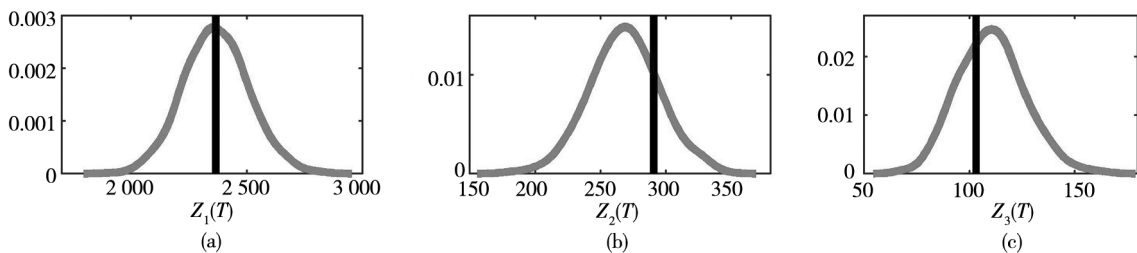


图3 年度非预期累计损失的概率密度函数图 [a) 内部欺诈; b) 外部欺诈; c) 执行、交割及流程管理]

Fig. 3 Probability density functions of annual aggregate unexpected losses [a) internal fraud; b) external fraud; c) execution, delivery & process management]

图3为三个不同事件类型年度非预期累计损失的概率密度函数图,其中曲线代表三种事件类型年度累计非预期损失的经验分布,垂直竖线代表相应事件类型原始数据库的年度非预期累计损失值.从图3可知,由1000个样本组成的模拟样本数据库并未偏离原始数据库,一定程度上说明了模型具有稳健性.通过对比三种风险事件类型非预期累计损失经验分布,发现内部欺诈损失金

额远远大于其他两种事件类型,说明内部欺诈是中国商业银行操作风险最主要的损失来源.由操作风险年度非预期累计损失的概率密度分布,本文进一步对我国银行业的操作风险非预期损失的经济资本进行估计.将VaR作为风险测度,并根据新巴塞尔资本协议将99.9%作为置信水平.99.9%置信水平下的VaR表示1年内发生低频高损事件的累计总损失超过VaR值的概率只有

0.1%,也可以表示平均1 000年才会出现1次累计总损失超过 VaR 值的情况. 经计算,在 99.9% 置信水平下,内部欺诈,外部欺诈,执行、交割及流程管理的 VaR 分别是 2 796.6 亿元、341.5 亿元和 164.3 亿元. 图 4 表示不同置信水平下 VaR 的

变化趋势,可知:不同置信水平下 VaR 具有较大差异;随着置信水平的不断增加,VaR 值逐渐增加;特别地,当置信水平增加到 99%以后,VaR 值增加幅度非常大,这很好地刻画了操作风险数据本身具有厚尾的特性.

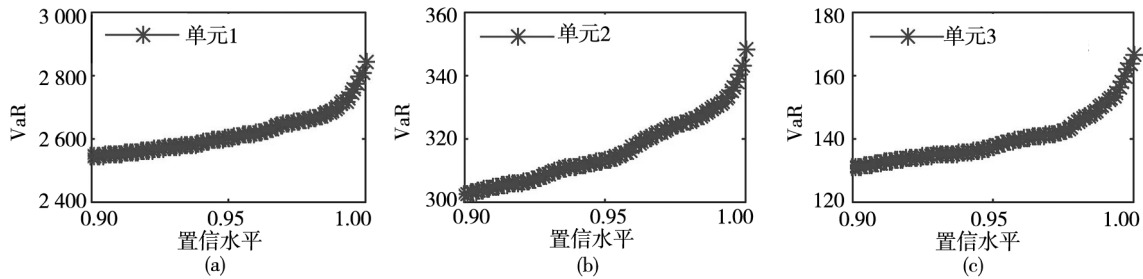


图 4 不同置信水平下的 VaR [a) 内部欺诈; b) 外部欺诈; c) 执行、交割及流程管理]

Fig. 4 VaR at different confidence levels [a) internal fraud; b) external fraud; c) execution, delivery & process management]

