

使用改进 K-SVD 的网络多媒体业务 QoS 类识别

王再见^{*①} 董育宁^② 汤萍萍^{①②} 杨凌云^{①②} 张 晖^②

^①(安徽师范大学物理与电子信息学院 芜湖 241000)

^②(南京邮电大学通信与信息工程学院 南京 210003)

摘 要: 该文基于网络多媒体业务 QoS(Quality of Service)特征特点, 提出网络业务 QoS 类识别算法。探索了新的多媒体业务 QoS 类划分模式, 在 QoS 分类的基础上, 可以通过将具有相同或相似 QoS 需求特征的业务流聚集生成聚集流。聚集流划分使用较少的 QoS 特征, 借助聚集流可以在合理的粒度上区分多媒体业务。该文从 QoS 特征出发分析了聚集流识别的特点, 利用网络多媒体业务典型 QoS 特征的稀疏性, 使用改进 K-SVD(Kernel Singular Value Decomposition)进行字典学习, 实现网络多媒体业务 QoS 类识别。实验结果表明, 该文算法比现有方法具有更高的 QoS 类识别准确性。

关键词: 异构网络; 网络多媒体; QoS; 稀疏表示; 业务流识别; 字典训练

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)12-3023-07

DOI: 10.11999/JEIT170133

Network Multimedia QoS Class Recognition Based on Improved K-SVD

WANG Zaijian^① DONG Yuning^② TANG Pingping^{①②} YANG Lingyun^{①②} ZHANG Hui^②

^①(College of Physics and Electronic Information, Anhui Normal University, Wuhu 241000, China)

^②(College of Communications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: According to QoS characteristics of network multimedia service, this paper proposes a algorithm of network multimedia QoS class recognition. This paper studies new multimedia traffic QoS class division mode. According to new QoS classes defined, Flow Aggregation (FA) can be formed by gathering multimedia traffic flows with similar QoS characteristics. Network multimedia QoS class recognition prefers fewer QoS features by FA, and it is possible to divide network multimedia traffics in suitable granularity based on FA. This paper analyzes the property of FA recognition from QoS perspective, uses improved K-SVD (Kernel Singular Value Decomposition) to learn dictionary by using the sparse representation of typical QoS characteristics of network multimedia traffics, and presents a network multimedia QoS class recognition method. Experiment results show that the proposed recognition method can achieve more accurate QoS class recognition than previous methods.

Key words: Heterogeneous networks; Network multimedia traffic; Quality of Service (QoS); Sparse representation; Traffic recognition; Dictionary learning

1 引言

在前期工作中^[1-5], 我们发现网络多媒体业务 QoS(Quality of Service)特征分布并不完全是随机

的, 有些特征分布呈现一定的规律性。基于上述观察, 我们在文献[4]中将具有相同或相似 QoS 需求的业务流聚集成聚集流, 基于聚集流实现端到端 QoS 保证。文献[5]研究了多种网络视频业务的典型 QoS 特征, 并依据 QoS 特征分布给出了网络视频业务分类方法。本文是文献[5]工作的进一步研究, 与文献[5]相比主要贡献如下: (1)通过扩大业务类型, 有关于 QoS 特征分布的新发现, 基于新选择的 QoS 特征划分为 6 种聚集流类别; (2)增加数据集规模, 进一步验证有效性; (3)针对聚集流类别的区分, 提出一种基于修正 K-SVD(Kernel Singular Value Decomposition)的网络业务聚集流识别框架。

收稿日期 2017-02-17; 改回日期: 2017-10-01; 网络出版: 2017-10-27

*通信作者: 王再见 wangzaijian@ustc.edu

基金项目: 国家自然科学基金(61401004, 61271233, 61471203), 2016年安徽省高校领军人才引进与培育计划项目(gxfxZD2016013), 安徽师范大学博士科研启动基金(2016XJJ129)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61401004, 61271233, 61471203), The Plan of Introduction and Cultivation of University Leading Talents in Anhui (gxfxZD2016013), The Startup Project of Anhui Normal University Doctor Scientific Research (2016XJJ129)

