Análise Automatizada de Indicadores de Ameaça Cibernética Utilizando Técnicas de Processamento de Linguagem Natural

Alunos:

Jonas Aguiar Junior

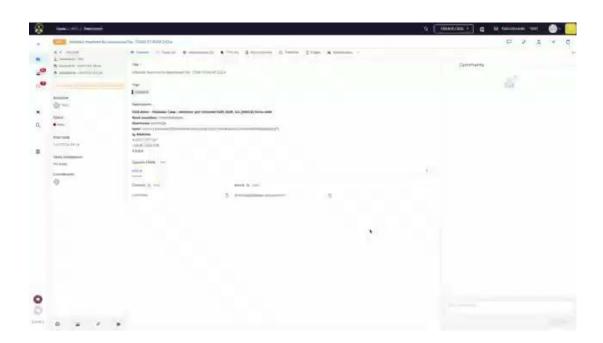
Keli Tauana Prass Ruppenthal

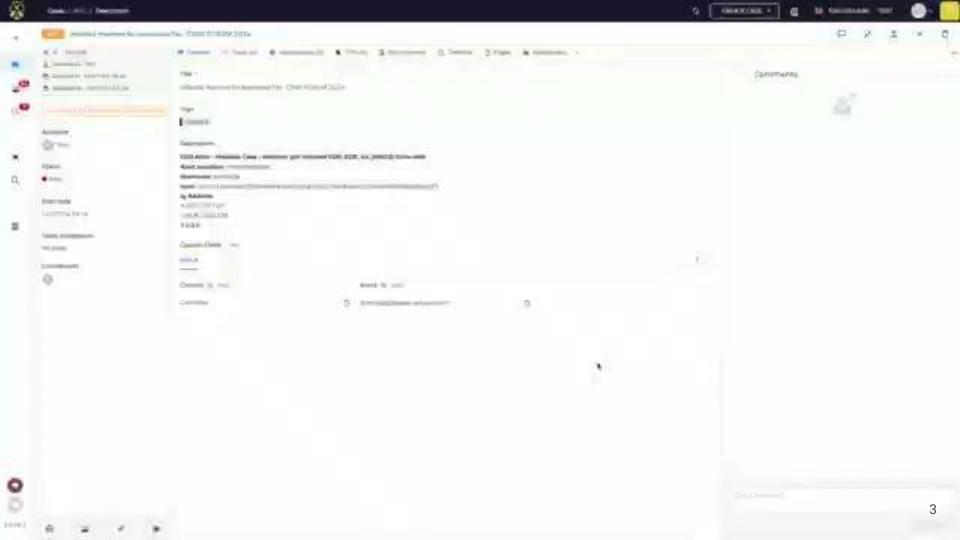


Leonardo de Jesus Diz Conde

De onde veio a ideia







O problema

- Crescente volume e complexidade dos incidentes de segurança cibernética;
- Trabalho do analista de segurança -> análise de grande volume de dados/alertas -> identificar ameaças de forma manual;
- TheHive: gestão de incidentes de segurança cibernética;
- Cortex: plataforma de análise que se integra ao TheHive, permite automação de ações para verificação de ameaças;
- VirusTotal: permite a análise de arquivos e URLs suspeitos e exporta um relatório sobre o item em questão

Objetivo

 Sistema automatizado que integre TheHive, Virus Total e NLP para analisar indicadores de ameaças e, no retorno, inserir alertas na plataforma, reduzindo o esforço manual do analista.

Etapas

- 1. Recepção de alerta no TheHive com observáveis relevantes (como um IP, domínio, hashes etc);
- 2. Para cada observável, utilizar a API do VirusTotal para obter o relatório completo sobre esse indicador;
- 3. Analisar o texto desse relatório para identificar sinais de risco com técnicas de NLP supervisionado e então classificar malicioso, suspeito ou benigno;
- 4. Gerar um comentário automatizado sobre a análise do indicador;
- 5. Inserir esse comentário automaticamente no alerta correspondente dentro do TheHive, por meio da API.

