

智能优化算法下的金融安全风险感知监控 研究 —— 基于 COVID-19 期间中国社交 网络区域数据

田婧倩¹, 刘晓星²

(1. 南京信息工程大学管理工程学院, 南京 210044; 2. 东南大学经济管理学院, 南京 211189)

摘 要 如何构建有效的金融安全风险监控系统以实现金融安全风险感知的监测与防控, 一直是金融安全风险防范研究的重点. 本文基于多种智能优化算法, 采用 2020 年 1 月至 12 月的社交网络文本信息数据, 针对不同状况下的金融安全风险感知情况展开仿真实验. 研究发现, 考虑智能优化算法的风险感知监控体系可以对真实情况下的社交网络金融安全风险感知进行实时有效的防控. 本文运用中国社交网络真实数据完成了基于智能优化算法下的风险感知实时监测, 为我国金融系统提高社交网络信息引导效率、防控投资者风险感知的跨区域冲击, 提供了监控策略与政策依据.

关键词 智能优化算法; 社交网络; 金融安全; 风险感知; 监控系统

Research on Financial Security Risk Perception Monitoring under Intelligent Optimization Algorithm: Based on Regional Data of China's Social Network During COVID-19

TIAN Jingqian¹, LIU Xiaoxing²

(1. School of Management Science and Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China; 2. School of Economics and Management, Southeast University, Nanjing 211189, China)

收稿日期: 2022-07-06

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2021QY2100); 国家自然科学基金 (72173018); 国家社科重大专项 (18VSJ035)

Supported by National Key Research and Development Program of China (2021QY2100); National Natural Science Foundation of China (72173018); Major Special Projects of NSSFC (18VSJ035)

作者简介: 田婧倩, 博士, 南京信息工程大学管理工程学院讲师, 研究方向: 社交网络与资本市场, E-mail: tianjingqian@126.com; 刘晓星, 博士, 教授, 东南大学经济管理学院博士生导师, 研究方向: 金融理论与政策、金融工程与风险管理, E-mail: starsunmoon198@163.com.

Abstract Building an effective financial security risk monitoring system to realize the monitoring and prevention of financial security risk perception has always been the focus of financial security risk prevention research. Based on a variety of intelligent optimization algorithms, this paper uses social network text information data from January to December 2020 to conduct simulation experiments for financial security risk perception under different conditions. The study has been found that the risk perception monitoring system considering the intelligent optimization algorithm can effectively prevent and control the social network financial security risk perception in real situations. This paper provides a theoretical explanation and policy basis for China's financial system to improve social network information monitoring and prevent the cross-regional impact of investors' risk perception.

Keywords intelligent optimization algorithm; social network; financial security; risk perception; monitoring system

1 引言

大数据时代下, 互联网的高速发展对公众获取社会信息的途径、价值观输出的方式产生了重要影响。同时, 基于互联网发展的社交网络逐渐成为当前投资者个人意见的主要表达渠道。根据大数据的 4V 特征 (规模性、多样性、高速性、价值性), 网络舆情也显示出以下四大特点: 体量巨大、类型复杂、价值密度低、传播速度快。对于金融市场参与者而言, 投资决策的信息来源不仅局限于特定的金融市场财务信息, 还有高速信息化时代带来的各种或公开或潜在的信息。面对网络舆情信息的空前繁荣、传统媒体的引导能力下降, 投资者对金融安全风险感知的不可控性增强。网络传播在提高社会信息普及性的同时, 也带来了如网络谣言、攻击、谩骂、暴力等社会问题, 影响了社会稳定, 增加了政府治理的难度。传统的政府网络舆情监管策略存在监管延迟时间较长的问题, 即监控舆情的方式与舆情发展的速度不匹配, 从而无法实现对舆情的有效监控。

虽然对风险感知的定义并未统一, 但部分学者认为风险感知是连接媒介使用和行为改变的重要中介变量 (任围等 (2021))。信息发布者在信息的正确性、准确性等方面的差异, 信息接收者对信息的理解、感知的差异, 决定了社交网络在信息传播过程中的“黑匣子”作用, 即基于社交网络的信息传递对投资者行为的影响是未知的。因此, 投资者基于社交网络的金融安全风险感知具有一定的不可控性。

当前, 针对社交网络信息对金融市场参与者的冲击, 存在对风险感知缺乏认知、风险感知防控平台建设滞后、防控方法单一、应急能力差、应对技术落后等问题。面对我国金融市场个体参与者占比较高的现实, 我国金融市场缺乏对个体投资者风险感知的关注及防控。近年来, 社交网络平台的出现为投资者提供了信息交互的渠道, 该渠道自身存在的不可控性加剧了投资者之间风险感知的传感效率。Ripley (1973) 发现不同区域的股票市场之间具有共同变动的现象, 经济发展不平衡所打来的信息与资金的高速流动, 使得区域间的金融市场联动现象日渐显著。同时, 国际环境的不确定性加剧了风险感知在投资者之间的传感速度。针对以上现状, 研究区域性风险传染、构建实时有效的金融安全风险感知防控系统迫在眉睫。

国外学者在金融风险监控领域进行了大量研究, Frankel et al. (1996) 提出的概率模型

(FR model)、Sachs et al. (1996) 开发的横截面回归模型 (STV model)、Kaminsky et al. (1998) 建立的信号分析法 (KLR model) 成为主流的风险预警模型。其后, 一些学者对上述经典模型进行了补充和扩展。Adrian et al. (2011) 建立条件在风险价值法 (CoVaR) 来衡量金融系统性风险, 其依据是金融危机中单一金融机构的尾部风险具有溢出效应, 最终酿成系统性金融风险。Ahn et al. (2011) 利用支持向量机 (SVM) 建立金融风险预警系统, 并运用 SVM 模型对韩国的金融市场风险进行了研究。Illing et al. (2006) 提出了金融压力指数 (FSI), 通过选取加拿大的银行、债券和股票等具有代表性的市场指标变量构建了加拿大的 FSI, FSI 具有计算方法灵活、结果直观的优点, 目前已经成为度量系统性风险的重要方法。Louzis et al. (2013) 则将 FSI 扩展为金融系统性压力指数 (FSSI), FSSI 除了考虑变量间的相关性, 还采用 GARCH 模型捕捉变量间相关性的突然变化, 通过构建希腊的 FSSI 并与 FSI 进行比较, 他们发现 FSSI 具有更好的金融危机预警效果。国内学者的研究方面, 何建雄 (2001) 结合我国国情探讨金融安全预警系统的基本框架、指标体系和运作机制。楼文高等 (2011) 以金融风险预测单指标区间评价为依据, 生成足够多的用于 BP 神经网络 (BPNN) 建模用的训练样本, 建立了泛化能力较好的金融风险预测模型, 实证表明 BPNN 模型能较好地用于金融风险预测研究。曾建光 (2015) 利用百度指数“余额宝被盗”相关搜索词作为余额宝风险感知的代理变量, 考察了网络风险感知与互联网金融产品定价问题, 发现投资者的网络风险感知越高则要求的风险补偿越高, 而且移动端风险感知所要求的风险补偿要比 PC 端风险感知要求的风险补偿更高, 但文章并未探讨风险词搜索与风险感知、风险补偿间的关系和传导机制。傅强等 (2015) 以金融危机发生概率为被解释变量, 分别建立了基于静态和动态 Logit 方法的金融危机预警模型, 发现动态 Logit 方法的金融危机预警能力更优。章曦 (2016) 使用金融压力指数法 (FSI) 构建了中国的系统性金融风险指标, 发现金融风险呈现整体的周期性和市场间的传染性。利用搜索大数据进行金融风险预测属于一个崭新的研究方向, 已有文献取得了一定的成果。罗鹏等 (2018) 利用百度搜索大数据、金融风险指标滞后项以及结构数据变量滞后项建立金融风险预测模型。韩喜昆和马德功 (2021) 结合主成分分析法构建了基于 AM-BPNN 算法的系统性金融风险预警模型。总体而言, 利用大数据进行金融风险预测在学术研究领域还处于起步阶段, 主要应用于商业银行等实际业务部门的风险管理。

