

基于混合幂律过程的电子商务软件系统可靠性模型

杨 婷¹, 杨剑锋^{2*}

¹贵州大学数学与统计学院, 贵州 贵阳

²南宁师范大学数学与统计学院, 广西 南宁

收稿日期: 2025年10月14日; 录用日期: 2025年10月28日; 发布日期: 2025年11月21日

摘 要

随着电子商务的快速发展,以京东、淘宝、拼多多等为代表的电商平台已成为现代商业活动的重要载体。这些电子商务软件系统通常具有微服务化、高并发、分布式架构等技术特征,其复杂性和稳定性面临着巨大挑战。一次系统故障可能导致订单中断、支付失败等严重后果,给平台和商家带来巨大的经济损失,因此,对电子商务软件系统进行精确的可靠性评估与预测,已成为保障其业务连续性和稳定运行的关键。本文提出了一种幂律过程分别与GO (Goel-Okumoto)模型(Power Law Process - Goel-Okumoto, PLP_GO)和DSS (Delay S-Shaped)模型(Power Law Process - Delay S-Shaped, PLP_DSS)相结合的软件可靠性模型,该模型采用极大似然估计方法进行参数估计,并与传统的GO模型、DSS模型和幂律模型进行对比分析。以蒙特卡洛方法生成的电子商务软件系统仿真故障数据为案例,结果表明,本文所构建的PLP_GO模型拟合效果及预测效果均表现最优,能够有效描述电商系统在用户访问量激增、第三方服务集成等复杂场景下的可靠性变化规律,因此该模型适用于电子商务软件系统的可靠性评估。

关键词

电子商务, 可靠性模型, 幂律过程, PLP_GO模型

Reliability Model for E-Commerce Software Systems Based on Hybrid Power Law Process

Ting Yang¹, Jianfeng Yang^{2*}

¹School of Mathematics and Statistics, Guizhou University, Guiyang Guizhou

²School of Mathematics and Statistics, Nanning Normal University, Nanning Guangxi

*通讯作者。

文章引用: 杨婷, 杨剑锋. 基于混合幂律过程的电子商务软件系统可靠性模型[J]. 电子商务评论, 2025, 14(11): 1586-1599. DOI: 10.12677/ec.2025.14113598

Abstract

With the rapid development of e-commerce, platforms such as JD.com, Taobao, and Pinduoduo have become crucial carriers of modern commercial activities. These e-commerce software systems typically feature microservices architecture, high concurrency, and distributed infrastructure, presenting significant challenges in terms of complexity and stability. System failures may lead to severe consequences including order interruption and payment failures, causing substantial economic losses to both platforms and merchants. Therefore, accurate reliability assessment and prediction for e-commerce software systems have become critical for ensuring business continuity and stable operation. This paper proposes a hybrid software reliability model that integrates a Power Law Process (PLP) with the Goel-Okumoto (GO) model (referred to as PLP_GO) and the Delay S-Shaped (DSS) model (referred to as PLP_DSS). The parameters of the proposed models are estimated using the maximum likelihood estimation method. A comparative analysis is conducted against traditional GO, DSS, and Power Law models. Using Monte Carlo simulation-generated failure data of an e-commerce software system as a case study, the results demonstrate that the proposed PLP_GO model achieves the best performance in both fitting accuracy and predictive capability. It effectively captures the reliability evolution of e-commerce systems under complex scenarios such as sudden surges in user traffic and integration with third-party services. Therefore, the PLP_GO model is well-suited for reliability assessment of e-commerce software systems.

Keywords

E-Commerce, Reliability Model, Power Law Process, PLP_GO Model

Copyright © 2025 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

随着电子商务在现代社会经济活动的蓬勃发展,其软件系统的可靠性已成为影响企业运营和用户体验的关键因素。特别是在“双十一”和“618”等大促场景下,电商平台面临的高并发访问、微服务架构复杂性以及第三方服务依赖等挑战,这使得系统可靠性保障变得尤为重要。

在电子商务软件系统的可靠性建模中,非齐次泊松过程软件可靠性模型展现出独特优势。杨剑锋[1]等通过引入用户行为和排错延迟因素构建的多版本可靠性增长模型,构建了更贴合电商软件开发与运维实践的可靠性增长模型。陈静[2]等对NHPP类开源软件模型的极大似然估计研究,为电商系统中广泛使用的开源组件可靠性评估提供了重要方法支持。张宗利[3]等基于哈肯模型的电子商务系统演化机制研究,从系统动力学角度揭示了电商系统可靠性的演化规律。夏显力[4]等对中国电子商务发展空间关联网络结构的研究,为分布式系统可靠性分析提供了地理维度参考。王超[5]等基于订单调度的B2C电子商务服务质量评价研究,为电商核心业务流程的可靠性保障提供了重要参考。王伟军[6]等开展的基于语言评价信息的移动电子商务服务质量评价研究,为移动端用户体验的可靠性度量提供了新方法。任晓霞[7]等对电子商务网站安全问题的系统性分析,为电商系统安全防护提供了基础框架。申社芳[8]等对电子商务环境下会计明细信息可靠性的研究,为电商系统数据可信度保障提供了理论依据。罗汉仙娃[9]等对大数据技

术在电子商务发展中应用的研究,为基于数据驱动的可靠性优化提供了路径。陈莉霞[10]等对人工智能时代电子商务发展路径的分析,为智能技术在可靠性保障中的应用指明了方向。李泳佳[11]等对数字经济背景下跨境电子商务发展的研究,为跨域电商系统的可靠性挑战提供了新视角。

