第 13 卷 第 5 期
2024 年 9 月
集 成 技 术
JOURNAL OF INTEGRATION TECHNOLOGY
Vol. 13 No. 5
Sep. 2024

引文格式：
乐鑫, 吴桦, 杨骏, 等. 基于复合特征的高速网络视频流量识别方法 [J]. 集成技术, 2024, 13(5): 19-29.
Le X, Wu H, Yang J, et al. A method for identifying high-speed networks video traffic based on composite features [J]. Journal of Integration Technology, 2024, 13(5): 19-29.

基于复合特征的高速网络视频流量识别方法

乐 鑫[1] 吴 桦[1,2,3*] 杨 骏[1] 程 光[1,2,3] 胡晓艳[1,2,3]

[1](东南大学网络空间安全学院 南京 211189)
[2](网络空间国际治理研究基地(东南大学) 南京 211189)
[3](江苏省泛在网络安全工程研究中心 南京 211189)

摘 要 现有的视频流量识别方法主要针对特定平台，且大多需要捕获完整的流量，不适合高速网络管理。研究提出一种在采样后的高速流量中识别来自多个平台视频流量的方法。基于多个视频平台传输协议的普遍特性提取特征构建复合特征空间，并进一步处理这些特征，以消除采样对特征稳定性的影响，最后提取特征向量，并训练分类模型。研究使用带宽为 10 Gbps、采样率为 1∶32 的高速网络流量进行试验验证，结果表明：该方法可在高速网络中快速识别多平台的视频流量，且识别准确率大于 98%。

关键词 高速网络；视频流；快速识别；机器学习；多平台
中图分类号 TN915.08 **文献标志码** A doi: 10.12146/j.issn.2095-3135.20240124002

A Method for Identifying High-Speed Networks Video Traffic Based on Composite Features

LE Xin[1] WU Hua[1,2,3*] YANG Jun[1] CHENG Guang[1,2,3] HU Xiaoyan[1,2,3]

[1](*School of Cyber Science and Engineering*, *Southeast University*, *Nanjing* 211189, *China*)
[2](*Research Base of International Cyberspace Governance* (*Southeast University*), *Nanjing* 211189, *China*)
[3](*Jiangsu Province Engineering Research Center of Security for Ubiquitous Network*, *Nanjing* 211189, *China*)
[*]*Corresponding Author*: *hwu@njnet.edu.cn*

Abstract Existing methods for video traffic identification are mainly targeted at specific platforms and mostly require capturing full flows, which makes them unsuitable for high-speed networks management. This paper proposes a method for video traffic identification from multi-platforms in the sampled high-speed traffic.

收稿日期：2024-01-24 **修回日期**：2024-04-10
基金项目：国家重点研发计划项目(2021YFB3101403)
作者简介：乐鑫，硕士，研究方向为加密视频流量识别；吴桦(通讯作者)，副教授，研究方向为网络安全、加密流量分析、流媒体技术，E-mail：hwu@njnet.edu.cn；杨骏，硕士研究生，研究方向为加密流量分析；程光，教授，研究方向为网络流量安全分析、主动防御、内生安全等；胡晓艳，副教授，研究方向为区块链网络安全智能感知、加密流量分析、未来网络体系结构及其安全。

This paper analyze multiple video platform transmission protocols, extract features based on their common characteristics to construct a composite feature space, and further process these features to eliminate the effect of sampling on feature stability. Then, feature vectors are extracted and a classification model is trained. In the experiments, high-speed networks traffic with a bandwidth of 10 Gbps and a sampling rate of 1:32 was used. The results showed that the proposed method can quickly identify video traffic from multi-platforms with a precision of over 98%.

Keywords high-speed networks; video flow; quickly identify; machine learning; multi-platforms

Funding This work is supported by National Key Research and Development Program of China (2021YFB3101403)

1 引 言

近年来，主干网中的视频流量持续高速增长。Sandvine[1]发布的《2023 global internet phenomena report》显示，视频流量在 2022 年增长了 24%，占所有互联网流量的 65%。由于视频流量对网络带宽要求较高，对用户满意度有显著影响，因此，互联网服务提供商通常需要快速识别视频流量，以优化带宽分配，提高用户使用体验。

随着加密流量在网络中的占比越来越高，视频流量识别方法已经从传统的基于有效载荷的方法转向基于统计的方法[2]，如基于阈值或者机器学习的方法。基于统计的方法不依赖于数据包有效载荷进行识别，因此在加密视频流量识别中被广泛使用和研究。