近年来, 智能算法的发展为量化金融系统风险提供了新的思路。Farmer et al. (1986) 基于免疫网络学说理论构造出的免疫系统的动态模型, 展示了免疫系统与其他人工智能方法相结合的可能性, 开创了免疫系统研究的先河。与传统的计量经济学方法相比, 智能优化算法具有更强的非线性映射能力。其中, 生物启发式算法可以通过自身演化解决复杂的优化问题。自二十世纪 80 年代开始, 大量学者将生物启发式算法应用于求解金融优化问题, 如粒子群优化算法、蚂蚁算法、鱼群算法、神经网络算法、模拟退火算法等。Yang and Lee (2012) 提出多区域 PSO 算法, 通过增加粒子多样性估计 Levy 模型参数, 并通过期权定价效果验证了该算法的有效性。马骊等 (2015) 通过改进人工鱼群算法, 提高了外汇预期收益率的准确性。宫晓莉和庄新田 (2017) 提出了多区域自适应粒子群优化算法 (MAPSO), 并对恒生指数期权数据进行定价和方差-最优套期保值估计。陈国福等 (2018) 运用基于引力搜索和粒子群算法的 IN-GSA-PSO 混合优化算法研究证券投资组合问题。余顺坤和宋宇晴 (2022) 将 GRA-RF 组合算法应用于农信金融企业工资要素的优选与测算中。

面对以上挑战, 本文的研究思路是: 1) 首先, 通过对现有社交网络风险感知监控体系进行分析, 构建加入智能优化算法思想的风险感知监控体系; 2) 然后, 基于人工免疫算法对社交网络中的风险感知监测点进行设置, 运用 GA-TSP 算法计算出基于风险感知有效监测点的社交网络信息传播最短路径, 以实现及时的舆情控制, 针对社交网络中已出现的风险感知现状, 基于 GAPS0 算法遍历所有舆情节点, 制定最佳治理策略; 3) 最后, 构建能够确保日常运行子系统顺利实施的政策支撑子系统。

2 社交网络金融安全风险感知监控系统的设计框架

受到生物群体结构、人类智能、自然规律等的启发, 人们发明了很多智能优化算法用来解决包括经济学和管理学等在内, 不同学科中的复杂优化问题。这些算法均是通过模拟或揭示某些自然现象、过程或生物群体智能行为而发展出来的, 且具有简单、通用、便于并行处理等特点 (邢立宁和陈英武 (2010))。因此, 将它们统一称为智能优化算法。

智能优化算法的应用在处理信息问题中占据了愈发重要的位置, 为海量网络舆情的智慧有效监控提供了新的可能。本文所设计的基于智能算法的金融安全风险感知防控系统包括两个子系统: 日常运行系统、政策支撑系统, 如图 1 所示。其中, 日常运行子系统是本文研究的重点, 即运用智能算法构建社交网络金融安全风险感知的日常防控运行系统。

日常运行系统的设计既要采用具有针对性的智能优化算法, 又要着眼于金融安全风险感知日常监控思维的合理性。在本文的日常运行子系统中, 首先关注不同状况下风险感知监测节点的布置。尤其是面对重大突发事件时, 金融市场参与者的风险感知会产生不同程度的波动, 此时的有效监控对监测节点数量及位置的依赖程度会提高。然后, 日常运行系统根据监测节点的位置进行信息干预最短路径的设置, 这有利于提高舆情有效干预的速度和效率。最后, 由于当前网络技术的不断提升, 基于社交网络的信息扩散速度越来越快, 这要求我们在构建社交网络舆情监测点的同时, 也需要考虑应对金融安全风险感知传染的治理策略, 以应对不同事件下社交网络舆情节点状态对整体金融市场安全的冲击。

政策支撑系统的主要任务是根据风险感知监控主体系统的需要, 提供准确、全面、快速、可靠的政策信息, 对政策问题进行及时的发现和诊断, 消除政策执行偏差, 最终达到有效配置政策资源, 确保金融安全风险社交网络感知监控系统有效运行。本文按照内控、应急、法律、协调的思路顺序, 构建包括防控机构内部制度建设、风险防控应急处理策略、风险防控的法律体系、风险防控协调合作机制等在内四个方面的政策支撑子系统。该子系统为金融安全风险社交网络感知监控系统确立政策监控标准、加强各部门协调配合提供了政策依据。

3 社交网络金融安全风险感知的日常监测运行系统

3.1 人工免疫算法优化下的风险感知监测节点布置

生物免疫系统是一个高度进化的生物系统, 它可以及时识别有害抗原, 从而保持机体的稳定。人工免疫算法 (artificial immune algorithm, AIA) 模仿了生物领域免疫系统中抗原和抗体增殖的原理, 是将这一生物过程进行抽象化的一种智能优化算法。人工免疫算法是一种对迭代过程进行生成和检测的群智能收敛搜索算法, 它具有一般免疫系统的特征, 采用群体搜索策略, 通过迭代计算, 最终以较大的概率得到问题的最优解。相比较于其他算法, 免疫算

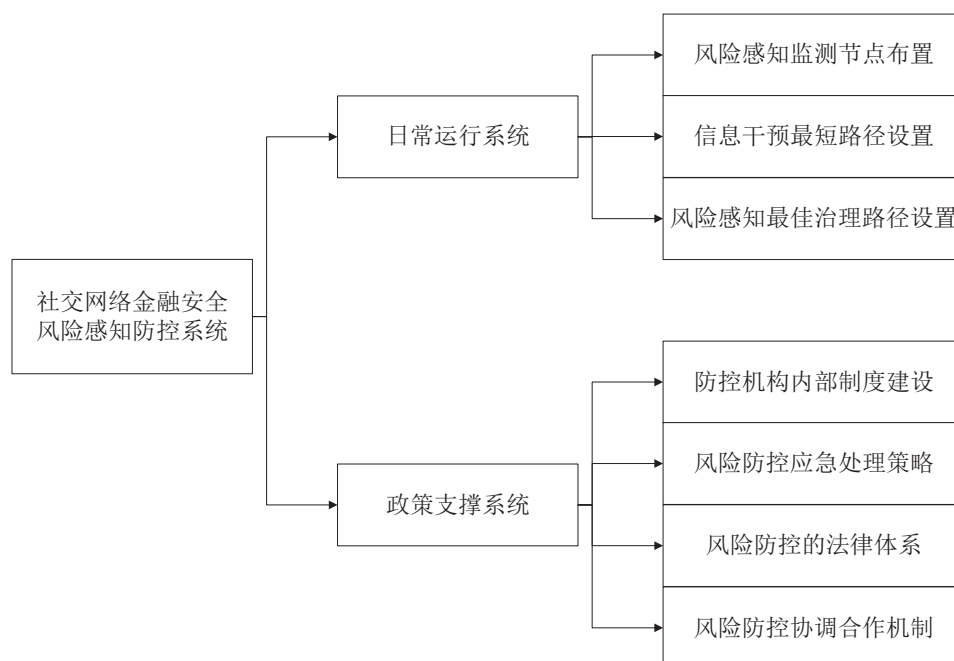


图 1 金融安全风险社交网络感知监控系统设计框架

法利用自身产生多样性和维持机制的特点,保证了种群的多样性,克服了一般寻优过程中不可避免的“早熟”问题,可以求得全局最优解。最早的免疫系统模型由 Jerne (1974) 基于克隆选择学说提出。免疫算法具有自适应性、随机性、并行性、全局收敛性、种群多样性等优点。在生物学中,机体对不同抗原能够进行识别和排斥,以维持正常的生命环境。当抗原刺激机体之后,机体会产生相应的抗体从而能抵抗和消灭抗原。对应金融风险领域,抗原是金融市场投资者所获取的风险信息,抗体是投资者消化风险信息后对金融市场产生的风险感知。

3.1.1 风险感知监测节点布置模型的建立

假定待检测的社交网络为二维平面,该区域可被离散化为 U 个面积为 1 的像素小方格,每个方格对应一个舆情节点。网络中的社交传感器节点集为 $\text{Node}\{1, 2, \dots, n\}$, 其中舆情节点 i 的坐标为 (i_x, i_y) , 节点 i 到节点 j 的风险感知传感半径为 r_{ij} 。

本文定义目标函数 f 为:

$$f = \sum_{i \in N} \sum_{j \in M_i} \text{FRP}_i r_{ij} Z_{ij}, \quad (1)$$

其中, FRP_i 为节点 i 在该时段内的金融安全风险感知程度; M_i 是到舆情节点 i 的距离小于 s 的备选监测节点集合; Z_{ij} 是二维社交网络中舆情节点 i 被节点 j 风险感知溢出的概率,为 0-1 变量。取值依据为不同节点之间 pearson 系数 (p_{ij}) 与全局均值之间的关系:

$$Z_{ij} = \begin{cases} 1, & p_{ij} > \bar{p}, \\ 0, & \text{else.} \end{cases} \quad (2)$$

运用 PSO 算法对节点中的最大风险感知溢出程度进行优化, 即求目标函数 $\max f$. 在此, 我们运用 AIA 算法得到求解目标函数 $\min f$, 以实现用 N 个社交传感节点对网络 U 进行有效监测、控制风险传感的目的.

