2025 年 第 25 卷 第 7 期
2025, 25(7):02832-09
科 学 技 术 与 工 程
Science Technology and Engineering
ISSN 1671—1815
CN 11—4688/T

DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2402656
引用格式:高庆鑫, 刘聪, 张在贵, 等. 业务流程模型挖掘算法可靠性评价方法[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(7): 2832-2840.
Gao Qingxin, Liu Cong, Zhang Zaigui, et al. Reliability evaluation method of business process model discovery algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(7): 2832-2840.

业务流程模型挖掘算法可靠性评价方法

高庆鑫[1], 刘聪[1,2*], 张在贵[3], 李会玲[4], 曾庆田[2]
(1. 山东理工大学计算机科学与技术学院, 淄博 255000; 2. 山东科技大学计算机科学与工程学院, 青岛 266590;
3. 济南浪潮数据技术有限公司, 济南 250100; 4. 山东理工大学电气与电子工程学院, 淄博 255000)

摘 要 流程模型挖掘算法能够从事件日志中挖掘流程模型,不同流程模型挖掘算法处理事件日志的能力不同。目前,大量涉及流程模型挖掘算法评价的工作大都是间接评价,而间接评价存在局限性。针对这一问题,将可靠性作为模型挖掘算法的重要直接评价指标,提出一种模型挖掘算法可靠性评价的方法,用于直接评价模型挖掘算法的性能。该方法对原始事件日志进行增量预处理以得到增量子日志集合;使用模型挖掘算法对增量子日志和原始事件日志进行处理,得到流程模型;最后,通过质量评估对业务流程模型挖掘算法的可靠性进行评价。基于公开的 9 个仿真事件日志和 4 个真实事件日志,从弱可靠性、噪声干扰可靠性和强可靠性 3 个方面对多个模型挖掘算法进行实验,实验结果表明:Heuristic Miner、Inductive Miner-infrequent、Inductive Miner 和 Alpha Miner 可靠性值依次为 4、3.2、2.4 和 1.6,可靠性值越高,算法的可靠性越强。可见本文方法能够有效地评价算法的可靠性。

关键词 流程挖掘; 模型挖掘算法; 事件日志; 可靠性评价; 质量评估;
中图法分类号 TP301; **文献标志码** A

Reliability Evaluation Method of Business Process Model Discovery Algorithm

GAO Qing-xin[1], LIU Cong[1,2*], ZHANG Zai-gui[3], LI Hui-ling[4], ZENG Qing-tian[2]
(1. School of Computer Science and Technology, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China;
2. College of Computer Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;
3. Jinan Inspur (Jinan Data) Technology Co., Ltd., Jinan 250100, China;
4. School of Electrical and Electronic Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China.)

[**Abstract**] Process model discovery algorithms are capable of extracting process models from event logs, but different algorithms have varying capabilities in handling event logs. Currently, most research on evaluating these algorithms involves indirect evaluation methods, which have limitations. To address this issue, a method was proposed to directly evaluate the reliability of process model discovery algorithms, using reliability as an important evaluation metric. The original event log was preprocessed to obtain an incremental sub-log collection, the process model discovery algorithm was applied to the incremental sub-logs and the original event log to obtain process models, and the reliability of the business process model discovery algorithm was evaluated through quality assessment. Based on nine public simulation event logs and four real event logs, multiple model discovery algorithms were experimented on from the aspects of weak reliability, noise interference reliability, and strong reliability. The experimental results showed that the reliability values of Heuristic Miner, Inductive Miner-infrequent, Inductive Miner, and Alpha Miner were 4, 3.2, 2.4, and 1.6, respectively. Higher reliability values indicated stronger reliability of the algorithms. Thus, the proposed method can effectively evaluate the reliability of the algorithms.

[**Keywords**] process mining; model discovery algorithm; event log; reliability evaluation; quality measure

流程挖掘[1-3]主要包括流程模型挖掘、合规性检查、流程改进 3 个方面。除此之外,流程挖掘还包括流程预测[4-6]和业务流程自动化[7]等子领域。其中,模型挖掘是最具挑战性的流程挖掘任务之一,

收稿日期:2024-04-12 **修订日期**:2024-06-05
基金项目: 科技部科技创新 2030—"新一代人工智能"重大项目(2022ZD0119501);国家自然科学基金面上项目(52374221);山东省泰山学者特聘专家支持项目(ts20190936);山东省泰山学者工程专项基金(ts20190936, tsqn201909109);山东省自然科学基金优秀青年基金(ZR2021YQ45);山东省高等学校青创科技计划创新团队项目(2021KJ031)
第一作者: 高庆鑫(2000—),男,汉族,山东德州人,硕士研究生。研究方向:流程挖掘,流程仿真。E-mail:gaoqingxin@163.com。
* **通信作者**: 刘聪(1990—),男,汉族,山东淄博人,博士,教授,博士研究生导师。研究方向:流程挖掘,人工智能。E-mail:liucongchina@163.com。

可以在不使用任何先验信息的情况下从事件日志中发现流程模型,受到国内外众多学者的关注。在过去的二十几年中,国内外学者已经提出了多种业务流程模型挖掘算法,如 Alpha Miner[8]、Heuristic Miner[9]、Inductive Miner[10]、Inductive Miner-infrequent[11]、Split Miner[12]等。随着模型挖掘算法的不断发展和应用,对算法性能的评价工作也变得越来越重要,目前,算法性能评价工作大都通过拟合度、精确度、简洁度和泛化度等间接评价指标来评价算法性能[13]。具体而言,这些指标能够通过评估挖掘得到的模型与事件日志之间的匹配程度来评价流程模型的质量,进而间接评价模型挖掘算法的性能。虽然间接评价指标能够在一定程度上评价算法的性能,但大多数评价指标都是粗粒度的,存在片面评价、忽略语义信息以及不考虑过程行为等较多局限性。