在技术创新与应用方面,Gomes [12]等为微服务架构下电商系统的监控与故障诊断提供了理论框架。Miao [13]等为保障电商系统质量提供了新的技术路径。Rani [14]等提出的云环境容错框架,为电商平台在动态资源调度中的可靠性保障提供了解决方案。Zhang [15]等基于大数据的电商客户满意度多模态预测研究,为理解用户满意度与系统可靠性的关联提供了新视角。Yang [16]等通过结构方程模型研究直播电商中消费者购买意愿的影响机制,为直播电商场景下的可靠性需求分析提供了参考。Hung-Cuong [17]等提出的基于 S 形函数的不完美调试 NHPP 模型,进一步完善了电商软件测试过程的可靠性建模。Wu [18]对社会网络中幂律分布的研究,为分析电商平台用户行为模式提供了理论依据。Çolak [19]等基于人工神经网络和贝叶斯正则化的可靠性研究,为复杂分布下的可靠性分析提供了新方法。Liao [20]等开发的基于深度学习的可修复系统可靠性参数估计框架,为处理电商系统复杂故障数据提供了有效工具。Junming [21]等对不完全数据下幂律过程的贝叶斯估计研究,为实际工程中的数据处理提供了方法论支持。Yang [22]基于伽马族分布的有限失效 NHPP 模型比较研究,为电商场景下的模型选择提供了参考。Tokuno [23]等将 NHPP 模型拓展到性能可靠性的随机评估,为电商系统综合评估提供了方法。Gaudoin [24]等提出的基于 Duane 图的拟合优度检验方法,为可靠性模型验证提供了实用工具。Rigdon [25]等建立的幂律过程理论基础,为分析电子商务可修复系统可靠性提供了数学基础。Kim [26]等和 Seo [27]等通过实证研究对比 NHPP 模型预测能力,为电商系统可靠性模型选择提供了实践依据。

综上,这些研究共同构成了电子商务系统可靠性研究的完整体系,从经典可靠性模型到现代评估方法,从技术实现到商业价值,为电商系统的可靠性保障提供了坚实的理论支撑和实践指导。在电子商务系统可靠性建模的理论方法、参数估计和验证评估等方面已取得重要进展,同时也存在明显不足,例如,缺乏对电商系统可靠性的整体性分析框架,传统单一的可靠性模型在处理电子商务软件系统的故障数据时仍存在局限性,而且将其与幂律过程相结合建立电商特定场景的模型研究较少。

因此本文提出 PLP_GO 模型和 PLP_DSS 模型对电子商务软件系统故障的仿真数据进行可靠性建模分析,该模型融合了幂律模型和传统 NHPP 模型的优势,能够捕捉不同阶段或不同原因所引发的系统故障模式,从而提高电子商务系统运行的可靠性。本文的主要内容如下:第二节主要介绍基于混合幂律过程的可靠性模型;第三节针对生成的电子商务软件系统仿真故障数据集进行案例分析;第四节根据不同模型的实验结果得出结论。

2. 基于混合幂律过程的可靠性模型

2.1. 传统 NHPP 可靠性模型

NHPP 是软件和可修复硬件系统可靠性建模中最重要、最广泛应用的数学典型框架,尤其适合于描述像电子商务系统这样在测试与上线后仍需要持续迭代和修复的开发过程。假设一个计数过程 $\{N(t), t \geq 0\}$ ($N(t)$ 表示到 t 时刻为止发生的累计失效次数,在电子商务场景下,这些失效可表现为 API 接口调用失败、支付交易超时和页面服务不可用等影响用户体验的事件)被称为 NHPP,通常需要满足的条件有:

- (1) $N(0) = 0$
- (2) 过程具有独立增量
- (3) 在任意时间区间 $(t, t + \Delta t]$ 内发生一次失效的概率近似为 $\lambda(t)\Delta t$
- (4) $N(t)$ 服从泊松分布,其均值函数为 $E[N(t)] = m(t) = \int_0^t \lambda(s)ds$, 其中 $\lambda(s)$ 称为失效强度函数。

常见的传统 NHPP 可靠性模型有 DSS (Delay S-Shaped)模型和 GO (Goel-Okumoto)模型。其区别在于对缺陷发现与修复状态的不同假设,这也对应着电商软件系统不同的测试阶段或组件特性。对于 DSS 模型,其均值函数和失效强度函数分别为

$$m(t) = a[1 - (1 + bt)e^{-bt}] \quad (1)$$

$$\lambda(t) = ab^2te^{-bt} \quad (2)$$

其中, $m(t)$ 表示电商软件系统的累积故障数, $\lambda(t)$ 表示电商软件系统的失效率, a 表示电商软件系统的故障总量, b 表示电商软件系统故障发现率, t 表示电商软件系统开始测试的时间。

本文所采用的参数估计方法为极大似然估计,记 (t_k, m_k) ($k = 1, 2, \dots, n; 0 < t_1 < t_2 < \dots < t_n$) 为 n 个观测到的电商系统失效数据对, m_k 表示在时间段 $[0, t_k]$ 电商系统上检测到的累计失效数,且 $m_0 = 0$, 可以得出分组数据下 DSS 模型的似然函数为

$$L(\theta) = e^{-a[1 - (1 + bt_n)e^{-bt_n}]} \prod_{k=1}^n \frac{\{a[(1 + bt_{k-1})e^{-bt_{k-1}} - (1 + bt_k)e^{-bt_k}]\}^{m_k - m_{k-1}}}{(m_k - m_{k-1})!} \quad (3)$$

得到对数似然函数后分别对参数求导,可以得到分组数据下 DSS 模型的似然方程组

$$\begin{cases} a = \frac{m_n}{1 - (1 + bt_n)e^{-bt_n}} \\ \sum_{k=1}^n \left[\frac{(m_k - m_{k-1})(bt_k^2 e^{-bt_k} - bt_{k-1}^2 e^{-bt_{k-1}})}{(1 + bt_{k-1})e^{-bt_{k-1}} - (1 + bt_k)e^{-bt_k}} \right] - abt_n^2 e^{-bt_n} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

对于 GO 模型,其均值函数和失效强度函数分别为

$$m(t) = a(1 - e^{-bt}) \quad (5)$$

$$\lambda(t) = abe^{-bt} \quad (6)$$

其中, $m(t)$ 表示电商软件系统的累积故障数, $\lambda(t)$ 表示电商软件系统的失效率, a 表示电商软件系统的故障总量, b 表示电商软件系统故障发现率, t 表示电商软件系统开始测试的时间。

本文所采用的参数估计方法为极大似然估计,可以得出分组数据下 GO 模型的似然函数为

$$L(\theta) = e^{-a(1 - e^{-bt_n})} \prod_{k=1}^n \frac{[a(e^{-bt_{k-1}} - e^{-bt_k})]^{m_k - m_{k-1}}}{(m_k - m_{k-1})!} \quad (7)$$

