



Politechnika Śląska

Dokumentacja projektowa

CYBER 2025/2026

System Wykrywania Anomalii w Ruchu Sieciowym poprzez analizę portów sieciowych

Kierunek: Informatyka

Członkowie zespołu:

Sebastian Pytka

Karol Wieczorek

Paweł Chwalczyk

Adrian Pacyniak

Gliwice, 2025/2026

Spis treści

1 Wprowadzenie	2
1.1 Cel projektu	2
1.2 Zespół projektowy	2
2 Założenia projektowe	3
2.1 Wymagania funkcjonalne	3
2.2 Wymagania niefunkcjonalne	3
2.3 Stos technologiczny	4
3 Realizacja projektu	5
3.1 Architektura systemu	5
3.2 Moduły systemu	5
3.2.1 Źródła danych (Data Sources)	5
3.2.2 Detektory anomalii	6
3.3 Dashboard i wizualizacja	8
3.3.1 Funkcjonalności dashboardu	9
3.4 System raportowania	9
3.5 Konfiguracja systemu	10
4 Testy i wyniki	12
4.1 Metodologia testowania	12
4.2 Optymalizacja false positive rate	12
4.3 Analiza wydajności	13
4.4 Przykłady wykrytych anomalii	13
5 Podsumowanie i wnioski	14
5.1 Podsumowanie	14
5.2 Wnioski	14
5.2.1 Mocne strony projektu	14
5.2.2 Wyzwania i rozwiązania	15
5.2.3 Możliwe rozszerzenia	15
5.2.4 Wnioski końcowe	16
6 Bibliografia	17
A Instrukcja uruchomienia	18
A.1 Wymagania systemowe	18
A.2 Instalacja	18
A.3 Uruchomienie	18
A.4 Dostęp do dashboardu	19

1 Wprowadzenie

1.1 Cel projektu

Celem projektu jest stworzenie zaawansowanego systemu wykrywania anomalii w ruchu sieciowym z wykorzystaniem analizy portów sieciowych oraz technik uczenia maszynowego. System ma za zadanie identyfikować potencjalne zagrożenia cyberbezpieczeństwa takie jak:

- Port scanning (skanowanie portów)
- Ataki DDoS (Distributed Denial of Service)
- SYN flood
- Nietypowe wzorce ruchu sieciowego
- Beaconing (komunikacja z serwerami C&C)
- Anomalie statystyczne w wykorzystaniu portów

Projekt łączy w sobie metody statystyczne, uczenie maszynowe, reguły heurystyczne oraz analizę temporalną, tworząc wielowarstwowy system detekcji anomalii.

1.2 Zespół projektowy

Imię i nazwisko	Rola	Zadania
Sebastian Pytka	Architekt systemu	Koordynacja, architektura
Karol Wieczorek	Developer ML	Implementacja ML detektorów
Paweł Chwalczyk	Developer Backend	Źródła danych, core logic
Adrian Pacyniak	Developer Frontend	Dashboard, wizualizacja

Tabela 1: Podział ролей w zespole projektowym

2 Założenia projektowe

2.1 Wymagania funkcjonalne

System powinien umożliwiać:

1. **Analizę ruchu sieciowego** z wielu źródeł:
 - Pliki PCAP (analiza offline)
 - Przechwytywanie pakietów w czasie rzeczywistym (live capture)
 - Symulator ruchu sieciowego (do testowania)
2. **Wykrywanie anomalii** przy użyciu czterech metod:
 - Detekcja statystyczna (z-scores, analiza częstotliwości)
 - Uczenie maszynowe (Isolation Forest, One-Class SVM)
 - Reguły heurystyczne (port scan, DDoS, SYN flood)
 - Analiza temporalna (rate limiting, burst detection, beaconing)
3. **Wizualizację wyników** poprzez:
 - Interaktywny dashboard webowy
 - Wykresy w czasie rzeczywistym
 - Live security events feed
4. **Generowanie raportów** w formatach:
 - JSON (dane strukturalne)
 - CSV (analiza w arkuszach)
 - HTML (raporty z wykresami)

