**密级： 保密期限：**

xm 拷贝

**硕士学位论文**



**题目：基于机器学习算法的恶意代码检测技术研究**

**学 号： 2015110856**

**姓 名： 朱鹏博**

**专 业： 计算机科学与技术**

**导 师： 张冬梅**

**学 院： 计算机学院**

**2017年 12月 15日**

独创性（或创新性）声明

本人声明所呈交的论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢中所罗列的内容以外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得北京邮电大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

本人签名： 日期：

关于论文使用授权的说明

本人完全了解北京邮电大学有关保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属北京邮电大学。学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘，允许学位论文被查阅和借阅；学校可以公布学位论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存、汇编学位论文。

本学位论文不属于保密范围，适用本授权书。

本人签名： 日期：

导师签名： 日期：

基于机器学习算法的恶意代码检测技术研究

摘 要

计算机的普及以及互联网技术的飞速发展，带给人们方便的同时，也附带着各种各样的威胁。如今计算机信息安全面临着巨大的挑战，各种网络安全事件频发，给个人、企业甚至政府机关带来了巨大经济损失甚至政治危害。在众多的攻击事件中，恶意代码是其中的主要的攻击手段。

随着信息共享技术的发展及使用，恶意代码的发展速度和更新频率变得越来越快，各种未知恶意代码层出不穷，给分析人员带来巨大的挑战。一般来说，恶意代码分析技术分为静态分析和动态分析，静态分析技术从语法、语义的层面去理解程序的行为，以期望获取程序在运行过程中的信息，而不需要运行程序。动态分析技术指在可控环境下实际运行程序，监控执行过程中的程序行为，记录程序执行的信息。传统的基于特征匹配的检测方法对于各种变形的恶意代码显得无能为力。随着机器学习和数据挖掘技术的快速发展，已经有许多研究将这些技术用于恶意代码的检测，并且取的了不错的效果。因此如何应对恶意代码的指数级增长，尤其是对未知恶意代码及其变种得到较好的检测效果成为恶意代码检测技术的研究重点。

本文对文献[1]中提出的基于汇编指令分布的恶意代码检测算法做出了改进，与该文献中提出的方法不同的是，本文提供多于一种的抽象化方式，然后使用频繁项集分析技术，在多种中间码特征中做出选择，得到对分类效果最为明显的概率矩阵，并以此作为代表恶意代码的特征。首先，对恶意代码进行查壳和脱壳处理。其次，对恶意程序进行反汇编处理，得到程序的汇编文本，并从中提取出汇编操作码序列。然后，根据已配置的抽象化级别对汇编操作码序列进行抽象化处理，得到各抽象级别的中间码。接着，使用n-gram算法获得中间码特征，并使用数据挖掘技术对中间码特征的频繁项集进行分析，得出对分类效果最明显的中间码特征，并将依据该中间码特征得到概率矩阵作为特征。最后，使用随机森林算法、支持向量机以及K邻近三种机器学习算法实现恶意代码的检测。在实验中，通过准确率、精确率、召回率三个指标进行评价。通过实验结果的对比分析，本文使用的方法收到了很好的实验效果。

**关键词**：恶意代码检测；频繁项集；中间码；概率矩阵

MALICIOUS CODE DETECTION TECHNOLOGY BASED ON MACHINE LEARNING ALGORITHMS

ABSTRACT

KEY WORDS：

目录

[第一章 绪论 3](#_Toc501051689)

[1.1课题背景和意义 3](#_Toc501051690)

[1.1.1 选题背景 3](#_Toc501051691)

[1.1.2 选题意义 4](#_Toc501051692)

[1.2国内外研究现状 5](#_Toc501051693)

[1.3研究内容 7](#_Toc501051694)

[1.4论文结构 8](#_Toc501051695)

[第二章 相关理论与关键技术 10](#_Toc501051696)

[2.1 恶意代码简介 10](#_Toc501051697)

[2.1.1 恶意代码的定义 10](#_Toc501051698)

[2.1.2 恶意代码的分类 10](#_Toc501051699)

[2.2 恶意代码的检测技术 12](#_Toc501051700)

[2.3 恶意代码反检测技术 14](#_Toc501051701)

[2.4 恶意代码分析技术 15](#_Toc501051702)

[2.5 本章小结 16](#_Toc501051703)

[第三章 基于机器学习算法的恶意代码检测技术 17](#_Toc501051704)

[3.1 引言 17](#_Toc501051705)

[3.2数据预处理 17](#_Toc501051706)

[3.2.1 查壳与脱壳 17](#_Toc501051707)

[3.2.2 反汇编技术 18](#_Toc501051708)

[3.2.3 操作码提取 19](#_Toc501051709)

[3.3 操作码抽象及特征分析 20](#_Toc501051710)

[3.3.1 操作码抽象化 20](#_Toc501051711)

[3.3.2 n-gram算法提取特征 22](#_Toc501051712)

[3.3.3 特征分析 23](#_Toc501051713)

[3.3.4 概率矩阵 24](#_Toc501051714)

[3.4恶意代码分类 26](#_Toc501051715)

[3.4.1 随机森林 26](#_Toc501051716)

[3.4.2 SVM 27](#_Toc501051717)

[3.4.3 KNN 29](#_Toc501051718)

[3.5本章小结 29](#_Toc501051719)

[第四章系统设计与实验结果对比 31](#_Toc501051720)

[4.1 系统概要与整体架构 31](#_Toc501051721)

[4.2评价方法 32](#_Toc501051722)

[4.3 实验数据 33](#_Toc501051723)

[4.4 实验结果对比与分析 34](#_Toc501051724)

[4.4.1 准确率比较 34](#_Toc501051725)

[4.4.2 精确率比较 36](#_Toc501051726)

[4.4.3 召回率比较 39](#_Toc501051727)

[4.4.4 实验结果分析 41](#_Toc501051728)

[4.5 本章小结 42](#_Toc501051729)

[第五章 总结与展望 43](#_Toc501051730)

[5.1 本文工作总结 43](#_Toc501051731)

[5.2 未来展望 43](#_Toc501051732)

[参考文献 45](#_Toc501051733)

[致 谢 48](#_Toc501051734)

[攻读学位期间发表的学术论文 49](#_Toc501051735)

第一章 绪论

1.1课题背景和意义

1.1.1 选题背景

随着互联网的普及，恶意软件的危害也变得越来越来越难以控制。各种病毒、木马、蠕虫等恶意代码在网络间广泛传播，已经给个人、企业甚至政府带来了难以估量的损失。据国内知名互联网安全厂商奇虎360发布的《2016年中国互联网安全报告》显示，2016年全年，2016年360互联网安全中心共截获PC端新增恶意程序样本1.9亿个。敲诈者病毒在国内发生两次大规模传播，全国至少有497多万台用户电脑遭到了敲诈者病毒攻击。通过对受害者调研，42.6%的受害者不知道感染病毒的原因。预计在2017年敲诈者会增长10倍，且利用挂马攻击也将再次爆发。2016年360互联网安全中心共截获Android平台新增恶意程序样本1403.3万个，其中资费消耗类程序为74.2%。同PC端相似，手机端勒索软件也开始爆发，360全年截获新增手机勒索软件17万，170万台手机遭到攻击。在截获盗取个人信息的手机恶意程序样本中，67.4%的样本会窃取短信信息，34.8%的样本会窃取手机银行信息，10.0%的样本会窃取手机联系人信息，3.7%的样本会窃取手机通话记录，2.0%的样本会窃取社交软件（例如微信、QQ等）聊天记录，1.8%的样本会窃取手机录音信息，0.1%的样本会窃取手机照片信息。根据中国互联网安全报告显示，以下是2017年上半年5大典型安全威胁事件：

（1）2017年上半年“WannaCry”、“暗云Ⅲ”、“Petya”等多种类型的病毒木马连续集中的爆发，为社会和行业敲响了网络安全的警钟。《报告》显示，仅2017年上半年，腾讯安全反病毒实验室在电脑端总计已拦截病毒已超过10亿次，平均每月拦截木马病毒近1.7亿次，相较于2016下半年病毒拦截总量增长30%。其中，受“WannaCry”刺激，勒索类病毒仅第二季度就新增了13.39%，但“WannaCry”在非感染型敲诈类病毒占比中仅排第三，而带有感染传播方式的PolyRansom勒索病毒传播力更巨大，其占所有勒索类病毒的78.84%。

（2）国务院某App的H5遭遇流量劫持。5月中旬，某国字号的App遭遇流量劫持的传闻在业界流传。有消息称，该App某H5页面被植入色情内容广告，经排查“基本确定为用户当地运营商http劫持导致H5页面被插入广告……”。

（3）12306官方网站再现安全漏洞。4月21，有媒体记者发现在12306官方网站订票时发现，当退出个人账号，网站页面竟自动转登他人账号，且与账号相关联的身份证号、联系方式等个人信息均可见，随后记者在该页面点击常用联系人选项时页面再次刷新并显示他人账号及账号涵盖的所有信息。而记者尝试在网站账户页面的个人信息栏等其他选项进行操作，点击进入后均得到不同的个人身份信息。

（4）上亿优酷信息数据在暗网售卖。4月17日，外国媒体hackread报道，100759591条优酷账户信息数据库在暗网售卖，该数据库售卖价格定为比特币 0.2559，，人民币约 2065.56 元。

（5）“土耳其犯罪家庭”的网络犯罪团伙掌握3亿苹果帐户。3月底，国外媒体报道，自称为“土耳其犯罪家庭”的网络犯罪团伙，通过电子邮件告知苹果公司他们掌握了超过3亿苹果帐户，并能远程清除所有装置的内容。他们宣表示只想苹果支付75000美元的比特币赎金，或者价值10万美元的iTunes礼品卡。若苹果公司在4月7日拒绝遵守他们的要求，他们将大量清除iCloud帐户。

在所有的网络安全事件中，尤以恶意代码的危害性最大，其带来的经济损失占很大比例。从八十年代初期开始出现第一个病毒开始，到如今恶意代码的不断发展壮大，入侵与防护的战役从未停止。纵观恶意代码发展历史，在利益的驱使下，无论其发展速度还是其破坏性都在不断增强，并且为了对抗杀毒软件的检测，各种抗查杀技术的应用，使得恶意代码变得越来越复杂，从简单的AppleII病毒发展到复杂的内核病毒。恶意代码的传播机制也发生了很大的变化，从以前的被动传播到如今的主动传播。由于现在出现了很多恶意代码的编制工具，并且极易获得，使得恶意代码制造成本越来越低，所以恶意代码的发布变得越来越频繁。恶意代码的发展，给个人、企业以及政府带来的损失时难以估量的，据统计80%以上的用户曾有意识或者无意识的遭受过恶意代码的侵袭。现如今，提高互联网安全已经成为国家的一项重要基本战略。

1.1.2 选题意义

很大一部分网络安全事件发生都是由恶意代码引起的，并且根据以往案例来看，往往都是恶意代码造成一定的损失之后，针对该恶意代码的分析及检测技术才会被提出。出现这种情况的原因无非有两个：首先是恶意代码越来越复杂，并且种类繁多，传播形式多种多样，使得用户很容易被感染；其次是恶意代码检测技术不够成熟，尽管很多学者为恶意代码检测做了很多研究，也提出了很多检测方法，但是理论到应用总是需要时间，而这些时间给了恶意代码去进一步变异的可能。此消彼长下，恶意代码的危害始终存在，而检测与反检测的斗争不会停止。

恶意代码能够在短时间内造成大范围传播的原因主要是信息共享技术和使用的普及。信息共享作为时代发展的必然产物，与人方便的同时，也给不法分子打开了新世界的大门，信息的快速流动加速了恶意代码的入侵。无论是Internet上的网页，还是光盘、U盘甚至接收到的Email都有可能携带恶意代码，防不胜防。可是时代的发展又离不开信息的共享技术，机遇与挑战并存，因噎废食是不明智也是不可取的。