现有研究大多基于特定的传输协议和视频平台。然而，现有视频平台使用多种传输协议[3-6]，因此，基于特定协议和视频平台的方法无法识别多个平台的视频流量。此外，现有方法通常基于完整流量进行识别。但是，在高速网络中，捕获并分析完整流量所需的资源开销是巨大的。因此，现有方法无法应用于高速网络。

为解决上述问题，本文提出一种实用方法，可从高速流量中识别视频流量。该方法从采样的流量中提取与协议无关的稳定特征，并在视频传输的早期识别视频流量。

本文的主要贡献如下：

(1) 为了识别使用不同协议的多平台视频流量，本研究团队基于视频流的普遍特征构建了与协议无关的复合特征空间。实验结果表明，使用采集的多平台视频流量数据集，所构建的复合特征空间能够从混合多种视频平台的数据集中准确识别出视频流量。

(2) 为了在高速网络中数据包采样场景下也能有效识别视频流量，本文仅使用不受流量采样影响的特征构建特征空间。在带宽为 10 Gbps 的校园网络边界采集的高速流量的实验结果显示，所提出的方法在采样率为 1∶32 的情况下，准确率高于 98%。

2 研究现状

在加密传输协议全面部署应用之前，深度报文检测方法常被用于识别视频流量。Sen 等[7]利用数据包的有效载荷签名识别 P2P 应用程序的流量。Aziz 等[8]利用深度报文检测方法识别使用标准实时流媒体协议的视频流量。然而，随着加密

协议在网络中的大规模采用，基于深度报文检测的方法被逐渐淘汰[9]。在本文中，“流”指网络中由源 IP 地址、目的 IP 地址、源端口、目的端口、协议类型等五元组确定的端到端的数据通信过程。

一些研究者提出基于统计指标的视频流量识别方案。例如：Li 等[4]通过比较若干指标(如流速和数据包长度)与给定阈值的关系识别 YouTube 视频流，然而，该方法在识别其他平台的视频流量时，性能有限；Wu 等[6]基于域名系统查询行为识别 P2P 流量，并在 P2P 流量中区分文件共享、VoIP 和视频流媒体流量，然而，该方法仅能识别 P2P 视频流量，不能识别非 P2P 视频流量。

近年来，许多基于机器学习的方法已被研究者提出，并用于识别视频流量。特征空间的构建是机器学习方法的重点，直接影响视频流量识别方法的有效性[10-11]。一些研究基于视频流的传输模式构建特征空间。例如，文献[12-13]利用下载速率表征和识别视频流量，文献[14]利用数据包到达间隔识别视频流量。然而，上述方法需采集完整的传输流提取特征，由于处理完整的高速网络流量消耗的资源很大，很难实时完成，因此只能用于实时性要求不高的场景。

为减少提取特征所需的时间，一些研究者提出从流的关键数据包中提取特征的方法。Wang 等[15]从 P2P 视频流的前几个控制数据包中提取特征。Shen 等[16]利用加载网页阶段的前 100 个数据包构建网页指纹。Wang 等[17]介绍了两阶段流量分类方法，策略是提取数据流中前几个数据包的特征，从而尽可能早地识别简单的流量模式。显然，这些方法都依赖于从传输过程开始的关键数据包中抽取特征。但是，这些方法难以在采样流量中获得所有的关键数据包，因此无法应用于高速网络。

为解决高速网络中的视频流量识别问题，本文提出一种基于复合特征的视频流量识别方法，该方法可从高速网络的采样流量中快速准确地识别多平台视频流量。

3　基于复合特征的高速网络视频流量识别方法

本节提出一种快速识别高速网络视频流量的方法，可从采样流量中准确快速识别多平台视频流量。识别方法的流程框架如图 1 所示，可分为离线训练阶段和在线识别阶段。

离线训练阶段：首先，从多个平台收集视频流量作为数据集；其次，根据视频流传输控制协议(transmission control protocol，TCP)握手数据包或请求信息对其进行标注，并提取特征，以获得标注的样本集；最后，通过在样本集上应用机器学习算法获得分类模型。

在线识别阶段：首先，对到达高速网络中的数据包进行系统采样；其次，将网络中的数据包重组成双向流，并从双向流中提取特征；最后，应用在模型训练阶段获得的分类模型识别视频流。

3.1　数据集采集

本研究团队调研发现，现有的公共数据集通常过于陈旧，或者包含的视频流量类型较少[10,18]。为使训练用到的数据集包括全面且包含最新的数据，本文从若干个流行的平台上捕获了播放视频产生的流量，以构建数据集。

为保证视频的多样性，本研究从目前最流行的若干个视频平台上收集不同播放时长、不同分辨率下的视频流量，捕获的数据量和不同平台使用的传输协议见表 1。

3.2　视频流复合特征的提取方法

在使用机器学习方法之前，需先构造特征空间。为准确识别使用不同传输协议的视频流，本研究不依赖特定协议的特征，只使用视频流本身的普遍特征。下文将详细介绍如何从视频流的 3

