

doi:10.16060/j.cnki.issn2095-8072.2019.03.009

区块链技术风险监管实证研究^{*}

赵 蕾¹ 陈晓静¹ 戴敏怡²

(1. 上海对外经贸大学金融管理学院, 上海 201620;

2. 卡纳基梅隆大学, 宾夕法尼亚州匹兹堡市, PA 15213)

摘 要: 本文基于 SMARTChain 模型和国内外其他风险评估模型的理念, 选取和计算合适的变量, 运用 R 语言构建多元线性回归模型, 分析得出影响区块链项目风险的主要因素, 为合理应对风险提供依据。结合模型结论突出系统性风险防范、技术监管评估和市场价格波动预警的重要性, 为我国规范区块链技术的应用和创新提供可靠的依据。

关键词: 区块链; 风险监管; 风险评估; 修正模型

中图分类号: F830/TP309 **文献标识码:** A **文章编号:** 2095—8072(2019)03—0089—10

区块链的应用为资本市场各项活动提供了显著的便利, 消除了传统交易模式所带来的部分风险。但与此同时, 区块链技术本身及其应用过程也带来了一些难以控制的风险, 例如: 区块链节点信息可能遭黑客攻击截取、法律允许外的融资杠杆可能出现、证券与资金账户缺少可信机构管理容易滋生欺诈行为、投资者无法获取风险提示信息、通过证券发行转让非法集资难以管理等。这些问题都应当引起监管者的关注, 以促进区块链技术在我国资本市场的有效应用。

由于区块链技术能够加快清算和结算的速度, 去除中间环节的资金流转滞后与信息传递滞留, 相应的风险传播速度也会大幅增加, 传统金融风险防控系统下控制风险的速度和应对风险的机制都难以满足现行的要求。如何对接区块链的发展趋势和现有的中心化风险监管体系、如何在金融区块链系统出现巨大风险时做到迅速隔离、如何在风险发生时快速准确地找到风险点并合理地应对, 都考验着监管者的能力。部分企业更可能趁着区块链发展的契机, 利用代币发行的理由融通大量资金, 在互联网加速信息传播的前提下, 这样的发行融资会给整个金融市场带来系统性的风险, 进一步增强风险防控的难度。因此, 区块链技术在资本市场的应用催生着风险管理规则与风险监控体系的重塑。

一、现有国际监管模型

(一) 信用风险监管模型

在全世界范围内, 信用风险依然是银行等金融机构致力于衡量和规避的主要风

^{*} 基金项目: 本文受上海对外经贸大学人工智能与变革管理研究院项目(编号: E1A-0100-00-001)、上海对外经贸大学自由贸易港研究院项目资助。

险。专家评分法、信用评级法、KMV模型、Credit Metrics模型等信用风险评价办法都被广泛应用以辅助信贷决策。

其中，KMV模型能够运用资产价值及相关资本市场数据观察企业预期违约率的变化情况，并以此估计信用风险。信用计量（Credit Metrics）模型最早由J.P.Morgan于1997年提出，基于资产组合理论和在险价值VaR（value at risk）度量企业由于无力偿还债务或信用评级降低而导致的违约风险。这些模型通过运用不同的财务指标及数据，计算得出资金需求者的违约概率，并警示相关机构采取措施应对可能产生的信用风险，同时储备准备金以弥补可能的损失。近年来，随着机器学习和神经网络在风险管理领域的普及，Bayes多元判别模型和Logistic回归模型也逐渐开始被研究并尝试应用，更有针对性地衡量信用风险。

（二）双重委托代理模型

在资本市场的创新资本流通机制中，风险投资（Venture Capital）是近年来企业和技术发展不可缺少的加速器。但风险投资往往存在双重委托关系，即风险投资者与风险资本家之间以及风险资本家与风险企业家之间分别存在委托代理关系。双重委托关系的产生表示不同风险投资成员间存在着较为复杂的权利义务关系，从中引发的信息不对称问题增加了违约风险和道德风险产生的概率，对风险投资的发展有一定的消极影响。

为解决这一问题，双重委托代理模型应运而生。模型引入风险资本家和企业家的努力水平、合同成本、合同效果、支付报酬、风险偏好等因素，分析成员方在信息不对称的情况下能够达到的最优努力水平和期望收益。在实际应用过程中，该模型及其修正模型可以被运用在风险投资、私募基金、初创公司等项目的违约风险管理中，保护投资人和中小股东的利益，维护成员方合同的效果。