近年来，恶意代码的使用与各种各样的经济甚至政治利益互相牵扯，其危害性和隐藏性日益增强，破坏的目标、目的以及要达成的后果更加具有针对性。而恶意代码的编写者也从最初的技术炫耀逐渐变为经济或者政治利益的追逐者。中国木马产业链一年的收入已逾上百亿元，黑色产业链正在逐渐成型。恶意代码的检测与反检测注定会是一场持久战。

综上所述，恶意代码的危害无处不在，不仅给个人、企业带来了巨大的损失，甚至可能给国家安全带来不可预期的危害。对于个人，恶意代码的入侵会导致个人隐私的泄露，造成经济或者名誉损失；对于企业来说，企业数据一旦遭到恶意代码的入侵，会导致企业大量数据资产外泄，给企业带来无可挽回的损失，甚至因此产生一些灰色的产业链；对于国家，信心安全是国家安全的重点组成部分，网路安全已经是国策和民生的大问题，信息安全成为国家战略，随着互联网的发展，信息安全的问题将会更加突出和重要。因此研究更加有效的恶意代码检测技术是非常具有现实意义的。

1.2国内外研究现状

自1981年第一个病毒 Apple II[2]出现以来，国内外许多计算机安全的学者 便投身于与恶意代码的对抗过程中。恶意代码编写技术的发展也推动了检测技 术的发展，直到现在已经有很多恶意代码检测技术被广泛应用。Sung[3]等人提出了基于系统调用的静态恶意代码检测方法，主要针对恶意代码的变种。该方法是将恶意代码反汇编并根据反汇编后的文本信息提取系统调用序列，并通过系统调用序列的相似度来判断。基于系统调用序列方法也可以用在动态检测过程中，在虚拟环境中执行恶意程序时可以提取执行时的系统调用序列，并使用n-gram算法来提取特征，然后进行分类。张波云[4]等人在虚 拟环境中动态获得可执行文件的系统调用序列，并使用 n-gram 算法提取特征，使用粗糙集理论对特征降维并使用支持向量机实施分类。为了解决混淆技术带来的困惑，一些学者研究基于程序的语义分析方法。语义分析是通过形式化抽象指令运行时的语义，通过符号执行[5]、模型检验[6]、逻辑推理证明等方法来分析程序的语义信息。Cousot.P 和 Cousot.R[7]提出了程序分析构造和逼近不动点语义理论，这为程序的语义分析提供了理论基础。M.Christodorescu[8]引入抽象模式库作为恶意行为自动机的符号，将恶意行为表示为带未解释符号的自动机，最后使用模型检验来实现检测。随后他提出一种基于语义的检测方法，用迹语义来描述恶意代码的行为，采用抽象解释方法检测恶意行为[9]。D.Preda[10]也借鉴了抽象解释的思想，证明了关于混淆技术产生的恶意代码检测的正确性和完备性。 Singh[11]通过分析反汇编文本的数据流信息，利用线性时态逻辑语义模型检测恶意行为。Kinder[12]分析了程序的控制流程图和函数之间的调用关系，用计算逻辑树描述恶意行为并公式化，最终使用模型检测方法检测。李佳静[13]等人提出了一种基于语义的行为分析方法，对函数调用及函数调用序列之间的依赖关系进行了详细的描述，该方法能准确描述恶意行为并有很好的泛化能力。用有穷自动机描述恶意行为，并引入数据流分析使用下推自动机描述程序的全局状态空间以提高分析精度，最终使用模型检测器实现检测。王晓洁和王海峰[14]提出一种基于语义模型匹配的检测算法，通过语义描述恶意代码的行为，这样对经过代码混淆技术处理的恶意代码的检测有很好的效果。孔德光[15]等人提出一种结合语义的多态蠕虫的签名提取算法，提高了检测的鲁棒性和准确性。G.Tahan[16]等人提出了一种新的自动签名提取算法，该算法 主要针对恶意的可执行文件，被应用到高速恶意代码过滤装置中。Y.Tang[17]等人提出了一种利用多序列对比技术的简化的正则表达式签名算法，这种方法能产生更加准确的基于漏洞的签名。Y.Chen[18]等人提出了在网络层没有任何主机分析的蠕虫执行的脆弱性驱动的签名，实验效果非常好。现有的基于签名的恶意代码检测技术通过特殊的字符串特征来判断，其准确率非常高，但是其缺点是不能检测新出现的恶意代码，并且需要不断的更新特征库。现在大部分研究用基于 n-gram 序列的字节序列代替二进制特征码序列，这会提高分类的准确率。Robert[19]等人提出了用操作码序列作为特征，然后使用文本分类的方法实现检测，并解决了数据不平衡问题[20]。Schultz[21]等人第一次提出了应用数据挖掘模型来检测恶意代码，他们提取三种特征并使用不同的分类方法：程序的头文件信息，字符串信息，字节的序列，应用基于签名、基于规则的学习器 Pipper、朴素贝叶斯等方法进行分类。 研究表明使用机器学习方法能提高准确率。后来 Kolter[22]使用 n-gram 算法提取 字节序列作为特征，改进的决策树算法取得了很好的分类效果。 在参考文献[23]中，作者提出了使用 n-gram 算法提取特征后使用信息增益 的方法来选择一些分类效果好的特征，并使用 K 近邻，基于 TFIDF 的分类器、 朴素贝叶斯、支持向量机、决策树等分类方法，并取得了很好的实验效果。 Kolterh 和 Maloof[22]研究了恶意代码的家族的分类，基于恶意代码的功能行 为，使用多分类方法将恶意代码分为蠕虫、木马、后门、病毒等，这更加细化 了分类的结果，有助于对每一种恶意代码的研究，发现它们的共性，这也为以 后的语义分析等方法奠定了基础。文献[24]中作者提出了一个层次特征选择的方法，即使用 n-gram 算法提取特征后选择那些出现频率高于某个阈值的特征， 这种方法对于检测恶意代码的变种很有效。Raja[25]等人应用数据挖掘方法实现 恶意代码的检测，他通过反汇编技术提取了恶意代码的操作码序列，使用了一 种新的在文本分类领域的特征选择方法 CPD（Categorical Proportional Difference）。 CPD 用来度量一个特征的区分能力，最终分类效果相对比较好。Dolev[26]提倡使用操作码来作为恶意代码的中间表示。操作码是机器语言的一个操作的一部分，它包含着指令的行为和程序的控制。近年来，操作码特征已经被用来检测蠕虫的变种和一些间谍软件[27]。将操作码提取出来作为标签，然后产生签名来判别恶意代码的变种。后来有些学者提取操作码并将其转化成操作码序列来检测未知的恶意代码[19]，实验使用三种分类算法取得了很好的实验 效果。在文献[28]中，作者提出了使用变长的指令序列作为特征，并使用 Bagging算法得到了很好的实验效果。也有人使用了十六进制码作为特征[29]。在恶意代 码检测技术中使用操作码序列作为特征的研究相对还是比较少的，但是研究结 果发现操作码序列是一种比较好的特征表示方法。 在文献[30]中，作者使用程序的控制流程图并用三种不同版本的黑客防御工具设计了一个分类算法，并取得了很好的实验效果。Ismail**错误!未找到引用源。**提出了将程序控 制流程图和函数调用拓扑用于将未知的恶意代码归类。使用函数调用拓扑的缺 点是，攻击者能使用相似的函数调用或者改变函数调用的序列来逃避检测。 Halvar[32]利用程序控制流程的拓扑图的同构来实现检测。因为同一种族的恶意 代码的拓扑图基本相似，这种方法也是适合检测恶意代码的变种。Igor[33]提出了一个新的检测未知恶意代码族的方法。该方法是基于操作码序列的出现的频 率，并挖掘了每一个操作码序列的相关性。通过大量实验对比分析，该方法是 非常有效的。Perdisci[34]等人提出了从PE文件提取一些特征，如标准和非标准 部分的数目，可执行部分的数量以及 PE 头文件的熵信息，并使用不同的机器 学习模型实现分类。后来他们开发了一个快速统计恶意代码的检测工具[35]。

综上所述，现有的恶意代码检测技术有很多，每一种方法都有自身的优缺点。这为后面的研究提供了基础的同时也带来了很多挑战。本文提出了一种新的恶意代码检测方法，结合了特征码、行为及机器学习的方法，提出了基于操作码序列的静态恶意代码检测方法，能更好的检测恶意代码。

1.3研究内容

本文改进了一种新的静态恶意代码检测方法，主要是使用汇编操作码的抽象化技术，并结合数据挖掘技术选择合适的抽象级别对应的中间码特征生成概率矩阵，作为代表恶意代码的特征。当n-gram算法中n值有多个时，这种方法能够针对特定的n值，选择合适的中间码特征作为概率矩阵的依据。另外为了提高系统的可扩展性，本文提供汇编操作码的多种抽象级别，并可根据实际需要动态配置各抽象级别的抽象方式。汇编操作码的抽象化处理提供了恶意代码的多种中间码特征形式，然后使用数据挖掘技术选择多个中间码特征区分度最大的一种，并生成概率矩阵作为代表恶意代码的特征。对恶意代码的抽象化处理，提供了对恶意代码不同观察视角和理解方式，然后使用数据挖掘技术保证选择出对于分类效果最好的恶意代码理解方式和观察视角，最后使用概率矩阵作为机器学习算法的输入，进行模型的构建和检测。首先，为了逃避病毒检测系统的检测，一般的恶意代码作者都会对恶意程序进行加壳处理，所以本文的第一步就是对恶意代码进行脱壳处理。其次，对恶意程序进行反汇编处理，得到程序的汇编文本，并从中提取出汇编操作码序列。然后，根据已配置的抽象化级别对汇编操作码序列进行抽象化处理，得到各抽象级别的中间码。接着，使用n-gram算法获得中间码特征，并使用数据挖掘技术对中间码特征进行分析，得出对分类效果最明显的抽象级别对应的中间码特征，并依据选择出的中间码特征得到概率矩阵。最后，对比了随机森林算法、支持向量机以及K邻近三种机器学习算法使用概率矩阵作为输入的分类效果，结果显示随机森林算法效果最为显著和稳定。本文的工作有以下几点：

第一：收集实验样本，并对样本进行预处理操作，然后提取基于文本的汇编操作码序列。

第二：本文改进了一种静态恶意代码检测方法。结合汇编操作码抽象化处理和数据挖掘技术获得概率矩阵，并以此作为代表恶意代码的特征。抽象化方式和抽象化级别可动态配置，提高方法的灵活性和适用性，数据挖掘技术保证在已有的中间码特征中做出选择，为更好的恶意代码检测提供了保障。

第三：本文根据改进的检测方法，采用模块化编程的技术实现检测系统，各抽象级别对应的抽象方式甚至抽象级别的数目，都采用配置文件的方式保存，增加了系统的灵活性，方便了实验的进行和结果的对比。

第四：对比三种机器学习算法将概率矩阵作为输入时得到的平均分类效果，结果显示本文改进的方法和文献[1]中提到的方法具有明显的优势。

1.4论文结构

本文总共分为四章：

第一章为绪论，主要介绍选题背景以及选题的意义，并且详细阐述了国内外对于恶意代码检测技术的研究现状和存在的问题，最后介绍了本文的研究内容和章节安排。

第二章是相关理论与关键技术，首先介绍了恶意代码的定义和分类，然后对现有恶意代码分析技术、检测技术和反检测技术做了相关介绍。

第三章是基于机器学习算法的恶意代码检测技术，首先介绍了数据预处理模块，包括恶意代码的查壳与脱壳、反汇编技术以及操作码提取的方法；然后介绍了操作码抽象化和n-gram算法，并根据特征分析选择最优的中间码特征作为概率矩阵的依据，再介绍了概率矩阵的生成；最后简单介绍了三种机器学习分类算法以及本文是如何使用这些机器学习算法。

