

Kryminalistyka Cyfrowa

Laboratorium Projekt 2 Budowa systemu analizy sieciowej

> Wiktor Zawadzki Adrian Zalewski

Spis treści

1. Wstęp	3
1.1. Motywacja	3
1.2. Cel	3
1.3. Wymagania projektowe	3
2. Architektura rozwiązania	5
3. Analiza Przepływu Danych	6
3.1. Wymaganie A1	6
3.1.1. Działanie	6
3.1.2. Implementacja	6
3.2. Wymaganie A2	
3.2.1. Działanie	7
3.2.2. Implementacja	7
4. Detection as a Code	8
4.1. Wymaganie D1	8
4.1.1. Detekcja eksfiltracji	8
4.1.2. Detekcja złośliwych domen	9
4.2. Wymaganie D2	10
4.2.1. Detekcja poleceń Powershell w HTTP	10
5. Machine Learning	12
5.1. Wymaganie ML1	12
5.1.1. Wizualizacja drzewa decyzyjnego	12
5.2. Wymaganie ML2	15
5.3. Wymaganie ML3	16
6. Enrichment	18
6.1. Wymaganie E1	18
6.1.1. Domain Enrichment	18
6.1.2. IP Geolocation Enrichment	19
7. Wizualizacja	20
7.1. Wymaganie V1	20
7.2. Wymaganie V2	
8 Podsumowania	22

1. Wstęp

1.1. Motywacja

W dobie dynamicznego rozwoju technologii informacyjnych oraz stale rosnącej liczby zagrożeń cybernetycznych, zapewnienie bezpieczeństwa infrastruktury sieciowej staje się kluczowym wyzwaniem dla organizacji. Sieci komputerowe, stanowiące podstawę działania współczesnych systemów informatycznych, są szczególnie narażone na różnorodne formy ataków, takie jak próby nieautoryzowanego dostępu, ataki typu DDoS, infiltracje złośliwego oprogramowania czy wycieki danych. W związku z tym konieczne jest wdrażanie zaawansowanych narzędzi umożliwiających efektywne monitorowanie, analizę i reakcję na incydenty bezpieczeństwa w czasie rzeczywistym

1.2. Cel

Celem tego projektu zbudowanie systemu do analizy bezpieczeństwa ruchu sieciowego, który umożliwi wykrywanie i reagowanie na incydenty bezpieczeństwa w czasie rzeczywistym. Wymagania dotyczące rozwiązania opisano w następnym dziale.

1.3. Wymagania projektowe

ID	Kategoria	Opis wymagania	Wykonanie
A.1	Analiza flow	Wczytywanie plików PCAP przy użyciu NFStream.	Wczytywanie ruchu sieciowego w czasie rzeczywistym lub po- przez plik PCAP
A.2	Analiza Flow	Dla wczytanych przepływów wyświetlanie podsumowania statystyk flow, takich jak podsumowanie ilości przesłanych pakietów pomiędzy danymi hostami.	Generowanie statystyk flow i zapisywanie do raportu w for- macie JSON
D.1	Detection as a Code	Implementacja reguł detekcyj- nych w Pythonie	Implementacja detekcji ruchu do złośliwych domen oraz de- tekcji eksfiltracji danych
D.2	Detection as a Code	Wczytywanie reguł w formacie Sigma	Detekcja z wykorzystaniem re- guły Sigma: wykrywanie podej- rzanych poleceń powershell w odpowiedzi HTTP
ML.1	Machine Learning	Klasyfikacja flow na podstawie cech, takich jak czas trwania, liczba pakietów, protokół	Model uczący oparty o drzewa decyzyjne, wynik w postaci wi- zualizacji drzewa
ML.2	Machine Learning	Redukcja liczby fałszywych po- zytywów (FPR) za pomocą oce- ny jakości modelu i tuningu hi- perparametrów.	Obliczanie metryk FPR, TPR, czułość, dokładność. Wizuali- zacja macierzy pomyłek

Tabela 1: Wymagania funkcjonalne

ID	Kategoria	Opis wymagania	Wykonanie
ML.3	Machine Learning	Narzędzie powinno pozwalać na trenowanie zawartego w nim modelu ML za pomocą nowych danych dostarczonych przez użytkownika	Wczytywanie dodatkowych pli- ków PCAP i ponowne trenowanie modelu
E.1	Enrichment	Pobieranie podstawowych infor- macji o IP/domenach, np. z geo- py lub innych źródeł Threat Intel- ligence przy użyciu API.	Enrichment alertu o podejrza- nym ruchu do złośliwych domen poprzez wykorzystanie API Viru- sTotal
V.1	Wizualizacja	Wykres liczby wykrytych zagro- żeń w czasie (np. wykres słupko- wy)	' ' ' '
V.2	Wizualizacja	Mapa geograficzna przedstawia- jąca lokalizację adresów IP wy- krytych jako podejrzane.	Wizualizacja podejrzanych IP na mapie z wykorzystaniem biblio- teki Folium