IETF, 3GPP, HSPA(High-Speed Packet Access), IEEE 等标准化组织或网络提供商规定了大量的业务典型 QoS 特征^[6-9], 但缺乏更深入的研究, 如目前网络游戏盛行占据着大量的网络资源^[10], 游戏业务的 QoS 特征和其它业务有着明显的不同, 但在现有的分类方案中没有考虑。此外, 针对 Skype¹⁾ 和 IPTV²⁾, 文献[11]研究包到达时间间隔和与带宽有关的包长度特征。文献[12]研究 PPLive³⁾, PPStream⁴⁾, SOPCast⁵⁾和 TVAnts⁶⁾业务的流到达时间、速率、持续时间和大小。针对 BitTorrent, 文献[13]给出语音、视频、游戏等媒体类型大小分布。上述特征针对不同的应用/协议具有不同的区分效果, 但似乎不适合用于有效区分 QoS 类。例如, 包大小特征在多数文献中都被使用, 但无法用于区分 CCTV⁷⁾网页视频和 BitTorrent⁸⁾视频; QQ⁹⁾视频业务与游戏业务都有较长的连接持续时间; Xunlei¹⁰⁾和 Sopcast¹¹⁾视频业务在每个连接上有相似的数据量。

目前典型的网络业务识别包括: 基于贝叶斯网络^[14]、基于 HMM (Hidden Markov Model)^[15]和基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[16]的业务识别算法。上述业务流识别/分类算法针对特定的业务或协议, 不适合基于 QoS 类的区分。受启发于文献[17,18], 本文提出一种基于模版的 K-SVD 网络多媒体业务 QoS 类识别算法。算法采用 K-SVD 高效地解决优化问题, 在字典学习过程中利用稀疏码(Sparse Coding -SC)学习字典, 降低特征的维度, 提高识别准确度。

本文其余的内容安排如下: 第 2 节深入分析 QoS 典型特征, 并选择新的特征, 第 3 节给出新的 QoS 类定义, 第 4 节详细描述基于修正 K-SVD 的网络业务 QoS 类识别框架, 第 5 节是实验结果和分析, 最后是结论。

2 典型业务 QoS 相关特征分析与选择

由于目前尚未发现将不同多媒体业务按 QoS 类别划分的数据库, 本文使用 Wireshark^[19]在校园环

境中捕获目前网络中流行的多媒体业务作为基本数据集, 结合统计工具针对不同特性展开深入分析。部分特征统计信息如表 1 所示。

为了更直观地理解, 本文选取归化后的上行/下行链路带宽对数值显示在图 1 中(其中横坐标是下行链路归化带宽对数, 纵坐标是下行链路归化带宽对数)。由图 1 可见, 整个点的分布可明显地划分为 6 个区域。分析表明, 区域 1 由广播/多播视频会议、可视电话和在线视频组成, 它们采用广播或多播模式; 区域 2 由 BBC 和 CCTV 网站视频组成, 它们采用 HTTP 模式传输视频内容; 区域 3 由 Xunlei、BitTorrent 和 Emule 组成, 它们基于 P2P 模式提供分享视频服务, 不过上行数据较少, 下行数据较大, 从本地站点看, 似乎类似于支付少量费用的交易行为; 区域 4 由 Sopcast, TVAnt, Skype, VoD, PPLive, Coolstreaming, SinaLive, PPStream 和 PPMate 业务组成, 它们也采用 P2P 模式, 与区域 3 中的业务相比, 上行数据较大, 从行为上看, 像以物易物的交易行为; 区域 5 由 ICQ, QQ 和 MSN 组成, 这类型业务共同的特点是具有很强的交互性; 区域 6 由多种在线游戏组成, 这类业务的上/下行业务数据量都很小(在启动前业务已预装了很多数据, 比如电子地图等), 游戏中玩家主要是提交指令, 大量的计算由游戏服务器和本地客户机完成。