Dados utilizados

Arquivos JSON gerados no TheHive:

```
"summary": {
  "taxonomies": [
      "level": "malicious",
      "namespace": "VT",
      "predicate": "GetReport",
      "value": "2/94"
      "level": "malicious",
      "namespace": "VT",
      "predicate": "GetReport",
      "value": "200 resolution(s)"
"full": {
  "type": "ip address",
  "attributes": {
    "reputation": -5,
    "whois": "Amazon.com, Inc. AMAZO-4 (NET-44-192-0-0-1) 44.192.0.0 - 44.255.255\nAmazon.com, Inc. AMAZO-ZPDX (NET-44-224-0-0-1) 44.224.0.0 - 44.255.255\n",
    "last analysis stats": {
     "malicious": 2,
      "suspicious": 0,
      "undetected": 32,
      "harmless": 60,
      "timeout": 0
    "network": "44.224.0.0/11",
    "regional internet registry": "ARIN",
    "continent": "NA",
    "last modification date": 1747231291,
    "last analysis results": {
      "Acronis": {
        "method": "blacklist",
```

```
"summary": {
  "taxonomies": [
      "level": "malicious",
      "namespace": "VT",
      "predicate": "GetReport",
      "value": "1/94"
      "level": "malicious",
      "namespace": "VT",
      "predicate": "GetReport",
      "value": "200 resolution(s)"
"full": {
  "type": "ip address",
  "attributes": {
   "whois": "NetRange: 104.16.0.0 - 104.31.255.255\nCIDR: 104.16.0.0/12\nNetName: CLOUDFLARENET\nNetHandle: NET-104-16-0-0-1\nParent: NET104 (NET-104-0-0-0-0)\nNetType
   "tags": [],
   "network": "104.20.0.0/15",
   "last_analysis_stats": {
     "malicious": 1,
      "suspicious": 0,
      "undetected": 31,
      "harmless": 62,
      "timeout": 0
    "reputation": 0,
   "last modification_date": 1745599651,
    "last analysis date": 1735388288,
    "asn": 13335,
    "as owner": "CLOUDFLARENET",
    "total votes": {
      "harmless": 0,
```

```
"full": {
  "attributes": {
    "last_analysis_results": {
      "Acronis": {
       "method": "blacklist",
       "engine name": "Acronis",
       "category": "harmless",
       "result": "clean"
      "0xSI_f33d": {
       "method": "blacklist",
       "engine name": "0xSI f33d",
       "category": "undetected",
       "result": "unrated"
     "Abusix": {
       "method": "blacklist",
       "engine_name": "Abusix",
       "category": "harmless",
       "result": "clean"
      "ADMINUSLabs": {
       "method": "blacklist",
       "engine name": "ADMINUSLabs",
       "category": "harmless",
       "result": "clean"
      "Axur": {
       "method": "blacklist",
       "engine name": "Axur",
       "category": "undetected",
       "result": "unrated"
     "Criminal IP": {
       "method": "blacklist",
       "engine name": "Criminal IP",
       "category": "malicious",
        "result": "malicious"
      "AILabs (MONITORAPP)": {
       "method": "blacklist",
       "engine_name": "AILabs (MONITORAPP)",
       "category": "harmless",
       "result": "clean"
```

Bibliotecas utilizadas

```
# Imports
import json
from pathlib import Path
from typing import List, Tuple
import joblib
import numpy as np
from sklearn.feature extraction.text import CountVectorizer, TfidfVectorizer
from sklearn.naive bayes import MultinomialNB
from sklearn.svm import LinearSVC
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.model selection import train test split
from sklearn.metrics import classification_report
import nltk
import spacy
import string
import os
from collections import Counter
```