（三）反欺诈风险规则及模型

在商业银行与保险机构的业务运作中，反欺诈风险规则与模型的应用对于减少损失、提升机构抗风险能力而言是至关重要的。目前，大部分银行主要通过大数据等技术采集业务数据，并根据机构自身设定的规则和模型给出基于以往经验的风险预警，由此保证机构的资金安全。目前国内较为成熟的反欺诈模型主要运用智能评分、数据挖掘、神经网络、交叉分析等技术，从规则和客户行为两方面分析相关数据。但在实际运用过程中，大部分传统商业银行仍然更依赖于非线性评分模型衡量欺诈风险。

（四）基于 SMARTChain 模型的风险评估模型

1. 风险监管模型适用性分析

前述提到的国际监管模型，大多依赖于特定的指标进行计算，如财务乘数、期货指数、股价波动、资产定价等，并且有较为严格的模型适用性要求。但事实上，区块

链企业及项目由于样本数量较少、财务指标不完整、历史信息缺乏、数据获取难度较大等原因,难以通过传统的监管模型进行风险评估。

近年来,相关企业及研究机构提出了一些具有一定市场影响力的评估模型,用来衡量区块链项目的质量,为投资者提供判断的依据,规避投资风险。例如:普华永道 ICO 项目评估体系从项目背景、项目白皮书、项目团队、项目代码、项目运营、发行方案和财务 7 个领域分析 ICO 项目的质量。^①大炮 ICO 评估模型则在经过考察更新后确定了以团队 30%、市场 20%、项目前景 30%、当前进度 10%、资金监管 10% 构成的评估标准。^②除此之外,部分区块链研究平台也推出了评估办法,但都更接近于依赖经验进行定性判断。不同评估体系所采用的评价标准相差较大,相关因素对项目整体风险的影响程度也不够明确。

2. SMARTChain 模型主要概念

2017 年 6 月,火币区块链资产研究中心联合清华大学五道口金融学院互联网金融实验室发布了《2017 年火币区块链资产评估报告》。^③报告采用市场调查、报告研究、数据挖掘、专家评估等方式构建 SMARTChain 模型,用于评估区块链项目的投资价值,并预测未来发展前景。

SMARTChain 模型分为 Smart Analysis 和 Smart Quantity 两部分。其中,Smart Analysis 从战略、市场和产品三个层面构建定性的区块链项目评估模型,Smart Quantity 模型则从战略定位 (Strategy)、市场认知 (Marketing)、活跃度 (Activity)、风险 (Risk) 和技术先进性 (Technology) 五方面出发,选取具有置信度的评分因子和即时数据建立模型进行量化评估。具体量化因子及评分标准如图 1 所示。

Smart Quantity 选取符合基本经济学原理的影响因子,多角度量化产生更深入的见解		
火币 SMARTChain 量化模型每月更新一次项目量化因子的评分数据;每季度基于 coinmarket. cap 上项目市值排名,重新更新评级项目		
Strategy	战略定位	· 可比现实市场规模 · 现存痛点与区块链应用相关性
Marketing	市场认知	· 新闻资讯报道评分 (以动态市场关注以及搜索为依据)
Activity	活跃度	· 重点交易市场接受度 · 全球交易活跃度
Risk	风险	· 发行机制风险 · 代币通胀风险
Technology	技术先进性	· 技术稳定性和先进性 · 联盟实力

资料来源:火币区块链资产研究中心.2017 年火币区块链资产评估报告[R]. 2017.

图 1 SMART Quantity 模型评分依据及影响因子

① 乔延宏.可供借鉴的区块链项目 ICO 评估模型[EB/OL].简书,[2017-08]. <https://www.jianshu.com/p/cffc626948a6>.

② 王大炮.大炮 ICO 评估模型 SMART-ICO V1.2 版[EB/OL].简书[2018-08-18]. <https://www.jianshu.com/p/fecb308019f0?from=timeline>.

③ 火币区块链资产研究中心.2017 年火币区块链资产评估报告[R], 2017-06-22.百度[2018-08-18]. <https://pan.baidu.com/s/1geYJc9H>.