3 多媒体业务的 QoS 类定义

尽管目前存在的典型多媒体业务数量庞大, 由图 1 中不同区域的业务分布, 似乎可以依据相似的 QoS 特征划分为数目较少的 QoS 类别。本文依据在图 1 中 6 个区域, 概括地划分为 6 类: 广播视频(Broadcast Video, BDV)、网页视频(Web Video, WV)、购买型视频(Trade Style Video, TSV)、以物易物型视频(Barter Style Video, BSV)、交互视频(Interactive Video, IV)和游戏类(Game Class, GC)。

这 6 种 QoS 类上/下行归化速率值分布如图 2 所示, 其相应的对应关系见表 2。由图 2(a)可见 6 种 QoS 类上/下行归化速率值跨度较大, 为了显示

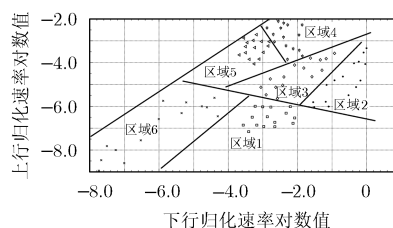


图 1 所有业务上/下行归化速率对数值分布

1) <http://skype.gmw.cn/>

2) <http://iptv.cntv.cn/>

3) PPLive 是一款互联网上视频直播的 P2P 网络电视

4) PPStream 是集 P2P 直播点播于一身的网络电视软件

5) <http://www.sopcast.cn/>

6) <http://tvants.en.softonic.com/>

7) <http://www.cntv.cn/>

8) <http://www.bittorrent.com/>

9) <http://www.qq.com/>

10) <http://dl.xunlei.com/>

11) <http://www.sopcast.cn/>

表 1 Youku video 部分统计信息示例

业务流序号	下行子流数	下行包大小信息熵	下/上行字节数之比	下行数据有效 IP 数/ 所有 IP 数	下行平均包大小 (Byte)	包到达时间 间隔的熵
1	572	0.440519	29.089500	47/47	1420	9.509180
2	574	1.026835	34.177893	46/59	1421	8.156226
3	461	0.435147	41.277839	48/53	1420	9.012246