Tabela 2: Wymagania funkcjonalne

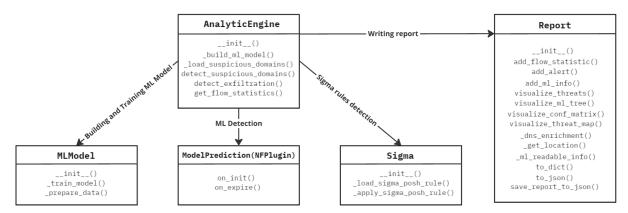
2. Architektura rozwiązania

Centralnym komponentem narzędzia jest klasa AnalyticEngine która odpowiada za przechwytywanie strumieni sieciowych i ich dalszą analizę, ocenę stanu bezpieczeństwa tych połączeń. W tej klasie zaimplementowane są metody odpowiedzialne za zebranie statystyk dot. poszczególnych przepływów oraz detekcje zagrożeń. Część funkcjonalności takie jak budowanie drzewa decyzyjnego czy detekcja na podstawie reguł Sigma oraz tworzenie raportu przeniesiono do innych klas.

Klasa MLModel odpowiada za budowę, trenowanie i potencjalne retrenowanie drzewca decyzyjnego, który będzie służył do klasyfikacji ruchu - czy jest złośliwy czy też nie. Stworzony model jest wykorzystywany w klasie ModelPrediction która dziedziczy po klasie NFPlugin i umożliwia tworzenie własnych pluginów do NFStream.

Klasa Sigma odpowiada za parsowanie reguł Sigma i ich aplikację na ruch sieciowy - tzn. wykonywanie detekcji na podstawie tych reguł.

Klasa Report odpowiada za generowanie końcowego raportu. Odpowiada również za tworzenie różnych wizualizacji w tym: wizualizacji zagrożeń na diagramie kołowym i na mapie, wizualizacji modelu drzewa decyzyjnego. Ponadto w tej klasie zdefiniowane są funkcje wzbogacające alerty.



Rysunek 1: Architektura narzędzia

```
python3 nids.py --help
Usage: nids.py [OPTIONS]
Options:
                              Path to PCAP file or interface name e.g. eth0
  -s, --source TEXT
                              [required]
  -nf, --normal-pcap TEXT
                              Path to clear PCAP file - useful for training ML
                              model
  -mf, --malicious-pcap TEXT
                              Path to malicious PCAP file - useful for
                              training ML model
  -o, --output TEXT
                              Path to output report file
  -ml, --ml-model
                              Show ML model visualization and save it to file
  -cm, --confusion-matrix
                              Show confusion matrix and save it to file
  -tpie, --threats-pie
                              Show threats pie chart and save it to file
  -tmap, --threats-map
                              Save threat map to file
  -p, --print-report
                              Print report
  -a, --all
                              Show all visualizations
  -l, --live
                              Live mode
  --help
                              Show this message and exit.
```

Program 1: Interfejs został zaimplementowany przy pomocy biblioteki click

3. Analiza Przepływu Danych

3.1. Wymaganie A1

ID	Kategoria	Opis wymagania	Wykonanie
A.1	Analiza flow	Wczytywanie plików PCAP przy uży-	Wczytywanie PCAP i ruchu rzeczywi-
		ciu NFStream.	stego

3.1.1. Działanie

Strumień sieciowy można wczytać na 2 sposoby:

- Poprzez plik PCAP analiza statyczna ruchu sieciowego
- Bezpośrednie pobieranie strumieni z interfejsu

Źródło musi zostać podane po fladze -s lub --source. Ponadto jeśli uruchamiany jest live capture to należy uruchomić narzędzie z opcją -l lub --live.

Rysunek 2: Wczytanie strumienia sieciowego. Wymaganie A1

3.1.2. Implementacia

Do wczytania strumieni/pakietów wykorzystano biblioteki Scapy i NFStream. Do analizy samych strumieni wykorzystano NFStream gdyż od razu zwraca obiekt który zawiera wszystkie niezbędne do analizy dane, ponadto zwraca dane statystyczne. Z kolei Scapy idealnie nadaje się do manipulacji samymi pakietami, zapewnia wygodny interfejs programistyczny. To w jaki sposób Scapy przechwytuje pakiety zależy od tego czy została podana opcja --live.

```
class AnalyticEngine:
   def __init__(self, input_stream: str, is_live: bool, ml_normal_stream, ml_malicious_stream) -> None:
       self.report = Report()
       self.model = self._build_ml_model("src/utils/normal_traffic.pcap", "src/utils/malicious_traffic.pcap")
       if ml_malicious_stream != "" and ml_normal_stream != "
           self.model.retrain_model(ml_normal_stream, ml_malicious_stream)
       self.input_stream = NFStreamer(source=input_stream,
                                      idle_timeout=1,
                                      active timeout=1,
                                      udps=ModelPrediction(my_model=self.model.tree_model),
                                      statistical_analysis=True
       self.get_flow_statistics()
       self.detect_exfiltration()
       if is_live:
           self.scapy_packets = sniff()
           self.scapy_packets = rdpcap(input_stream)
       self.blacklist = self._load_suspicious_domains()
       self.detect\_suspicious\_domains(self.blacklist)
       self.sigma = Sigma(self.scapy_packets, self.report)
```