第四章是系统设计与实验结果对比。介绍整个系统的架构设计并展示实验结果，然后通过准确率、精确率和召回率三个指标，在n分别为2、3和4的情况下，分别使用不同抽象级别和不同机器学习算法时，对分类效果进行对比分析，印证了特征分析时选择的中间码特征，相较于传统方法会得到的更加优越的分类效果。

第五章为总结与展望。概括总结了本文的主要研究成果和不足，对未来的可研究方向进行了展望。

第二章 相关理论与关键技术

本章首先介绍了恶意代码相关概念，并对现有的恶意代码检测技术以及反检测技术进行了详细介绍；然后对恶意代码的反检测技术做了相关介绍；最后对恶意代码的分析技术做了总结。

2.1 恶意代码简介

2.1.1 恶意代码的定义

恶意代码也成为恶意软件，是对各种敌对和入侵软件的概括性术语。包括各种形式的计算机病毒、蠕虫、特洛伊木马、勒索软件、间谍软件、广告软件以及其他的恶意软件。形式上多种多样，可以是可执行文件、脚本、插件等等。其违背使用者的意愿去执行一些操作，损害用户的利益以达到入侵者不可告人的目的。

2.1.2 恶意代码的分类

根据不同的依据，恶意代码有很多种不同的分类方法，没有一种标准的分法，但是常见的种类有：计算机病毒、蠕虫、特洛伊木马、间谍软件、勒索软件等等。下面对几种恶意代码做简要介绍：

(1)计算机病毒。病毒是早期产生的最主要的恶意代码之一，病毒是能够自我繁殖并寄生在其他程序中的代码，这个被寄存的程序被称为宿主程序，但是病毒不能单独运行，必须通过激活宿主程序并满足一定条件下，病毒就能干扰电脑正常工作，扰乱或破坏己有存储的信息，甚至引起整个系统不能正常工作。一般而言计算机病毒通常由三个单元和一个标志构成：引导模块、感染模块、破坏表现 模块和感染指标。1、引导模块是指将计算机病毒感染的宿主程序设法引导安装到

计算机操作系统中，为以后的感染、破坏两个后期模块提供前期的有效准备，一般而言不同的计算机病毒有不同的引导操作，而且引导操作往往是隐蔽的，不易被用户察觉和发现的。2、感染 模块包括两个部分，一个是用来激活感染功能的判断部分。该模块提供一个感染

的标志，用来判断计算机是否被感染。另一个是执行感染功能部分。这一部分主要的功能就是监控宿主满足条件的时机，并及时的将计算机病毒存入到系统特定的位置。3、破坏表现模块与感染模块一样包括两个部分，一是具有触发破坏表现功能的判断部分。二是具有破坏表现功能的实施部分。计算机病毒一般具有寄生 性、传染性、隐藏性、破坏性、潜伏性等特征。

（2）特洛伊木马。木马分为客户端和服务端，客户端安装在攻击者的主机 上是控制端，服务端安装在受害者的机器上。木马可以使攻击者远程控制受害者的主机，造成受害者信息丢失等问题。木马有很好的隐蔽性，通过模仿正常的系统文件命名、与其他程序绑定、进程注入及拦截系统调用的方法伪装自己。木马也有很好的自启动性和自恢复性。常见木马有远程访问型木马、键盘记录型木马、密码发送型木马、FTP 型木马以及破坏型木马等。

（3）蠕虫。蠕虫是一种可以独立运行、自我复制及自动传播的恶意程序。它通过网络、共享文件、电子邮件、移动存储设备以及有漏洞的主机等自我复制和传播。蠕虫的传播速度非常快，根据它的危害性可以简单分为无害型、消耗型和破坏型。无害型蠕虫感染主机后会产生很多垃圾文件减少系统的可用空间；消耗型蠕虫感染主机后，发送大量扫描数据包，消耗主机的 CPU 和内存资源，与此同时增加了网络的负载，降低网络的性能；破坏型蠕虫感染主机后会 删除和破坏程序和文件，有时会泄露一些重要信息。

（4）后门。它是一种运行在目标系统中，能够绕过安全控制机制获得对系 统的访问权，为攻击者提供通道的恶意代码。后门可以使攻击者远程控制目标主机，危害无穷。后门提供的通道有几种类型：本地权限提升、远程命令行访问、单命令远程执行、远程控制等。

（5）Rootkit。它是指帮助攻击者获取主机管理权限后，实现维持拥有管理权限的程序[36]。通常攻击者通过后门获取管理权限，并使用 Rootkit 维持管理权限使的恶意代码能隐藏在目标系统中。Rootkit 分为用户模式和内核模式。用户模式通过通道插入恶意代码、覆盖文件、API 钩子和 DLL 注入等方式达到目的。而内核模式通过安装恶意的设备驱动程序、打补丁、修改内存中运行的内核以及虚拟伪造系统的方式实现。

（6）间谍软件。它是在未授权的情况下窃取用户的信息并通过网络发送给 攻击者的一种恶意代码。这种恶意代码不仅仅能泄露目标主机的数据信息，还 可以提供恶意代码的植入接口使得被侵系统受到更加严重的破坏。

（7）广告软件。它是指在未经用户授权的情况下和别的程序捆绑在一起， 以便经常弹出一些用户不想接受的广告。这种恶意程序目的是通过这种强制的 方式做商业宣传。一些广告插件的安装会降低主机的性能。广告软件主要的危 害是弹出一些色情或者恶意的广告，这会给用户带来很大的困扰。

（8）恶意网页脚本。它是指在网页中嵌入一些用脚本语言编写的有恶意行 为的代码。当用户点击带恶意脚本的网站后，脚本通过修改目标系统的注册表、 下载病毒或者加载木马程序等方式对被侵系统实施破坏行为。

2.2 恶意代码检测技术

目前用于商业的恶意代码检测软件中，一般采用的都是基于“特征码”的检测技术，基本思想是，当新的恶意代码被发现后，对其进行采集取样，分析代码构成，提取有用的特征码，然后将新的特征码加入已有数据库中，用户更新病毒库之后，就会使用新的特征库去匹配恶意代码，如果匹配成功则进行相应的处理。但是特征码检测技术的缺点是只能对已知恶意代码进行有效的将测，对与未知或者稍加变动的恶意代码无能为力。因此，在恶意代码检测领域提出了启发式检测算法来预防和检测新的恶意代码。根据对恶意代码分析原理的不同对现有恶意代码检测方法进行分类，主要分为基于特征码的检测技术、基于行为的检测技术、基于启发式的检测技术、基于语义的检测方法和基于机器学习算法的检测技术等。下面将详细介绍几种检测技术。

（1）基于特征码的检测技术

基于特征码的检测方法是使用最古老和最广泛的方法。被Symantec等多有著名病毒检测厂商所使用，是目前已知的所有恶意代码检测方法中最简单、开销最小的方法，广泛用于文件类型的病毒检测中。检测软件的核心就是恶意代码特征库的完全性，当需要扫描某个程序是否有恶意企图时，启动特征扫描提取特征，然后再与特征库进行匹配，如果匹成功，则判断该程序是恶意的。此技术的关键在于如何选取最能代表恶意程序的特征值。采用该方法，检验结果准确，鲜有误报情况，但该方法对于未知或者变形恶意代码无能为力。还有，这种方法使得特征库不断增加，这需要用户经常更新特征库，随着时间的流逝，特征库会越来越庞大，这会影响检测的速度和系统的性能。

（2）基于行为的检测技术

基于行为的检测方法是利用恶意代码的特有行为来检测恶意代码的方法。恶意代码的行为有相对的稳定性和已于检测的特点，比如特定的系统调用，恶意代码要完成自身逻辑功能，即完成对系统的入侵和破坏，就必须获取系统非法权限，调用系统的资源[37]，这样通过分析恶意代码的行为就可以方便的分析检测出恶意代码。当程序运行时，监控其行为，如果发现了异常行为，则立即报警。一般用于检测恶意代码的行为特征如下：

1. 对特定文件执行写操作：有些恶意代码时依附而生，所以在其执行时，就要将自身代码附加在感染文件中，可以监控是否有异常写操作。
2. 监控系统调用序列：某些系统调用序列可以体现某种程度的程序语义。系统调用是用户态和内核态的唯一接口，恶意代码想要获取高级权限实施破坏行为，就必然要经过系统调用接口。
3. 修改内存总量：恶意代码为了完成特定的恶意意图，经常会常驻在内存中，并且不能被覆盖，那么将会减少系统内存的总量，使得该段内存不受系统内核控制。

（3）基于启发式的检测技术

启发式检测方法是对恶意代码特征提前设定一个阈值，在对文件进行扫描后，当提取的特征和恶意代码特征的相似度达到一定的值，这认定该文件是恶意代码。例如一些恶意代码都会固定的对一些内核函数进行调用，通常这些调用的顺序是有一定的规律，因此利用对内核函数的名称和调用次数进行分析，可以构建一个恶意代码对内核函数的特征。启发式方法属于主动防御技术，对未知的恶意代码检测具有明显的效果，因此，这种方法在现如今的商业开发被重点应用。启发式检测可分为静态启发和动态启发。

静态启发方法其实是对传统的特征识别方法的一种扩展，通过分析程序对系统API的调用序列作为特征，有领域专家根据自身经验，研究总结出某些恶意代码的行为特征，当对行为进行监控时，此类特征一旦被发现，就立即报警并做相应的处理。这种方法能够有效的检测出已知的恶意代码，并发现部分未知的恶意代码，但在发现恶意代码的时候，系统往往已经被感染。另外，行为检测是对系统进行实时的监控，因此可能会持续占用大量内存、CPU等系统资源。在商业领域中，该方法主要用于辅助性检测。

动态启发式技术主要的工作原理是在计算机系统中划分出一各独立的虚拟环境，当发现可疑程序时，并不立即停止，而是让其继续运行。“沙盒”技术就是动态启发式技术的一种，沙盒会对可疑程序的行为进行记录，直到恶意代码完全暴露后，它在执行回滚操作，使计算机恢复到执行可疑程序之前的状态。近年来病毒检测厂商已经将沙盒技术应用与商业的查杀工具中并进行了推广。

（4）基于语义的检测技术

基于语义的检测技术是现在研究的热点。因为 混淆技术只是通过插入垃圾指令、改变指令顺序及寄存器重新分配等方法来改变程序，但是程序的基本语义是等价的。通过分析恶意程序，抽象程序指令的行为并建立其行为模型，使得该模型既描述恶意程序的基本行为，又具有很强的泛化能力。这样因其有很强的泛化能力，使得检测恶意程序的变种更加方便快捷。除此之外，也可以检测未知类型的恶意代码。现阶段基于语义的检测方法分为基于内存和函数调用的方法。M.Christodorescu[8][9]提出了一套抽象理论和语义框架，使用自动机描述程序的行为，通过抽象理论描述程序的行为建立抽象模式库，并将其作为自动机的符号表，最终经恶意行为描述为自动机表述的模板，最后通过模型检测方法检测样本是否含有恶意行为。模型检测是通过 遍历系统所有状态空间，看其中是否有一条符合的路径状态。之后，他还提出迹语义这一概念，将迹语义作为程序的基本语义，并定义了等价的条件，通过 抽象解释的方法给出了近似的检测算法。抽象解释理论为解决不可判定和复杂 问题的逼近求解提供可很好的构造方法。基于函数调用的方法是将程序中使用的函数提取出来，并结合程序的控制流程图，通过图的同构、线性时态逻辑、计算逻辑树、有穷状态机及下推自动机等方法描述恶意行为，最终通过模型检 测完成恶意代码的检测。

