

Yet Another Traffic Classifier:
A Masked Autoencoder Based Traffic Transformer
with Multi-Level Flow Representation
論文復現與報告

第29組:

111550018 黃羽良

111550046 周哲煒

動機:

流量辨識能幫助偵測威脅，現有幾類辨識方式有限制

Rule-based method:

檢查基礎特徵(protocol, port num ...)，
已難以準確預測現代複雜網路環境下流量

ML-based method:

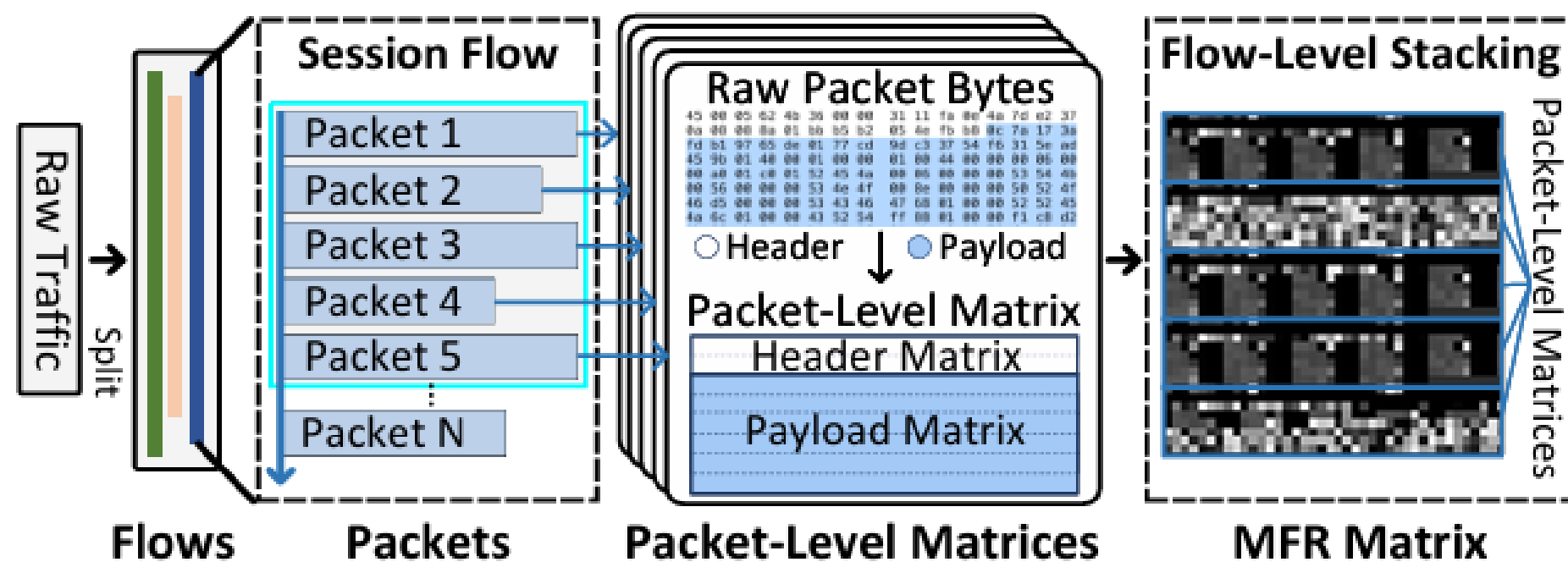
選擇optimal statistical features為SVM inputs，
依賴專家統計特徵，針對不同場景須選不同特徵

一般DL-based method:

1. 僅以Raw byte表示資料
2. 無traffic characteristic
3. 訓練針對特定情境的classifier要大量時間去label data

YaTC改善部分:

1. Multi-level flow representation (MFR)
具備封包和位元組關係
2. Masked autoencoder (MAE)



Pre-training method:

NLP: 如BERT，traffic bytes缺少明顯的high-level semantic units

Traditional CV: 裁切、縮放會破壞結構如裁切header

MAE: 隨機遮住圖像的一部分，讓模型去預測被遮住的部分，
位置不變。

MFR building method:

每個封包固定佔用 2 行 Header、6 行 Payload，共40行。

這確保Header不會被Payload 淹沒，且5個封包都有考慮到。

移除Ethernet headers，隨機化IP，但保留方向性。

Traffic transformer:

1.Embedding:

切割MFR為N個不重疊patches

$$\mathbf{x}_0 = [x_p^1 E; x_p^2 E; \dots; x_p^N E] + E_{pos}$$

$x_p^i E$: 2D 的 Patch 映射到 D 維的向量空間 (D = 192)

\mathbf{x}_0 : Transformer encoder的初始input

2.Packet-level Attention

產生Query, Key, Value 向量

$$Q = x^l W_Q, \quad K = x^l W_K, \quad V = x^l W_V$$

$$\text{Attn}(Q, K, V) = \text{softmax} \left(\frac{QK^T}{\sqrt{D_k}} \right) V$$