3.1.2 人工免疫算法的具体步骤

抗体是免疫算法问题中的可行解, 目标函数 $\min f$ 人工免疫算法的具体实现步骤为:

(a) 产生初始抗体

由于记忆库为空, 因此本文选择在目标函数 f 平行解空间随机产生初始抗体群, 并采用简单编码方式.

(b) 计算抗体-抗原亲和度

根据莫宏伟等 (2009) 可知, 亲和度的主要计算方法有四种: 抗体-抗原亲和度、欧氏距离亲和度、海明距离亲和度、信息熵亲和度. 其中, 抗体-抗原亲和度用于表示抗体对抗原的识别程度. 根据郁磊等 (2015) 的做法, 本文针对风险感知监测节点布置模型设计亲和度函数 A :

$$A = \frac{1}{f} = \frac{1}{\sum_{i \in N} \sum_{j \in M_i} \text{FRP}_{ij} r_{ij} Z_{ij}}. \quad (3)$$

(c) 计算抗体-抗体亲和度

抗体之间的亲和度反映抗体间的相似程度. 借鉴 Forrest et al. (1994) 提出的 R 位连续方法, 当两个个体编码超过 R 位的编码相同, 则判断为相同的风险感知亲和度:

$$S_{vs} = \frac{k_{vs}}{L}. \quad (4)$$

其中, k_{vs} 表示抗体间相同的为数, L 表示抗体长度.

(d) 抗体浓度

抗体的浓度表示群体中相似抗体所占的比例, 借鉴莫宏伟和左兴权 (2009) 对抗体浓度评价算子的定义, 本文设计抗体浓度函数 $\text{den}(i_a)$:

$$\text{den}(i_a) = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} S_{vs}}{N}, \quad (5)$$

其中, N 表示抗体总数, S_{vs} 是抗体 v 和抗体 s 的风险感知亲和度.

(e) 期望繁殖概率

根据郁磊等 (2015), 每个个体的期望繁育概率由抗体-抗原亲和度 A 和抗体浓度 $\text{den}(i_a)$ 共同决定, 即:

$$P = \alpha \frac{A}{\sum A} + (1 - \alpha) \frac{\text{den}(i_a)}{\sum \text{den}(i_a)}, \quad (6)$$

其中, α 为常数. 根据公式 (6), 个体亲和度越大, 则期望繁殖概率越大; 个体浓度越大, 则期望繁殖概率越小.

(f) 免疫操作

本文的人工免疫算法中, 免疫操作包括选择、交叉和变异. 个体被选择的概率满足公式 (6), 交叉使用单点交叉法, 变异使用随机选择变异位进行变异.

3.1.3 仿真实验

接下来, 本文对以上算法进行仿真以检测其有效性.

首先, 借鉴郭晓菲等 (2015) 基于社交网络文本数据构建 2020 年中国省级行政区域金融安全风险感知指数 (详见附录). 我们将区域金融安全风险感知指数的 pearson 相关系数作为 31 个节点之间的边, 刻画 31 个区域间的风险感知联动性 (除我国港澳台地区). 同时, 将 pearson 系数均值作为风险感知程度的阈值, 高于阈值说明两个节点之间相关程度较高, 对应的风险感知区域传染性越强; 低于阈值说明两个节点之间相关程度较低, 对应的风险感知区域传染性越弱. 同时, 高于阈值的关联程度设置为 1, 低于阈值的关联程度设置为 0, 构建 pearson 系数矩阵转换下的 0-1 矩阵. 2020 年 1 月至 12 月的区域风险感知 pearson 系数均值为 0.9, 因此设置系数大于 0.9 为 1, 系数小于 0.9 为 0, 将 pearson 系数矩阵转换为 0-1 邻接矩阵, 并在坐标系内作图, 以确定 2020 年全年中国省级金融安全风险感知的网络拓扑图 (图 2(a)); 其中, 2020 年 2 月的区域风险感知 pearson 系数均值为 0.93, 因此设置系数大于 0.93 为 1, 系数小于 0.93 为 0, 将 pearson 系数矩阵转换为 0-1 邻接矩阵, 并在坐标系内作图, 以确定 2020 年 2 月中国省级金融安全风险感知的网络拓扑图 (图 2(b)). 其中, 节点编号 1~31 分别对应中国 31 个省级行政区 (除我国港澳台地区). 由网络拓扑图, 我们可以得到不同时间段内社交网络舆情节点的坐标, 并根据对应时间段内不同省级区域内的金融安全风险感知指数布置常态舆情监测点和重大突发事件舆情监测点 (图 3).

对比图 4 里不同状况下监测点的算法收敛情况, 常态下人工免疫算法在社交网络中选择 8 个监测点的算法收敛速度更快, 在迭代 30 次之前可以收敛至适应度 4.5. 根据图 3(b), 这 8 个监测点对应的省级行政区为: 内蒙古、福建、广西、浙江、吉林、甘肃、安徽、山西. 但是, 重大突发事件下的监测点数量与算法收敛速度呈负相关. 如图 4(c), 6 个监测点在监控重大突发事件时的效果更好, 可以在迭代 20 次之前收敛至适应度 5.5. 重大突发事件情况下的 6 个监测点, 分别对应的省级行政区域有: 内蒙古、福建、广西、浙江、河北、河南. 可以发现, 两类监测点集合同时包含的舆情监测节点有: 内蒙古、福建、广西、浙江. 说明, 可以长期对特定的舆情节点进行监测, 有维护金融市场舆情稳定的作用.