（5）基于机器学习的检测技术

基于机器学习和数据挖掘的检测方法。随着检测技术的不断发展，机器学习和数据挖掘的方法已经被开始应用在恶意代码检测的领域。主要应用分类、关联规则挖掘、序列模式分析以及聚类等几种技术。主要思想是利用数据挖掘技术从现有的数据中挖掘一些有意义的模式，用机器学习技术归纳出已有样本的特征，然后根据特征的相似性等完成分类的任务。其中，最主要的是选择好的特征和有效的分类器。检测步骤如下：首先，要分析样本确定提取哪种特征或者特征序列；其次，根据特征的特性选择合适的特征选择方法从所有提取的特征中选择一些分类效果好的特征；最后，根据实际情况选择较好的模型实现分类。

2.3 恶意代码反检测技术

恶意代码检测与反检测技术总是相互促进，相辅相成。检测技术的进步也带动了反检测技术的发展，当前出现了各种各样的恶意代码反检测技术，现总结如下：

（1）加壳技术

恶意代码作者为了防止自己的程序被检测软件发现，利用一些软件技术给恶意代码加外壳，可以是利用算法将自己伪装成正常程序，或者利用特殊的算法将自己压缩或加密，使得检测软件很难检测。但是这些“壳”都有一个特点就是，他们先于程序获得执行控制权，然后把伪装后的程序还原，再把执行权交还给原始代码：是一类自修改代码。

（2）反虚拟执行技术

不可否认，虚拟执行的系统和真实系统或多或少存在差异[41]。比如，硬件上，调试器总是会设置硬件断点，而虚拟机总是在模拟硬件，这和真实的硬件是有差别的；执行环境，内核地址空间，对于虚拟机和真正的机器是不同的，还有调试器必须挂靠某些进程来插桩进程用于监控；应用程序，虚拟机和调试器都有外部应用程序，对进程可见，用于检查运行环境。一些指令在虚拟机环境中，执行时间总是远远长于真实环境，一个经常执行此类指令的程序能够指示它在虚拟机环境中运行。

（3）代码迷惑技术

恶意代码迷惑技术是指通过某种程序代码变换，改变自身在空间和时间上的结构，但是完成相同的逻辑功能。恶意代码在进行迷惑处理之后，使得逆向工程分析变得难以进行。迷惑技术本身是一种保护软件的手段，但是常常被用来对抗分析和检测。恶意代码的迷惑技术可以有效的对抗恶意代码的静态分析技术和动态反汇编技术。目前主要有基于加密的迷惑技术和基于代码变换的迷惑术。其中代码变换主要指在源程序中，利用等价指令替换、指令位置交换、添加新指令等手段改变程序形式，但逻辑功能保持不变。

2.4 恶意代码分析技术

恶意代码分析是确定恶意代码意图的过程，是实行恶意代码检测的必要前提。恶意代码分析的直接结果是用于实现恶意行为建模的元数据信息，如指令流、API调用序列等，为后续恶意代码的检测工作提供必要的支持。

恶意代码的分析技术一般可分为静态分析和动态分析。

（1）静态分析技术

静态分析技术是指对被测软件的源程序或者二进制码进行扫描，从语法、语义的层面去理解程序的行为，以期望获取程序在运行过程中的信息，而不需要运行程序。

要进行恶意代码的静态分析，首先需要对恶意程序进行反汇编，常用的反汇编工具有：W32DASM、objdump、PEid、HIEW、IDA Pro等。

静态分析技术由于不会运行程序，因此不会对计算机系统造成任何伤害，其分析效率相对动态分析而言较高，同时由于静态分析技术从程序本身入手，因此可以获得程序的全部信息，分析结果较为全面。但是由于静态分析技术的前提条件是对程序进行正确的反汇编，现如今很多恶意代码编写者常常会对恶意代码进行加壳、加密或者压缩使得恶意程序很难被正确的反汇编。总之，如果恶意代码无法被正确的反汇编，那么静态分析将会失效。

（2）动态分析技术

动态分析技术是指在可控环境下实际运行程序，监控执行过程中的程序行为，记录程序执行的信息。由于动态分析需要先运行程序，所以为了防止恶意代码对当前环境的破坏，系统在普或者恶意代码相关信息之后，会自动恢复到恶意代码执行前的最初状态，防止影响下一次的分析结果，但是动态分析技术能够获得恶意代码执行时的真实信息，可以有效地解决静态分析中譬如加壳、加密的干扰。

当前最流行的动态分析技术是动态污点分析技术[38]，它的基本原理是将一切不信任的外部数据标记为污点，然后跟踪标记为污点的数据的传播情况，并记录相关的系统调用或者指令执行等相关信息，然后以此信息进行检测。动态污点分析能够记录恶意代码更细粒度的精确特征，是当前非常热门的恶意代码检测技术。

动态分析技术也存在缺陷，比如开销大，一次只能分析一条路径，恶法应对恶意代码存在多路径的问题，同时由于恶法模拟出一个完全真实的计算机环境，对某些环境敏感的恶意代码无法进行有效的检测，因为恶意代码能够检测到虚拟机或者仿真机存在的情况，从而隐藏自身的真实行为，也无法知道某些恶意代码何时才会触发，动态分析技术也会受到行为层的混淆技术的干扰[39]如等价行为替换、模拟序列或者混淆序列等。于是有学者开始尝试静态分析与动态分析相结合[40]的方式进行恶意代码的检测，充分利用两种分析技术的优点。

两种分析技术各有优缺点，静态分析技术开销小，关注的是恶意程序本身的语法或者结构特征，动态分析技术开销大，关注的是恶意代码的行为特征，各有侧重点。静态分析技术分析全面，可获得恶意代码的全部信息，但获取特征的方式一般都是无导向的，因此可能包含大量无用信息，也易受代码迷惑技术的影响，动态分析技术能够获得程序的真实行为信息，但一次只能获得一种行为并且与当前的检测环境相关，信息不够全面。当前应用最为广泛的技术还是静态分析技术。总之，无论是静态分析还是动态分析，都需要借助恶意代码分析技术和监控技术获得恶意代码的基本属性和执行信息，以便深入理解恶意代码的功能，进一步实现恶意代码的检测和抑制。

2.5 本章小结

本章首先介绍了恶意代码的定义以及恶意代码的分类，具体介绍了病毒、特洛伊木马、蠕虫等恶意代码的特征和危害。其次，介绍了恶意代码的检测技术，详细阐述了基于特征码的检测技术、基于行为的检测技术、基于启发式的检测技术、基于语义的检测技术和基于机器学习的检测技术。最后，针对目前主流的恶意代码反检测手段以及分析技术做了详细说明。

第三章 基于机器学习算法的恶意代码检测技术

3.1 引言

本文研究了基于机器学习算法的恶意代码检测技术，通过对汇编操作码做不同程度的抽象化处理得到各自的中间码序列，以此来尝试从不同视角来理解程序，并使用数据挖掘技术选择出对分类效果较好的中间码特征，然后根据此中间码特征得到概率矩阵，即就是恶意代码的特征表示。研究方法的主要步骤是：首先，数据预处理，对所有的恶意程序进行脱壳处理并对脱壳后的程序进行反汇编，得到其汇编文本文件；其次，根据汇编文本文件提取汇编操作码，并根据抽象方式对汇编操作码进行不同级别的抽象，得到对应的中间码序列，本实验定义了三种抽象化级别并使用自定义的抽象化方式，分别记为Level-0、Level-1和Level-2，抽象程度由低到高；然后，根据2-gram、3-gram、4-gram算法提取中间码序列特征，接着使用数据挖掘技术对各个抽象级别的中间码进行频繁项集的相似度分析，选择相似度最小的中间码，作为依据生成概率矩阵；最后，使用随机森林、支持向量机和K近邻算法实现对恶意代码的分类检测。下面将以此对每一个步骤进行详细介绍。

3.2数据预处理

3.2.1 查壳与脱壳

壳是指在计算机软件中一段专门保护软件不被非法修改或反编译的程序。它们一般都先于程序运行，拿到控制权，然后完成保护软件的功能。

壳通常分为两类：压缩壳和加密壳。压缩壳出现较早，可追溯到DOS时代，使用压缩壳可以帮助缩减PE文件大小，隐藏PE文件内部代码和资源，便于网络传输和隐藏。压缩壳通常有两种用途，一种是单纯用于压缩普通的PE文件，另一种则会对源文件产生较大的变形，严重破坏PE文件头，通常用于压缩恶意程序。常见的压缩壳有：Upx、ASpack、PECompat。加密壳，也称为保护壳，它主要的功能是防止逆向分析技术，保护PE文件不被逆向分析。加密壳保护的文件通常比PE源文件大得多。常见的加密壳有：ASProtector、Armadillo、 EXECryptor、Themida、VMProtect。

现阶段主要的查壳手段有两种：基于特征码和基于信息熵。

基于特征码：同样的加壳方法会使得加壳后的 PE 文件在特定的位置有相 同的字节序列。相同的序列即为该加壳方式的特征，然而这种基于特征码的查 壳方法，只能检测出已有的并且加入到特征库的加壳方法。

基于信息熵：经过加壳的PE文件，其结构会产生变化。壳一般分为加密 壳和压缩壳，加密和压缩会使 PE 文件变成随机性更大的无结构形式。然而，熵是用来衡量不确定性的，这样经过加壳的PE文件的熵一般会大于源文件PE文件的熵。

目前有很多加壳工具，常用的有ASPACK、PE PACK、UPX、PECOMPACT 等。相应的也有一些查壳软件有 PEID、FILEINFO、FILE SCANNER 等，本文 主要是用 PEID 的批量模式查壳。 脱壳与加壳是相反的过程，为了更好的分析恶意程序的真实意图，首先要 去掉外面的保护壳，找到原程序的真正入口点。脱壳分为手动和自动。手动脱 壳需要脱壳者有很深厚的技术水平，跟踪和分析加壳的方法，然后再对应的去 脱壳。而自动脱壳是运用专门的脱壳工具进行脱壳处理。随着逆向技术的发展，产生了大量的脱壳软件，有的是专门脱某一种壳，也有的能脱几种壳，然而这些软件都是只能脱掉现有的壳，对于一些新的壳还需要手工脱壳。目前常用的脱壳软件有 WASPACK、UNDBPE、UNFSG、EUNPACKER、VMUNPACKER 等。

3.2.2 反汇编技术

反汇编指将机器代码转换为汇编代码、低级转高级的意思，常用于逆向工程领域。目前网络上许多“免费软件”，PSP、PS、NDS游戏机的破解和苹果系统的越狱都跟反汇编息息相关。

基本的反汇编算法有两种：线性扫描反汇编和递归下降反汇编。 线性扫描反汇编算法从代码段的第一个字节开始，以线性模式逐条反汇编 每条指令。其优点在于：它能够扫描所有代码段。缺点：对数据和代码混合的 情况没有考虑。 递归下降反汇编算法重视控制流的概念，通过对可执行代码的扫描来获得 比较准确的反汇编结果，根据每条指令的引用来进行反汇编。其优点在于：它 能将代码段与数据段区分开,可以有效的跳过嵌入在程序段中的数据及其无效 的代码。缺点在于：它无法处理间接代码路径。

反汇编工具有很多，如有 IDA Pro、C32Asm、W32DASM、花指令清除器 1.2 等等。IDA Pro 是一款专业的反汇编工具，是由 DataRescue 开发的现己成为了很多 Hacker，Cracker， Reverse engineerer 的必备工具。C32Asm 的特点是集反汇编、 16进制工具 、Hiew修改功能于一体。静态分析中文软件的利器的优点是速度 快。花指令工具可以去除花指令，虽然目前效果不是太好，但目前也是对付静态分析的一个重要手段。