Algumas definições:

```
# Diretórios
ASSETS DIR = Path("./assets")
MODEL DIR = Path("./models")
MODEL DIR.mkdir(exist ok=True)
# Palayras-chave
KEYWORDS MALICIOUS = {"malicious", "malware", "trojan", "phishing", "botnet", "miner"}
KEYWORDS SUSPICIOUS = {"suspicious", "spam", "unrated", "risk", "unknown"}
RULE WEIGHTS = {**{k: 1 for k in KEYWORDS SUSPICIOUS}}, **{k: 2 for k in KEYWORDS MALICIOUS}}
# Modelos
PIPELINES = {
    "bow nb": Pipeline([
                                                  1) Converte texto em vetores
        ("vect", CountVectorizer()),
                                                  (Bag-of-Words)e Classificador Naive
        ("clf", MultinomialNB()),
                                                  Bayes
    1),
                                                  2) Converte texto em vetores TF-IDF
    "tfidf_svc": Pipeline([
                                                   e Classificador SVM Linear
        ("tfidf", TfidfVectorizer()),
        ("clf", LinearSVC()),
    ]),
```

Carga de modelos:

```
# NLP
nlp = spacy.load("en_core_web_sm")
nltk.download('stopwords')
stopwords = nltk.corpus.stopwords.words('english')
```

Modelo de NLP para tokenização e Lista de stopwords. Tokenização e limpeza de texto dependem disso!

- Pré-processamento de Texto:
 - Tokenização (dividir texto em palavras).
 - Normalização (converter para minúsculas).
 - Remoção de pontuação e stopwords.
 - Reconstrução do texto limpo.

```
pontuacao lista = list(string.punctuation.strip()) + ['...', '"', '"']
# Limpeza de texto
def clean text(text: str) -> str:
   tokens = nlp(text)
   tokens = [str(t).lower() for t in tokens if str(t) not in pontuacao lista]
   tokens = [str(t) for t in tokens if str(t) not in stopwords]
   return " ".join(tokens)
```

Transforma texto bruto em uma representação padronizada para análise.

- Classificação Baseada em Regras:
 - Aplica clean_text() (NLP) para limpar o conteúdo.
 - Classifica com regras baseadas em keywords.
 - A limpeza do texto é essencial para o ML entender os dados.

```
# Normalizador universal de relatórios

v def normalize_report(report: dict) -> dict:
    if "full" in report and "attributes" in report["full"]:
        return report
    if "data" in report and "attributes" in report["data"]:
        return {"full": report["data"]}
    if "attributes" in report:
        return {"full": report}
    raise ValueError("Formato de relatório não reconhecido.")
```

```
# Carregamento dos relatórios
v def load_reports() -> Tuple[List[str], List[str]]:
       texts, labels = [], []
       for file in ASSETS_DIR.glob("*.txt"):
               data = json.loads(file.read_text())
               data = normalize_report(data)
               last_analysis = data['full'].get('attributes', {}).get('last_analysis_results', {})
               malicious count = sum(
                   1 for val in last_analysis.values()
                   if val.get('category') in KEYWORDS_MALICIOUS or val.get('result') in KEYWORDS_MALICIOUS
               label = (
                   "malicioso" if malicious count >= 5 else
                   "suspeito" if 1 < malicious count < 5 else
                   "benigno"
               raw = json.dumps(data)
               texts.append(clean text(raw))
               labels.append(label)
           except Exception as e:
               print(f"[ERRO] ao processar {file.name}: {e}")
       return texts, labels
```

- Texto já pré-processado (por clean_text()).
- Vetorização (Bag-of-Words ou TF-IDF) → converte texto em números.
- Treina modelos (Naive Bayes / SVM) nos dados vetorizados.
- CountVectorizer/TfidfVectorizer são técnicas clássicas de NLP para representar texto. Dessa forma, os modelos aprendem padrões nos dados processados.

```
# Treinamento dos modelos
def train():
   X, y = load reports()
   print(f"[INFO] Distribuição das classes: {Counter(y)}")
   if len(set(y)) < 2:</pre>
       print("[ERRO] Dados insuficientes: é necessário ao menos duas classes diferentes.")
       return {}
   X train, X test, y train, y test = train test split(
       X, y, test size=0.2, random state=42, stratify=y
   models = {}
   for name, pipe in PIPELINES.items():
        try:
           pipe.fit(X train, y train)
           joblib.dump(pipe, MODEL DIR / f"{name}.joblib")
           preds = pipe.predict(X test)
           print(f"\n*** {name} ***")
           print(classification report(y test, preds, zero division=0))
           models[name] = pipe
       except Exception as e:
           print(f"[ERRO] Falha ao treinar {name}: {e}")
   print(" Treinamento concluído.")
   return models
```