Rysunek 3: Fragment kodu odpowiadający za wczytanie pliku PCAP. Wymaganie A1

3.2. Wymaganie A2

ID	Kategoria	Opis wymagania	Wykonanie
A.2	Analiza Flow	Dla wczytanych przepływów wy- świetlanie podsumowania statystyk flow, takich jak podsumowanie ilości przesłanych pakietów pomiędzy da-	·
		nymi hostami.	

3.2.1. Działanie

Wygenerowany raport zawiera statystki dotyczące danego przepływu. Najważniejszymi logowanymi danymi są: adresy IP, porty, typ protokołu (TCP czy UDP), liczba przesłanych bajtów (do, z, w obie strony), znaczniki czasowe wskazujące początek konwersacji i jego koniec. Ponadto zawarta jest informacja o klasyfikacji, która określa czy dane flow jest złośliwe czy nie (patrz sekcja ML1).

```
[~/KRYCY/KRYCY_L2]
python3 nids.py -s eth0 -l
^C^C^C[*] Saving report...
[+] Report saved to nids_report.json
 [~/KRYCY/KRYCY_L2]
     root • main - cat <u>nids_report.json</u> | jq
  "report_id": "ecbb9ac0-3423-4c35-a85b-10cb9989b787",
"timestamp": 1733864045874,
"flow_metadata": [
       "src_ip": "172.16.1.84",
       "dst_ip": "91.222.173.186",
       "src_port": 49710,
       "dst_port": 80,
       "protocol": 6,
"src2dst_bytes": 470,
"dst2src_bytes": 736,
"bidirectional_bytes": 1206,
       "bidirectional_packets": 10,
       "bidirectional_duration": 662
       "bidirectional_first_seen": 1733864046683, "bidirectional_last_seen": 1733864047345,
```

Rysunek 4: Fragment raportu z narzędzia. Wymaganie A2

3.2.2. Implementacia

Za implementację tego wymagania odpowiada funkcja get_flow_statistics w klasie AnalyticEngine. Funkcja realizuje dodanie do raportu wyżej wspominanych danych

Rysunek 5: Funkcja implementująca zbieranie statystyk. Wymaganie A2

4. Detection as a Code

4.1. Wymaganie D1

ID	Kategoria	Opis wymagania	Wykonanie
D.1	Detection as a Code	Implementacja reguł detekcyj- nych w Pythonie	Implementacja detekcji ruchu do złośliwych domen oraz detekcji eksfiltracji danych

Testy przeprowadzono przy pomocy narzędzia tcpreplay przy pomocy tego samego pliku PCAP.

4.1.1. Detekcja eksfiltracji

Zadaniem tej reguły jest wykrycie eksfiltracji danych do zewnętrznych odbiorców - detekcja ruchu o dużej objętości do podejrzanych adresów. Poniżej znajduje się przykładowy rezultat pozytywnego wykrycia takiego incydentu.

Rysunek 6: Fragment raportu z narzędzia. Wymaganie D1

Algorytm detekcyjny przy pomocy biblioteki NFStream sprawdza liczbę przesłanych bajtów z źródła do hosta docelowego. Jeśli przekroczony jest pewien próg, to do raportu dodawany jest alert, wskazujący na możliwą eksfiltrację danych z sieci.

Rysunek 7: Implementacja detekcji. Wymaganie D1

```
| Compared | Page | Pag
```

Rysunek 8: Symulacja ruchu sieciowego przy pomocy tcpreplay i testowanie detekcji

4.1.2. Detekcja złośliwych domen

Zadaniem tej reguły jest detekcja domen uznawanych za złośliwe. Poniżej znajduje się przykładowy wpis w raporcie. Ten alert jest poddawany procesowi wzbogacania (*enrichment*), więcej na ten temat w dziale poświęconemu wzbogacaniu (Enrichment. Wymaganie E1).

