

学校代码：10246  
学 号：19212010035

復旦大學

硕 士 学 位 论 文  
(学术学位)

基于多源知识的开源软件漏洞的补丁识别方法

**Finding Patches for Open Source Software Vulnerabilities from  
Multi-Source Knowledge**

院	系：	软件学院
专	业：	软件工程
姓	名：	许聪颖
指 导 教 师：	陈碧欢	副教授
完 成 日 期：	2022 年 1 月 20 日	

目 录

摘 要	IV
Abstract	V
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景	1
1.2 研究问题	2
1.3 本文工作	2
1.3.1 经验研究	2
1.3.2 方法设计	3
1.3.3 实验验证	4
1.3.4 主要贡献	4
1.4 本文篇章结构	4
第 2 章 背景知识及相关工作	6
2.1 背景知识	6
2.1.1 CVE 及 NVD	6
2.1.2 漏洞公告	8
2.1.3 漏洞补丁	10
2.2 相关工作	10
2.2.1 漏洞信息质量	10
2.2.2 漏洞补丁分析	11
2.2.3 漏洞补丁应用	11
第 3 章 开源软件漏洞经验研究	13
3.1 研究设计	13
3.1.1 研究问题	13
3.1.2 评估标准	13
3.2 数据准备	14
3.2.1 漏洞数据库选择	14

3.2.2	广度数据集构建 . . . . .	16
3.2.3	深度数据集构建 . . . . .	16
3.3	RQ1: 覆盖率分析 . . . . .	16
3.4	RQ2: 一致性分析 . . . . .	17
3.5	RQ3: 补丁类型分析 . . . . .	19
3.6	RQ4: 补丁映射分析 . . . . .	19
3.7	RQ5: 补丁准确性分析 . . . . .	21
<b>第 4 章</b>	<b>开源软件漏洞的补丁识别方法</b>	<b>23</b>
4.1	方法概述 . . . . .	23
4.2	参考链接网络构建 . . . . .	24
4.2.1	公告分析 . . . . .	24
4.2.2	参考链接分析 . . . . .	26
4.2.3	参考链接扩增 . . . . .	27
4.3	补丁选择 . . . . .	28
4.3.1	基于置信度的补丁选择方法 . . . . .	28
4.3.2	基于连通度的补丁选择方法 . . . . .	29
4.4	补丁扩增 . . . . .	30
<b>第 5 章</b>	<b>实验评估</b>	<b>32</b>
5.1	实验问题设计 . . . . .	32
5.2	RQ6: 准确性验证 . . . . .	33
5.2.1	与基于启发式规则的方法对比 . . . . .	33
5.2.2	与商业漏洞数据库对比 . . . . .	35
5.2.3	TRACER 漏报和误报分析 . . . . .	36
5.3	RQ7: 削弱性分析 . . . . .	37
5.3.1	去除某一知识源 . . . . .	37
5.3.2	去除网络构建步骤 . . . . .	38
5.3.3	去除补丁精选步骤 . . . . .	39
5.3.4	去除补丁扩增步骤 . . . . .	40
5.4	RQ8: 敏感度分析 . . . . .	41
5.5	RQ9: 通用性分析 . . . . .	42
5.6	RQ10: 实用性分析 . . . . .	43
5.7	讨论 . . . . .	44
5.7.1	TRACER 的局限性 . . . . .	45
5.7.2	TRACER 的价值 . . . . .	45

第 6 章 总结与展望	46
6.1 本文总结 . . . . .	46
6.2 未来展望 . . . . .	46
参考文献	47
致谢	52

## 摘 要

开源软件（Open Source Software, OSS）漏洞管理已成为一个备受关注的研究课题。其中，开源软件漏洞数据库作为基础设施，

为解决相关的研究问题提供了非常有价值的漏洞信息

开源软件漏洞数据库对于开源软件漏洞管理来说十分重要，因为它为解决相关的研究问题提供了非常有价值的漏洞信息。

因此，漏洞数据库中的数据质量也受到了越来越多研究人员的关注和研究。然而，现有的漏洞数据库中补丁信息的质量和特征尚未被系统地研究。此外，漏洞数据库中的补丁信息也多是由人工或基于启发式规则的方法半自动化收集。这些方法人工成本过高，且任务定制化特征明显，无法应用于大范围的开软件漏洞。

为了解决上述问题，本文在两个包含数据集上，开展了一个关于开源软件漏洞补丁的

8630 5858

首先进行了一项经验研究，以了解当前商业漏洞数据库中开源软件漏洞补丁的质量和特征。该经验研究涵盖了漏洞补丁的五个方面，包括覆盖度、一致性、类型、映射关系和准确性。【列举经验研究的一些主要分析结果】

基于经验研究的发现，本文提出了一个名为 TRACER 的基于多源知识的开源软件漏洞的补丁识别方法。该方法通过构建针对漏洞的多源引用信息网络，以识别补丁信息。【在多少的实验数据集上，做了 xxx 实验】实验结果表明：（1）与现有的基于启发式规则的方法相比，TRACER 能够多找到 273.8% 漏洞的补丁；同时，在补丁信息的准确性上，TRACER 的 F1 数值（F1-Score）也比基于启发式规则的方法高 116.8%；（2）与商业漏洞数据库相比，TRACER 的召回率（Recall）高 18.4%；但 12.0% 的漏洞 TRACER 未能找到补丁信息，TRACER 的精度（Precision）也低 6.4%；（3）TRACER 对于大范围开源软件漏洞具有较好的通用性，在实际使用中，也具有较好的实用性。

**关键字：**开源软件，漏洞，补丁

**中图分类号：**TP311

# Abstract

Open source software (OSS) vulnerability management has become an open problem. Vulnerability databases is valuable by providing valuable data that is needed to address OSS vulnerabilities. As a result, there also arises a growing concern about the information quality of vulnerability databases. However, it is unclear how the quality and features of patches in existing vulnerability databases are. Further, existing manual or heuristic-based approaches for patch identification are either too expensive or too specific to be applied to all OSS vulnerabilities.

To address these problems, we first conduct an empirical study to understand the quality and characteristics of patches for OSS vulnerabilities in two state-of-the-art vulnerability databases. Our study is designed to cover five dimensions, i.e., the coverage, consistency, type, cardinality and accuracy of patches. Then, inspired by our study, we propose an automated approach, named TRACER, to find patches for an OSS vulnerability from multiple sources, by constructing a reference network.

The extensive evaluation has indicated that (1) TRACER finds patches for up to 273.8% more CVEs than existing heuristic-based approaches while achieving a significantly higher F1-score by up to 116.8%; (2) TRACER achieves a higher recall by up to 18.4% than state-of-the-art vulnerability databases, but sacrifices up to 12.0% fewer CVEs (whose patches are not found) and 6.4% lower precision; (3) TRACER is general to all OSS vulnerabilities and useful in practice.

**Keywords:** Open Source Software, Vulnerabilities, Patches

**CLC code:** TP311

# 第 1 章 绪论

本章将详细阐述本文的研究背景、研究问题、主要工作和贡献以及本文的篇章结构。

## 1.1 研究背景

开源软件（Open Source Software, OSS）为开源及闭源应用程序的开发提供了基础，应用程序的开发人员可以直接使用开源软件提供的通用功能进行软件开发而不需重新造轮子。据 Synopsys 公司发布的《开源安全和风险分析报告》<sup>①</sup>中数据显示，该公司分析的 1,500 个应用程序中 98% 的应用程序都使用了开源软件的功能。大规模使用开源软件可以加速应用程序开发的进程，但同时也引入了安全风险。Synopsys 公司在 2020 年分析的 1,500 个应用程序中有 84% 的应用程序包含至少一个公开的开源软件漏洞，对比于 2019 年时的数据（75%）增加了 9%。更糟糕的是，据 Snyk 公司发布的报告<sup>②</sup>显示，近些年，所披露的开源软件漏洞越来越多，过去两年间几乎翻了一倍。

为此，大量工作都在研究如何降低开源软件漏洞所带来的安全风险，包括通过学习漏洞特征来检测开源软件中的漏洞<sup>[1-4]</sup>、通过匹配漏洞及补丁签名<sup>[5-9]</sup>修复开源软件中的漏洞<sup>[10-13]</sup>、进行软件成分分析以确定应用程序中的开源漏洞是否在调用执行路径上<sup>[14-17]</sup>。

值得注意的是，漏洞数据库在这些工作中有着非常重要的作用，体现在为各种漏洞分析任务提供有价值的数据（例如，漏洞描述、受漏洞影响的软件、版本以及补丁信息）。目前，已有多方人员致力于构建漏洞数据库。在安全社区中，CVE List<sup>③</sup>和 NVD<sup>④</sup>是最具影响力的漏洞数据库，该数据库包含应用软件、系统以及硬件的漏洞。在工业界中，BlackDuck<sup>⑤</sup>、WhiteSource<sup>⑥</sup>、Veracode<sup>⑦</sup>和 Snyk<sup>⑧</sup>等公司较为关注开源软件的漏洞，并构建各自的商业数据库。在学术界中，已有很

① <https://www.synopsys.com/content/dam/synopsys/sig-assets/reports/rep-ossra-2021.pdf>

② [https://snyk.io/wp-content/uploads/sooss\\_report\\_v2.pdf](https://snyk.io/wp-content/uploads/sooss_report_v2.pdf)

③ <https://cve.mitre.org/cve/>

④ <https://nvd.nist.gov>

⑤ <https://www.synopsys.com/content/dam/synopsys/sig-assets/datasheets/bdknowledgebase-ds-ul.pdf>

⑥ <https://www.whitesourcesoftware.com/vulnerability-database/>

⑦ <https://sca.veracode.com/vulnerability-database/search>

⑧ <https://snyk.io/vuln>

多工作致力于构建漏洞数据集<sup>[18-22]</sup>，但这些数据集大多是针对特定语言的生态系统或针对特定的软件项目而设计的。

## 1.2 研究问题

随着这些漏洞数据库中漏洞数据积累得越来越多，研究人员也越来越关注这些数据库中漏洞信息的质量。Dong 等人<sup>[23]</sup>发现了漏洞数据库中受漏洞影响的软件版本信息的不准确情况，Chaparro 等人<sup>[24]</sup>和 Mu 等人<sup>[25]</sup>发现了漏洞描述中缺失关键的漏洞重现步骤的普遍性。这种不完整或不准确的信息使得安全工作人员难以及时地识别、重现和修复应用程序中的漏洞。

漏洞补丁作为刻画漏洞特征的重要知识，可应用于多种安全相关的任务，例如，补丁生成和热部署<sup>[10-12]</sup>、补丁存在测试<sup>[26-28]</sup>、软件成分分析<sup>[15-17]</sup>以及漏洞检测<sup>[1-2,5-6,8-9]</sup>。如果漏洞的补丁信息缺失或不准确，那么这些安全应用的准确性将会受到严重的影响。然而，漏洞数据库中的补丁信息尚未被系统地研究和评估，目前尚不清楚现有漏洞数据库中补丁的质量情况。

此外，现有的数据集主要通过：(1) 人工手动定位漏洞补丁<sup>[8,12,15-16,27-31]</sup>，(2) 通过启发式规则，比如在 CVE 引用信息中查找代码提交<sup>[1,11]</sup>，或是在代码提交历史中搜索 CVE 标识符 (CVE-ID)<sup>[17,32]</sup>，(3) 从为特定项目建立的安全公告中搜索漏洞补丁<sup>[5-6,10]</sup>。以上这些方法的人工成本过高，且针对特定的程序语言或项目无法广泛应用于所有开源软件漏洞。

## 1.3 本文工作

为了解决以上研究问题，本文先进行了一项经验研究，以了解当前商业漏洞数据库中开源软件漏洞补丁的质量和特征。该研究涵盖主要五个方面，包括补丁的覆盖度、一致性、类型、映射关系和准确性。然后，受经验研究结果的启发，本文提出了第一种名为 TRACER 的基于多源信息的开源软件漏洞的补丁识别方法。通过构建针对漏洞的多源引用信息网络，识别补丁信息。本文还设计了大量实验，验证了 TRACER 的准确性、通用性、实用性等多个方面。

### 1.3.1 经验研究

为了解当前商业漏洞数据库中开源软件漏洞补丁的质量和特征，该经验研究涵盖：补丁的覆盖度、一致性、类型、映射关系和准确性五个方面，并选择 Veracode<sup>①</sup>公司和 Snyk<sup>②</sup>公司公开的漏洞数据库作为研究对象。

① <https://sca.veracode.com/vulnerability-database/search>

② <https://snyk.io/vuln>



本文首先构建了一个广度数据集，该数据集包含 10,070 个开源软件漏洞。在此数据集上，本文分析两个漏洞数据库中所有开源软件漏洞补丁信息的覆盖率和一致性。结果表明，10,070 个 CVE 漏洞中只有 4,602（5.7%）的漏洞由漏洞数据库提供补丁信息，只有 19.7% 的漏洞在两个数据库中有一致的补丁信息。

本文首先构建了一个深度数据集，该数据集包含 1,295 个开源软件漏洞及其补丁。在此数据集上，本文分析了开源软件漏洞补丁类型、映射关系和准确性。结果表明，1,295 个 CVE 漏洞中，1,265（97.7%）漏洞的补丁类型是 GitHub 和 SVN 的代码提交，533（41.1%）的 CVE 漏洞与其补丁有一对多的映射关系；此外，两个商业数据库的补丁精度都高于 90%，但对于一对多映射类型的 CVE 漏洞，两个商业数据库中补丁的召回率仅约为 50%。

这些结果表明，这两个商业漏洞数据库中缺失了一些漏洞的补丁信息，尤其是对于有多个补丁的漏洞，补丁缺失现象更为严重。这种不完整或不准确的信息使得安全工作人员难以及时地识别、重现和修复使用的开源软件中的漏洞。同时，这也反映出自动化补丁识别方法的需求，这些方法可以帮助工作人员正确且完全地找到补丁信息。

### 1.3.2 方法设计

受经验研究结果的启发，本文提出了一个名为 TRACER 的基于多源知识的开源软件漏洞的补丁识别方法，从多个知识源（即 NVD<sup>①</sup>、Debian<sup>②</sup>、Red Hat<sup>③</sup>以及 GitHub<sup>④</sup>）构建漏洞的参考链接网络并识别补丁。该方法的核心思想是：漏洞的补丁（Commit URL）会在与该漏洞相关的各种来源的漏洞公告、分析报告、讨论和解决的过程中被频繁提及和引用。因此，本文首先设计了一种基于多知识源的漏洞引用信息网络，再从该网络中选出具有最高置信度和连通度的补丁节点作为结果。

TRACER 以漏洞的 CVE-ID 作为输入，主要经过三个步骤：（1）构建多源信息网络，该步骤的目的是将该 CVE 在被报告、讨论和解决阶段的参考链接进行建模。TRACER 从多个漏洞知识源（即 NVD、Debian、Red Hat 和 GitHub）中提取与该 CVE 相关的参考链接信息并构建一个信息网络。（2）选择补丁，TRACER 从构建的引用信息网络中选择中具有高连通性和高置信度的补丁节点作为该 CVE 的补丁。（3）扩增补丁，TRACER 通过搜索同一代码库所有分支中的相关提交来扩展候选补丁集。

---

① <https://nvd.nist.gov>

② <https://security-tracker.debian.org/tracker/>

③ <https://bugzilla.redhat.com/>

④ <https://github.com/>

### 1.3.3 实验验证

为了评估 TRACER 的准确性, 本文将 TRACER 与三种基于启发式的方法和两个商业漏洞数据库在经验研究中构建的深度数据集上进行了比较。结果表明, (1) 与现有的基于启发式规则的方法相比, TRACER 能够多找到 273.8% 漏洞的补丁; 同时, 在补丁信息的准确性上, TRACER 的 F1 数值 (F1-Score) 也比基于启发式规则的方法高 116.8%; (2) 与现有的商业漏洞数据库相比, TRACER 的召回率 (Recall) 高 18.4%; 但 12.0% 的漏洞 TRACER 未能找到补丁信息, TRACER 的精度 (Precision) 也低 6.4%。

此外, 为了评估 TRACER 的通用性, 本文还在另外两个包含 3,185 和 5,468 个 CVE 的数据集上运行 TRACER。结果表明, TRACER 在两个附加数据集上可查找到 67.7% 和 51.5% CVE 的补丁, 通过采样评估, 精度分别为 0.823 和 0.888, 召回率分别为 0.845 和 0.899, 这表明 TRACER 在查找补丁方面具有较好的通用性。

此外, 为了评估 TRACER 的实用性, 本文还邀请了 10 名参与者进行了用户研究。评估结果表明, 在实际使用中, TRACER 有助于用户更准确、更快速地查找到补丁信息。

### 1.3.4 主要贡献

本文主要有以下贡献:

- (1) 本文进行了一项经验研究, 以了解当前商业漏洞数据库中开源软件漏洞补丁的质量和特征。该研究涵盖主要五个方面, 包括补丁的覆盖度、一致性、类型、映射关系和准确性。
- (2) 本文提出了第一种名为 TRACER 的基于多源信息的开源软件漏洞的补丁识别方法, 可服务于安全社区、工业界和学术界的研究人员。
- (3) 本文进行了一系列实验验证, 以评估 TRACER 的准确性、通用性、在实践中的实用性等多个方面。

## 1.4 本文篇章结构

本文共包含六个章节, 结构如下:

第一章绪论, 介绍了本文的研究背景及研究问题, 然后概述了本文的主要工作及主要贡献, 包括经验研究、方法设计和实验验证, 以及本文的篇章结构。

第二章背景知识及相关工作, 介绍了本文所涉及的背景知识, 包括通用漏洞披露 (CVE)、漏洞公告、漏洞补丁等信息, 为后文经验研究、方法设计等内容的详细阐述做铺垫; 本章还介绍了本文研究主题的相关工作, 包括漏洞信息质量、漏洞补丁分析以及漏洞补丁的应用。

第三章经验研究，介绍了本文为了解当前商业漏洞数据库中开源软件漏洞补丁的质量和特征所开展的实证研究工作，涵盖：补丁的覆盖度、一致性、类型、映射关系和准确性五个方面。

第四章 TRACER 方法设计，介绍了本文提出了一个名为 TRACER 的基于多源信息的开源软件漏洞的补丁识别方法，包括多源信息网络构建、补丁节点精选以及候选补丁扩增三个步骤。

第五章实验验证及结果分析，介绍了本文评估 TRACER 的准确性、通用性、在实践中的实用性等方面的实验设计及结果分析。

第六章总结与展望，对本文的工作内容及研究成果进行总结，讨论本文研究工作中存在的不足及可以改进的地方，并展望了未来可以进行的工作。

# 第 2 章 背景知识及相关工作

本文的研究重点是开源软件漏洞的补丁定位问题，本章将首先介绍漏洞相关的背景知识，包括通用漏洞披露（CVE）、漏洞通告（advisory）和漏洞补丁（vulnerability patch）；然后，从漏洞披露信息的质量、漏洞补丁的分析及应用三个方面介绍相关的研究工作。

## 2.1 背景知识

### 2.1.1 CVE 及 NVD

通用漏洞披露 (Common Vulnerabilities and Exposures, CVE)<sup>[33]</sup>，是一个与网络安全有关的漏洞字典，收集各种信息安全漏洞并给予唯一编号以便于公众查阅及引用<sup>①</sup>。在实际使用中，当人们提及某个 CVE 时，他们其实是在说某个被分配了 CVE-ID 的安全漏洞<sup>②</sup>。

