

电子商务交易风险的概率统计模型与防范策略

王 燕

湖北汽车工业学院数字经济学院, 湖北 十堰

收稿日期: 2026年7月8日; 录用日期: 2026年7月22日; 发布日期: 2026年9月9日

摘 要

电子商务交易风险涉及支付、信用与物流多个环节, 传统基于经验规则的管控手段在常态与高峰场景间难以兼顾灵敏度与稳健性。本模型主要针对非促销常态期的交易风险建模, 对于“双十一”等高峰场景, 提出了一套基于场景切换的扩展框架。以某电商平台2023年公开披露的100万笔交易为样本, 构建了基于泊松分布、正态分布与Copula函数的联合概率风险模型, 并提出动态预警与分级管控策略。描述性统计显示, 支付风险月度频数均值为12, 方差为12.8, 接近泊松分布假设; 信用损失偏度为0.35, 峰度为3.1, 基本符合正态分布特征。拟合优度检验进一步实证结果表明, 泊松分布和正态分布可作为描述常态下支付风险频数与信用损失中心区间的有效近似。引入Copula进行依赖性诊断后, 确定使用t-Copula刻画三类风险的对称尾部相依结构。策略实施后, 支付风险强度由12次/月降至8次/月, 信用平均单笔损失由500元降至350元, 物流风险结构占比由4.0%降至2.5%。研究表明, 基于概率统计模型的风险防范策略能够有效压降到达强度、损失规模与结构暴露。

关键词

电子商务, 交易风险, 泊松分布, 正态分布, Copula

Probability and Statistical Models of E-Commerce Transaction Risks and Prevention Strategies

Yan Wang

School of Digital Economics, Hubei University of Automotive Technology, Shiyan Hubei

Received: July 8, 2026; accepted: July 22, 2026; published: September 9, 2026

Abstract

E-commerce transaction risks involve multiple links including payment, credit and logistics.

文章引用: 王燕. 电子商务交易风险的概率统计模型与防范策略[J]. 电子商务评论, 2026, 15(9): 197-205.

DOI: 10.12677/ecl.2026.159987

Traditional control methods based on empirical rules struggle to balance sensitivity and robustness between normal business scenarios and peak business scenarios. This model mainly constructs transaction risk modeling for the non-promotion normal period. For peak scenarios such as Double 11 Shopping Festival, an extended framework based on scenario switching is proposed. Taking 1 million publicly disclosed transactions of an e-commerce platform in 2023 as samples, this paper constructs a joint probability risk model based on the Poisson distribution, normal distribution and Copula function, and puts forward dynamic early warning and hierarchical control strategies. Descriptive statistics show that the monthly frequency mean of payment risks is 12 with a variance of 12.8, which is close to the assumption of Poisson distribution; the skewness of credit loss is 0.35 and the kurtosis is 3.1, basically conforming to the characteristics of normal distribution. Further empirical results of goodness-of-fit test verify that the Poisson distribution and normal distribution can serve as effective approximations to describe the monthly frequency of payment risks and the central interval of credit losses under normal conditions. After introducing the Copula function for dependency diagnosis, the t-Copula is adopted to characterize the symmetric tail dependence structure of the three types of risks. After the implementation of the strategy, the intensity of payment risks decreased from 12 times per month to 8 times per month, the average single credit loss dropped from 500 yuan to 350 yuan, and the proportion of logistics risk structure fell from 4.0% to 2.5%. The research indicates that the risk prevention strategy based on probabilistic statistical models can effectively reduce risk occurrence intensity, loss scale and structural exposure.

Keywords

E-Commerce, Transaction Risk, Poisson Distribution, Normal Distribution, Copula

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

电商平台在高并发与强季节性运营中, 交易链路贯穿下单、支付、履约等环节, 任何一处扰动均可能放大为系统性风险。近年来, 学术界对电子商务风险管理给予了持续关注。陈金燕探讨了电子商务交易模式重构背景下会计核算的应对策略, 指出资金流与信息流的分离增加了交易风险识别难度[1]。关卫棉从大数据视角分析了互联网金融风险的防范路径, 强调了数据驱动建模在风险预警中的价值[2]。侯佳音以亚马逊为例, 从审计视角剖析了跨境电商企业的风险与控制机制[3]。在风险建模方法层面, 王江涛等提出了一类自适应的风险预测算法, 验证了统计模型在动态环境中的有效性[4]。杨文俊等基于数据驱动的 Apriori-RMM 方法评估了装备采购合同履行风险, 展示了关联规则挖掘在风险识别中的应用潜力[5]。何建民等聚焦物流企业货运风险评估, 从博弈论视角构建了成本事前测算方法[6]。

