

利用AI检测隐蔽的C2通信

AI for Detecting Covert C2 Communication

演讲者：郑荣锋

腾讯企业IT安全研究员

背景

C2技术发展

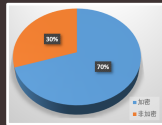
行业统计

明文传输

公共协议(如TLS)

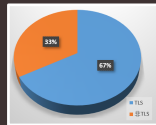
加密混淆

正常服务(如Twitter)



2020年, 加密的C2通信已达70%。

——Cisco



2020年Q1, 67%的加密C2采用的TLS协议

——WatchGuard

防的策略

| 检测手段 | | 局限 |
|--|---|---|
|  签名特征 |  |  难以应对加密载荷 |
|  统计规则 |  |  不精确 |
|  机器学习模型 |  |  鲁棒性低 过拟合 |

最具前景

应用AI的难点

1. 辨识度低

2. 数据量少

C2样本

3. 特征维度少

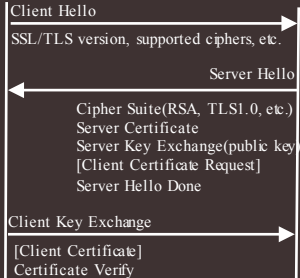
4. 随机性强

Cisco的成功经验



Client

Server



明文的密钥协商

问题分析



C2通信

差异



正常通信



观察对象

网络数据包

数据包载荷

网络会话流

数据包出现的顺序
反映出代码执行的流程

通信信道

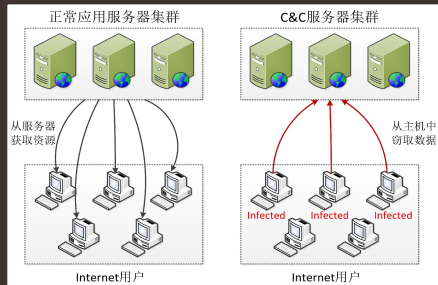
?

分析思路

从服务端
视角考虑

三点假设:

- 1.应用数据载荷主要传输的方向上的差异
- 2.服务器被有效访问频次的差异
- 3.用户数量的差异



Internet用户访问正常服务器和C&C服务器的差异

解决思路

以通信信道为观察对象

TLS通信信道：{目的IP, 目的端口}

| Flow | Src | Sport | Dst | Dport |
|------|--------------|-------|---------|-------|
| 1 | 192.168.9.11 | 5289 | A.B.C.D | 443 |
| 2 | 192.168.9.15 | 4183 | E.F.G.H | 443 |
| 3 | 192.168.9.15 | 7618 | A.B.C.D | 443 |
| 4 | 192.168.9.13 | 2590 | E.F.G.H | 443 |
| 5 | 192.168.9.11 | 9101 | E.F.G.H | 443 |
| 6 | 192.168.9.13 | 3180 | E.F.G.H | 443 |
| ... | ... | ... | ... | ... |

| Channel A | Src | Sport | Dst | Dport |
|-----------|--------------|-------|---------|-------|
| | 192.168.9.11 | 5289 | A.B.C.D | 443 |
| | 192.168.9.15 | 7618 | A.B.C.D | 443 |
| | ... | ... | ... | ... |

| Channel E | Src | Sport | Dst | Dport |
|-----------|--------------|-------|---------|-------|
| | 192.168.9.15 | 4183 | E.F.G.H | 443 |
| | 192.168.9.13 | 2590 | E.F.G.H | 443 |
| | 192.168.9.11 | 9101 | E.F.G.H | 443 |
| | 192.168.9.13 | 3180 | E.F.G.H | 443 |
| | ... | ... | ... | ... |

按通信信道聚合TLS流

验证假设

以通信信道为观察对象的统计对比

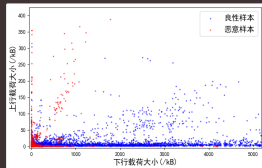


图 1 正负样本上/下行流量统计图

数据载荷传输方向上的差异

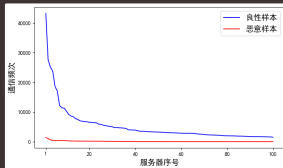


图 2 通信频次排名前100的对比图

通信频次上的差异

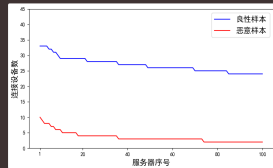


图 3 连接服务器数排名前100的对比图

用户数的差异

基于粒度计算的特征表示方法

解决统计特征数值差异大的问题

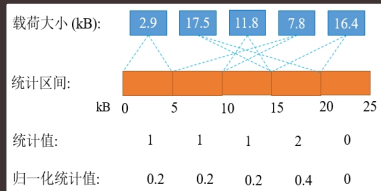
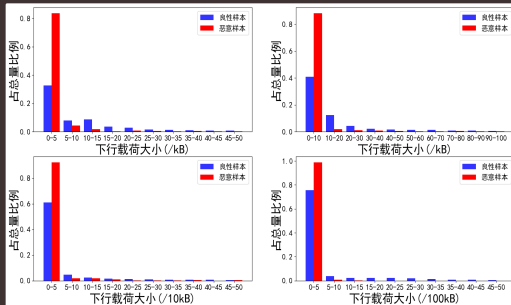