针对上述局限,为了更全面、准确地评价模型挖掘算法的性能,提出可靠性指标作为流程模型挖掘算法的一个重要直接评价指标,并提出一种模型挖掘算法的可靠性评价方法。该方法可从多个方面直接评价流程模型挖掘算法在处理不同事件日志时保证挖掘模型质量的能力。本文方法首先对事件日志进行增量预处理[14]得到一组信息丰富程度不同的增量子日志,并且在噪声干扰可靠性评价实验阶段向这些增量子日志中添加不同干扰程度的噪声轨迹,得到含有噪声的增量子日志。然后,选取 Alpha Miner、Inductive Miner、Heuristic Miner 以及 Inductive Miner-infrequent 4 种经典的模型挖掘算法进行弱可靠性评价实验、噪声干扰评价实验和强可靠性评价实验,以更准确地得到模型挖掘算法的可靠性。最后,在 13 个公开数据集上进行实验验证。

1　相关知识

下面主要介绍后续业务流程模型挖掘算法可靠性评价方法所用到的相关知识。首先介绍基础知识,其次介绍实验所用 4 种模型挖掘算法的特点。

1.1　基础知识

定义 1　(事件,轨迹,轨迹变体,事件日志)[15]并假设 A 是一个集合,表示空集,A^* 表示定义在集合 S 上所有任意长度有限序列的集合。$B(A)$ 表示集合 A 所有多集的集合。轨迹 $\sigma \in A^*$ 是一系列的活动(也称为事件)$L \in B(A^*)$ 是一个事件日志,$|L|$ 表示事件日志 L 中轨迹条数,如果多个轨迹活动序列完全相同,则称其为一个轨迹变体。

例如,$L_a = [\langle a, b, d, e, f, g\rangle^2, \langle a, c, d, e, f, g\rangle^4, \langle a, b, d, f, e, g\rangle^3, \langle a, c, d, f, e, g\rangle]$ 是一个事件日志,其中该日志包含 10 条轨迹,共有 4 个轨迹变体和 7 个活动。

定义 2　(流程模型挖掘)[16]设 U_M 是所有流程模型的集合,一个流程挖掘方法是指从一个事件日志 $L \in B(A^*)$ 映射到一个流程模型 $p_m \in U_M$ 的函数 γ,即 $\gamma(L) = p_m$。

模型挖掘算法将业务流程中事件日志记录的数据进行了形式化表示,能够将事件日志转换为由标记的 Petri 网[17-18]、BPMN、Process Tree 等表示的流程模型,能直观地分析业务流程中存在的问题。

1.2　业务流程模型挖掘算法

选取四种经典的业务流程模型挖掘算法进行可靠性评价实验,下面对 4 种算法的特点进行介绍。

(1) Alpha Miner:该算法通过定义 4 种活动之间的关系发现流程模型,该算法假定事件日志是完整的,即所有可能的直接跟随关系都存在,其主要优点是原理清晰和计算简单,主要缺点是无法处理带有短循环结构、重复任务、不可见任务以及非自由选择结构等复杂结构的事件日志,且无法处理包含噪声的事件日志。

(2) Heuristic Miner:该算法结合 Alpha Miner 和直觉规则。通过启发式规则推断流程模型的直接后继关系。优点是可以较好地处理噪声、并且支持挖掘流程模型中的所有常见构造(即顺序、选择、并行、循环、不可见任务和某些类型的非自由选择结构),缺点是容易误删低频有效行为且无法处理重复任务。

(3) Inductive Miner:该算法是一个可扩展框架,其目的是发现块结构的流程模型,这些模型是可靠的。Inductive Miner 具有高保真度,被认为适用于处理复杂模型抽象中事件记录的可变性,如:频率分析、偏差和欺诈检测、时间和瓶颈分析等。但是该算法无法处理噪声且在流程树转换为 Petri 网的过程中,不可见变迁数量增多,导致流程模型的精确度降低。

(4) Inductive Miner-infrequent:该算法在 Inductive Miner 的基础上,引入不常见行为过滤器,将轨迹频次考虑在内,用于区分频繁和不频繁行为,在三个层面上应用行为过滤器,相比于 Inductive Miner,能更精准地发现流程模型,且能够处理事件日志中的噪声,但是该算法无法处理非自由选择结构。

2　业务流程模型挖掘算法可靠性评价方法

下面首先介绍业务流程模型挖掘算法可靠性的定义及评价方法,然后介绍了评价方法的工具实现。

2.1 方法概述

可靠性是业务流程模型挖掘算法的一种重要直接评价指标,下面将介绍可靠性指标及评价方法概述图。

定义 3 (可靠性)可靠性反映了业务流程模型挖掘算法在处理不同事件日志时能够保证挖掘模型质量的一种能力。即事件日志质量越高、包含的信息越丰富时,挖掘得到的模型质量也应该越高。更具体地说,可靠性进一步细分为强可靠性和弱可靠性,强可靠性为流程模型挖掘算法在处理真实的、含有复杂结构的事件日志时,能够保证挖掘模型质量的能力。弱可靠性是指业务流程模型挖掘算法在处理符合其自身算法特点的事件日志时,能够保证挖掘模型质量的能力。

业务流程模型挖掘算法的可靠性评价方法共包含 3 个步骤,方法框架图如图 1 所示。

(1)事件日志预处理:采用增量日志预处理方法,通过设置增量次数,得到增量子日志集合,通过该预处理方法,可以将事件日志划分为信息丰富程度不同的增量子日志。其中根据实验需求,通过随机添加噪声的方式,设置噪声轨迹的比例,向增量子日志中添加不同干扰强度的噪声,进而得到含有不同噪声比例的增量子日志集合,用于评价流程模型挖掘算法的噪声干扰可靠性。

(2)挖掘流程模型:原始事件日志经过日志预处理得到增量子日志集合后,对原始事件日志以及增量子日志集合中的每个增量子日志应用相应的模型挖掘算法进行模型挖掘,得到原始模型以及每个增量阶段的子模型。