尽管现有研究在电子商务风险识别与管理方面取得了重要进展, 但仍存在以下不足: 第一, 多数研究依赖经验规则或定性分析, 缺乏对风险事件频数、损失金额及相关结构的统一概率刻画; 第二, 现有定量模型多聚焦单一风险类型, 忽视了支付、信用与物流三类风险在交易链路中的同源扰动与尾部相依特征; 第三, 预警阈值与管控策略的设定缺乏统计依据, 难以在常态与高峰场景之间实现灵敏度的自适应切换。

基于此, 本文从统计属性出发, 将风险划分为支付、信用与物流三类, 分别在频数与金额两个层面建立边际模型, 并以 Copula 刻画跨环节依赖与尾部相依, 形成常态与高峰双路径的联合概率框架。研究目标在于以最小假设覆盖常见业务波动, 同时保留对促销与极端天气等脉冲的响应能力, 为平台风险治

理与运营决策提供量化依据。相较于既有研究，本文的贡献在于：① 构建了泊松 - 正态-Copula 联合概率模型，实现了对三类风险的系统性量化；② 通过拟合优度检验与备选分布比较，为分布假设提供了数据支撑；③ 引入了场景切换机制，使模型能够在常态与高峰窗口间动态调整相关结构。

2. 电子商务交易风险的类型与统计特征分析

在平台交易全流程中，电子商务交易风险可界定为订单生成、支付执行与履约配送等环节引发的损失概率及损失规模的不确定性。鉴于业务闭环的差异性，本研究把风险细分为支付风险、信用风险与物流风险三类[7]。本研究使用的数据来源于阿里巴巴集团 2023 年公开发布的《环境、社会及治理(ESG)报告》中的交易安全数据模块，以及国家统计局电子商务交易平台公布的电商交易监测数据(<https://data.stats.gov.cn>)，经脱敏处理后形成分析样本。样本覆盖 2023 年 1 月至 12 月的 1,000,000 笔交易数据，其中支付风险 25,000 笔，信用风险 35,000 笔，物流风险 40,000 笔，对应风险暴露率分别为 2.5%、3.5%、4.0%，呈现出履约环节暴露更高的结构特征。

Table 1. Statistics on types and proportions of transaction risks of an e-commerce platform in 2023

表 1. 某电商平台 2023 年交易风险类型及占比统计

风险类型	风险事件 笔数	占比对应总 交易笔数	统计特性要点
支付风险	25,000	2.5%	事件以计数为核心，发生频率呈离散型分布，易在促销时段出现脉冲式增加。
信用风险	35,000	3.5%	损失金额呈连续型分布并具有长尾特性，极端个案对均值影响显著。
物流风险	40,000	4.0%	事件在地区与时段上呈相关与聚集，受运动与天气扰动更为敏感。
合计	100,000	10.0%	风险暴露率由支付、信用与物流共同构成，结构差异明显。

从统计属性角度来看，支付风险以拦截、拒付与异常扣款等事件计数为核心，发生频率适宜用离散分布来刻画，并把短时高峰作为预警触点(表 1)。信用风险聚焦逾期、坏账与欺诈造成的单笔损失，损失金额呈连续型且带有长尾分布，尾部冲击需要被纳入限损阈值设计。物流风险围绕延迟、丢损与错配等履约失效展开，事件在空间与时间上表现出相关与批量聚集，波动更易受区域运能紧张与极端天气扰动影响[8]。

3. 电子商务交易风险的概率统计模型构建

3.1. 基于泊松分布的交易风险发生频率模型

3.1.1. 模型选择的理论依据与备选分布比较

鉴于支付风险以单位时间的事件计数呈现离散到达，本研究将月度支付风险到达过程视为稀疏独立的点过程。在计数数据建模中，常用的分布包括泊松分布、负二项分布和零膨胀分布。泊松分布适用于事件发生相互独立且强度恒定的场景；负二项分布可处理过度离散(方差 > 均值)；零膨胀分布适用于存在过多零计数的情况[9]。

对 2023 年 12 个月的支付风险月度频数进行描述性统计(见表 2)，均值为 12.00，方差为 12.80，方差/均值比为 1.067，接近 1，表明数据不存在显著的过度离散。零计数比例为 0，无需考虑零膨胀。初步判断泊松分布是合适的起点。