得到对数似然函数后分别对参数求导,可以得到分组数据下 GO 模型的似然方程组

$$\begin{cases} \frac{m_n}{a} = 1 - e^{-bt_n} \\ \sum_{k=1}^n (m_k - m_{k-1}) \frac{t_k e^{-bt_k} - t_{k-1} e^{-bt_{k-1}}}{e^{-bt_{k-1}} - e^{-bt_k}} - at_n e^{-bt_n} = 0 \end{cases} \quad (8)$$

2.2. 幂律过程

幂律过程被广泛应用于可靠性增长和软件可靠性的建模研究,基于幂律过程的可靠性模型(PLP)的均值函数和失效强度函数分别为

$$m(t) = \alpha t^\beta \quad (9)$$

$$\lambda(t) = \alpha\beta t^{\beta-1} \quad (10)$$

其中 $\alpha > 0$ 为尺度参数, 表示电商系统初始故障规模, $0 < \beta < 1$ 为形状参数, 表示测试和修复活动对提升电商系统可靠性的效率。当 $0 < \beta < 1$ 时, $\lambda(t)$ 随着时间递减, 表明系统可靠性呈现增长趋势, 说明电商系统的稳定性正在提升。对电子商务系统而言, 其失效强度在特定时期(如“双十一”大促)可能出现增长, 而 PLP 模型能够描述这种可靠性衰减的风险。更重要的是, 电商系统中用户访问、资源消耗等指标常遵循幂律分布, 这使得 PLP 模型在刻画其底层失效机理时具有优势。

由于电子商务软件系统的失效过程是复杂的, 可能同时包含 GO 模型所描述的初期快速发现易暴露故障的特性, 以及 PLP 模型所描述的由于系统演化、负载变化带来的时变失效强度特性。为构建一个更具一般性的模型, 本文将 PLP 模型分别与 GO 模型和 DSS 模型的均值函数通过线性加权进行融合, 提出了 PLP_GO 模型和 PLP_DSS 模型。PLP_GO 模型的均值函数和失效强度函数分别为

$$m(t) = \omega\alpha t^\beta + (1-\omega)a(1-e^{-bt}) \quad (11)$$

$$\lambda(t) = \omega\alpha\beta t^{\beta-1} + (1-\omega)abe^{-bt} \quad (12)$$

本文所采用的参数估计方法为极大似然估计, 可以得出分组数据下 PLP_GO 模型的似然函数为

$$L(\theta) = e^{-[\omega\alpha t_n^\beta + (1-\omega)a(1-e^{-bt_n})]} \cdot \prod_{k=1}^n \frac{[\omega\alpha(t_k^\beta - t_{k-1}^\beta) + (1-\omega)a(e^{-bt_{k-1}} - e^{-bt_k})]^{m_k - m_{k-1}}}{(m_k - m_{k-1})!} \quad (13)$$

PLP_DSS 模型的均值函数和失效强度函数分别为

$$m(t) = \omega\alpha t^\beta + (1-\omega)a[1 - (1+bt)e^{-bt}] \quad (14)$$

$$\lambda(t) = \omega\alpha\beta t^{\beta-1} + (1-\omega)ab^2te^{-bt} \quad (15)$$

本文所采用的参数估计方法为极大似然估计, 可以得出分组数据下 PLP_DSS 模型的似然函数为

$$L(\theta) = e^{-\{\omega\alpha t_n^\beta + (1-\omega)a[1 - (1+bt_n)e^{-bt_n}]\}} \cdot \prod_{k=1}^n \frac{\{\omega\alpha(t_k^\beta - t_{k-1}^\beta) + (1-\omega)a[(1+bt_{k-1})e^{-bt_{k-1}} - (1+bt_k)e^{-bt_k}]\}^{m_k - m_{k-1}}}{(m_k - m_{k-1})!} \quad (16)$$

通过极大似然法对参数进行估计之后, 确定模型的权重 ω , 该权重参数能够量化两种失效机制在特定电商系统或特定运维阶段中的相对重要性, 并且使用模型对电子商务系统的故障数据进行拟合和预测, 进而评估电子商务软件系统的可靠性。

3. 案例分析

为了比较不同模型之间的性能好坏, 本文基于蒙特卡洛方法生成电子商务软件系统仿真故障数据对 GO 模型、DSS 模型、PLP 模型、PLP_DSS 模型以及 PLP_GO 模型进行对比分析。

3.1. 数据来源

本文数据来源于电子商务软件系统仿真故障数据, 按照电子商务软件系统故障发生时间以天为单位提取了 90 天的故障数据, 如表 1 所示。

3.2. 模型评估

为了比较模型的性能, 本文选用以下指标进行衡量: RMSE、MAE。

Table 1. E-commerce software system simulation data
表 1. 电子商务软件系统仿真数据

时间/天	故障数	时间/天	故障数	时间/天	故障数	时间/天	故障数	时间/天	故障数
1	4	19	20	37	13	55	8	73	12
2	15	20	4	38	10	56	1	74	6
3	10	21	8	39	11	57	9	75	11
4	13	22	12	40	5	58	8	76	10
5	18	23	14	41	9	59	6	77	7
6	3	24	13	42	12	60	7	78	5
7	13	25	10	43	8	61	10	79	13
8	16	26	10	44	12	62	16	80	5
9	11	27	10	45	7	63	9	81	12
10	9	28	9	46	12	64	10	82	6
11	18	29	11	47	11	65	13	83	5
12	18	30	5	48	11	66	3	84	8
13	19	31	8	49	11	67	13	85	7
14	12	32	10	50	5	68	12	86	7
15	12	33	6	51	2	69	12	87	6
16	13	34	10	52	7	70	6	88	8
17	16	35	14	53	9	71	7	89	15
18	7	36	14	54	5	72	6	90	6

1) 均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)

RMSE 是衡量模型预测值与真实值之间平均误差幅度的指标, 通过对“预测误差的平方和”取均值后再开平方得到。RMSE 值越小, 说明模型预测值与真实值的平均偏差越小, 预测精度越高。其计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

(17)

其中, y_i ($i=1,2,\cdots,n$, n 为样本数量)是第 i 个观测值, 对应的预测值为 $\hat{y}_i$ 。

2) 平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)