(3)质量评估:将步骤(2)得到的流程模型选取合适的质量评估指标进行质量评估,本文使用基于上下文的流程模型相似度和 F_{mea} 两种质量评估指标。

2.1.1 事件日志预处理

本文方法首先对事件日志进行预处理,将其划分为一个含有若干增量子日志的增量子日志集合。具体而言:①将原始事件日志的全部轨迹变体构造为事件日志 A,非轨迹变体构成事件日志 B;②将日志 A 和日志 B 分别均等划分为 n 份(n 为增量的次数,本文默认为 10),得到轨迹变体日志集合 A_{set}(其中包含日志 $A_1, A_2, \cdots, A_n$)和非变体日志集合 B_{set}(其中包含日志 $B_1, B_2, \cdots, B_n$);③将日志 A_1 与日志 B_1 组合构成增量子日志 L_1,在 L_1 的基础上,加入 A_{set} 中的 A_2 及 B_{set} 中的 B_2 构成增量子日志 L_2。依次类推得到增量子日志 $L_3, L_4, \cdots, L_n$,最终得到含有若干增量子日志的增量子日志集合。这样的划分方式是为了确保在增量选取轨迹的同时尽可能保证有新的轨迹加入。在评价算法的噪声干扰可靠性时,通过设置添加噪声的比例,实现向增量子日志中添加不同程度的噪声,进而得到含有噪声的增量子日志集合。

增量划分事件日志能够更好地观察模型挖掘算法在处理信息丰富程度不同的事件日志时所得到模型质量的变化情况,可以更好地将事件日志预处理和模型挖掘的各阶段结合,从而更有效地评价算法的可靠性。

2.1.2 挖掘流程模型

原始事件日志 L 经过步骤(1)得到增量子日志集合 $L_1, L_2, \cdots, L_n$(n 为子日志的个数),分别将原始事件日志 L 和增量子日志 $L_1, L_2, \cdots, L_n$ 应用模型挖掘算法得到原始流程模型和子流程模型,得到原始流程模型 M 以及若干子流程模型 M_i($i \in \{1, 2, \cdots, n\}$)。

2.1.3 质量评估

本文方法使用了两种模型质量评估指标,在进行不同的可靠性评价实验时,可以根据所处理事件日志的类型选择模型质量的评价指标。对于仿真事

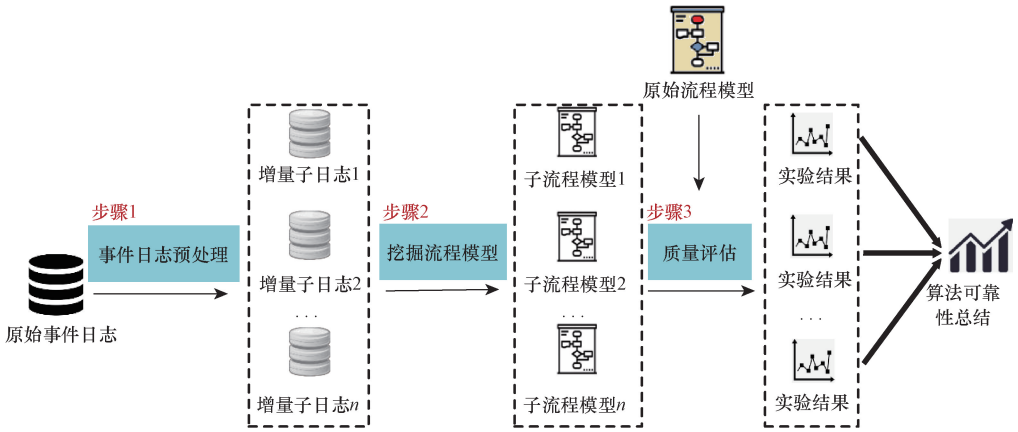

图 1 可靠性评价方法概述图

Fig. 1 Overview diagram of the reliability evaluation method

件日志,由于可以获得原始模型和子模型,所以采用基于上下文的模型相似度作为模型评估指标;对于真实事件日志,由于无法获得原始模型,使用 F_{mea} 值[19]作为模型评估指标。下面将详细介绍这两种质量评估指标。

(1)基于上下文的流程模型相似度:本文使用的基于上下文的流程模型相似性度度量方法是基于模型拓扑结构的相似性度量方法,通过提取流程模型当前节点的上下文多元信息特征来比较模型之间的相似程度,来弥补单一的基于流程模型任务标签或其他建模元素计算模型相似度的不足,因此能在严格比较模型拓扑结构相似度的同时,提高模型相似性计算的准确率与效率。

(2)F_{mea} 值:首先计算流程模型的经典质量评估指标 F(fitness)[20]和 P(precision)[21],为了均衡这两个指标,本文中引入 F_{mea} 值,最终通过 F_{mea} 值来评价模型的好坏。F_{mea} 值被定义为 F 和 P 的调和平均值,具体表达式为

$$F_{mea}(L,M) = \frac{2F(L,M)P(L,M)}{F(L,M)+P(L,M)} \tag{1}$$

式(1)中:$F(L, M)$ 为从样本事件日志中发现的流程模型 M 相对于原始事件日志 L 的拟合度,量化流程模型再现事件日志中记录轨迹的拟合度;$P(L, M)$ 为从样本事件日志中发现的流程模型相对于原始事件日志的精确度,量化在流程模型中能够重演但在事件日志中看不到的行为和生成事件日志中记录轨迹的能力。

2.2　工具实现

开源流程挖掘工具平台 ProM6 为流程挖掘提供了一个完全可插拔的实验环境。它可以通过添加插件进行扩展,该工具和所有的插件都是开源的。本文提出的业务流程模型挖掘算法可靠性评价方法已作为插件在 ProM6 中实现,该工具的快照如图 2 所示。

图 2　增量日志预处理

Fig. 2　Incremental log preprocessing

3　实验评估

下面介绍模型挖掘算法可靠性评价实验所使用事件日志数据集以及从弱可靠性、噪声干扰可靠性以及强可靠性 3 个方面进行实验的结果。

3.1　实验数据集

实验部分共使用了 13 个公开数据集(包括 9 个公开仿真数据集和 4 个公开真实数据集),表 1 详细说明了这些事件日志的主要统计数据信息。

表 1　实验日志概述

Table 1　Overview of the experimental log

事件日志	轨迹数	变体数	活动数	轨迹长度		
				最小值	平均值	最大值
Synthetic log1	200	44	23	3	6	11
Synthetic log2	166	166	27	3	8	11
Synthetic log3	161	161	54	6	11	17
Synthetic log4	2 000	1 561	15	6	31	259
Synthetic log5	200	149	20	5	29	253
Synthetic log6	300	104	15	2	5	26
Synthetic log7	1 000	851	18	11	14	32
Synthetic log8	1 000	411	18	5	7	10
Synthetic log9	200	44	23	3	6	11
BPIC_2012_A 日志	13 087	32	20	6	11	20
BPIC_2012_O 日志	5 015	169	14	8	17	78
ICP 日志	12 391	1 411	70	5	5	11
MCRM 日志	956	212	22	7	12	38