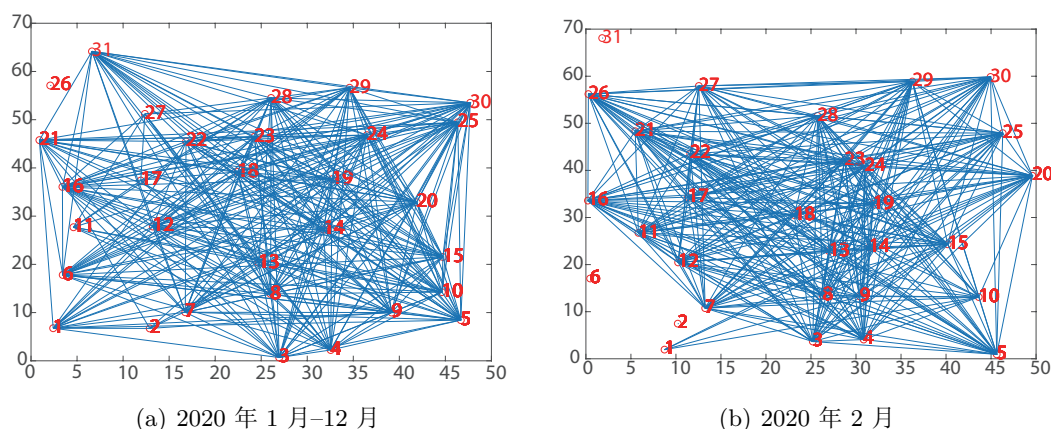


图 2 2020 年金融安全风险感知网络拓扑图

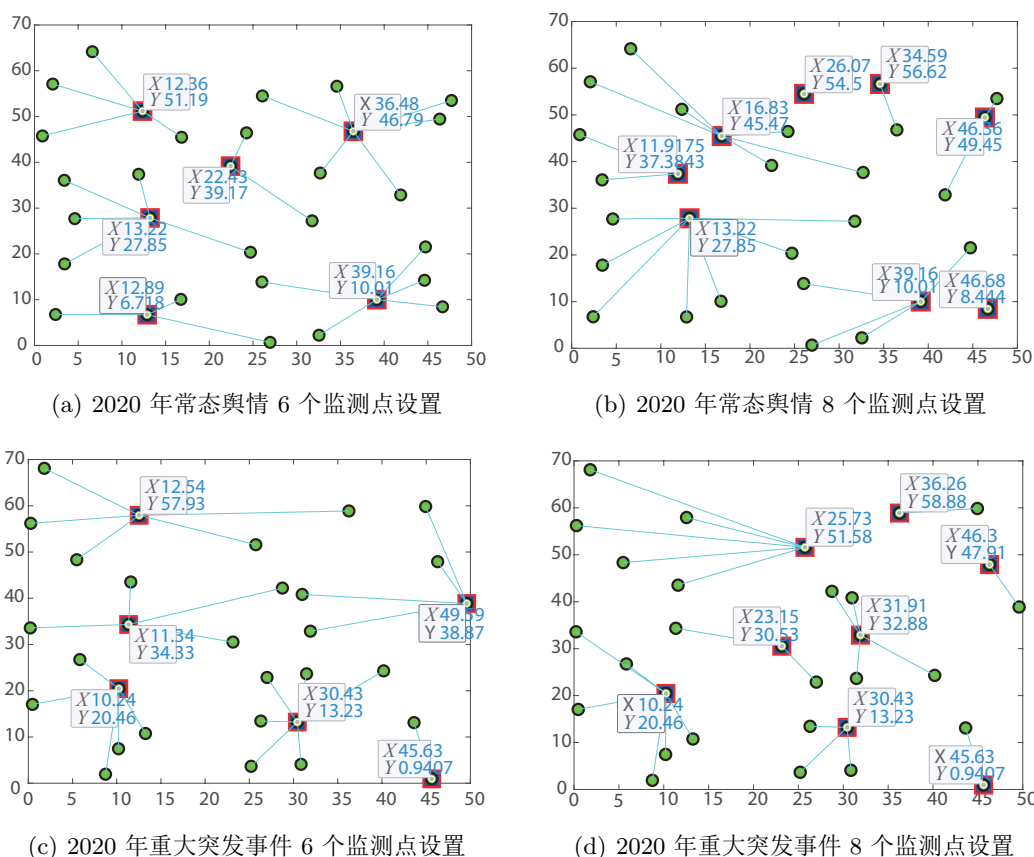


图 3 人工免疫算法下的舆情监测点设置

3.2 GA-TSP 算法优化下的社交网络信息干预最短路径

接下来, 文章将探讨社交网络中的有效信息传播问题, 该问题可以转换为 TSP (traveling salesman problem) 问题, 即已知 n 个城市相互之间的距离, 某一旅行商访问每个城市一次, 求其所行走的最短路线. 因此, TSP 问题代表一类组合优化问题.

遗传算法 (genetic algorithm, GA) 起源于对生物系统所进行的计算机模拟研究. 它是模仿自然界生物进化机制发展起来的随机全局搜索和优化方法, 借鉴了达尔文的进化论和孟德尔的遗传学说. 其本质是一种高效、并行、全局搜索的方法, 能在搜索过程中自动获取和积累有关搜索空间的知识, 并自适应地控制搜索过程以求得最佳解.

现实社交网络中, 存在信息发布、政策实施的时滞问题. 虽然现代互联网技术已经能实现信息的同步发布, 但是市场参与者需要一定时间对信息进行接收和理解. 因此, 想要对某一事件起到有效解释说明、控制市场情绪波动, 需要持续不断的信息输入. 此时, 不同舆情监测点信息发布的前后顺序会影响到整个市场投资者对政策进行正确解读的效率. 不难看出, 这一问题与数学中的经典 TSP 问题吻合. 本文将基于遗传算法, 解决社交网络中信息干预的 TSP 问题.

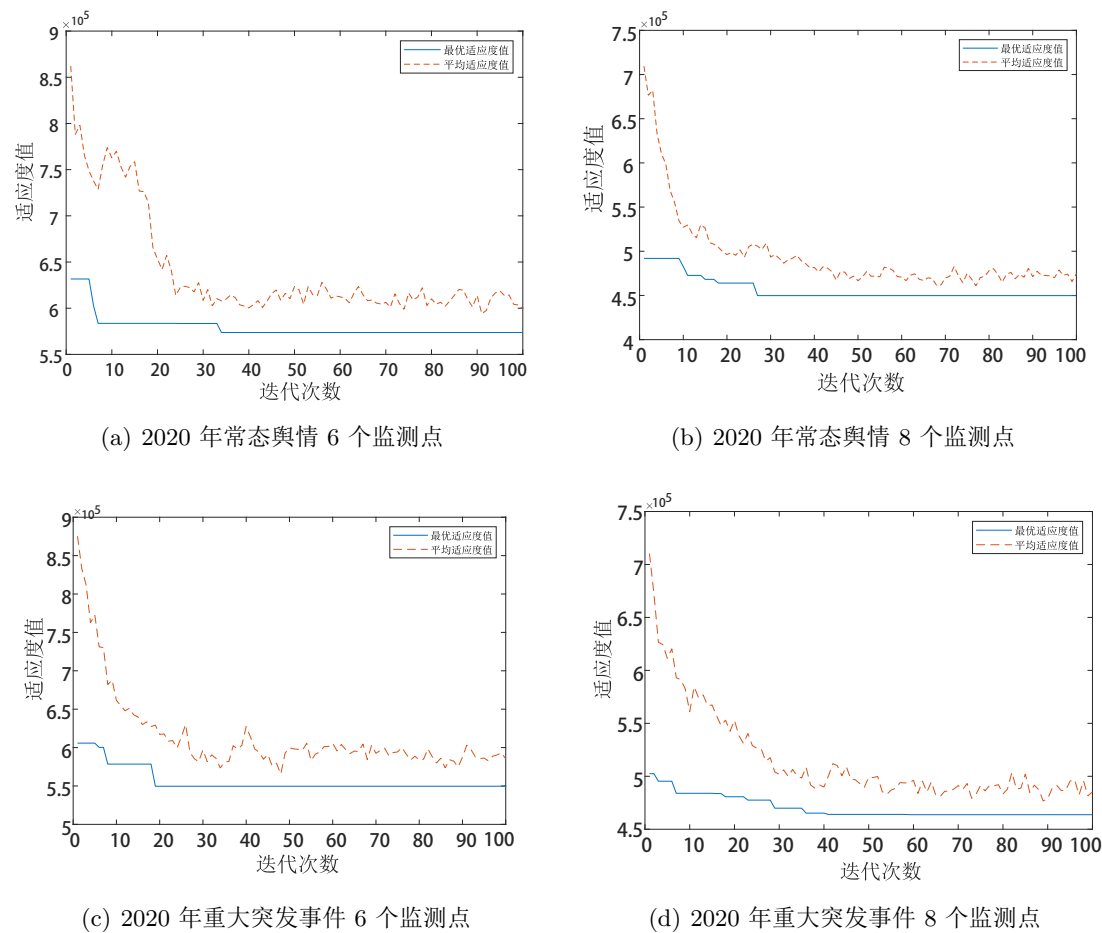


图 4 人工免疫算法收敛曲线

3.2.1 社交网络信息干预路径模型的建立

根据 TSP 问题的原理, 遍历社交网络中每一个舆情监测节点, 且每个节点只被访问一次, 寻求满足以上条件的最短总路径. 构建数学模型表示如下:

$$f_2 = \sum_{i \neq j} D_{ij}, \tag{7}$$

其中, D_{ij} 表示舆情监测节点 i 和舆情监测节点 j 之间的距离. 由于目的是求出最短遍历路径, 求出最短的信息干预路径, 因此目标是求 $\min f_2$.

3.2.2 GA-TSP 算法的具体步骤

遗传算法下新群体是该问题中的可行解集, 目标函数 $\min f_2$ 遗传算法具体实现步骤为:
(a) 产生初始种群
选择实数编码方法, 对 TSP 问题中的参数集进行编码, 对种群进行初始化处理. 对于 n

个节点的 TSP 遍历问题, 染色体分为 n 段, 其中每一段对应的是节点的编号.

(b) 计算适应度

借鉴郁磊等 (2015), 本文定义 D_{ij} 为节点 i 到节点 j 的距离, 则个体的适应度 A_2 为:

$$A_2 = \frac{1}{f_2} = \frac{1}{\sum_{i \neq j} D_{ij}}. \quad (8)$$

即适应度函数为遍历 n 个节点回到出发节点的路径长度的倒数, 该算法优化的目标就是选择适应度值较大的优质染色体.

(c) 选择、交叉、变异运算

首先, 根据个体适应度函数, 将选择算子作用于群体中, A_2 越大, 被选中的概率越大. 接下来, 将交叉算子作用于群体, 以特定概率对选中的成对个体, 改变部分染色体, 产生新的个体. 最后, 将变异算子作用于群体, 以特定概率将选中个体的基因值改变成其他的等位基因.

3.2.3 仿真实验

前文运用人工免疫算法对以省级行政区域为节点的中国社交网络进行了监测节点的设置. 因此, 本部分的仿真思路是遍历上文收敛速度更快的舆情节点集合, 寻找出一条最短的路径. 不同情况下, 最佳监测节点有所区别. 这些舆情监测节点坐标的经济含义指各个区域在社交网络概念下的相对金融安全风险感知地理位置, 即各个区域的坐标是由社交网络中其他区域的舆情共同决定. 该网络中的坐标位置具有相对性特征, 坐标的具体经纬度数值不固定, 但是网络中全部节点之间边的长度固定, 由区域间风险感知的 pearson 相关系数决定. 常态下的 8 个监测节点位置坐标如表 1 所示, 重大突发事件下的 6 个监测节点位置坐标如表 2 所示, 接下来对以上算法进行仿真.