CVE-ID	
<b>CVE-2021-44228</b>	<a href="#">Learn more at National Vulnerability Database (NVD)</a> • CVSS Severity Rating • Fix Information • Vulnerable Software Versions • SCAP Mappings • CPE Information
Description	
Apache Log4j2 2.0-beta9 through 2.12.1 and 2.13.0 through 2.15.0 JNDI features used in configuration, log messages, and parameters do not protect against attacker controlled LDAP and other JNDI related endpoints. An attacker who can control log messages or log message parameters can execute arbitrary code loaded from LDAP servers when message lookup substitution is enabled. From log4j 2.15.0, this behavior has been disabled by default. From version 2.16.0, this functionality has been completely removed. Note that this vulnerability is specific to log4j-core and does not affect log4net, log4cxx, or other Apache Logging Services projects.	
References	
<b>Note:</b> <a href="#">References</a> are provided for the convenience of the reader to help distinguish between vulnerabilities. The list is not intended to be complete.	
<ul style="list-style-type: none"><li>• CERT-VN:VU#930724</li><li>• URL:<a href="https://www.kb.cert.org/vuls/id/930724">https://www.kb.cert.org/vuls/id/930724</a></li><li>• CISCO:20211210 A Vulnerability in Apache Log4j Library Affecting Cisco Products: December 2021</li><li>• URL:<a href="https://tools.cisco.com/security/center/content/CiscoSecurityAdvisory/cisco-sa-apache-log4j-gRuKNEbd">https://tools.cisco.com/security/center/content/CiscoSecurityAdvisory/cisco-sa-apache-log4j-gRuKNEbd</a></li><li>• CISCO:20211210 Vulnerabilities in Apache Log4j Library Affecting Cisco Products: December 2021</li><li>• URL:<a href="https://tools.cisco.com/security/center/content/CiscoSecurityAdvisory/cisco-sa-apache-log4j-gRuKNEbd">https://tools.cisco.com/security/center/content/CiscoSecurityAdvisory/cisco-sa-apache-log4j-gRuKNEbd</a></li><li>• CISCO:20211210 Vulnerability in Apache Log4j Library Affecting Cisco Products: December 2021</li><li>• URL:<a href="https://tools.cisco.com/security/center/content/CiscoSecurityAdvisory/cisco-sa-apache-log4j-gRuKNEbd">https://tools.cisco.com/security/center/content/CiscoSecurityAdvisory/cisco-sa-apache-log4j-gRuKNEbd</a></li><li>• CONFIRM:<a href="https://cert-portal.siemens.com/productcert/pdf/ssa-397453.pdf">https://cert-portal.siemens.com/productcert/pdf/ssa-397453.pdf</a></li><li>• CONFIRM:<a href="https://cert-portal.siemens.com/productcert/pdf/ssa-479842.pdf">https://cert-portal.siemens.com/productcert/pdf/ssa-479842.pdf</a></li><li>• CONFIRM:<a href="https://cert-portal.siemens.com/productcert/pdf/ssa-714170.pdf">https://cert-portal.siemens.com/productcert/pdf/ssa-714170.pdf</a></li><li>• CONFIRM:<a href="https://cert-portal.siemens.com/productcert/pdf/ssa-661247.pdf">https://cert-portal.siemens.com/productcert/pdf/ssa-661247.pdf</a></li><li>• URL:<a href="https://cert-portal.siemens.com/productcert/pdf/ssa-661247.pdf">https://cert-portal.siemens.com/productcert/pdf/ssa-661247.pdf</a></li><li>• CONFIRM:<a href="https://psirt.global.sonicwall.com/vuln-detail/SNWLID-2021-0032">https://psirt.global.sonicwall.com/vuln-detail/SNWLID-2021-0032</a></li><li>• URL:<a href="https://psirt.global.sonicwall.com/vuln-detail/SNWLID-2021-0032">https://psirt.global.sonicwall.com/vuln-detail/SNWLID-2021-0032</a></li><li>• CONFIRM:<a href="https://security.netapp.com/advisory/ntap-20211210-0007/">https://security.netapp.com/advisory/ntap-20211210-0007/</a></li><li>• URL:<a href="https://security.netapp.com/advisory/ntap-20211210-0007/">https://security.netapp.com/advisory/ntap-20211210-0007/</a></li></ul>	

图 2-1 CVE 平台中漏洞 CVE-2021-44228 信息

① <https://cve.mitre.org/cve/>

② <https://www.redhat.com/en/topics/security/what-is-cve>

每一个 CVE 条目（CVE Entry）都有唯一通用标识符（即 CVE-ID）、一段漏洞描述（即 Description）以及至少一个参考链接（即 References），该参考链接多为外部网站且包含与该漏洞相关的更详细的描述信息。如图例2-1所示为 CVE-2021-44228<sup>①</sup>，漏洞的描述信息为：“Apache Log4j2 2.0-beta9 through 2.12.1 and 2.13.0 through 2.15.0 JNDI features used in configuration, ..... Note that this vulnerability is specific to log4j-core and does not affect log4net, log4cxx, or other Apache Logging Services projects.”，且包含多个参考链接，如：“https://www.kb.cert.org/vuls/id/930724”等 URL。

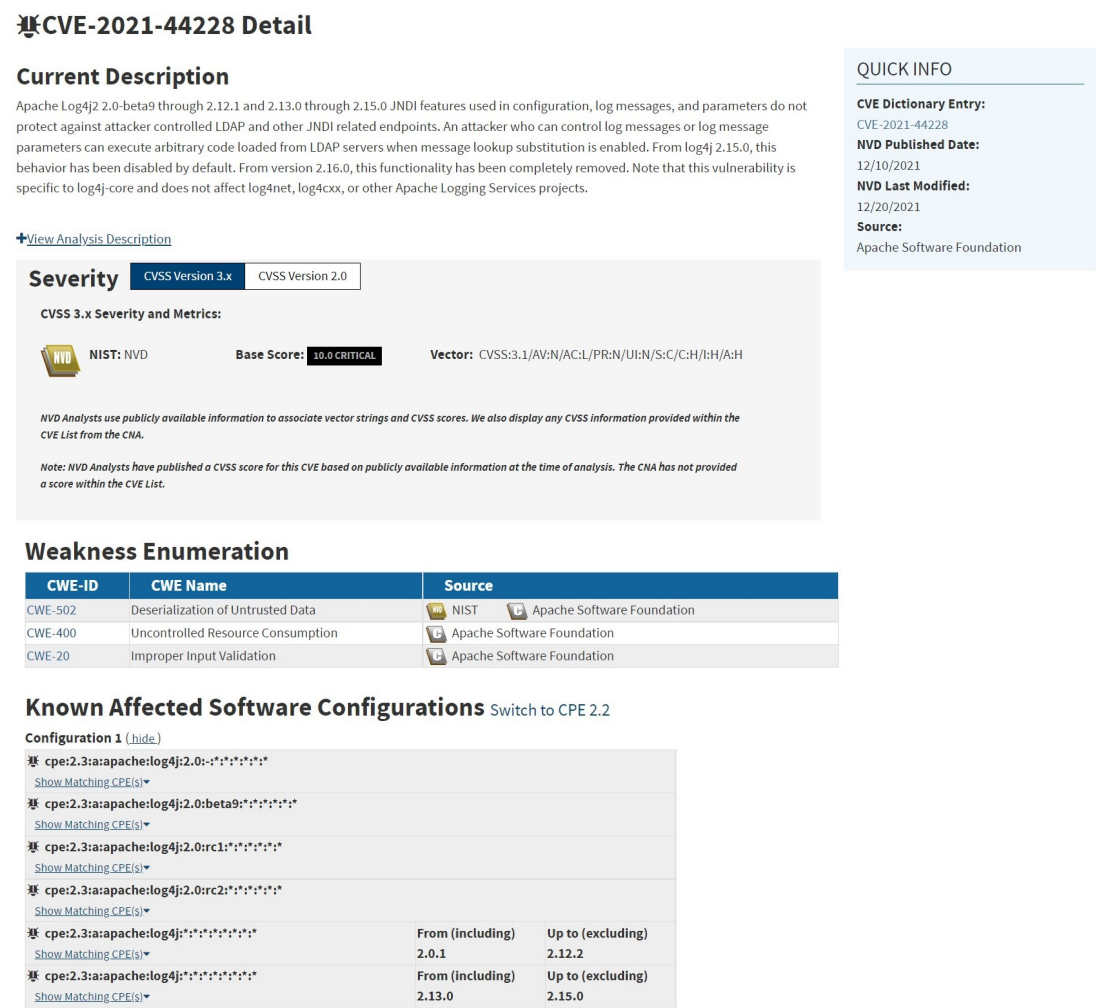


图 2-2 NVD 平台中漏洞 CVE-2021-44228 信息

CVE 被设计作为漏洞字典用于收录并编号漏洞，这也导致 CVE 中漏洞信息过于精简，仅有一段漏洞描述和参考链接信息。基于 CVE 平台收录的漏洞条目信息，美国国家漏洞数据库（NVD）<sup>②</sup>、中国国家信息安全漏洞库（CNNVD）<sup>③</sup>等

① <https://cve.mitre.org/cgi-bin/cvename.cgi?name=CVE-2021-44228>  
② <https://nvd.nist.gov/>  
③ <http://www.cnnvd.org.cn/>

漏洞数据库被构建，与 CVE 平台数据完全同步，并为每个漏洞条目（CVE Entry）提供更丰富的信息，如：影响的软件名及版本、修复信息、严重性评分、影响评级等。如图2-2所示为 NVD 平台中漏洞 CVE-2021-44228<sup>①</sup>信息。

2.1.2 漏洞公告

漏洞公告（Advisory），也称漏洞通告，是由一般是由受漏洞影响的软件的厂商（Vendor）对外发布的安全漏洞警报，一般包含：漏洞触发描述、漏洞影响结果、漏洞软件名、软件版本等漏洞描述信息，有时也会包含漏洞发现者、漏洞修复记录、漏洞补丁等信息。

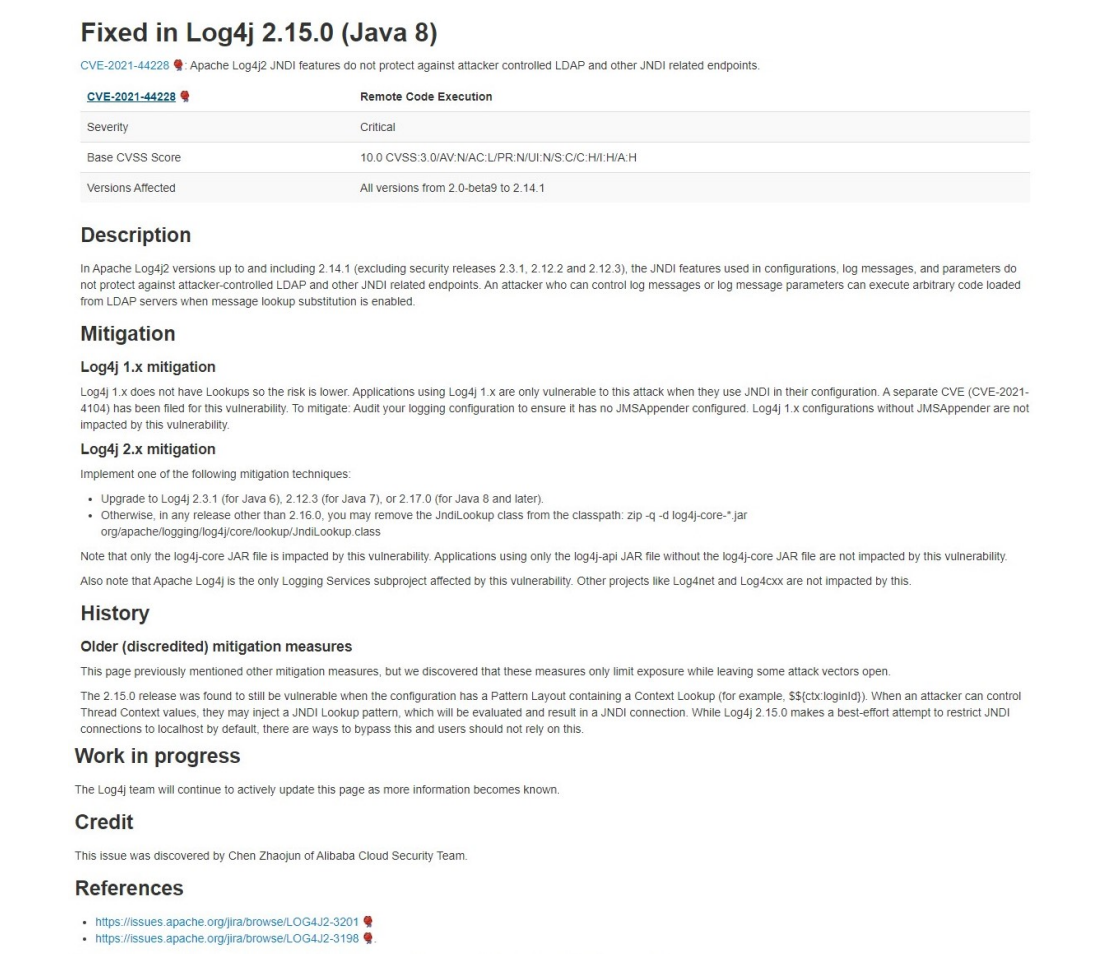


图 2-3 Apache Log4j 发布的漏洞公告（CVE-2021-44228）

如图2-3所示为厂商 Apache 发布的关于 CVE-2021-44228 的漏洞公告<sup>②</sup>，其中包含：修复方式“Log4j 2.x mitigation ..... Upgrade to Log4j 2.3.1 (for Java 6), 2.12.3 (for Java 7), or 2.17.0 (for Java 8 and later)”、漏洞发现者“Credit: This

① <https://nvd.nist.gov/vuln/detail/CVE-2021-44228>

② <https://logging.apache.org/log4j/2.x/security.html>



issue was discovered by Chen Zhaojun of Alibaba Cloud Security Team.”、参考链接“<https://issues.apache.org/jira/browse/LOG4J2-3198>”等信息。

以上由厂商发布的漏洞公告，也常被称为：厂商公告（Vendor Advisory）；但由于某一厂商只会维护与该厂商相关的软件漏洞通告，开源社区的开发人员难以一一关注所有厂商的公告信息。因此，出现了许多第三方平台收集并维护所有漏洞公告信息，被称为：第三方公告（Third-Party Advisory），例如：Red Hat<sup>①</sup>、Debian<sup>②</sup>、Gentoo<sup>③</sup>等。

CVE-2021-44228

Name

CVE-2021-44228

Description

Apache Log4j2 2.0-beta9 through 2.12.1 and 2.13.0 through 2.15.0 JNDI features used in configuration, log messages, and parameters do not protect against attacker controlled LDAP and other JNDI related endpoints. An attacker who can control log messages or log message parameters can execute arbitrary code loaded from LDAP servers when message lookup substitution is enabled. From log4j 2.15.0, this behavior has been disabled by default. From version 2.16.0, this functionality has been completely removed. Note that this vulnerability is specific to log4j-core and does not affect log4net, log4cxx, or other Apache Logging Services projects.

Source

CVE (at NVD; CERT, LWN, oss-sec, fulldisc, bugtraq, EDB, Metasploit, Red Hat, Ubuntu, Gentoo, SUSE bugzilla/CVE, Mageia, GitHub code/Issues, web search, more)

References

DLA-2842-1, DSA-5020-1

NVD severity

high

Debian Bugs

1001478

Vulnerable and fixed packages

The table below lists information on source packages.

Source Package	Release	Version	Status
apache-log4j1.2 (PTS)	stretch (security), stretch	1.2.17-7+deb9u1	fixed
	buster, buster (security)	1.2.17-8+deb10u1	fixed
	bookworm, sid, bullseye	1.2.17-10	fixed
apache-log4j2 (PTS)	stretch	2.7-2	vulnerable
	stretch (security)	2.12.3-0+deb9u1	fixed
	buster	2.11.1-2	vulnerable
	buster (security)	2.17.0-1+deb10u1	fixed
	bullseye	2.16.0-1+deb11u1	fixed
	bullseye (security)	2.17.0-1+deb11u1	fixed
	bookworm, sid	2.17.0-1	fixed

The information below is based on the following data on fixed versions.

Package	Type	Release	Fixed Version	Urgency	Origin	Debian Bugs
apache-log4j1.2	source	(unstable)	(not affected)			
apache-log4j2	source	stretch	2.7-2+deb9u1		DLA-2842-1	
apache-log4j2	source	buster	2.15.0-1+deb10u1		DSA-5020-1	
apache-log4j2	source	bullseye	2.15.0-1+deb11u1		DSA-5020-1	
apache-log4j2	source	(unstable)	2.15.0-1			1001478

Notes

- apache-log4j1.2 <not-affected> (Vulnerable code not present)

<https://github.com/advisories/GHSA-jfb8-c2jp-5v3q>

<https://github.com/apache/logging-log4j2/pull/608>

<https://www.lunasec.io/docs/blog/log4j-zero-day/>

<https://issues.apache.org/jira/browse/LOG4J2-3198>

<https://github.com/apache/logging-log4j2/commit/c77b3cb39312b83b053d23a2158b99ac7de44dd3>

The lookup is performed \*after\* formatting the message, which includes the user input. Hence the vulnerability can still be triggered using a ParametrizedMessage.