Rysunek 9: Fragment raportu z narzędzia. Wymaganie D1

Algorytm detekcyjny wykorzystuje bibliotekę Scapy i sprawdza każdy pakiet pod kątem odwoływania się do złośliwych domen. To czy domena jest złośliwa czy nie określane jest na podstawie blacklisty. Na potrzeby samego eksperymentu stworzono krótką blacklistę składającą się tylko z 2 domen, w rzeczywistości należałoby zaimplementować znacznie większe listy (np. listy od CERT Polska). Blacklista tworzona jest w momencie tworzenia obiektu klasy AnalyticEngine, co można zauważyć na rysunku 2, za stworzenie blacklisty odpowiada metoda prywatna _load_suspicious_domain, gdzie domeny są ładowane z pliku.

```
def detect_suspicious_domains(self, blacklist):
    # Requirement D.1
for packet in self.scapy_packets:
    if packet.haslayer(DNS) and packet.qr == 0:
        domain = packet.qd.qname.decode("utf-8")[:-1]
        # check domain wasnt already reported
        if domain in blacklist and self.report.alerts.get("MALICIOUS_DNS") is None:
            self.report.add_alert("MALICIOUS_DNS", "Malicious domain detected", int(packet.time), {"domain": domain})
            self.report._suspicious_ips.append(packet[IP].dst)
```

Rysunek 10: Funkcja odpowiadająca za detekcję złośliwych domen. Wymaganie D1

Rysunek 11: Symulacja ruchu sieciowego przy pomocy tcpreplay i testowanie detekcji.

4.2. Wymaganie D2

ID	Kategoria	Opis wymagania	Wykonanie
D.2	Detection as a Code	Wczytywanie reguł w formacie Sigma	Detekcja z wykorzystaniem re- guły Sigma: wykrywanie podej- rzanych poleceń powershell w odpowiedzi HTTP

4.2.1. Detekcja poleceń Powershell w HTTP

Zadaniem tej reguły jest detekcja poleceń Powershell (wykorzystywanych do interakcji z innymi hostami) w odpowiedziach HTTP pochodzących od zewnętrznych hostów.

```
title: PowerShell HTTP Request Commands Detection
description: Detects PowerShell commands commonly used for HTTP operations like
Invoke-WebRequest, Invoke-RestMethod, WebClient
status: experimental
severity: medium
logsource:
 category: process creation
  product: windows
detection:
  selection:
    CommandLine|contains:
      - 'Invoke-WebRequest'
      - 'iwr '
     - 'Invoke-RestMethod'
      - 'irm '
     'Net.WebClient'
     - 'DownloadString'
     - 'DownloadFile'
     - 'Invoke-Expression'
     - 'IEX'
     - 'wget '
      - 'curl '
      - 'WebRequest'
  condition: selection
```

Program 2: Reguła Sigma do detekcji poleceń Powershell

Rysunek 12: **Fragment raportu z narzędzia**. Wymaganie D2

Niezdecydowano się na wykorzystanie biblioteki pysigma z racji na bardzo słabą/nieczytelną dokumentację oraz brak praktycznych przykładów. Ponadto stwierdzono że biblioteka głównie odpowiada za parsowanie reguły, nie ma żadnych interfejsów programistycznych pozwalających na sprawną detekcję zagrożeń w strumieniu sieciowym. Zdecydowano się przeparsować bezpośrednio sam plik yaml oraz zaaplikować detekcję bezpośrednio na strumień. Na detekcję przy pomocy reguł Sigma odpowiada klasa o analogicznej nazwie.

```
import yaml
from scapy.all import *
class Sigma:
    def __init__(self, scapy_packets, report):
        self.scapy_packets = scapy_packets
       self.report = report
       self._apply_sigma_posh_rule()
   def _load_sigma_posh_rule(self, sigma_rules_path="src/sigma_rules/detect_powershell_http.yml"):
        # Requirement D.2
        with open(sigma_rules_path) as f:
                sigma_content = yaml.safe_load(f)
               print(exc)
       return sigma_content
   def _apply_sigma_posh_rule(self):
       rule = self._load_sigma_posh_rule()
        for packet in self.scapy_packets:
            if packet.haslayer(Raw) and TCP in packet:
                if packet[TCP].sport == 80 and len(packet[TCP].payload) < 500:</pre>
                        raw_data = packet[Raw].load.decode("utf-8")
                    except
                        continue
                    if rule.get("detection"):
                        for command in rule["detection"]["selection"]["CommandLine|contains"]:
                            if command in raw_data:
                                self.report.add_alert(
                                    "COMMAND_EXECUTION"
                                    "Command execution detected by Sigma",
                                    int(packet.time), {"rule": rule["title"], "command": command})
                                if packet[IP].src not in self.report._suspicious_ips:
                                    self.report._suspicious_ips.append(packet[IP].src)
                                break
```

Rysunek 13: **Klasa odpowiadająca za detekcję zagrożeń przy pomocy formatu Sigma**. Wymaganie D2

Rysunek 14: Symulacja ruchu sieciowego przy pomocy tcpreplay i testowanie detekcji

5. Machine Learning

5.1. Wymaganie ML1

ID	Kategoria	Opis wymagania	Wykonanie
ML.1	Machine Learning	Klasyfikacja flow na podstawie	Model uczący oparty o drzewa
		cech, takich jak czas trwania,	decyzyjne, wynik w postaci wizu-
		liczba pakietów, protokół	alizacji drzewa