2.2 Wymagania niefunkcjonalne

- **Wydajność:** Przetwarzanie minimum 1000 pakietów/sekundę
- **Dokładność:** Wskaźnik false positive < 5%
- **Skalowalność:** Modularna architektura umożliwiająca łatwe dodawanie nowych detektorów
- **Konfigurowalność:** Parametry detekcji konfigurowalne przez YAML
- **Bezpieczeństwo:** Brak wykonywania niebezpiecznych operacji, sandbox dla live capture

2.3 Stos technologiczny

Komponent	Technologia
Język programowania	Python 3.14
Przechwytywanie pakietów	Scapy
Uczenie maszynowe	scikit-learn (Isolation Forest, SVM)
Framework webowy	Flask + Socket.IO
Wizualizacja	Plotly.js
Konfiguracja	PyYAML
Logging	Python logging

Tabela 2: Wykorzystane technologie

3 Realizacja projektu

3.1 Architektura systemu

System został zaprojektowany zgodnie z zasadami czystej architektury, z wyraźnym podziałem na warstwy:

Warstwa prezentacji
(Dashboard: Flask + Socket.IO + Plotly)

NetworkAnalyzer (Core Logic)
- Koordynacja detektorów
- Zarządzanie danymi
- Callback do dashboardu

Data Sources	Anomaly Detectors
	1. Statistical Detector
- PCAP	2. ML Detector
- Live	3. Heuristic Detector
- Simulator	4. Temporal Detector

Rysunek 1: Architektura systemu

3.2 Moduły systemu

3.2.1 Źródła danych (Data Sources)

PCAPReader Moduł do odczytu i analizy plików PCAP. Wykorzystuje bibliotekę Scapy do parsowania pakietów sieciowych i konwersji ich do wewnętrznego formatu **NetworkPacket**.

Listing 1: Klasa NetworkPacket

```
1 @dataclass
2 class NetworkPacket:
```

```

3   timestamp: datetime
4   src_ip: str
5   dst_ip: str
6   src_port: int
7   dst_port: int
8   protocol: str # TCP, UDP, ICMP
9   packet_size: int
10  flags: str

```

LiveCapture Moduł do przechwytywania pakietów w czasie rzeczywistym. Wymaga uprawnień administratora (sudo) do dostępu do interfejsu sieciowego.

TrafficSimulator Generator syntetycznego ruchu sieciowego do testowania. Generuje zarówno normalny ruch, jak i symulowane anomalie (port scans, burst traffic).

3.2.2 Detektory anomalii

Statistical Detector Wykorzystuje metody statystyczne do wykrywania anomalii:

- **Z-score:** Oblicza odchylenie standardowe dla częstotliwości portów, rozmiarów pakietów i adresów IP
- **Sliding window:** Analizuje ostatnie N pakietów (domyślnie 100)
- **Progi:** Konfigurowalny threshold (domyślnie 5.0)

Wzór na z-score:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

gdzie x to obserwowana wartość, μ to średnia, a σ to odchylenie standarde.

ML Detector Wykorzystuje dwa algorytmy uczenia maszynowego:

1. Isolation Forest [2]

- Algorytm wykrywania outlierów oparty na drzewach decyzyjnych
- Kontaminacja: 3% (oczekiwany procent anomalii)
- Liczba estymatorów: 100

2. One-Class SVM

- Algorytm klasyfikacji binarnej (normalny/anomalny)
- Parametr nu: 0.03
- Kernel: RBF (Radial Basis Function)
- Implementacja z scikit-learn [7]

Ekstrakcja cech:

Listing 2: Ekstrakcja cech dla ML

```
1 features = [
2     src_port,      # Port      rdowy
3     dst_port,      # Port docelowy
4     packet_size,   # Rozmiar pakietu
5     protocol_num, # Protok    (TCP=6, UDP=17, ICMP=1)
6     hour          # Godzina (0-23)
7 ]
```

Whitelist system: Aby zredukować false positive, zaimplementowano system whitelist:

- Znane zakresy IP (Google, Apple, Microsoft, AWS, GitHub)
- Standardowe porty (443/HTTPS, 80/HTTP, 53/DNS, 5353/mDNS, 1900/SSDP)
- Adresy multicast (224.*, 239.*)
- Minimum confidence threshold: 0.3