图 2-4 Debian 平台中漏洞 CVE-2021-44228 信息

如图2-4所示为 Debian 平台中漏洞 CVE-2021-44228 信息<sup>④</sup>，其中还甚至包括了该漏洞的补丁提交信息<sup>⑤</sup>（图中“Note”中的 URL 参考链接），这在 NVD 以及 Vendor Advisory 中都未出现。

① <https://access.redhat.com/errata/>

② <https://www.debian.org/security/>

③ <https://security.gentoo.org/>

④ <https://security-tracker.debian.org/tracker/CVE-2021-44228>

⑤ <https://github.com/apache/logging-log4j2/commit/c77b3cb39312b83b053d23a2158b99ac7de44dd3>

9

### 2.1.3 漏洞补丁

补丁（Patch），也称：补丁程序，是指对计算机程序进行的一组更改，旨在更新其功能或修复其缺陷。漏洞补丁（Vulnerability Patch）则指为修复程序中的安全漏洞所开发的补丁，通常以代码提交（Git 和 SVN Commit），或文本文件（.patch 文件）等形式。

如图2-4中的 URL 参考链接“<https://github.com/apache/logging-log4j2/commit/c77b3cb39312b83b053d23a2158b99ac7de44dd3>”（Github Commit），即为漏洞 CVE-2021-44228 的补丁，补丁内容见图2-4。

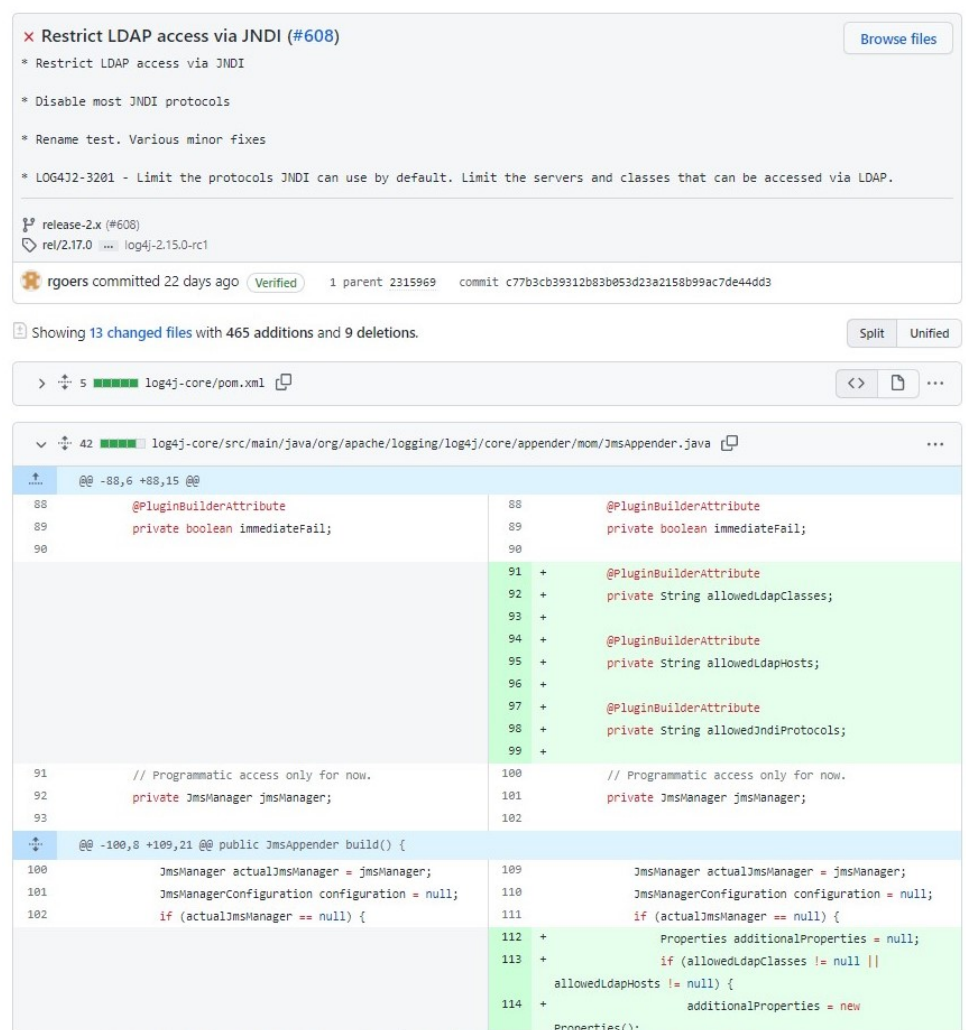


图 2-5 漏洞 CVE-2021-44228 的 Github Commit 补丁

## 2.2 相关工作

### 2.2.1 漏洞信息质量

漏洞数据库（例如：CVE 和 NVD）被广泛关注，其中的漏洞信息也被广泛参考使用。随着漏洞数据库积累的漏洞数据越来越多，研究人员也越来越关注其



中的漏洞信息的质量。

Nguyen 和 Massacci<sup>[34]</sup>最早揭示了 NVD 数据库中漏洞所影响的软件版本信息的不可靠性。为了提高该信息的可靠性, Nguyen<sup>[35]</sup>和 Dashevskyi 等人<sup>[36]</sup>开发了工具以确定某一旧软件版本是否会受到新披露的漏洞的影响。他们认为: 如果旧版本包含修复漏洞所更改的源代码行, 则该版本被视为受漏洞影响。Dong 等人<sup>[23]</sup>从漏洞的描述信息中识别受漏洞影响的软件名称和版本, 并与漏洞报告所提供的软件名称和版本信息进行对比。他们发现漏洞数据库中会遗漏真正受漏洞影响的版本, 也会错误地包含了不受漏洞影响的版本。Chen 等人<sup>[37]</sup>识别受漏洞影响的开源库信息。Chaparro 等人的工作<sup>[24]</sup>检测漏洞描述中是否缺少用于重现漏洞的关键步骤或预期效果信息。Mu 等人的工作<sup>[25]</sup>揭示了漏洞报告丢失重现漏洞信息的普遍性。以上工作已侧重于漏洞信息的多个方面, 而本文的工作重点则是研究漏洞的补丁信息, 并尝试自动化地从不同来源漏洞报告的综合信息中定位漏洞补丁。

近期, Tan 等人完成了一项与本文的研究问题相似的工作<sup>[38]</sup>。他们使用深度学习排名算法对代码仓库中的提交(commit)历史进行排名, 把排在首位的提交当作为漏洞的补丁提交。他们的工作包含两个假设: (1) CVE 中, 受漏洞影响的软件的代码仓库已知; (2) 漏洞与其补丁提交在数量上是一对一的映射关系。然而, 事实上, 受漏洞影响的软件的代码仓库并不已知, 而需人工识别; 此外, 漏洞与其补丁提交在数量上存在一对多的关系 (Sec.3.6)。

## 2.2.2 漏洞补丁分析

当前, 有多中补丁分析相关的任务可用于提高软件安全性, 如: 补丁的生成和部署<sup>[10-12]</sup>、补丁的存在性测试<sup>[26-28]</sup>以及秘密补丁识别<sup>[29-31,39]</sup>。

此外, 研究人员也已为 Java<sup>[18]</sup>、C/C++<sup>[19]</sup>以及特定开源项目<sup>[20]</sup>构建安全补丁数据集。基于这些数据集, 研究人员已开展实证研究以表征漏洞及其补丁<sup>[40-43]</sup>。在这些工作中, 补丁信息多由人工识别<sup>[12,18,27-31,39-40]</sup>, 或通过启发式规则识别, 例如: 在 CVE 的参考链接中查找补丁提交信息<sup>[11,19-20,41-42]</sup>, 以及在提交信息(Commit Message)中搜索 CVE 标识符<sup>[19-20,43]</sup>。这些工作存在的问题为: 通过人工收集成本过高, 且耗时较长; 然而, 启发式规则的方法又不足以找到或是找全补丁。

## 2.2.3 漏洞补丁应用

漏洞补丁信息可被用于多种软件安全性任务。例如, 基于漏洞补丁生成漏洞攻击程序<sup>[32,44]</sup>, 通过软件成分分析以确定项目是否使用包含漏洞的第三方库, 并判定该漏洞所影响的函数是否被调用<sup>[14-17]</sup>, 以及通过学习漏洞特征<sup>[1-4]</sup>、通

过匹配漏洞签名<sup>[5-6]</sup>、通过匹配漏洞和补丁检测签名<sup>[7-9]</sup>来检测程序中的漏洞。

与上一小结的补丁分析工作类似，这些工作中的 CVE 补丁主要通过人工识别<sup>[8,14-16]</sup>、基于启发式规则的方法<sup>[1-2,4,17,32]</sup>或直接取自为特定项目建立 CVE 和补丁之间映射关系的安全公告<sup>[5-7]</sup>。但是，人工识别的成本过高，而且基于启发式规则的方法找到或是找全补丁。

## 第3章 开源软件漏洞经验研究

本章将主要介绍为了解当前漏洞数据库现状，考察其中漏洞补丁的质量和特征所开展的经验研究工作，包括经验研究的设计、数据准备以及经验研究的结果分析。

### 3.1 研究设计

#### 3.1.1 研究问题

为了了解已有漏洞数据库中开源软件漏洞补丁的质量和特征，本文所开展的针对当前商业漏洞数据库的经验研究包含以下研究问题：

- **RQ1 补丁覆盖率分析：**当前商业漏洞数据库中，漏洞补丁信息的覆盖度如何？即，有多少漏洞包含补丁信息？（见章节3.3）
- **RQ2 补丁一致性分析：**不同漏洞库间，漏洞补丁信息的一致性如何？即，有多少漏洞在漏洞数据库中具有相同的补丁信息？（见章节3.4）
- **RQ3 补丁类型分析：**开源漏洞补丁的类型有哪些？（见章节3.5）
- **RQ4 补丁映射分析：**开源漏洞与其补丁在数量上的映射关系是怎样的？（见章节3.6）
- **RQ5 补丁准确性分析：**当前商业漏洞数据库中，漏洞的补丁信息准确度如何？（见章节3.7）

其中，RQ1 可用来评估漏洞数据库中开源软件漏洞的补丁缺失程度，RQ2 用来评估不同漏洞数据库中漏洞补丁的不一致程度，RQ3 和 RQ4 用来表征常见的补丁类型以及开源漏洞及其补丁之间的映射关系，RQ5 可用来评估不同漏洞数据库中漏洞补丁信息的准确性。总的来说，RQ1、RQ2 和 RQ5 的结果旨在从不同的角度评估补丁质量，并挖掘出对自动化补丁识别方法的需求；RQ3 和 RQ4 旨在从不同角度捕捉开源软件漏洞补丁的特征，并为自动化补丁识别方法的设计提供启发。

#### 3.1.2 评估标准

本章经验研究使用了信息检索中常用的评估标准—Precision（精确率）、Recall（召回率）和 F1-Score（F1 值）。

对于一个搜索或分类问题来说,样本分为“Positive (正)”和“Negative (负)”两个类别。那么,模型搜索或分类的结果就会有四种情况:

- True Positive (真阳性), 表示: 将正样本预测为正样本, 即数据库提供的或工具返回的正确补丁信息。
- True Negative (真阴性), 表示: 将负样本预测为负样本, 即数据库未提供的或工具未返回的错误补丁信息。
- False Positive (假阳性), 表示: 将负样本预测为正样本, 即数据库提供的或工具返回的错误补丁信息。
- False Negative (假阴性), 表示: 将正样本预测为负样本, 即数据库未提供的或工具未返回的正确补丁信息。

**Precision (精确率)**, 用于衡量数据库提供的补丁中正确补丁的比率, 或是工具返回结果中正确补丁的比率, 计算公式如下:

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive} \quad (3.1)$$

**Recall (召回率)**, 用于衡量正确补丁在数据库中被提供的比率, 或是正确补丁被工具返回的比率, 计算公式如下:

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} \quad (3.2)$$

**F1-Score (F1 值)**, 用以中和表示 Precision 及 Recall 的结果; 因为 Precision 仅仅反映精确率, Recall 仅仅反映召回率, 无法反映总体评估结果, F1-Score 计算公式如下:

$$F1 - Score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (3.3)$$

## 3.2 数据准备

### 3.2.1 漏洞数据库选择

为挑选高质量的、具有代表性的漏洞数据库作为研究对象, 本文前期调研了来自安全领域的社区、工业界和学术界的漏洞数据库。在该章节的经验研究工作中, 本文首先排除了来自安全社区的数据库 (例如, CVE List 和 NVD)。因为这两个数据库不提供结构化的补丁信息, 而补丁链接多是隐藏在参考链接中; 此外, CVE List 和 NVD 数据库中不仅仅包含开源软件漏洞, 还包括闭源软件、系统及硬件相关的漏洞。本文还排除了来自学术界的数据集<sup>[18-22,41-43]</sup>, 这是因为这些数据集中的漏洞通常限定于特定的一两种程序语言 (例如: Python、Java), 而非面向所有开源软件, 缺乏多样性不具有代表性; 此外, 由于长期缺乏维护, 这些漏洞数据集缺失较新的漏洞数据。

对于工业界的数据库,本文首先关注到 BlackDuck<sup>[45]</sup>、WhiteSource<sup>[46]</sup>、Veracode<sup>[47]</sup>和 Snyk<sup>[48]</sup>四家安全公司提供软件成分分析(Software Composition Analysis)服务,这种服务通过识别并分析当前软件系统中使用的开源成本(即第三方库),报告所使用的开源成分中的漏洞。因此,这四家公司需要先构建尽可能完整且包含详细漏洞信息的漏洞库作为服务基础,本文便首先将这四家公司的漏洞数据库作为研究对象。截至2021年4月5日,收集的信息为:

- **Black Duck**, 该公司的报告显示:该公司的安全公告中共包含 157,000 多个漏洞,涵盖 90 多种编程语言,其中,数千个漏洞尚未被 NVD 收录。该公司的漏洞数据库由特定的专家团队进行维护,以确保漏洞数据的完整性和准确性,然而,该公司的漏洞数据信息并未对外公开。
- **Sonatype**<sup>①</sup>, 该公司声称:“OSS Index 是一个免费的开源组件目录,其中的扫描工具可帮助开发人员识别漏洞、了解风险并确保其软件安全。”<sup>②</sup> Sonatype 的 OSS Index 支持 20 多个生态系统(如: Maven、npm、Go、PyPI 等)。该公司公开的漏洞信息包括漏洞描述、受漏洞影响的组件和版本、CVSS 向量、参考链接等信息。
- **WhiteSource**<sup>③</sup>, 该公司从 NVD 及其他安全公告平台和问题追踪系统(issue tracking system)中共收集的漏洞超过 175,000 个,涵盖 200 多种编程语言。
- **Veracode**<sup>④</sup>, 该公司的漏洞数据库涵盖 10 多种编程语言相关的 18,000 多个漏洞,公开的漏洞信息包括受漏洞影响的组件和版本范围、库修复说明、参考资料等。
- **Snyk**<sup>⑤</sup>, 该公司声称:漏洞数据库<sup>⑥</sup>是由经验丰富的安全研究团队持续维护,通过关注安全公告、Jira issue 报告, GitHub Commits 等方式自动识别安全漏洞相关的报告。该公司的数据库涵盖超过 10 个编程语言生态系统,如: Maven、npm、Go、Composer 等。该数据库提供漏洞的详细信息,包括受漏洞影响的组件、版本范围、修复方法、参考链接等。

进一步调研后发现,这四家公司中某些公司并未公开漏洞数据库,或是公开的漏洞信息中不包含用于修复漏洞的补丁信息,这将无法达成研究目标。最终,本文选择了两家公司的漏洞数据库作为研究对象,下文中简称为:  $DB_A$  和  $DB_B$ 。

① <https://ossindex.sonatype.org>

② 英文原文为: "OSS Index is a free catalogue of open source components and scanning tools to help developers identify vulnerabilities, understand risk, and keep their software safe."

③ <https://www.whitesourcesoftware.com/vulnerability-database/>

④ <https://sca.analysiscenter.veracode.com/vulnerability-database>

⑤ <https://snyk.io/vuln>

⑥ <https://snyk.io/product/vulnerability-database/>

### 3.2.2 广度数据集构建

为了评估漏洞数据库中补丁的缺失程度以及不同数据库间补丁的不一致性（即 RQ1 和 RQ2），本文基于  $DB_A$  和  $DB_B$  构建了一个开源软件漏洞的广度数据集用以实验分析。截至 2020 年 4 月 7 日，分别从  $DB_A$  和  $DB_B$  中分别获取了 8,630 和 5,858 个 CVE 漏洞。

### 3.2.3 深度数据集构建

为了表征漏洞补丁的类型、映射关系以及尽可能准确地评估补丁信息的准确性（即 RQ3、RQ4 和 RQ5），本文还基于  $DB_A$  和  $DB_B$  的数据，构建了一个开源软件漏洞的深度数据集。该数据集的漏洞数量少于广度数据集，但每个漏洞都包含由人工确认的补丁信息。

在该深度数据集的构建过程中，为了确保数据集能够涵盖足够多的漏洞用以实验评估，但又不至于在人工识别补丁的阶段产生难以完成的工作量，本文仅将在  $DB_A$  和  $DB_B$  都含有补丁信息的漏洞列入该深度数据集，最终，该深度数据集共包含 1,417 个 CVE 漏洞。

然后，对于该深度数据集中的每个 CVE 漏洞，首先分别由两位研究人员通过分析  $DB_A$  和  $DB_B$  数据库报告的补丁、查看 NVD 中的漏洞描述和参考链接信息以及搜索 GitHub 代码仓库的提交历史和其他网络资源等方式，独立得找到其补丁信息；之后，对比由两位研究人员独立查找得到得补丁信息，对于补丁结果不一致的漏洞，两位研究人员再一起分析讨论直到达成共识。这两位研究人员分别是本文作者和与本文作者同课题组的学生。由于公开的信息有限，1,417 个 CVE 漏洞中的 122 个 CVE 漏洞无法找到补丁信息，比如：漏洞 CVE-2016-3942 在 NVD 中没有漏洞报告，但  $DB_A$  和  $DB_B$  将 jsrender@f984e1<sup>[49]</sup> 标识为其补丁，两位研究人员无法确认该补丁信息的准确性。最终，该深度数据集共包含了 1,295 个 CVE 漏洞。

本文还进一步分析了该深度数据集中 1,295 个 CVE 开源软件漏洞的年份和程序语言分布情况，以评估该数据集是否具有代表性。如图 3-1 所示，CVE 的数量逐年增加，这与 Snyk 的报告<sup>[50]</sup>一致。此外，本文通过分析补丁中更改的源文件类型来确定 CVE 的编程语言。如图 3-2 所示，深度数据集中的 CVE 漏洞涵盖了七种较为常用的程序语言，具有较好的语言多样性。因此，可以认为该深度数据集对于开源软件漏洞数据库具有较好的代表性。

## 3.3 RQ1：覆盖率分析

如图 3-3a 所示， $DB_A$  和  $DB_B$  数据库中共有的 CVE 漏洞为 4,418 个，同时  $DB_A$  和  $DB_B$  分别包含 4,212 和 1,440 个特有的 CVE 漏洞；如图 3-3b 所示， $DB_A$  中 3,607

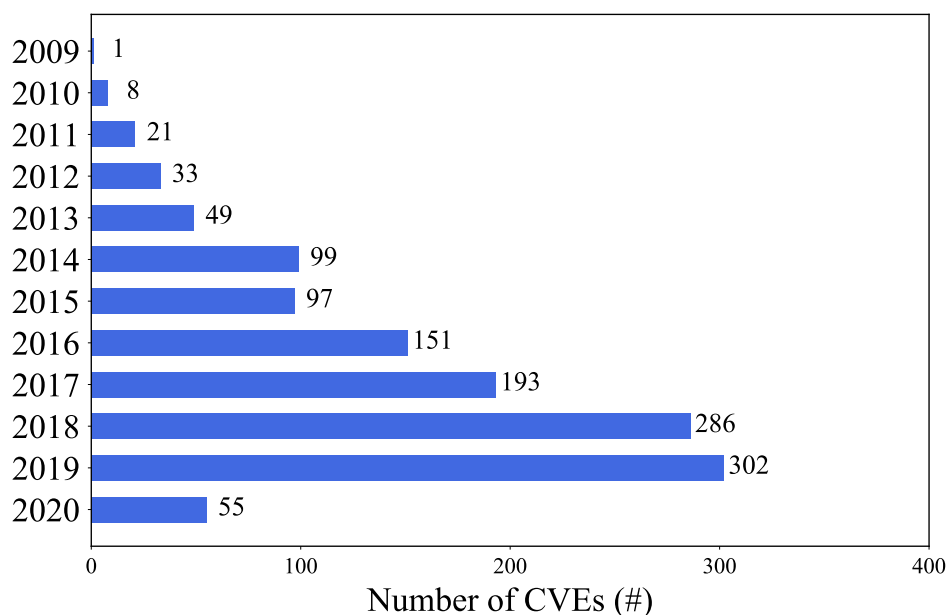


图 3-1 数据集中漏洞年份统计

(41.8%) 的 CVE 漏洞含有补丁信息,  $DB_B$  中 2,412 (41.2%) 的 CVE 漏洞含有补丁信息;  $DB_A$  和  $DB_B$  数据库共有 10,070 个开源软件 CVE 漏洞, 而其中仅有 4,602 (45.7%) 的漏洞提供了补丁信息。