图 1 统计值映射过程图



基于粒度计算的特征表示方法

解决统计特征数值差异大的问题

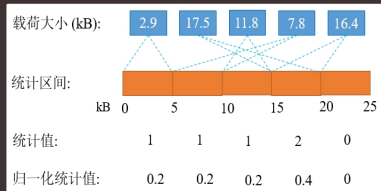


图 1 统计值映射过程图

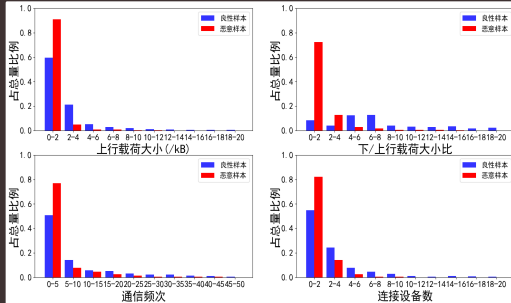
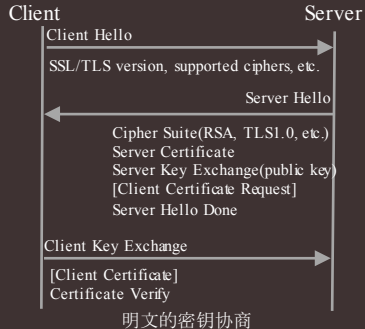


图 3 其他特征字段下的正负样本比例图



| 特征名 | 描述 | 特征数量 |
|---------|--|------|
| 下行流载荷 | 以2,3,5,10,20,50,100,200,500,5000kB划分区间粒度 | 100 |
| 上行流载荷 | 以2,3,5,10,20,50,100,200,500,5000kB划分区间粒度 | 100 |
| 下/上行流量比 | 以2,3,5,10,20,50,100,200,500,5000kB划分区间粒度 | 100 |
| 连接频次 | 以2,3,5,10,20,50,100,200,500,5000划分区间粒度 | 100 |
| 连接设备数 | 以2,3,5,10,20,50,100,200,500,5000划分区间粒度 | 100 |

TLS信道特征工程



TLS信道特征工程

计算样本一致性比例:

$$Consistency(F) = \frac{\sum_{i=0}^{i=N} C_i(F)}{N}$$



TLS握手字段一致性统计

| 字段名称 | 正常信道 | C2信道 |
|----------------------|--------|--------|
| 客户端Hello长度 | 26.43% | 57.63% |
| 客户端HelloSession ID长度 | 41.11% | 68.85% |
| 加密算法数量 | 16.53% | 63.70% |
| 客户端Extension数量 | 27.68% | 79.41% |
| 客户端Session ticket长度 | 41.11% | 68.86% |
| 客户端交换密钥长度 | 28.86% | 79.24% |
| 客户端应用层协议协商长度 | 52.53% | 89.73% |
| 客户端签名算法个数 | 51.18% | 86.44% |
| 客户端签名算法 | 48.07% | 86.39% |

TLS信道特征工程

基础信息统计特征



TLS通信信道基础特征

| 特征描述 | 描述 |
|----------|--|
| 上下行信道特征 | 上行总载荷大小 下行总载荷大小 上下行载荷比 |
| 上下行流特征 | 上行流最小长度 上行流最大长度 上行流平均长度 上行流长度标准差 下行流最小长度 下行流最大长度 下行流平均长度 下行流长度标准差 |
| 流的时间间隔特征 | 流之间的最大时间间隔 流之间的最小时间间隔 流之间的平均时间间隔 流之间的时间间隔标准差 |

AI算法中的特征选择

原始特征集

信息增益 >0 遗传算法
特征选择

特征子集



作用

过滤无效
特征选择更优
特征子集

实验：样本收集



良性样本：来自于内网样本



恶意样本来源：

- 1) Malware Traffic (MT)
- 2) Stratosphere IPS (SIPS)
- 3) Canadian Institute for Cybersecurity (CIC)

恶意TLS信道样本数据集

| 样本来源 | TLS流 | TLS通信信道 |
|------|--------|---------|
| MT | 37210 | 8303 |
| SIPS | 40100 | 2242 |
| CIC | 582884 | 5679 |

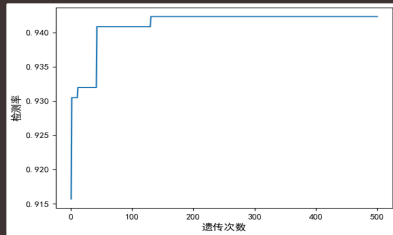
- MT和SIPS：普通的恶意TLS流样本
- CIC：深度协议伪装的恶意TLS流样本