为了提供较为准确的投资依据，火币在报告中选取了数字资产、智能合约、全球支付和平台类应用服务四大类共20个区块链应用项目进行评估，并给出了最终的综合评分排名。比特币、以太坊、瑞波等业内闻名的区块链项目赫然在列，确实与部分项目目前为止的发展状态相符。但与此同时，该模型更适用于区块链项目整体的投资价值评估，不同评分依据对于项目的风险影响并不明确，也无法衡量区块链在资本市场应用的风险叠加效应，需要进行一定的修改。

二、基于修正模型的实证研究

（一）修正模型评估依据及变量数据选取

基于SMARTChain评估模型、点量研究院ICO项目评估TMP模型、SMART-ICO模型等区块链项目评估模型的相关评价依据，并引入资本市场风险管理模型如信用评分卡、KMV、双重委托代理等模型的理念，本文建立修正模型以评估区块链在资本市场应用风险及主要影响因素。修正模型将通过R语言建立多元回归模型，找出对区块链项目风险的增加及波动影响较大的因素，重点关注并防控该因素所在领域的形势变动情况，制定合理的区块链风险管理规则和办法，并在未来不断更新模型数据，进一步评估不同区块链应用项目的风险大小。

在确定变量的过程中，首先，要确定能够在大部分情况下代表企业或项目整体风险的可量化指标。叶军（2011）运用违约距离模型计算A股上市公司10年间相关数据得出违约风险会随着企业规模的增加而降低，同时还与账面市值比有较高的相关程度。任娜（2012）通过相关性总体分析得出上市公司价值与市值有较强的关联性，并能够用来反映投资风险的结论。胡心瀚（2013）等在大样本条件下通过VaR检验实证分析表明上市公司信用风险与市值存在负相关关系，即市值的增加会在一定程度上减少信用风险的产生。综上所述，市值越大，项目和企业的整体风险在大部分情况下会越小。由此本文选择市值作为被解释变量Y。

其次，需要选择合适的自变量即解释变量用来评价风险的程度及变化。根据前文所述模型的市场反馈及资本市场风险特征，综合考虑选取市场关注度、交易活跃度、技术稳定性、市场价格和发展前景5个指标评价区块链应用的风险。表1中列出了5个指标的名称和计算方法。

表1 解释变量定义及计算方法和影响因素

变量	变量定义	计算方法和影响因素
X1	市场关注度	过去12个月Google搜索指数平均值
X2	交易活跃度	交易市场、日成交量、换手率
X3	技术稳定性	项目稳定性、代码先进性、联盟实力
X4	市场价格	2018年2月21日 市场交易价格
X5	发展前景	社区建设、投融资及外部支持

资料来源：Google Trend；Cryptocurrency Market Capitalizations；火币；区块链项目官网

以下是各个指标的详细解释：

X1市场关注度：表示过去12个月内（以2018年2月21日为基准日）谷歌网页搜索指数的平均值，数值是以谷歌当日搜索峰值为100进行折算的热度数据，数值越高表示市场关注度越高。

X2交易活跃度：考虑项目代币交易活跃度和块交易活跃度两个层面，经过一定计算得出交易市场、重点交易市场上市、日成交量换手率和日块交易换手率4个指标，取平均值得到交易活跃度评分。评分区间为0~9，评分越高代表项目在区块链市场的流动性越好。

X3技术稳定性：从项目使用稳定性、代码先进性和代码联盟实力三方面给出评价，并通过一定的计算得到技术稳定性评分，同时辅助该项目自开发以来是否遭遇过技术攻击等因素进行判断。评分区间为0~9，评分越高代表区块链技术在该项目的应用越稳定。

X4市场价格：由KMV信用风险模型的相关概念引入，选取2018年2月21日交易价格数据设定变量，单位为美元。

X5发展前景：综合SMART-ICO模型与TMP模型中所提到的早期投资人及投资机构、市场认知度、社区建设、站台人与投资人等评估维度设定指标。将发展前景分为社区建设和投融资及外部支持两部分。社区建设包括官方论坛活跃度、相关讨论热度、网站及网页表现、Wiki的编写维护等情况的评分；投融资及外部支持则衡量项目融资能力、早期支持者、外部投资人及信心、广告投入产出等。两部分各占5分，组成评分区间0~10，评分越高代表发展前景越好。

