НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ «КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»

Факультет прикладної математики Кафедра прикладної математики

Звіт

із лабораторної роботи №3 з дисципліни «Системи нейронних мереж» на тему «Нейромережеве розпізнавання кібератак»

Виконав: студент групи КМ-02 Пилипченко Б. О.

Керівник: Терейковський І. А.

Мета роботи:

Розробка програмного забезпечення для реалізації нейронної мережі PNN, призначеної для розпізнавання кібератак, сигнатури яких представлені у базах даних KDD-99.

Теоретичні відомості: Роберт Каллан Основні концепції нейронних мереж ст. 152—164

Архітектура мережі

PNN мережа складається з трьох шарів:

1. Вхідний шар:

Вхідний шар розподіляє характеристики вхідного зразка на шар зразків. Кожен нейрон вхідного шару пов'язаний із кожним нейроном шару зв'язків.

2. Шар зразків:

Шар зразків має по одному нейрону для кожного зразка. Вагові коефіцієнти вхідних сигналів нейрону дорівнюють значенням характеристик відповідного зразка.

Функція активації нейрону шару зразків:

$$O_j = \exp\left(\frac{-\sum (w_{ij} - x_i)^2}{\sigma^2}\right)$$

Ој—характеристика близькості вхідного зразка до ј-того зразка класу;

хі—і-та характеристика вхідного зразка;

wij—i-та характеристика j- того зразка класу;

σ—параметр мережі.

3. Шар класів:

Шар класів має по одному нейрону для кожного класу. Кожен нейрон шару класів має зв'язки лише з нейронами зв'язків, які належать до класу. Всі вагові коефіцієнти між шаром зразків та шаром класів рівні 1.

Функція активації нейрону шару класів є сумою вхідних сигналів нейрону.

PNN мережа не потребує навчання, подібного до навчання мереж із оберненим поширенням сигналу. Всі параметри мережі PNN, крім значення сігми, визначаються безпосередньо навчальними даними:

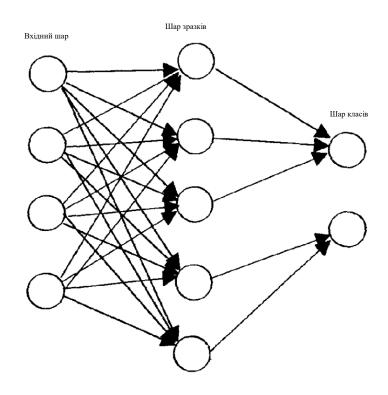
Кількість нейронів вхідного шару = кількість характеристик зразків

Кількість нейронів шару зразків = кількість зразків

Кількість нейронів шару класів = кількість класів

Навчання мережі полягає у підборі оптимального значення сігми.

В роботі сігма підбиралась експериментально.



Огляд даних

В якості датасету було обрано КDD99. Остаточне тестування мереж здійснювалось на всьому датасеті (490020 зразків).

Початковий датасет містить 42 колонки (41 ознака + label): >>> Column types >>> duration int64 protocol type object service object flag object src bytes int64 dst bytes int64 land int64 wrong fragment int64 int64 urgent hot int64 num failed logins int64 logged in int64 lnum compromised int64 lroot shell int64 lsu attempted int64 lnum root int64 lnum file creations int64 lnum_shells int64 lnum_access files int64 lnum_outbound cmds int64 is host login int64 is guest login int64 count int64 srv count int64 serror rate float64 srv serror rate float64 rerror rate float64 srv rerror rate float64 same srv rate float64 diff srv rate float64 srv diff host rate float64 dst host count int64 dst_host_srv_count int64 dst host same srv rate float64 dst host diff srv rate float64 dst host same src port rate float64 dst host srv diff host rate float64 dst_host_serror rate float64 dst_host_srv_serror rate float64 dst host rerror rate float64 dst host srv rerror rate float64 label object

Колонки lnum_outbound_cmds, is_host_login дорівнюють нулю для всіх зразків у датасеті:

Column: lnum_outbound_cmds Unique Values Count: 1 Unique Values: [0]

Column: is_host_login Unique Values Count: 1 Unique Values: [0]

тому було вирішено видалити ці колонки для всіх зразків. Остаточний датасет має 39 ознак.

В датасеті наявні ознаки, значеннями яких ϵ рядкові літерали. Для таких ознак було застосовано LabelEncoder із бібліотеки sklearn. Таким чином нечислові ознаки було перетворено на числові, значення яких змінюється від 0 до n-1, де n—кількість унікальних значень ознаки.

Останнім кроком перед розбиттям даних на тренувальну та тестувальну вибірки ε нормалізація значень ознак.

Розбиття даних

Параметри розбиття:

PNN_REFERENCE_COUNT_BY_CLASS	Набір пар «назва класу» - кількість прикладів класу pnn мережі відносно тренувальної вибірки
TEST_SIZE	Розмір тестової вибірки відносно вхідного (обробленого) датасету
REAL_DATA_COUNT_PER_CLASS	Максимальна кількість зразків класу в рпп мережі. Якщо кількість зразків класу перевищує параметр, то із всіх зразків класу обирається RE-AL_DATA_COUNT_PER_CLASS зразків випадковим чином.
RANDOM_STATE	Єдине значення random_state для всіх функцій, що потребують встановлення зерна.

Приклад набору параметрів:

```
PNN REFERENCE COUNT BY CLASS = {
  "smurf":
                0.6,
  "neptune":
                 0.6.
  "normal":
                 0.6,
  "back":
                1.0,
  "satan":
                1.0,
  "ipsweep":
                 1.0,
  "portsweep":
                  1.0,
  "warezclient":
                  1.0,
  "teardrop":
                 1.0,
  "pod":
                1.0.
  "nmap":
                 1.0,
  "guess_passwd": 1.0,
  "buffer overflow": 1.0,
  "land":
                1.0,
  "warezmaster":
                   1.0,
  "imap":
                1.0,
  "rootkit":
                1.0,
  "loadmodule":
                   1.0,
  "ftp write":
                 1.0,
  "multihop":
                  1.0,
  "phf":
               1.0,
  "perl":
               1.0,
  "spy":
               1.0
TEST SIZE = 0.25
REAL DATA COUNT PER CLASS = 150
RANDOM STATE = 1\overline{450}
```

Розбиття обробленого датасету на тренувальну та навчальну вибірки виконується наступним чином:

- 1. Оброблений датасет розбивається на «елементарні» датасети—кожен елементарний датасет містить всі зразки одного класу, лише зразки одного класу.
- 2. Для кожного елементарного датасету: кроки 3 або 4
- 3. Якщо кількість записів у елементарному датасеті менша за REAL_DATA_COUNT_PER_CLASS—всі записи елементарного датасету заносяться у pnn мережу, навчальну вибірку, тестову вибірку.
- 4. Якщо кількість записів у елементарному датасеті більша за REAL_DATA_COUNT_PER_CLASS, тоді береться випадкова вибірка з елементарного датасету розміром REAL_DATA_COUNT_PER_CLASS. Отримана вибірка розбивається на тренувальну та тестову вибірки у співвідношенні TEST_SIZE. Далі із тренувальної вибірки обираются приклади, що будуть занесені у власне рпп мережу у співвідношенні, заданому PNN REFERENCE COUNT_BY_CLASS.
- 5. Внаслідок кроків 3, 4 отримуємо 3 набори даних для кожного класу: pnn набір, тренувальний набір, тестовий набір. Виконується об'єднання відповідних наборів у кінцеві pnn дані, тренувальні дані, тестові дані.