表 1 常态 8 个舆情监测点的位置坐标

监测点编号	坐标	监测点编号	坐标
1	(46.68, 8.44)	5	(16.83, 45.47)
2	(39.16, 10.01)	6	(46.36, 49.45)
3	(13.22, 27.85)	7	(26.07, 54.5)
4	(11.92, 37.38)	8	(34.59, 56.62)

表 2 重大突发事件 6 个舆情监测点的位置坐标

监测点编号	坐标	监测点编号	坐标
1	(45.63, 0.94)	4	(11.34, 34.33)
2	(30.43, 13.23)	5	(49.59, 38.87)
3	(10.24, 20.46)	6	(12.54, 57.93)

图 5(a) 是 GA-TSP 算法优化前, 常态社交网络内的有效信息传感随机路线轨迹图: $4 \rightarrow 8 \rightarrow 6 \rightarrow 1 \rightarrow 3 \rightarrow 2 \rightarrow 5 \rightarrow 7 \rightarrow 4$, 总距离 $\sum D_1$ 为 231.7189. 优化后的有效传感路线如图 5(b) 所示: $5 \rightarrow 7 \rightarrow 8 \rightarrow 6 \rightarrow 1 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 4 \rightarrow 5$, 总距离 $\min \sum D_1$ 为 134.7364.

同理, 图 6(a) 是 GA-TSP 算法优化前, 重大突发事件下社交网络内的有效信息传感随机路线轨迹图: $2 \rightarrow 5 \rightarrow 3 \rightarrow 6 \rightarrow 1 \rightarrow 4 \rightarrow 2$, 总距离 $\sum D_2$ 为 255.2065. 优化后的有效传感路线如图 6(b) 所示: $4 \rightarrow 3 \rightarrow 2 \rightarrow 1 \rightarrow 5 \rightarrow 6 \rightarrow 4$, 总距离 $\min \sum D_2$ 为 158.3367.

遗传算法的优化过程如图 5(c) 和图 6(c), 可以看出优化后的有效信息传感路径得到了很大的改进, 6 代以后的路径长度就已经从 231.7189 稳定降低到 134.7364, 减为原来的 58.1465%, 得到了明显的改善. 此时, 舆情信息能够在社交网络中进行高效传感. 同理, 由图 6(c) 可以看出, 面对重大突发事件, 优化后的有效信息传感路径得到了很大的改进, 1 代以后的路径长度就已经从 255.2065 稳定降低到 158.3367, 减为原来的 62.0426%, 得到了更加明显的改善. 此时, 舆情信息能够在社交网络中进行更高效的传感.

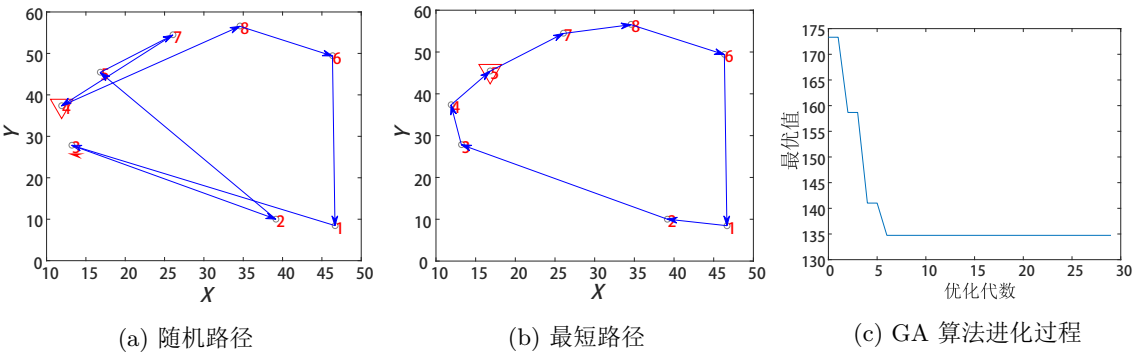


图 5 遗传算法下的常态化信息干预路径

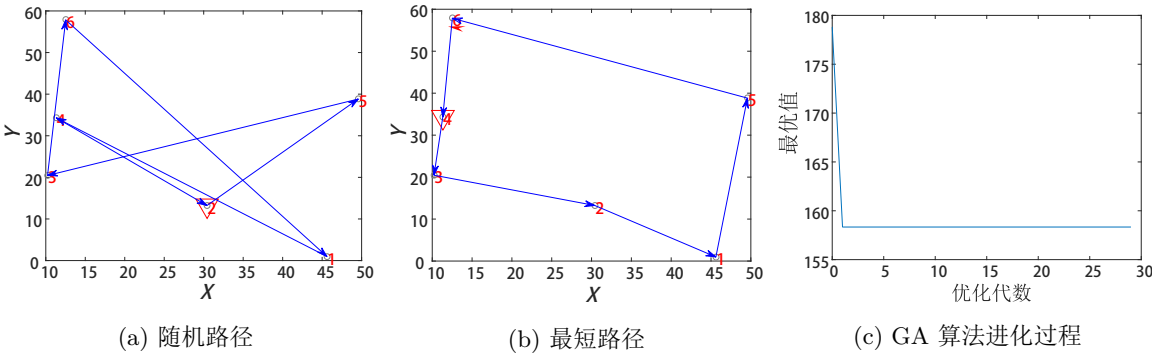


图 6 遗传算法下的重大突发事件信息干预路径

3.3 GAPSO-TSP 算法优化下的社交网络风险感知治理策略

标准粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 可以同时通过个体极值和群体极值完成极值寻优工作, 但存在各粒子间的相似性随着收敛集中而提高的问题. 因此, 可能会导致局部最优解周边无法跳出的问题. GAPSO 算法是在 PSO 算法中, 引入遗传算法 (GA) 里交叉、变异等操作的算法, 它通过更新粒子位置, 降低粒子之间的相似程度, 实现了算法优化

的目标. 在构建社交网络舆情监测点的同时, 我们也需要考虑应对金融安全风险感知传染的治理策略, 以应对不同事件下社交网络舆情节点状态对整体金融市场的冲击.

3.3.1 社交网络风险感知最佳治理适应度函数的建立

假设中国的 31 个省级 (除我国港澳台地区) 舆情节点同时对各类事件产生对金融安全不同程度的风险感知, 根据 TSP 问题的原理, 治理策略是需要遍历社交网络中每一个舆情节点, 且每个节点只被访问一次, 以最快路径实现对风险感知的及时治理. 根据郁磊等 (2015), 粒子适应度值表示为遍历路径的长度, 即:

$$A_3 = \sum_{i \neq j} D_{ij}, \quad (9)$$

其中, D_{ij} 表示舆情节点 i 和舆情节点 j 之间的距离. 由于目的是求出最短遍历路径, 因此目标是求 $\min A_3$.

3.3.2 GAPSO-TSP 算法的具体步骤

GAPSO-TSP 算法的具体实现步骤如下:

(a) 产生初始种群

与 GA 算法相同, 选择实数编码方法, 对 TSP 问题中的参数集进行编码, 对种群进行初始化处理. 对于 n 个节点的 TSP 遍历问题, 染色体分为 n 段, 其中每一段对应的是节点的编号.

(b) 计算适应度

粒子适应度函数如公式 (9) 所示.

(c) 交叉、变异运算

采用整数交叉法, 通过交叉个体极值和群体极值实现个体的更新. 采用个体内部两位互换方法, 实现个体变异产生新的种群.

3.3.3 仿真实验

根据公式 (9), 运用金融安全风险感知指数的相关性构建 0-1 邻接矩阵, 以获得社交网络上 31 个舆情节点的坐标. 然后运用 GAPSO 算法对不同状况下的 31 个节点遍历路径进行仿真, 求得最短路径.

图 7(a)、图 7(b) 分别显示常态下和重大突发事件下的舆情节点位置. 由图可见, 金融安全风险感知在不同时期, 由于舆情节点间不同的风险感知相关性, 社交网络中会呈现出不同的舆情节点分散程度. 重大突发事件下的舆情节点分散性更广, 因此存在比常态下难度更大的风险感知治理问题. 图 8 表示不同状态下, 依据舆情节点在关联性网络节点中的位置获得的金融安全风险感知最佳治理路径. 这些治理策略实现了以最短时间遍历完所有舆情节点的目标, 政府监管部门可以根据智能优化算法下的路径选择, 对中国 31 个省级 (除我国港澳台地区) 监测点按顺序循环进行积极舆情引导, 从而达到持续有效稳定金融市场上的风险感知程度.