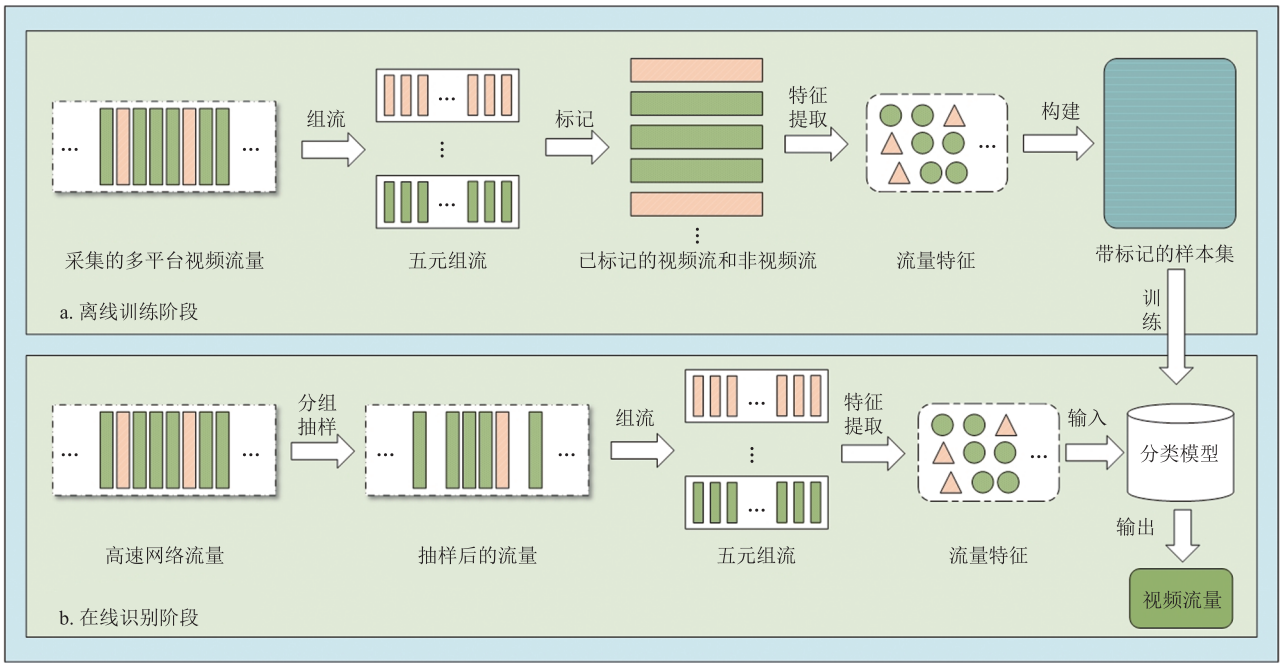

图 1 视频流量识别方法框架

Fig. 1 Framework for video traffic recognition method

表 1 不同平台采集的视频流量

Table 1 Video traffic collected by different platforms

视频平台	数据量 (GB)	传输协议
Facebook	0.38	HTTP＋TLS1.2
YouTube	13.85	HTTP＋TLS1.3、GQUIC
Twitter	0.07	HTTP＋TLS1.3
Bilibili	2.87	HTTP＋TCP、UDT
爱奇艺	5.32	HTTP＋TCP、HTTP＋TLS1.2
优酷	1.29	HTTP＋TCP、HTTP＋TLS1.2
快手	3.07	HTTP＋TLS1.2、HTTP＋TLS1.3
人人影视	1.18	HTTP＋TLS1.2
搜狐视频	1.01	HTTP＋TCP、HTTP＋TLS1.3、GQUIC
抖音	0.11	HTTP＋TCP、HTTP＋TLS1.2
火山小视频	0.34	HTTP＋TCP
其他平台	0.99	HTTP＋TCP、HTTP＋TLS1.2

个普遍特征中提取统计特征及构建特征空间。

由于无法在主干网中确定流量的传输方向，因此，本研究将从低 IP 地址到高 IP 地址的方向定义为前向流量，反之为后向流量。此外，本文计算每个五元组流的统计信息，如表 2 所示。

在主干网管理中，为减少需要分析的数据量，降低处理和存储的开销，会对报文进行采样。报文采样会影响表 2 中流量统计值的有效性，如果直接用这些统计值作为分类特征，则将导致视频流量的识别性能下降。因此，本研究对这些统计值进行进一步处理，消除采样对特征的影响。本文结合视频流的普遍特征，提取出不受