MAE 是衡量模型预测值与真实值之间平均绝对偏差的指标, 通过对“预测误差的绝对值”取均值得到。MAE 值越小, 模型预测的平均绝对偏差越小。其计算公式为:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

(18)

其中, y_i ($i=1,2,\cdots,n$, n 为样本数量)是第 i 个观测值, 对应的预测值为 $\hat{y}_i$ 。

3.3. 参数估计结果及模型性能比较

本文基于生成的电子商务软件系统的仿真故障数据集, 将数据集分为了训练集(1~70)和测试集(71~90), 利用极大似然法求解了 NHPP 类软件可靠性增长模型和混合幂律模型的参数估计结果, 模型的参数估计结果见表 2。在 GO 模型中, $b=0.0073$ 说明故障发生的过程较平缓; 在 DSS 模型中, $b=0.0459$

说明故障发现率高于 GO 模型；在 PLP 模型中， $\beta = 0.8930$ 说明失效率随着时间呈现递减趋势，系统整体显示出可靠性增长，对于电子商务系统而言可能存在微服务依赖，在面临大流量冲击时，可能导致系统发生可靠性衰退；在 PLP_GO 模型中， $\omega = 0.6449$ 说明对于该电商软件系统，其失效行为约有 64.5% 的特性可由 PLP 模型解释，约有 35.5% 的特性可由 GO 模型解释，在 PLP_DSS 模型中， $\omega = 0.8793$ 说明对于该电商软件系统，其失效行为约有 87.93% 的特性可由 PLP 模型解释，约有 12.07% 的特性可由 DSS 模型解释，两种模型融合的结果均说明在混合幂律模型中 PLP 模型占主导地位。

Table 2. Model parameter estimation results
表 2. 模型参数估计结果

模型	参数估计结果				
	a	b	α	β	ω
GO	1799.6360	0.0073	-	-	-
DSS	861.3668	0.0459	-	-	-
PLP	-	-	16.2230	0.8930	-
PLP_DSS	1000.1346	0.1126	10.1318	0.9900	0.8793
PLP_GO	1000.2240	0.0184	10.6460	0.9900	0.6449

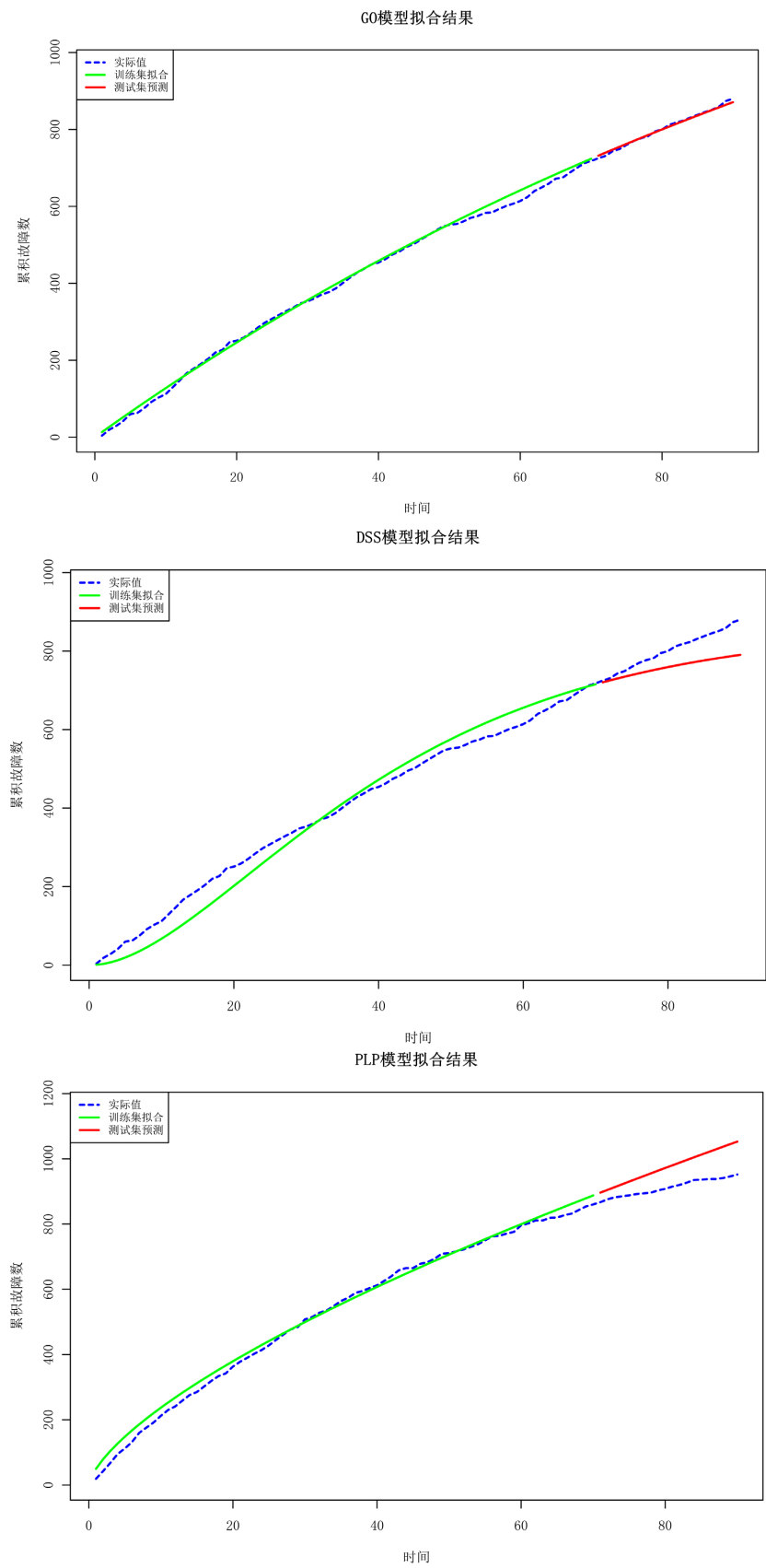
为了评估不同模型在电子商务系统中的可靠性，由表 3 中可以得出，DSS 模型在训练集和测试集上的 RMSE 和 MAE 均高于其他模型，表明该模型假设与电商软件系统的失效数据拟合和预测能力较差。PLP_DSS 模型在训练集上表现更好，但其在测试集上的表现远差于 PLP_GO 模型，这表明 PLP_DSS 可能存在一定的过拟合现象，导致对新数据的预测能力下降。而 PLP_GO 在训练和测试集上均保持了良好且一致的性能，表明通过对 GO 模型和 PLP 模型进行加权融合，能够更好地反映电子商务软件系统的故障数据，因此其拟合效果最优，表明利用 PLP_GO 模型对电子商务软件系统做可靠性预测效果较好。