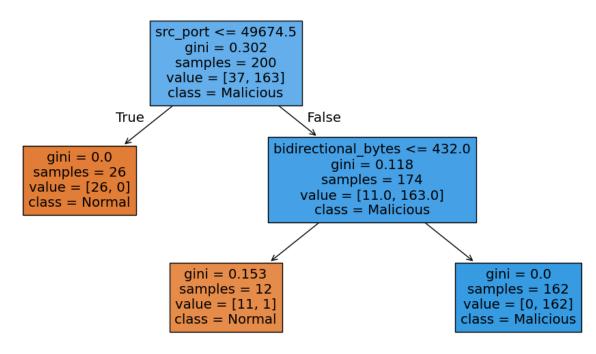
5.1.1. Wizualizacja drzewa decyzyjnego

Klasyfikację przepływów oparto na strukturze drzewa decyzyjnego. Klasyfikacja flow opiera się na poniższych cechach przepływów:

```
selected_columns = [
    'bidirectional_packets',
    'bidirectional_bytes',
    'src2dst_packets',
    'src2dst_bytes',
    'dst2src_packets',
    'dst2src_bytes',
    'bidirectional_duration_ms',
    'src2dst_duration_ms',
    'src2dst_duration_ms',
    'dst2src_duration_ms',
    'src_port',
    'dst_port',
    'protocol',
    'label'
```

Drzewo można wyświetlić przy pomocy opcji -ml lub --ml-model (+ zapis do pliku).

Decision Tree Classifier



Rysunek 15: Drzewo decyzyjne. Wymaganie ML1

Wstępny model rozpoczyna proces uczenia się o domyślnie pliki PCAP znajdujące się w /src/utils. Użytkownik może załadować własne dodatkowe pliki o czym więcej w rozdziale ML3. Za budowanie i obsługę modelu uczenia maszynowego odpowiada klasa MLModel i jej 2 metody:

- _prepare_data() odpowiadająca za przygotowanie danych wstępna obróbka, wybranie właściwych cech
- _train_model() odpowiadająca za trenowanie modelu

```
class MLModel():
                                                                                                                                                      def _train_model(self, max_depth=3, criterion="gini", min_sample
                                                                                                                                                            X_train, X_test, Y_train, Y_test = self._prepare_data()
           normal_flows = self.norm_network_flow_stream.to_par
normal_flows["label"] = 0
                                                                                                                                                           tree model = DecisionTreeClassifier(
                                                                                                                                                                  max_depth=max_depth
criterion=criterion
           malicious flows = self.mal network flow stream.to pandas()
                                                                                                                                                                  min_samples_split=min_samples_split,
min_samples_leaf=min_samples_leaf,
random_state=42,
           malicious_flows["label"] = 1
                                                                                                                                                                  ccp alpha=0.01
            selected_columns = [
'bidirectional_packets',
            'bidirectional bytes'
             'src2dst_packets
'src2dst_bytes',
             'dst2src_packets',
'dst2src_bytes',
                                                                                                                                                          predictions = tree_model.predict(_test.values)
self.accuracy = accuracy_score(Y test, predictions)
self.conf_matrix = confusion_matrix(Y_test, predictions)
self.recall = self.conf_matrix[1][1] / (self.conf_matrix[1]
self.precision = self.conf_matrix[1][1] / (self.conf_matrix
self.tree_model = tree_model
self.X_train = X_train
             'bidirectional_duration_ms',
             'src2dst_duration_ms',
'dst2src_duration_ms',
'src_port',
            'dst_port'
              protoc
label'
            data = pd.concat([normal_flows, malicious_flows], ignore_inc
           data = data[selected columns]
           X = data.drop(columns=["label"], axis=1)
Y = data["label"]
           X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X, Y, to
return X_train, X_test, Y_train, Y_test
```

Rysunek 16: Metody klasy MLModel. Wymaganie ML1

Zbudowany model jest wykorzystywany w klasie ModelPrediction, która dziedziczy po klasie NFPlugin – umożliwia to tworzenie własnych pluginów, które mogą być później zaaplikowane do NFStream. Zatem będzie można na bieżąco klasyfikować ruch.

```
class ModelPrediction(NFPlugin):
  def on init(self, packet, flow):
      flow.udps.ml_prediction = 0
  def on_expire(self, flow):
      numerical features = [
          flow.bidirectional packets,
          flow.bidirectional bytes,
          flow.src2dst_packets,
          flow.src2dst bytes,
          flow.dst2src_packets,
          flow.dst2src bytes,
          flow.bidirectional duration ms,
          flow.src2dst duration ms,
          flow.dst2src duration ms,
          flow.src port,
          flow.dst port,
          flow.protocol
      ]
      to_predict = np.array(numerical_features).reshape(1, -1)
      flow.udps.model prediction = self.my model.predict(to predict)[0]
```