实验：三类通信信道特征效果对比

目标：评估提出的三类信道特征的有效性

- 分布特征 (Distribution feature, DF)
- 一致性特征(Consistency feature, CF)
- 统计特征(Statistic feature, SF)

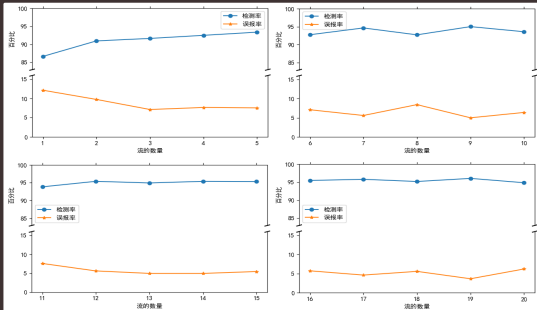
| 特征集 | Precision | Recall | F ₁ score |
|-----------------|---------------|---------------|----------------------|
| DF | 79.78% | 67.93% | 73.29% |
| CF | 89.59% | 89.75% | 88.63% |
| SF | 87.34% | 87.77% | 88.51% |
| BF+HF+SF | 92.57% | 88.10% | 90.23% |



迭代次数：131

特征数量：864 → 304

实验：评估通信信道中流的数量对检测模型的影响

20个
通信信道

结论

1个通信信道：9条TLS流

实验：与其他恶意TLS通信检测方法的对比

实验对比

| 数据集 | Cisco方法 | | 非监督方法 | | 本方法 | |
|------|---------|--------|--------|--------|---------------|--------------|
| | 检测率 | 误报率 | 检测率 | 误报率 | 检测率 | 误报率 |
| MT | 92.42% | 5.56% | 81.86% | 20.20% | 90.24% | 8.42% |
| SIPS | 96.00% | 4.10% | 84.43% | 11.55% | 92.29% | 9.71% |
| CIC | 84.05% | 17.03% | 71.23% | 31.33% | 91.62% | 1.33% |

本方法在深度协议伪装的样本集上表现得更好

基于HTTP协议的C2检测

目标：基于HTTP协议
验证本方法的普适性

HTTP信道中：

- ◆ 统计特征与TLS通信信道的一致
- ◆ 分布特征与TLS通信信道的一致
- ◆ 一致性特征利用HTTP头的请求字段

HTTP请求头字段一致性特征设计

| 编号 | 请求头字段 |
|----|----------------------------------|
| 1 | Accept：能够接受的回应内容类型 |
| 2 | Accept-Charset：能够接受的字符集 |
| 3 | Accept-Encoding：能够接受的编码方式列表 |
| 4 | Accept-Language：能够接受的回应内容的自然语言列表 |
| 5 | Authorization：用于超文本传输协议的认证信息 |
| 6 | Connection：该浏览器想要优先使用的连接类型 |
| 7 | Content-Length：以八位字节数组表示的请求体的长度 |
| 8 | Content-Type：请求体和多媒体类型 |
| 9 | User-Agent：浏览器的浏览器身份标识字符串 |
| 10 | Expect：表明客户端要求服务器做出特定的行为 |

实验：HTTP流量样本收集



良性样本：来自于内网样本



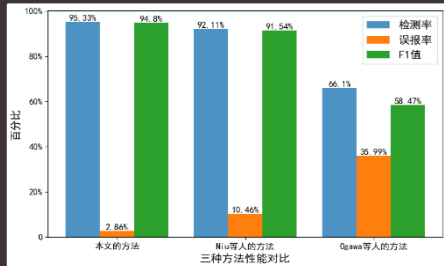
恶意样本来源：

- 1) Malware Traffic (MT)
- 2) Stratosphere IPS (SIPS)
- 3) Canadian Institute for Cybersecurity (CIC)

恶意HTTP信道样本数据集

| 样本来源 | HTTP流 | HTTP信道 |
|------|--------|--------|
| MT | 41515 | 14352 |
| CIC | 35528 | 2906 |
| SIPS | 189653 | 2695 |

实验：与其他恶意HTTP通信检测方法的对比



测试样本：

1000个良性通信信道， 32657条良性HTTP流

1000个恶意通信信道， 28332条恶意HTTP流

训练算法：

本文：随机森林

2019, Niu等人：XGBoost算法

2017, Ogawa等人：k-Means + SVM

经验总结

方法总结

假设

->

验证

->

特征
设计

->

建模

经验分享



样本

70%

>



特征

20%

>



算法

10%

未来研究方向

1

信道特征



单流特征

2

其它通信协议

FTP

SSH

3



网络日志





主机日志



恶意代码

感谢观看！

KCon 汇聚黑客的智慧

 知道创宇 |  KCon