各个数据集的说明如下:

(1)Synthetic log 1/2/3:只包含简单的选择并发结构,不包含短循环、重名任务以及非自由选择结构,用于评价 Alpha Miner 的弱可靠性。

(2)Synthetic log 4/5/6:通过随机流程树生成的数据集,这些事件日志为通过流程树生成的事件日志,生成的日志可以很好地被 Inductive Miner 和 Inductive Miner-infrequent 处理,用于评价 Inductive Miner 和 Inductive Miner-infrequent 的弱可靠性。

(3)Synthetic log 7/8/9:不含重名任务的事件日志,用于评估 Heuristic Miner 的弱可靠性。

(4)BPIC_2012_A/O:源自荷兰一家金融机构的个人贷款申请流程。

(5)ICP:源自荷兰一家保险公司的传入文档处理。

(6)MCRM:源自荷兰一家制造公司的数据。

3.2　实验评估

本文通过弱可靠性评价模型挖掘算法在处理符合算法自身特点事件日志时的可靠性,通过噪声干扰可靠性评价模型挖掘算法在处理含有噪声事件日志时的可靠性,通过强可靠性评价模型挖掘算

法在处理真实事件日志时的可靠性。

为更直观地展示模型挖掘算法的可靠性强弱程度,本文将和强可靠性、噪声干扰可靠性和弱可靠性强弱进行量化。对可靠性强弱进行排名积分,可靠性最强的算法计4分,分值依次递减,最弱的算法计1分。由于上述3种可靠性的重要程度不同,因此对3种可靠性按照重要程度进行赋值。其中,算法在处理真实事件日志时表现出的可靠性最为重要,在噪声干扰下,算法能够正确处理事件日志的重要性仅次于强可靠性[14],所以强可靠性占比50%,噪声干扰可靠性占比30%,弱可靠性占比20%。最终对3种可靠性结果进行求和计算得到最终的评价结果。

3.2.1 弱可靠性评价实验结果

本实验评价模型挖掘算法的弱可靠性,选取了9个公开的仿真事件日志,具体实验如下:

(1)采用 Alpha Miner 处理 Synthetic log1 ~ Synthetic log3 日志。

(2)采用 Inductive Miner 和 Inductive Miner-infrequent(阈值为0.2)处理 Synthetic log4 ~ Synthetic log6 日志。

(3)采用 Heuristic Miner 处理 Synthetic log7 ~ Synthetic log9 日志。

弱可靠性评价实验结果如图3所示,从结果中可以发现,4种算法在处理符合算法特点的事件日志时,随着增量子日志中日志信息的增加,所得模型相似度整体呈现上升趋势。但是,由于不同算法的特点和事件日志的特征不同,在某些增量阶段得到的模型相似度会保持不变。例如,当事件日志中含有的轨迹变体数量较少时,进行增量划分无法保证每次增量得到的增量子日志都有新的轨迹加入,因此每个增量阶段的子日志中都有可能缺乏新的轨迹信息。此时,挖掘得到的模型会与前一个增量阶段得到的模型相同,因此两个增量阶段的模型相似度相同。虽然不同算法在处理不同事件日志时呈现出不同的上升趋势,但最终得到的模型相似度都能达到1。表明4种模型挖掘算法都具有较好的弱可靠性,同时积4分。