Навчання мережі

Тренувальні, тестові вибірки, текстові представлення pnn мереж: MLDL-lab3 Код скрипта-генератора даних, реалізації PNN: https://github.com/Bohdan628318ylypchenko/MLDL-Lab3.git

Параметри генерації PNN, тестової вибірки, валідаційної вибірки:

```
PNN REFERENCE COUNT BY CLASS = {
  "smurf":
                 0.6,
  "neptune":
                 0.6,
  "normal":
                0.6,
  "back":
                1.0,
  "satan":
                1.0,
  "ipsweep":
                 1.0,
  "portsweep":
                  1.0.
  "warezclient":
                  1.0.
  "teardrop":
                 1.0.
  "pod":
               1.0,
  "nmap":
  "guess_passwd": 1.0,
  "buffer overflow": 1.0,
  "land":
  "warezmaster": 1.0,
  "imap":
                1.0.
  "rootkit":
  "loadmodule":
                  1.0.
  "ftp write":
                 1.0,
  "multihop":
                 1.0,
  "phf":
               1.0,
  perl":
               1.0,
  "spy":
               1.0
TEST SIZE = 0.25
REAL DATA COUNT PER CLASS = 2000
RANDOM STATE 1 = 1450
RANDOM STATE 2 = 860
```

Остаточні дані можна переглянути в репозиторії (файли pnn-2000.txt, train-2000.txt, test-2000.txt

Початкове значення s = 0.01

zero count: 0 time: 3.097883

Запуск мережі на тренувальній вибірці:

Class: back-1600; eval: 1.00000000000000000000 Class: buffer overflow-30; eval: 0.90000000000000002220 Class: loadmodule-9; eval: 1.00000000000000000000 Class: multihop-7; eval: 0.85714285714285709528 Class: neptune-960; eval: 0.99937500000000001332 Class: nmap-231; eval: 0.98701298701298700866 Class: normal-960; eval: 0.95750000000000001776 Class: pod-264; eval: 1.000000000000000000000 Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188 Class: satan-1589; eval: 1.000000000000000000000 Class: spy-2; eval: 1.000000000000000000000 Class: warezmaster-20; eval: 1.00000000000000000000

Запуск мережі на тестовій вибірці:

Class: buffer overflow-30; eval: 0.90000000000000002220 Class: loadmodule-9; eval: 1.00000000000000000000 Class: multihop-7; eval: 0.85714285714285709528 Class: neptune-960; eval: 0.99750000000000005329 Class: nmap-231; eval: 0.98701298701298700866 Class: normal-960; eval: 0.89500000000000001776 Class: phf-4; eval: 1.000000000000000000000 Class: pod-264; eval: 1.000000000000000000000 Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188 Class: satan-1589; eval: 1.000000000000000000000 Class: smurf-960; eval: 0.99750000000000005329 Class: teardrop-979; eval: 1.00000000000000000000 Class: warezclient-1020; eval: 1.000000000000000000000 Class: warezmaster-20; eval: 1.00000000000000000000

Загалом результати позитивні: для більшості класів мережа вірно класифікує усі приклади класу, наявні у вибірці. Найгірші показники мають класи normal $(0.95 \mid 0.89)$ та multihop $(0.85 \mid 0.85)$.

Особливо цікавим є клас multihop, оскільки, не зважаючи на те, що ВСІ приклади з початкового датасету наявні в мережі, мережа не дає правильної відповіді на деякі з прикладів цього класу.

Спробуємо запустити мережу на кожному прикладі класу multihop окремо:

back-1600: 0.00000000000000000000 multihop-7: 0.482749206693218857 neptune-960: 0.0000000000000000000

warezmaster-20: 0.0000000000000000000

0.00, 0.50, 0.28, 0.90, 0.00

back-1600 · 0 0000000000000000000 multihop-7: 0.545100167113102940 neptune-960: 0.00000000000000000000

warezmaster-20: 0.0000000000000000000

Enter command:

 $\begin{matrix} 1.00, 0.0.50, 0.29, 0.90, 0.00,$

satan-1589 : 0.0000000000000000000 warezmaster-20: 0.837178979793791633

 ${\bf r}\,0.00, 0.50, 0.29, 0.90, 0.00, 0.09, 0.00$

warezmaster-20: 0.000000000000000000

.00,0,00,0,00,0,00 pod-264: 0.00000000000000000000

warezmaster-20: 0.0000000000000000000

 $\begin{matrix} 0.00, 0.50, 0.86, 0.90, 0.00, 0.00, 0.00, 0.00, 0.00, 0.10, 0.00, 1.00, 0.02, 1.00, 0.00, 0.04, 0.14, 1.00, 0.$ back-1600: 0.00000000000000000000

0.00, 0.50, 0.29, 0.90, 0.00, 0.19, 0.00

loadmodule-9: 0.0000000000000000000

multihop-7: 0.414702410466252780 neptune-960: 0.0000000000000000000

satan-1589: 0.00000000000000000000 teardrop-979: 0.00000000000000000000

warezmaster-20 · 0 0000000000000000000

Дійсно, мережа класифікує приклад з id = 53129 як warezmaster, не multihop. Спробуємо «перенавчити» мережу, встановивши сігму рівній 0.001.

Тренувальна вибірка:

Class: back-1600; eval: 1.000000000000000000000 Class: buffer overflow-30; eval: 0.933333333333333334814 Class: neptune-960; eval: 0.954374999999999335 Class: normal-960; eval: 0.7881249999999996447 Class: pod-264; eval: 1.000000000000000000000 Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188 Class: satan-1589; eval: 1.000000000000000000000 Class: smurf-960; eval: 1.000000000000000000000 Class: teardrop-979; eval: 1.00000000000000000000 Class: warezclient-1020; eval: 1.00000000000000000000 Class: warezmaster-20; eval: 1.000000000000000000000

Тестова вибірка:

Class: back-1600; eval: 1.000000000000000000000 Class: buffer_overflow-30; eval: 0.933333333333333334814 Class: guess_passwd-53; eval: 1.000000000000000000000 Class: neptune-960; eval: 0.87500000000000000000 Class: nmap-231; eval: 1.000000000000000000000 Class: normal-960; eval: 0.4824999999999998446 Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188 Class: satan-1589; eval: 1.00000000000000000000 Class: smurf-960; eval: 0.99750000000000005329 Class: warezmaster-20; eval: 1.000000000000000000000 zero count: 0

time: 2.273892

Мережа змогла перенавчитись, для обох вибірок правильно класифікує всі приклади multihop. При цьому результати розпізнавання інших класів очікувано погіршились (клас normal (s = 0.01) t: 0.9575; v: 0.895 проти (s = 0.001) t: 0.7881; v: 0.4824 | клас neptune (s = 0.01) t: 0.9993; v: 0.9975 проти (s = 0.001) t: 0.9543; v: 0.8750).