表 2　流量统计信息的描述

Table 2　Description of the traffic statistics information

名称	描述
f_pck	前向流发送的数据包数量
b_pck	后向流发送的数据包数量
f_len	前向流发送的字节数
b_len	后向流发送的字节数
f_d_p	前向流发送的带有有效载荷的数据包数量
b_d_p	后向流发送的带有有效载荷的数据包数量
f_d_l	前向流发送的有效载荷的字节数
b_d_l	后向流发送的有效载荷的字节数
p_len	数据包有效载荷的字节数
tmGap	五元组流的实际传输时间

采样影响的特征，以构建特征空间。

3.2.1 基于视频前后向流的不对称性提取特征

视频流在传输过程中具有明显的前后向流不对称性。这一特性来自于视频播放过程中的请求和响应机制，具体可反映在前向流和后向流的有效载荷大小比率上。为更全面地从统计学的角度描述前向流和后向流的比率与视频流之间的关系，本文定义一组特征 *RAT*(rates)，并根据式(1)计算。

$$RAT=\begin{cases} r_b_pck=b_pck/(b_pck+f_pck) \\ r_b_len=b_len/(b_len+f_len) \\ r_b_dp=b_d_p/(b_d_p+f_d_p) \\ r_b_dl=b_d_l/(b_d_l+f_d_l) \end{cases} \tag{1}$$

其中，*r_b_pck* 为后向流中数据包个数与双向流中数据包个数的比率；*r_b_len* 为后向流中字节数与双向流中字节数的比率；*r_b_dp* 为后向流中有效载荷数据包个数与双向流中数据包个数的比率；*r_b_dl* 为后向流中有效载荷字节数与双向流中字节数的比率。

3.2.2 基于视频流的传输速率提取特征

与其他类型的流量不同，视频流具有更高的传输速率，因此本文通过定义以下流速率特征描述视频流 *SPD*(speed)，计算方法见式(2)。

$$SPD=\begin{cases} b_spd_pck=b_pck/\ tmGap \\ b_spd_len=b_len/\ tmGap \\ f_spd_pck=f_pck/\ tmGap \\ f_spd_len=f_len/\ tmGap \end{cases} \tag{2}$$

其中，*b_spd_pck* 为后向流的数据包传输速率，单位为数据包/s；*b_spd_len* 为后向流的字节传输速率，单位为字节/s；*f_spd_pck* 为前向流的数据包传输速率；*f_spd_len* 为前向流的字节传输速率。由于自适应流媒体的分段传输机制，在视频传输连接的持续时间内，视频流传输过程中存在大量的传输间隔。因此，为更准确地计算流量传输速率，本文利用 *tmGap* 统计数据包的实际传输时长。

3.2.3 基于视频流有效载荷的概率密度分布提取特征

有研究表明，数据包的有效载荷长度分布(payload length distribution，*PLD*)可作为一种签名对流量进行分类[19-20]。为证明 *PLD* 也能用于区分视频流，本文选择常见的文本聊天流量、文件流量、游戏流量及视频流量，绘制它们的 *PLD* 曲线。如图 2 所示，可以发现，视频流的 *PLD* 明显区别于其他几个类型，因此可用于区分视频流。此外，还注意到视频流的数据包载荷大小在大于 1 400 字节的部分也有一定分布。为了获得有效的特征，本文通过下面的方式改进了 *PLD* 计算方法。

为统一数据包载荷长度的分布区间，本研究假设区间最大值为 L，并将区间[0, L]平均划分为 d 个区间，然后统计数据包载荷长度在这 d 个区间上的分布情况。此外，本研究对长度为 0 或者大于 L 的数据包单独统计其分布，当长度 l 大于 L 时，本研究统计 l/L 次。针对任意一条流量 i，本研究得到其分布特征集合 P_i，如式(3)所示。