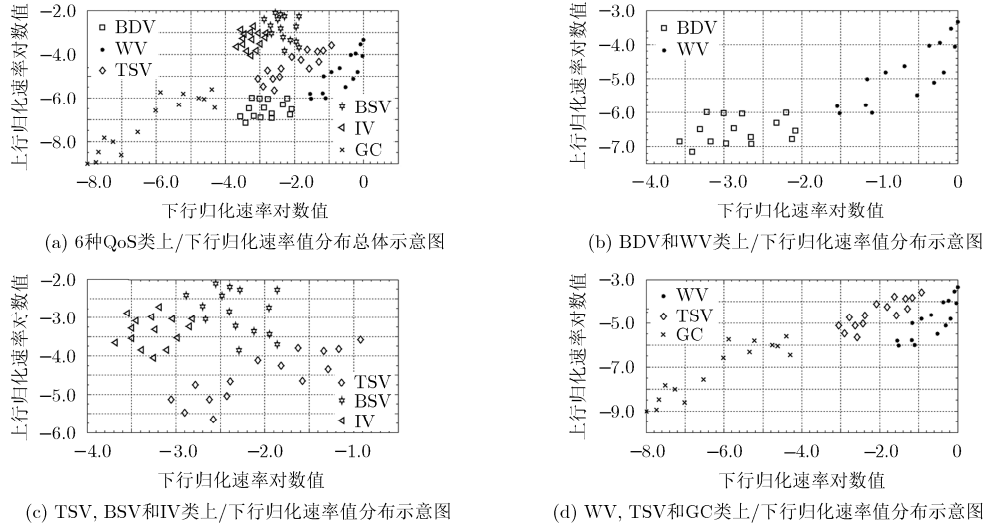


图 2 6 种 QoS 类上/下行归化速率值分布

表 2 新 QoS 类定义

区域	聚集流类	具体业务例子	下行速率	上行速率	其它描述
1	广播视频(BDV)	广播视频会议、可视电话、在线视频等业务	中	小	上/下行速率分布较密集、比值较小
2	网页视频(WV)	BBC, CCTV 等网页视频业务	大	较小	上/下行速率分布的跨度最大、比值较小
3	购买型视频(TSV)	Xunlei, BitTorrent, Emule, Fileguri 电驴等视频业务	较大	中	上/下行速率分布的跨度较大, 比值居中
4	以物易物型视频(BSV)	电视蚂蚁、Sopcast, Skype, PPSstream, PPlive, PPMate 等视频业务	较大	大	上行速率分布的跨度最大, 下行速率较稳定, 上/下行速率的比值分散
5	交互视频(IV)	QQ, MSN 等视频业务	中	中	上/下行速率分布较密集, 上/下行速率值相近
6	游戏类(GC)	多人网络交互游戏等业务	小	小	上/下行速率分布较分散, 上/下行速率值都较小

得更加清晰, 我们将其中几个距离较近的 QoS 类分布用子图画出来。由图 2(b)可见, BDV 与 WV 距离明显。图 2(c)为 TSV, BSV 和 IV 3 个类别的上/下行归化速率值分布示意图, 由图可见 3 类业务分布区域相对集中。图 2(d)为 WV, TSV 和 GC 3 个类别的上/下行归化速率值分布示意图, GC 类别区分明显, WV 和 TSV 虽相距较近, 但也有差异。

BDV 类所属业务上/下行速率的特点是分布较集中, 产生的数据总量不大。WV 类业务常由 HTTP 服务器提供, 通过嵌入在网页中的对象浏览。该模

式下每个链接仅仅处理一个请求。由于用户请求业务是只需要少量的指令, 且不用向别的用户提供业务内容, HTTP 服务器收到请求后持续传输视频内容, 内容越大传输的就越多。网页视频用户只要传输少量请求信息, 服务器就会源源不断地发送视频内容, 类似视频常常是电影、电视剧等, 数据量较大, 由于该类视频容量差异较大, 所以对下行速率需求的跨度较大。

TSV 类业务常常同时启动多个 TCP 链接, 同时为多个 P2P 节点双向传输数据。多个任务常常同

时执行, 有较长的传输时间。该类业务常采用 P2P 模式, 在下载资源的同时上传自身资源, 不过上传的数据较少。BSV 类业务具有典型的 P2P 实时业务特征, 此类业务节点在接收数据的同时也向其它节点提供数据。该类业务能通过使用变速率方式保证 QoS 以满足用户体验质量。IV 类业务用户交互过程中等待时间不易过长, 业务对延迟时间敏感。数据是双向对称传输, 上/下行速率斜率的变化范围很小, 反映该类型业务特征分布稳定。

GC 类业务既可能采用 C/S 模式也可能采用混合 P2P 模式, 不同类型的业务虽然特征不尽相同, 但在上/下行速率需求上具有一致性。该类由于大量计算由服务器和本地客户端完成, 服务器只是向玩家提供计算结果, 而玩家只需向服务器传输指令和要求, 大量场景和视频画面在本地生成, 需要传输的数据量较少。

4 基于修正 K-SVD 的网络业务 QoS 类识别框架

基于修正 K-SVD 的网络业务 QoS 类识别算法流程可划分为两个模块(图 3): 特征处理模块和稀疏表示模块。

(1)特征处理模块:

(a)获取训练数据集合。捕获流行的 23 种多媒体业务作为基本数据集。

(b)特征提取。本文基于 Wireshark 获取 DSCP (DiffServ Code Point)值、包到达绝/相对时间、源/目的 IP 地址、源/目的端口、协议、包大小、累积字节数和包详细描述等 60 种属性, 并针对采集到的数据进行预处理。选取对应特征出现的最大值归化相应特征的全部数据, 用统计后的相对值区分不同业务类型, 具体的归化公式如式(1):

$$r_{i,\lambda} = \frac{R_{i,\lambda} - R_{\min}}{R_{\max} - R_{\min}}, \quad 1 \leq i \leq n, \lambda = 1, 2 \quad (1)$$