Poniżej znajduje się wykorzystanie powyżej stworzonego pluginu:

```
from src.ml_model import MLModel, ModelPrediction
...
class AnalyticEngine:
...
def __init__(...):
    self.model = self._build_ml_model(ml_normal_stream, ml_malicious_stream)
    self.input_stream = NFStreamer(
        source=input_stream,
        idle_timeout=1,
        active_timeout=1,
        udps=ModelPrediction(self.model.tree_model),
        statistical_analysis=True
    )
...
```

Program 5: Fragment AnalyticEngine odpowiadający za podłączenie pluginu do strumienia

Stworzony plugin po podłączeniu do strumienia będzie klasyfikował ruch tak jak poniżej (parametr ml_classification). Klasyfikacja przebiegła poprawnie, wg. VirusTotala IP o adresie 224.0.0.251 nie jest złośliwe, natomiast 91.222.173.186 zostało oznaczone przez 8 skanerów jako zagrożenie.

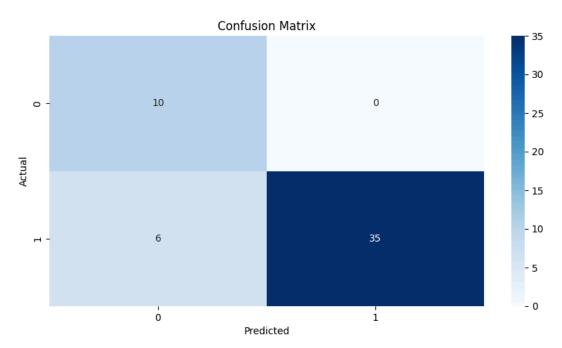
```
"src_ip": "172.25.160.1",
"dst_ip": "224.0.0.251",
"src_port": 5353,
"dst_port": 5353,
"protocol": 17,
"src2dst_bytes": 162,
"dst2src_bytes": 0,
"bidirectional_bytes": 162,
"bidirectional_packets": 2,
"bidirectional_duration": 2,
"bidirectional_first_seen": 1733914136032,
"bidirectional_last_seen": 1733914136034,
 "ml_classification": 0
"src_ip": "172.16.1.84",
"dst_ip": "91.222.173.186",
"src_port": 49710,
"dst_port": 80,
"protocol": 6,
"src2dst_bytes": 470,
"dst2src_bytes": 736,
"bidirectional_bytes": 1206,
"bidirectional_packets": 10,
"bidirectional_duration": 663,
"bidirectional_first_seen": 1733914134732,
"bidirectional_last_seen": 1733914135395,
"ml_classification": 1
```

Rysunek 17: Klasyfikacji konkretnych przepływów

5.2. Wymaganie ML2

ID	Kategoria	Opis wymagania	Wykonanie
ML.2	Machine Learning	Redukcja liczby fałszywych po-	Obliczanie metryk FPR, TPR,
		zytywów (FPR) za pomocą oceny	czułość, dokładność. Wizualiza-
		jakości modelu i tuningu hiper-	cja macierzy pomyłek
		parametrów.	

W celu lepszego dostosowywania parametrów modelu uczenia maszynowego i jego szczegółową analizę, narzędzie zwraca metryki takie jakie dokładność, czułość oraz precyzję. Ponadto istnieje możliwość wyświetlenia macierzy pomyłek przy pomocy opcji -cm lub --confusion-matrix, wówczas wizualizacja pokaże się na ekranie i zostanie również zapisana do pliku.



Rysunek 18: Macierz pomyłek dla stworzonego modelu. Wymaganie ML2.

Rysunek 19: **Metryki modelu uczenia maszynowego w raporcie**. Wymaganie ML2.

Metryki są zapisywane w momencie zakończenia procesu uczenia w funckji _train_model.

```
self.accuracy = accuracy_score(Y_test, predictions)
self.conf_matrix = confusion_matrix(Y_test, predictions)
self.recall = self.conf_matrix[1][1] / (self.conf_matrix[1][0] + self.conf_matrix[1][1])
self.precision = self.conf_matrix[1][1] / (self.conf_matrix[0][1] + self.conf_matrix[1][1])
self.tree_model = tree_model
self.X_train = X_train
```

Rysunek 20: Zapisywanie metryk. Wymaganie ML2.