由此可见, 数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  中开源软件漏洞的补丁覆盖率都较低, 分别为 41.8% 和 41.2%, 漏洞补丁缺失的情况较为普遍。同时, 这也体现出自动化补丁查找方法的必要性, 可用于填补数据库中缺失的补丁信息。

### 3.4 RQ2: 一致性分析

表 3-1 补丁一致性结果

补丁一致	存在性不一致			内容不一致		
	总数	无漏洞信息	无补丁信息	总数	包含关系	非包含关系
907 (19.7%)	3,185 (69.2%)	1,392 (30.2%)	1,793 (39.0%)	510 (11.1%)	176 (3.8%)	334 (7.3%)

为了分析两个数据库之间的补丁信息一致性情况, 本节主要关注带有补丁的 CVE 漏洞, 即图 3-3b 中的 CVE 漏洞。考虑到漏洞补丁的个数可能不唯一 (即可能为一组补丁集), 所以仅当两个数据库针对同一漏洞提供的补丁集完全相同时, 才判定为补丁信息一致。本节将补丁信息不一致分为存在性不一致和内容不一致两种情况。前者是指某一个数据库为该 CVE 漏洞提供了补丁信息, 而另一个数据库却不存在该 CVE 信息, 或是存在该 CVE 却不存在相关补丁信息; 后

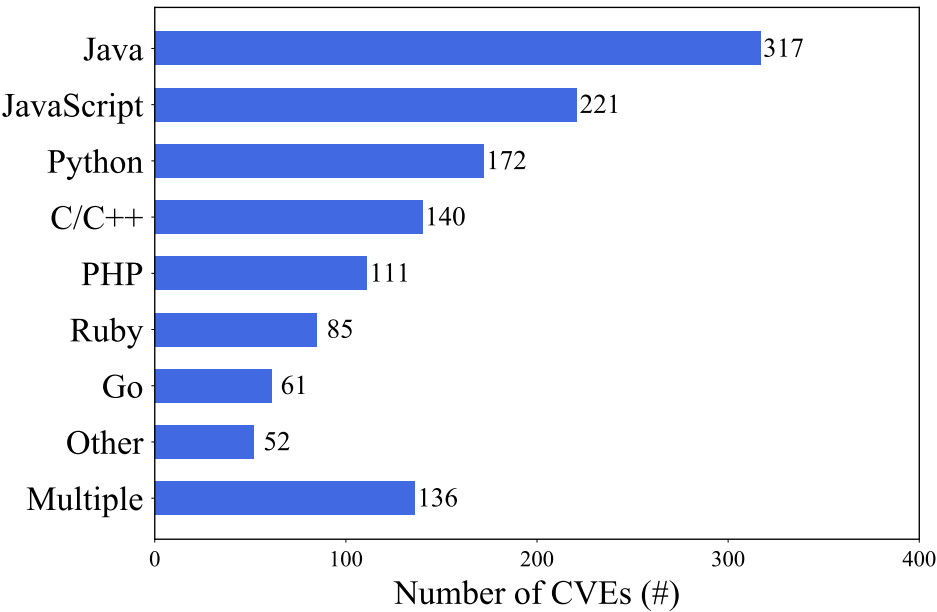


图 3-2 数据集中漏洞程序语言分布统计

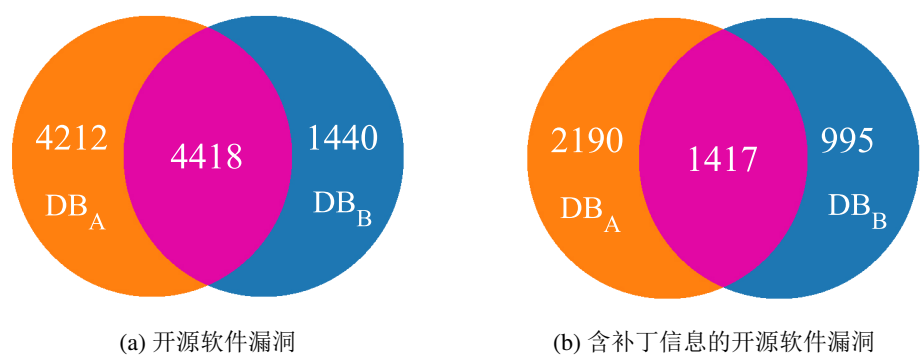


图 3-3  $DB_A$  与  $DB_B$  间数据交集

者是指两个数据库都存在该 CVE 的补丁信息，但它们的补丁集并不完全一致，分为包含关系或非包含关系的不一致。这两种情况分别反映了出数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  中开源软件漏洞及其补丁信息的不完整性，以及漏洞补丁信息可能是不准确的

表3-1中展示了补丁一致性分析的结果。其中，第一列为在  $DB_A$  和  $DB_B$  中具有一致补丁集的 CVE 数量（907，19.7%），第二至四列为补丁存在性不一致的 CVE 数量（3,185，69.2%），最后三列为都存在补丁信息但补丁集内容不一致的 CVE 数量（510，11.1%）。可以发现：4,602个 CVE 中，（1）只有907（19.7%）的漏洞在  $DB_A$  和  $DB_B$  中有一致的补丁信息；（2）超过三分之二（即3,185（69.2%））的 CVE 漏洞在数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  中存在补丁信息不一致的情况，其中1,392（30.2%）的 CVE 漏洞不在  $DB_A$  或  $DB_B$  中，1,793（39.0%）的 CVE 漏洞都存在于  $DB_A$  和  $DB_B$  中但在某一数据库中无补丁信息；（3）510（11.1%）的 CVE 漏洞



补丁信息都存在于  $DB_A$  和  $DB_B$  中补丁集内容不一致, 其中, 176 (3.8%) CVE 的来自于某一个数据库的补丁集包含来自另一个数据库的补丁集, 334 (7.3%) CVE 的来自  $DB_A$  和  $DB_B$  的补丁集即不同也不包含。

这些结果表明,  $DB_A$  和  $DB_B$  间存在较多的补丁信息不一致情况, 进而表明数据库中补丁信息的准确性也需要进一步评估。

### 3.5 RQ3: 补丁类型分析

在3.2小节中, 基于人工收集的深度数据集共包含1,295个 CVE 漏洞及3,043个补丁, 本小节将基于该数据集分析漏洞的补丁类型。分析结果表明, 3,043个补丁中, 2,852 (93.7%) 的补丁都是为 GitHub Commit 形式, 这可能是因为 GitHub 在开源软件中被广泛使用; 另外136 (4.5%) 的补丁为 SVN Commit 形式, 仅有55 (1.8%) 的补丁为来自其他 Git 平台的 commit 形式。

此外, 从 CVE 的角度来看, 1,295个 CVE 中1,202 (92.8%) 的 CVE 有 GitHub Commit 类型的补丁, 4 (0.3%) 的 CVE 有 SVN Commit 类型的补丁。由于很多项目是从 SVN 切换为 Git 管理, 48 (3.7%) 的 CVE 既有 GitHub Commit 又有 SVN Commit 类型的补丁。只有30 (2.3%) 的 CVE 的补丁都为来自其他 Git 平台的 commit 形式。以上分析结果表明, 开源软件漏洞的补丁类型主要为 GitHub Commit, 少部分为 SVN Commit, 而极小部分为其他 Git 平台的 commit。

### 3.6 RQ4: 补丁映射分析

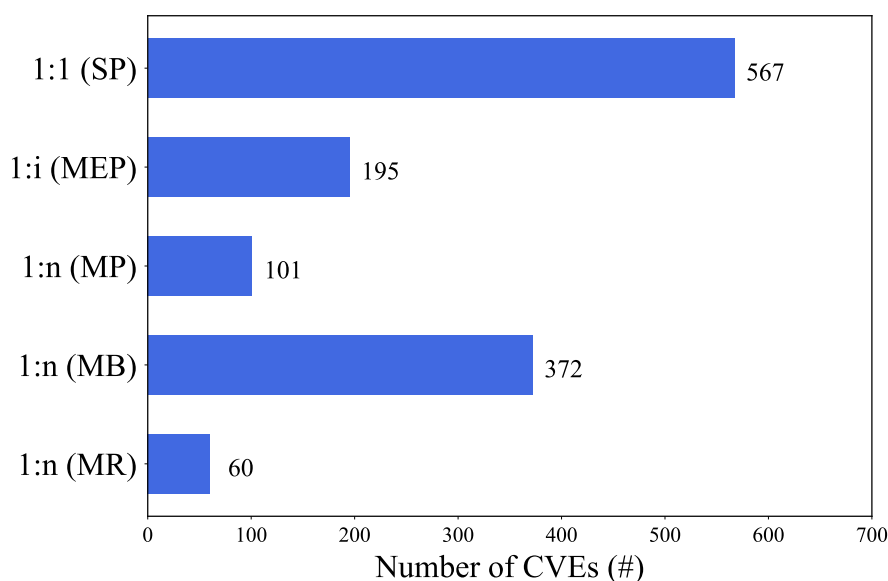


图 3-4 CVE 及其补丁间映射关系统计

基于深度数据集中1,295个 CVE 漏洞及其补丁数据, 本节将分析开源漏洞及其补丁间在数量上的映射关系。本文将 CVE 与其补丁之间的映射关系分为三种

类型：一对一、一对一组及一对多。

**一对一：**是指一个 CVE 漏洞与其补丁在数量上为一对一的关系，即一个 CVE 漏洞只需一个补丁即可修复，后文中简记为：*SP*（Single Patch）。如图3-4所示，深度数据集中567（43.8%）的 CVE 与其补丁具有一对一的映射关系（*SP*）

**一对一组：**是指一个 CVE 漏洞有多个补丁信息，CVE 漏洞与其补丁（commit）在数量上非一对一关系，然而，这些 commit 又都是等效的，任何一个补丁都足以修复该漏洞，后文中简记为：*MEP*（Multiple Equivalent Patch）。等效补丁，是指代码变更完全一样的两个 commit，其主要有两种类型：（1）Requested Commit VS. Merged Commit，通过 GitHub 中的 Pull Request 功能修补的 CVE 漏洞，请求提交（Requested Commit）和合并提交（Merged Commits）是该漏洞的等效补丁集。例如，python-jose@89b463<sup>①</sup>是拉取请求提交（Requested Commit），python-jose@73007d<sup>②</sup>是用于修复 CVE-2016-7036 的合并提交（Merged Commits），这两个 commit 是等效的。（2）SVN Commit VS. GitHub Commit，一些开源软件的仓库是后期由 SVN 迁移到 GitHub 的，因此，同一软件的 SVN 和 GitHub 的代码仓库中分别有用于修补该 CVE 的 commit，且这两处的 commit 中代码变更是完全一样且完全等效的。例如，james-hupa 代码仓库从 SVN 迁移到了 GitHub，SVN Commit james-hupa@1373762<sup>③</sup>与 GitHub Commit james-hupa@aff28a<sup>④</sup>是等效的。如图3-4所示，深度数据集中195（15.1%）的 CVE 与其补丁为一对一组映射关系（*MEP*）

**一对多，**是指一个 CVE 漏洞与其补丁在数量上为一对多的关系，即个 CVE 漏洞需多个非等效的补丁来修复。如图3-4所示，深度数据集中533（41.2%）的 CVE 与其补丁为一对多的映射关系，其可以再分为三种类型：

（1）一个 CVE 是通过一个分支中的多个独立 commit 来修复的。这是因为该 CVE 较难修复需多次提交（commit），或是后期发现初始的补丁不足以修复漏洞便追加了补丁。后文中将此简记为：**Multiple Patch, MP**，占比7.8%（101）。例如，CVE-2017-17837 由三个独立的提交 deltaspike@4e2502<sup>⑤</sup>、deltaspike@72e607<sup>⑥</sup>和 deltaspike@d95abe<sup>⑦</sup>修复。

（2）一个 CVE 由多个分支中的多个补丁集修复。这是因为该漏洞影响了开源

① <https://github.com/mpdavis/python-jose/commit/89b46353b9f611e9da38de3d2fedf52331167b93>

② <https://github.com/mpdavis/python-jose/commit/73007d6887a7517ac07c6e755e494baee49ef513>

③ <https://svn.apache.org/viewvc?view=revision&revision=1373762>

④ <https://github.com/apache/james-hupa/commit/aff28a8117a49969b0fc8cc9926c19fa90146d8d>

⑤ <https://github.com/apache/deltaspike/commit/4e2502358526b944fc5514c206d306e97ff271bb>

⑥ <https://github.com/apache/deltaspike/commit/72e607f3be66c30c72b32c24b44e9deaa8e54608>

⑦ <https://github.com/apache/deltaspike/commit/d95abe8c01d256da2ce0a5a88f4593138156a4e5>

- 软件的多个版本，而每个版本又都在独立的分支上维护。后文中将此简记为：**Multiple Branches, MB**，占比28.7%（372）。例如，CVE-2019-19118影响了django框架的2.1.x、2.2.x、3.0.x和3.2.x版本，提交django@103ebe<sup>①</sup>、django@36f580<sup>②</sup>、django@092cd6<sup>③</sup>和django@11c5e0<sup>④</sup>分别修复了受影响的四个版本分支，其中，django@103ebe与其他提交中的代码变更并不相同。
- (3) 一个CVE由多个存储库中的多个补丁集修复。这是因为该CVE影响了多个开源软件或一个开源库的多个版本，而这些版本是分布在独立的代码仓库中维护的，所以会有来自不同仓库的提交。后文中将此简记为：**Multiple Repositories, MR**，占比4.6%（60）。例如，CVE-2016-5104影响了libimobiledevice和libusbmuxd两个开源软件，提交libimobiledevice@df1f5c<sup>⑤</sup>和libusbmuxd@4397b3<sup>⑥</sup>分别修复了受影响的两个开源库。

这些结果表明CVE及其补丁之间映射关系的多样性。在后文设计自动化补丁查找方法时，应充分考虑该特征。

### 3.7 RQ5：补丁准确性分析

表 3-2  $DB_A$  和  $DB_B$  补丁准确性评估结果

映射类型	数量	$DB_A$			$DB_B$		
		Pre.	Rec.	F1	Pre.	Rec.	F1
1:1 (SP)	567	0.908	0.915	0.910	0.900	0.921	0.906
1:i (MEP)	195	0.935	0.898	0.902	0.924	0.909	0.906
1:n (MP)	101	0.923	0.483	0.616	0.911	0.520	0.638
1:n (MB)	372	0.941	0.510	0.620	0.932	0.436	0.555
1:n (MR)	60	0.913	0.610	0.695	0.964	0.526	0.636
Total	1,295	0.923	0.748	0.793	0.917	0.730	0.771

本文使用精度（precision）、召回率（recall）和F1值（F1-score）作为评估补丁准确性的指标。对于具有两个等效补丁的CVE，若数据库提供两个等效补丁中的任意一个，精度和召回率都为1；若数据库提供两个等效补丁中的一个和另一个不相关的补丁，那么精度为0.5，召回率为1。

① <https://github.com/django/django/commit/103ebe2b5ff1b2614b85a52c239f471904d26244>

② <https://github.com/django/django/commit/36f580a17f0b3cb087deadf3b65eea024f479c21>

③ <https://github.com/django/django/commit/092cd66cf3c3e175acce698d6ca2012068d878fa>

④ <https://github.com/django/django/commit/11c5e0609bcc0db93809de2a08e0dc3d70b393e4>

⑤ <https://github.com/libimobiledevice/libimobiledevice/commit/df1f5c4d70d0c19ad40072f5246ca457e7f9849e>

⑥ <https://github.com/libimobiledevice/libusbmuxd/commit/4397b3376dc4e4cb1c991d0aed61ce6482614196>

表3-2为  $DB_A$  和  $DB_B$  的补丁准确性评估结果。其中，第一列为 CVE 与补丁的映射类型，第二列为每种映射类型的 CVE 数量，最后六列分别为数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  中 CVE 补丁的准确率、召回率和 F1 值。结果表明， $DB_A$  和  $DB_B$  对于  $SP$  和  $MEP$  类型的 CVE 可实现约 90% 的精度和召回率；同时，对于  $MP$ 、 $MB$  和  $MR$  类型的 CVE，可达到 90% 以上的高精度，但仅有约 50% 的召回率。这说明漏洞数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  经常会遗漏一些漏洞的补丁信息，尤其是对于具有多个补丁的 CVE 漏洞。例如，对于漏洞 CVE-2017-17837， $DB_A$  和  $DB_B$  仅报告三个补丁中的一个；对于漏洞 CVE-2019-19118， $DB_A$  报告四个补丁中的两个，而  $DB_B$  仅报告四个补丁中的一个。对于安全服务用户来说，这会给漏洞的及时检测和修复带来较大挑战。

## 第4章 开源软件漏洞的补丁识别方法

本章将详细阐述 TRACER——一种基于多源信息的开源软件漏洞的补丁识别方法的设计。

### 4.1 方法概述

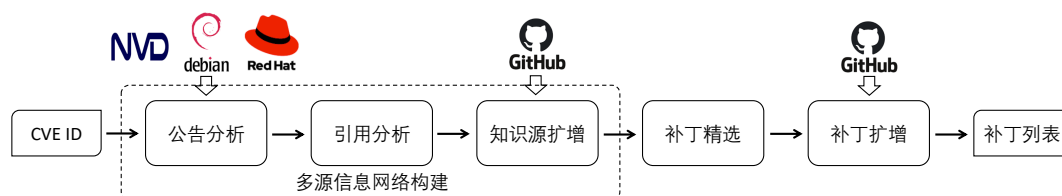


图 4-1 TRACER 方法概览

基于上一章经验研究的发现，本章设计了一种名为 TRACER 的自动化方法来查找开源软件漏洞的补丁。该方法的核心思想是：漏洞的补丁信息（即 Commit URL）会在与该漏洞相关的各种来源的漏洞公告、分析报告、讨论和解决的过程中被频繁提及和引用；因此，本文首先设计了一种基于多知识源的漏洞引用信息网络，再从该网络中选出具有最高置信度和连通度的补丁节点作为结果返回。

图4-1为 TRACER 的方法概览，其中，TRACER 以漏洞的 CVE-ID 作为输入，主要经过三个步骤，最终返回其补丁信息。步骤一：构建多源信息网络，该步骤的目的是将该 CVE 在被报告、讨论和解决阶段的参考链接信息进行建模。TRACER 从多个漏洞知识源（即 NVD、Debian<sup>①</sup>、Red Hat<sup>②</sup>和 GitHub）中提取与该 CVE 相关的参考链接信息并构建一个信息网络，这里将 NVD 视为主知识源，将 Debian、Red Hat 和 GitHub 视为次知识源，次级知识源列表可以灵活扩展。步骤二：精选补丁节点，TRACER 从构建的引用信息网络中选择中具有高连通性和高置信度的补丁节点作为该 CVE 的补丁。步骤三：候选补丁扩增，经验研究中发现 CVE 与其补丁之间存在一对多的映射关系，对此，基于步骤二中选定的补丁，TRACER 通过搜索同一代码库所有分支中的相关提交（Commit）来扩展候选补丁集。最