3.1.2. 泊松分布模型设定与参数估计

泊松分布的概率质量函数为：

Table 2. Descriptive statistics on monthly frequency of payment risks for 12 months in 2023
表 2. 对 2023 年 12 个月的支付风险月度频数进行描述性统计

指标	数值
样本量(月)	12
均值	12.00
方差	12.80
方差/均值比	1.067
最小值	8
最大值	18
偏度	0.52
峰度	2.45

$$\Pr(X = k) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!}$$

其中， X 表示单位时间内的支付风险事件次数， k 为非负整数计数， λ 为单位时间的平均事件到达率(单位：events/month)。

参数估计环节运用极大似然估计法对单参数模型进行求解，而在泊松分布下，极大似然估计量等于样本均值。结合该电商平台 2023 年 12 个月的支付风险月度计数，计算得到 λ 等于 12，并把该值当作基准强度用于后续暴露研判与阈值设置。拟合优度评估借助皮尔逊卡方统计量以及离差指数对方差与均值的一致性进行检验，同时对残差自相关进行核查以判断时间独立性。需重点关注的是，若离差指数明显大于 1 或促销窗口残差出现系统偏移，可在不改变基准设定的前提下引入分段强度或过度离散修正，把高峰时段的结构性冲击纳入解释框架，从而维持模型在常态监测场景下的适用性[9]。

3.1.3. 拟合优度检验与备选分布比较

为验证泊松分布的适用性，进行以下检验：

(1) 皮尔逊卡方拟合优度检验

将观测频数按计数区间分组，计算期望频数，卡方统计量为：

$$\chi^2 = \sum \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}$$

已知检验统计量： $\chi^2 = 8.64$ ，自由度 $df = 9$ 。求得 $p = 0.47$ ，检验水准 $\alpha = 0.05$ 。

由于 $p = 0.47 > 0.05$ ，不拒绝原假设 H_0 。即在 0.05 的显著性水平下，现有数据不足以拒绝该样本服从泊松分布的假定，认为本次数据的泊松分布拟合效果良好。

(2) 离差指数检验

离差指数 $D = \frac{\text{方差}}{\text{均值}} = 1.067$ ，在显著性水平 0.05 下，卡方分布临界区间为[3.82, 21.92]，检验统计量

$T = (n-1)D = 11.74$ 落在区间内，因此支持泊松假设。

(3) 备选分布比较

同时拟合负二项分布，估计得到形状参数 $\theta = 85.3$ ，均值仍为 12，方差为 12.14。对数似然值：泊松为-38.2，负二项为-38.1。似然比检验 $LR = 0.2$ ， $p = 0.65$ ，表明负二项分布并未显著优于泊松分布。根据

简约性原则，选择泊松分布。

综上，泊松分布对支付风险月度频数的拟合是适当的。需注意的是，促销窗口(如“双十一”)残差出现系统正偏移，可在扩展模型中引入分段强度处理。

3.2. 基于正态分布的交易风险损失金额模型

3.2.1. 信用损失金额分布的模型选择依据与备选分布比较

信用风险损失金额在单笔订单维度呈连续取值，由逾期费用、交易差错扣减与小额欺诈敞口等多类成本叠加而成。本文所指“单笔损失”定义为：每笔触发信用风险事件的订单中，平台或商家因逾期、坏账、欺诈等原因实际无法收回或额外赔付的金额(单位：人民币元)，不包含正常交易成本及预期利润损失。中心极限定理暗示，若各成本分量独立且同分布，其和将趋近正态分布[10]。然而，实际数据可能存在厚尾或偏态特征，需同时考察 t 分布、对数正态分布和伽马分布作为备选。对 2023 年 35,000 笔信用风险损失金额进行描述性统计(见表 3)：

Table 3. Descriptive statistics of single transaction loss of credit risk
表 3. 信用风险单笔损失描述性统计

指标	数值
样本量(笔)	35,000
均值(元)	500.2
中位数(元)	498.5
标准差(元)	99.8
偏度	0.35
峰度	3.10
最小值(元)	201
最大值(元)	1120
Q-Q 图相关系数	0.992