经过研究思考，本文没有将创始团队质量、项目当前进度、市场评价等因素纳入解释变量中。这是由于创始团队的教育工作经历背景难以量化，目前对于项目的贡献难以衡量，采取项目开发时的数据会导致模型的滞后性；项目当前进度具有高度的保密性，成功与否需要长期观察；市场评价则具有较强的主观性，且可能与市场关注度有过高的关联性。

此外，还需要选择合适的样本纳入评估模型之中。本文选取了火币区块链项目市值排名中前20名的样本进行研究。由于本文注重区块链在资本市场应用的风险，所以又剔除了部分平台类应用项目，留下与资本市场发展高度相关的12个样本。表2展示了不同样本因变量的数据。样本中除了Ripple和Tether是全球支付项目之外，其他都与数字资产有关。

表 2 被解释变量 Y 的定义及样本数据（单位：千美元）

变量 定义	Bitcoin	Litecoin	NEM	Decred	Dogecoin	Dash	Monero	Zcash	PIVX	Ethereum	Ripple	Tether
Y 市值	198,647,988	13,546,457	4,539,303	532,236	833,648	5,739,443	4,678,410	1,523,401	337,943	90,961,955	44,018,779	2,210,583

资料来源：Cryptocurrency Market Capitalizations

(二) 实证分析

在构建模型之前,先对样本数据进行描述性统计,确保各控制变量位于确定的值域内,并对样本数据进行初步的了解。图2展示了描述性统计的结果。

通过R语言,运用OLS最小二乘法建立以Y(市值)为因变量,X1(市场关注度)、X2(交易活跃度)、X3(技术稳定性)、X4(市场价格)和X5(发展前景)为自变量的多元线性回归模型。拟合模型结果如图3所示。

市值与解释变量的多元线性回归方程为:

$$Y = -1.334 \times 10^{10} - 1.625 \times 10^{09} X_1 - 2.251 \times 10^{09} X_2 + 1.391 \times 10^{10} X_3 + 1.270 \times 10^{07} X_4 + 1.601 \times 10^{09} X_5 \quad (1)$$

由回归结果可见,调整后的多重判定系数 $R^2=0.906$,即有大约90.6%的因变量值能够通过自变量回归系数被自变量解释,拟合程度较好。但很明显,除了X4外其他自变量t值和p值不显著,X2和X5的p值甚至接近或超过0.5,远远大于检验标准,说明变量可能存在多重共线性。为验证多重共线性存在的可能性,计算相关系数矩阵如图4所示。从中可以看出,各解释变量之间相关系数较高,确实存在严重的多重共线性问题,对模型的拟合程度产生了严重的影响。

Y	X1	X2	X3
Min. :3.379e+08	Min. : 0.000	Min. :0.000	Min. :0.40
1st Qu.:1.351e+09	1st Qu.: 2.000	1st Qu.:2.625	1st Qu.:1.00
Median :4.609e+09	Median : 3.000	Median :3.625	Median :2.60
Mean :3.063e+10	Mean : 6.583	Mean :3.771	Mean :2.85
3rd Qu.:2.116e+10	3rd Qu.: 8.500	3rd Qu.:5.562	3rd Qu.:3.85
Max. :1.986e+11	Max. :24.000	Max. :7.250	Max. :7.80
X4	X5		
Min. : 0.007	Min. : 1.500		
1st Qu.: 1.060	1st Qu.: 3.000		
Median : 154.235	Median : 4.500		
Mean : 1159.307	Mean : 5.500		
3rd Qu.: 497.560	3rd Qu.: 8.125		
Max. :11266.800	Max. :10.000		

图2 样本描述性统计

```
Call:
lm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.211e+10 -6.665e+09  1.234e+09  6.145e+09  3.036e+10

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.334e+10  1.422e+10  -0.938  0.38427
X1          -1.625e+09  1.249e+09  -1.301  0.24090
X2          -2.251e+09  3.012e+09  -0.747  0.48307
X3           1.391e+10  7.462e+09   1.864  0.11165
X4           1.270e+07  3.023e+06   4.202  0.00567 **
X5           1.601e+09  3.546e+09   0.451  0.66757
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.818e+10 on 6 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9487,    Adjusted R-squared:  0.906
F-statistic: 22.2 on 5 and 6 DF,  p-value: 0.0008344
```