$$P_i=\left(L_{i0},L_{i1},L_{i2},\cdots,L_{id},L_{i(d+1)}\right) \tag{3}$$

其中，L_{id} 为任意数据包分布在第 d 个区间上的概率，可通过将第 d 个区间上的数据包数量除以总

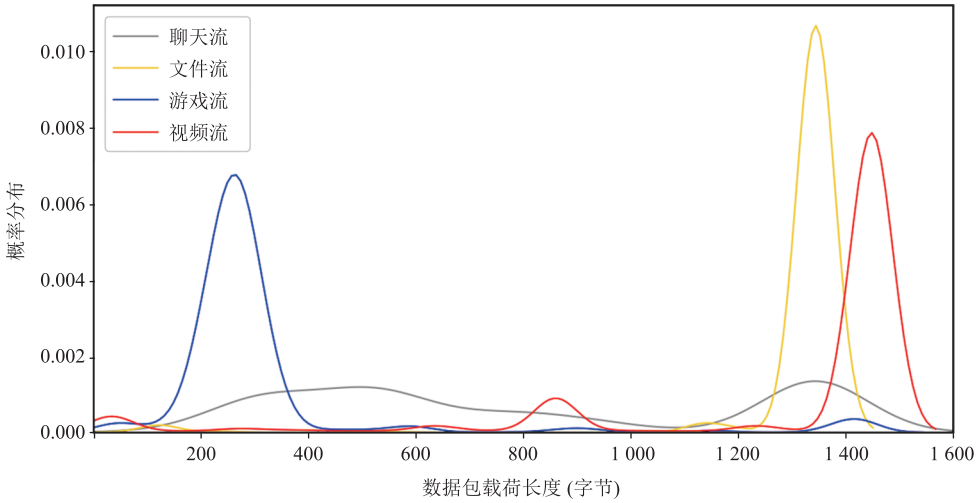

图 2 视频和非视频流量的 *PLD*

Fig. 2 *PLD* of video and non-video flows

数据包数量得到。为确定区间的最大值及区间个数，本文通过一系列实验进行比较，最终设置 L 为 1 300，d 为 13。通过该方法，本文得到 30 个特征(前向流和后向流各 15 个特征)。

3.2.4 基于特征重要性对特征空间进行降维

在上述 3 类特征中，第一类是前后向流量有效载荷的比值特征，第二类是流量的速率特征。这两类特征在对数据包进行采样后保持不变。第三类特征是有效载荷长度的分布特征，只要采样数量满足统计要求，采样后也保持不变。因此，这 3 类特征都不受采样率的影响，可用于高速网络环境。

基于上述 3 类特征提取，本文共得到 38 个特征。基于经验可知，特征的数量与机器学习算法的复杂性呈正相关，而算法过于复杂则会影响视频流量的识别速度。因此，本文根据每个特征的重要性得分选择关键特征。具体来说，本研究根据平均不纯度下降算法计算 38 个特征的重要性，并将这些特征按重要性排序，接着选择重要性最高的 8 个特征构建特征空间。本文将 8 个特征构成的特征空间命名为 *RSP*(*RAT*, *SPD*, *PLD*)。8 个特征的详细描述见表 3。

3.2.5 对特征进行归一化处理

本文根据之前标注的数据和特征选择的结果提取特征向量。由于部分特征(如流速率)的分布并不是均匀的，因此，为减少极端值对模型拟合

表 3 *RSP* 特征的描述及其重要性得分

Table 3 Description and importance score of *RSP* features

特征	描述	重要性得分
*p_b_*(0)	后向流中载荷为 0 字节的数据包所占的比例	17.9%
r_b_dp	后向流和前向流中带有有效载荷的数据包数量之比	14.4%
r_b_dl	后向流中有效载荷的总大小所占的比率	12.6%
*p_f_*(>1 300)	后向流中数据长度大于 1 300 字节的数据包所占的比率	10.8%
r_b_pck	后向流中的数据包数量所占的比率	7.7%
*p_b_*(1～100)	后向流中载荷长度为 1～100 字节的数据包所占的比率	7.4%
r_f_len	前向流中的数据量总大小所占的比率	6.5%
b_spd_len	后向流的数据传输速率	5.3%

速度的影响，本文使用 Z-score 方法将所有特征值归一化到均值为 0、方差为 1 的分布。计算方法见式(4)。

$$S=\left(X-\overline{X}\right)/\partial \tag{4}$$

其中，X 为特征值；$\overline{X}$ 为一组特征值的平均值；∂ 为一组特征值的标准差；S 为 X 归一化后的特征值。

3.2.6 基于监督学习的视频流量识别方法

本文将处理好的数据集按 3∶1 的比例分成训练集和测试集，并在此训练集上训练获得高性能的分类模型。本文首先选择在二分类问题上性能优异的随机森林分类(RFC)算法来训练并获得的分类模型。其次，通过网格搜索方法确定模型的最佳参数。最后，根据选定的算法和参数得到高性能的分类模型。在真实的高速网络中，本文将从采样流量中提取到的特征向量输入分类模型，即可获得准确的识别结果。

4　实验与分析

4.1　实验环境和数据集描述

本实验使用的机器配置为英特尔酷睿 i7、16 GB RAM。下文将对实验用到的数据集、评估效绩的指标进行介绍，并设计实验评估采样率及流的长度对识别结果的影响。

本文在实验室环境及校园网边界路由器处分别捕获流量。其中，在实验室中捕获的多平台视频流量数据集用于模型的训练和测试；在校园网边界路由器上捕获的流量数据集用于评估本文方法在实际高速网络中的性能。数据集的信息如表 4 所示。