在银行操作风险管理实践中,需要考虑风险单元间的相关性并将不同事件类型的风险进行耦合从而实现总体操作风险的度量. 在传统损失分布法(LDA)中,由于各事件类型损失分布存在差异以及其相关性结构未知,无法获得银行年度总体累计损失的分布来计算相应的 VaR 值. 因此一般做法是利用简单线性叠加  $\sum VaR(Z_i)$  来代替总体  $VaR(\sum Z_i)$  (暗含同单调假设). 本文动力学模型通过对三种不同事件类型损失的产生、传导及演化机制的刻画和描述,采用蒙特卡洛模拟和迭代计算得到相应事件类型 1 年内的非预期操作风险损失情景,进而得到银行年度总体操作风

险非预期损失  $Z(T) = \sum_{i=1}^3 Z_i(T)$  及其经验分布 (相应概率密度函数图如图 5(a) 所示). 基于银行年度总体非预期损失的经验分布,可计算总体非预期损失的 VaR 值. 本文通过选取四个具有代表性的置信水平(90%,95%,99%和 99.9%),计算总体非预期损失的  $VaR(\sum Z_i)$ ,并与简单线性叠加  $\sum VaR(Z_i)$  相比较(结果见图 5(b) 和表 2). 在新巴塞尔协议建议的置信水平 99.9% 下,本文计算得到的年度非预期操作风险资本量为 3 165.1 亿元,通过与国内同类优秀研究成果对比<sup>[26,32]</sup>,发现度量结果在同一数量级上.

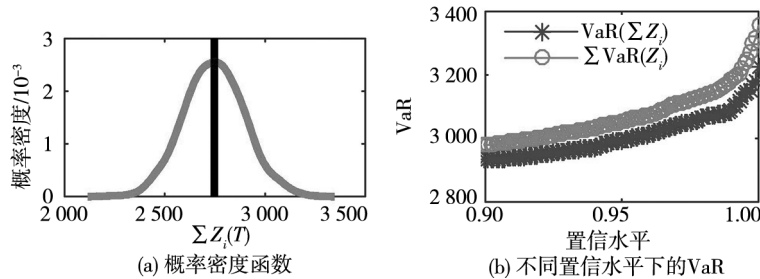


图 5 银行总体累计非预期损失的概率密度函数图和对应的不同置信水平下 VaR

Fig. 5 Probability density function of total aggregate unexpected loss of banks and the corresponding VaR at different confidence levels

表 2 不同置信水平下的 VaR

Table 2 VaR at different confidence levels

$\alpha$ (%)	$VaR(Z_1)$ / 亿元	$VaR(Z_2)$ / 亿元	$VaR(Z_3)$ / 亿元	$\sum VaR(Z_i)$ / 亿元	$VaR(\sum Z_i)$ / 亿元	$\delta$
90	2 544.2	302.6	130.9	2 977.7	2 931.4	0.984 5
95	2 601.0	313.3	137.8	3 052.1	2 994.6	0.981 2
99	2 703.4	330.4	151.6	3 185.4	3 083.3	0.967 9
99.9	2 796.6	341.5	164.3	3 302.3	3 165.1	0.958 4



图5(b)表示不同置信水平下的 $\sum \text{VaR}(Z_i)$ 和 $\text{VaR}(\sum Z_i)$ 的变化趋势. 由图5(b)和表2中可以得出,随着置信水平不断上升 $\sum \text{VaR}(Z_i)$ 和 $\text{VaR}(\sum Z_i)$ 呈相似的上升趋势;在不同的置信水平下, $\text{VaR}(\sum Z_i)$ 值均小于 $\sum \text{VaR}(Z_i)$ 值,说明将不同事件类型损失 $\text{VaR}$ 简单线性叠加来估计总风险资本将会一定程度上高估风险,从而过高设定资本金提高银行运营成本,造成资源浪费.