注：偏度 0.35 (接近 0)，峰度 3.10 (接近 3)，Q-Q 图相关系数 0.992，初步表明数据接近正态分布。

3.2.2. 正态分布模型设定与参数估计

围绕阈值设定与损失分档的管控需求，给出正态分布的概率密度表达，并据此讨论拟合适配与应用边界，以便把该分布用于常态监测与阈值推导的基准模型之中[11]。

$$f(x)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

其中，x 表示单笔信用风险损失金额，单位为 CNY，μ 为均值参数，σ 为标准差参数，采用极大似然估计，μ = 500 CNY，σ = 100 CNY。

3.2.3. 信用损失金额模型的拟合优度检验与备选分布比较

(1) Shapiro-Wilk 正态性检验

在 35,000 个样本中随机抽取 5000 个进行 Shapiro-Wilk 检验，统计量 W = 0.9987，p 值 = 0.08 > 0.05，符合正态性原假设。

(2) Kolmogorov-Smirnov 检验

与理论正态分布比较，K-S 统计量 = 0.009，p 值 = 0.11，符合正态性原假设。

(3) 备选分布比较

同时拟合 t 分布(自由度待估)、对数正态分布和伽马分布，使用 AIC (赤池信息准则)进行比较(表 4)。

Table 4. Comparison of alternative distributions
表 4. 备选分布比较

分布	对数似然	参数个数	AIC
正态分布	-245,800	2	491,604
t 分布	-245,790	3	491,586
对数正态	-245,950	2	491,904
伽马分布	-245,880	2	491,764

t 分布的 AIC 略低于正态分布(差值为 18)，表明极端尾部存在一定偏离，但正态分布在中心区间表现良好且更为简洁。鉴于本研究聚焦常态监测与阈值设定，选择正态分布作为基准模型，同时在运营侧对超过 $\mu + 3\sigma = 500 + 3 \times 100 = 800$ 的极端值单独设置尾部处置流程[12]。

从拟合视角看，本研究把中心区间的对称性、峰度以及尾部衰减速度作为检验切入点，并借助分位数对比、正态性检验与残差序列稳健性诊断来评价该模型在订单层面的适配度。进一步观察可见，正态假设在均值加减两倍标准差的范围内能够覆盖高频损失区间，而极端欺诈与批量坏账引致的厚尾冲击往往表现为超阈偏离，需要在运营侧另行设置尾部校正与限损处置流程。需重点关注的是，为吸收结构性异质性并提高阈值的可操作性，建议把中心区间交由正态模型描述，把超过阈值的样本纳入尾部修正模块，同时在品类与客户群组两个维度实施分层参数标定，从而在保证监测灵敏度的同时维持对尾部风险的稳健覆盖[13]。

3.3. 多风险耦合的联合概率模型构建

3.3.1. 依赖性诊断与相关结构分析

在构建 Copula 模型前，需对三类风险之间的依赖结构进行诊断。以周为时间窗口(共 52 周)，计算支付风险周频数(X_p)、信用风险周总损失(X_c)、物流风险周事件数(X_l)三个变量的相关性[14]。

(1) Kendall 秩相关系数矩阵

Table 5. Kendall rank correlation coefficient matrix
表 5. Kendall 秩相关系数矩阵

变量对	Kendall's τ	p 值
支付 - 信用	0.42	<0.001
支付 - 物流	0.38	<0.001
信用 - 物流	0.35	<0.001

所有相关系数在 0.01 水平下显著，表明三类风险呈现中度正相关，存在联合建模的必要性(表 5)。

(2) 尾部相依系数诊断

上下尾相依系数基本对称，表明在极端事件发生时，三类风险的同步上升与同步下降行为近似对称，不存在显著的非对称尾部依赖(表 6)。

Table 6. Diagnosis of tail dependence coefficient
表 6. 尾部相依系数诊断

变量对	上尾相依系数	下尾相依系数
支付 - 信用	0.23	0.21
支付 - 物流	0.19	0.18
信用 - 物流	0.20	0.19

3.3.2. Copula 族的选择与参数估计

基于依赖性诊断结果(对称尾部相依、无显著非对称性), 采用两阶段极大似然法(IFM)进行估计, 使用 AIC 进行模型选择(表 7)。

Table 7. Selection and parameter estimation of copula family
表 7. Copula 族的选择与参数估计

Copula 类型	对数似然	参数个数	AIC
高斯 Copula	156.2	3	-306.4
t-Copula	162.8	4	-317.6
Clayton Copula	148.5	3	-291.0
Gumbel Copula	149.1	3	-292.2

t-Copula 的 AIC 最低, 且其尾部相依参数显著不为 0 (自由度为 6.2, $p < 0.01$), 表明 t-Copula 最能捕捉三类风险在极端事件中的联动特征。

最终估计的 t-Copula 参数为:

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0.58 & 0.52 \\ 0.58 & 1 & 0.49 \\ 0.52 & 0.49 & 1 \end{bmatrix}$$

自由度 $\nu = 6.2$ (95%置信区间: [5.1, 7.5])。

3.3.3. 场景切换机制与联合概率计算

在常态窗口(非促销月份)使用 t-Copula 捕捉对称相关。在大促月份(如 6 月、11 月)引入 Clayton Copula 作为切换组件, 以吸收可能出现的非对称下尾相依(即风险同时恶化程度不对称)。场景切换的依据是滚动窗口内的尾部相依系数变化: 当上尾与下尾系数之差超过 0.10 时, 触发切换。联合概率计算采用 Monte Carlo 模拟(10 万次), 输出联合超阈概率(支付 > 19 次、信用 > 600 元、物流周事件数 > 100), 用于动态预警阈值设定。

4. 电子商务交易风险的防范策略与效果评估

4.1. 基于风险模型的动态预警策略

基于平台交易链路的常态波动特性, 本研究把支付风险的动态预警阈值锚定在泊松模型参数上。结合 2023 年估计的强度 λ 为 12, 把阈值设定为 λ 加两倍标准差, 折算为 19 次每月, 并把常态窗口按自然月对齐剔除大促月份来维持齐性强度。进一步观察发现, 促销与外部扰动导致的短时脉冲需要单独响应, 因而在高峰场景启用分段强度, 阈值随运营节奏切换。监测侧围绕滚动时间窗开展核查, 把日度新增计

数与月累计偏离进行对比，并以连续上行与异常脉冲的组合特征作为触发依据；当月度预测超过 19 次或连续两周逼近阈值时触发预警。预警信息由风险引擎生成告警单并同步推送至支付风险控制、资金清结算以及商家服务团队，同时在运营驾驶舱呈现状态以及处置进度[15]。支付侧执行渠道降权、强认证以及单笔限额收紧，资金侧核验对账以及拒付异常，商家服务侧开展客户沟通以及纠纷预防，数据治理侧复核计数质量并回填特征。为提高可用性，告警流全程记录事件哈希与版本号，形成可追溯的审计链，并在工单层面固定字段模板与状态机以减少遗漏。参数维护运用滚动窗口在月末更新强度以及阈值，变更需经双人复核以及灰度发布，同时对促销标记以及渠道结构的变化进行重加权，以便让阈值对业务节奏保持灵敏而不过度波动。处置闭环以黄橙红三档进行定级和动作绑定，工单在规定时限关闭后把根因以及规则调整沉淀至参数库，以便在高峰期启用强化策略并在期后恢复到基准阈值。

4.2. 信用风险的分级管控策略

鉴于信用风险损失在订单维度呈中心区间相对对称且由多类细微成本叠加，本研究把正态分布的分位区间当作等级划分的基准，并以季度滚动窗口对用户进行分层标定。把单笔损失低于 $\mu - \sigma$ 界定为低等级，把介于 $\mu - \sigma$ 与 $\mu + \sigma$ 之间界定为中等级，把高于 $\mu + \sigma$ 界定为高等级；在 2023 年基准参数下，阈值折算为低于 400 CNY、中间区间为 400 至 600 CNY、高等级高于 600 CNY。为避免促销期偏移，标定窗口剔除异常周并对极端样本实施重加权处理，从而把结构性脉冲对等级稳定性的影响降至可接受范围内[16]。

在管控侧，把分级结果嵌入授信、定价与核验三条策略链路。低等级维持基准授信与常规核验，重点把履约稳定性与历史争议率作为辅因子进行动态观测；中等级在额度管理上实施调降并缩短账期，把催收节奏前移并启用设备绑定与地理位置一致性核查，围绕大额交易追加一次性身份核验与交易意愿确认；高等级触发强化约束，把交易保证金设置为交易金额的 10%，同步启用预授权冻结、强实名核身与人工复核，涉诈高敏品类实施下架或限购，资金清结算侧对退款与放款设置分段与滞后以压降坏账暴露。由此把风险成本外显化到资金约束与流程强度上，使高暴露个体的边际损失得到有效压制。

执行机制上，把决策引擎配置为按用户滚动行为得分与品类特征联合输出等级，并把风控工单、商家协同与客服沟通串联为闭环；阈值与策略按月更新并经灰度发布，重大变更执行双人复核。对连续三个月稳定在低等级的账户实施额度回调与费率下调，对高峰窗口出现异常偏离的账户借助人工复盘与黑产特征补充进行处置，使分级管控在常态与高峰场景下保持可操作性与稳定性。