图3 多元线性回归拟合模型

本文采取常用且有效的逐步回归法解决多重共线性问题，通过统计模型拟合优良性标准数据 AIC（Akaike information criterion）衡量去除部分解释变量后模型与原模型的差异。逐步回归后，AIC 值从 570.65 降低到 568.09，模型拟合优良度有所改善。更重要的是，逐步回归剔除了存在多重共线性问题和与因变量关联性较小的

的 X2（交易活跃度）和 X5（发展前景），重新建立模型如图 5 所示。

此时，市值与解释变量 X1、X3、X4 构成的多元线性回归方程为：

$$Y=-1.283 \times 10^{10}-2.036 \times 10^{09} X_1+1.466 \times 10^{10} X_3+1.301 \times 10^{07} X_4$$

(2)

根据回归系数判断，变量 X3（技术稳定性）和 X4（市场价格）的 p 值显著，说明技术稳定性能够很好地解释市值的变化。调整后的多重判定系数 $R^2=0.921$ 也有所提升。由表 3 逐步回归前后模型的回归系数及 p 值比较，可以明显地看出剔除不符合要求的自变量后，模型的拟合程度与变量相关性都更为理想。

为进一步考察自变量对因变量的解释程度，并验证逐步回归后修正模型的准确性，本文运用 ANOVA（Analysis of Variance）统计量进行方差分析，用平方和与自

	Y	X1	X2	X3	X4	X5
Y	1.0000000	0.5843895	0.4784982	0.8835034	0.9127314	0.7190723
X1	0.5843895	1.0000000	0.4928465	0.6685906	0.7164585	0.2723866
X2	0.4784982	0.4928465	1.0000000	0.6492131	0.4636665	0.4820919
X3	0.8835034	0.6685906	0.6492131	1.0000000	0.7750269	0.7869503
X4	0.9127314	0.7164585	0.4636665	0.7750269	1.0000000	0.5178677
X5	0.7190723	0.2723866	0.4820919	0.7869503	0.5178677	1.0000000

图 4 相关系数矩阵

```
Call:
lm(formula = Y ~ X1 + X3 + X4)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.825e+10 -5.600e+09  2.126e+09  6.955e+09  2.775e+10

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.283e+10  1.032e+10  -1.244  0.24884
X1          -2.036e+09  9.766e+08  -2.085  0.07055 .
X3           1.466e+10  3.958e+09   3.704  0.00601 **
X4           1.301e+07  2.752e+06   4.727  0.00149 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.672e+10 on 8 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9422,    Adjusted R-squared:  0.9205
F-statistic: 43.45 on 3 and 8 DF,  p-value: 2.687e-05
```

图 5 剔除多重共线性后的拟合模型

表 3 逐步回归前后模型系数比较

	线性回归		逐步回归	
	Estimate	Pr(> t)	Estimate	Pr(> t)
X1	-1.63E+09	0.2409	-2.04E+09	0.07055
X2	-2.25E+09	0.48307	/	/
X3	1.39E+10	0.11165	1.47E+10	0.00601
X4	1.27E+07	0.00567	1.30E+07	0.00149
X5	1.60E+09	0.66757	/	/

资料来源：RStudio

由度计算出F值进行检验,结果如图6所示,变量X1、X3、X4均显著。

再观察样本数据的正态分布图如图7所示,发现大部分样本数据基本符合正态分布,基本满足多元线性回归的条件。

(三)模型分析

经过数据选取、模型构造、数据检验等步骤,得出有关区块链在资本市场风险评估的SMARTChain修正模型如下:

$$\begin{aligned} \text{市值} = & -1.283 \times 10^{10} - 2.036 \times 10^{09} \text{市场关注度} + 1.466 \times 10^{10} \text{技术稳定性} \\ & + 1.301 \times 10^{07} \text{市场价格} \end{aligned} \quad (3)$$

观察模型能够看出,在针对区块链在资本市场应用的风险监管时,要特别注意意外事件的发生、技术能力的下降和 market 价格的波动,这些因素的改变会对整体应用项目的风险产生较大的影响。

市场关注度越高,市值越小,应用风险越高。这与我们固有的认知有所不同,可能是由于人们更倾向于在获悉确切消息时进行精确搜索,而除了搜索热度稳居第一的比特币之外,其他项目搜索热度的提升往往来源于风险讯息的传播。