複雜度由 $O(N^2)$ 轉為 $O(N^2/M)$ N: patches, M: packets

3. Flow-level Attention

$x_r = \text{Pooling}(x_p')$, 將Patch壓縮成row patch

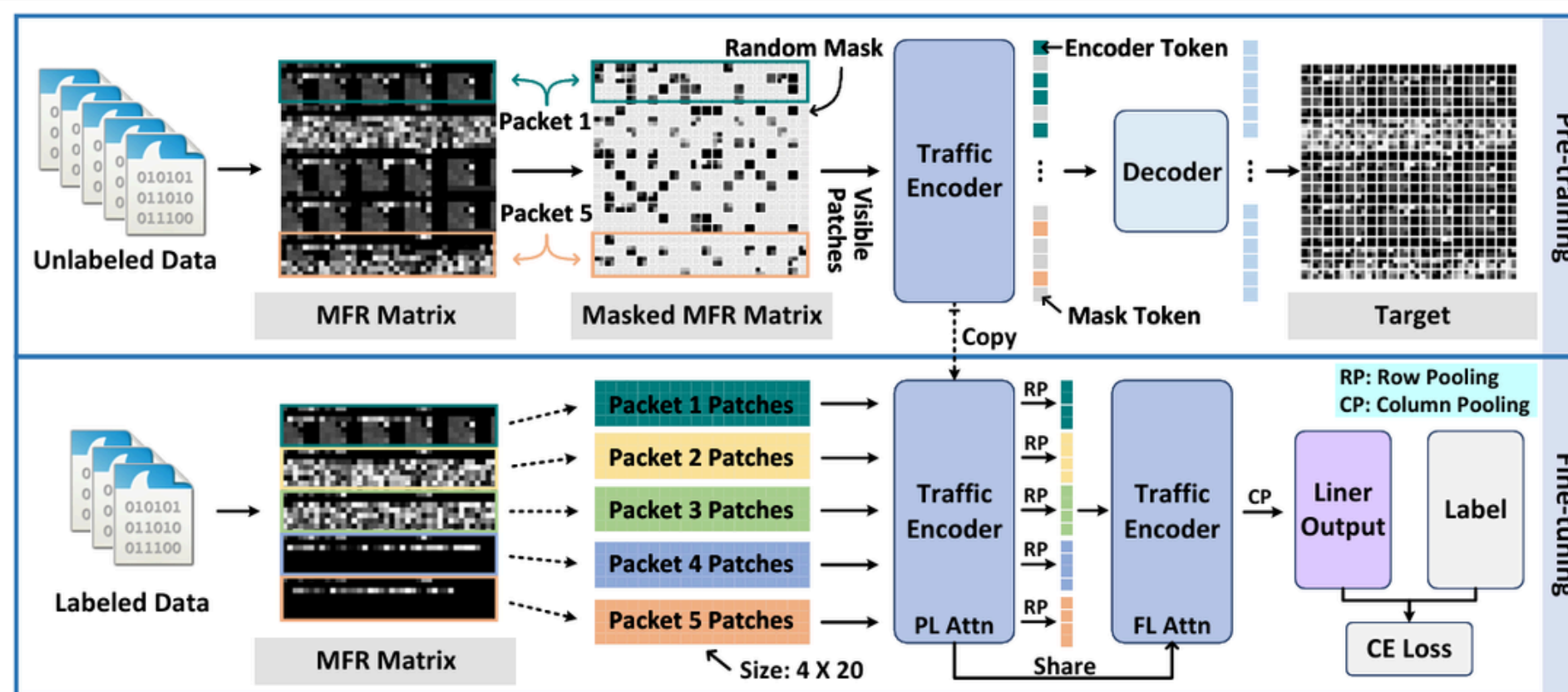
複雜度 $O(N^2)$ 減少至 $O(N)$

$x_{MFR} = \text{Pooling}(x_c)$

4. Loss function

Pre-training: $L_{rec} = \text{MSE}(y_{rec}, y_{real})$

Fine-tuning: $L_{CE} = H(\hat{y}, y)$



實驗:

資料集:

CICIoT2022_MFR, ISCXTor2016_MFR,

ISCXVPN2016_MFR, USTC-TFC2016_MFR, Cross-Platform dataset (不參與訓練)

設定:

Pre-training batch size: 512, total step: 150000

Base learning rate: $1e-3$, mask ratio: 90%

Fine-tuning optimizer: AdamW, epoch: 200,

Base learning rate: $2e-3$, batch size: 64

比較對象:

FlowPrint, AppScanner, DF, Deeppacket, 2D-CNN, 3D-CNN

FS-Net, PERT, ET-BERT

實驗結果:

YaTC在各個資料集均取得最好的Acc和F1 score

YaTC在Cross-Platform資料集表現較好(泛用)

減少labeled data size時，YaTC效能降低最少

移除Packet-level Attention後性能大幅下降，

證明封包內的特徵提取的重要性

直接用raw bytes而非MFR後性能下降

驗證MFR轉換重要性

復現:

更新論文使用Python版本(3.8->3.11) ,

補上epochs參數

新增擷取pcap檔案並轉成MFR圖片功能

	ISXVPN_2016	ISXTor2016	USTC-TFC2016	CICIoT2022_MFR
Acc	0.9545	0.9313	0.9562	0.9518
F1	0.9536	0.9316	0.9557	0.9517

復現環境:

CPU: Intel(R) Xeon(R) Gold 5218 CPU @ 2.30GHz

GPU: Quadro RTX 6000/RTX 8000

RAM: 396GB

OS: Debian(Linux 6.1.0-29-amd64)

Python 3.11.2

numpy 2.3.3

sympy 1.14.0

scipy 1.16.2

torch 2.8.0

torchvision 0.23.0

scikit-learn 1.7.2