3.2.2 噪声干扰可靠性评价实验结果

本实验评价模型挖掘算法在噪声干扰下的可靠性。首先对经过日志增量预处理的增量子日志进行噪声干扰,得到含有噪声的增量子日志。本文中采

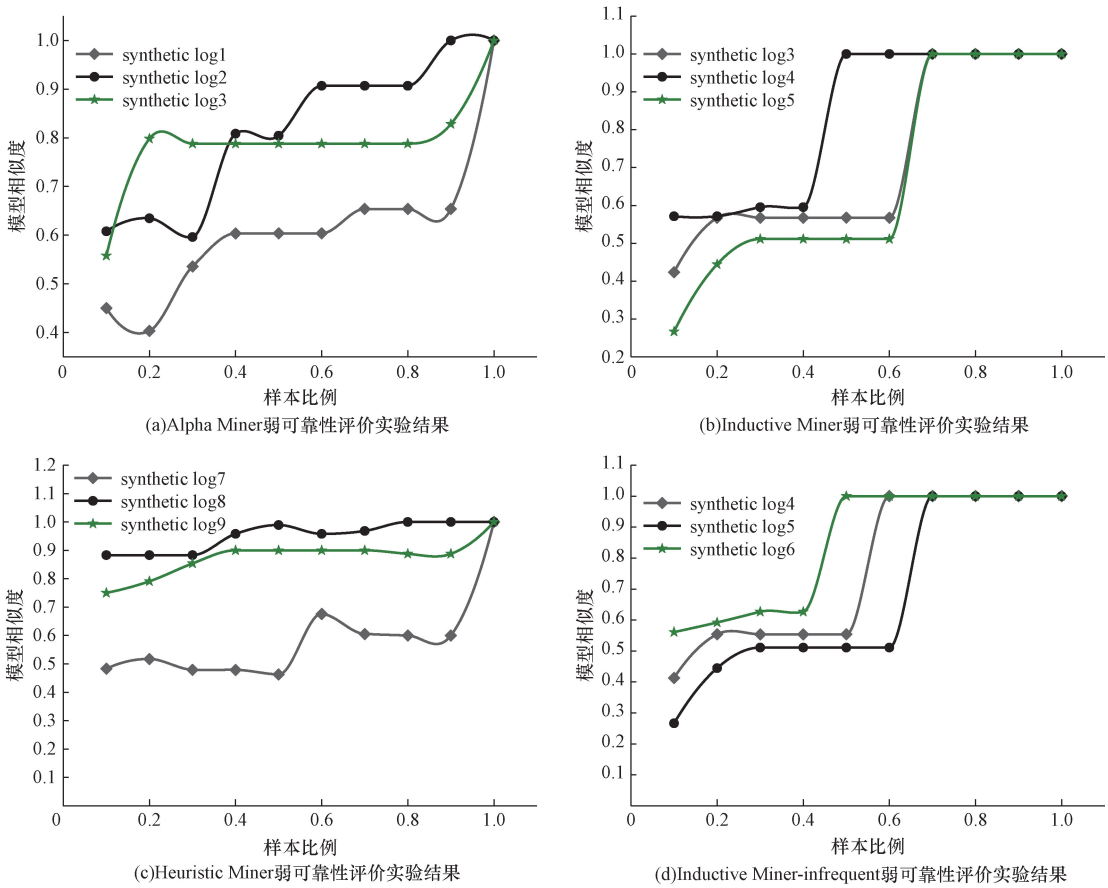

图3 弱可靠性评价实验结果

Fig. 3 Experimental results for the weak reliability assessment

用删除事件、添加事件和交换事件 3 种添加噪声方式进行随机混合,作为添加噪声的方法,同时为了得到含有不同噪声强度的子日志,选取了 3 种强度的噪声对事件日志进行干扰,分别是 5%、10%、15%。最终,得到的噪声干扰可靠性结果如图 4 ~ 图 7 所示。

噪声干扰可靠性评价的实验结果表明,在处理含有噪声的事件日志时,随着噪声干扰强度的增强,Alpha Miner 和 Inductive Miner 从含有噪声的事件日志中所挖掘得到的模型相似度的值出现大幅度降低,其中通过 Alpha Miner 挖掘得到的模型相似度的值降低幅度最大,Inductive Miner 次之,表明这两种算法无法处理噪声,因而在噪声干扰下表现出较差的可靠性。相比之下,Heuristic Miner 和 Inductive Miner-infrequent 在处理含有噪声的事件日志时表现出较好的噪声干扰可靠性,其中通过 Heuristic Miner 挖掘得到的模型相似度的值下降幅度最小,Inductive Miner-infrequent 次之。随着噪声轨迹的加入和噪声强度的增强,噪声增量子日志的信息已经不再完整,因此得到的模型相似度出现小幅度降低。在相同噪声干扰强度下,在部分增量阶段得到的模型相似度呈现上下波动趋势,这是因为每个增量阶段都会有随机混合噪声轨迹加入,新加入的噪声轨迹可能恰好为原始事件日志中所存在的轨迹,因此可能出现模型相似度增加的情况。但整体上,Heuristic Miner 和 Inductive Miner-infrequent 保持很

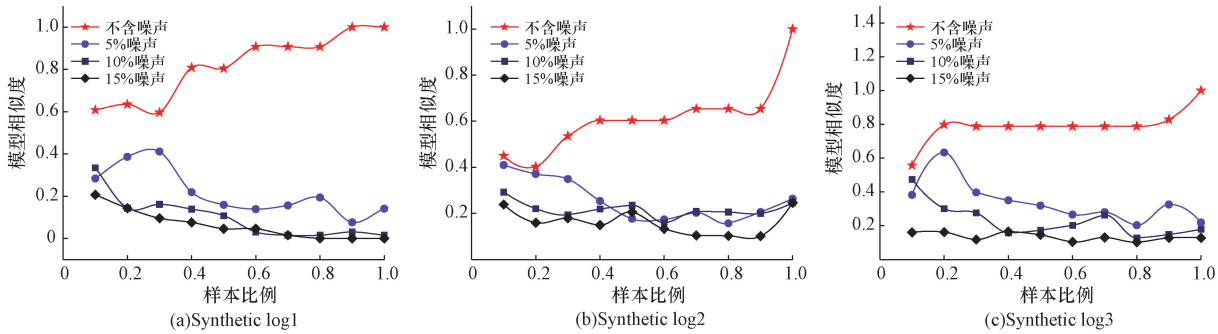

图 4　评价 Alpha Miner 噪声干扰可靠性实验结果

Fig. 4　Evaluation of the experimental results of the reliability of the Alpha Miner noise interference

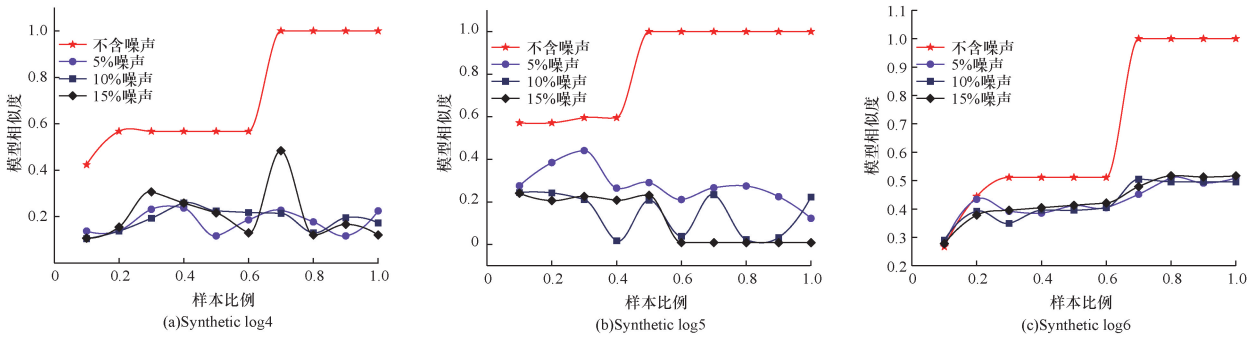

图 5　评价 Inductive Miner 噪声干扰可靠性实验结果

Fig. 5　Evaluation of the experimental results of the reliability of the Inductive Miner noise interference