这里, $R_{\max} = \max_i (R_{i,\lambda})$, $R_{\min} = \min_i (R_{i,\lambda})$, $\forall i = 1, 2, \dots, n$, n 为数据集业务总数, λ 取值为 1 时表示

上行数据, λ 取值为 2 时表示下行数据, $R_{i,\lambda}$ 为业务 i 的实际取值, $r_{i,\lambda}$ 为其归化后的取值。

(c)尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)。为了降低网络噪声对 QoS 参数取值的影响, 本文对提取后的特征用 SIFT 描述子刻画, 本质是在不同的尺度空间上查找特征关键点, 并计算出方向。实现步骤如下: (i)尺度空间极值检测; (ii)确定每个候选位置和尺度; (iii)基于局部的梯度方向, 分配给每个关键点位置一个或多个方向; (iv)在每个关键点周围的邻域内, 在选定的尺度上测量局部的梯度, 并将这些梯度变换成一种表示, 允许比较大的局部形状的变形。

(d)K-means 聚类。采用 K-means 算法对得到的特征进行聚类, 从而获得核心 QoS 特征的聚类中心; 依据聚类中心确定 M 种 QoS 类别; 然后借鉴词袋(Bag-of-Words, BoW)模型, 将每个聚类中心看作一个“QoS-word”, “QoS-word”表示特定的 QoS 模式。

由训练数据集中的训练样本获得 K 个 QoS/业务类的过程(包括特征提取、SIFT 变换、K-means 聚类步骤), 可用一个非线性映射 $\Psi(\bullet)$ 表示。这个非线性映射过程将业务样本构成的训练集映射到 QoS 特征空间组成新的特征训练集 $\Omega = [\Psi(x_1), \Psi(x_2), \dots, \Psi(x_K)] = [\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_K]$ 。

(2)稀疏表示模块: 将每个业务样本作为列向量, $\Omega_k = [v_{k,1}, v_{k,2}, \dots, v_{k,n}] \in R^{m \times n}$ 为第 k 类训练样本的特征向量矩阵, 其中 $v_{k,i}$ 是第 k 类中第 i 个业务的向量, m 表示样本的维数。通过上述训练样本的线性组合, 多媒体业务可以用一个由“bag-QoS-words”构建的字典描述, “bag-QoS-words”是一个由 QoS-words 加权系数组成的矢量(字典); 通过引入模版以修正 K-SVD, 高效地学习由 bag-QoS-words 构成的冗余字典以自动地搜索潜在的 QoS 特征结构, 并获得业务的近似表示。用基于模版的分类策略获得 QoS 类区分模型, 并借助线性 SVM(Support Vector Machines)分类器, 将多媒体业务可以划分为不同的 QoS 类。

基于文献[5], QoS 类的稀疏表示问题可以通过求解下面用于字典重构的新目标函数完成。

$$\begin{aligned} (A^*, D) &= \min_{A, D, T} \|X - DA\|_2^2 + \eta \|T - DC\|_2^2 \\ &= \min_{A^*, D}^{\text{relax}} \|X^* - DA^*\|_2^2, \\ \text{s.t. } &\|\alpha_i^*\|_0 \leq T; \forall i \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $X \in R^{m \times n}$ 表示业务集合, 内有 n 列业务矢量 $x_i \in R^m$ 。 $D = [d_1, d_2, \dots, d_K \in R^{m \times K}]$ ($K > m$) 表示

