2025-05-15汇报——思路

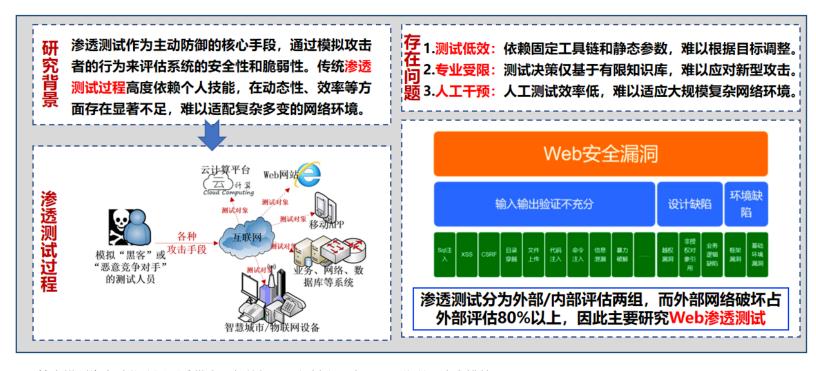
基于大模型多智能体的自动渗透测试系统

引言

网络安全在数字化时代的重要性日益凸显,渗透测试作为主动防御的核心手段,通过模拟攻击者的行为来评估系统的安全性和脆弱性。传统上,渗透测试主要依赖安全专家的经验,采**用人工方式**逐步探测目标系统的漏洞,并评估其潜在风险。然而,这种方法存在显著的局限性:测试过程高度依赖个人技能,导致测试结果的可重复性和一致性较差;面对大规模复杂网络环境时,人工测试效率低下,难以实现全面覆盖;此外,随着新型攻击技术的不断演进,传统渗透测试方法在动态适应新环境方面表现出明显的滞后性。

为提升效率,自动化渗透测试技术应运而生。当前主流方案通常基于预定义的漏洞扫描规则、渗透测试框架和自动化攻击脚本,能够在无人干预的情况下执行部分测试任务。然而,这类系统仍然存在诸多不足:其决策逻辑大多基于静态规则或有限的知识库,难以适应动态变化的网络环境;在复杂攻击场景下,自动化系统缺乏灵活的推理能力,无法像人类专家一样调整测试策略;此外,现有方法在绕过防御机制等方面仍显不足,导致测试深度和有效性受限。这些局限性表明,当前的自动化渗透测试仍未能完全摆脱对人工干预的依赖,亟需更先进的智能决策机制来提升其自主性和适应性。

近年来,**大语言模型LLM**的快速发展为自动化渗透测试提供了新的可能性。以GPT-4为代表的大模型展现出强大的自然语言理解、代码生成和逻辑推理能力,使其能够理解渗透测试任务的需求并生成相应的测试策略。在网络安全领域,大模型已初步应用于漏洞分析、攻击模式识别和恶意代码检测等任务,表现出超越传统自动化方法的潜力。更重要的是,多智能体系统与大模型的结合,可以构建分工协作的渗透测试智能体集群,例如情报收集、计划制定、攻击执行等不同功能的智能体协同工作。这种架构能够更灵活地适应不同测试场景,并在复杂网络环境中实现更高效的渗透测试。



尽管大模型为自动化渗透测试带来了新的机遇,但其实际应用仍面临以下诸多挑战:

1)**决策逻辑固化**:测试过程通常依赖固定的工具链以及静态参数配置,缺乏对目标环境实时状态的感知能力,难以根据网络拓扑变化、防御机制调整或入侵检测系统的响应情况权衡测试效率与隐蔽性;

2)**专业知识受限**:当前大模型在漏洞机理理解、攻击面分析等专业领域存在显著的知识盲区。同时,大模型上下文窗口有限,缺乏持续学习能力,无法从历史测试案例中提取经验知识,应对动态变化的网络环境;

3)**记忆管理问题**:由于缺乏统一的工作记忆管理机制,各智能体仅关注自身子任务,形成的异构记忆片段无法有效整合,导致多智能体间的工作记忆状态呈碎片化,破坏渗透过测试流程连贯性与一致性。

为了克服这些挑战,本文提出一种新的基于大模型的自动化渗透测试框架CogniPentest。该框架旨在利用大模型推理能力,不断集成新技术并结合历史经验增强渗透测试知识库,有效应对动态变化的网络环境。我们的目标是提高自动化渗透测试的持续学习能力,能够根据目标环境动态调整渗透测试策略。