GA-TSP 算法与 GAPSO-TSP 算法的假设条件均为遍历社交网络中的全部节点, 但是其前提条件有所差别. 前者注重于风险感知在社交网络中快速传播前的日常监测. 考虑监

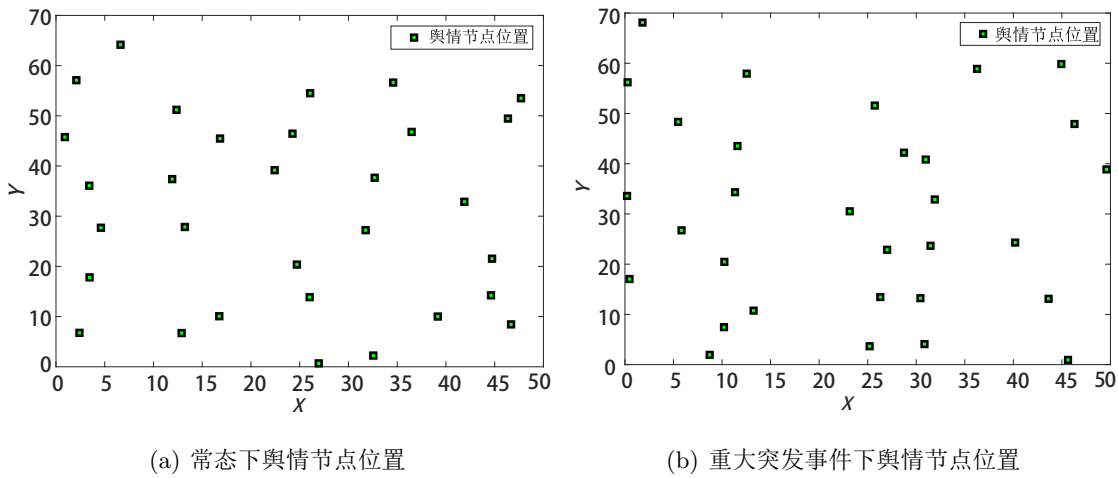


图 7 GAPSO-TSP 算法下的风险感知舆情节点位置

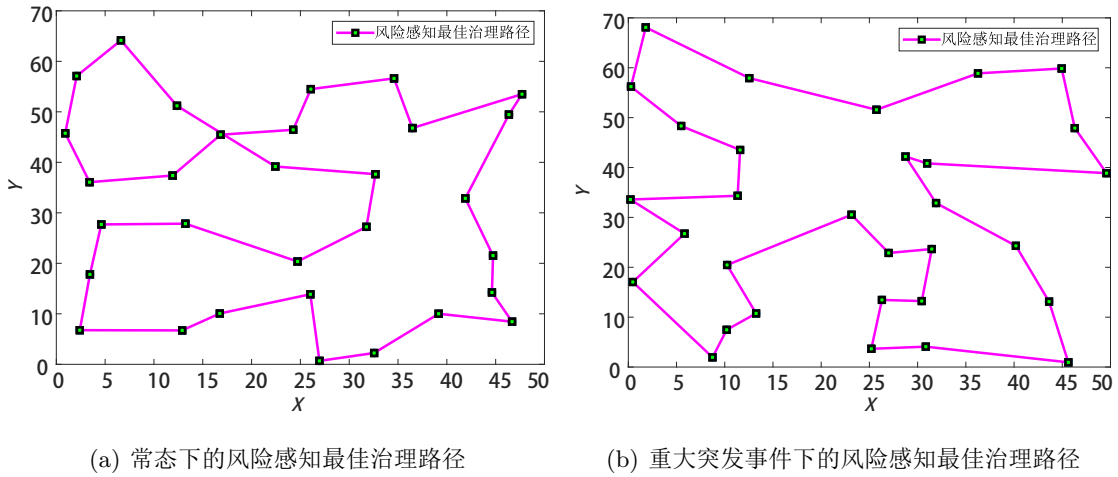


图 8 GAPSO-TSP 算法下的风险感知最佳治理策略

测成本和效率问题, 其监测节点的数量要远小于社交网络中的节点总数, 由人工免疫算法下得到的风险感知监测节点数决定. 而后者是针对舆情信息已经影响社交网络中所有节点风险感知情况时的风险感知及时止损策略问题. 此时, 对金融市场的风险感知在全网蔓延. 对比图 9(a) 与图 9(b) 可知, 以 COVID-19 爆发期间的社交网络数据为例, 在 2020 年 2 月风险感知在投资者网络中迅速扩散, 舆情节点的分散性更广, 此时的风险感知治理难度更大. GAPSO-TSP 算法解决了重大突发事件下的风险感知治理问题, 在该算法下, 分散度较广的社交网络舆情节点并未影响风险感知治理的效果, 其收敛速度比常态下风险感知治理最短路径的适应度值优化收敛速度更快. 这说明, GAPSO-TSP 算法在解决重大突发事件下的风险感知治理效果更好, 从而实现维护金融市场投资者情绪稳定的作用, 同时节约了治理成本.

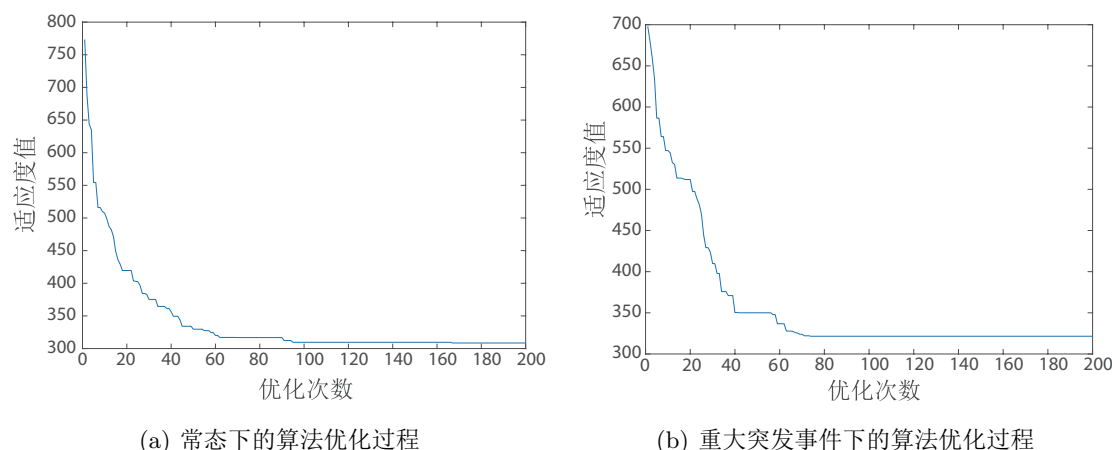


图9 GAPSO-TSP 算法进化过程

4 社交网络金融安全风险感知的政策支撑监控系统

为保障社交网络金融安全风险感知防控中日常运行子系统的平稳运行,在确保各类算法正常运算的同时,需要政策支撑子系统的支持.本文构建的政策子系统涉及防控机构内部制度建设、风险防控应急处理策略、风险防控法律支撑系统、风险防控协调合作机制等四个方面.

4.1 金融安全风险感知监控的内部建设制度

防控机构内部制度建设是贯彻落实金融安全风险感知防控主体责任和监督责任的重要抓手.

相关机构要重点推进信息治理评估、风险监管以及信息传导监管的信息系统建设,对新出台的监管制度开展外规内化工作,切实提升金融安全风险感知防控的信息化水平.在内部风险控制的指标体系建设中,需征求专家及市场参与者的意见,确保指标体系的不断优化跟进.评价过程应确保科学与公正,运用智能算法对内部风险的防控进行量化处理,同时做到信息的及时对外公布,让市场参与者了解到当前金融安全风险感知防控系统中所存在的安全隐患,以进一步约束和规范防控过程中的政策行为.在具体的政策实施过程中,需要多措并举,全面梳理相关机构内部的规章制度,建立内部重大事项分级权责清单,明确各部门的权责划分,建立权责清晰、规范有序、运行高效的内部管理秩序,以实现决策的科学化.

4.2 金融安全风险感知监控的应急处理策略

风险防控应急处理策略是突发事件下金融安全风险感知波动得以及时处理的重要保障.