本文使用objdump工具对恶意代码进行反汇编，主要使用objdump -d指令，环境是Windows系统下进行。

3.2.3 操作码提取

本实验使用的数据包含两部分，第一部分是所有的恶意程序反汇编后的文件，文件名为对恶意程序使用MD5哈希算法之后得到的字符串；第二部分是一个label.csv文件，包含两列，第一列为恶意程序的MD5字符串，第二列为该恶意程序所属类别。操作码提取流程如图3-1：



图 3-1 操作码提取流程图

首先读入label.csv文件，存储文件名和对应类别的映射关系；然后读取所有的恶意代码文件名，接着根据配置文件中的线程数，启用相应多的线程，每个线程处理一部分汇编文件，提取出对应的操作码；接着根据先前读入的文件名和类别映射关系，或者每一个文件所属类别；最后将提取出的操作码文件放置在对应类别的文件夹下。

对于操作码提取的具体过程，本文使用了两个小技巧。第一，使用了配置文件中的Level-0级别的抽象映射关系，由于Level-0级别实际并未对汇编操作码做任何程度的抽象，即就是所有汇编操作码，所以可以用于操作码的提取，并且该映射关系存储类型为unordered\_map，所以查找复杂度近似为,不会带来任何性能上的问题。第二，使用了多线程处理操作码提取，具体线程数可根据实际环境进行动态配置，进一步提高了处理速度。

3.3 操作码抽象及特征分析

3.3.1 操作码抽象化

本文将操作码进行抽象化主要有两点考虑：

第一， 汇编语言是面向机器的程序语言，是一种用文字助记符来表示机器指令的符号语言。它是目前所有编程语言中最接近机器码的一种语言。它的针对性特别强，需要对机器硬件进行精确的控制，所以它的每一条指令都是极致细化的，这也导致了汇编操作码的局限性。当使用n-gram算法时，一般来说n的取值不会太大，n条少量的汇编操作码并不能反映出程序行为的一般特征。如果对汇编操作码进行抽象，得到更高维度抽象的中间码，同样是n条中间码，其反映的行为特征将会更加明确及有意义，对于恶意代码的检测是存在积极意义的。

第二， 将汇编操作码进行抽象化处理能够显著的提升实验的效率。本文使用概率矩阵作为恶意代码的特征，即机器学习的输入，而x86汇编操作码的种类就有100多种，当使用2-gram、3-gram、4-gram算法时，概率矩阵的特征维度将分别是1002、1003、1004，即使后续对概率矩阵进行降维操作也是非常低效的。根据查阅文献以及对大量的汇编操作码进行分析后，本文分别对汇编操作码进行两种级别的抽象，抽象只有中间码的种类分别为9种和5种，其特征维度数的底数将会是9和5，这将显著提升实验效率，并且由实验分析及结果也知，这种抽象操作对恶意代码的检测是有积极意义的。

本文对汇编操作码进行了三种级别的抽象，分别是Level-0，Level-1，Level-2。对于Level-0，表示未作任何程度的抽象，即汇编操作码原本的形式；Level-1和Level-2分别对汇编操作码进行了不同程度的抽象精简。下面分别对Level-1和Level-2进行详细介绍。

Level-1将汇编操作码映射为9类中间码：

（1）数据传输，比如：MOV、PUSH、POP、IN、OUT等；

（2）算术运算，比如：ADD、SUB、CMP、DIV、MUL等；

（3）逻辑运算，比如：NOT、AND、OR、TEST等；

（4）移位运算，比如：SAL、SHL、SAR、SHR等；

（5）字符串操作，比如：MOVS、STOS、CMPS等；

（6）过程控制，比如：JMP、JZ、JP等；

（7）标志位控制，比如：CLC、STD、STC等；

（8）CPU控制，比如：HLT、WAIT、NOP等；

（9）其他，伪指令及不常用的指令，比如：SEGMENT，ASSUME，END等。

这9种中间码的表示方法如表3-1：

表3-1 Level-1抽象中间码的表示

|  |  |
| --- | --- |
| 种类 | 表示方法 |
| 数据传输 | DATA\_TRANS |
| 算术运算 | ALTH\_OPE |
| 逻辑运算 | LOGIC |
| 移位运算 | SHIFT |
| 字符串操作 | STR\_OPE |
| 过程控制 | PRO\_CTRL |
| 标志位控制 | FLAG\_CTRL |
| CPU控制 | CPU\_CTRL |
| 其他 | OTHER |

Level-2将汇编操作码映射为5类中间码（文献[1]中使用的抽象方式，在后续的文章中，本文称其为传统方法）：

（1）数据传输，比如：MOV，PUSH，IN等等；

（2）运算，其中包含算数运算指令(ADD、 SBB等)和逻辑运算指令(OR，XOR，TEST等等)；

（3）程序转移，这是指影响程序正常流程的 指令，比如：JMP，CALL，RET，INT等；

（4）处理机控制，比如：NOP，HLT，WAIT 等等；

（5）其他，伪指令及不常用的指令，比如：SEGMENT，ASSUME，END等。

这5种中间码的表示方法如表3-2：

表3-2 Level-1抽象中间码的表示

|  |  |
| --- | --- |
| 种类 | 表示方法 |
| 数据传输 | ASSIGN |
| 运算 | TEST |
| 程序转移 | JMP |
| 处理机控制 | CTRL |
| 其他 | OTHER |

下图3-2是截取样本种的一段汇编程序，为节省篇幅，本文分别使用Level-0、Level-1、Level-2对其前15条汇编操作码进行抽象，翻译后的中间码顺序分别表示为下：

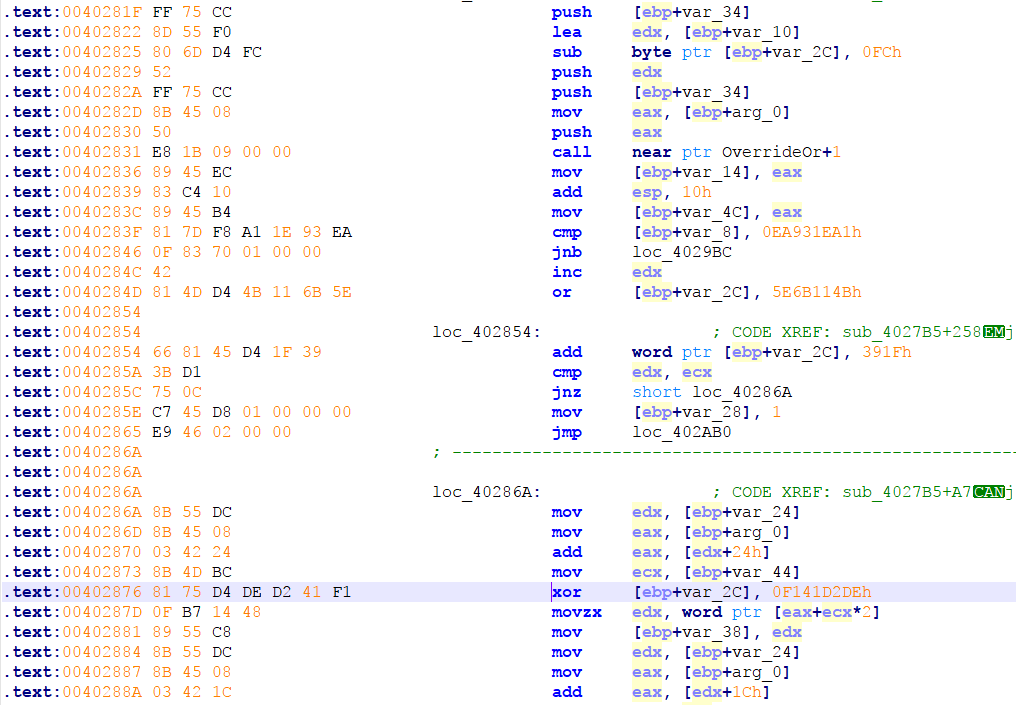


图3-2 汇编样本

Level-0：push->lea->sub->push->push->mov->push->call->mov->add-> mov->cmp->jnb->inc->or

Level-1：DATA\_TRANS->DATA\_TRANS->ALTH\_OPE->DATA\_TRANS-> DATA\_TRANS ->DATA\_TRANS->DATA\_TRANS->PRO\_CTRL->DATA\_TRANS->ALTH\_OPE-> DATA\_TRAN-> ALTH\_OPE-> PRO\_CT RL-> ALTH\_OPE-> LOGIC

Level-2：ASSIGN->ASSIGN->TEST-> ASSIGN-> ASSIGN-> ASSIGN -> ASSIGN-> JMP-> ASSIGN-> TEST-> ASSIGN-> TEST-> JMP-> TEST-> TEST

3.3.2 n-gram算法提取特征

n-gram是计算机语言学和概率论范畴内的概念，目前n-gram被广泛应用于自然语言的自动分类功能。该模型基于第n个词出现只和其前n-1个词相关的假设，对于处理依靠序列关系分类的问题具有很强的优势。本文应用n-gram参考文献）算法的思想，将获得的中间码序列，设置不同的n的大小，获得一系列滑动窗口为n的中间码序列。以图3-3为例:

使用2-gram算法得到特征码序列：。

使用3-gram算法得到特征码序列：。

使用4-gram算法得到特征码序列：。

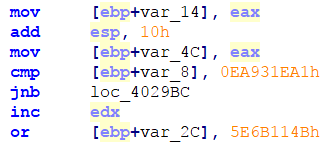


图3-3 汇编码样本

3.3.3 特征分析

分别对各抽象级别的中间码应用n-gram算法，分别提取2-gram、3-gram和4-gram中间码特征，然后使用数据挖掘技术对特征码的频繁项集进行分析。本节将使用Eclat算法分析各类别中间码的频繁项集，并使用频繁项集得到各类别间的平均相似度，在n-gram算法n值一定的情况下，优先选择平均相似度较小的中间码，并以此生成概率矩阵。

本文使用Eclat算法来分析特征文本的频繁项集。尽管Apriori算法是最广为人知的关联规则挖掘算法，但是算法需要多遍扫描数据库因而会产生大量的候选项集，支持度的计算也很耗时。相对于Apriori算法，Eclat算法采用了等价类、深度优先遍历、求交集等策略，支持度计算效率有很大改善。Eclat算法采用了垂直数据结构来存储每个事物的ID（tid）列表，在计算k+1-项集的支持度时，Eclat算法只需要计算两个k-项集的tid-表的交集即可。最后，Eclat算法也从频繁项集中生成关联规则。

本文使用频繁项集的平均相似度评估频繁项集对于恶意代码分类的效果，平均相似度越低，代表应用频繁项集分类效果越明显，反之，代表分类效果差。频繁项集的平均相似度定义如式（3-1）：

（ 3-1）

式中分别都是集合，A表示集合的集合， 表示集合A的基数。例如，集合，其中集合频繁项集为，集合频繁项集为 ，集合频繁项集为，那么

本文选取最频繁的10个项集来计算平均相似度，结果如图3-4：

图3-4 平均相似度对比图

由图可以看出，对于2-gram，随着抽象级别的增大，频繁项集平均相似度也增大，所以在2-gram算法时，优先选择抽象级别低的中间码来生成概率矩阵；3-gram中，随着抽象级别增大，频繁项集平均相似度减小，所以优先使用抽象级别高的中间码生成概率矩阵；4-gram中，抽象级别为Level-1时，频繁项集的平均相似度最大，抽象级别为Level-2时，频繁项集平均相似度最低，所以优先选择Level-2对应的中间码生成概率矩阵。所以本文改进的方法中，使用2-gram、3-gram和4-gram算法时，选择的中间码的抽象级别依次时Level-0、Level-3、Level-3。

3.3.4 概率矩阵

由3.3.3小节可知，不同类别的恶意代码的频繁项集是可区分的，并且对于不同的n值，不同抽象级别的区分度也是不同的，本文针对每种中间码的出现频率构建一个概率矩阵，以此作为机器学习算法的输入。