CogniPentest采用多智能体设计,主要由四个部分组成:Perception-Agent、Search-Agent、Planning-Agent、Testing-Agent。这些智能体涵盖了自动化渗透测试的三个主要阶段:目标侦察、漏洞分析与测试执行,在渗透测试过程中各自承担特定任务的责任。在各智能体之间构建**分层记忆存储机制**,通过结构化记忆存储与动态信息路由实现任务上下文的连贯传递。

在目标侦察阶段,Perception-Agent根据目标主机IP,通过**状态感知模块**监控目标响应特征,动态调用针对性扫描工具以及生成扫描参数,执行侦察命令并收集目标主机的全面信息。简要分析侦察信息后,存储在环境信息数据库中以供进一步参考。

在漏洞分析阶段,Search-Agent在环境信息数据库中,查询主机使用的具体服务和应用程序后,识别潜在的攻击面,同时使用检索增强生成RAG技术,检索相关CVE数据库、历史渗透报告等内容并**构建漏洞模式知识图谱。**

在测试执行阶段,Planning-Agent根据目标环境信息以及知识图谱内容制定合适的渗透测试策略。而Testing-Agent尝试在目标主机上执行计划好的测试指令,并将测试结果反馈至Planning-Agent以**优化渗透测试策略**,并进一步执行测试。最后记录全面的渗透测试报告,对应生成渗透测试模板供以后参考。

研究思路:利用大模型推理能力,设计多智能体漏洞测试框 Perception-Agent感知目标环境与动态扫描 架,通过状态感知模块动态优化扫描策略,并构建漏洞模式 知识图谱以及分层记忆存储机制,实现智能协同渗透测试。 记 Search-Agent利用RAG技术搜索相关CVE数据库 忆 **面临挑战**:大模型在漏洞机理理解、攻击面分析等**专业领域** 并构建漏洞模式知识图谱 存 存在知识盲区。测试过程通常依赖固定工具链以及静态参数 储 机 配置,难以根据目标环境进行自适应调整。此外,多智能体 制 间工作记忆状态呈碎片化,难以保持测试流程连贯性。 Testing-Agent Planning-Agent 解决思路: 1、部署**状态感知模块**监控目标响应特征,动态生成扫描参数策 略,平衡检测效率与隐蔽性。 结果反馈 根据优化策略 根据反馈改进 执行测试 2、基于检索增强生成RAG技术融合CVE数据库与扫描日志,构 测试策略 建漏洞模式知识图谱指导决策。 3、构建分层记忆存储机制,通过结构化记忆存储与动态信息路 生成历史渗透 由实现任务上下文的连贯传递。

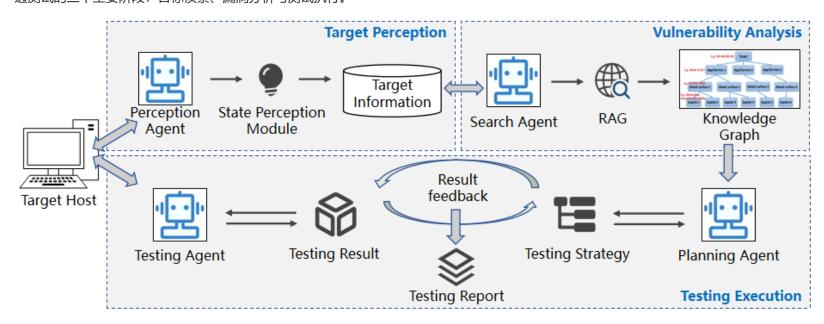
这种全面的方法有望减轻对人工干预的依赖,增强自动化渗透测试系统的持续学习能力。综上所述,我们做出了以下贡献:

设计了CogniPentest,一种基于大模型多智能体的自动渗透测试系统,集成了检索增强生成RAG技术构建漏洞模式知识图谱与分层记忆存储机制,以增强渗透测试系统的可持续学习能力以及测试过程连贯性。

系统设计

系统概述

CogniPentest由四个主要部分组成Perception-Agent、Search-Agent、Planning-Agent、Testing-Agent。这些智能体写作执行自动化渗透测试的三个主要阶段:目标侦察、漏洞分析与测试执行。