Враховуючи кількість зразків класу normal (97277 у початковому датасеті), не має сенсу розпізнавати всі приклади multihop за рахунок 0.4824 правильних відповідей для класу normal.

Оберемо сігму рівній 0.1

zero count: 0

time: 4.042179

Результат роботи мережі, s = 0.1

Тренувальна вибірка:

Class: back-1600; eval: 0.998750000000000002665 Class: buffer overflow-30; eval: 0.76666666666666671848 Class: ipsweep-1247; eval: 0.99438652766639934466 Class: loadmodule-9; eval: 1.00000000000000000000 Class: multihop-7; eval: 0.85714285714285709528 Class: nmap-231; eval: 0.98701298701298700866 Class: normal-960; eval: 0.80500000000000004885 Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188 Class: rootkit-10; eval: 0.80000000000000004441 Class: smurf-960; eval: 1.00000000000000000000 Class: warezmaster-20; eval: 1.00000000000000000000

zero count: 0 time: 2.449062

Тестова вибірка:

Class: back-1600; eval: 1.000000000000000000000 Class: buffer overflow-30; eval: 0.76666666666666671848 Class: ipsweep-1247; eval: 0.99438652766639934466 Class: loadmodule-9; eval: 1.000000000000000000000 Class: multihop-7; eval: 0.85714285714285709528 Class: nmap-231; eval: 0.98701298701298700866 Class: normal-960; eval: 0.7624999999999995559 Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188 Class: rootkit-10; eval: 0.80000000000000004441 Class: smurf-960; eval: 1.00000000000000000000 Class: warezclient-1020; eval: 1.00000000000000000000 zero count: 0

zero count: 0 time: 1.756200 Мережа ε більш точною при s=0.1 аніж при s=0.001. При цьому результати для s=0.1 гірші за результати для s=0.01 (наприклад клас buffer_overflow (s=0.1) t: 0.7666; v: 0.7666 проти (s=0.01) t: 0.9000; v: 0.9000). Отже оптимальна сігма знаходиться в межах (0.01; 0.1).

Протестуємо мережу для значень сігми (0.015, 0.025, 0.035, 0.045):

s = 0.015

Class: back-1600; eval: 1.000000000000000000000 Class: buffer overflow-30; eval: 0.90000000000000002220 Class: land-21; eval: 1.000000000000000000000 Class: loadmodule-9; eval: 1.00000000000000000000 Class: multihop-7; eval: 0.85714285714285709528 Class: neptune-960; eval: 0.99937500000000001332 Class: nmap-231; eval: 0.98701298701298700866 Class: normal-960; eval: 0.9693749999999998668 Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188 Class: rootkit-10; eval: 0.90000000000000002220 Class: satan-1589; eval: 1.00000000000000000000 Class: teardrop-979; eval: 1.00000000000000000000 Class: warezmaster-20; eval: 1.00000000000000000000 zero count: 0 time: 3.141179 time: 2.272826

s = 0.025

time: 3.096189

Class: back-1600; eval: 0.99937500000000001332 Class: buffer overflow-30; eval: 0.90000000000000002220 Class: guess passwd-53; eval: 1.00000000000000000000 Class: ipsweep-1247; eval: 0.99919807538091420795 Class: multihop-7; eval: 0.85714285714285709528 Class: nmap-231; eval: 0.97835497835497831076 Class: normal-960; eval: 0.9762499999999995115 Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188 Class: rootkit-10; eval: 0.90000000000000002220 Class: satan-1589; eval: 1.00000000000000000000 Class: smurf-960; eval: 1.000000000000000000000 zero count: 0

Class: buffer overflow-30; eval: 0.90000000000000002220 Class: ftp write-8; eval: 0.87500000000000000000 Class: multihop-7; eval: 0.85714285714285709528 Class: nmap-231; eval: 0.98701298701298700866 Class: normal-960; eval: 0.92500000000000004441 Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188 Class: rootkit-10; eval: 0.90000000000000002220 Class: satan-1589; eval: 1.000000000000000000000 Class: smurf-960; eval: 1.000000000000000000000 Class: spy-2; eval: 1.000000000000000000000 Class: warezclient-1020; eval: 1.00000000000000000000 Class: warezmaster-20; eval: 1.000000000000000000000 zero count: 0

Class: back-1600; eval: 1.000000000000000000000 Class: buffer overflow-30; eval: 0.90000000000000002220 Class: guess passwd-53; eval: 1.00000000000000000000 Class: imap-12; eval: 1.000000000000000000000 Class: ipsweep-1247; eval: 0.99919807538091420795 Class: multihop-7; eval: 0.85714285714285709528 Class: neptune-960; eval: 1.00000000000000000000 Class: nmap-231; eval: 0.97835497835497831076 Class: normal-960; eval: 0.93500000000000005329 Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188 Class: rootkit-10; eval: 0.90000000000000002220 Class: satan-1589; eval: 1.000000000000000000000 Class: smurf-960; eval: 1.000000000000000000000

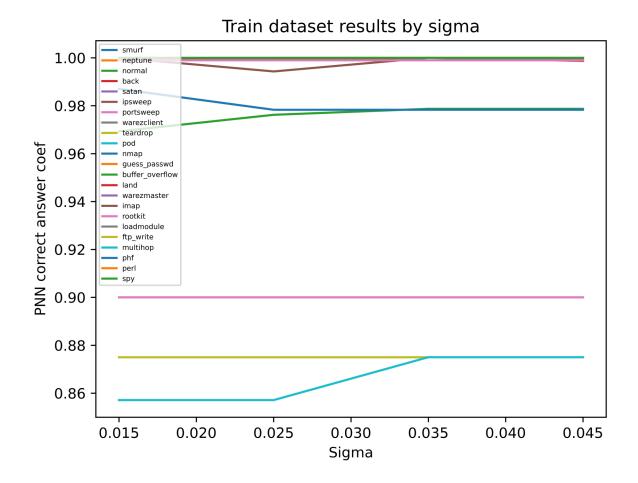
Class: warezclient-1020; eval: 1.00000000000000000000