Table 3. Model performance comparison
表 3. 模型性能比较

模型	RMSE_train	MAE_train	RMSE_test	MAE_test
GO	11.0087	8.6107	4.6212	3.5713
DSS	33.7780	29.2623	50.7755	44.0852
PLP	13.8500	12.7100	16.3800	14.9500
PLP_DSS	7.2120	5.4434	5.2451	4.0281
PLP_GO	8.8996	7.6790	2.4500	2.0757

3.4. 模型的拟合能力

由图 1 可以得到 GO 模型、DSS 模型、PLP 模型、PLP_DSS 和 PLP_GO 模型的累计故障数拟合图。从图 1 中可以看出，PLP_GO 模型的拟合效果优于其他模型，因为 PLP_GO 模型在训练集和测试集上的拟合值与实际观测值几乎全部重合，说明该模型的拟合效果最优并且该模型对数据的适应性也较强，因此它适用于评估电子商务软件系统故障数据的变化情况。



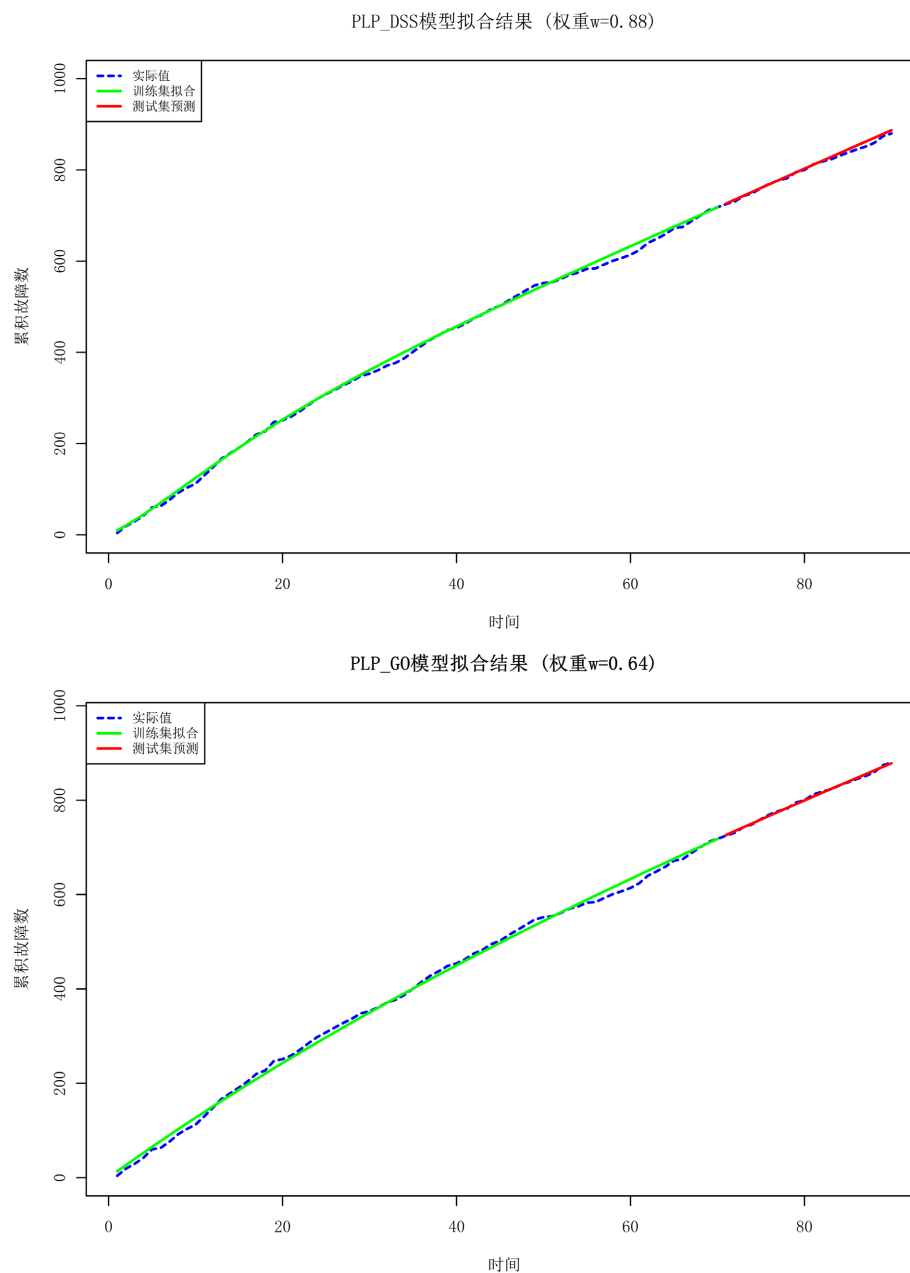
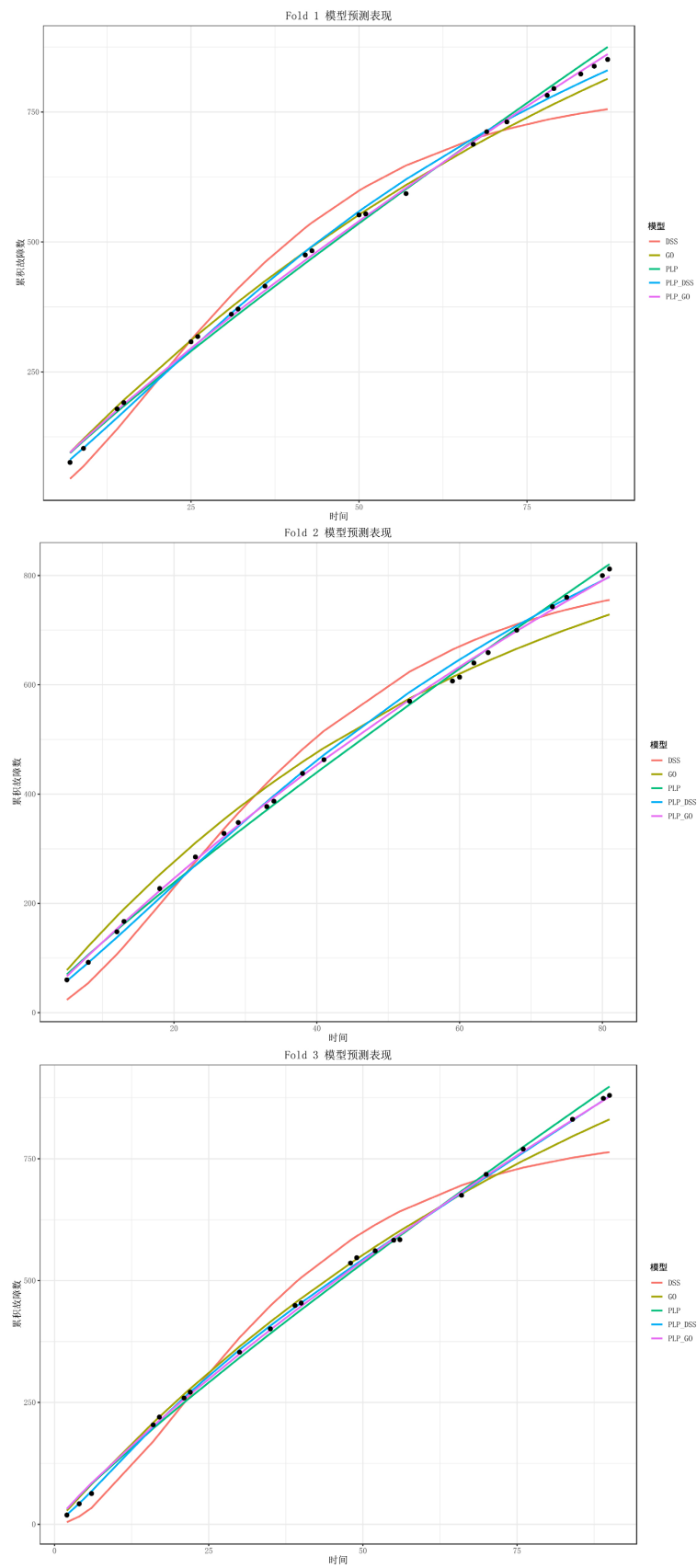