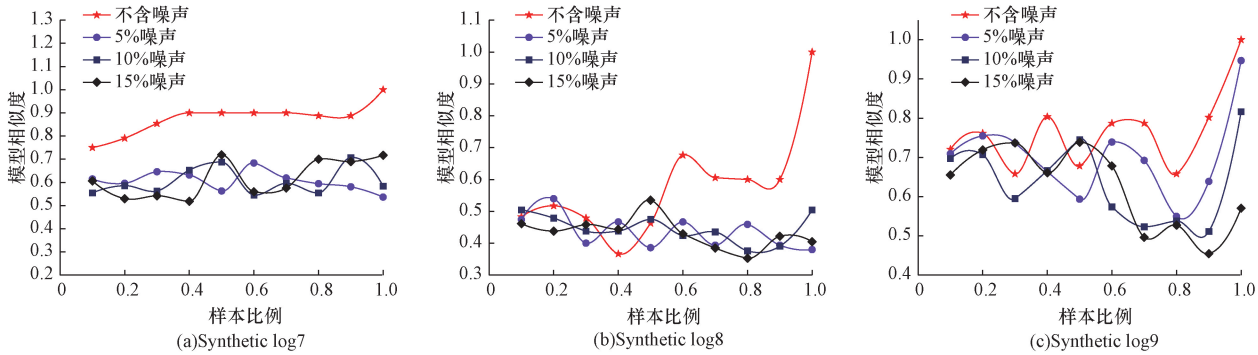

图 6　评价 Heuristic Miner 噪声干扰可靠性实验结果

Fig. 6　Evaluation of the experimental results of the reliability of the Heuristic Miner noise interference

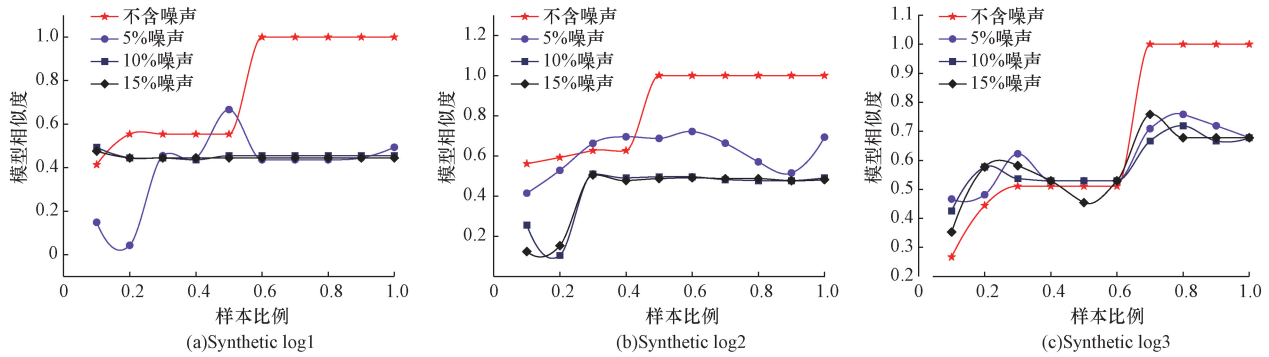

图 7 评价 Inductive Miner-infrequent 噪声干扰可靠性实验结果

Fig. 7 Evaluation of the experimental results of the reliability of the Inductive Miner-infrequent noise interference

强的抗噪声趋势。实验表明 Heuristic Miner 和 Inductive Miner-infrequent 可以处理噪声,在噪声干扰下,两种算法也能表现出较好的可靠性,4 种算法的噪声干扰可靠性强弱顺序为 Heuristic Miner、Inductive Miner-infrequent、Inductive Miner、Alpha Miner。

3.2.3 强可靠性评价实验结果

本实验评价模型挖掘算法的强可靠性。选取了 4 个公开的真实事件日志进行实验并选取 F_{mea} 值作为模型的质量评估指标,由于真实事件日志比较复杂,无法准确得到原始流程模型,无法用基于上下文的模型相似度作为模型评估指标,因此采用 F_{mea} 值作为模型质量评估指标评估模型质量更为可靠。对同一个事件日志分别采用 Alpha Miner、Inductive Miner、Heuristic Miner 以及 Inductive Miner-infrequent 进行挖掘,得到不同算法处理相同真实事件日志时的 F_{mea} 值以评价不同模型挖掘算法在处理相同真实事件日志时所表现出的可靠性。图 8 所示为采用 3 种模型挖掘算法处理 BPIC_2012_A 日志、BPIC_2012_O 日志、ICP 日志以及 MCRM 日志得到的实验结果。