4.2　评价指标

本文利用机器学习领域常用的评价指标评估本文方法的有效性，具体的定义及计算公式见表 5。

4.3　流长度对识别结果的影响

为尽快识别视频流，笔者希望在采集到一条流的少量数据包时即可提取特征向量。然而，识别精度和数据包的数量呈负相关。为选择最合适的数据包数量参数，本文在 Dataset-I 上设计实验，通过选择不同数量的数据包提取特征，从而评估数据包数量对分类性能的影响。本研究分别从流的 100、250、…、5 000 个数据包中提取特征，构建样本集，然后应用本文的分类模型进行预测。如图 3 所示，即使从流量的 100 个数据

表 4　数据集描述

Table 4　Description of datasets

数据集名称	描述	带宽	总字节数 (GB)	流数量
Dataset-I	实验室中捕获的多平台视频流量	100 Mbps	30.7	369 748
Dataset-II	校园网边界路由器处捕获的高速流量	10 Gbps	117	1 714 851

表 5　评价指标描述

Table 5　Description of evaluation indicators

定义	描述	公式
ROC	以分类模型识别结果的真阳性率(*TRP*)为纵坐标，假阳性率(*FAR*)为横坐标绘制的平面曲线	$TRP=TP/(TP+FN), FAR=FP/(FP+TN)$
Precision	分类模型识别出的真实视频流样本数与其检测出的总视频流样本数的比率	$Precision=TP/(TP+FP)$
Recall	分类模型识别出的真实视频流样本数与样本集中的所有视频流样本数的比率	$Recall=TP/(TP+FN)$
Accuracy	分类模型识别出的所有正确结果与全部样本数的比率	$Accuracy=(TP+TN)/(TP+FP+FN+TN)$
*F*1-score	分类模型识别结果的精确率与召回率的调和平均数	$F1\text{-score}=2\times Precision\times Recall/(Precision+Recall)$

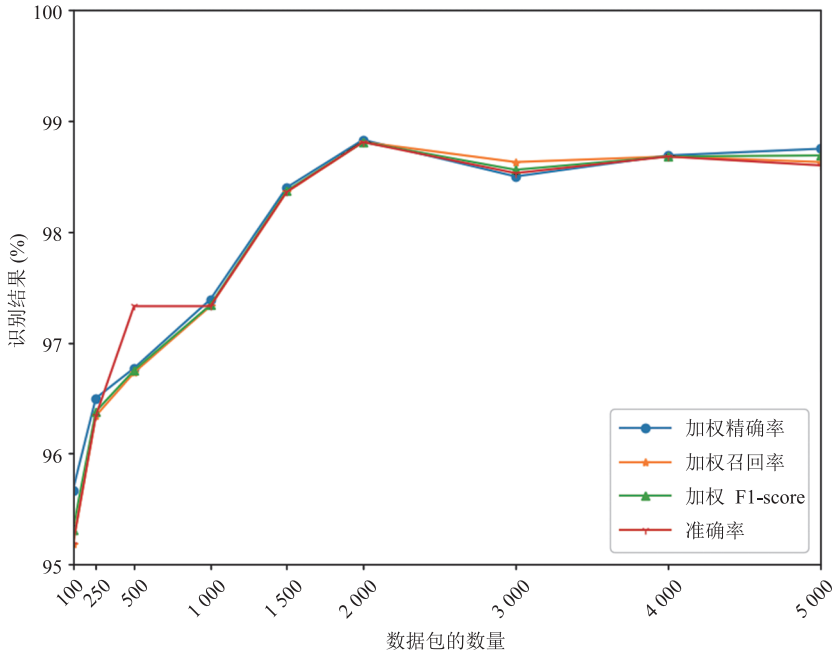

图 3 不同数量的数据包下的模型性能

Fig. 3 Model performance under different number of packets

包中提取特征，其精度和召回率也都在 95% 以上，证明本文的方法即使在视频流传输的早期也可准确识别视频流。在保证识别性能的前提下，本文设定提取特征向量的数据包数量为 500，这些数据可以在流建立的早期快速获取，此时的识别准确率为 97.5%。

4.4 采样率对识别结果的影响

为评估本文提出方法在高速网络上的识别性能，在数据集 Dataset-II 上设置不同的采样率，以模拟真实网络环境。本研究利用精确率和召回率量化方法的性能。

应用本文提出的模型在不同的采样率下识别视频流量，结果如图 4 所示。在 1∶32 的采样率下，本文方法可从流传输过程中的任意 500 个数据包中提取特征向量，基于该特征向量的识别结果可达到 93.12% 的精确率和 98.03% 的召回率。