Figure 1. Fit of the cumulative number of failures for the models

图 1. 模型的累计故障数拟合效果

3.5. 模型的泛化能力

为了评估不同模型的泛化能力, 本文采用了 k 折交叉验证的方法, 其中 $k=4$, 将 90 天数据随机分为 4 个互斥的子集, 进行 4 轮训练和测试, 每轮使用不同的子集作为测试集, 得到的结果见图 2。从 4 折交叉验证结果来看, 所有模型都展现了较好的预测能力, 预测曲线与实际观测值较接近, 其中 PLP_GO 模型在 4 个折叠中都最接近实际观测值, 在不同的数据子集上表现一致, 说明融合 PLP 模型和 GO 模型能够得到更好的预测效果。同时由图 3 中的模型性能指标可以得出, PLP_GO 模型在 4 折交叉验证中的 RMSE 和 MAE 都最小, 说明该模型的预测精度较高。



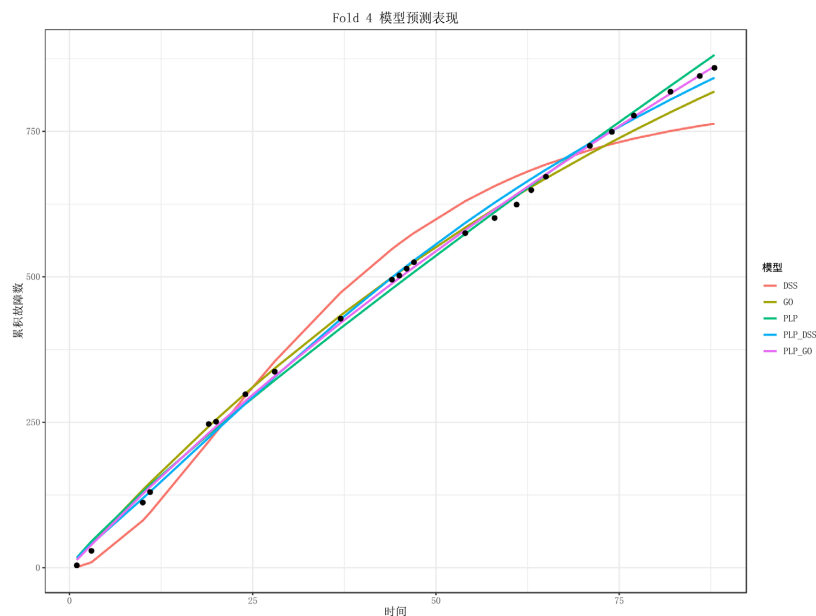


Figure 2. Prediction performance of various models in 4-fold cross-validation
图 2. 各模型在 4 折交叉验证上的预测表现