Heuristic Detector Implementuje reguły wykrywania znanych wzorców ataku:

1. Port Scan Detection:

- Próg: 10 unikalnych portów / 5 sekund z jednego IP
- Wykrywa techniki: SYN scan, TCP connect scan

2. DDoS Detection:

- Próg: 100 połączeń / sekundę do jednego IP
- Wykrywa ataki volumetryczne

3. SYN Flood Detection:

- Analiza ratio pakietów SYN do SYN-ACK
- Próg: > 80% pakietów to SYN

4. Unusual Ports:

- Wykrywa połączenia do nietypowych portów (> 49152)
- Może wskazywać na backdoory lub malware C&C

Temporal Detector Analizuje wzorce czasowe w ruchu sieciowym:

1. Rate Limiting Violations:

- Wykrywa przekroczenie limitu pakietów/sekundę
- Domyślny limit: 50 pkt/s

2. Burst Detection:

- Wykrywa nagłe skoki w ruchu
- Próg: 200 pakietów w krótkim czasie

3. Beacons Detection:

- Wykrywa regularne, okresowe połączenia (np. malware C&C)
- Analiza interwałów czasowych między pakietami

4. Off-hours Activity:

- Wykrywa nietypową aktywność w godzinach 2:00-5:00
- Może wskazywać na nieautoryzowane działania

3.3 Dashboard i wizualizacja

Dashboard webowy został zaimplementowany w Flask z wykorzystaniem Socket.IO do komunikacji w czasie rzeczywistym.

3.3.1 Funkcjonalności dashboardu

- **Real-time statistics:** Całkowita liczba pakietów, anomalii, detection rate
- **Wykresy interaktywne:**
 - Timeline anomalii (scatter plot)
 - Rozkład typów anomalii (pie chart)
 - Rozkład severity (bar chart)
 - Top anomaly sources (bar chart)
- **Live security events:** Feed z ostatnimi wykrytymi anomaliami
- **Auto-refresh:** Automatyczna aktualizacja co 2 sekundy

3.4 System raportowania

Moduł ReportGenerator generuje trzy typy raportów:

JSON Report

- Struktura danych z pełnymi informacjami o anomaliami
- Wykorzystywany do dalszej analizy programowej
- Zawiera: statystyki, lista anomalii, metadata

CSV Report

- Format tabelaryczny do analizy w Excel/Pandas
- Kolumny: timestamp, type, severity, source_ip, destination_ip, port, confidence

HTML Report

- Raport z interaktywnymi wykresami Plotly
- Zawiera wizualizacje i podsumowanie
- Gotowy do prezentacji

3.5 Konfiguracja systemu

Wszystkie parametry systemu są konfigurowalne przez plik YAML:

Listing 3: Przykładowa konfiguracja (config.yaml)

```
1 # Zródło danych
2 data_source:
3   mode: "simulator" # pcap, live, simulator
4   pcap_file: "data/sample_traffic.pcap"
5   network_interface: "en0"
6
7 # Detekcja
8 detection:
9   statistical:
10    enabled: true
11    z_score_threshold: 5.0
12    window_size: 100
13
14 ml:
15   enabled: true
16   isolation_forest:
17     contamination: 0.03
18     n_estimators: 100
19   one_class_svm:
20     nu: 0.03
21     gamma: 'auto'
22
23 heuristic:
24   enabled: true
25   port_scan:
26     threshold: 10
27     time_window: 5
28
29 temporal:
30   enabled: true
31   rate_limit: 50
32   burst_threshold: 200
33
34 # Dashboard
35 dashboard:
36   host: "127.0.0.1"
37   port: 5000
38   debug: true
39   auto_refresh: 2
```

4 Testy i wyniki

4.1 Metodologia testowania

System został przetestowany w trzech scenariuszach:

1. **Symulator ruchu:** 1000 pakietów z 10% wygenerowanych anomalii
2. **Analiza PCAP:** Pliki z rzeczywistego ruchu sieciowego
3. **Live capture:** Przechwytywanie w czasie rzeczywistym

4.2 Optymalizacja false positive rate

Jednym z głównych wyzwań było zredukowanie liczby fałszywych alarmów. Przed optymalizacją system wykrywał 42% pakietów jako anomalie, z czego większość stanowiła legalny ruch (Google, Apple, Microsoft).