技术稳定性越强,项目及代码的可信度越高,则项目风险越小。这是由于具有稳定技术的项目更容易规避技术与操作风险,同时还能够提升公众对于项目的信任和黏性。

市场价格越高,项目风险越小。这是由于价格在某种程度上代表了投资者对项目的信心,也从多方面反映了项目和企业已有的实力。投资者及外部支持情况可能也是企业实力的一种,这就解释了变量X5(发展前景)会出现多重共线性的原因。但在实际应用中,市场价格较高的项目风险未必小,市场的波动和突发事件都可能影响相关性的判断,需要结合实际项目在规定范围内进行分析。

本文的修正模型在已有模型的基础上结合资本市场风险管理的概念,在剔除难以

Analysis of Variance Table

Response: Y

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
X1	1	1.3210e+22	1.3210e+22	47.247	0.0001279 ***
X3	1	1.6986e+22	1.6986e+22	60.753	5.264e-05 ***
X4	1	6.2479e+21	6.2479e+21	22.346	0.0014883 **
Residuals	8	2.2368e+21	2.7960e+20		

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

图6 ANOVA 检验结果

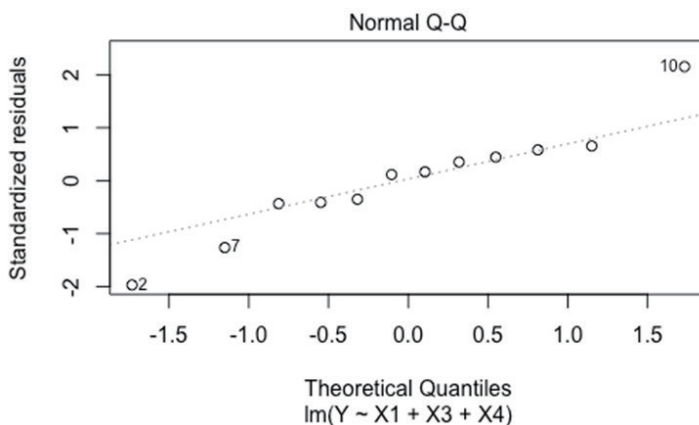


图7 拟合模型正态分布检验

获取财务数据的同时, 兼顾资本市场固有风险与区块链在资本市场应用发展所产生的风险, 为评估风险的影响因素提供了依据。与此同时, 该模型也有需要改进的缺陷。第一, 区块链市场价格和市值波动极大, 每日波动幅度甚至超过10%, 虽然与整体风险有较强相关性, 但数据波动仍会影响模型结果。第二, 修正模型中使用了部分《2017年火币区块链资产评估报告》中的数据, 有一定的时间滞后性, 可能会影响估计的准确性。第三, 其他能够很好地解释因变量的因素由于区块链项目财务报表和内部信息的不公开而难以获得, 模型的建立仍然处于较为初级的阶段。

三、基于修正模型的风险管理策略

(一) 建立项目风险预警机制

目前, 区块链技术在巴克莱银行、花旗银行、瑞士银行等机构都已经有了相关应用的探索, 包括分布式账本试验和支付效率改进, 相关证券市场也已推出基于区块链技术的功能性服务平台与股权管理模式。而根据修正模型结论及相关分析可知, 一旦某个区块链项目出现信用风险或交易问题, 投资者就会加强对此项目的关注, 并及时采取交易措施规避自身的风险。当过多的投资者进行风险规避交易, 各区块链项目又同处金融市场时, 信用风险、流动性风险和欺诈风险就会有所提升且迅速蔓延, 原本受信任的区块链项目也会受到波及。

因此, 政府及相关机构必须意识到系统性风险防范的重要性, 建立项目风险预警机制和市场风险容错机制, 及时了解并改进区块链企业内部交易不规范和架构不成熟的现象, 改善现有区块链项目的用户结构和盈利模式, 降低因产品优势不清晰而产生的风险。同时, 还应当制定相应的宏观政策措施, 将治理成果与管理机构的绩效挂钩以促进监管的效力, 减少区块链跨区域性和跨国界性特征所带来的风险传播后果, 维护区块链系统的整体安全, 不断推进金融基础设施建设与资本市场发展。

(二) 避免市场价格过度波动

完全的市场化加上区块链本身的去中心化机制, 使得区块链市场的价格波动与普通资本市场相比更为剧烈。即使是已经进入交易市场多年的比特币, 单日的价格波动仍有可能超过10%, 罔论其他在发展初期的数字货币及项目。而投资者在区块链这样的新兴技术市场中的抗风险能力更低, 维权能力也相对较弱, 很容易受到价格过度波动的伤害。

