安全知识图谱应用一黑灰产团伙挖掘



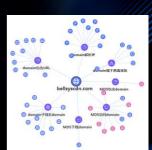
目录

- 1、安全知识图谱介绍
- 2、黑灰产团伙挖掘方法
- 3、总结

安全图谱介绍——异构图图数据库

- > 包含多种安全实体──文件、域名、IP、 URL、域名注册信息、病毒家族、漏洞CVE 等
- > 包含多种实体与实体之间的关系
- > 利用学习模型学习的实体与实体之间的关系
 - > 域名相似度
 - > 文件相似度
- > 国数据库能够做到快速深度优先遍历





团伙介绍——商贸信家族团伙



安全图谱的应用——黑灰产团伙挖掘

- > 团伙的安全实体在图谱中具有很强的内景性
 - > 同团伙的实体与实体之间的网络和行为关系连接 2000
 - > 不同团伙间的实体与实体连接比较
- > 利用图聚类算法发现可疑团伙
 - > 能够从整体全面分析团伙的行为

b496511fb6.pw

Ė

D496511fb6.pw 8e93a64fe8.pw 3aca4ca302.pw 9b1d604315.pw f6282ca141.pw 25fa276838.pw 14e5ba15/9.pw 557a0173c2.pw ae9139bc9d.pw 26853c210f.pw c9e0e9e9e0.pw



安全图谱的应用——黑灰产团伙挖掘步骤

- > 构建图〔200+亿节点,1500+亿边,图太大〕
 - > 直接关系
 - > 间接关系
- > 图聚类算法 [发现可疑类簇]
 - ▶ FastUnfolding算法
- > 聚类结果分析
 - > 基于规则和人工运营的方法

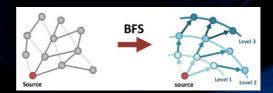
构建实体与实体关系图

- > 直接关系: 实体网络关系和实体行为关系
 - > 直接关系能够通过日志、沙箱和外部数据直接得到的关系对;
 - > 例如文件访问域名、域名解析IP、文件访问IP、域名与注册者等关系

- > 间接关系:通过非图谱中的实体间接关联而学习得到
 - > 文件与文件相似度关系
 - > 域名与域名相似度关系

构建实体与实体关系图

- > 直接关系: 实体网络关系和行为关系
 - > 图数据库中通过广度优先遍历
 - > 遍历过程中对数据进行清洗和降噪
 - > 起始节点的选择问题



构建实体与实体关系图

- > 间接关系:通过非图谱中的实体间接关联而学习得到
 - > 文件与文件相似度关系
 - 文件与文件通过
 一次件与文件通过
 一次
 一
 - > 文件与文件通过uid建立关联
 - > 域名与域名相似度关系
 - > 域名与域名通过uid建立关联

构建图——文件相似性

- > 文件静态相似性
 - > 文件动态相似性
 - > 文件网络行为相似性

构建图——文件相似性

- > 文件静态相似性
- > 文件动态相似性
- > 文件网络行为相似性
- HH EXE HH EXE HH FXF

HH.EXE

HH EXE

HH EXE

HH FXF

HH EXE

HH FYF

HH.EXE

HH.EXE

HH.EXE

HH EXE

HH EXE

HH FXF

HH FXF

HH EXE

HH.EXE

- HH FXF HH.EXE
- d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[[X]] CreateWindowEx d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[灰] CreateWindowEx d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[灰] CreateWindowFx

d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[灰] Process

d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[7x] CreateWindowEx

d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[7e] CreateWindowEx

d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[灰] CreateWindowEx

d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[灰] CreateWindowEx

- d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[灰] CreateSection d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[灰] CreateSection d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[灰] CreateWindowEx d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[灰] CreateWindowEx
 - WindowName=. ClassN WindowName= ClassN WindowName=MSCTFI WindowName=, ClassN
 - WindowName=, ClassN WindowName=, ClassN WindowName=. ClassN

WindowName=OleMain

WindowName= ClassN

WindowName= ClassN

WindowName=, ClassN

SectionName=DfShared

WindowName=. ClassN

- CreateWindowEx
 - WindowName= ClassN ProcessId=1532, hWnd
 - WindowName=CicMars

 - WindowName=, ClassN WindowName=, ClassN
- d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[#] CreateWindowEx d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[7c] CreateWindowFx d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[灰] CreateWindowEx
- d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[7] FindWindowEx

d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[灰] FindWindowEx

- d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[灰] CreateWindowEx
- d9c03bca373d471c45bd7dd5e2d37da4[灰] CreateWindowEx