目标侦察

目标侦察阶段分为三个具体步骤:初始目标扫描、具体对象扫描、深度覆盖扫描。在初始目标扫描阶段,Perception-Agent感知智能体主要解析目标IP端口与服务版本,并以严格的JSON格式输出服务响应延迟、IDS告警频率等反馈情况与技术栈清单,为后续阶段提供精准输入。在具体对象扫描阶段,Perception-Agent感知智能体根据反馈情况,通过**状态感知模块**构建环境状态向量 S = {服务及版本,防御强度,漏洞暴露面},并根据目标服务匹配针对性的检测工具以及扫描参数,输出调整指令进行具体对象扫描。为突破传统扫描的浅层信息采集,Perception-Agent感知智能体还需要进行深度覆盖扫描,该过程也需要动态选择深度扫描工具与参数,平衡覆盖度与隐蔽性,具体如下:

- 状态感知与工具匹配:
 - 防御等级评估:

```
# 防御等级计算(基于告警频率、防火墙规则复杂度等)
defense_level = calculate_defense_level(scan_logs)
```

○ 动态工具选择:

```
if defense_level < 0.5:
   tools = ["nessus", "openvas"] # 启用全面扫描
elif defense_level >= 0.5:
   tools = ["nmap --script vuln", "nikto -C all"] # 启用隐蔽扫描
```

• 参数优化:

○ **场景1: 低防御等级 (**defense_level < 0.5):

```
nessus --policy "Full Scan" --target 192.168.1.100 # 全面扫描
```

○ **场景2: 高防御等级 (**defense_level >= 0.5):

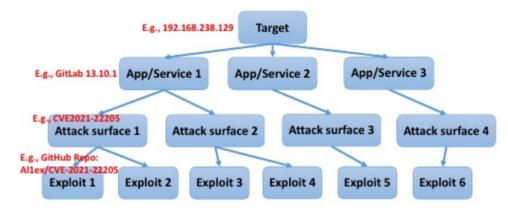
```
nmap -T2 --script vuln --scan-delay 5s 192.168.1.100 # 低速隐蔽扫描
```

漏洞分析

在**漏洞分析**阶段,Search-Agent在环境信息数据库中,查询主机使用的具体服务和应用程序后,识别潜在的攻击面,同时使用检索增强生成RAG技术,检索相关CVE数据库、历史渗透报告等内容并**构建漏洞模式知识图谱**。

• Search-Agent树结构知识图谱构建:

- **顶层**:目标主机IP及端口号
- o 初始分类:基于渗透测试阶段 (侦察→初始访问→服务及版本)
- 中间层:漏洞类型 (注入类、配置错误、权限漏洞、CVE编号)
- o **叶子层**: 具体漏洞实例 (已有测试案例、历史相关渗透报告)



测试执行

在**测试执行**阶段,首先,Planning-Agent根据目标环境信息以及知识图谱内容制定合适的渗透测试策略。而Testing-Agent尝试在目标主机上执行计划好的测试指令。它从环境信息数据库中检索必要的操作细节,调试执行错误,并将测试结果反馈至计划代理以**优化渗透测试策略**,并进一步执行测试。同时,记录全面的渗透测试报告,对应生成渗透测试模板供以后参考。

- Planning-Agent生成渗透测试策略:
 - 策略生成:
 - 输入:目标环境 (如 OS=windows Server 2022, 开放端口=80/443/3389) +漏洞知识图谱子图。
 - 大模型制定合适的渗透测试策略, 生成**阶段式攻击链**, 同时根据目标状态权衡效率与隐蔽性:

```
Phase 1: Web攻击 → CVE-2021-31166 (IIS RCE) → 获取Webshell
Phase 2: 横向移动 → CVE-2020-1472 (Netlogon) → 域控权限获取
```

- Testing-Agent执行渗透测试指令:
 - 攻击执行:
 - 根据Planning-Agent生成的渗透测试策略集成所需工具链,如:SQLMap、Mimikatz。通过大模型生成上下文感知的Exploit 代码:

```
# 针对Cloudflare防护的XSS绕过载荷
payload = "<svg/onload=eval(atob('{{base64编码的恶意脚本}}')>"
```

- 测试结果实时反馈——自反思:
 - 。 监控执行结果(如HTTP 403响应、IDS告警),触发以下自适应机制:
 - 失败归因分析:使用决策树模型分析失败根因

```
if "WAF" in last_3_errors:
    root_cause = "载荷特征被识别"
elif "EDR" in last_3_errors:
    root_cause = "内存行为检测触发"
```

■ **优化测试策略**:若当前攻击链失败超过3次,自动切换到备用路径(如从Web攻击转向钓鱼邮件),或反馈回Planning-Agent进一步生成新渗透测试策略。

• 渗透测试报告生成:

。 自动生成或更新结构化报告,包含:漏洞对应测试指令报错、测试路径时间线记录