我国金融市场上的参与者以个体参与者为主体,个体参与者存在信息不对称、个体之间风险感知水平容易相互影响的情况.社交网络的出现进一步提高了个体参与者的风险感知的敏感性以及信息理解的片面性.近年来,黑天鹅事件频发,不断冲击着金融市场的安全,制定好设施联通、网络畅通、数据融通、智能预警的风险防控应急处理策略有利于防范各类黑天鹅事件对市场参与者的金融安全风险感知影响.金融安全风险感知监控的应急处理应注重社

交网络信息的收集与整理,对不同信息进行及时的分类加工与实时储存,同时提高对有效信息的甄别能力,保障我国金融市场上的参与者具有获取和感知积极舆情信息的能力。

4.3 金融安全风险感知监控的法律支撑系统

风险防控的法律支撑系统是金融安全风险感知防控得以有效实施的强力支撑。

法律是金融基础建设中的重要组成,是决定金融运行质量及金融安全的重要因素之一,若没有法律系统的协助,防控政策难以落实。同时,没有防控失败所带来的制裁和威胁,风险感知防控体系中的有关机构难以贯彻相关防控政策。在具体的措施实施上应从多方位进行考虑,明确各方法律职责,结合社交网络特征构建风险感知对金融系统性冲击的评价体系。加强风险感知防控的信息披露法律制度的完善性,让金融机构对社交网络的防控行为置于社会公众及相关监管机构的监督之下进行。此外,需要建立部门回避制度。当主管部门与当前舆情信息内容有直接明显的利益关系时,原则上应该回避此项风险感知应急管理,移交其他部门。当面对专业性极强的突发事件时,需要及时咨询专家意见,给出合理的处理方案。当面对综合性较强的事件时,由于部门间在短时间内难以达成共识,需要将该问题及时上报给上级监控部门,以达到统一口径,保证系统实现及时监控,提高我国金融市场的公信力。

4.4 金融安全风险感知监控的协调合作机制

风险防控协调合作机制确保主体间相互协调、共同完成任务,最终达成风险防控使命的关键所在。

静态视角下,协同就是不同部门、不同领域行为主体发挥功能互补、资源整合的作用。社交网络的金融安全风险感知涉及到互联网信息部门以及金融风险防控部门的协同合作。其中,互联网信息部门应在大力倡导社会主义核心价值观体系的同时,借助社交网络信息海量、传播快速的优势,加强舆论引导。坚持日常管理和应急管理相结合,依法管理与技术防范相结合,突出管理重点,切实规范社交网络信息的传播秩序。加强与金融风险防控部门的协作,在确保维护市场参与者隐私的同时,实现有效信息的资源共享,最大化利用社交网络中的海量数据进行风险防控。金融风险防控部门应提高自身防控技术,合理合法地使用社交网络中的数据,对可能存在的金融市场风险冲击进行及时有效的信息反馈,保障互联网信息部门对相关舆情进行政策性干预与引导。构建金融安全风险感知监控的协调合作机制,将有助于实现信息共享,促进金融创新,加强金融监管,防范金融风险,促进金融业健康发展。

5 研究结论与政策建议

金融是人与人之间基于信任的资源跨时空配置,因此对基于社交网络的金融安全风险感知监控需要着力于资本、行为和投资者保护三个方面。同时,社交网络中的金融安全风险感知监管需要应对以下变化:一是社交网络的虚拟性为风险感知信息的真实性判断增加了难度;二是基于社交网络的金融安全风险感知具有扩散面积广、速度难以控制等特征;三是金融安全风险感知的监控涉及多部门,这为不同部门之间信息共享、协调合作、避免资源浪费提出了更高的政策要求。

本文运用不同的智能优化算法,对社交网络中基于文本信息的金融安全风险感知进行了系统性监测。结合人工免疫算法下的舆情监测点设置结果、遗传算法和遗传粒子群算法的结

果, 可以得出如下结论: 1) 常态下, 设置较多的舆情监测点将有利于对我国金融市场上的金融安全风险感知监控; 2) 当发生重大突发事件时, 较少的舆情监测点将有利于政府主导下的信息传播, 有利于提高我国金融市场安全的稳定效率; 3) 理论上, 在中国 31 个省级行政区域内 (除我国港澳台地区), 存在可以被作为固定监测点的社交网络舆情监测节点. 对固定节点的实时监测, 在降低投入成本的同时, 有利于确保舆情监测系统在面对各类不同事件时的监测有效性; 4) 面对重大突发事件, 基于智能算法的风险感知最佳治理策略效果更佳; 5) 政策支撑子系统的合理构建, 能确保日常运行子系统中各类智能算法对风险感知的有效监测.

根据以上研究结论, 结合国际金融环境与我国金融市场的实际情况, 本文提出以下政策建议:

第一, 重视社交网络热门话题和搜索热点, 防范风险感知扩散风险.

在现实社交网络中, 舆情主体间不同的双向紧密度且高度关联性会导致关系羊群效应在社交网络平台中的快速产生, 这为相关部门对社交网络进行及时的舆情干预提供了理论和实证根据. 相关部门应提高对社交网络信息的关注, 尤其是市场参与者对热门话题的态度以及市场参与者的搜索热点, 防范风险感知的扩散风险, 维护金融市场的有效运行, 保持经济持续健康发展.

第二, 加强社交网络信息提取和分析能力, 提高风险感知监测效率.

由于社交网络信息的存在形式较为丰富, 信息的载体也有着天然的多元性特征, 结构化数据、非结构化数据和半结构化数据综合存在于社交网络平台上, 这为金融安全风险感知的量化和监测带有了很大的难度. 本文研究表明, 结合运用不同智能优化算法可以提高对社交网络信息的提取和分析能力, 进而提升风险感知监测的有效性.

第三, 提升风险感知动态监控水平, 维护国家金融安全稳定.

随着社交网络数据资源的快去积累以及算法的不断演进, 智能优化算法进入了一个跨界融合、深度应用的新阶段. 金融科技助推了传统金融业态与现代金融演化的趋势整合, 监管部门应当运用智能优化算法等手段实现风险感知的实时监测. 金融科技在我国迅猛发展, 金融机构数字化转型持续推进, 产品和工具应用日益丰富, 金融服务的效率和包容性大幅提高. 本文对运用智能优化算法对金融安全风险感知动态监控进行了初步的构建与探索, 监管部门可以运用智能优化算法等手段, 通过“监管沙盒”对风险进行可控性研究, 以实现金融安全风险的实时监测. 金融适应性是动态的, 始终随着经济高质量发展的内涵变化而不断变化. 金融安全风险感知作为投资者对金融市场信息的一种体现, 其动态监控水平直接关系到国家金融安全的稳定. 相关部门应深刻认识到基于社交网络的投资者风险感知对金融系统的重要性, 把治理社交网络舆情信息、防范风险感知扩散风险和提高风险感知动态监控水平统筹到高质量发展的大局中. 不断提升治、防、打的能力水平, 维护好我国金融市场稳定和国家金融安全.

参 考 文 献

陈国福, 陈小山, 张瑞, (2018). 基于引力搜索和粒子群混合优化算法的证券投资组合问题研究 [J]. 运筹与管理, 27(9): 170-175.