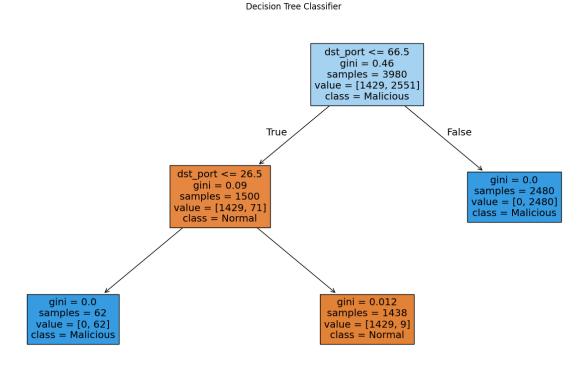
5.3. Wymaganie ML3

ID	Kategoria	Opis wymagania	Wykonanie
ML.3	Machine Learning		Wczytywanie dodatkowych pli- ków PCAP i ponowne trenowanie modelu

Wczytanie dodatkowych danych odbywa się poprzez podanie dodatkowych plików PCAP przy uruchamianiu narzędzia z opcją -nf (--normal-pcap) oraz -mf (--malicious-pcap). Wraz z podaniem tych opcji narzędzia dokona ponownego trenowania modelu (stworzonego wcześniej na podstawie domyślnych w narzędziu plików), wraz z końcem trenowania możliwe jest od razu wykorzystanie modelu do analizy strumieni sieciowych.

Rysunek 21: Wczytanie dodatkowych danych. Wymaganie ML3

Podstawowy model decyzyjny ulegał znacznej zmianie, zmieniły się cechy klasyfikacji oraz znacznie wzrosła liczba próbek.



Rysunek 22: Nowy model drzewa decyzyjnego. Wymaganie ML3

Każdy z parametrów modelu zmniejszył się nieznacznie, wartości są nadal wysokie, co może być zjawiskiem niepożądanym (*overfitting*) jeśli np. dokładność zbioru testowego będzie znacznie mniejsza.

```
"ml_info": {
   "accuracy": 0.9411764705882353,
   "recall": 0.9512195121951219,
   "precision": 0.975
}
```

Rysunek 23: Nowe metryki. Wymaganie ML3

Za ponowne trenowanie modelu z nowymi danymi odpowiada funkcji retrain_model w klasie MLModel.

```
def retrain_model(self, normal_stream, malicious_stream):
    # Requirement ML.3
    norm_network_flow_stream = NFStreamer(source=normal_stream, statistical_analysis=True)
    mal_network_flow_stream = NFStreamer(source=malicious_stream, statistical_analysis=True)
    self.norm_network_flow_stream = norm_network_flow_stream
    self.mal_network_flow_stream = mal_network_flow_stream
    self._train_model()
```

Rysunek 24: Implementacja ponownego trenowania z nowymi danymi. Wymaganie ML3

6. Enrichment

6.1. Wymaganie E1

ID	Kategoria	Opis wymagania	Wykonanie
E.1	Enrichment	Pobieranie podstawowych informa-	Enrichment alertu o podejrzanym ru-
		cji o IP/domenach, np. z geopy lub in-	chu do złośliwych domen poprzez
		nych źródeł Threat Intelligence przy	wykorzystanie API VirusTotal
		użyciu API.	

6.1.1. Domain Enrichment

Domyślny alert o złośliwej domenie zostaje wzbogacony o informacje pochodzące od VirusTotal, zwracane są takie wartości jak ostatni certyfikat, ostatni klucz publiczny, ostatnie zapisane rekordy DNS, wynik polecenia whois oraz wyniki skanów systemów antywirusowych.

Rysunek 25: Wzbogacenie alertu o złośliwych domenach. Wymaganie E1

```
"memois:" ("creation Date: 202-83-3016:107.242,DMXSEC; unsigneePublemain Name: FLEXIBLEDHARA FORWOWNERS, CLIUMEN HEIN/Lame correct PRESS.CLUDUMS (FINAMES SERVEY: PRESS.CLUDUMS (FINAMES SERVEY: PRESS.CLUDUMS (FINAMES SERVEY: PRESS.CLUDUMS (FINAMES SERVEY: PRESS.CLUDUMS (FINAMES) (FINAME
```

Rysunek 26: Wzbogacenie alertu o złośliwych domenach. Wymaganie E1

Jak zostało wyżej wspomniane, implementacja opiera się o komunikację do REST API VirusTotala, wymaga to podania klucza API, żeby nie hardcodować tej wartości, jest ona wczytywana przez zmienną środowiskową, co jest istotne, gdyż w razie jej braku, narzędzie nie będzie działać w pełni poprawnie.

```
def _dns_enrichment(self, alert: Dict) -> None:
    # Requirement E.1
    domain = alert["data"]["domain"]
    url = f"https://www.virustotal.com/api/v3/domains/{domain}"
    headers = {
        "accept": "application/json",
        "x-apikey": environ.get("VT_API_KEY")
    }
    response = requests.get(url, headers=headers)
    alert["data"]["last_https_certificate"] = response.json()["data"]["attributes"]["last_https_certificate"]
    alert["data"]["whois"] = response.json()["data"]["attributes"]["last_dns_records"]
    alert["data"]["last_dns_records"] = response.json()["data"]["attributes"]["last_dns_records"]
    alert["data"]["last_analysis_stats"] = response.json()["data"]["attributes"]["last_analysis_stats"]
```