① <https://security-tracker.debian.org/tracker/>

② <https://bugzilla.redhat.com/>

终，TRACER 将该 CVE 的候选补丁集返回给用户，用户可基于 TRACER 提供的信息选定确认正确的补丁。三个步骤的具体设计和实现将在下文中详细阐述。

## 4.2 参考链接网络构建

TRACER 的步骤一为构建漏洞引用信息网络，一共包括三个子步骤。前两个子步骤为漏洞公告节点分析和引用节点分析，通过分析来自 NVD、Debian 和 Red Hat 三个知识源的漏洞公告及其中的引用信息，构建初始引用信息网络；第三个子步骤为知识源扩增，从 GitHub 平台搜索相关的代码提交，作为补丁节点扩充入信息网络。

### 4.2.1 公告分析

首先，TRACER 初始化信息网络，将输入的 CVE-ID 设置为根节点，并将三个漏洞知识源（即 NVD、Debian 和 Red Hat）中该漏洞的公告作为公告节点添加为根节点的子节点。这些公告节点便于后期追溯选定的补丁的信息来源。

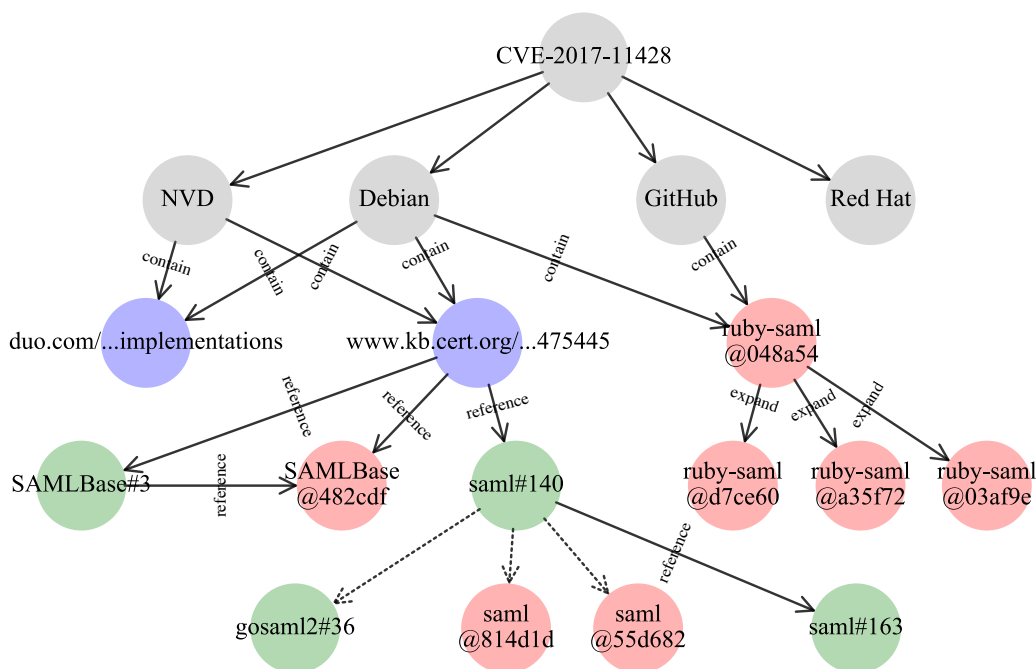


图 4-2 样例 CVE-2017-11428 的多源引用信息网络

**Example 4.1** 图 4-2 为样例 CVE-2017-11428 的多源引用信息网络。其中，最顶层为根节点（即 CVE-ID），第二层为公告节点（即“知识源”）。

然后，TRACER 通过网络请求分别获取 NVD、Debian 和 Red Hat 平台中该 CVE 的漏洞公告。NVD 平台中，漏洞公告以 JSON 形式按年份存储于结构化

数据<sup>①</sup>中，TRACER 通过下载并解析相应的 JSON 文件即可获得 NVD 中该 CVE 的公告信息。Debian 平台中，漏洞公告也以结构化数据的形式存储在仓库<sup>②</sup>中，TRACER 可直接从中解析得 Debian 提供的该 CVE 公告信息。Red Hat 平台提供了 WebService API<sup>③</sup>服务，TRACER 可以直接使用该服务来检索 Red Hat 平台的漏洞公告。值得注意的是，分析发现：Debian 会跟踪 NVD 上的所有 CVE 漏洞，而 Red Hat 并非跟踪所有 CVE 漏洞。

TRACER 从每个知识源的漏洞公告中提取引用的链接信息（即 URL），并将它们添加为相应公告节点的子节点。对于 NVD 公告，TRACER 从“references”字段中直接获取取出相关 URL；类似地，对于 Debian 公告，TRACER 直接从“Notes”字段中提取出相关 URL；而对于 Red Hat 公告，TRACER 使用正则表达式从评论区（“comments”字段）中提取出相关 URL，这是因为开发人员常常会在评论区讨论和记录漏洞的解决过程并列出对补丁信息，但 NVD 和 Debian 平台尚未开发评论区模块。

**Example 4.2** 如图4-2中的第三层所示，对于 CVE-2017-11428，NVD 公告中包含了两个参考链接。链接一<sup>④</sup>是对描述此漏洞细节的博客的引用，链接二<sup>⑤</sup>是对该漏洞的第三方公告的引用。同时，这两个参考链接也包含在 Debian 公告中，不过 Debian 公告还包含修复此漏洞的 GitHub 提交链接 ruby-saml@048a54<sup>⑥</sup>。此外，Red Hat 平台并未收录该 CVE，所以也无参考链接信息。

TRACER 基于参考链接信息的内容，将引用节点分为三种类型：补丁节点（Patch Node）、问题节点（Issue Node）和混合节点（Hybrid Node）。这里区分出补丁节点，是因为该方法的根本目的就是在多个知识源中找到所引用的补丁信息。识别补丁节点的方法为：如果 URL 链接中包含“git”字段且可通过正则表达式匹配到 Commit-ID，则该链接为 Git Commit 形式的补丁节点；如果 URL 链接中包含“svn”字段且可通过正则表达式匹配到 Commit-ID，则该链接为 SVN Commit 形式的补丁节点。区分出问题节点是因为开发人员常常会在问题追踪系统（Issue Tracker）中讨论该 issue 的解决方案并引用补丁链接信息，所以，问题报告（Issue Report）是一种较为特殊且重要的引用信息；此外，问题追踪系统（Issue Tracker）中 CVE 相关的问题报告会有一个标识符（Issue-ID），开发人员常常会将 Issue-ID 写入代码提交信息（即 Commit Message）中。识别

① <https://nvd.nist.gov/vuln/data-feeds>

② <https://salsa.debian.org/security-tracker-team/security-tracker/-/tree/master/data/CVE>

③ <https://bugzilla.redhat.com/docs/en/html/api/index.html>

④ <https://duo.com/blog/duo-finds-saml-vulnerabilities-affecting-multiple-implementations>

⑤ <https://www.kb.cert.org/vuls/id/475445>

⑥ <https://github.com/onelogin/ruby-saml/commit/048a544730930f86e46804387a6b6fad50d8176f>

问题节点的方法为：如果 URL 链接中包含“/github.com/”和“/issues/”，则该链接为 GitHub issue 形式的问题节点；如果 URL 链接中包含“/github.com/”和“/pull/”，则该链接为 GitHub pull request 形式的问题节点；如果 URL 链接中包含“bugzilla”、“jira”、“issues”、“bugs”、“tickets”和“tracker”中的某一个字段且可通过正则表达式匹配到 issue-id，则该链接为通常 issue tracker 形式的问题节点。对于所有未识别为补丁或问题节点的参考链接信息将被视为混合节点，它们多为博客、第三方漏洞公告等。

**Example 4.3** 如图4-2中的第三层所示，NVD 和 Debian 公告中包含的两个参考链接被标识为混合节点（即图中的两个紫色节点），仅有一个在 Debian 公告中的参考链接被识别为补丁节点（即图中的红色节点）。

## 4.2.2 参考链接分析

对于在先前的子步骤中已添加入图的每个引用节点，TRACER 将通过以下两种节点分析方式，以分层的方式继续扩建引用信息网络。

**方式一：**如果该引用节点的类型为补丁节点，TRACER 会通过网络请求该次代码提交（Commit）的内容并分析该代码提交是否只涉及了测试代码或非源代码文件的修改。如果是的话，则表明该代码提交一定不是用于修复漏洞的补丁，TRACER 会从网络中删除该节点。对于测试代码的判定，TRACER 通过检查修改的文件路径中是否含有“test”字段来判断，如果文件路径含有“test”字段则判定为测试文件。对于非源代码文件的判定，TRACER 通过检查修改文件的后缀来识别该文件是否为代码文件，如果文件的后缀非常见代码文件类型，即不在列表<sup>①</sup>中则判定为非源代码文件。

**方式二：**如果该引用节点的类型为问题节点或混合节点，TRACER 会通过网络请求该 URL 的页面信息（即 HTML 文本），并解析出该网页中的 URL 引用信息，将其作为子节点扩入引用网络。首先，对于网页中 URL 引用信息的提取，TRACER 使用正则表达式提取纯文本中的 URL 引用信息，同时使用 HTML 解析器提取超链接（即 <a> 标签）中的 URL 引用信息。然后，使用前一子步骤（4.2.1）中相同的方式识别提取的 URL 类型，以识别出补丁和问题引用，并将这些引用添加为当前节点的子节点。值得注意的是，在该步骤及以后流程中网络将不再加入混合节点。这是因为混合节点极易引入噪声，随着构建的越深噪声也就越多，所以，除了直接被 NVD、Debian 和 Red Hat 公告节点引用的混合节点，其他节点分析中将不再考虑混合节点。此外，考虑到 GitHub Issue 中通常还包含来

<sup>①</sup> 常见代码文件后缀列表：['java', 'py', 'c', 'cc', 'cpp', 'cxx', 'c++', 'js', 'go', 'rb', 'cs', 'as', 'php', 'pl', 'coffee', 'h', 'm', 'ts', 'kt', 'mjs', 'twig', 'htaccess', 'tpl', 'pt', 'scala', 's', 'erb', 'swf', 'asm', 'groovy', 'jsp', 'sh', 'hpp', 'phps', 'script', 'wscript', 'ldif', 'Tokens', 'nsi', 'tcl', 'idl', 'pyx', 'ps1', 'toml', 'inl', 'x', 'S', 'hbs']



自其他软件仓库的问题或提交的引用,这也会给网络带来过多的噪音且使网络空间爆炸。因此,在该步骤中,如果被分析的引用节点为 GitHub Issue,则仅仅将其引用的同一代码仓库中的代码提交或问题引用节点添加到网络中。

对于所有新增的节点,TRACER 将一直重复以上两种节点分析的方式迭代扩增网络,直到没有任何新增的节点或者网络深度达到设定的阈值(网络深度默认为5层)。

**Example 4.4** 在第一次迭代中,因为 ruby-saml@048a54 并非仅涉及测试代码或非源代码文件的更改,所以 TRACER 将补丁节点 ruby-saml@048a54 保留在图4-2中第三层;此外,TRACER 标识还出第三层中的两个混合节点,其中一个混合节点未引用任何问题或提交信息,另一个混合节点引用了两个问题链接 SAMLBase#3 和 saml#140 以及一个代码提交链接 SAMLBase@482cdf。

在第二次迭代中,TRACER 发现节点 SAMLBase#3 引用了 SAMLBase@482cdf,而节点 saml#140 引用了两个问题链接 gosaml2#36 和 saml#163 以及两个代码提交链接 saml@814d1d 和 saml@55d682。考虑到 gosaml2#36 与 saml#140 并不属于同个代码仓库,saml@814d1d 和 saml@55d682 也仅涉及测试代码的更改,TRACER 便不将它们添加到网络中。为了便于示例讲解,这些未添加的节点仍显示在图4-2中,但以虚线连接。

### 4.2.3 参考链接扩增

除了 NVD、Debian 和 Red Hat 等漏洞公告平台可作为漏洞知识来源之外,代码托管平台也可以被视为隐含的知识来源,因为补丁信息通常隐藏在代码仓的代码提交历史中。因此,在此子步骤中,TRACER 将搜索代码托管平台以获取 CVE 漏洞的补丁(Github Commit 形式),通过扩增知识来源的方式以进一步扩增该 CVE 的信息网络。

受经验研究中补丁类型分析(Sec.3.5)的启发,93.7% 的都为 GitHub Commit 的形式,所以在该步骤中 TRACER 只搜索 GitHub 平台的提交。此外,问题跟踪系统(Issue Tracker)通常还会为 CVE 漏洞相关的问题分配一个问题标识符(Issue ID);同样,软件厂商通常也会为该 CVE 分配一个漏洞公告标识符(Advisory-ID)。例如,受漏洞 CVE-2019-10426 影响的软件厂商为漏洞分配的标识符为 SECURITY-1573<sup>①</sup>,问题跟踪系统为该漏洞分配的问题标识符为 THRIFT-4647<sup>②</sup>。对此,TRACER 可使用正则表达式<sup>③</sup>分别从已有的网络节点中提取问题和公告标识符。

① <https://www.jenkins.io/security/advisory/2019-09-25/#SECURITY-1573>

② <https://issues.apache.org/jira/browse/THRIFT-4647>

③ add 表达式

然后, TRACER 使用 CVE 标识符和提取出的问题和公告标识符作为关键字, 通过 GitHub 提供的 REST API<sup>①</sup>接口全站搜索相关的代码提交。为了减少噪音, 对于 API 返回的提交, TRACER 首先会检查该代码提交的仓库信息是否与 CVE 漏洞的 CPE 信息匹配。其中, CPE 是针对受漏洞影响软件的结构化命名方案, 包括供应商和产品名称信息, 可以直接从 NVD 的 JSON 文件中解析得到。对于代码提交的仓库信息与 CPE 信息匹配的判定, TRACER 沿用了 Dong 等人的匹配准则<sup>[23]</sup>, 该准则可灵活地应对同一个软件名称存在不同别名的情况。具体来说, 给定两个软件的名称, 如果匹配的单词数不小于不匹配的单词数, 则这两个软件的名称匹配成功, 视为同一软件。此外, TRACER 仍会检查该提交是否为测试代码或非源代码文件的更改。如果这两个检查都通过, TRACER 会将其作为 GitHub 节点的子节点加入网络。

**Example 4.5** 对于样例 CVE-2017-11428, TRACER 无法从构建的网络中提取任何问题或公告标识符。因此, TRACER 仅使用 CVE 标识符(CVE-ID)来搜索 GitHub 中相关的代码提交。该搜索返回的提交有 ruby-saml@048a54, 其仓库信息是“onelogin: ruby-saml”; 此 CVE-2017-11428 的 CPE 是“onelogin: ruby-saml”, 因此实现了名称的完全匹配, TRACER 将会把 ruby-saml@048a54 节点加入网络。由于该节点已包含在参考网络中, TRACER 便不再新增节点, 将其连接为 GitHub 节点的子节点, 如图4-2。此外, 该次搜索结果中没有其他匹配的提交。

## 4.3 补丁选择

步骤二的目的是尽可能准确且完整地从该 CVE 引用信息网络中选择出补丁节点。为了实现这一目标, 本小节设计了以下两种启发式方法。

### 4.3.1 基于置信度的补丁选择方法

该方法中, TRACER 将直接选择具有高置信度的补丁作为正确的补丁信息。具体来说, 本文认为引用信息网络中的两种补丁节点具有比较高的置信度。

第一种, 为被 NVD 直接引用的补丁节点, 即图中作为 NVD 子节点的补丁节点被认为具有高置信度。这是因为 NVD 数据库建立在强大的社区支持下, 每个漏洞的信息都经过多个流程的人工确认, 且初始漏洞报告在发布后还会不断维护更新。已有的很多工作<sup>[1-2,11]</sup>都是基于这种启发式方法来查找补丁。

第二种, 为从 Github 直接搜索出的补丁节点, 即图中作为 GitHub 子节点的补丁节点被认为具有高置信度。这是因为在将此类补丁节点添加至网络中前, 经过较为严苛的确认。TRACER 会确保 Commit Message 中包含该漏洞的 CVE ID、

<sup>①</sup> <https://docs.github.com/en/rest/reference/search#search-commits>

Advisory ID 或 Issue ID，并且其所属的仓库信息与 CPE 名称必须成功匹配。这种方法也在已有的很多工作<sup>[17,32]</sup>中使用。

**Example 4.6** 在示例 CVE-2017-11428 的引用信息网络4-2中，TRACER 将直接选择补丁节点 ruby-saml@048a54 加入候选补丁集。因为它是 GitHub 节点的子节点，具有较高的置信度，而实际上，ruby-saml@048a54 也确实是正确的补丁之一。

### 4.3.2 基于连通度的补丁选择方法

仅仅使用基于置信度的启发式方法通常不足以完整地找出漏洞补丁集。因为 NVD 中很可能不包含补丁引用信息，且 CVE ID、Advisory ID 或 Issue ID 也很可能不在提交消息（Commit Message）中，因此也无法通过搜索 Github 获取到补丁信息。考虑到漏洞的补丁信息（即 commit）会在与该漏洞相关的各种来源的漏洞公告、分析报告、讨论和解决的过程中被频繁提及和引用，这也意味着：正确的补丁节点将会广泛地连接到网络中的根节点（即图中的 CVE-ID 节点）上。因此，本文还设计了基于连通度的补丁节点选择方法。

具体来说，TRACER 从两个角度衡量网络中补丁节点与根节点间的连通度。一是基于路径数，根节点可到达补丁节点的路径越多，补丁节点与根节点的连通性就越高；二是基于路径长度，从根节点到补丁节点的路径越短，补丁节点到根节点的连通性就越高。为了结合这两个维度，TRACER 使用公式4.1计算补丁节点到根节点的连通度，其中  $p = 1, \dots, n$  表示从根节点到补丁节点的  $n$  条路径， $d_p$  表示路径  $p$  的长度。考虑到 NVD 和 GitHub 子节点的高置信度，如果路径  $p$  源于 NVD 和 GitHub 节点，则路径长度自动减 1。

$$connectivity = \sum_{p=1}^n \frac{1}{2^{(d_p-1)}} \quad (4.1)$$

基于每个补丁节点到根节点的连通度，TRACER 选择连通度最高的节点作为该漏洞的补丁，加入候选补丁集。

**Example 4.7** 在图4-2中，从根节点到补丁节点 ruby-saml@048a54 的路径有两条。一是源自 Debian 的路径，长度为 2，连通度为 0.5。另一个是源自 GitHub 的路径，原始长度为 2，调整后为 1，连通性 1。因此，ruby-saml@048a54 节点到根节点的总连通度为 1.5。同理，从根节点到补丁节点 SAMLBase@482cdf 存在四条路径，连通性分别为 0.5、0.25、0.25 和 0.125。因此，SAMLBase@482cdf 到根节点的连通度为 1.125，低于 ruby-saml@048a54 节点，所以 TRACER 选择 ruby-saml@048a54 作为补丁。

## 4.4 补丁扩增

受经验研究中映射分析 (Sec.3.6) 的启发, CVE 与其补丁之间存在一对多的映射关系。对此, TRACER 的步骤三通过搜索同一代码库所有分支中的相关提交 (Commit) 来扩展候选补丁集。映射分析结果表明, 超过40%的 CVE 与其补丁具有一对多的映射关系, 且这些补丁通常是位于同一代码库的某一个或多个分支。对于这些多补丁的情况, TRACER 在前两个步骤中构建的网络通常不能够完整地包含所有补丁。此外, 补丁类型分析 (Sec.3.5) 表明绝大多数的补丁都以 GitHub Commit 形式。因此, TRACER 的步骤三设计如下: 对于每个已在步骤二中选定的 GitHub Commit 形式的补丁, TRACER 将首先获取其 Github 代码仓库信息, 并获取该仓库中的所有分支信息, 在每个分支的特定时间范围内搜索相关的代码提交 (Commit)。