- Chen G F, Chen X S, Zhang R, (2018). A Hybrid Algorithm Based on Gravitational Search and Particle Swarm for the Portfolio Optimization Problem[J]. Operations Research and Management Science, 27(9): 170–175.
- 傅强, 陈园园, 刘军, 刘俊, 董丽蒙, (2015). 基于面板数据和动态 Logit 方法的金融危机预警模型 [J]. 中央财经大学学报, (1): 33–40.
- Fu Q, Chen Y Y, Liu J, Liu J, Dong L M, (2015). Financial Crisis Warning Model Based on Panel Data and Dynamic Logit Method[J]. Journal of Central University of Finance & Economics, (1): 33–40.
- 宫晓莉, 庄新田, (2017). 基于改进 PSO 算法的调和稳定跳跃下随机波动模型期权定价与套期保值 [J]. 系统工程理论与实践, 37(11): 2765–2776.
- Gong X L, Zhuang X T, (2017). Option Pricing and Hedging for Tempered Stable Jumps Driven Stochastic Volatility Models Based on Improved PSO Algorithm[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 37(11): 2765–2776.
- 郭晓菲, 李清军, 潘子颖, 蒋锋, (2015). 基于投资者情绪指数的上证综指预测研究 [C]// 2015 年 (第四届) 全国大学生统计建模大赛论文: 1583–1606.
- Guo X F, Li Q J, Pan Z Y, Jiang F, (2015). Research on the Prediction of Shanghai Composite Index Based on Investor Sentiment Index[C] // Thesis of the 2015 (Fourth) National University Student Statistical Modeling Competition: 1583–1606.
- 韩喜昆, 马德功, (2021). 基于 AM-BPNN 模型的系统性金融风险评估及预警 [J]. 统计与决策, 37(4): 138–141.
- Han X K, Ma D G, (2021). China's Systematic Financial Risk Assessment and Early Warning Based on AM-BPNN Model[J]. Statistics & Decision, 37(4): 138–141.
- 何建雄, (2001). 建立金融安全预警系统: 指标框架与运作机制 [J]. 金融研究, (1): 105–117.
- He J X, (2001). Establishment of Financial Security Early Warning System: Indicator framework and Operation Mechanism[J]. Journal of Financial Research, (1): 105–117.
- 楼文高, 乔龙, (2011). 基于神经网络的金融风险预警模型及其实证研究 [J]. 金融论坛, 16(11): 52–61.
- Lou W G, Qiao L, (2011). Early Warning Model of Financial Risks and Empirical Study Based on Neural Network[J]. Finance Forum, 16(11): 52–61.
- 罗鹏, 陈义国, 许传华, (2018). 百度搜索、风险感知与金融风险预测 —— 基于行为金融学的视角 [J]. 金融论坛, 23(1): 39–51.
- Luo P, Chen Y G, Xu C H, (2018). Baidu Search, Risk Perception and Financial Risk Prediction — A Perspective of Behavioral Finance[J]. Finance Forum, 23(1): 39–51.
- 马骊, 李阳, 樊锁海, (2015). 改进人工鱼群算法在外汇预测和投资组合中的应用 [J]. 系统工程理论与实践, 35(5): 1256–1266.
- Ma L, Li Y, Fan S H, (2015). Application of the Improved Artificial Fish Swarm Algorithm in Foreign Exchange Forecast and Portfolio[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 35(5): 1256–1266.
- 莫宏伟, 左兴权, 毕晓君, (2009). 人工免疫系统研究进展 [J]. 智能系统学报, 4(1): 21–29.
- Mo H W, Zuo X Q, Bi X J, (2009). Advances in Artificial Immune Systems[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 4(1): 21–29.
- 任围, 朱晓文, 胡怡, (2021). 风险感知与防疫行为: 新冠疫情背景下社交媒体与权威媒体的多元作用对比 [J]. 国际新闻界, 43(5): 23–65.
- Ren W, Zhu X W, Hu Y, (2021). Risk Perception and Preventive Behaviors: A Comparison of the Multifaceted Effects of Social Media and Authoritative Media During the Outbreak of COVID-19[J]. Chinese Journal of Journalism & Communication, 43(5): 23–65.

- 邢立宁, 陈英武, (2010). 知识型智能优化方法研究 [M]. 长沙: 国防科技大学出版社.
- Xing L N, Chen Y W, (2010). Research on Knowledge-based Intelligent Optimization Method[M]. Changsha: Press of National University of Defense Technology.
- 余顺坤, 宋宇晴, (2022). GRA-RF 组合算法在农信金融企业工资要素优选及测算中的应用 [J]. 中国管理科学, 30(4): 86–95.
- Yu S K, Song Y Q, (2022). Research on Application of GRA-RF in Optimization and Calculation of Age Elements of Rural Credit Financial Enterprise[J]. Chinese Journal of Management Science, 30(4): 86–95.
- 郁磊, 史峰, 王辉, 胡斐, (2015). MATLAB 智能算法 30 个案例分析 [M]. 第 2 版. 北京: 北京航空航天大学出版社.
- Yu L, Shi F, Wang H, Hu F, (2015). Analysis of 30 Cases of MATLAB Intelligent algorithm[M]. 2nd ed. Beijing: Beihang University Press.
- 曾建光, (2015). 网络安全风险感知与互联网金融的资产定价 [J]. 经济研究, 50(7): 131–145.
- Zeng J G, (2015). Network Security Risk Perception and Asset Pricing of Internet Finance[J]. Economic Research Journal, 50(7): 131–145.
- 章曦, (2016). 中国系统性金融风险测度、识别和预测 [J]. 中央财经大学学报, (2): 45–52.
- Zhang X, (2016). Systemic Financial Risk Measurement, Identification and Prediction in China[J]. Journal of Central University of Finance & Economics, (2): 45–52.
- Adrian T, Brunnermeier M K, (2011). CoVaR[R]. National Bureau of Economic Research.
- Ahn J J, Oh K J, Kim T Y, Kim D H (2011). Usefulness of Support Vector Machine to Develop an Early Warning System for Financial Crisis[J]. Expert Systems with Applications, 38(4): 2966–2973.
- Farmer J D, Packard N H, Perelson A S, (1986). The Immune System, Adaptation, and Machine Learning[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 22(1–3): 187–204.
- Forrest S, Perelson A S, Allen L, Cherukuri R, (1994). Self-nonsel Self Discrimination in a Computer[C]// Proceedings of 1994 IEEE Computer Society Symposium on Research in Security and Privacy. IEEE: 202–212.
- Frankel J A, Rose A K, (1996). Currency Crashes in Emerging Markets: An Empirical Treatment[J]. Journal of International Economics, 41(3–4): 351–366.
- Illing M, Liu Y, (2006). Measuring Financial Stress in a Developed Country: An Application to Canada[J]. Journal of Financial Stability, 2(3): 243–265.
- Jerne N K, (1974). Towards a Network Theory of the Immune System[J]. Annual Immunology, 125: 373–389.
- Kaminsky G, Lizondo S, Reinhart C M, (1998). Leading Indicators of Currency Crises[J]. Staff Papers, 45(1): 1–48.
- Louzis D P, Vouldis A T, (2013). A Financial Systemic Stress Index for Greece[R]. Bank of Greece Working Paper.
- Ripley D, (1973). Systematic Elements in the Linkage of National Stock Market Indices[J]. Review of Economics and Statistics, 55: 356–361.
- Sachs J, Tornell A, Velasco A, (1996). Financial Crises in Emerging Markets: The Lessons from 1995[R]. National Bureau of Economic Research.
- Yang S, Lee J, (2012). Multi-basin Particle Swarm Intelligence Method for Optimal Calibration of Parametric Lévy Models[J]. Expert Systems with Applications, 39(1): 482–493.

附录

本文以 COVID-19 期间的社交网络文本信息为研究基础, 爬取 2020 年 1 月至 12 月以“新型冠状病毒”为关键词的百度新闻搜索中的全部文本数据. 通过中文分词和词频统计, 选取词频在 100 以上的关键词共 130 个. 抓取这 130 个初始关键词在 31 个省级区域 (除我国港澳台地区) 里 2020 年 1 月 1 日至 12 月 31 日百度指数的日频数据, 并运用随机森林法对这些关键词搜索指数对 HS300 的 2020 年每日收盘价的关键性进行排序, 筛选出每组核心关键词. 然后, 运用主成分分析法构建了 2020 年中国省级行政区域金融安全风险感知指数 (如图 10 所示), 根据主成分分析结果, 金融安全风险感知指数可以表示为:

$$FRP = \frac{31.507PC_1 + 23.877PC_2 + 11.389PC_3 + 5.753PC_4 + 5.433PC_5 + 3.782PC_6}{81.742}. \quad (10)$$

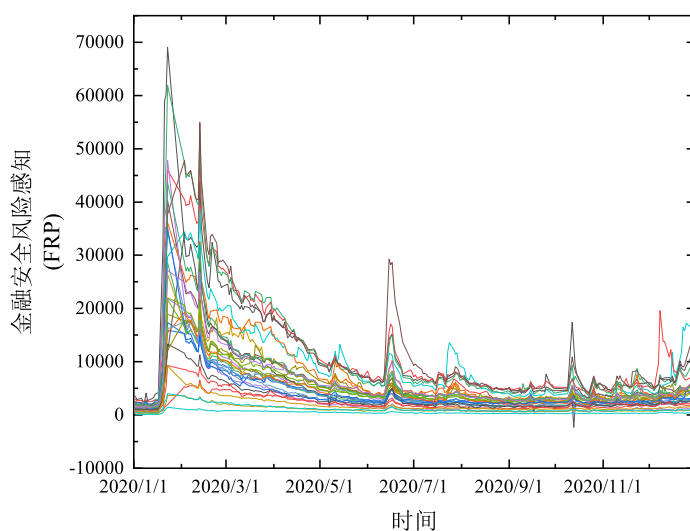


图 10 2020 年中国省级行政区域金融安全风险感知指数