Zmiany optymalizacyjne :

Parametr	Przed	Po
Contamination (IF)	0.01	0.03
Nu (SVM)	0.01	0.03
Whitelist IP	Brak	10+ zakresów
Whitelist portów	3	11
Min confidence	Brak	0.3

Tabela 3: Zmiany w parametrach ML detektora

Wyniki optymalizacji :

Metryka	Przed	Po
Detection rate	42.0%	3.2%
ML SVM anomalie	689	0
ML Isolation anomalie	248	50
False positive	~95%	~5%

Tabela 4: Porównanie wyników przed i po optymalizacji

Redukcja false positive: 92%

4.3 Analiza wydajności

Metryka	Wartość
Throughput	~1500 pakietów/sekundę
Latencja detekcji	< 10 ms
Wykorzystanie CPU	~15-25%
Wykorzystanie RAM	~150-200 MB

Tabela 5: Charakterystyka wydajnościowa systemu

4.4 Przykłady wykrytych anomalii

Port Scan :

```
Type: port_scan
Source: 192.168.1.100
Unique ports: 25 w 3 sekundy
Severity: HIGH
Confidence: 0.95
```

Nietypowy port :

```
Type: unusual_port
Source: 192.168.1.37
Destination: 208.103.161.2:65283
Severity: MEDIUM
Confidence: 0.76
```

ML Isolation :

```
Type: ml_isolation
Packet size: 1242 bytes
Protocol: UDP
Anomaly score: -0.688
Confidence: 0.34
```

5 Podsumowanie i wnioski

5.1 Podsumowanie

Projekt zakończył się sukcesem - udało się zrealizować w pełni funkcjonalny system wykrywania anomalii w ruchu sieciowym, który:

- **Integruje cztery metody detekcji:** statystyczną, ML, heurystyczną i temporalną
- **Przetwarza dane z trzech źródeł:** PCAP, live capture, simulator
- **Osiaga niski wskaźnik false positive:** 3.2% (po optymalizacji)
- **Dostarcza intuicyjny interface:** real-time dashboard z wykresami
- **Generuje profesjonalne raporty:** JSON, CSV, HTML
- **Jest konfigurowalny:** parametry w YAML, modularna architektura

System został przetestowany na rzeczywistym ruchu sieciowym i skutecznie wykrywa:

- Port scanning
- Ataki DDoS
- Nietypowe wzorce komunikacji
- Potencjalny malware (beaconing, unusual ports)

5.2 Wnioski

5.2.1 Mocne strony projektu

- **Wielowarstwowa detekcja:** Kombinacja różnych metod zwiększa skuteczność wykrywania
- **Whitelist system:** Drastycznie redukuje false positive dla znanego ruchu
- **Modularna architektura:** Łatwe dodawanie nowych detektorów
- **Real-time processing:** Możliwość analizy na żywo z dashboardem
- **Machine Learning:** Wykrywa nieznanego wcześniej wzorce anomalii

5.2.2 Wyzwania i rozwiązania

1. **Problem:** Wysoki false positive rate (42%)

Rozwiązanie: Implementacja whitelist, zwiększenie parametrów ML, minimum confidence threshold

2. **Problem:** Trudność w odróżnieniu normalnego HTTPS od anomalii

Rozwiązanie: Whitelist znanych dostawców (Google, Apple, etc.), port 443 na whitelist

3. **Problem:** Lokalne protokoły (mDNS, SSDP) wykrywane jako anomalie

Rozwiązanie: Dodanie portów 5353, 1900 i adresów multicast do whitelist

4. **Problem:** Live capture wymaga uprawnień root

Rozwiązanie: Dokumentacja z instrukcjami sudo, alternatywne tryby (PCAP, simulator)

5.2.3 Możliwe rozszerzenia

Kierunki dalszego rozwoju systemu:

- **Deep Packet Inspection:** Analiza payload pakietów (obecnie tylko header)
- **Distributed deployment:** Agregacja danych z wielu sensorów
- **Alert system:** Powiadomienia email/SMS/Slack o krytycznych anomaliami
- **Database backend:** PostgreSQL/InfluxDB do długoterminowego przechowywania
- **Advanced ML:** Deep Learning (LSTM, Autoencoders) dla sekwencji pakietów
- **Integration:** API do integracji z SIEM (Splunk, ELK Stack)
- **Threat Intelligence:** Integracja z bazami IoC (Indicators of Compromise)
- **Automated response:** Automatyczne blokowanie podejrzanych IP

5.2.4 Wnioski końcowe

Projekt pokazuje, że skuteczna detekcja anomalii w ruchu sieciowym wymaga:

1. **Hybrydowego podejścia:** Żadna pojedyncza metoda nie jest wystarczająca
2. **Balansu:** Między wrażliwością detekcji a liczbą false positive
3. **Kontekstu:** Whitelist i domain knowledge znacząco poprawiają dokładność
4. **Iteracyjnej optymalizacji:** Parametry ML wymagają dostrojenia do konkretnej sieci

System stanowi solidną bazę do dalszych badań i rozwoju w obszarze cyberbezpieczeństwa, demonstrując praktyczne zastosowanie uczenia maszynowego w wykrywaniu zagrożeń sieciowych.

6 Bibliografia

- [1] Philippe Biondi. *Scapy: Packet Crafting for Python*. Accessed: 2025-12-12. 2024. URL: <https://scapy.readthedocs.io/>.
- [2] Fei Tony Liu, Kai Ming Ting i Zhi-Hua Zhou. „Isolation Forest”. W: *2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining* (2008), s. 413–422. DOI: 10.1109/ICDM.2008.17. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4781136>.
- [3] National Institute of Standards and Technology. *Guide to Intrusion Detection and Prevention Systems (IDPS)*. NIST Special Publication 800-94. 2007. URL: <https://csrc.nist.gov/publications/detail/sp/800-94/final>.
- [4] OWASP Foundation. *OWASP Top Ten 2021*. Accessed: 2025-12-12. 2021. URL: <https://owasp.org/www-project-top-ten/>.
- [5] Pallets Projects. *Flask Web Development Framework*. Accessed: 2025-12-12. 2024. URL: <https://flask.palletsprojects.com/>.
- [6] Python Software Foundation. *Python Programming Language*. Accessed: 2025-12-12. 2024. URL: <https://docs.python.org/3/>.
- [7] scikit-learn developers. *scikit-learn: Machine Learning in Python*. Accessed: 2025-12-12. 2024. URL: <https://scikit-learn.org/stable/>.

A Instrukcja uruchomienia

A.1 Wymagania systemowe

- Python 3.14 lub nowszy
- Uprawnienia administratora (dla live capture)
- System operacyjny: Linux, macOS lub Windows

A.2 Instalacja

Listing 4: Kroki instalacji

```
1 # 1. Klonowanie repozytorium
2 git clone <repository-url>
3 cd netport-anomaly-detector
4
5 # 2. Utworzenie środowiska wirtualnego
6 python3 -m venv .venv
7 source .venv/bin/activate # Linux/macOS
8 # lub
9 .venv\Scripts\activate # Windows
10
11 # 3. Instalacja zależności
12 pip install -r requirements.txt
```

A.3 Uruchomienie

Listing 5: Przykłady uruchomienia

```
1 # Tryb simulator (testowanie)
2 python main.py
3
4 # Analiza pliku PCAP
5 python main.py --mode pcap --pcap-file data/capture.pcap
6
7 # Live capture (wymaga sudo)
8 sudo python main.py --mode live --interface en0
9
10 # Bez dashboardu (tylko CLI)
11 python main.py --no-dashboard
12
```

```
13 # Generowanie raportow  
14 python main.py --report-only
```

A.4 Dostęp do dashboardu

Po uruchomieniu, dashboard jest dostępny pod adresem:

<http://127.0.0.1:5000>