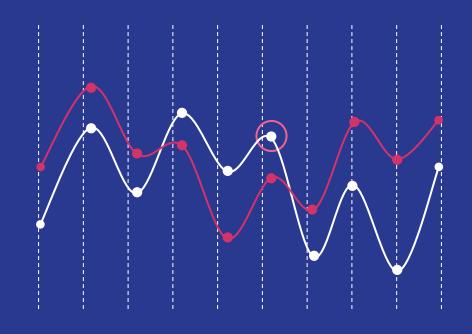
- Modelo de Machine Learning
 - Modelos de ML (bow_nb, tfidf_svc) fazem previsões.
 - Regra baseada em keywords (rule_based_predict) também vota.
 - O ensemble decide a classe final (votação majoritária).
 - Gera explicação baseada em estatísticas.

```
# Predição com novo modelo
def predict(path: Path, models):
    try:
       raw = json.loads(path.read text())
       raw = normalize_report(raw)
       text = clean text(json.dumps(raw))
       label = ensemble predict(text, models)
       comment = generate comment(label, raw)
       print(f" {path.name} -> {label.upper()}")
       print(comment)
    except Exception as e:
       print(f"[ERRO] ao processar {path.name}: {e}")
```

Resumo

Etapa	O que faz	Técnicas de NLP usadas
1. Configuração	Define paths e keywords	-
2. Pré-processamento	Limpeza de texto (clean_text)	Tokenização, lowercase, remoção de stopwords
3. Carregar dados	Lê relatórios e aplica NLP	Limpeza + classificação por keywords
4. Treinar modelos	Vetoriza texto e treina ML	Bag-of-Words, TF-IDF
5. Predição	Classifica novos textos com ensemble	Combina ML + regras de NLP