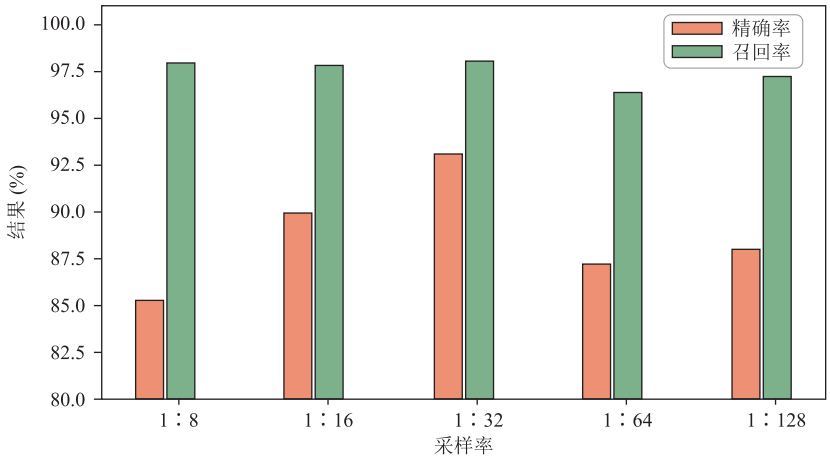

图 4 不同采样率下的模型性能

Fig. 4 Model performance at different sampling rates

一般来说，模型的识别性能会随采样率的提高而降低，但本研究发现，在采样率相对较低时，精确率随采样率的增加而增加。对上述现象进行分析可知，数据包的采样会过滤少量特征不够稳定的短流，从而一定程度上提高模型的性能。值得注意的是，在 10 Gbps 带宽的高速网络中，假设采样率为 1∶32，那么获取双向流的前 500 个数据包所需要的时间约为 2.24 ms。换句话说，假设没有其他处理瓶颈存在，则本文方法可在高速网络中快速准确地识别高速网络中的视频流量。

4.5　对比实验

为验证本文提出方法的优势，在 Dataset-II 上将所提出的方法与其他两种视频流量识别方法进行比较。

文献[4]介绍了一种被称为“Silhouette”的视频流识别方法，通过监测流量指标，并与预先设定好的阈值进行比较来判断是否为视频流。本研究复现了该方法，并在本文所提出的数据集上对其进行评估。由于该方法只适用于 YouTube 平台的加密视频流量，因此，实验中将数据集分为加密和非加密两部分，然后将该方法和本文方法应用于加密和非加密两个数据集。如表 6 所示，加密和非加密数据集上的识别结果表明，本文方法对加密视频的识别有更好的性能，且对非加密的流量也能准确识别。此外，本文方法在加密和非加密数据集上的平均精确率和召回率都大于 99%。因此，本文方法在通用性和准确性方面均优于“Silhouette”方法。

Liu 等[14]提出的 ITP-KNN 方法基于视频流的流式传输特性，从 15 s 的流中提取 70 维特征向量训练分类模型。本文复现了 ITP-KNN 方法，并与本文方法进行对比。实验结果如表 7 所示，本文方法仅用 8 个特征即可达到比 ITP-KNN 方法更高的识别精度。此外，在特征向量的提取速度方面，ITP-KNN 方法需要从 15 s 流中提取特征，而本文方法仅使用流量的前 500 个数据包（在 10 Gbps 的高速网络中约为 2.24 ms）即可获取稳定的特征向量，因此能更快识别视频流量。由此表明，本文方法可更快、更准确地识别视频流量。

5　结　论

本文提出一种高性能视频流量识别方法，可在较短时间内从高速网络流量中快速提取特征，并准确识别视频流。实验结果表明，本文方法可识别使用多种协议的多视频平台流量。此外，高速网络环境实验结果表明，本文方法在采样率为 1∶32 时，仅从 500 个数据包中即可提取稳定的

表 6　加密和非加密数据集上的识别结果

Table 6　Identification results on encrypted and non-encrypted datasets

数据集	“Silhouette”			本文方法		
	Precision	*Recall*	*F*1-score	*Precision*	*Recall*	*F*1-score
加密数据	90.23%	73.0%	81.5%	98.7%	99.6%	99.2%
非加密数据	无法识别			99.6%	100%	99.8%

表 7　本文方法和 ITP-KNN 方法的识别性能

Table 7　Identification performance of this paper and ITP-KNN method

方法	*Precision*	*Recall*	*F*1-score	特征维度	特征提取时间
ITP-KNN	78.72%	81.06%	79.87%	70	15 s
本文	98.64%	99.09%	98.86%	8	2.24 ms

特征向量，且识别结果的召回率和精确率可分别达到 98% 以上和 93% 以上，表明本文方法可快速、准确地从高速网络流量中识别视频流量。未来，本研究团队将通过收集更多平台的视频播放数据丰富本研究的数据集，以进一步提升本文方法的准确性和通用性。

参 考 文 献

[1] Sandvine. 2023 global internet phenomena report [EB/OL]. (2023-01-19)[2024-04-10]. https://www.sandvine.com/global-internet-phenomena-report-2023.