- SectionName=DfRoot00

a2b11495d0108e254959c0aa60934be6

> 文件静态相似性

> 文件动态相似性

> 文件网络行为相似性

样本访问的URL信息

url

http://103.91.208.215:2019/zj/ss.txt

http://103.91.208.215:2019/zj/st.txt

http://xzl.hpx0.cn/kg.txt

http://xzl.hpx0.cn/zj.txt http://2018.ip138.com/ic.asp

http://www.ip138.com/

http://103.91.208.215:2019/zj/yy.txt

http://103.91.208.215:2019/zj/kg.txt

http://103.91.208.215:2019/zj/jc.txt

http://xzl.hpx0.cn:2019/kg.txt

ed7800019f0acb2a384e5bffd9cbb5c0

样本访问的URL信息

mel

http://103.91.208.215/zj/st.txt

http://103.91.208.215:2018/zj/kg.txt

http://103.91.208.215:2018/zj/st.txt

http://103.91.208.215/zj/yy.txt

http://www.ip138.com/

http://103.91.208.215:2018/zj/jc.txt

http://103.91.208.215/zj/kg.txt

http://103.91.208.215:2018/zj/yy.txt

构建图——基于simhash计算文件相似性

SimHash是一种局部数据hash。它也是Google公司进行海量网页去置使用的主要算法。它通过将原始的文本映射为二进制数字串,然后通过比较二进制数字串 的差异进而来表示原始文本内容的差异。

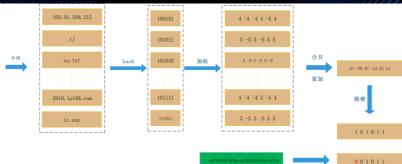
> 你妈妈<mark>**</mark>你回家吃饭 你妈妈**你回家吃饭

通过传统hash计算为:

通过simhash计算结果为:

构建图——文件相似性

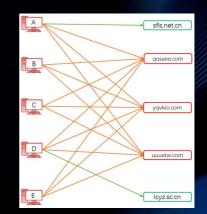
> 5imhash计算文件网络行为相似性



构建图——域名似性

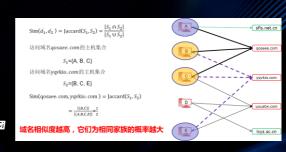
如果域名属于相同恶意家族,存在大量相同的主机访问它们,访问主机具有较高重合度

坊问主机重合度越高域名属于相同团伙的概率越大

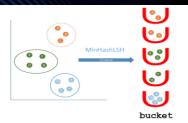


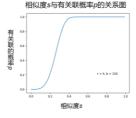
构建图——域名似性

- 如果域名属于相同恶意家族,存在大量相同的主机访问它们,访问主机具有较高重合度
- ➢ 访问主机重合度越高域名属于相同团伙的概率越大
 - > 主机集合的Jaccard相似度越大为相同团 伙的概率越高
 - 两两计算域名相似度时间复杂度平方级



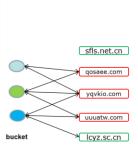
构建图——基于MinHashL5H计算域名似性





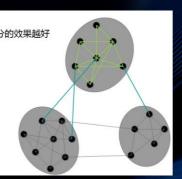
如果两个域名的Jaccard相似度s大于给定阈值t,则它们以较大概率p至 少映射到一个相同bucket

- 相似度大的域名通过bucket关联 (同家族高概率关联)
- 相似度小的域名无关联(不同家族低概率关联)



模块度(modularity)





模块度(modularity)

衡量社区划分的优劣,模块度越大,则社区划分的效果越好

$$Q = \sum_{c \in C} \left[\frac{\sum_{\text{in}}^{c}}{2m} - \left(\frac{\sum_{\text{tot}}^{c}}{2m} \right)^{2} \right]$$

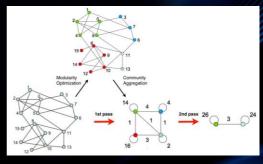
Q1 < Q2

第一阶段: 模块度优化

将网络中的每个节点看成一个独立的社区, 然后不断地遍历网络中的结点,尝试将单个 结点加入能够使模块度Q提升最大的社区中, 直到所有结点都不再变化。

第二阶段: 图折叠

处理第一阶段的结果,将一个个小的社区归 并为一个超结点来重新构造网络,这时边的 权重为两个结点内所有原始结点的边权重之 和。迭代这两个步骤直到算法稳定。



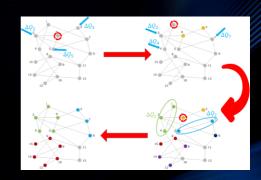
参考: Blondel V D, Guillaume J L, Lambiotte R, et al. Fast unfolding of communities in large networks[J]. Journal of statistical mechanics: theory and experiment, 2008, 2008(10): P10008.

第一阶段: 模块度优化

将网络中的每个节点看成一个独立的社区,然后不断地遍历网络中的结点,尝试将单个结点加入能够使模块度Q提升最大的社区中,直到所有结点都不再变化。

第二阶段: 图折叠

处理第一阶段的结果,将一个个小的社区归 并为一个超结点来重新构造网络,这时边的 权重为两个结点内所有原始结点的边权重之 和。迭代这两个步骤直到算法稳定。





团伙聚类结果举例——"抓鸡狂魔" 团伙





安全图谱应用总结及未来展望

- > 构建图
 - > 同类连接紧密
 - > 非同类连接稀疏
- > 图聚类算法 [发现可疑类簇]
- > 可疑类簇分析判定
 - > 判定聚类为恶意团伙
 - > 判定类簇具体行为