Resultados



*** bow_nb ***				
	precision	recall	f1-score	support
benigno	0.93	1.00	0.97	14
malicioso	0.67	1.00	0.80	2
suspeito	1.00	0.50	0.67	4
accuracy			0.90	20
macro avg	0.87	0.83	0.81	20
weighted avg	0.92	0.90	0.89	20
*** tfidf_svc	***			
	precision	recall	f1-score	support
benigno	0.82	1.00	0.90	14
malicioso	0.50	0.50	0.50	2
suspeito	1.00	0.25	0.40	4
accuracy			0.80	20
macro avg	0.77	0.58	0.60	20
weighted avg	0.83	0.80	0.76	20

```
Indicador suspeito com 0 alertas. IP 202.131.82.244. ASN 'Cambo TechnologyISP Co., Ltd' (KH). Monitoramento contínuo é recomendado.
benigno_66-249-64-0.txt -> BENIGNO
Indicador benigno com 63 detecções limpas. IP 66.249.64.0, ASN 'GOOGLE' (US). Sem sinais de risco atuais.
benigno_13-70-0-0.txt -> BENIGNO
Indicador benigno com 62 detecções limpas. IP 13.70.0.0. ASN 'MICROSOFT-CORP-MSN-AS-BLOCK' (HK). Sem sinais de risco atuais.
malicioso 64-62-197-238.txt -> MALICIOSO
Indicador classificado como malicioso com 11 detecções confirmadas. O IP 64.62.197.238 pertence ao ASN 'HURRICANE' (US), com reputação −2. Tags: . Recomenda
do bloqueio e investigação.
suspeito_103-241-67-157.txt -> SUSPEITO
Indicador suspeito com 2 alertas. IP 103.241.67.157, ASN 'KAMATERA' (ES). Monitoramento contínuo é recomendado.
benigno_13-66-0-0.txt -> BENIGNO
Indicador benigno com 62 detecções limpas. IP 13.66.0.0, ASN 'MICROSOFT-CORP-MSN-AS-BLOCK' (US). Sem sinais de risco atuais.
beniano 42-179-217-67.txt -> BENIGNO
Indicador benigno com 0 detecções limpas. IP 42.179.217.67. ASN 'CHINA UNICOM China169 Backbone' (CN). Sem sinais de risco atuais.
benigno_13-72-0-0.txt -> BENIGNO
Indicador benigno com 0 detecções limpas. IP 13.72.0.0, ASN 'MICROSOFT-CORP-MSN-AS-BLOCK' (US). Sem sinais de risco atuais.
benigno_13-76-0-0.txt -> BENIGNO
Indicador benigno com 63 detecções limpas. IP 13.76.0.0. ASN 'MICROSOFT-CORP-MSN-AS-BLOCK' (SG). Sem sinais de risco atuais.
benigno_101-32-214-229.txt -> BENIGNO
Indicador benigno com 0 detecções limpas. IP 101.32.214.229, ASN 'Tencent Building, Kejizhongyi Avenue' (HK). Sem sinais de risco atuais.
benigno_13-75-0-0.txt -> BENIGNO
Indicador benigno com 62 detecções limpas. IP 13.75.0.0, ASN 'MICROSOFT-CORP-MSN-AS-BLOCK' (HK). Sem sinais de risco atuais.
suspeito 41-141-11-43.txt -> BENIGNO
Indicador benigno com 59 deteccões limpas. IP 41.141.11.43. ASN 'MT-MPLS' (MA). Sem sinais de risco atuais.
suspeito_27-112-79-160.txt -> SUSPEITO
Indicador suspeito com 2 alertas. IP 27.112.79.160, ASN 'PT Cloud Hosting Indonesia' (ID). Monitoramento contínuo é recomendado.
suspeito_103-243-242-61.txt -> SUSPEITO
Indicador suspeito com 0 alertas. IP 103.243.242.61, ASN 'PacketFabric Japan Co., Ltd.' (JP). Monitoramento contínuo é recomendado.
suspeito_201-231-83-229.txt -> BENIGNO
Indicador benigno com 60 detecções limpas. IP 201.231.83.229, ASN 'Telecom Argentina S.A.' (AR). Sem sinais de risco atuais.
benigno_13-80-0-0.txt -> BENIGNO
Indicador benigno com 62 detecções limpas. IP 13.80.0.0, ASN 'MICROSOFT-CORP-MSN-AS-BLOCK' (NL). Sem sinais de risco atuais.
benigno_13-74-0-0.txt -> BENIGNO
Indicador benigno com 62 detecções limpas. IP 13.74.0.0, ASN 'MICROSOFT-CORP-MSN-AS-BLOCK' (IE). Sem sinais de risco atuais.
benigno_13-82-0-0.txt -> BENIGNO
Indicador benigno com 63 detecções limpas. IP 13.82.0.0, ASN 'MICROSOFT-CORP-MSN-AS-BLOCK' (US). Sem sinais de risco atuais.
```



Trabalhos Futuros

- Expansão do Dataset: Incorporar mais relatórios rotulados para refinar os modelos.
- Integração em Tempo Real: Acionar o pipeline automaticamente via webhooks do TheHive.
- Análise Multimodal: Combinar NLP com metadados (ex: reputação de IP) para maior precisão.
- Feedback de Analistas: Usar classificações manuais para ajuste contínuo (active learning).

Referências

- Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2024). Speech and Language Processing (3rd ed.). Pearson.
- Bird, S., Klein, E., & Loper, E. (2009). *Natural Language Processing with Python* (1st ed.). O'Reilly.
- ROCHA, R. SOAR Automation for CSIRT Teams. LinkedIn, 2024. Disponível em:

https://www.linkedin.com/posts/romrocha_soar-automation-csirt-activity-72 24103678842986497-XfBA/. Acesso em: 28 abril. 2024.

Obrigado!