具体来说, 对于 GitHub Commit 形式的选定补丁, TRACER 从补丁 URL 中提取出仓库信息, 即所有者 (Owner) 和存储库 (Repository) 信息。基于提交的所有者和仓库名信息, 首先, TRACER 使用 GitHub 的 REST API<sup>①</sup>获取存储库中的所有分支信息, 对于每个分支, TRACER 会通过 GitHub 的 REST API<sup>②</sup>检索在选定补丁之前和之后特定时间跨度 (默认情况下为30天) 内创建的提交。这里设置了时间跨度, 是考虑到工具时间性能和准确性的平衡; 当项目历史较长且不设置时间限制时, TRACER 运行时长也会无限增长。然后, 对于 REST API 返回的提交, TRACER 使用以下两个标准来确定该提交是否与选定补丁具有相关性: 一是检索返回的提交的提交消息 (Commit Message) 与已选补丁的提交消息 (Commit Message) 相同或是包含关系; 二是检索返回的提交的提交消息 (Commit Message) 包含 CVE ID、Advisory ID 或 Issue ID。如果检索返回的提交满足两个条件之一, TRACER 会将其作为扩展补丁节点添加为选定补丁的子节点。

最后, TRACER 将返回步骤二中选定的补丁和步骤三中扩展的补丁作为候选补丁集返回给用户。此外, TRACER 还返回该 CVE 的引用信息网络, 以便于工作人员追溯补丁信息的来源及关系, 从候选补丁集选定确认正确的补丁。

**Example 4.8** 在步骤二中为 CVE-2017-11428 选定的补丁为 ruby-saml@048a54 (位于主分支), TRACER 通过步骤三查找到了另外三个提交: ruby-saml@d7ce60<sup>③</sup>、ruby-saml@a35f72<sup>④</sup>和 ruby-saml@03af9e<sup>⑤</sup>。它们与选定补丁 ruby-saml@048a54 具有相同的提交信息 (Commit Message) 却具有并不完全相同的代码更改 (Diff),

① <https://docs.github.com/en/rest/reference/repos#list-branches>

② <https://docs.github.com/en/rest/reference/repos#list-commits>

③ <https://github.com/onelogin/ruby-saml/commit/d7ce607d9f9d996e1046dde09b675c3cf0c01280>

④ <https://github.com/onelogin/ruby-saml/commit/a35f7251b86aa3b7caf4a64d8a3451f925e8855c>

⑤ <https://github.com/onelogin/ruby-saml/commit/03af9e33d2d87f4ac9a644c5b0981ded4dca0bb8>

且分别位于分支 0.8.3–0.8.17、v0.9.3 和 v1.6.2 中。如图4-2所示，TRACER 将它们添加为 ruby-saml@048a54 的子节点，而实际上，这四个代码提交也确实都是 CVE-2017-11428 的正确补丁，但经验研究3中的数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  都只提供了 ruby-saml@048a54 这一个补丁信息。

## 第5章 实验评估

本章将详细阐述为评估 TRACER 所进行的实验验证，并讨论分析实验的结果。本章将首先介绍所设计的五个实验问题，包括准确性、削弱性、敏感度、通用性及实用性的验证；再逐一展示五个问题的实验结果，并讨论分析其原因及意义；最后，基于实验验证的结果，讨论 TRACER 的局限性以及实际价值。

### 5.1 实验问题设计

本文从准确性、削弱性、敏感度、通用性及实用性五个方面设计了以下五个研究问题，以尽可能全面地验证并评估 TRACER。

- **RQ6 准确性评估：**与已有的基于启发式的方法相比，TRACER 查找漏洞补丁的准确性如何？与两个商业漏洞数据库相比，TRACER 提供的漏洞补丁的准确性又如何呢？这个问题旨在探究 TRACER 的准确性。（见章节5.2）
- **RQ7 削弱性分析：**TRACER 中各个步骤及设计有着怎么样的效果或必要性？如果去除或削弱 TRACER 中的某些环节，对于 TRACER 的结果会有怎么样的影响？这个问题旨在评估 TRACER 中各个步骤及设计的实际效果及必要性。（Sec.5.3）
- **RQ8 敏感度分析：**TRACER 的准确性对 TRACER 中参数的敏感性如何？这个问题旨在评估 TRACER 的健壮性及鲁棒性，探究 tool 中的参数是否对 TRACER 的准确性有过大影响。（见章节5.4）
- **RQ9 通用性分析：**TRACER 在更大范围的开源软件漏洞上表现如何？这个问题旨在评估 TRACER 的通用性。（见章节5.4）
- **RQ10 实用性分析：**TRACER 在实际使用中表现如何？这个问题旨在评估 TRACER 在实际使用中实用性。（见章节5.5）

为解答以上实验问题，本章的实验验证将继续采用经验研究（见章节3.7）中使用的评估指标，即 Not Found、Precision（精度）、Recall（召回率）和 F1-Score（F1 值）。本章的实验验证还将继续使用在经验研究（见章节3）中构建了深度数据集，以探究 **RQ6 准确性验证**、**RQ7 削弱性分析**和 **RQ8 敏感度分析**。

对于 **RQ9 通用性分析**，本章将另外构造两个范围更大的数据集来进行验证。此外，本章还进行了用户研究，通过评估用户分别在有和没有 TRACER 辅助下查找补丁的用时和准确性，并收集用户反馈以探究 **RQ10 实用性分析**。

5.2 RQ6：准确性验证

为了评估 TRACER 的准确性，本节将 TRACER 分别与三种基于启发式的方法和两个商业漏洞数据库（ $DB_A$  和  $DB_B$ ）进行比较，并通过人工进一步分析了 TRACER 中误报和漏报的原因。

5.2.1 与基于启发式规则的方法对比

本节首先选择了两种被广泛使用的启发式方法（检索 NVD References 和检索 GitHub Commits），此外，还将这前种启发式方法结合为第三种启发式方法（检索 NVD 以及 GitHub）。

**检索 NVD References:** 检索 NVD 平台上该漏洞“Reference”字段中的引用信息以获取补丁提交<sup>[1-2,11]</sup>。如图5-1所示为 NVD 平台上 CVE-2019-18841 的引用信息<sup>①</sup>，可以从中提取出补丁提交“https://github.com/ankane/chartkick/commit/b810936bbf687bc74c5b6dba72d2397a399885fa”。

Hyperlink	Resource
https://chartkick.com	Product
https://github.com/ankane/chartkick.js/issues/117	Third Party Advisory
https://github.com/ankane/chartkick/blob/master/CHANGELOG.md	Product Release Notes
https://github.com/ankane/chartkick/commit/b810936bbf687bc74c5b6dba72d2397a399885fa	Patch
https://github.com/ankane/chartkick/commits/master	Patch
https://rubygems.org/gems/chartkick/	Product Release Notes

图 5-1 NVD 平台 CVE-2019-18841 的引用信息

**检索 GitHub Commits:** 检索 GitHub 中，检索带有 CVE 标识符的代码提交<sup>[17,32]</sup>。如图5-2所示，提交信息（Commit Message）<sup>②</sup>为“Fix https://bz.apache.org/bugzilla/show\_bug.cgi?id=62343 Make CORS filter defaults more secure. This is the fix for CVE-2018-8014.”，漏洞标识符“CVE-2018-8014”出现在该提交中。以“CVE-2018-8014”为输入，通过检索 Github 获取该提交，作为漏洞 CVE-2018-8014 的补丁信息。

**检索 NVD 以及 GitHub:** 将前两种启发式方法结合为第三种启发式方法，即检索 NVD References 以及 GitHub Commits。

① <https://nvd.nist.gov/vuln/detail/CVE-2019-18841>  
② <https://github.com/apache/tomcat80/commit/2c9d8433bd3247a2856d4b255>

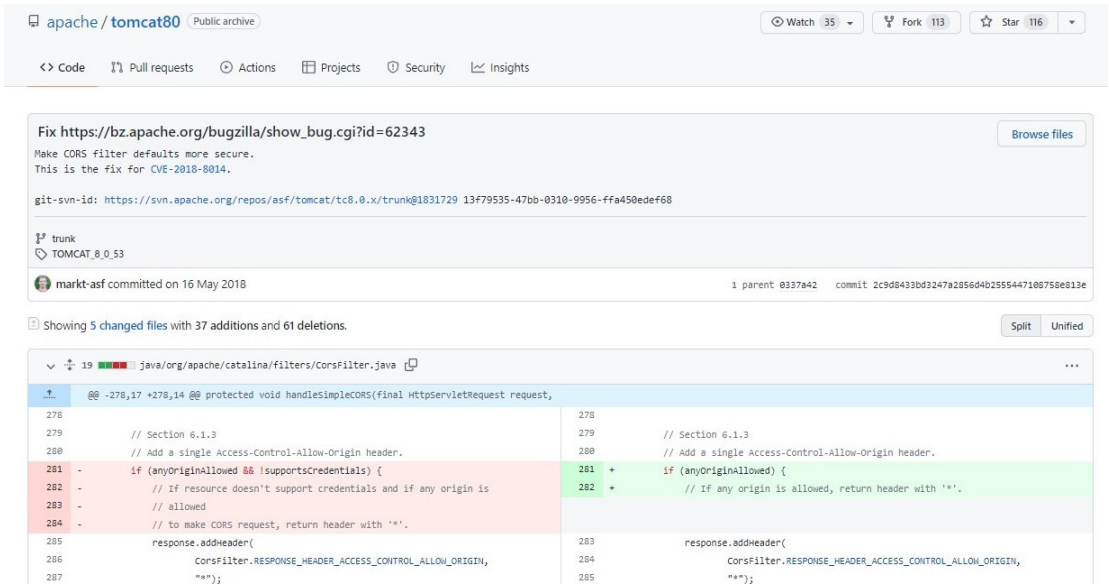


图 5-2 CVE-2018-8014 标识符出现在提交中

表5-1显示了三种启发式方法与 TRACER 的准确率对比结果。可以发现，对于很大一部分漏洞，三种启发式方法都无法找到其补丁信息。深度数据集的 1295 个漏洞中，基于检索 NVD References 的启发式方法，768（59.3%）的漏洞无法找到补丁信息；基于检索 GitHub Commits 的启发式方法，990（76.4%）的漏洞无法找到补丁信息；基于检索 NVD 以及 GitHub 的启发式方法，576（44.5%）的漏洞无法找到补丁信息；然而，仅155（12.0%）漏洞的补丁无法被 TRACER 找到。

由于 NVD References 中引用信息都经过人工核对，References 中引用信息的置信度比较高，所以基于检索 NVD References 的启发式方法具有较高的精度（0.970）。但对于一对多映射关系的 CVE，基于检索 NVD References 的启发式方法召回率就比较低，分别为0.552、0.416 和 0.708。这也反映出 NVD 平台漏洞补丁信息的不完整情况。基于检索 GitHub Commits 的启发式方法具有较低的精度和召回率，分别为0.461和0.417，而基于检索 NVD 以及 GitHub 的启发式方法中和了前两种方法的精度和召回率分别为0.793和0.732。

与基于检索 NVD References 的启发式方法对比，TRACER 的精度更低，但拥有更高的召回率和相似的 F1 值；尤其是对于 *MP* 和 *MB* 类型的 CVE，TRACER 的召回率也明显更高。考虑到 TRACER 找到补丁的漏洞数比第一种启发式方法多出116.3%，TRACER 中轻微的准确率降低是可以接受的。

与基于检索 GitHub Commits 的启发式方法和基于检索 NVD 以及 GitHub 的启发式方法对比，TRACER 在精度、召回率和 F1 值上全面胜出。TRACER 的 F1 值分别高出了116.8%和16.3%。



表 5-1 TRACER VS. 已有的基于启发式的方法

映射类型	数量	检索 NVD References				检索 GitHub Commits			
		Not Found	Pre.	Rec.	F1	Not Found	Pre.	Rec.	F1
1:1 (SP)	567	285 (50.3%)	0.973	0.986	0.977	472 (83.2%)	0.416	0.642	0.471
1:i (MEP)	195	125 (64.1%)	0.932	0.925	0.921	162 (83.1%)	0.472	0.490	0.452
1:n (MP)	101	68 (67.3%)	0.980	0.552	0.683	73 (72.3%)	0.536	0.445	0.461
1:n (MB)	372	244 (65.6%)	0.979	0.416	0.546	246 (66.1%)	0.445	0.236	0.284
1:n (MR)	60	46 (76.7%)	1.000	0.708	0.794	37 (61.7%)	0.627	0.345	0.413
Total	1,295	768 (59.3%)	0.970	0.805	0.842	990 (76.4%)	0.461	0.417	0.386
映射类型	数量	检索 NVD 以及 GitHub				TRACER			
		Not Found	Pre.	Rec.	F1	Not Found	Pre.	Rec.	F1
1:1 (SP)	567	222 (39.2%)	0.839	0.930	0.864	102 (18.0%)	0.860	0.951	0.881
1:i (MEP)	195	104 (53.3%)	0.821	0.867	0.820	6 (3.1%)	0.886	0.918	0.888
1:n (MP)	101	52 (51.5%)	0.779	0.605	0.647	20 (19.8%)	0.872	0.741	0.761
1:n (MB)	372	171 (46.0%)	0.704	0.393	0.465	23 (6.2%)	0.861	0.788	0.795
1:n (MR)	60	27 (45.0%)	0.801	0.539	0.604	4 (6.7%)	0.831	0.620	0.659
Total	1,295	576 (44.5%)	0.793	0.732	0.720	155 (12.0%)	0.864	0.864	0.837

**Highlight:** 与现有的基于启发式的方法相比，TRACER 将能找到补丁的漏洞数提高58.6%到273.8%，同时，将 F1 值提高116.8%。

## 5.2.2 与商业漏洞数据库对比

考虑到漏洞数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  并非由工具自动化构建，构建的过程涉及了大量人工工作，因此，漏洞数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  中漏洞信息具有较高的质量。本节将 TRACER 与数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  进行对比，可以评估 TRACER 所达到的准确性水平。如果 TRACER 可以帮助改进或补充现有的商业漏洞数据库，也能体现 TRACER 的实用价值。

从表3-2和5-1可以看出，TRACER 能找到补丁的漏洞数比  $DB_A$  和  $DB_B$  少了12.0%，且精度也分别低了6.4%和5.8%。这是因为漏洞数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  构建过程中涉及了安全专家的人工工作，许多补丁信息由人工收集得来，难以被自动化工具找到。此外，收集的补丁信息还会经过安全专家验证，因此  $DB_A$  和  $DB_B$  也比自动化工具更高的准确率。

此外，TRACER 的精度、召回率和 F1 值分别为：0.864、0.864 和 0.837， $DB_A$  的精度、召回率和 F1 值分别为：0.923、0.748 和 0.793， $DB_B$  的精度、召回率和 F1 值分别为：0.917、0.730 和 0.771。可以发现 TRACER 的召回率比  $DB_A$  和  $DB_B$  高15.5% 和 18.4%，尤其是对于一对多映射的 CVE，TRACER 具有更高的召回率；

TRACER 的 F1 值也比  $DB_A$  和  $DB_B$  高5.5% 和 8.6%。

这些结果表明，与漏洞数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  相比，TRACER 以较低的精度和较少未找到补丁的漏洞为代价，拥有更为显着的召回率。这也说明，TRACER 可用于补充现有漏洞数据库缺失的漏洞补丁数据。

**Highlight:** TRACER 具有比  $DB_A$  和  $DB_B$  高15.5% 和 18.4%的召回率，以及高5.5% 到 8.6%的 F1 值，但同时 TRACER 牺牲了6.4%的精度和12.0% CVE 的补丁信息。

### 5.2.3 TRACER 漏报和误报分析

基于前两小节的实验结果，本小节旨在分析造成 TRACER 漏报和误报的原因，即 TRACER 未找到补丁或返回的补丁信息不正确的情形。

**漏报分析：**漏报是指 TRACER 未能找到补丁或找全补丁信息，体现在召回率 (Recall) 小于 1，以及 Not Found 不为 0。通过人工分析 TRACER 未能找到补丁或找全补丁的 CVE 数据，本小节共总结出 TRACER 漏报的五个主要原因：

- (1) 对于一些年代久远的 CVE，NVD、Debian 和 Red Hat 中包含的引用信息比较少，有的引用信息甚至是失效的。这种情况下，TRACER 无法构建完整的参考网络。例如，TRACER 未能找到补丁的漏洞 CVE-2011-1950，该漏洞在 NVD<sup>①</sup>中标记为“补丁 (Patch)”和“供应商咨询 (Vendor Advisory)”的关键参考链接已经失效，而这个链接中很有可能含有补丁信息。
- (2) NVD、Debian 和 Red Hat 平台缺失关键参考链接（例如，问题链接 (Issue URL)），TRACER 便难以选出正确的补丁。例如，TRACER 未能找到补丁的漏洞 CVE-2018-14642，其问题报告<sup>②</sup>不包含在任何一个知识源中，人工分析发现，基于此问题报告可以找到该漏洞的补丁<sup>③</sup>。
- (3) 补丁的提交信息不包含 CVE 标识符，但与 CVE 描述具有语义相似性，自动化工具难以识别，但可通过人工识别。因此，TRACER 的知识源扩增步骤也未能找到这类型的补丁。例如，漏洞 CVE-2019-10077<sup>④</sup>，代码提交<sup>⑤</sup>为该漏洞的补丁，但提交信息中未提及 CVE 标识符，TRACER 也未能找到该补丁。
- (4) GitHub 平台用于检索代码提交的 REST API 仅返回 1,000 个结果，这会使 TRACER 在知识源扩增步骤种错失一些补丁提交。

① <https://nvd.nist.gov/vuln/detail/CVE-2011-1950>

② <https://issues.redhat.com/browse/UNDERTOW-1430>

③ <https://github.com/undertow-io/undertow/commit/c46b7b49c5a561731c84a76ee52244369af1af8a>

④ <https://nvd.nist.gov/vuln/detail/CVE-2019-10077>

⑤ <https://github.com/apache/jspwiki/commit/87c89f0405d6b31fc165358ce5d5bc4536e32a8a>

- (5) TRACER 的补丁精选步骤中,只选择了一个具有最高连通度的补丁节点,其他已包含在引用信息网络中的正确补丁会被遗漏掉,这也造成了漏报。

**误报分析:**漏报是指 TRACER 返回的结果非该漏洞的补丁信息,体现在精确率(Precision)小于1。通过人工分析 TRACER 返回错误补丁的 CVE 数据,本小节共总结出 TRACER 误报的两个主要原因:

- (1) 在讨论和解决漏洞时,相关人员也会引用引入漏洞的代码提交。由于 TRACER 缺乏对参考链接的上下文语义理解,TRACER 错误地将其识别为补丁提交。例如,漏洞 CVE-2020-5249,引入漏洞的代码提交<sup>①</sup>和修复漏洞的代码提交<sup>②</sup>在同一问题报告(Issue Report)的评论中被引用。
- (2) 被引用的页面上列出了多对 CVE 及其问题和补丁信息。由于 TRACER 缺乏语义理解,其他 CVE 的补丁也可能被 TRACER 错误地识别。例如,漏洞 CVE-2018-15750,其补丁维护在发行说明(Release Note)<sup>③</sup>中,CVE-2018-15751 的发行说明均被 NVD、Debian 和 Red Hat 引用。