以抽象级别Level-1为例，对图3-3应用2-gram算法，可得到，统计每个词组出现的次数，然后除以总的词组数6得到各个词组的频率，将该频率作为该段程序的概率分布中的值，表3-3给出了图3-3程序片段的概率分布：

表3-3 2-gram&Level-1概率分布（未填写表示0）

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | DATA\_  TRANS | ALTH\_  OPE | LOGIC | SHIFT | STR\_O  PE | PRO\_C  TRL | FLAG\_  CTRL | CPU\_C  TRL | OTHE  R |
| DATA\_TRANS |  | 2/6 |  |  |  |  |  |  |  |
| ALTH\_OPE | 1/6 |  | 1/6 |  |  | 1/6 |  |  |  |
| LOGIC |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| SHIFT |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| STR\_OPE |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| PRO\_CTRL |  | 1/6 |  |  |  |  |  |  |  |
| FLAG\_CTRL |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| CPU\_CTRL |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| OTHER |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

然后将这81种组合作为概率矩阵的列，每一个程序的概率分布作为概率矩阵的一行，由此构建本文所诉的概率矩阵。

设集合，表示抽象级别。对于本文，，其中对于，x代表所有的汇编操作码，大约140种；对于，x表示9种中间码中任意一个；对于，x表示5种中间码的任意一个。设，即集合的基数，所以。易知，对于2-gram算法，概率矩阵的列数等于的笛卡儿积的基数，即就是；对于3-gram算法，概率矩阵的列数等于三重笛卡儿积的基数，即就是；对于4-gram算法，概率矩阵的列数等于三重笛卡儿积的基数，即就是。归纳总结可知，对于n-gram算法，概率矩阵的列数就是的n重笛卡儿积的基数。

本文提取的汇编操作码共有140多种，不妨设为100种，本文所用恶意代码数为10868，则概率矩阵行数不妨设为10000，假设矩阵中元素使用4字节的float类型存储，那么对于Level-0抽象级别下，2-gram、3-gram、4-gram分别需要的内存数如表3-4：

表3-4 Level-0抽象级别n-gram所需内存

|  |  |
| --- | --- |
| n-gram | 概率矩阵所需内存 |
| 2-gram |  |
| 3-gram |  |
| 4-gram |  |

所以本文提出的改进方法有一定的适用范围：设内存大小为字节，中间码种类数为C个，n-gram算法n取值为N，概率矩阵存储类型大小为T字节，那么只有当满足时才可使用本文提出的改进方法进行恶意代码检测。本文接下来只关注Level-1和Level-2抽象级别的分类检测。那么针对2-gram算法，本文选择的中间码特征的抽象级别将会是Level-1，其他选择结果保持不变。

3.4恶意代码分类

3.4.1 随机森林

随机森林是一种集成学习算法，该算法在学习过程中将产生多个决策树，每棵决策树会根据输入数据集产生相应的预测输出，算法采用投票机制选择类别众数作为预测结果。

随机森林算法的目标是通过将多个弱学习机（如单棵决策树）组合得到一个强学习机。算法处理过程与bagging算法非常相似，不同的是随机森林算法包括两个参数：ntree（决策树个数）和mtry（可用来寻找最佳特征的特征个数），而bagging算法只有ntree参数，当随机森林的mtry设置成与训练数据集的特征值一样大时，随机森林算法就等同于bagging算法了。

假设当前拥有N个特征数为M的样例，首先采用bootstrap对数据进行采样，每次随机采样N个样本作为单个决策树的训练数据集。在每个节点，算法首先随机选取m（m<<M）个变量，从它们中间找到能够提供最佳分割效果的预测属性；然后，算法在不剪枝的前提下生成单个决策树；最后从每棵决策树都得到一个分类预测结果。如果是回归分析，算法将所有预测的平均值或者加权平均值作为最后输出，若果是分类问题，则选择类别预测众数作为最终预测。

训练模型的生成流程如图3-5所示，检测模型流程如图3-6所示：

图3-5 随机森林训练模型流程图 图3-6 随机森林检测模型流程图

本文使用R语言中的e1071算法包完成随机森林算法的调参及10折交叉验证，使用概率矩阵作为模型的输入，最终参数mtry和ntree的取值分别为6和500。

3.4.2 SVM

很多研究已经证明支持向量机（Support Vector Machine，SVM）是一种强大的分类工具，可以被广泛的应用与不同的领域。与随机森林算法不同，在SVM训练中，从输入数据到输出结果的过程并不清晰，也难以解释，因此SVM属于黑盒算法。

SVM通过定义核函数将输出数据映射到高维特征空间上，并在此空间中构造一个最有分类超平面（或者一组超平面），使得高维特征空间内的各个类的边缘间隔最大化。定义这些超平面的向量就被称为支持向量，如图3-7中被正方形圈出的o和x：



图3-7 SVM分类示意图

SVM首先构建一个超平面能够最大化间隔距离，然后将定义扩展到非线性可分问题上，最后，将数据映射到一个高维空间，使得数据能够更容易地被线性边界分离开来。简而言之，SVM可以看作高维空间的线性算法。

SVM的优势在于利用了面向工程问题的核函数，能够提供准确率非常高的分类模型，同时借助正则项可以避免模型的过度适应，用户也不必担心诸如局部最优和多重共线性难题。SVM主要弊端是对模型进行训练和测试的速度比较慢，模型处理的时间冗长，因此算法不适合，应用于规模庞大的数据集。本文采用的数据集规模不是很庞大，因此可以使用SVM算法进行实验。另外，SVM的结果很难解释，如何确定核函数也是一个难点。

本文使用R语言中e1071包的libsvm函数训练支持向量机。通过训练函数svm，用户可以确定核函数、成本函数（即惩罚因子）和gamma函数。对于核函数，通过大量实验，本文使用效果最好的也是默认的radial（径向函数）作为核函数；对于gamma和惩罚因子，通过tune.svm来寻找最佳的gamma和惩罚因子。本文中，将gamma参数的可能范围设置为，惩罚因子选择1，10和100，使用tune.svm函数得到12组不同的参数组合。函数采用10遍交叉检验的方法获得每次组合的错误偏差，最后选择误差最低的最优参数组合为gamma=0.01、cost=100。

3.4.3 KNN

K近邻（K-Nearest Neighbor，KNN）算法属于一种无参惰性学习方法学习。无参类算法不会对数据的分布做任何的假设，而惰性学习方法则不要求算法具备显性学习过程。

KNN算法采用相似性（距离）测量来训练所有样本并对新的样本进行分类标记。常用的相似性测量如下公式：

欧氏距离： （3-2）

曼哈顿距离： （3-3）

KNN算法中，新到达的样本将被分配到某个在KNN中普通的类中。如果K=1，新样本将会被分配到距离其最近的类别中。算法仅要求用户输入K的值，如果K值比较小，有可能产生过度适应的问题。相反，如果给的K值过大，则有可能导致低度拟合。可以通过交叉验证的方式得到比较合适的K值。

KNN算法的优势：

1. 学习成本为0；
2. 无参意味着用户不需要对数据的分布类型做假设；
3. 只要对给定样本选取和式的距离测量方法，算法就可以处理任意类型的数据。

KNN算法的不足：

1. 算法难以理解；
2. 如果数据集比较大，算法计算代价非常高；
3. 算法性能依赖数据集维度的大小，如果要处理高维数据，应先对数据进行降维操作以提高算法的过程性能。

针对KNN算法不足（2），本文用于实验的数据，总恶意代码数目为10868，数据集并未大到KNN处理不了；对于不足（3），本文事先对操作码做了抽象化处理，除了Level-0的3-gram和4-gram维度较大，其他的维度都维持在可接受的范围。

本文使用R语言e1071包中的knn函数来处理实验数据，参数k选择为9。

3.5本章小结

本章主要介绍了基于机器学习算法的恶意代码检测技术。重点介绍了操作码抽象及特征分析的过程：首先，对恶意代码样本进行查壳和脱壳处理，并对样本进行反汇编并得到汇编操作码序列；然后，对汇编操作码进行3种级别的抽象化，分别为Level-0、Level-1和Level-2，得到其对应的中间码；接着，分别对中间码进行n-gram算法提取特征，应用数据挖掘技术对提取到的n-gram词组进行统计分析，得到不同抽象级别下各个类别的频繁项集平均相似度对比关系，并概率矩阵作为机器学习算法的输入；最后，介绍了三种机器学习算法，以及本文的参数设置。

第四章系统设计与实验结果对比

4.1 系统设计

下面详细介绍本文的整个系统框架。首先，将恶意代码进行查壳和脱壳处理；其次，使用objdump反汇编工具对脱壳后的恶意代码进行反汇编，得到汇编文本文件；然后根据不同的抽象方式分别对汇编操作码进行抽象化处理，得到各抽象级别对应的中间码序列；再次，使用n-gram算法提取各中间码特征，并使用Eclat算法对中间码特征进行分析，对比各抽象级别对应的中间码特征的频繁项集平均相似度，选择平均相似度较小的中间码特征，并得到其对应的概率矩阵；最后，将概率矩阵作为机器学习算法的输入进行模型的构建和恶意代码的检测。系统框架如图4-1所示。

本文实验环境是在64位的Windows10系统下搭建，开发语言主要使用C++和少量PowerShell以及R脚本构成。首先，使用PEID和VMUNPACKER对恶意代码进行查壳和脱壳处理；其次，调用PowerShell脚本对PE文件进行反汇编，该脚本的功能是使用objdump工具对PE文件顺序反汇编，得到对应的汇编文本；接着C++多线程对汇编操作码进行抽象化处理，同时根据n-gram算法提取中间码特征；接着，调用R脚本对不同抽象级别的中间码特征进行频繁项集的平均相似度进行分析，得到频繁项集平均相似度最低的中间码特征，并根据此中间码特征得到概率矩阵；最后，将概率矩阵作为机器学习算法的输入，完成分类。



图4-1 系统框架图

4.2 评价方法

为了确保模型能对未知或新到达的对象进行正确预测，需要对模型性能进行评估，避免模型可能存在过拟合问题。

k折交叉验证技术能够解决过拟合问题，因此被广泛应用于分类器性能评估领域。k折交叉验证并不需要使用整个数据集，相反，它会将数据集划分为训练集和测试集两部分。这样，基于训练集得到的模型就可以通过测试集来完成性能测评。重复执行n次k折交叉验证后，就能够根据n次检验的平均正确率实现对模型的真实评估。

对于恶意代码的检测系统，一般采用准确率（Accuracy），精确率（Precision）和召回率（Recall）来评价其结果。

用TP表示恶意样本被正确分类的数量；FN表示恶意样本被判定为正常样本的数量；TN表示正常样本被正确分类的数量；FP表示正常样本被判定为恶意样本的数量,表示分类个数。对于多元分类模型，准确率、精确率和召回率的计算公式如下：

（4-1）

（4-2）

（4-3）

本文使用R语言e1071算法包分别对随机森林算法、SVM和KNN算法进行10折交叉验证。

4.3 实验数据

本文使用的实验数据来自Kaggle上微软发起的一个恶意代码分类的比赛，使用的数据集的大小为136GB，其中样本种类分布如表4-1：

表4-1 恶意程序数据集

|  |  |
| --- | --- |
| 恶意程序家族 | 数量（单位，个） |
| Ramnit | 1541 |
| Lollipop | 2478 |
| Kelihos\_ver3 | 2942 |
| Vundo | 475 |
| Simda | 42 |
| Tracur | 751 |
| Kelihos\_ver1 | 398 |
| Obfuscator.ACY | 1228 |
| Gatak | 1013 |
| total | 10868 |