[2] 潘吴斌, 程光, 郭晓军, 等. 网络加密流量识别研究综述及展望 [J]. 通信学报, 2016, 37(9): 154-167.
Pang WB, Cheng G, Guo XJ, et al. Review and perspective on encrypted traffic identification research [J]. Journal on Communications, 2016, 37(9): 154-167.

[3] Kattadige C, Raman A, Thilakarathna K, et al. 360NorVic: 360-degree video classification from mobile encrypted video traffic [C] // Proceedings of the 31st ACM Workshop on Network and Operating Systems Support for Digital Audio and Video, 2021: 58-65.

[4] Li F, Chung JW, Claypool M. Silhouette: identifying YouTube video flows from encrypted traffic [C] // Proceedings of the 28th ACM SIGMM Workshop on Network and Operating Systems Support for Digital Audio and Video, 2018: 19-24.

[5] 程光, 房敏, 吴桦. 面向移动网络的视频初始缓冲队列长度测量方法 [J]. 通信学报, 2019, 40(10): 67-78.
Cheng G, Fang M, Wu H. Measurement of video initial buffer size for mobile network [J]. Journal on Communications, 2019, 40(10): 67-78.

[6] Wu HS, Huang NF, Lin GH. Identifying the use of data/voice/video-based P2P traffic by DNS-query behavior [C] // Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Communications, 2009: 1-5.

[7] Sen S, Spatscheck O, Wang DM. Accurate, scalable in-network identification of P2P traffic using application signatures [C] // Proceedings of the 13th International Conference on World Wide Web, 2004: 512-521.

[8] Aziz WA, Qureshi HK, Iqbal A, et al. Accurate prediction of streaming video traffic in TCP/IP networks using DPI and deep learning [C] // Proceedings of the 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC), 2020: 310-315.

[9] 熊刚, 孟姣, 曹自刚, 等. 网络流量分类研究进展与展望 [J]. 集成技术, 2012, 1(1): 32-42.
Xiong G, Meng J, Cao ZG, et al. Research progress and prospects of network traffic classification [J]. Journal of Integration Technology, 2012, 1(1): 32-42.

[10] Wu Z, Dong YN, Qiu XH, et al. Online multimedia traffic classification from the QoS perspective using deep learning [J]. Computer Networks, 2022, 204: 108716.

[11] Dubin R, Dvir A, Pele O, et al. I know what you saw last minute—encrypted http adaptive video streaming title classification [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2017, 12(12): 3039-3049.

[12] Tang S, Li CS, Qin XW, et al. Traffic classification for mobile video streaming using dynamic warping network [C] // Proceedings of the 2019 28th Wireless and Optical Communications Conference (WOCC), 2019: 1-5.

[13] Yang LY, Dong YN, Tian W, et al. The study of new features for video traffic classification [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(12): 15839-15859.

[14] Liu YT, Li S, Zhang CW, et al. ITP-KNN: encrypted video flow identification based on the intermittent traffic pattern of video and K-nearest

neighbors classification [C] // Proceedings of the International Conference on Computational Science, 2020: 279-293.

[15] Wang PH, Guan XH, Qin T. P2P traffic identification based on the signatures of key packets [C] // Proceedings of the 2009 IEEE 14th International Workshop on Computer Aided Modeling and Design of Communication Links and Networks, 2009: 1-5.

[16] Shen M, Liu YT, Chen SQ, et al. Webpage fingerprinting using only packet length information [C] // Proceedings of the ICC 2019-2019 IEEE International Conference on Communications (ICC), 2019: 1-6.

[17] Wang YP, He HJ, Lai YX, et al. A two-phase approach to fast and accurate classification of encrypted traffic [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2023, 31(3): 1071-1086.

[18] Abu-El-Haija S, Kothari N, Lee J, et al. YouTube-8M: a large-scale video classification benchmark [Z/OL]. arXiv Preprint, arXiv: 1609.08675, 2016.

[19] Qin T, Wang L, Liu ZL, et al. Robust application identification methods for P2P and VoIP traffic classification in backbone networks [J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 82: 152-162.

[20] Duan CX, Gao H, Song GL, et al. ByteIoT: a practical IoT device identification system based on packet length distribution [J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2021, 19(2): 1717-1728.