**Highlight:** 通过人工分析共总结出 TRACER 漏报的五个主要原因和误报的两个主要原因,针对这些情形,可进一步提高 TRACER 的准确性。

## 5.3 RQ7: 削弱性分析

为了探究 TRACER 中各个步骤及设计的实际效果及必要性,本小节通过对比 TRACER 及其削弱部分环节后生成的变体的准确率,以量化分析各步骤及设计的实际效果。

针对步骤一:多源信息网络构建,本小节分别进行了“去除某一知识源”和“去除网络构建步骤”的削弱处理;针对步骤二:补丁节点精选,本小节分别进行了“去除基于连通度和置信度的补丁选择方法”、“去除基于连通度或置信度的补丁选择方法”和“变更基于连通度的方法设置”的削弱处理;针对步骤三:候选补丁扩增,本小节进行了“去除补丁扩增步骤”的削弱处理。表5-2和5-3展示了削弱性分析的结果,以衡量 TRACER 中的各步骤和设计对于准确性的贡献度。

### 5.3.1 去除某一知识源

在 TRACER 的步骤一(多源信息网络构建)中,通过分别删除四个知识源 NVD、Debian、Red Hat 和 GitHub 中的一个,生成削弱后的变体  $v_1^1$ 、 $v_1^2$ 、 $v_1^3$  和  $v_1^4$ 。从表5-2中发现,这四个变体没有找到补丁的 CVE 数量都是大于 TRACER 的。

① <https://github.com/ethereum/go-ethereum/commit/fb9f7261ec51e38eedb454594fc19f00de1a6834>

② <https://github.com/ethereum/go-ethereum/commit/83e2761c3a13524bd5d6597ac08994488cf872ef>

③ <https://docs.saltstack.com/en/latest/topics/releases/2018.3.3.html>

表 5-2 TRACER 削弱性分析结果 (1)

映射类型	数量	TRACER				$v_1^1$ : TRACER w/o NVD			
		Not Found	Pre.	Rec.	F1	Not Found	Pre.	Rec.	F1
1:1 (SP)	567	102 (18.0%)	0.860	0.951	0.881	286 (50.4%)	0.820	0.936	0.846
1:i (MEP)	195	6 (3.1%)	0.886	0.918	0.888	79 (40.5%)	0.882	0.935	0.886
1:n (MP)	101	20 (19.8%)	0.872	0.741	0.761	41 (40.6%)	0.881	0.728	0.766
1:n (MB)	372	23 (6.2%)	0.861	0.788	0.795	84 (22.6%)	0.876	0.780	0.800
1:n (MR)	60	4 (6.7%)	0.831	0.620	0.659	8 (13.3%)	0.848	0.551	0.624
Total	1,295	155 (12.0%)	0.864	0.864	0.837	498 (38.5%)	0.856	0.839	0.815
映射类型	数量	$v_1^2$ : TRACER w/o Debian				$v_1^3$ : TRACER w/o Red Hat			
		Not Found	Pre.	Rec.	F1	Not Found	Pre.	Rec.	F1
1:1 (SP)	567	110 (19.4%)	0.847	0.943	0.869	113 (19.9%)	0.853	0.943	0.874
1:i (MEP)	195	8 (4.1%)	0.880	0.912	0.882	7 (3.6%)	0.883	0.918	0.886
1:n (MP)	101	22 (21.8%)	0.851	0.716	0.739	21 (20.8%)	0.880	0.736	0.760
1:n (MB)	372	28 (7.5%)	0.838	0.760	0.771	35 (9.4%)	0.844	0.761	0.767
1:n (MR)	60	5 (8.3%)	0.819	0.613	0.651	4 (6.7%)	0.738	0.640	0.618
Total	1,295	173 (13.4%)	0.848	0.849	0.821	180 (13.9%)	0.851	0.853	0.823
映射类型	数量	$v_1^4$ : TRACER w/o GitHub				$v_1^5$ : TRACER w/o Network			
		Not Found	Pre.	Rec.	F1	Not Found	Pre.	Rec.	F1
1:1 (SP)	567	149 (26.3%)	0.898	0.943	0.908	177 (31.2%)	0.910	0.972	0.925
1:i (MEP)	195	19 (9.7%)	0.887	0.921	0.892	78 (40.0%)	0.956	0.959	0.941
1:n (MP)	101	28 (27.7%)	0.873	0.690	0.726	40 (39.6%)	0.943	0.669	0.743
1:n (MB)	372	39 (10.5%)	0.874	0.752	0.773	109 (29.3%)	0.908	0.575	0.659
1:n (MR)	60	7 (11.7%)	0.816	0.545	0.604	10 (16.7%)	0.920	0.641	0.712
Total	1,295	242 (18.7%)	0.883	0.841	0.835	414 (32.0%)	0.918	0.812	0.823

在精度、召回率和 F1 值相当的情况下,  $v_1^1$ 、 $v_1^2$ 、 $v_1^3$  和  $v_1^4$  未找到补丁的漏洞数分别为: 498 (38.5%)、173 (13.4%)、180 (13.9%) 和 242 (18.7%), 分别比 TRACER 多了 30.1%、1.6%、2.2% 和 7.6%。这表明, 构建更完整的信息网络, 也将取得更好的补丁查找结果。TRACER 中选取的四个知识源都有助于构建更完整的信息网络, 也更有助于为更多的漏洞找到补丁信息。同时, 可以发现, 删除知识源 NVD 和 GitHub 后未找到补丁的漏洞数增到了 498 (38.5%) 和 242 (18.7%), 这也说明知识源 NVD 和 GitHub 的贡献度是最高的, 效果也是最好的。

### 5.3.2 去除网络构建步骤

在 TRACER 的步骤一 (多源信息网络构建) 中, 不以逐层迭代的方式构建信息网络, 而是仅仅使用包含在四个知识源公告中的直接引用信息, 通过该方式生

成削弱后的变体  $v_1^5$ 。具体实现为：在 TRACER 的步骤一中跳过“引用节点分析”步骤，实验结果为表5-2中的  $v_1^5$ 。可以发现， $v_1^5$  没有找到补丁的 CVE 数量增加到了 414 (32.0%)。在数值上， $v_1^5$  找到补丁的漏洞数比 TRACER 少了 22.7%，但同时精度却高出了 6.3%，召回率低了 6.0%，F1 值较为相似。这些结果表明，补丁并不总是在 NVD、Debian 和 Red Hat 中被直接引用，而是可能隐藏在多层引用信息之中；同时说明，本文构建的信息网络有助于用户找到隐藏的补丁信息，但需要以小幅的精度降低为代价。

表 5-3 TRACER 削弱性分析结果 (2)

映射类型	数量	$v_2^1$ : TRACER w/o Selection				$v_2^2$ : TRACER w/o Connectivity			
		Not Found	Pre.	Rec.	F1	Not Found	Pre.	Rec.	F1
1:1 (SP)	567	102 (18.0%)	0.632	0.961	0.680	245 (43.2%)	0.892	0.978	0.913
1:i (MEP)	195	6 (3.1%)	0.622	0.976	0.682	111 (56.9%)	0.929	0.939	0.915
1:n (MP)	101	20 (19.8%)	0.615	0.933	0.656	56 (55.4%)	0.953	0.685	0.764
1:n (MB)	372	23 (6.2%)	0.616	0.903	0.657	191 (51.3%)	0.927	0.787	0.821
1:n (MR)	60	4 (6.7%)	0.368	0.891	0.394	27 (45.0%)	0.885	0.722	0.772
Total	1,295	155 (12.0%)	0.611	0.940	0.658	630 (48.6%)	0.910	0.889	0.871
映射类型	数量	$v_2^3$ : TRACER w/o Confidence				$v_2^4$ : TRACER with Path Length			
		Not Found	Pre.	Rec.	F1	Not Found	Pre.	Rec.	F1
1:1 (SP)	567	102 (18.0%)	0.860	0.942	0.879	102 (18.0%)	0.833	0.957	0.859
1:i (MEP)	195	6 (3.1%)	0.888	0.913	0.889	6 (3.1%)	0.848	0.945	0.867
1:n (MP)	101	20 (19.8%)	0.880	0.722	0.751	20 (19.8%)	0.849	0.760	0.742
1:n (MB)	372	23 (6.2%)	0.871	0.765	0.784	23 (6.2%)	0.830	0.798	0.770
1:n (MR)	60	4 (6.7%)	0.849	0.462	0.550	4 (6.7%)	0.652	0.747	0.590
Total	1,295	155 (12.0%)	0.869	0.844	0.826	155 (12.0%)	0.827	0.882	0.812
映射类型	数量	$v_2^5$ : TRACER with Path Number				$v_3$ : TRACER w/o Expansion			
		Not Found	Pre.	Rec.	F1	Not Found	Pre.	Rec.	F1
1:1 (SP)	567	102 (18.0%)	0.805	0.951	0.837	102 (18.0%)	0.871	0.948	0.889
1:i (MEP)	195	6 (3.1%)	0.849	0.920	0.858	6 (3.1%)	0.910	0.914	0.902
1:n (MP)	101	20 (19.8%)	0.801	0.756	0.726	20 (19.8%)	0.873	0.696	0.732
1:n (MB)	372	23 (6.2%)	0.833	0.811	0.791	23 (6.2%)	0.860	0.506	0.590
1:n (MR)	60	4 (6.7%)	0.789	0.630	0.644	4 (6.7%)	0.847	0.567	0.629
Total	1,295	155 (12.0%)	0.819	0.873	0.809	155 (12.0%)	0.873	0.771	0.776

### 5.3.3 去除补丁精选步骤

**去除基于连通度和置信度的补丁选择方法：**在 TRACER 的步骤二（补丁节点精选）中，并非选择具有高置信度和连通度的补丁，而是选择网络中的所有补

丁。生成的变体为表5-2中的  $v_2^1$ ，可以看到该变体显著提高了 TRACER 的召回率，由 0.864 提高到了 0.940 多了 8.8%，尤其是对于一对多映射类型的 CVE。但同时精度大幅下降 29.3%，由 0.864 降到了 0.611；F1 值也大幅下降 21.4%，由 0.837 降到了 0.658。该结果表明，引用信息网络中确实包含了大部分漏洞的正确补丁，且基于启发式的补丁选择方法有助于实现精度和召回之间的平衡。

**去除基于连通度或置信度的补丁选择方法：**在 TRACER 的步骤二（补丁节点精选）中，并非选择具有高置信度和连通度的补丁，而是采用两个启发式方法之一，即选择具有高置信度或连通度的补丁，生成两个变体  $v_2^2$  和  $v_2^3$ 。

在不使用基于连通度的启发式方法时， $v_2^2$  找到补丁的漏洞数比 TRACER 少了 41.7%，但同时精度提升了 5.3%，召回率提高了 2.9%，F1 值提高了 4.1%。这些结果表明，基于连通度的启发式有助于为更多 CVE 找到补丁信息，但同时也会引入少部分噪声。在不使用基于置信度的启发式方法时， $v_2^3$  的召回率和 F1 值会略有下降，分别由 0.864 和 0.837 降到了 0.844 和 0.826；尤其是对于 MR 类型的 CVE，影响更为明显，召回率由 0.620 下降到 0.462。

这些结果表明，基于置信度的启发式方法有助于在所有评估标准（Not Found、Precision、Recall 和 F1-Score）之间实现平衡的准确性。

**变更基于连通度的方法设置：**在 TRACER 的步骤二（补丁节点精选）基于连通度的方法中，通过仅考虑路径长度（即选择到根节点的路径最短的补丁）和仅考虑路径数量（即选择具有最多路径数的补丁）来削弱基于连通度的启发式方法，分别生成了变体  $v_2^4$  和  $v_2^5$ 。

$v_2^4$  和  $v_2^5$  的精度分别比 TRACER 低了 4.3% 和 5.2%，召回率分别高了 2.1% 和 1.0%，F1 值分别降低了 3.0% 和 3.3%。这些结果表明，基于连通度的启发式方法中所设计的补丁节点到根节点的路径长度和路径数都有助于提高 TRACER 的准确率。

### 5.3.4 去除补丁扩增步骤

去除 TRACER 的步骤三（候选补丁扩增）后，生成变体  $v_3$ 。可以发现， $v_3$  的召回率为 0.771，比 TRACER 的召回率下降了 10.8%； $v_3$  的 F1 值为 0.776，比 TRACER 的 F1 值下降了 7.3%。尤其是对于一对多映射类型的 CVE，召回率和 F1 值下降更为显著。这些结果表明，补丁扩增步骤有助于 TRACER 更完整地为漏洞找到多个补丁信息。

**Highlight:** TRACER 中的知识源、网络构建、补丁选择和补丁扩增步骤及其中的设计都具有一定的效果和必要性，都对 TRACER 补丁查找的准确性做出了贡献。

## 5.4 RQ8：敏感度分析

本小节为探究 TRACER 的准确性对 TRACER 中参数的敏感性，TRACER 中有两个可配置的参数，分别是：TRACER 步骤一网络构建时网络深度限制的设置，以及步骤三补丁扩增时的相关代码提交时间跨度的设定。

验证 **RQ6 准确性验证**、**RQ7 削弱性分析**、**RQ9 通用性分析**和 **RQ10 实用性分析**时，网络深度限制默认设置为 5 层，代码提交时间跨度默认设置为 30 天。为了评估 TRACER 对这两个参数的敏感性，该小节将分别固定两个参数中的一个为默认设置，改变另一个参数的设置，并在深度数据集上重新运行 TRACER。网络深度限制具体设置为 3、4、5 和 6 层，提交时间跨度具体设置为 0、10、20、30、40、50 和 60 天。

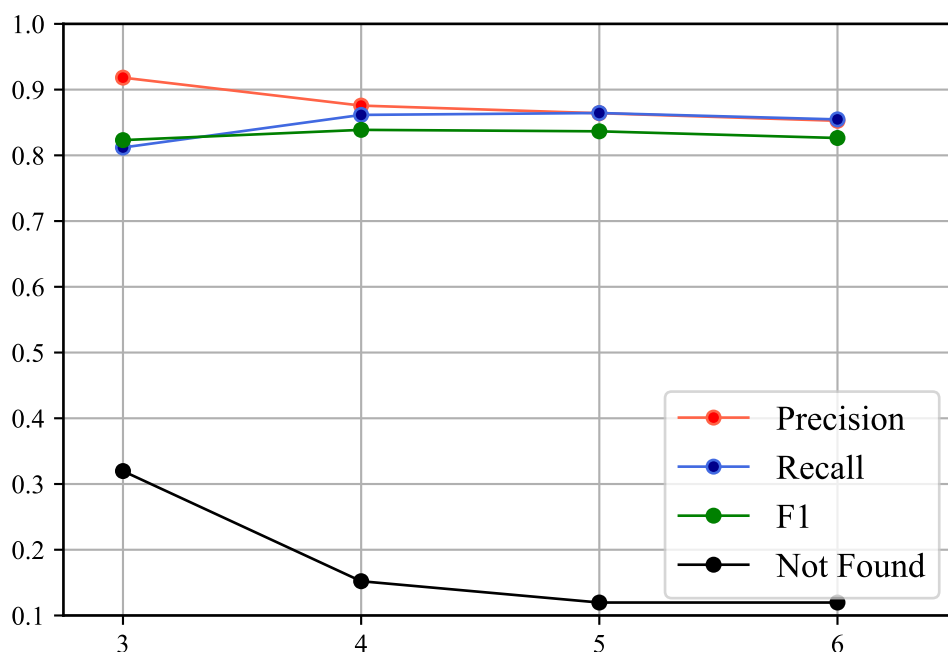


图 5-3 网络深度限制（层数）敏感性分析结果

图5-3和5-4分别显示了两个参数对 TRACER 准确性的影响，其中横坐标 x-axis 表示参数的取值，纵坐标 y-axis 表示 TRACER 的精度。总体来看，随着网络层数的增加，网络中将包含更多补丁信息。此时，TRACER 未发现补丁的漏洞数量在降低，精度也在降低，而召回率和 F1 值先增加后降低。基于图5-3中数据，可以认为网络深度限制设置为 5 层时，TRACER 效果最优。

随着代码提交时间跨度的增加，TRACER 会搜索到更广的代码提交。TRACER 的精度也会降低，召回率会提高，F1 值先上升后下降。其中，TRACER 未找到补丁的漏洞数量并不改变，所以没有在图5-4中显示。基于图5-4中数据，可以认为提交时间跨度设置为 30 天时，TRACER 效果最优。

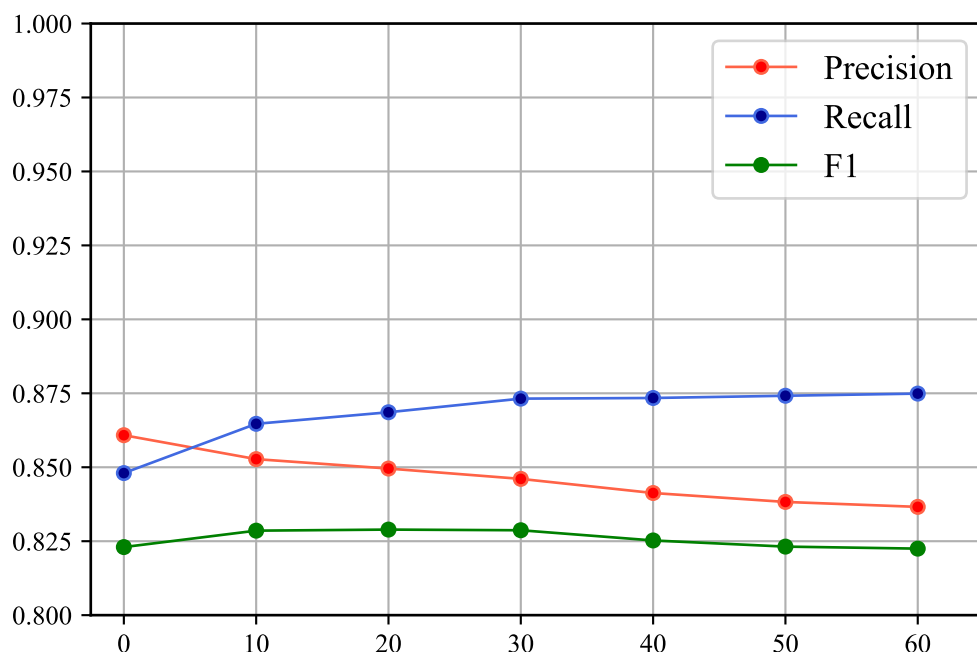


图 5-4 提交时间跨度的敏感性分析结果

**Highlight:** 总的来说，TRACER 的精度对两个可配置参数的变化不是很敏感。

## 5.5 RQ9: 通用性分析

为了评估 TRACER 在更大范围的开源软件漏洞上表现，即 TRACER 的通用性，本节还另外构建了两个更大的漏洞数据集。第一个数据集为：漏洞数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  中只有一个数据库提供补丁的 CVE（图3-3b中的橙色和蓝色部分），共有3,185个 CVE。第二个数据集为：两个漏洞数据库都没有提供补丁的 CVE（图3-3），共有5,468个 CVE。