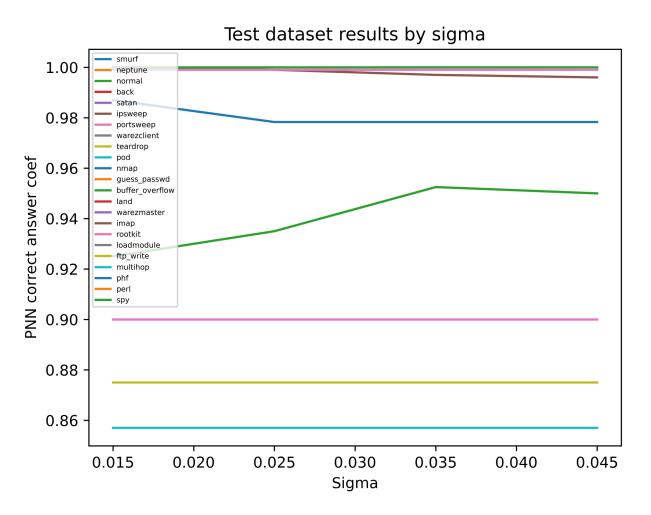
zero count: 0 time: 2.230893

zero count: 0 time: 3.217059

Class: back-1600; eval: 1.000000000000000000000 Class: back-1600; eval: 1.000000000000000000000 Class: buffer overflow-30; eval: 0.90000000000000002220 Class: buffer overflow-30; eval: 0.90000000000000002220 Class: ftp write-8; eval: 0.87500000000000000000 Class: ipsweep-1247; eval: 0.99759422614274262386 Class: ipsweep-1247; eval: 0.99759422614274262386 Class: loadmodule-9; eval: 1.000000000000000000000 Class: multihop-7; eval: 0.85714285714285709528 Class: multihop-7; eval: 0.85714285714285709528 Class: neptune-960; eval: 1.00000000000000000000 Class: nmap-231; eval: 0.97835497835497831076 Class: nmap-231; eval: 0.97835497835497831076 Class: normal-960; eval: 0.97875000000000000888 Class: normal-960; eval: 0.95250000000000001332 Class: pod-264; eval: 1.000000000000000000000 Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188 Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188 Class: rootkit-10; eval: 0.90000000000000002220 Class: rootkit-10; eval: 0.90000000000000002220 Class: satan-1589; eval: 1.000000000000000000000 Class: spy-2; eval: 1.000000000000000000000 Class: warezclient-1020; eval: 1.00000000000000000000 Class: warezmaster-20; eval: 1.00000000000000000000 zero count: 0 zero count: 0 time: 3.171035 time: 2.225466 s = 0.045Class: back-1600; eval: 1.000000000000000000000 Class: buffer overflow-30; eval: 0.90000000000000002220 Class: back-1600; eval: 0.998750000000000002665 Class: buffer overflow-30; eval: 0.90000000000000002220 Class: ipsweep-1247; eval: 0.99679230152365672080 Class: ipsweep-1247; eval: 0.99679230152365672080 Class: loadmodule-9; eval: 1.00000000000000000000 Class: multihop-7; eval: 0.85714285714285709528 Class: loadmodule-9; eval: 1.00000000000000000000 Class: multihop-7; eval: 0.85714285714285709528 Class: nmap-231; eval: 0.97835497835497831076 Class: normal-960; eval: 0.949999999999995559 Class: nmap-231; eval: 0.97835497835497831076 Class: normal-960; eval: 0.97812500000000002220 Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188 Class: rootkit-10; eval: 0.90000000000000002220 Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188 Class: rootkit-10; eval: 0.90000000000000002220 Class: smurf-960; eval: 1.000000000000000000000 Class: teardrop-979; eval: 1.000000000000000000000 Class: spy-2; eval: 1.000000000000000000000 Class: warezmaster-20; eval: 1.00000000000000000000 zero count: 0 Class: warezmaster-20; eval: 1.00000000000000000000

time: 2.195528





Виходячи з наведених графіків, в якості оптимального значення сігми було обрано 0.035. Протестуємо мережу на всьому датасеті:

```
Class: back-1600; eval: 1.000000000000000000000
Class: buffer overflow-30; eval: 0.90000000000000002220
Class: ipsweep-1247; eval: 0.99759422614274262386
Class: loadmodule-9; eval: 1.00000000000000000000
Class: multihop-7; eval: 0.85714285714285709528
Class: neptune-960; eval: 0.99978544976259553501
Class: nmap-231; eval: 0.97835497835497831076
Class: normal-960; eval: 0.95845883405121456988
Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188
Class: rootkit-10; eval: 0.90000000000000002220
Class: satan-1589; eval: 1.000000000000000000000
Class: smurf-960; eval: 0.99919868941201606116
Class: warezmaster-20; eval: 1.00000000000000000000
zero count: 0
time: 143.127316
```

На всіх класах, крім ftp_write, multihop, buffer_overflow, rootkit маємо точність, більшу за 95%. На інших класах точність є не меншою за 85%.

Окремо варто виділити той факт, що тестування мережі, загальна кількість зразків в якій дорівнює 11029, на датасеті розміром 494020 зразків, зайняло всього лиш ~143 секунди.

В оригінальному датасеті клас normal містить 97277 зразків. Клас normal відповідає нормальному трафіку. В наведеній нейронній мережі наявно лише 960 зразків класу normal. Значення характеристик зразків, що належать класу normal, можуть сильно варіюватись, оскільки характер «нормального» трафіку визначається лише діями користувачів. Збільшимо кількість зразків класу normal до 3600 (за рахунок зміни значення REAL_DATA_COUNT_PER_CLASS, зміна цього параметра також впливає на кількість прикладів у рпп для інших класів).

```
Параметри генерації даних:
PNN REFERENCE COUNT BY CLASS = {
```

```
"smurf":
                 0.6,
  "neptune":
                 0.6,
  "normal":
                 0.6,
  "back":
                1.0,
  "satan":
                1.0,
  "ipsweep":
                  1.0,
  "portsweep":
                  1.0,
  "warezclient":
                  1.0,
  "teardrop":
                 1.0,
  "pod":
                1.0,
  "nmap":
                 1.0,
  "guess_passwd": 1.0,
  "buffer overflow": 1.0,
  "land":
                1.0,
  "warezmaster": 1.0,
  "imap":
                 1.0.
  "rootkit":
                1.0,
  "loadmodule":
                   1.0,
  "ftp write":
                 1.0,
  "multihop":
                  1.0,
  "phf":
                1.0,
  "perl":
                1.0,
  "spy":
                1.0
TEST SIZE = 0.25
REAL DATA COUNT PER CLASS = 8000
RANDOM STATE 1 = 1450
```

Class: back-2203; eval: 0.99954607353608715403

Class: buffer overflow-30; eval: 0.90000000000000002220

Class: ipsweep-1247; eval: 0.99759422614274262386

Class: multihop-7; eval: 0.85714285714285709528

Class: neptune-3600; eval: 0.99977612149140404618 Class: nmap-231; eval: 0.97835497835497831076

Class: normal-3600; eval: 0.98229797382731787181

Class: portsweep-1040; eval: 0.99903846153846154188

Class: rootkit-10; eval: 0.90000000000000002220

Class: satan-1589; eval: 0.99937067337948393142

Class: smurf-3600; eval: 0.99949784536486341313

Class: spy-2; eval: 1.000000000000000000000

Class: warezclient-1020; eval: 1.00000000000000000000

Class: warezmaster-20; eval: 1.00000000000000000000

zero count: 0 time: 240.441858

Спостерігаємо очікуване покращення результату для класу normal:

0.98229797382731787181 (3600 зразків normal) проти 0.95845883405121456988 (960 зразків normal).