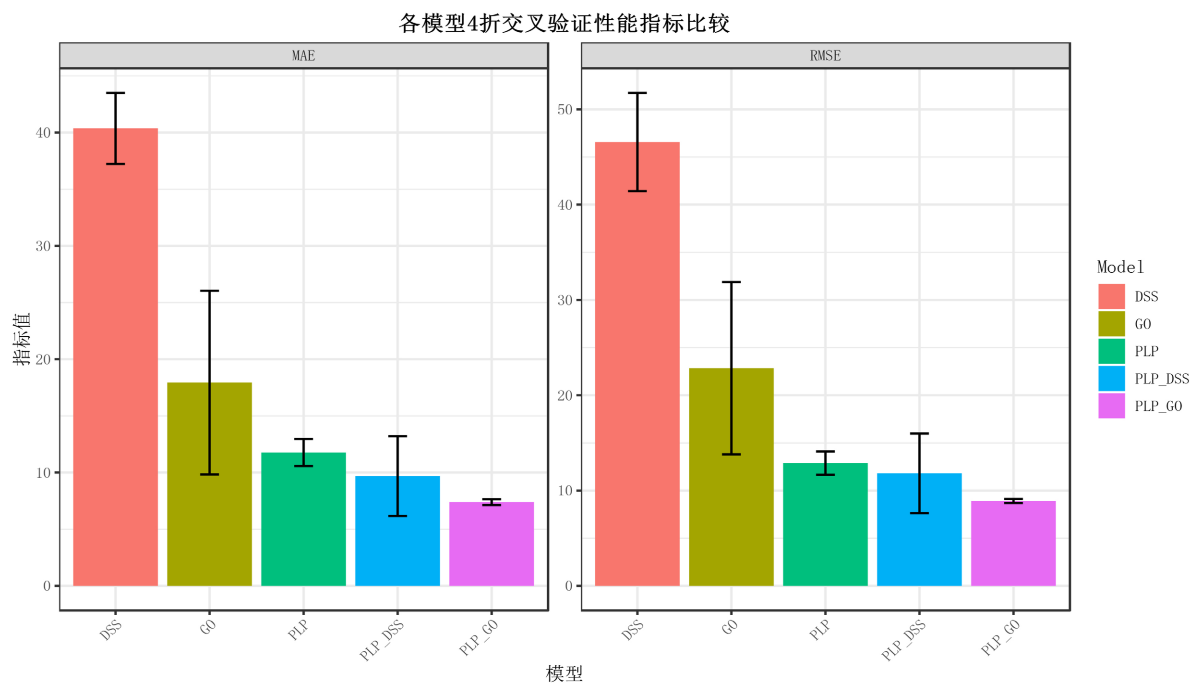


Figure 3. Performance metrics comparison of various models in 4-fold cross-validation
图 3. 各模型 4 折交叉验证性能指标比较

3.6. 模型的预测能力

相对误差(Relative Error, RE)是一种常见的模型预测有效性的判断标准, 其计算公式为:

$$RE = \frac{m(t_q) - m_q}{m_q} \quad (19)$$

其中 $m(t_q)$ 为估计值， m_q 为实际观测值。

为了比较不同模型的预测性能，本文将所用故障数据分为训练集和测试集，并且画出不同模型在训练集和测试集上的 RE 曲线对比图，见图 4。RE 曲线越接近于 0，说明其模型预测性能越好。由图 4 可知：PLP_GO 模型的 RE 值最接近于 0，说明该模型的预测效果最佳。RE 曲线的波动程度表明了对数据的拟合适应性，PLP 模型和 DSS 模型在训练集上的 RE 值波动较大，说明在前期这两种模型对数据的拟合适应性较弱。而 PLP_GO 模型从初期开始，它的 RE 值在 0 的上下轻微波动，说明该模型对数据的拟合适应性强。

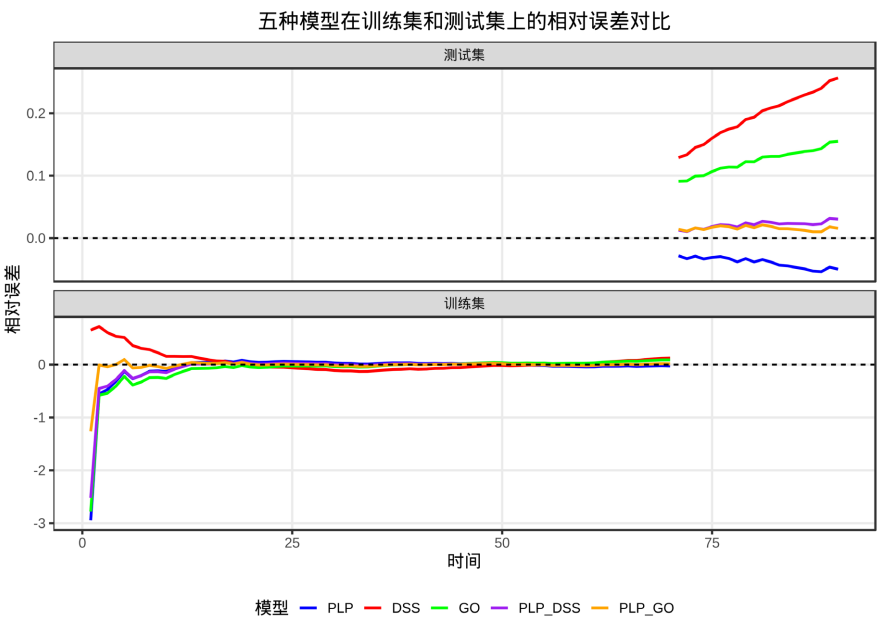


Figure 4. Comparative chart of relative error curves for models
图 4. 模型的相对误差曲线对比图

4. 总结

本文将生成的电子商务软件系统仿真故障数据作为研究对象，提出了 PLP_GO 模型和 PLP_DSS 模型，并将该模型与 GO 模型、DSS 模型和 PLP 模型进行比较。最后通过对比不同模型的拟合优度评估指标、拟合效果图以及相对误差曲线图，得出结论：本文所提出的 PLP_GO 模型的拟合效果最优，并且对数据的拟合适应性较强，因此利用该模型对电子商务软件系统进行可靠性分析具有较好的参考性。

同时，本文所提出的 PLP_GO 模型通过对电商系统故障数据进行高精度拟合，可以更准确地预测未来故障发生趋势与时间点，这能够帮助运维工程师提前识别系统潜在的可靠性风险。例如，该模型可以预测在“618”或“双十一”等大促下系统可能出现的故障高峰期，从而指导运维人员提前进行资源扩容、性能调优或部署热修复补丁。此外，该模型还可用于优化系统的维护策略，如确定最佳的软件更新周期或制定预防性维护计划，从而有效减少计划外停机时间，保障电子商务平台的连续稳定运行，提升用户体验并降低运营成本。因此，该模型不仅为可靠性评估提供了理论工具，也为实际的软件系统运维管理提供了科学的决策支持。