Rysunek 27: Implementacja wzbogacania domen. Wymaganie E1

6.1.2. IP Geolocation Enrichment

Zadaniem tego wzbogacenia jest zwrócenie geograficznej lokalizacji danego IP. Zwracane dane są wykorzystywane później w wizualizacji zagrożeń na mapie.

```
def _get_location(self, ip: str) -> tuple:
   data=requests.get(f"https://geolocation-db.com/json/{ip}&position=true").json()
   return data["latitude"], data["longitude"]
```

Program 6: Funkcja odpowiedzialna za IP enrichment. Wymaganie E1

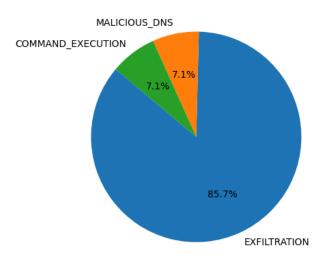
7. Wizualizacja

7.1. Wymaganie V1

ID	Kategoria	Opis wymagania	Wykonanie
V.1	Wizualizacja	Wykres liczby wykrytych zagrożeń w	Diagram kołowy z wykrytych zagro-
		czasie (np. wykres słupkowy)	żeń

Wizualizacja wykrytych zagrożeń na diagramie kołowym odbywa się wraz z uruchomieniem narzędzia z opcją - tpie lub - - threats - pie, wówczas obraz jest zapisywany również do pliku.





Rysunek 28: Diagram kołowy z zagrożeniami. Wymaganie V1

Diagram kołowy jest generowany przy pomocy biblioteki matplotlib.

```
def visualize_threats(self):
    threat_count = {}
    for alert_type in self.alerts:
        threat_count[alert_type] = len(self.alerts[alert_type])
    plt.figure(figsize=(10, 5))
    plt.pie(threat_count.values(), labels=threat_count.keys(), autopct="%1.1f%",
    startangle=140)
    plt.title("Threats Detected")
    plt.savefig("threats_pie.png")
    plt.show()
```

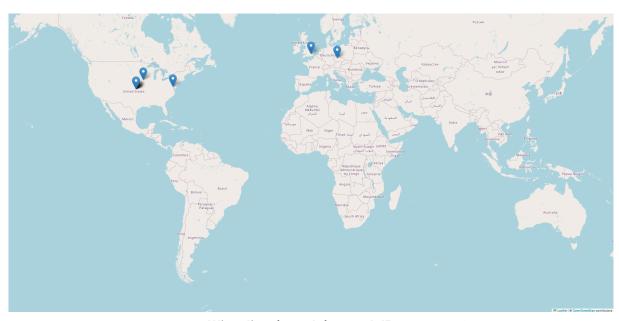
Program 7: **Funkcja odpowiadająca za wizualizację zagrożeń na diagramie kołowym.** Wymaganie V1

20

7.2. Wymaganie V2

ID	Kategoria	Opis wymagania	Wykonanie
V.2	Wizualizacja	Mapa geograficzna przedstawiająca	Wizualizacja podejrzanych IP na ma-
		lokalizację adresów IP wykrytych ja-	pie z wykorzystaniem biblioteki Fo-
		ko podejrzane.	lium

Mapa z zagrożeniami zapisuje się do pliku threat_map.html, wraz z wywołaniem narzędzia z opcją -tmap lub - -threats-map



Rysunek 29: Wizualizacja podejrzanych IP. Wymaganie V2

Mapa jest generowana dzięki bibliotece Folium i funkcji wzbogacającej IP opisanej w sekcji IP Geolocation Enrichment.

Rysunek 30: Funkcja odpowiadająca za wizualizację zagrożeń na mapie. Wymaganie V2.

8. Podsumowanie

W ramach projektu udało się stworzyć narzędzie pozwalające na wykrywanie zagrożeń w sieci w czasie rzeczywistym, niemniej jednak narzędzie nie jest doskonałe i wymaga dalszych usprawnień, w tym:

- wczytywania większej ilości dodatkowych danych w różnych formatach dla modelu uczenia maszynowego
- parsowania różnych reguł Sigma, nie tylko konkretnej reguły
- zwiększenie liczby reguł detekcyjnych i poprawa obecnych

Projekt/laboratorium pozwoliło nam zgłębić zagadnienia dotyczące:

- analizy/inspekcji pakietów lub przepływów przy pomocy Scapy i NFStream
- uczenia maszynowego i jego wykorzystania do wykrywania zagrożeń w strumieniach sieciowych
- pisania reguł detekcji (*Detection as a Code*) przy pomocy Pythona i bibliotek takich jak NFSt ream i Scapy
- wzbogacania danych z użyciem narzędzi CTI (Cyber Threat Intelligence)
- działania systemów NDR