Текстове представлення остаточної мережі—файл pnn-8000.txt у репозиторії.

Варто зауважити, що мережа помилково розпізнає деякі приклади класів малої розмірності (buffer overflow, ftp write, multihop, rootkit). В роботі було показано що показники розпізнавання таких класів можна покращити, значно зменшивши сігму. Але в такому випадку значно погіршуються показники «основних» класів.

Лог процесу навчання—файл report-session.txt у репозиторії.

Окремо хотілось виділити швидкодію мережі:

Розпізнавання 494020 зразків мережею, що містить 11029 зразків, займає 143 секунди. Розпізнавання одного зразка— ~1.5 мілі-

Розпізнавання 494020 зразків мережею, що містить 19552 зразків, займає 240 секунди. Розпізнавання одного зразка— ~2.8 мілісекунд.

Тестування здійснювалось на процесорі Intel Core I5-8250U (1.6GHz—3.4GHz, 4 cores / 8 threads).

Таким чином використання мови C та технології OpenMP для реалізації мережі ϵ виправданим.

p.s.

Як виявилось, за посиланням Kddcup99 - Dataset - DataHub - Frictionless Data—лише вибірка розміром 10% із оригінального датасету KDD99. Оригінальний датасет Kdd99 можна знайти за посиланням: KDD Cup 1999 Data (uci.edu). Цей датасет містить 4898431 зразків.

Кількість зразків кожного класу в датасеті:

>>> Class Co	ount >>>	Протестуємо остаточну мережу (представлення—файл pnn-8000.txt у репозиторії)
label	2005006	на всіх ~4.8М прикладів. Результат:
smurf	2807886	
neptune	1072017	V
normal	972781	Class: back-2203; eval: 0.99773036768043577016
satan	15892	Class: buffer_overflow-30; eval: 0.866666666666666669627
ipsweep	12481	Class: ftp_write-8; eval: 0.87500000000000000000000000000000000000
portsweep	10413	Class: guess_passwd-53; eval: 1.00000000000000000000
nmap	2316	Class: imap-12; eval: 1.0000000000000000000
back	2203	Class: ipsweep-1247; eval: 0.99679512859546515191
warezclient	1020	Class: land-21; eval: 1.000000000000000000000000000000000000
teardrop	979	Class: loadmodule-9; eval: 1.00000000000000000000
pod	264	Class: multihop-7; eval: 0.71428571428571430157
guess_passwd		Class: neptune-3600; eval: 0.99978171987944219889
buffer_overflo	w 30	Class: nmap-231; eval: 0.96243523316062173922
land	21	Class: normal-3600; eval: 0.98279880055223123314
warezmaster	20	Class: perl-3; eval: 1.0000000000000000000
imap	12	Class: phf-4; eval: 1.000000000000000000000000000000000000
rootkit	10	Class: pod-264; eval: 1.000000000000000000000000000000000000
loadmodule	9	Class: portsweep-1040; eval: 0.99654278305963694962
ftp_write	8	Class: rootkit-10; eval: 0.900000000000002220
multihop	7	Class: satan-1589; eval: 0.99496602063931538495
phf	4	Class: smurf-3600; eval: 0.99951743055095543244
perl	3	Class: spy-2; eval: 1.000000000000000000000000000000000000
spy	2	Class: teardrop-979; eval: 1.000000000000000000000000000000000000
Name: count, o	ltype: int64	Class: warezclient-1020; eval: 0.85882352941176465233
		Class: warezmaster-20; eval: 1.000000000000000000000000000000000000
		zero count: 0
		time: 2349.750440

Точність розпізнавання прикладів мережею ϵ задовільна: для більшості класів точність ϵ більшою за 95%. Винятком ϵ класи ftp_write, multihop, warezclient.

В якості подальших покращень можна запропонувати незначно збільшити кількість зразків класу warezclient в мережі. Враховуючи, що всі приклади класів ftp_write та multihop наявні в мережі (7 та 8 прикладів відповідно), покращити результати розпізнавання цих класів можна лише зменшивши сігму—але тоді значно погіршаться показники інших класів.

Окремо варто відмітити, що мережа розміром 19552 зразків розпізнала $\sim 4.8 M$ прикладів за $2349.750440 / 60 = \sim 39.16$ хвилин.

Selected files

7 printable files

```
pnnlib\pch.c
pnnlib\pch.h
pnnlib\pnn_alloc_check.h
pnnlib\pnn_core.c
pnnlib\pnn_io.c
pnnlib\pnn_memory.c
pnnlib\pnn.h
```

pnnlib\pch.c

```
// pch.c: source file corresponding to the pre-compiled header

#include "pch.h"

// When you are using pre-compiled headers, this source file is necessary for compilation to succeed.
```

pnnlib\pch.h

```
1 // pch.h: This is a precompiled header file.
   // Files listed below are compiled only once, improving build performance for future builds.
   // This also affects IntelliSense performance, including code completion and many code
3
   browsing features.
   // However, files listed here are ALL re-compiled if any one of them is updated between
4
    builds.
    // Do not add files here that you will be updating frequently as this negates the performance
5
    advantage.
6
7
   #ifndef PCH H
   #define PCH_H
8
9
10
   #include "pnn.h"
11
   #include "pnn_alloc_check.h"
12
13
   #endif //PCH_H
14
```

pnnlib\pnn_alloc_check.h

```
#pragma once

#include <stdio.h>
#include <stdlib.h>

/// <summary>
/// Macros to check for memory allocation fail.

/// </summary>
#define ALLOC_ERR_MSG "Error: memory allocation failed.\n"
```

```
#define pnn_fail_alloc_check(p)\
11
    {\
12
        if (p == NULL)\
13
        {\
14
             fprintf(stderr, ALLOC_ERR_MSG);\
15
             abort();\
16
        }\
17
    }
18
19
```