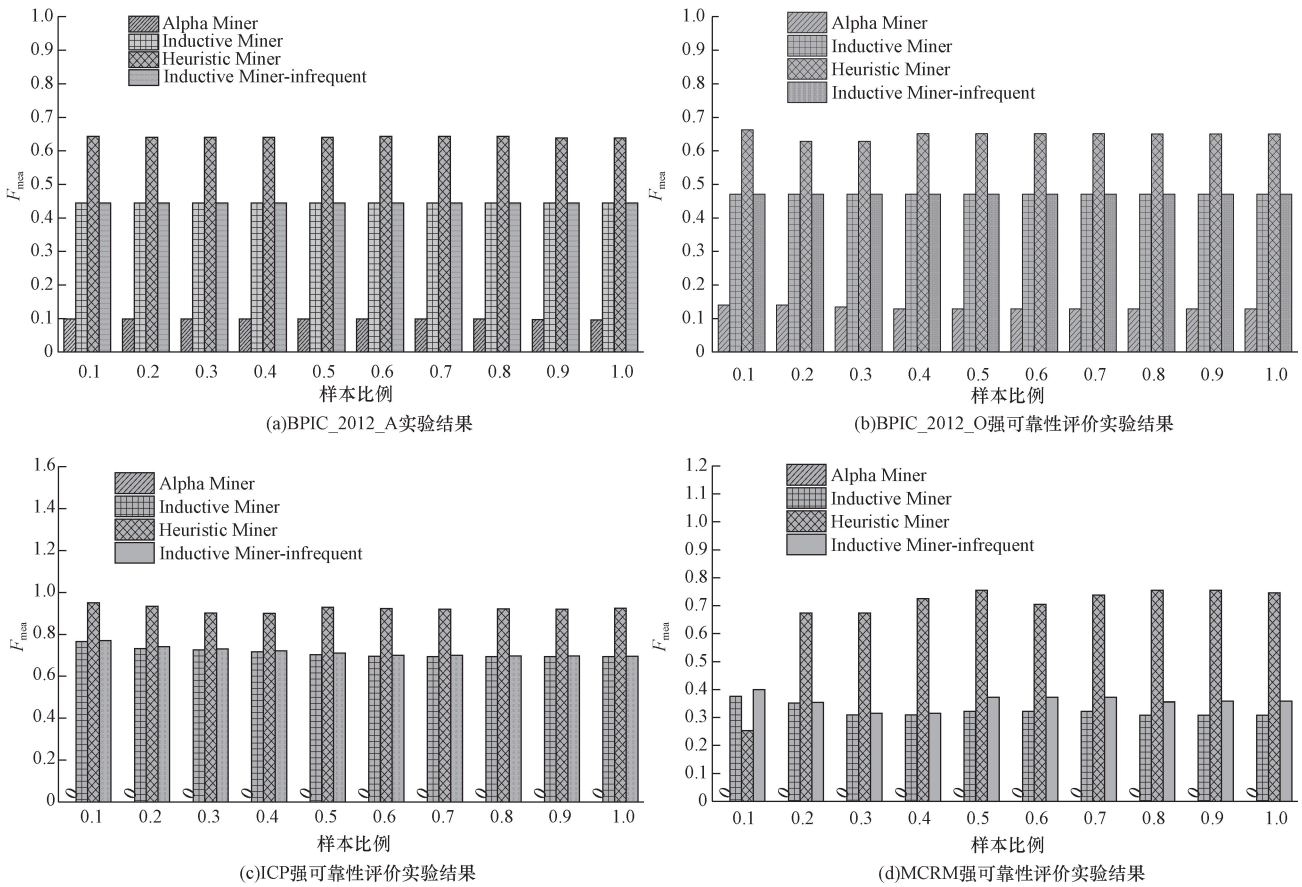

图 8 强可靠性评价实验结果

Fig. 8 Experimental results of the strong reliability evaluation

实验结果表明,在处理真实事件日志时,由于真实事件日志所含结构类型较多且较复杂,4 种模型挖掘算法处理事件日志得到的结果存在较大差异,Heuristic Miner 算法所得模型的 F_{mea} 值最高,其次是 Inductive Miner-infrequent 和 Inductive Miner,通过 Alpha Miner 所得模型的 F_{mea} 值最低,表明在处理真实事件日志时,Heuristic Miner 表现出较好的强可靠性,Inductive Miner-infrequent 和 Inductive Miner 的强可靠性次之,而 Alpha Miner 强可靠性最差。值得注意的是,图中的 Alpha Miner 算法在处理 ICP 日志和 MCRM 日志得到的 $F_{mea}=0$,这是因为 Alpha Miner 不能处理含有重名任务、短循环结构和非自由选择结构等特点的事件日志,而 ICP 日志以及 MCRM 日志中含有较多 Alpha Miner 无法处理的结构,所以采用 Alpha Miner 处理该日志时得不到正确的 Petri 网模型。

算法可靠性值等于弱可靠性分值、噪声干扰可靠性分值和强可靠性分值之和。4 种模型挖掘算法的可靠性评价结果如表 2 所示。通过最终的可靠性评价结果可以看出,综合弱可靠性、噪声干扰可靠性和强可靠性三方面的评价实验结果进行分析,Heuristic Miner 的可靠性最强,其次是 Inductive Miner-infrequent 然后是 Inductive Miner,Alpha Miner 的可靠性最差。

表 2　可靠性评价结果

Table 2　Reliability assessment results

流程模型挖掘算法	弱可靠性分值(排名×比重)	噪声干扰可靠性分值(排名×比重)	强可靠性分值(排名×比重)	可靠性值
Alpha Miner	0.8(4×0.2)	0.3(1×0.3)	0.5(1×0.5)	1.6
Inductive Miner	0.8(4×0.2)	0.6(2×0.3)	1(2×0.5)	2.4
Inductive Miner-infrequent	0.8(4×0.2)	0.9(3×0.3)	1.5(3×0.5)	3.2
Heuristic Miner	0.8(4×0.2)	1.2(4×0.3)	2(4×0.5)	4

4　结论

针对现有的业务流程模型挖掘算法的间接评价指标所存在的局限性,本文定义了可靠性指标,作为一种直接评价模型挖掘算法的指标,同时提出了一种可靠性评价方法。该评价方法已作为插件在开源流程挖掘工具平台 ProM 6 中实现,并在 9 个仿真事件日志数据集和 4 个真实事件日志数据集上进行弱可靠性、噪声干扰可靠性和强可靠性三方面实验,得到 Heuristic 可靠性值为 4,Inductive Miner-infrequent 可靠性值为 3.2,Inductive Miner 可靠性值为 2.4,Alpha 可靠性值为 1.6,实验结果表明 Heuristic Miner 可靠性最强,Alpha Miner 可靠性最弱,证明本文方法能够有效地评价业务流程模型挖掘算法的可靠性。

本文可靠性指标在评价模型挖掘算法时需要通过增量处理,然后对每个增量阶段的模型质量进行评价,存在耗时较长的局限性。未来,将从如下三个方面进行深入研究。

(1)本文方法并未对事件日志的特征进行详细的总结分析,在今后工作中,进一步研究事件日志的特点对模型挖掘算法可靠性产生的影响。

(2)本文只选取了 4 种模型挖掘算法进行可靠性评价实验,在今后工作中,可以采用本文方法进一步评价其他模型挖掘算法的可靠性,例如,Alpha + + Miner[22]、ILP Miner[23]及 Split Miner 等。

(3)结合机器学习[24-25]优化评价方法的参数,降低评价时间,使其更高效。

参　考　文　献

[1] 刘聪, 李会玲, 曾庆田, 等. 跨组织业务流程模型挖掘与质量评估[J]. 计算机学报, 2023, 46(3): 643-656.
Liu Cong, Li Huiling, Zeng Qingtian, et al. Cross-organizational business process model mining and quality assessment [J]. Journal of Computer Science, 2023, 46 (3): 643-656.