4.4 实验结果对比与分析

为了更好的对比实验效果，不论特征分析步骤选择哪种抽象级别对应的概率矩阵，本次实验将全部计算出Level-1和Level-2对应的概率矩阵，并使用三种机器学习算法对其进行分类效果对比。下面将详细介绍本实验的结果对比和分析。主要会从准确率、精确率以及召回率三个指标评价实验结果。针对n-gram算法中不同的n值，对比不同抽象级别下，随机森林算法、SVM算法和KNN算法的实验结果。

4.4.1 准确率比较

下面通过不同的n值和不同的机器学习算法来对比准确率。

图4-2中，横坐标表示不同的机器学习算法，纵坐标为准确率。其中蓝色柱状为Level-1抽象级别，橘色柱状为Level-2抽象级别，其中RF代表随机森林算法，并且下面的图中均表达此种意义。

对比图4-2的结果，当n=2时可得出如下结论：

图4-2 n=2时准确率对比图

1. 对比三种分类算法，无论抽象级别为Level-1或者Level-2，KNN算法的准确率最低；当抽象级别为Level-1时，SVM算法准确率高于随机森林算法；当抽象级别为Level-2时，随机森林算法优于SVM算法。
2. 不论哪种机器学习算法，抽象级别为Level-1时，准确率都高于抽象级别为Level-2的情况。
3. 抽象级别为Leve-1或者Level-2时，虽然SVM算法的平均准确率最高，但是随机森林算法的准确率最为稳定。
4. 单纯从准确率指标来讲，Level-1优于Level-2的情况符合本文在3.3.3小节分析的情况，抽象级别为Level-1下，频繁项集的平均相似度小于抽象级别为Level-2时的情况，即Level-1条件下的概率矩阵会比Level-2下的概率矩阵更加有区分度。

对比图4-3的结果，当n=3时可以得出如下结论：

图4-3 n=3时准确率对比图

1. 当抽象级别为Level-1时：随机森林算法的准确率最高，其次为KNN算法，最差的是SVM算法，低于90%；当抽象级别为Level-2，准确率最高的是SVM算法，其次是随机森林算法，最低的是KNN算法，但是也高于95%。
2. 不论何种机器学习算法，抽象级别为Level-2时，准确率均高于抽象级别为Leve-1时的准确率。
3. 当抽象级别为Level-2时，虽然SVM算法的准确率最高，但是抽象级别为Level-1时准确率却低于了90%，相比较而言，随机森林算法的准确率稳定性最较好，其次是KNN算法，并且随机森林算法的准确率稳定在98.5%，KNN算法的准确率稳定在96%。
4. 单纯从准确率来看，Level-2优于Level-1的结果对应3.3.3小节关于频繁项集的平均相似度的分析结果：Level-2的平均相似度小于Level-1，所以其概率矩阵更加有区分度。

对比图4-4的结果，当n=4时可以得到如下结论：

1. 当抽象级别为Level-1时，KNN算法的准确率最高，随机森林算法居中，最低的是SVM算法，低于85%；当抽象级别为Level-2时，SVM算法准确率高达99.58%，其次是随机森林算法，最低为KNN算法，但是也高于抽象级别为Level-1时的最高准确率。
2. 不论采用何种机器学习算法，抽象级别为Level-2时，其准确率均大于抽象级别为Level-1时的准确率。
3. SVM在抽象级别为Level-2时，准确率高达99.58%，但是在抽象级别为Level-1时，其准确率却低于85%；随机森林算法相对来说稳定一些，但是最稳定的还是KNN算法，无论抽象级别为Level-1还是Level-2，其准确率都不低于96%。
4. 只看准确率的话，Level-2结果优于Level-1的结果也同样符合3.3.3小节关于频繁项集平均相似度的分析结果，即Level-2下，频繁项集的平均相似度小于Level-1下的频繁项集平均相似度。

图4-4 n=4时准确率对比图

通过上面的对比，可以发现，虽然最高的准确率会出现在SVM算法或者KNN算法中，但是这两种算法在抽象级别不同时，极具不稳定性。相对而言，随机森林算法虽然没有出现最高的准确率，但是其受n-gram算法和抽象级别的影响相对较小，始终能够保持相对较好的准确率，因此，对于稳定性要求较高的系统，优先选择随机森林算法。除了当n=2时，抽象级别为Level-1的情况准确率优于抽象级别为Level-2时的情况，当n=3或者4时，抽象级别Level-2的情况都优于抽象级别为Level-1的情况，这恰好可以印证本文在3.3.3小节所分析的情况。

4.4.2 精确率比较

下面通过不同的n值和不同的机器学习算法来对比精确率。

图4-5中，横坐标表示不同的机器学习算法，纵坐标为精确率。其中蓝色柱状为Level-1抽象级别，橘色柱状为Level-2抽象级别，其中RF代表随机森林算法，并且下面的图中均表达此种意义。

对比图4-5的结果，当n=2时可得出如下结论：

1. 不论抽象级别为Level-1还是Level-2，SVM算法的精确率都是最高的，其次是随机森林算法，最差的是KNN算法，低于90%。
2. 不论采用何种机器学习算法，抽象级别为Level-1情况下的精确率始终优于抽象级别为Level-1下的精确率。

图4-5 n=2时精确率对比图

1. SVM算法的平均精确率最高，其次是随机森林算法，最差的为KNN算法，不过随机森林算法和KNN算法相对来说比SVM算法更加稳定。
2. 单从准确率来看，Level-2结果优于Level-1的结果同样符合3.3.3小节关于频繁项集平均相似度的分析结果，即2-gram算法下的Level-1抽象级别，频繁项集的平均相似度小于Level-2下的频繁项集平均相似度。

对比图4-6的结果，当n=3时可以得出如下结论：

1. 当抽象级别为Level-1时：随机森林算法的精确率最高，其次为KNN算法，最差的是SVM算法，只有70%左右；当抽象级别为Level-2，精确率最高的是SVM算法，其次是随机森林算法，最低的是KNN算法。

图4-6 n=3时精确率对比图

1. 只有在SVM算法中，抽象级别为Level-2时的精确率高于Level-1的情况，随机森林算法和KNN算法在抽象级别为Level-1或者Level-2时精确率非常接近。
2. 当抽象级别为Level-2时，虽然SVM算法的精确率最高，但是当抽象级别为Level-1时精确率却时最低，只有70%左右，相比较而言，随机森林算法和KNN算法的精确率稳定性较好，但是KNN算法的精确率明显低于随机森林算法。
3. 单纯从精确率来看，除了SVM算法下，Level-2优于Level-1的结果对应3.3.3小节关于频繁项集的平均相似度的分析结果，随机森林算法和KNN算法对于频繁项集的平均相似度体现并不明显。

对比图4-7的结果，当n=4时可以得出如下结论：

1. 抽象级别为Level-1时，KNN算法精确率最高，其次是随机森林算法，但是也只有72%左右，最差是随机森林算法，只达到67%；当抽象级别为Level-2时，精确率高低顺序恰好相反，最高的时SVM算法，其次随机森林算法，最低的是KNN算法。
2. 无论是哪种机器学习算法，抽象级别为Level-2时的精确率均优于抽象级别为Level-1时的精确率。
3. 虽然KNN算法无论是在哪种抽象级别下，精确率都为达到90%，但是KNN算法是这三种机器学习算法中精确率最稳定的。
4. 单从精确率来看，Level-2结果优于Level-1的结果同样符合3.3.3小节关于频繁项集平均相似度的分析结果，即4-gram算法下的Level-1抽象级别，频繁项集的平均相似度小于Level-2下的频繁项集平均相似度。

图4-7 n=4时精确率对比图

通过上面的对比，可以发现，虽然最高的精确率始终出现在SVM算法中，但是不论当n取何值，当抽象级别不同时，SVM算法都是最不稳定的一个。相对而言，KNN算法精确率虽然一直没有超过90%，但是在不同的n-gram算法和不同的抽象级别下，KNN算法的精确率始终维持在89%左右，最为稳定。随机森林算法相比较SVM算法和KNN算法特点不是很突出，无论是精确率的峰值还是稳定性都介于SVM算法和KNN算法之间。 精确率大致对应3.3.3小节的频繁项集的平均相似度。同样的，最高精确率也满足随n增大的特性，呼应3.3.3小节的分析结果。

4.4.3 召回率比较

下面通过不同的n值和不同的机器学习算法来对比召回率。

图4-8中，横坐标表示不同的机器学习算法，纵坐标为召回率。其中蓝色柱状为Level-1抽象级别，橘色柱状为Level-2抽象级别，其中RF代表随机森林算法，并且下面的图中均表达此种意义。

对比图4-8的结果，当n=2时可得出如下结论：

1. 当抽象级别为Level-1时，SVM算法召回率最高，随机森林算法次之，KNN最低，但是也达到了94%；当抽象级别为Level-2时，随机森林算法召回率最高，SVM算法次之，KNN最低。
2. 除了KNN算法之外，随机森林算法和SVM算法均在抽象级别为Level-1的情况下，召回率优于抽象级别为Level-1的召回率。
3. 随机森林算法不仅平均召回率最高，并且最为稳定，KNN算法稳定性次之，SVM稳定性最差，但是SVM算法的平均召回率高于KNN算法。
4. 除了KNN算法外，随机森林算法和SVM算法在Level-1和Level-2的结果符合3.3.3小节关于频繁项集的平均相似度的分析结果。

图4-8 n=2时召回率对比图

对比图4-9的结果，当n=3时可得出如下结论：

1. 当抽象级别为Level-1时随机森林算法的召回率最高，KNN算法次之，最低的时SVM算法，召回率小于80%；当抽象级别为Level-2时，SVM算法的召回率最高，随机森林算法次之，KNN算法最低，但是也大于93%。
2. 无论何种机器学习算法，抽象级别为Level-2的情况下，召回率均高于抽象级别为Level-1下的召回率。
3. 随机森林算法最为稳定，KNN算法次之SVM算法稳定想最差。

图4-9 n=3时召回率对比图

1. 三种机器学习算法的召回率均能对应3.3.3小节关于频繁项集的平均相似度的分析结果。

对比图4-10的结果，当n=4时可以得出如下结论：

1. 当抽象级别为Level-1时，随机森林算法的召回率最高，其次是KNN算法，SVM算法的召回率最低，只有86%左右；当Level-2时，召回率最高的是SVM算法，接着是随机森林算法算法，最后是KNN算法。
2. 无论哪种机器学习算法，抽象级别为Level-2时，其召回率均优于抽象级别为Level-1时的召回率。
3. 随机森林算法和KNN算法相较于SVM算法来说更加稳定，随机森林算法平均召回率好于KNN算法。
4. 三种机器学习算法分析所得结果，均能对应3.3.3小节关于频繁项集的平均相似度的分析结果。

通过上面的对比，可以发现，虽然最高的召回率始终出现在SVM算法中，但是不论n取何值，当抽象级别不同时，SVM算法都是最不稳定的。相对而言，稳定性最好的是随机森林算法，其次是KNN算法。对于不同的n，平均召回率最高的也是随机森林算法。2-gram下Level-1抽象级别下，除了KNN算法外，随机森林算法和SVM算法均优于Level-2抽象级别下的召回率；3-gram和4-gram下，召回率满足Level-2优于Level-1的情况，符合3.3.3小节分析的结果。

图4-10 n=4时召回率对比图

4.4.4 实验结果分析

通过对实验结果的对比分析，可以得出如下结论：

1. 根据3.3.3小节的特征分析结果可知，对于3-gram算法和4-gram算法，本文选择的抽象级别对应的抽象方式与传统方法相同，都会得到准确率、精确率和召回率较高的结果。但是在2-gram算法时，本文会选择抽象级别为Level-1所对应的抽象方式，而传统方法则会依旧使用和本文抽象级别为Level-2时对应的抽象方式，图4-11是在2-grma算法下，本文的检测方法与传统方法在准确率、精确率和召回率的对比情况，图4-11中的准确率、精确率和召回率均表示三种机器学习算法得出的相应平均值。