pnnlib\pnn_core.c

```
#include "pch.h"
1
 2
 3
    #include "pnn.h"
 4
 5
    #include "pnn_alloc_check.h"
 6
 7
    #include <stdlib.h>
8
    #include <math.h>
9
    #include <omp.h>
10
    #include <string.h>
11
    #define MAX_SINGLE_THREAD 250
12
13
14
    static double act(int property_count, pnn_reference * reference, double * input, double
    sigma);
    static int index_of_largest_prediction(int n, pnn_prediction * prediction_arr);
15
    static int are class names equal(char * class name1, char * class name2);
16
17
18
    pnn_prediction * pnn_predict(pnn_data * net, double * input)
19
        pnn prediction * prediction_arr = (pnn_prediction *)malloc(net->class_count *
20
    sizeof(pnn_prediction));
        pnn_fail_alloc_check(prediction_arr);
21
22
23
        for (int i = 0; i < net->class_count; i++)
24
25
            pnn class * current class = net->pnn class arr[i];
26
27
            prediction_arr[i].class_name = current_class->class_name;
28
            prediction arr[i].prediction = 0;
29
            for (int j = 0; j < current_class->reference_count; j++)
30
31
32
                prediction_arr[i].prediction += act(net->property_count,
33
                                                      current_class->reference_arr[j], input, net->
    sigma);
34
            }
35
36
37
        return prediction arr;
38
    }
39
```

```
pnn_evaluation * pnn_evaluate(pnn_data * net, pnn_data * data)
40
41
42
        pnn_evaluation * evaluation_arr = (pnn_evaluation *)malloc(data->class_count *
    sizeof(pnn_evaluation));
43
        pnn_fail_alloc_check(evaluation_arr);
44
45
        for (int i = 0; i < data->class_count; i++)
46
            pnn class * current class = data->pnn class arr[i];
47
48
            pnn_evaluation * current_evaluation = &(evaluation_arr[i]);
49
50
            current evaluation->class name = current class->class name;
51
            current_evaluation->accuracy = 0;
52
53
            if (current_class->reference_count > MAX_SINGLE_THREAD)
54
55
                double acc = 0;
56
                int j;
                #pragma omp parallel for reduction(+:acc)
57
                for (j = 0; j < current class->reference count; j++)
58
59
                    pnn reference * current reference = current class->reference arr[j];
60
61
                    pnn_prediction * prediction_arr = pnn_predict(net, current_reference->
62
    reference);
                    int k = index_of_largest_prediction(net->class_count, prediction_arr);
63
64
65
                    if (are_class_names_equal(current_class->class_name, prediction_arr[k]
    .class name) == 0)
                        acc += 1.0;
66
67
                    free(prediction arr);
68
                }
69
70
71
                current_evaluation->accuracy = acc / (double)(current_class->reference_count);
72
            }
            else
73
74
            {
75
                for (int j = 0; j < current class->reference count; j++)
76
                {
77
                    pnn_reference * current_reference = current_class->reference_arr[j];
78
79
                    pnn_prediction * prediction_arr = pnn_predict(net, current_reference->
    reference);
                    int k = index_of_largest_prediction(net->class_count, prediction_arr);
80
81
82
                    if (are_class_names_equal(current_class->class_name, prediction_arr[k]
    .class name) == 0)
83
                        current_evaluation->accuracy += 1.0;
84
                    free(prediction arr);
85
86
87
88
                current evaluation->accuracy /= (double)(current class->reference count);
89
            }
90
        }
91
```

```
92
         return evaluation_arr;
 93
 94
     static double act(int property_count, pnn_reference * reference, double * input, double
 95
     sigma)
 96
     {
 97
         double acc = 0, d;
         for (int i = 0; i < property_count; i++)</pre>
98
99
             d = reference->reference[i] - input[i];
100
101
             acc += d * d;
102
103
         acc /= -(sigma * sigma);
104
105
         return exp(acc);
106
107
108
     static int index_of_largest_prediction(int n, pnn_prediction * prediction_arr)
109
110
         int i = 0;
         for (int j = 0; j < n; j++)
111
112
             if (prediction arr[i].prediction < prediction arr[j].prediction)</pre>
113
114
115
116
         return i;
117
118
119
     static int are_class_names_equal(char * class_name1, char * class_name2)
120
    {
         char * dash1 = strchr(class_name1, '-');
121
         char * dash2 = strchr(class_name2, '-');
122
123
124
         size_t n = dash1 - class_name1;
125
         if (n != dash2 - class_name2)
126
             return 1;
127
         return strncmp(class_name1, class_name2, n);
128
129
     }
130
```

pnnlib\pnn_io.c

```
#include "pch.h"
 2
 3
   #include "pnn.h"
 4
 5
   #include "pnn_alloc_check.h"
6
   #include <stdio.h>
7
8
    #include <stdlib.h>
9
    pnn_data * pnn_data_load(FILE * f)
10
11
   {
12
        int property_count;
```

```
13
        int total_reference_count;
        int class count;
14
15
        fread(&property count, sizeof(int), 1, f);
16
17
        fread(&total_reference_count, sizeof(int), 1, f);
        fread(&class_count, sizeof(int), 1, f);
18
19
        pnn_class ** pnn_class_arr = (pnn_class **)malloc(class_count * sizeof(pnn_class *));
20
        pnn_fail_alloc_check(pnn_class_arr);
21
22
        for (struct
23
             {
24
                 int i;
25
                 size_t class_name_len; char * class_name;
                 int reference_count;
26
27
             state_class = { .i = 0, .class_name_len = 0, .class_name = NULL, .reference_count =
28
    0 };
29
             state_class.i < class_count;</pre>
             state_class.i++)
30
31
        {
32
            fread(&(state_class.class_name_len), sizeof(size_t), 1, f);
33
            state class.class name = (char *)malloc((state class.class name len + 1) *
34
    sizeof(char));
35
            pnn_fail_alloc_check(state_class.class_name);
36
            fread(state_class.class_name, sizeof(char), state_class.class_name_len, f);
            state_class.class_name[state_class.class_name_len] = '\0';
37
38
39
            fread(&(state_class.reference_count), sizeof(int), 1, f);
10
            pnn_reference ** pnn_reference_arr =
41
42
                (pnn reference **)malloc(state class.reference count * sizeof(pnn reference *));
43
            pnn_fail_alloc_check(pnn_reference_arr);
44
            for (struct
45
                 {
46
47
                      int reference_id; int property_count;
                      double * reference;
48
49
                 state_reference = { .j = 0, .reference_id = 0, .property_count = 0, .reference =
50
    NULL);
                 state_reference.j < state_class.reference_count;</pre>
51
52
                 state reference.j++)
53
            {
                fread(&(state reference.reference id), sizeof(int), 1, f);
54
55
                fread(&(state_reference.property_count), sizeof(int), 1, f);
56
                state_reference.reference = (double *)malloc(state_reference.property_count *
57
    sizeof(double));
58
                pnn_fail_alloc_check(state_reference.reference);
59
                fread(state_reference.reference, sizeof(double), state_reference.property_count,
    f);
60
61
                pnn reference arr[state reference.j] =
    pnn_reference_create(state_reference.reference_id, state_reference.property_count,
62
    state_reference.reference);
63
```

```
64
             pnn_class_arr[state_class.i] = pnn_class_create(state_class.class_name,
65
     state_class.reference_count, pnn_reference_arr);
66
         }
67
         pnn_data * data = pnn_data_create(DEFAULT_SIGMA, property_count, total_reference_count,
68
     class count,
69
                                            pnn class arr);
70
71
         return data;
72
73
74
     void pnn_data_fprint(pnn_data * data, FILE * f)
75
76
         fprintf(f, "sigma = %lf; property_count = %d; total_reference_count = %d; class_count =
     %d\n",
77
                 data->sigma, data->property_count, data->total_reference_count, data->
     class_count);
78
79
         for (struct
80
              {
81
                  int i;
82
                  pnn_class * current_class;
83
24
              state_class = { .i = 0, .current_class = NULL };
85
              state_class.i < data->class_count; state_class.i++)
86
         {
87
             state_class.current_class = data->pnn_class_arr[state_class.i];
88
89
                             class_name = %s; reference_count = %d\n",
90
                     state_class.current_class->class_name, state_class.current_class->
     reference_count);
91
             for (struct
92
93
                  {
94
                     int j;
95
                     pnn_reference * current_reference;
96
97
                  state_reference = { .j = 0, .current_reference = NULL };
                  state_reference.j < state_class.current_class->reference_count;
98
     state_reference.j++)
99
100
                 state_reference.current_reference = state_class.current_class->
     reference_arr[state_reference.j];
101
                 fprintf(f, "
102
                                      id = %d; property_count = %d; ",
103
                         state_reference.current_reference->id, state_reference.current_reference-
     >property_count);
104
105
                 for (int k = 0; k < state reference.current reference->property count - 1; k++)
106
                 {
                     fprintf(f, "%.21f,", state reference.current reference->reference[k]);
107
108
109
                 fprintf(f, "%.21f\n", state_reference.current_reference->
     reference[state_reference.current_reference->property_count - 1]);
110
111
     }
112
```