为了进一步探究风险简单线性叠加(即 $\sum \text{VaR}(Z_i)$ )对于风险的高估程度,本文令 $\text{VaR}(\sum Z_i) = \delta \sum \text{VaR}(Z_i)$ ,其中 $\delta$ 为风险分散系数. 若 $\delta < 1$ ,由于风险分散导致总风险降低,风险简单线性叠加将会高估风险;反之,若 $\delta > 1$ ,风险简单线性叠加将会低估风险;若 $\delta = 1$ ,则风险具有完美正相关结构,即同单调性. 因此,风险分散系数 $\delta$ 可用来表示 $\sum \text{VaR}(Z_i)$ 对风险高估的程度. 图6表示不同置信水平下风险分散系数 $\delta$ 的变化趋势,表2分别计算四个不同的置信水平下 $\delta$ 的值. 结果表明:在较高的置信水平上(大于60%),风险分散系数 $\delta$ 均显著小于1,即模型描述的相关性结构尾部具有风险分散效应,简单线性叠加 $\sum \text{VaR}(Z_i)$ 将会一定程度上高估风险;风险分散系数 $\delta$ 随着置信水平逐步提高有显著下降的趋势,风险分散效应越来越显著, $\sum \text{VaR}(Z_i)$ 对风险的高估程度显著增加;在较高的置信水平上,风险分散系数 $\delta$ 变化范围的区间是 $[0.958, 0.995]$ ,特别地,当置信水平为99.9%,风险分散系数为0.958 4.

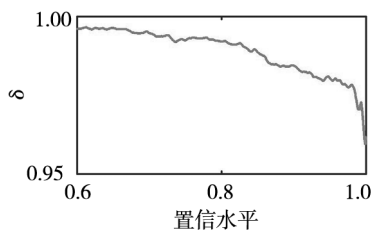


图6 风险分散系数

Fig. 6 Coefficient of diversification effect

## 5 结束语

商业银行操作风险度量中,大多数学者基于

LDA 法用已知分布拟合操作风险的损失数据,从而实现风险度量. LDA 法主要根据操作风险损失发生频率和强度的统计性质进行建模,并未考虑不同时点风险单元间的相互影响,同时未对风险发生的来源及演化机制进行描述和刻画. 因此本文提出考虑不同时点风险单元间相关性的动力学模型来实现对非预期操作风险的度量. 基于中国商业银行操作风险历史数据,本文利用 MEF 图确定低频高损类型损失的阈值;根据历史损失数据的统计性质,将不同事件类型间相互关系转化成不对称的风险相关性矩阵,代入损失演化的动力学方程,从自发产生损失、不同事件类型间相互影响关系及银行覆盖预期损失的资本金储备三个角度对操作风险损失演化的机制进行刻画;通过原始数据库的仿真计算,实现模型的参数估计,并对模型稳健性进行检验;通过对损失演化方程的蒙特卡洛模拟和迭代计算,得到不同事件类型的非预期损失情景模拟,从而得到银行业年度总体非预期损失的经验分布和 VaR 度量;为了验证 VaR 简单线性叠加是否高估风险,计算不同置信水平下的风险分散系数.

研究结果表明:1) 本文建立损失演化动力学模型从自发产生损失、不同事件类型间相互影响关系及银行覆盖预期损失的资本金储备三个角度刻画操作风险损失产生、传导及演化的机制,并且模型通过稳健性检验;2) 不同于 Copula 理论,本文通过不对称的风险相关系数矩阵来描述不同事件类型之间风险相依结构,同时考虑了不同时点的相互影响关系;3) 基于操作风险历史数据,通过对损失演化方程的仿真计算,能够获得完整的非预期损失情景模拟,并计算年度总体非预期损失的 VaR 值;4) 在较高的置信水平下, VaR 简单线性叠加将会高估风险,并随着置信水平提高,风险分散系数显著下降,风险高估效果更加明显;5) 三种风险事件类型中,内部欺诈损失所占比重大远远大于其他两种事件类型,成为中国操作风险损失最主要组成部分,因此监管者需要进一步完善银行内控机制,有效约束内部人员的行为.