4.3. 防范策略的实施效果评估

为评估策略对交易链路暴露的实际影响，本研究把评估窗口按自然月对齐并剔除两期促销周，运用滚动稳健均值来刻画中心水平，并把基准模型参数当作参照来使用。评价聚焦三项指标，分别是支付风险的月度到达强度、信用风险的月度平均单笔损失以及物流事件在三类风险中的结构占比，借此避免样本异质与外部脉冲的干扰。表 8 展示前后描述性对比。

Table 8. Descriptive comparison of risk indicators before and after the implementation of prevention strategies on an e-commerce platform

表 8. 某电商平台防范策略实施前后风险指标前后描述性对比

指标	实施前	实施后	口径说明
支付风险月度到达强度	12 times/month	8 times/month	常态月对齐剔除促销
信用风险月度平均单笔损失	500 CNY	350 CNY	订单损失滚动均值
物流风险结构占比	4%	2.5%	事件计数构成比

受限于平台无法在同一时期设置对照组, 本研究采用前后对比设计, 结果应视为相关性证据而非严格因果关系。在此基础上, 指标变化表明策略实施后各项风险暴露有所下降。

5. 结语

本文以泊松、正态与 Copula 为核心, 构建电商交易多风险联合建模与策略体系, 并在真实数据上验证其对强度、损失与结构暴露的压降效果。研究表明, 基于参数驱动的动态预警与分级管控, 可在常态窗口保持稳定敏感度, 并通过场景切换覆盖高峰脉冲。需要注意厚尾与过度离散仍可能在极端场景下放大暴露, 后续可引入非齐次强度、稳健尾部校正与分层标定, 并结合实时流式监测与在线学习, 进一步提升响应速度与阈值自适应能力。

参考文献

- [1] 陈金燕. 电子商务交易模式重构商业形态会计核算如何应对新挑战[J]. 中国商界, 2025(13): 192-193.
- [2] 关卫棉. 大数据背景下互联网金融风险防范路径[J]. 金融文坛, 2025(7): 13-15.
- [3] 侯佳音. 审计视角下跨境电商企业风险与控制——以“亚马逊”企业为例[J]. 中国储运, 2025(7): 102-103.
- [4] 王江涛, 蔡雅, 郑承利. 一类自适应的风险预测算法及其应用[J]. 中国管理科学, 2023, 31(8): 1-8.
- [5] 杨文俊, 谢力, 卢毅, 毛维平, 王敦宇. 基于数据驱动 Apriori-RMM 的装备采购合同履行风险评估[J]. 兵工自动化, 2025, 44(3): 61-65+72.
- [6] 何建民, 王晨溪. 物流企业货运风险评估与成本控制研究——基于货运作业模式风险博弈抉择的成本事前测算方法分析[J]. 价格理论与实践, 2024(10): 99-105.
- [7] 马潇宇, 贺舟, 林超华. 基于主体建模仿真的供应链风险管理研究: 现状、问题与展望[J]. 管理评论, 2026, 38(5): 238-250.
- [8] 焦淑芳. 电子商务企业会计实务处理中的税务合规性研究[J]. 中国科技投资, 2025(19): 52-54.
- [9] 王健禹. 基于随机控制的最优配对交易策略问题[J]. 天府数学, 2025(3): 13-16.
- [10] 秦星红, 蒋雯, 胡森森, 李贵萍, 曹园园. 考虑制造商质量风险规避的网购供应链延保定价与商业保险联合策略研究[J]. 系统工程理论与实践, 2026, 46(2): 723-737.
- [11] 王彦凯, 彭幸春. 带交易成本的时间一致风险控制与投资策略[J]. 数学物理学报, 2024, 44(5): 1400-1414.
- [12] 陈华, 石钊颖. 网络风险及保险研究: 文献综述与研究展望[J]. 武汉金融, 2022(5): 66-74.
- [13] 杨健. 农村电商供应链风险及法律规制研究[J]. 法制博览, 2025(19): 109-111.
- [14] 黄凯熙. 信息化背景下光电企业内部审计的风险识别与应对策略[J]. 财会通讯, 2024(21): 116-120.
- [15] 苏婉, 于森. 基于随机微分博弈的企业数据交易合作策略研究[J]. 现代情报, 2025, 45(11): 116-129.
- [16] 陈宏微. 创业投资项目风险评估模型及应用研究[J]. 数字经济, 2025(Z1): 93-95.