pnnlib\pnn_memory.c

```
#include "pch.h"
 2
 3
    #include "pnn.h"
 4
 5
    #include "pnn alloc check.h"
 6
 7
    #include <stdlib.h>
 8
    pnn_reference * pnn_reference_create(int id, int property_count, double * reference)
 9
10
        pnn_reference * obj = (pnn_reference *)malloc(sizeof(pnn_reference));
11
12
        pnn_fail_alloc_check(obj);
13
14
        obj->id = id;
15
        obj->property_count = property_count;
        obj->reference = reference;
16
17
18
        return obj;
19
    }
20
    pnn_reference * pnn_reference_free(pnn_reference * obj)
21
22
    {
23
        free(obj->reference);
24
        free(obj);
25
26
        return NULL;
27
    }
28
    pnn_class * pnn_class_create(char * class_name, int reference_count, pnn_reference **
29
    reference_arr)
30
31
        pnn_class * obj = (pnn_class *)malloc(sizeof(pnn_class));
32
        pnn_fail_alloc_check(obj);
33
34
        obj->class_name = class_name;
35
        obj->reference_count = reference_count;
36
        obj->reference arr = reference arr;
37
38
        return obj;
39
40
    pnn_class * pnn_class_free(pnn_class * obj)
41
42
43
        free(obj->class_name);
        for (int i = 0; i < obj->reference_count; i++)
44
45
            pnn_reference_free(obj->reference_arr[i]);
46
        free(obj);
47
48
        return NULL;
49
    }
50
```

```
pnn_data * pnn_data_create(double sigma, int property_count, int total_reference_count, int
    class_count,
52
                              pnn_class ** pnn_class_arr)
53
   {
54
        pnn_data * obj = (pnn_data *)malloc(sizeof(pnn_data));
55
        pnn_fail_alloc_check(obj);
56
        obj->sigma = sigma;
57
58
        obj->property_count = property_count;
59
        obj->total_reference_count = total_reference_count;
60
        obj->class_count = class_count;
        obj->pnn_class_arr = pnn_class_arr;
61
62
63
        return obj;
64
   }
65
66
   pnn_data * pnn_data_free(pnn_data * obj)
67
        for (int i = 0; i < obj->class_count; i++)
68
69
            pnn_class_free(obj->pnn_class_arr[i]);
70
        free(obj);
71
72
        return NULL;
73
   }
74
```

pnnlib\pnn.h

```
1
   #pragma once
2
3
   #include <stdio.h>
4
5
   #define DEFAULT SIGMA 0.01
   #define EPSILON 0.001
6
7
8
   typedef struct pnn_reference
9
10
        int id;
11
        int property_count;
12
        double * reference;
13
   } pnn_reference;
14
15
   typedef struct pnn_class
16
17
        char * class_name;
18
        int reference_count;
        struct pnn_reference ** reference_arr;
19
20
   } pnn_class;
21
22
   typedef struct pnn_data
23
   {
24
        double sigma;
25
        int property_count;
26
        int total_reference_count;
27
        int class_count;
```

```
28
        struct pnn_class ** pnn_class_arr;
29
   }pnn_data;
30
31
   pnn_reference * pnn_reference_create(int id, int property_count, double * reference);
   pnn_reference * pnn_reference_free(pnn_reference * obj);
32
33
   pnn_class * pnn_class_create(char * class_name, int reference_count, pnn_reference **
34
    reference_arr);
35
   pnn_class * pnn_class_free(pnn_class * obj);
36
37
   pnn_data * pnn_data_create(double sigma, int property_count, int total_reference_count, int
    class_count,
38
                             pnn_class ** pnn_class_arr);
39
   pnn_data * pnn_data_free(pnn_data * obj);
40
41
   pnn_data * pnn_data_load(FILE * f);
42
   void pnn_data_fprint(pnn_data * data, FILE * f);
43
44
   typedef struct
45
46
        char * class name;
        double prediction;
47
48
   pnn prediction;
49
50
51
   typedef struct
52
   {
53
        char * class_name;
54
        double accuracy;
55
56
   pnn_evaluation;
57
58
   pnn_prediction * pnn_predict(pnn_data * data, double * input);
   pnn_evaluation * pnn_evaluate(pnn_data * net, pnn_data * data);
59
60
```