对于第一个数据集中的3,185个 CVE，TRACER 找到了2,155（67.7%）漏洞的补丁，而两个漏洞数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  仅分别提供了2,190（68.8%）和995（31.2%）漏洞的补丁。在 TRACER 找到补丁的2,155个漏洞中， $DB_A$  和  $DB_B$  仅提供了其中的1,455和700个漏洞的补丁。对于第二个数据集中的5,468个 CVE，TRACER 找到了2,816（51.5%）漏洞的补丁，而两个漏洞数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  没有提供补丁信息。

此外，本节还从 TRACER 在第一个和第二个数据集上能找到补丁的 CVE 中分别采样了100个，并采用“数据准备”（见章节3.2）中同样的方式手动找到它们的补丁信息以评估 TRACER 的准确性，表5-4为评估结果。由于公开的信息有限，人工分析的两份数据集中分别有9和11个 CVE 不能确定其补丁信息。

在第一个数据集取样的91个 CVE 中，TRACER 的 F1 值为0.784， $DB_A$  的 F1



表 5-4 TRACER 通用性分析结果

验证对象	数据集一（91 个 CVE）				数据集二（89 个 CVE）			
	Not Found	Pre.	Rec.	F1	Not Found	Pre.	Rec.	F1
TRACER	0 (0.0%)	0.823	0.845	0.784	0 (0.0%)	0.888	0.899	0.867
$DB_A$	29 (31.8%)	0.935	0.827	0.858	89 (100.0%)	—	—	—
$DB_B$	62 (68.1%)	0.885	0.664	0.725	089(100.0%)	—	—	—

值较高为 0.858， $DB_B$  的 F1 值较低为 0.725。与小节 5.2 中的结果类似，漏洞数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  都拥有更高的精度（0.935 和 0.885），但召回率也更低（0.827 和 0.664）。在第二个数据集取样的 89 CVE 中， $DB_A$  和  $DB_B$  中没有任何漏洞的补丁信息，而 TRACER 可取得达到 0.867 的 F1 值，0.888 的精度和 0.899 的召回率。

这些结果表明，即使对于更大范围的开源软件漏洞，TRACER 的准确率也基本稳定，对于开源软件漏洞的补丁定位，TRACER 具有较好的通用性。尤其在第二个数据集上的结果，漏洞数据库  $DB_A$  和  $DB_B$  没有提供补丁信息时，TRACER 仍可以找到大量漏洞的补丁信息，可以极大地补充或增强现有的商业漏洞数据库

**Highlight:** TRACER 在两个更大的开源漏洞数据集上可查找到 67.7% 和 51.5% CVE 的补丁，通过采样评估，精度分别为 0.823 和 0.888，召回率分别为 0.845 和 0.899，体现出 TRACER 在查找开源漏洞补丁方面具有较好的通用性。

5.6 RQ10: 实用性分析

本小节旨在评估 TRACER 在实际使用中的实用性。在实际使用中，为了确保补丁的准确性，安全专家即使使用了较准确的自动工具查找到补丁信息，他们仍然需要对补丁信息进行多次确认。为了评估 TRACER 在这种使用场景中的实用性，本文作者邀请了 10 名参与者进行了一项用户研究，参与者将分别在有和没有 TRACER 的辅助下找到 10 个 CVE 的补丁信息。

本文作者从国内外多所大学和科技公司的安全实验室中共招募了 10 名参与者，他们中有软件安全方向的博士后、博士生、硕士研究生人员以及工程师。该用户研究从深度数据集中随机选择了 10 个 CVE 作为实验任务，其中，2 个 CVE 属于 *SP* 类型，3 个 CVE 属于 *MEP* 类型，1 个 CVE 属于 *MP* 类型，4 个 CVE 属于 *MB* 类型。为了公平比较，该用户研究将参与者平均分为 A、B 两组。A 组人员需要在不使用 TRACER 的情况下完成前五项任务，并使用 TRACER 完成剩余的任务。反之，B 组人员需要在使用 TRACER 的情况下完成前 5 个任务，并在不使用 TRACER 完成剩余的任务。

表 5-5 用户研究中 10 个任务的用时和准确率

任务	w/o TRACER				with TRACER			
	用时	Pre.	Rec.	F1	用时	Pre.	Rec.	F1
全部 10 个任务	5.66 mins	0.880	0.677	0.765	4.66 mins	0.983	0.920	0.951
5 单补丁任务	5.60 mins	0.960	0.960	0.960	3.84 mins	1.000	1.000	1.000
5 多补丁任务	5.72 mins	0.800	0.393	0.527	5.48 mins	0.967	0.840	0.899

表5-5显示了 10 个任务的平均时间消耗和补丁信息的准确性。本节将属于 *SP* 和 *MEP* 的 5 个 CVE 归类为单补丁任务，将属于 *MP* 和 *MB* 的 5 个 CVE 归类为多补丁任务。

总体而言，对于全部 10 个任务，在 TRACER 的帮助下，参与者完成每个任务的用时较少（平均 4.66 分钟），比在没有使用 TRACER 时少用了 17.7% 时间；在 TRACER 的帮助下，补丁的精确率为 0.983，召回率为 0.920，F1 值为 0.951，对比没有 TRACER 时，分别提高了 11.7%，35.9% 和 24.3%。

对于 5 个单补丁任务，在 TRACER 的帮助下，参与者用时显然更短，但对于 5 个多补丁任务，参与者用时基本持平。这是因为 TRACER 为多补丁任务返回的信息网络和补丁比单补丁任务的更复杂，参与者需要花费更多的时间以理解信息网络，并验证其中的补丁信息。此外，在 TRACER 的帮助下，对于 5 个多补丁任务的准确度的高也较为显着，但对于 5 个单补丁任务则并不显着。这是因为，单补丁任务相比多补丁任务较为简单，参与者无需 tool 的帮助即可完成补丁查找。这也表明，TRACER 对于具有多个补丁的开源漏洞作用更为明显。

本文作者还采访了每位参与者，以获取参与者对 TRACER 评价及使用感受。总体来说，参与者都认为漏洞的信息网络具有较高的价值，因为它囊括了来自多个知识源的信息，其中，不同类型的节点和关系有助于人工定位和验证补丁信息。一家来自科技公司的安全工程师评论：“信息网络作为一个证据链，有助于定位和验证补丁”。此外，参与者还建议：TRACER 可以添加更多的知识源，并提供更多关于补丁节点的信息，如：提交消息和代码差异等，这些信息有助于人工审查补丁信息。

**Highlight:** 在实际使用中，TRACER 有助于用户更准确、更快速地查找到补丁信息。

5.7 讨论

基于上文实验验证的结果，以及 TRACER 的设计，本节将主要讨论 TRACER 存在的短板和潜在的价值。

### 5.7.1 TRACER 的局限性

TRACER 以 CVE-ID 作为输入，因此该方法不适用于没有 CVE-ID 的开源漏洞（即不在 CVE 平台中的开源漏洞），比如一些秘密修补的漏洞并没有收录在 CVE 平台中，也没有 CVE-ID。一种可能的解决方案是将 Advisory-ID 作为 TRACER 的输入。

TRACER 仅仅包含 Debian 和 Red Hat 两个次级知识源，也因此会遗漏在其他知识源中出现的补丁信息。但 TRACER 具有较好的可扩展性，它可以灵活地扩增其他知识源（例如，SecurityFocus<sup>①</sup>）。

此外，小节（见章节5.2.3）中也阐述了造成 TRACER 漏报和误报的诸多原因。

### 5.7.2 TRACER 的价值

TRACER 将会有益于软件安全领域相关的社区、学术界和工业界的研究人员。对于安全社区而言，TRACER 可以发现缺少补丁信息的 CVE 漏洞，并向 NVD 管理员报告该情况，以提高 CVE 的信息质量并加速 CVE 条目的更新，使得 NVD 平台的用户受益。对于学术界而言，TRACER 可以为大规模数据驱动的安全分析工作（例如，基于学习的漏洞检测<sup>[2-3]</sup>）和经验研究工作提供基础的补丁数据。对于工业界来说，TRACER 可以帮助安全工程师提高商业漏洞数据库的补丁覆盖率和准确性，从而提高软件成分分析的准确性。值得一提的是，TRACER 已经部署到一家高科技公司。但是，由于保密协议，本文不便分享相关数据。

---

<sup>①</sup> <https://www.securityfocus.com>

## 第6章 总结与展望

### 6.1 本文总结

本文首先从补丁覆盖率、补丁一致性、补丁类型、漏洞与补丁之间的映射关系以及补丁准确性五个方面进行了一项经验研究，以了解两个商业漏洞数据库中开源软件漏洞补丁的质量和特征。

受经验研究结果的启发，本文提出一种名为 TRACER 的自动化补丁查找方法，以从多个知识源中查找开源软件漏洞的补丁。本文还设计了大量实验验证了 TRACER 的准确性、通用性、实用性等多个方面。TRACER 的源代码和所有实验数据已经在<https://patch-tracer.github.io>网站上发布。

### 6.2 未来展望

TRACER 以 CVE-ID 作为输入，该方法不适用于没有 CVE-ID 的开源漏洞，即没有收录在 CVE 平台中的漏洞。未来可以考虑以 Advisory-ID、Issue-ID 作为 TRACER 的输入。

此外，TRACER 中仅仅包含了四个知识源，未来可以扩增更多的知识源（例如，SecurityFocus<sup>①</sup>），以构建更完整的漏洞信息网络。

当前，TRACER 使用基于置信度和连通度的启发式方法从信息网络中选择补丁，未来可以尝试使用自然语言和程序分析等技术，以实现基于语义的补丁识别方法。

---

<sup>①</sup> <https://www.securityfocus.com>

## 参考文献

- [1] LI Z, ZOU D, XU S, et al. Vulpecker: an automated vulnerability detection system based on code similarity analysis[C]//Proceedings of the 32nd Annual Conference on Computer Security Applications. 2016: 201-213.
- [2] LI Z, ZOU D, XU S, et al. Vuldeepecker: A deep learning-based system for vulnerability detection[C]//Proceedings of the 25th Annual Network and Distributed System Security Symposium. 2018.
- [3] ZHOU Y, LIU S, SLOW J, et al. Devign: Effective vulnerability identification by learning comprehensive program semantics via graph neural networks[C]//Proceedings of the 32nd Annual Conference on Neural Information Processing Systems. 2019: 10197-10207.
- [4] JIMENEZ M, RWEMALIKA R, PAPADAKIS M, et al. The importance of accounting for real-world labelling when predicting software vulnerabilities[C]//Proceedings of the 2019 27th ACM Joint Meeting on European Software Engineering Conference and Symposium on the Foundations of Software Engineering. 2019: 695-705.
- [5] JANG J, AGRAWAL A, BRUMLEY D. Redebug: finding unpatched code clones in entire os distributions[C]//Proceedings of the IEEE Symposium on Security and Privacy. 2012: 48-62.
- [6] KIM S, WOO S, LEE H, et al. Vuddy: A scalable approach for vulnerable code clone discovery[C]//Proceedings of the IEEE Symposium on Security and Privacy. 2017: 595-614.
- [7] XU Y, XU Z, CHEN B, et al. Patch based vulnerability matching for binary programs[C]//Proceedings of the 29th ACM SIGSOFT International Symposium on Software Testing and Analysis. 2020: 376-387.
- [8] XIAO Y, CHEN B, YU C, et al. {MVP}: Detecting vulnerabilities using patch-enhanced vulnerability signatures[C]//Proceedings of the 29th USENIX Security Symposium. 2020: 1165-1182.

- [9] CUI L, HAO Z, JIAO Y, et al. Vuldetector: Detecting vulnerabilities using weighted feature graph comparison[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2021, 16: 2004-2017.
- [10] MULLINER C, OBERHEIDE J, ROBERTSON W, et al. Patchdroid: Scalable third-party security patches for android devices[C]//Proceedings of the 29th Annual Computer Security Applications Conference. 2013: 259-268.
- [11] DUAN R, BIJLANI A, JI Y, et al. Automating patching of vulnerable open-source software versions in application binaries.[C]//Proceedings of the 26th Annual Network and Distributed System Security Symposium. 2019.
- [12] XU Z, ZHANG Y, ZHENG L, et al. Automatic hot patch generation for android kernels[C]//Proceedings of the 29th USENIX Security Symposium. 2020: 2397-2414.
- [13] MACHIRY A, REDINI N, CAMELLINI E, et al. Spider: Enabling fast patch propagation in related software repositories[C]//Proceedings of the IEEE Symposium on Security and Privacy. 2020: 1562-1579.
- [14] PASHCHENKO I, PLATE H, PONTA S E, et al. Vulnerable open source dependencies: Counting those that matter[C]//Proceedings of the 12th ACM/IEEE International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement. 2018: 1-10.
- [15] PONTA S E, PLATE H, SABETTA A. Detection, assessment and mitigation of vulnerabilities in open source dependencies[J]. Empirical Software Engineering, 2020, 25(5): 3175-3215.
- [16] PASHCHENKO I, PLATE H, PONTA S E, et al. Vuln4real: A methodology for counting actually vulnerable dependencies[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2020.
- [17] Wang Y, Chen B, Huang K, et al. An empirical study of usages, updates and risks of third-party libraries in java projects[C]//ICSME. 2020: 35-45.
- [18] PONTA S E, PLATE H, SABETTA A, et al. A manually-curated dataset of fixes to vulnerabilities of open-source software[C]//Proceedings of the IEEE/ACM 16th International Conference on Mining Software Repositories. 2019: 383-387.

- [19] FAN J, LI Y, WANG S, et al. Ac/c++ code vulnerability dataset with code changes and cve summaries[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Mining Software Repositories. 2020: 508-512.
- [20] JIMENEZ M, LE TRAON Y, PAPADAKIS M. Enabling the continuous analysis of security vulnerabilities with vuldata7[C]//Proceedings of the IEEE International Working Conference on Source Code Analysis and Manipulation. 2018: 56-61.
- [21] GKORTZIS A, MITROPOULOS D, SPINELLIS D. Vulinoss: a dataset of security vulnerabilities in open-source systems[C]//Proceedings of the 15th International Conference on Mining Software Repositories. 2018: 18-21.
- [22] NAMRUD Z, KPODJEDO S, TALHI C. Androvul: a repository for android security vulnerabilities[C]//Proceedings of the 29th Annual International Conference on Computer Science and Software Engineering. 2019: 64-71.
- [23] DONG Y, GUO W, CHEN Y, et al. Towards the detection of inconsistencies in public security vulnerability reports[C]//Proceedings of the 28th USENIX Security Symposium. 2019: 869-885.
- [24] CHAPARRO O, LU J, ZAMPETTI F, et al. Detecting missing information in bug descriptions[C]//Proceedings of the 2017 11th Joint Meeting on Foundations of Software Engineering. 2017: 396-407.
- [25] MU D, CUEVAS A, YANG L, et al. Understanding the reproducibility of crowd-reported security vulnerabilities[C]//Proceedings of the 27th USENIX Security Symposium. 2018: 919-936.
- [26] ZHANG H, QIAN Z. Precise and accurate patch presence test for binaries[C]//Proceedings of the 27th USENIX Security Symposium. 2018: 887-902.
- [27] JIANG Z, ZHANG Y, XU J, et al. Pdiff: Semantic-based patch presence testing for downstream kernels[C]//Proceedings of the 2020 ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security. 2020: 1149-1163.
- [28] DAI J, ZHANG Y, JIANG Z, et al. Bscout: Direct whole patch presence test for java executables[C]//Proceedings of the 29th USENIX Security Symposium. 2020: 1147-1164.

- [29] ZHOU Y, SHARMA A. Automated identification of security issues from commit messages and bug reports[C]//Proceedings of the 2017 11th Joint Meeting on Foundations of Software Engineering. 2017: 914-919.
- [30] SABETTA A, BEZZI M. A practical approach to the automatic classification of security-relevant commits[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Software Maintenance and Evolution. 2018: 579-582.
- [31] CHEN Y, SANTOSA A E, YI A M, et al. A machine learning approach for vulnerability curation[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Mining Software Repositories. 2020: 32-42.
- [32] YOU W, ZONG P, CHEN K, et al. Semfuzz: Semantics-based automatic generation of proof-of-concept exploits[C]//Proceedings of the 2017 ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security. 2017: 2139-2154.
- [33] MITRE. About cve[EB/OL]. 2021. <https://cve.mitre.org/>.
- [34] NGUYEN V H, MASSACCI F. The (un) reliability of nvd vulnerable versions data: An empirical experiment on google chrome vulnerabilities[C]//Proceedings of the 8th ACM SIGSAC Symposium on Information, Computer and Communications Security. 2013: 493-498.
- [35] NGUYEN V H, DASHEVSKYI S, MASSACCI F. An automatic method for assessing the versions affected by a vulnerability[J]. Empirical Software Engineering, 2016, 21(6): 2268-2297.
- [36] DASHEVSKYI S, BRUCKER A D, MASSACCI F. A screening test for disclosed vulnerabilities in foss components[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2019, 45(10): 945-966.
- [37] CHEN Y, SANTOSA A E, SHARMA A, et al. Automated identification of libraries from vulnerability data[C]//Proceedings of the ACM/IEEE 42nd International Conference on Software Engineering: Software Engineering in Practice. 2020: 90-99.
- [38] TAN X, ZHANG Y, MI C, et al. Locating the security patches for disclosed oss vulnerabilities with vulnerability-commit correlation ranking[C]//Proceedings of the 28th ACM Conference on Computer and Communications Security. 2021.



- [39] XU Z, CHEN B, CHANDRAMOHAN M, et al. Spain: security patch analysis for binaries towards understanding the pain and pills[C]//Proceedings of the IEEE/ACM 39th International Conference on Software Engineering. 2017: 462-472.
- [40] ZAMAN S, ADAMS B, HASSAN A E. Security versus performance bugs: a case study on firefox[C]//Proceedings of the 8th working conference on mining software repositories. 2011: 93-102.
- [41] LI F, PAXSON V. A large-scale empirical study of security patches[C]//Proceedings of the 2017 ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security. 2017: 2201-2215.
- [42] LIU B, MENG G, ZOU W, et al. A large-scale empirical study on vulnerability distribution within projects and the lessons learned[C]//Proceedings of the IEEE/ACM 42nd International Conference on Software Engineering. 2020: 1547-1559.
- [43] ANTAL G, KELETI M, HEGEDŰS P. Exploring the security awareness of the python and javascript open source communities[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Mining Software Repositories. 2020: 16-20.
- [44] BRUMLEY D, POOSANKAM P, SONG D, et al. Automatic patch-based exploit generation is possible: Techniques and implications[C]//Proceedings of the IEEE Symposium on Security and Privacy. 2008: 143-157.
- [45] Black duck[EB/OL]. <https://www.synopsys.com/content/dam/synopsys/sig-assets/datasheets/bdknowledgebase-ds-ul.pdf>.
- [46] Whitesource[EB/OL]. <https://www.whitesourcesoftware.com/vulnerability-database/>.
- [47] Veracode[EB/OL]. <https://sca.veracode.com/vulnerability-database/search>.
- [48] Snyk[EB/OL]. <https://snyk.io/vuln>.
- [49] [EB/OL]. <https://github.com/BorisMoore/jsrender/commit/f984e139deb0a7648d5b543860ec652c21f6dcf6>.
- [50] SNYK. State of the open source security report[EB/OL]. 2019. [https://snyk.io/wp-content/uploads/sooss\\_report\\_v2.pdf](https://snyk.io/wp-content/uploads/sooss_report_v2.pdf).

# 致谢

致谢致谢致谢