[2] 苏轩, 刘聪, 张帅鹏, 等. 面向日志完备性的事件日志采样方法[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(10): 3156-3165.
Su Xuan, Liu Cong, Zhang Shuaipeng, et al. Event log sampling method for log completeness [J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2022, 28 (10): 3156-3165.

[3] Liu C, Duan H, Zeng Q, et al. Towards comprehensive support for privacy preservation cross-organization business process mining[J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2019, 12 (4): 639-653.

[4] Reinkemeyer L. Process mining in action[J]. Process Mining in Action Principles, Use Cases and Outloook, 2020, 11 (7): 116-128.

[5] Pourbafrani M, Van Zelst S J, Van Der Aalst W. Scenario-based prediction of business processes using system dynamics[C]//OTM Confederated International Conferences On the Move to Meaningful Internet Systems. Berlin: Springer-Verlag, 2019: 422-439.

[6] Qafari M, Van Der Aalst W. Fairness-aware process mining[C]//OTM Confederated International Conferences on the Move to Meaningful Internet Systems. Berlin: Springer, 2019: 182-192.

[7] Gao J, Zelst S, Lu X, et al. Automated robotic process automation: a self-learning approach[C]//OTM 2019 Conferences on the Move to Meaningful Internet Systems. Rhodes: Springer International Publishing, 2019: 95-112.

[8] Nafasa P, Waspada I, Bahtiar N, et al. Implementation of alpha miner algorithm in process mining application development for online learning activities based on moodle event log data[C]//2019 3rd International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS). New York: IEEE, 2019: 1-6.

[9] Araghi S N, Fontanili F, Lamine E, et al. Stable heuristic miner: applying statistical stability to discover the common patient pathways

from location event logs[J]. Intelligent Systems with Applications, 2022, 14: 200071.

[10] Ghawi R. Process discovery using inductive miner and decomposition[J]. arxiv preprint arxiv: 1610. 07989, 2016.

[11] Budiraharjo R, Prasetyo H N, Sarno R, et al. Optimizing process discovery quality criteria and model measurements using receiver operating characteristic analysis and infrequent inductive miner [C]//2021 IEEE Asia Pacific Conference on Wireless and Mobile. New York: IEEE, 2021: 45-51.

[12] Augusto A, Conforti R, Dumas M, et al. Split miner: automated discovery of accurate and simple business process models from event logs[J]. Knowledge and Information Systems, 2018, 22 (6): 1-34.

[13] De Koninck P, De Weerdt J. A stability assessment framework for process discovery techniques[C]//Business Process Management: 14th International Conference. Berlin: Springer International Publishing, 2016: 57-72.

[14] 刘聪, 郭娜, 李彩虹, 等. 一种支持增量日志的业务流程剩余时间预测方法与系统: CN202210896046.0[P]. 2022.
Liu Cong, Guo Na, Li Caihong, et al. A business process residual time prediction method and system supporting incremental logs: CN202210896046. 0 [P]. 2022.

[15] 苏轩, 刘聪, 闻立杰, 等. 面向紧邻关系重发现的事件日志采样方法及其应用[J]. 计算机集成制造统, 2024, 30(8): 2832-2843.
Su Xuan, Liu Cong, Wen Lijie, et al. Event log sampling method for adjacent relationship rediscovery and its application [J]. Computer integrated Manufacturing System, 2024, 30 (8): 2832-2843.

[16] 张帅鹏, 刘聪, 苏轩, 等. 面向异质事件日志的轨迹聚类采样框架[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(9): 3199-3207.
Zhang Shuaipeng, Liu Cong, Su Xuan, et al. A trajectory cluster sampling framework for heterogeneous event logs [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(9): 3199-3207.

[17] 刘聪, 程龙, 曾庆田, 等. 基于 Petri 网的分层业务过程挖掘方法[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(6): 1525-1537.
Liu Cong, Cheng Long, Zeng Qingtian, et al. Petri net-based hierarchical Business Process Discovery[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2020, 26(6): 1525-1537.

[18] Grobelna I, Karatkevich A. Challenges in application of Petri nets in manufacturing systems[J]. Electronics, 2021, 10(18): 2305.

[19] Hand D J, Christen P, Kirielle N. F*: an interpretable transformation of the F-measure[J]. Machine Learning, 2021, 110(3): 451-456.

[20] Naser M Z, Alavi A H. Error metrics and performance fitness indicators for artificial intelligence and machine learning in engineering and sciences[J]. Architecture, Structures and Construction, 2023, 3(4): 499-517.

[21] 沈晓林, 刘聪, 李会玲, 等. 基于流程模型分解的分布式合规性检查方法[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(8): 2884-2896.
Shen Xiaolin, Liu Cong, Li Huiling, et al. Distributed compliance inspection method based on process model decomposition [J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2024, 30(8): 2884-2896.

[22] Ikhsan G, Sarno R, Sungkono K R. Modification of Alpha + + for discovering collaboration business processes containing non-free choice[C]//2021 IEEE Asia Pacific Conference on Wireless and Mobile (APWiMob). New York: IEEE, 2021: 66-72.

[23] Folz-Weinstein S, Bergenthum R, Desel J, et al. ILP2 miner-process discovery for partially ordered event logs using integer linear programming [C]//International Conference on Applications and Theory of Petri Nets and Concurrency. Cham: Springer Nature Switzerland, 2023: 59-76.

[24] 杨宇, 闫钰, 申芳, 等. 基于机器和深度学习的入侵检测综述[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(18): 7607-7621.
Yang Yu, Yan Yu, Shen Fang, et al. Review of intrusion detection based on machine and deep learning [J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(18): 7607-7621.

[25] 杨艳艳, 李雷孝, 林浩, 等. 参数并行: 一种基于群启发式算法的机器学习参数寻优方法[J]. 科学技术与工程, 2022, 22 (5): 1972-1980.
Yang Yanyan, Li Leixiao, Lin Hao, et al. Parameter parallelism: a machine learning parameter optimization method based on the group heuristic algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(5): 1972-1980.