data-processing.py

```
import pandas as pd
    import numpy as np
    from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
    from sklearn.model_selection import train_test_split
    from shutil import rmtree
    from os.path import exists, isdir
 7
    from os import makedirs
 8
9
    DATA_NAME = "original_data.csv"
   OUT DATA PREFIX = "/data"
10
    PNN_OUTPUT_DIR = "./out-pnn"
11
    PNN_REFERENCE_OUTPUT_DIR = PNN_OUTPUT_DIR + OUT_DATA_PREFIX
12
    TRAIN_OUTPUT_DIR = "./out-train"
13
14
    TRAIN_REFERENCE_OUTPUT_DIR = TRAIN_OUTPUT_DIR + OUT_DATA_PREFIX
    TEST OUTPUT DIR = "./out-test"
15
    TEST_REFERENCE_OUTPUT_DIR = TEST_OUTPUT_DIR + OUT_DATA PREFIX
16
17
    PNN REFERENCE COUNT BY CLASS = {
18
        "smurf":
19
                           0.6.
20
        "neptune":
                           0.6,
21
        "normal":
                           0.6.
22
        "back":
                           1.0.
        "satan":
23
                           1.0,
24
        "ipsweep":
                           1.0.
25
        "portsweep":
                           1.0,
26
        "warezclient":
                           1.0.
        "teardrop":
27
                           1.0.
28
        "pod":
                           1.0.
        "nmap":
29
                           1.0,
        "guess passwd":
30
31
        "buffer overflow": 1.0,
32
        "land":
                           1.0,
33
        "warezmaster":
                           1.0,
34
        "imap":
                           1.0,
35
        "rootkit":
                           1.0.
36
        "loadmodule":
                           1.0,
37
        "ftp write":
                           1.0,
        "multihop":
38
                           1.0.
39
        "phf":
                           1.0.
        "perl":
40
                           1.0,
        "spy":
41
                           1.0
42
    TEST SIZE = 0.25
43
    REAL DATA COUNT PER CLASS = 8000
44
    RANDOM STATE = 1450
45
46
47
    # Read data
48
    data = pd.read_csv(DATA_NAME)
49
50 # Show column info
   print(">>> Original data >>>")
51
52
    for column in data.columns:
        unique_values_count = data[column].nunique()
```

```
54
         unique_values = data[column].unique()
         print(f"Column: {column}")
55
56
         print(f"Unique Values Count: {unique_values_count}")
         print(f"Unique Values: {unique values}")
57
58
         print()
    print(">>> Column types >>>\n", data.dtypes, "\n")
59
60
    # Show unique classes and their count
61
    print(">>> Class | Count >>>")
62
    print(data["label"].value counts(), "\n")
63
64
    # Drop lnum outbound cmds and is host login columns since values are same for all rows
65
    data = data.drop(columns = ["lnum_outbound_cmds", "is_host_login"])
66
67
    # Convert protocol type, service, flag columns to numeric
68
    nonnumeric_columns = ["protocol_type", "service", "flag"]
69
70 label_encoder = LabelEncoder()
71
    for column in nonnumeric columns:
         data[column] = label_encoder.fit_transform(data[column])
72
73
74
    # normalize data
75
    for column name in data.columns:
76
         if column_name != 'label':
77
             column = data[column name]
             min val = column.min()
78
             max_val = column.max()
79
             data[column name] = (column - min val) / (max val - min val)
80
81
82
    # Show column info
    print(">>> Data: removed useless columns, all numeric >>>")
83
84
    for column in data.columns:
         unique_values_count = data[column].nunique()
85
86
         unique values = data[column].unique()
         print(f"Column: {column}")
87
         print(f"Unique Values Count: {unique_values_count}")
88
89
         print(f"Unique Values: {unique_values}")
90
    print(">>> Column types >>>\n", data.dtypes, "\n")
91
92
93
    # Show unique classes and their count
    print(">>> Class | Count >>>")
94
95
    print(data["label"].value_counts(), "\n")
96
97
    # Delete old run data and recreate out directory tree
98 if exists(PNN_OUTPUT_DIR):
99
         rmtree(PNN OUTPUT DIR)
100 makedirs(PNN_REFERENCE_OUTPUT_DIR)
101
    if exists(TRAIN_OUTPUT_DIR):
102
         rmtree(TRAIN OUTPUT DIR)
    makedirs(TRAIN_REFERENCE_OUTPUT_DIR)
103
104
    if exists(TEST OUTPUT DIR):
         rmtree(TEST OUTPUT DIR)
105
    makedirs(TEST_REFERENCE_OUTPUT_DIR)
106
107
108
    # data export
109 | property_count = len(data.columns.tolist()) - 1
```

```
data.insert(0, "property_count", property_count)
110
     rows_by_class = dict(tuple(data.groupby("label")))
111
     count_by_class = { "pnn": 0, "train" : 0, "test": 0 }
112
     for k,k data in rows by class.items():
113
         k_data.drop(columns = ["label"], inplace = True)
114
         if k_data.shape[0] > REAL_DATA_COUNT_PER_CLASS:
115
116
             # select real count from k data
             k data real = k data.sample(n = REAL DATA COUNT PER CLASS, random state =
117
     RANDOM_STATE)
118
119
             # split
120
             k data train, k data test = train test split(k data real, test size = TEST SIZE,
     random state = RANDOM STATE)
121
122
             # take pnn data from train data
123
             k_data_pnn = k_data_train.sample(frac = PNN_REFERENCE_COUNT_BY_CLASS[k], random_state
     = RANDOM STATE)
124
125
             # save data
             count by class["pnn"] += k data pnn.shape[0]
126
127
             k data pnn.to csv(PNN REFERENCE OUTPUT DIR + "/" + k + "-" + str(k data pnn.shape[0])
     + ".csv"
128
                               header = False, index = True, lineterminator = ',')
             count_by_class["train"] += k_data_train.shape[0]
129
130
             k data train.to csv(TRAIN REFERENCE OUTPUT DIR + "/" + k + "-" +
     str(k_data_train.shape[0]) + ".csv",
131
                                 header = False, index = True, lineterminator = ',')
132
             count_by_class["test"] += k_data_test.shape[0]
             k data test.to csv(TEST REFERENCE OUTPUT DIR + "/" + k + "-" +
133
     str(k data test.shape[0]) + ".csv",
134
                                header = False, index = True, lineterminator = ',')
135
         else:
136
             # save whole data as pnn, train, test
137
             count_by_class["pnn"] += k_data.shape[0]
138
             k_data.to_csv(PNN_REFERENCE_OUTPUT_DIR + "/" + k + "-" + str(k_data.shape[0]) + "
     .csv".
                               header = False, index = True, lineterminator = ',')
139
140
             count by class["train"] += k data.shape[0]
             k_data.to_csv(TRAIN_REFERENCE_OUTPUT_DIR + "/" + k + "-" + str(k_data.shape[0]) + "
141
     .csv".
142
                                 header = False, index = True, lineterminator = ',')
143
             count_by_class["test"] += k_data.shape[0]
             k_data.to_csv(TEST_REFERENCE_OUTPUT_DIR + "/" + k + "-" + str(k_data.shape[0]) + "
144
     .csv".
145
                                header = False, index = True, lineterminator = ',')
146
147
     # save metadata
     with open(PNN_OUTPUT_DIR + "/info.csv", "w", newline = "\n") as info:
148
         info.write(",".join([str(property count),
149
150
                              str(count_by_class["pnn"]),
151
                              str(len(data["label"].unique()))]))
     with open(TRAIN_OUTPUT_DIR + "/info.csv", "w", newline = "\n") as info:
152
153
         info.write(",".join([str(property_count),
154
                              str(count_by_class["train"]),
155
                              str(len(data["label"].unique()))]))
     with open(TEST_OUTPUT_DIR + "/info.csv", "w", newline = "\n") as info:
156
157
         info.write(",".join([str(property_count),
158
                              str(count_by_class["test"]),
```

data-processing.py

159

str(len(data["label"].unique()))]))