图4-11 n=2时本文方法和传统方法对比图

1. 随机森林算法是三种算法中稳定性最好的，并且在准确率、精确率和召回率三个指标中的结果比较令人满意，所以在要求平均性能较好的情况下，优先选择随机森林算法。SVM算法是最有可能出现峰值的算法，但是也是相对来说最不稳定的一个算法，在准确率、精确率和召回率中，针对不同n以及抽象级别，总能得出指标的最高值。相比而言，KNN算法是最不出众的算法，虽然稳定性优于SVM算法，但是其平均性能不如随机森林算法，在本实验中不推荐使用，所以本文对于机器学习算法的选择，更加倾向于随机森林算法。

4.5 本章小结

本章首先对系统的设计做了简要说明，以系统框架图的方式展示了本文方法的工作流程。接着对实验结果的评价方法于实验数据的来源做了说明。然后重点对实验结果进行了全面的分析，分别针对准确率、精确率和召回率指标，对每一个实验维度都做了充分的总结说明，再对总的实验结果做了总结，通过结果数据再一次说明了本文的方法针对传统方法的优势。

第五章 总结与展望

5.1 本文工作总结

计算机的普及和高速发展的互联网技术带给人们方便的同时，用户信息的安全性收到的威胁也越来越严重，加强互联网安全已经成为了国家的一项重要战略。在众多的网络安全事件中，尤以恶意代码的危害最大，给个人、企业甚至政府造成了巨大的损失，所以恶意代码检测技术成为了信息安全领域重要的研究方向。本文主要研究了基于机器学习算法的恶意代码检测技术，介绍了信息安全和机器学习领域的相关理论，分析了恶意代码检测技术的国内外研究现状，在研究分析了大量恶意代码以及相关机器学习算法之后，改进了一种恶意代码的静态分析方法，并通过实验数据证明了本文改进方法对恶意代码的分类具有明显的效果。

本文完成的主要工作有：

（1）对实验样本进行收集和预处理操作，研究了相关的恶意代码检测分析技术。

（2）改进了一种新的静态恶意代码检测方法，主要是使用汇编操作码的抽象化技术，并结合数据挖掘技术选择合适的抽象级别对应的中间码特征生成概率矩阵，作为代表恶意代码的特征。当n-gram算法中n值有多个时，这种方法能够针对特定的n值，选择合适的中间码特征作为概率矩阵的依据。对比传统方法，本文方法具有一定的优越性。再三类机器学习算法中，无论n-gram算法n取何值以及抽象级别时Level-1还是Level-2，随机森林算法的综合性能都相对较好，而SVM算法和KNN算法尽管有时可以取到峰值，当时稳定性相对差一些。从整个实验结果分析，本文改进的方法具有较高的准确率、精确率和召回率。

（3）采用模块化编程的技术搭建实验环境，各抽象级别对应的抽象方式甚至抽象级别的数目，都采用配置文件的方式保存，增加了系统的灵活性，方便了实验的进行和结果的对比。

5.2 未来展望

本文虽然改进了一种基于机器学习算法的恶意代码检测方法，但由于时间及各方面条件的限制，本文提出的算法还未在大规模实践中得到验证，这也是下一步着重需要解决的问题。同时在基于机器学习算法的恶意代码检测领域中还有一些问题需要进一步的研究解决。

1. 恶意代码种类层出不穷，其反检测的方法也多种多样，保证得到正确的汇编操作码是恶意代码静态分析的前提。如何有效的对抗反检测技术是未来的一个研究方向。
2. 本文提出的概率矩阵方式，有一定的适用范围。如何有效的存储概率矩阵并针对稀疏矩阵做出优化需要后续的研究。
3. 对于汇编操作码的抽象化方式，并没有过多的参考文献可供参考，如何对汇编操作码进行有效的抽象化处理也需要进一步的研究。
4. 伴随着数据集的急剧增长，算法的运行时间也在不断增加，对于该算法如何应用在分布式计算框架中以解决算法计算效率问题，也需要在未来的研究中不断探索。

参考文献

1. 王冰，方勇. 基于汇编指令分布的恶意代码检测算法研究[J]. 信息安全研究. 2015.12:267-271.
2. Ed S, Lenny Z.决战恶意代码[M]. 北京: 电子工业出版社 2005.展, 2005:1-10.
3. Sung A H, Xu J, Chavez P, et al. Static Analyzer of Vicious Executables[C]. Proceedings of the 20th Annal Computer Security Applications Conference, Tucson, AZ, USA. IEEE Computer Society Press, 2004:326-334.
4. Zhang B Y, Yin J P, Tang W S, et al. Unknown Malicious Codes Detection Based on Rough Set Theory and Support Vector Machine[C]. 2006 International Joint Conference on Neural Networks Sheraton Vancouver Wall Centre Hotel, Vancouver, BC, Canada. July 2006:16-21.
5. Trevor H, Peter S, Harald S. State Joining and Splitting for the Symbolic Execution of Binaries[J], Lecture Notes in Computer Science. 2009, 5779:76-92.
6. Edmund M C, Doron A P, Model Checking[M]. MIT Press, 1999:5-23.
7. Patrick C, Abstract Interpretation Based Formal Methods and Future Challenges[C]. In Informatics, 10 Years Back — 10 Years Ahead, R. Wilhelm (Ed.), Lecture Notes in Computer Science 2000. Springer, 2001:138-156.
8. Christodorescu M, Jha S. Static Analysis of Executables to Detect Malicious Patterns[C]. In Proceedings of the 12th Conference on Usenix Security Symposium, Washington DC, USA, 2003. USENIX Association: 12-32.
9. Christodorescu M, Jha S, Seshia S. Semantics-Aware Malware Detection[C]. 2005 IEEE Symposium on Security and Privacy, Oakland, CA, USA, 2005.Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2005:32-46.
10. Preda M D, Giacobazzi R. Control Code Obfuscation by Abstract Interpretation[C]. The Third IEEE International Conference on Software Engineering and Formal Methods (SEFM '05), Koblenz, Germany, 2005. IEEE Computer Society: 301-310.
11. Singh P, Lakhotia A. Static Verification of Worm and Virus Behavior in Binary Executables Using Model Checking[C]. Information Assurance Workshop, 2003. IEEE Systems, Man and Cybernetics Society, West Point, New York, USA. IEEE: 298-315.
12. Kinder J, Katzenbeisser S, Schallhart C, et al. Detecting Malicious Code by Model Checking[C]. In Proceedings of the Second International Conference on Detection of Intrusions and Malwares, and Vulnerability Assessment (DIMVA'05), Vienna, Austria, 2005. Springer Verlag:174-187.
13. 李佳静，梁知音，韦韬，毛剑. 一种基于语义的恶意行为分析方法[J]. 北京 大学学报(自然科学版). 2008, 44(4):538-542.
14. 王晓洁，王海峰. 基于语义的恶意代码检测的算法研究[J]. 计算机系统应用. 2009, 8:103-106.

孔德光. 结合语义的统计机器学习方法在代码安全中应用研究[D]. 2010:1-60.

1. Tahan G, Glezer C, Elovici Y，et al. Auto-Sign: an Automatic Signature Generator for High-speed Malware Filtering Devices[J]. Comput Virol 2010 , 6:91-103.
2. Tang Y, Xiao B, Lu X C. Using a Bioinformatics Approach to Generate Accurate Exploit-based Signatures for Polymorphic Worms[C]. Computers & Security 2009, 28:827-842.
3. Wang L J, Li Z C, Chen Y, et al. Thwarting Zero-Day Polymorphic Worms With Network-Level Length-Based Signature Generation[C]. IEEE/ACM TRANSACTIONS ON NETWORKING.VOL.18.NO.1.FEBRUARY 2010: 53-65.
4. Robert M, Clint F, Eugene B, et al. Unknown Malcode Detection Using OPCODE Representation[C]. In Proceedings of the 1st European Conference on Intelligence and Security Informatics (EuroISI). 2008:204-215.
5. Chawla N, Japkowicz N, Kotcz A. Editorial: Special Issue on Learning from Imbalanced Data Sets[J]. SIGKDD Exploratuons Newsletter, 2004, 6(1):1-6.
6. Schultz M, Eskin E, Zadok F, et al. Data Mining Methods for Detection of New Malicious Executables[C]. In Proceedings of the 2001 IEEE Symposium on Security and Privacy, 2001:38-49.
7. Kolter J, Maloof M. Learning to Detect and Classify Malicious Executables in the Wild[J]. Journal of Machine Learning Research, 2006, 7:2721-2744.
8. Mitchell T. Machine Learning[M]. McGraw-Hill, New York, 1997:12-23.
9. Henchiri Q, Japkowicz N. A Feature Selection and Evaluation Scheme for Computer Virus Detection[C]. In: Proceedings of ICDM 2006, Hong Kong. 2006:891-895.
10. Raja K S, Niklas L, Henric J. Accurate Adware Detection Using Opcode Sequence Extraction[C]. The Sixth International Conference on Availability, Reliability and Security. 2011:189-196.
11. Dolev S, Tzachar N. Malware Signature Builder and Detection for Executable Code[C]. Patent Application. 2010:1-5.
12. Sulaiman A, Ramamoorthy K, Mukkamala S, et al. Disassembled Code Analyzer for Malware (DCAM)[C]. In Proceedings of the IEEE International Conference on Information Reuse and Integration. 2005:398-403.
13. Siddiqui M, Wang W, Lee J. Detection Internet Worms Using Data Mining Techniques[J]. Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics. 2010, 6(6):48-53.
14. Shahzad R K, Haider S I, Lavesson N. Detection of Spyware by Mining Executable Files[C]. In Proceedings of the International Conference on Availability, Reliability, and Security (ARES), 2010:295-302.
15. Boojoong K, Hye S K, Taeguen K, et al. Fast Malware Family Detection Method Using Control Flow Graphs[C]. ACM, 2011:1-6.
16. Ismail B, Aitor G. Graphs, Entropy and Grid Computing: Automatic Comparision of Malware[C]. In Proceedings of the Virus Bulletin Conference, 2008:54-61.
17. Halvar F. Structural Comparison of Executable Objects[C]. In Proceedings of the IEEE Conference on Detection of Intrusions and Malware & Vulnerability Assessment, 2004:1-10.
18. Igor S, Felix B, Xabier U P, et al. Opcode Sequences as Representation of Executables for Data-mining-based Unknown Malware Detection[J]. Inform.Sci, 2011:1-19.
19. Perdisci R, Lanzi A, Lee W. Classification of Packed Executables for Accurate Computer Virus Detection[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29:1941-1946.
20. Perdisci R, Lanzi A, Lee W. McBoost: Boosting Scalability in Malware Collection and Analysis Using Statistical Classification of Executables[C]. In Proceedings of the 23rd Annual Computer Security Applications Conference, 2008:301-310.
21. Hoglund G, McGraw G. Exploiting Software: How to Break Code[J]. US: Addison Wesley, 2004:60-81.
22. 何永勇，诸福磊，钟乘林．基于进化计算的神经网络设计与实现[J]．,2001，16(3)．
23. Schwartz E J，Avgerinos T，Brumley D．All you ever wanted to know about dynamic taint analysis and forward symb01ic execution(but might have been afraid to ask)[C]．Security and Privacy(SP)，2010 IEEE Symposiumon．IEEE．2010：317—331．
24. 孙晓妍，祝跃飞，黄茜等．基于系统调用踪迹的恶意行为规范生成[J]．计算机应用，2010，30(7)：1767—1770．
25. Kirda E，Kruegel C，Banks G，et a1． Behavior Based Spyware Detection [c]． Proceedings of the 15th USENIX Security Symposium．2006：19—19．
26. A Danielescu，Anti-debugging and anti-emulation techniques，CodeBreakers Journal，2008

致 谢

攻读学位期间发表的学术论文