因此, 在区块链技术应用的过程中, 相关机构要注意避免价格的过度波动, 维持市场的相对稳定性。必须明确意识到, 去中心化不等于将市场监管者排除在外, 应当设定价格波动幅度上限和异常交易预警机制, 通过政策的规范维护市场秩序和投资者利益, 在必要的情况下降低区块链市场的整体热度, 同时借助金融衍生品工具或期货市场交易抑制价格的过分下跌, 从而保证区块链技术在资本市场的顺利发展。

（三）加强技术监管及评估

修正模型在资本市场固有风险的基础上强调了操作风险和技术风险可能带来的消极影响。我国监管者必须充分认识到技术监管与技术规则制定的重要性，对可能出现的资本市场区块链技术规模化应用做好充足的准备，优化风险管理设计、降低风险管理成本、提高监管的效率及质量。这需要监管者在区块链上开设合适的监管节点，及时掌握整条链上的交易情况，并建立较为完善的防御机制应对可能出现的大范围风险传递。同时，监管机构应当对相关应用进行严格备案，并将备案范围从代币发行项目扩大至全部的区块链项目，及时了解各类项目技术运行和算法更新迭代的状况，帮助企业避免因遭受技术攻击而给区块链市场带来消极影响的可能性，维护市场的稳定性。

未来，区块链技术还将涉及人工智能、云计算、智能合约等领域，共同引领金融科技新生态，技术监管的作用和效果可能比政策监管更为显著，而国内外对此的研究还都处于较为初级的阶段。对于区块链的监管将需要大量新兴金融科技人才的加入，要将金融科技运用在监管过程中，加强主体、平台与业务监管的三者联动，增强监管的针对性和有效性。国际货币基金组织的总裁就在此前称相关分布式账本技术（DLT）应当用于监管加密货币的安全性和隐私性。中国人民大学在2018年3月刚落成的大数据区块链与监管科技实验室也将充分发挥区块链技术本身的监管优势，为高校及企业的区块链自我风险评估起到良好的带头作用。由此可见，我国应当有针对性地培养并吸引相关区块链技术方面的人才，加强“产学研”一体创新培养模式的运用，提升相关部门的监管能力，不断探索区块链在监管方面的实际应用，积极应对新兴技术发展的挑战。

参考文献

- [1] 胡心瀚, 叶五一等. 基于copula的上市公司信用风险和市值变化相关性分析[J]. 中国科学技术大学学报, 2013(5): 410-419.
- [2] 刘瑜恒, 周沙骑. 证券区块链的应用探索、问题挑战与监管对策[J]. 金融监管研究, 2017(4): 89-108.
- [3] 任娜. 我国上市公司价值与市值的相关性研究[D]. 宁波大学博士学位论文, 2012.
- [4] 王晓峰. 基于区块链的分布式账本技术在金融领域的应用及监管建议[J]. 商业经济, 2017(4): 136-138.
- [5] 叶军. 公司规模和账面市值比与违约风险关系的横截面分析[J]. 世界经济情况, 2011(6): 77-85.
- [6] 中国人民银行. 2016年支付体系运行总体情况报告[R]. 2017.
- [7] 中国银行业监督管理委员会. 商业银行流动性风险管理指引[Z]. 2009.
- [8] Gausdal, A. H., K.V. Czachorowski, and M. Z. Solesvik, "Applying Blockchain Technology: Evidence from Norwegian Companies", *Sustainability*, 2018, 10(6): 1-16.
- [9] Hossein, K., KDS. Nicolette, and C. Bart, "The Blockchain Revolution: An Analysis of Regulation and Technology Related to Distributed Ledger Technologies", SSRN [2017-01-05]. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2849251.
- [12] Jo, VDV. and S. Ben, et al., "Blockchain in Capital Markets", Oliver Wyman Report, 2016.
- [13] Kevin, B. and L. Matthieu, et al., "Beyond the Hype: Blockchains in Capital Markets", *Investment Financing and Trade*, 2016, 70(2): 110-120.
- [14] Stratiev, O., "Cryptocurrency and Blockchain: How to Regulate Something We Do Not Understand", *Banking & Finance Law Review*, 2018, 33(2): 173-212.

（下转第108页）