基金项目

国家自然科学基金项目(72361008)，广西自然科学基金面上项目(2025GXNSFAA069686)，贵州省科

技计划项目(编号: 黔科合支撑[2023]一般 268)。

参考文献

- [1] 杨剑锋, 胡文生. 考虑用户行为和排错延迟的多版本软件可靠性增长模型[J]. 系统工程理论与实践, 2020, 40(1): 262-272.
- [2] 陈静, 杨剑锋, 王喜宾, 等. NHPP 类开源软件可靠性增长模型的极大似然估计[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2022, 47(1): 174-184.
- [3] 张宗利, 李英, 李冰. 基于哈肯模型的电子商务系统演化机制研究——以家具电子商务为例的实证分析[J]. 系统科学与数学, 2020, 40(5): 891-901.
- [4] 夏显力, 李晓静. 中国电子商务发展的空间关联网络结构特征及其驱动因素分析[J]. 贵州社会科学, 2021(2): 132-140.
- [5] 王超, 吴斌, 李玉. 基于订单调度的 B2C 电子商务服务质量评价[J]. 企业经济, 2018(4): 73-79.
- [6] 王伟军, 汤璐, 侯银秀, 等. 基于语言评价信息的移动电子商务服务质量评价研究[J]. 图书情报工作, 2017, 61(4): 83-89.
- [7] 任晓霞. 电子商务网站的安全问题与应对措施[J]. 中国商贸, 2010(26): 110-111.
- [8] 申社芳. 对电子商务环境下会计明细信息可靠性的分析[J]. 财会研究, 2003(8): 32-34.
- [9] 罗汉仙娃. 大数据技术在电子商务发展中的应用[J]. 商场现代化, 2025(17): 31-33.
- [10] 陈莉霞. 人工智能时代电子商务发展路径分析[J]. 老字号品牌营销, 2025(16): 59-61.
- [11] 李泳佳. 数字经济背景下跨境电子商务发展的机遇与挑战研究[J]. 中国商论, 2025, 34(3): 39-42.
- [12] Gomes, F., Rego, P. and Trinta, F. (2025) A Systematic Mapping Study on Observability of Microservices-Based Applications: Fundamentals, Classifications, and Challenges. *Computing*, **107**, 1-25. <https://doi.org/10.1007/s00607-025-01540-w>
- [13] Miao, T., Shaafi, A.I. and Song, E. (2025) Systematic Mapping Study of Test Generation for Microservices: Approaches, Challenges, and Impact on System Quality. *Electronics*, **14**, Article 1397. <https://doi.org/10.3390/electronics14071397>
- [14] Rani, S.S., Alfawaz, O. and Khedr, A.M. (2025) A Robust Fault-Tolerant Framework for VM Failure Predication and Efficient Task Scheduling in Dynamic Cloud Environments. *Journal of Network and Computer Applications*, **244**, Article 104340. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2025.104340>
- [15] Zhang, X. and Guo, C. (2024) Research on Multimodal Prediction of E-Commerce Customer Satisfaction Driven by Big Data. *Applied Sciences*, **14**, Article 8181. <https://doi.org/10.3390/app14188181>
- [16] Yang, G., Chaiyasoonthorn, W. and Chaveesuk, S. (2024) Exploring the Influence of Live Streaming on Consumer Purchase Intention: A Structural Equation Modeling Approach in the Chinese E-Commerce Sector. *Acta Psychologica*, **249**, Article 104415. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2024.104415>
- [17] Hung-Cuong, N. and Quyet-Thang, H. (2024) An Imperfect Debugging Non-Homogeneous Poisson Process Software Reliability Model Based on a 3-Parameter S-Shaped Function. *International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering*, **34**, 869-889. <https://doi.org/10.1142/s0218194024500062>
- [18] Wu, J. (2024) Power Laws in Social Networks. In: Wu, J., Ed., *Social Network Computing*, Springer, 257-284. https://doi.org/10.1007/978-981-97-4084-0_8
- [19] Çolak, A.B., Sindhu, T.N., Lone, S.A., Shafiq, A. and Abushal, T.A. (2023) Reliability Study of Generalized Rayleigh Distribution Based on Inverse Power Law Using Artificial Neural Network with Bayesian Regularization. *Tribology International*, **185**, Article 108544. <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2023.108544>
- [20] Liao, H., et al. (2022) A Deep Learning-Based Framework for Parameter Estimation of Repairable System Reliability Models. *Expert Systems with Applications*, **207**, Article 118024.
- [21] Junming, H., Hongzhong, H. and Yanfeng, L. (2021) Bayesian Estimation of a Power Law Process with Incomplete Data. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, **32**, 243-251. <https://doi.org/10.23919/jsee.2021.000021>
- [22] Yang, T. (2021) A Comparative Study on the Performance Attributes of Finite Failure NHPP Software Reliability Model with Logistic Distribution Property. *International Journal of Engineering Research and Technology*, **13**, 371-380. <https://doi.org/10.37624/ijert/13.3.2020.438-443>
- [23] Tokuno, K., Nagata, T. and Yamada, S. (2011) Stochastic Software Performability Evaluation Based on NHPP Reliability Growth Model. *International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering*, **18**, 431-444. <https://doi.org/10.1142/s0218539311004172>

-
- [24] Gaudoin, O., Bo Yang, and Min Xie, (2003) A Simple Goodness-of-Fit Test for the Power-Law Process, Based on the Duane Plot. *IEEE Transactions on Reliability*, **52**, 69-74. <https://doi.org/10.1109/tr.2002.805784>
- [25] Rigdon, S.E. and Basu, A.P. (1989) The Power Law Process: A Model for the Reliability of Repairable Systems. *Journal of Quality Technology*, **21**, 251-260. <https://doi.org/10.1080/00224065.1989.11979183>
- [26] Kim, H. and Kim, K. (2015) Failure Time Prediction Capability Comparative Analysis of Software NHPP Reliability Model. *Journal of Digital Convergence*, **13**, 143-149. <https://doi.org/10.14400/jdc.2015.13.12.143>
- [27] Seo, Y.J., Yoo, T.H. and Lee, J.K. (2016) A Relative Research of the Software NHPP Reliability Based on Weibull Extension Distribution and Power Law Model. *Indian Journal of Science and Technology*, **9**, 1-6. <https://doi.org/10.17485/ijst/2016/v9i46/107199>