## 参 考 文 献:

- [1] Basel II. International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards[R]. Switzerland: Basel Committee on Banking Supervision, 2004.
- [2] Cruz M G. Modeling, Measuring and Hedging Operational Risk[M]. New York: John Willey, 2002: 210 – 230.
- [3] Chavez-Demoulin V, Embrechts P, Hofert M. An extreme value approach for modeling operational risk losses depending on covariates[J]. *Journal of Risk and Insurance*, 2016, 83(3): 735 – 776.
- [4] Zhou X, Durfee A V, Fabozzi F J. On stability of operational risk estimates by LDA: From causes to approaches[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2016, 68(7): 266 – 287.
- [5] Moscadelli M. The Modelling of Operational Risk: Experience with the Analysis of the Data Collected by the Basel Committee[R]. Banca d'Italia, 2004.
- [6] McNeil A, Frey R, Embrechts P. Quantitative Risk Management, Concepts, Techniques[M]. New Jersey: Princeton University Press, 2005.
- [7] Chavez-Demoulin V, Embrechts P, Neslehova J. Quantitative models for operational risk: Extremes, dependence and aggregation[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2006, 30(10): 2635 – 2658.
- [8] Abbate D, Gouier E, Farkas W. Operational risk quantification using extreme value theory and copulas: From theory to practice[J]. *Social Science Electronic Publishing*, 2008, 4(3): 3 – 26.
- [9] Brechmann E, Czado C, Paterlini S. Flexible dependence modeling of operational risk losses and its impact on total capital requirements[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2014, 40(3): 271 – 285.
- [10] Böcker K, Klüppelberg C. Modelling and measuring multivariate operational risk with Lévy copulas[J]. *Operational Risk*, 2008, 3(2): 3 – 27.
- [11] Grothe O, Hofert M. Construction and sampling of Archimedean and nested Archimedean Lévy copulas[J]. *Journal of Multivariate Analysis*, 2015, 138(3): 182 – 198.
- [12] Avanzi B, Tao J, Wong B, et al. Capturing non-exchangeable dependence in multivariate loss processes with nested Archimedean Lévy copulas[J]. *Annals of Actuarial Science*, 2016, 10(1): 87 – 117.
- [13] Kühn R, Neu P. Functional correlation approach to operational risk in banking organizations[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2003, 322(5): 650 – 666.
- [14] Chernobai A, Yildirim Y. The dynamics of operational loss clustering[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2008, 32(12): 2655 – 2666.
- [15] Mittnik S, Starobinskaya I. Modeling dependencies in operational risk with hybrid Bayesian networks[J]. *Methodology & Computing in Applied Probability*, 2010, 12(3): 379 – 390.
- [16] Neil M, Lasse D, Andersen B, et al. Modelling operational risk in financial institutions using hybrid dynamic Bayesian networks[J]. *Journal of Operational Risk*, 2009, 4(1): 3 – 33.
- [17] 刘 睿, 詹原瑞, 刘家鹏. 基于贝叶斯 MCMC 的 POT 模型——低频高损的操作风险度量[J]. *管理科学*, 2007, 20(3): 76 – 83.  
Liu Rui, Zhan Yuanrui, Liu Jiapeng. The pot model based on Bayesian MCMC method: Measuring low frequency/high severity operational risk[J]. *Journal of Management Sciences*, 2007, 20(3): 76 – 83. (in Chinese)
- [18] Lu Z. Modeling the yearly Value-at-Risk for operational risk in Chinese commercial banks[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2011, 82(4): 604 – 616.
- [19] 高丽君, 李建平, 徐伟宣, 等. 基于 POT 方法的商业银行操作风险极端值估计[J]. *运筹与管理*, 2007, 16(1):

112 - 117.

Gao Lijun, Li Jianping, Xu Weixuan, et al. Estimating extreme values of operational risk for commercial banks via peak over threshold method[J]. *Operations Research and Management Science*, 2007, 16(1): 112 - 117. (in Chinese)

- [20] Han J, Wang W, Wang J. POT model for operational risk: Experience with the analysis of the data collected from Chinese commercial banks[J]. *China Economic Review*, 2015, 36(C): 325 - 340.

- [21] Li J, Feng J, Chen J. A piecewise-defined severity distribution-based loss distribution approach to estimate operational risk: Evidence from Chinese national commercial banks[J]. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 2009, 8(4): 727 - 747.

- [22] 张明善, 唐小我, 莫建明. Weibull 分布下操作风险监控资本及度量精度灵敏度[J]. *系统工程理论与实践*, 2014, 34(8): 1932 - 1943.

Zhang Mingshan, Tang Xiaowo, Mo Jianming. Sensitivity of operational risk's regulatory capital and measurement accuracy in the Weibull distribution[J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2014, 34(8): 1932 - 1943. (in Chinese)

- [23] Wang Z, Wang W, Chen X, et al. Using BS-PSD-LDA approach to measure operational risk of Chinese commercial banks [J]. *Economic Modelling*, 2012, 29(6): 2095 - 2103.

- [24] 王宗润, 汪武超, 陈晓红, 等. 基于 BS 抽样与分段定义损失强度操作风险度量[J]. *管理科学学报*, 2012, 15(12): 58 - 69.

Wang Zongrun, Wang Wuchao, Chen Xiaohong, et al. Application of LDA based on bootstrap sampling and piecewise-defined severity distribution in operational risk measurement[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2012, 15(12): 58 - 69. (in Chinese)

- [25] 司马则茜, 蔡 晨, 李建平. 基于 g-h 分布度量银行操作风险[J]. *系统工程理论实践*, 2011, 31(12): 2321 - 2327.

Sima Zeqian, Cai Chen, Li Jianping. Bank operational risk measurement based on g-h distribution[J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2011, 31(12): 2321 - 2327. (in Chinese)

- [26] Feng J, Li J, Gao L, et al. A combination model for operational risk estimation in a Chinese banking industry case[J]. *Journal of Operational Risk*, 2012, 7(2): 17 - 39.

- [27] 汪冬华, 徐 驰. 基于非参数方法的银行操作风险度量[J]. *管理科学学报*, 2015, 18(3): 104 - 113.

Wang Donghua, Xu Chi. Operational risk measures for banks based on nonparametric methods[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2015, 18(3): 104 - 113. (in Chinese)

- [28] 李建平, 丰吉闯, 宋 浩, 等. 风险相关性下的信用风险、市场风险和操作风险集成度量[J]. *中国管理科学*, 2010, 18(1): 18 - 25.

Li Jianping, Feng Jichuang, Song Hao, et al. Integrating credit, market and operational risk based on risk correlation[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2010, 18(1): 18 - 25. (in Chinese)

- [29] 汪冬华, 黄 康, 龚 朴. 我国商业银行整体风险度量及其敏感性分析——基于我国商业银行财务数据和金融市场公开数据[J]. *系统工程理论与实践*, 2013, 33(2): 284 - 295.

Wang Donghua, Huang Kang, Gong Pu. Intergrated risk measurement of Chinese commercial banks and its sensitivity: Based on the financial data of Chinese commercial banks and the open data of the financial market[J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2013, 33(2): 284 - 295. (in Chinese)

- [30] 于文华, 魏 宇, 康明惠. 不同时变 Copula-EVT-ES 模型精度比较研究[J]. *管理科学学报*, 2015, 18(5): 32 - 45.

Yu Wenhua, Wei Yu, Kang Minghui. Comparative study on measurement precision of different time-varying Copula-EVT-ES models[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2015, 18(5): 32 - 45. (in Chinese)

- [31] 吴吉林, 陈 刚, 黄 辰. 中国 A、B、H 股市间尾部相依性的趋势研究——基于多机制平滑转换混合 Copula 模型的实证分析[J]. *管理科学学报*, 2015, 18(2): 50 - 65.

Wu Jilin, Chen Gang, Huang Chen. Long-term dynamic trends in tail dependence of Chinese A, B and H stock markets: Empirical analysis based on multi-regime smoothing transition mixed copula model[J]. Journal of Management Sciences in China, 2015, 18(2): 50 – 65. (in Chinese)

[32] Li J, Zhu X, Xie Y, et al. The mutual-information-based variance-covariance approach: An application to operational risk aggregation in Chinese banking[J]. Journal of Operational Risk, 2014, 9(3): 3 – 19.

## Unexpected operational risk aggregation considering risk correlation: A dynamical modeling perspective

*XU Chi, WANG Dong-hua<sup>\*</sup>, QING Nan*

School of Business, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China

**Abstract:** Based on historical operational loss data in Chinese commercial banks from year 1994 to 2012, a dynamical model containing different-time correlations is established to describe the mechanism of unexpected loss occurrence, transmission and evolution. The model takes into account the interactions among different event types, the spontaneous generation of losses and the economical capital reservation set by banks to cover expected losses. Through simulations of loss evolution model, unexpected operational risk loss scenarios (low frequency high severity) and calculation of one-year VaR of total unexpected aggregate losses can be achieved. The empirical results demonstrate that the dynamical model is good for description of different-time dependence structures among event types and can pass the robustness test. At a high confidence level, additive sum of VaR systematically overestimates total risk and the degree of overestimation will go up with rising of confidence level. Internal fraud has become a main type of operational risk in Chinese commercial banks.

**Key words:** operational risk; dynamical model; mechanism of loss evolution; VaR