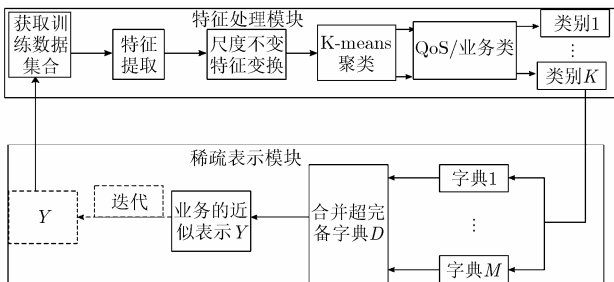


图3 基于修正 K-SVD 的网络业务 QoS 类识别

具有 K 个原子的冗余字典, 这些原子用于稀疏表示 \mathbf{X} 。 $\mathbf{A} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n] \in R^{K \times n}$ 被称为固定 \mathbf{D} 时 \mathbf{X} 的稀疏编码, 它可通过执行 K-SVD 算法获得, 典型 K-SVD 算法的流程请见文献[5]。 η 表示相对权重, 它反映了在训练样本重构和模版集重构之间的贡献, $\mathbf{T} \in R^{m \times L}$ 表示模版集中的业务, $\mathbf{C} \in R^{K \times L}$ 表示 \mathbf{T} 的稀疏编码。令 $\mathbf{X}^* = (\mathbf{X}, \sqrt{\eta}\mathbf{T})$, $\mathbf{A}^* = (\mathbf{A}, \sqrt{\eta}\mathbf{C})$ 。

(3) 基于修正 K-SVD 的网络业务 QoS 类识别步骤如下:

步骤 1 依据聚类结果, 针对每个模板业务类别, 选取同类别聚集流业务共同作为模版集;

步骤 2 基于文献[5], 以模板业务作为检测业务, 通过径向基函数(Radial Basis Function-RBF), 计算检测业务和参考集业务的相似度;

步骤 3 基于文献[5], 生成业务的最终表示以用于分类;

步骤 4 用线性 SVM 作为分类器进行识别。

5 实验结果与分析

为了评估新识别算法的有效性, 本文选取表 3 实验配置, 以所选特征的组合作为标识原始网络多媒体业务流的特征矢量, 在 Matlab 平台执行以下算法: 本文算法, Naïve Bayes^[14], HMM^[15], SVM^[16] 和 K-Nearest Neighbor(K-NN)^[20], 并在准确率、精确率、召回率和 F1-测度值(F_1)^[21] 4 个指标上进行分析比较。

表 3 实验配置参数

模板集大小	字典大小	稀疏度
20	100	18

由图 4 可见, 本文方法在所有方法中识别准确率最好。这是由于 Naïve Bayes, HMM 和 SVM 方法需要学习, 其识别性能受学习阶段的训练数据集影响, 过于依赖特定的特征, 造成相同 QoS 类别中的不同业务识别效果并不一样^[17]。K-NN 算法是一种在分类过程中实现学习的监督分类方法, 虽然没有单独的学习阶段, 但由于该算法只计算“最近的”邻居样本, 在分类过程中识别性能同样受训练集样本影响, 尤其当某一业务类别的样本量很大时, 数量并不能影响运行结果。而在 QoS 类区分中, 属于不同 QoS 类的业务可能使用相同的协议, 如 BDV、TSV 和 BSV 都可能采用 P2P 模式; 且属于相同 QoS 类别的业务也可能采用不同的协议, 如 GC 既可以使用 P2P 也可以用 C/S 模式。网络动态本质更加剧了业务 QoS 特征的波动, 给准确依赖特定模式识别

业务所属 QoS 类别造成困难。不同业务识别误差的存在降低了 Naïve Bayes, HMM, SVM 和 K-NN 在识别 QoS 类时的整体效果。例如, BitTorrent 和 eDonkey 都属于 TSV 类别, 但是 Naïve Bayes 对 BitTorrent 有更好的识别效果, 而识别 eDonkey 业务的效果较差; SVM 虽然对 BitTorrent 和 eDonkey 业务有好的识别效果, 但识别 PPlive 业务的效果较差; HMM 可以较好地识别 PPStream, 但是识别 Sopcast 的效果不佳。类似的情况在 K-NN 中同样存在。

当上述典型算法用于区分 QoS 类时, 识别效果差的业务会降低算法整体的识别效果。如 IV 中业务的特征分布较为集中, 所以识别准确度较高, 但由于典型分类方法常把其看作其它类型的 P2P 业务(如 BSV 中的业务), 部分降低了区分准确度; GC 类业务在 5 种分类方法中都有较高的识别准确度, 这是由于游戏业务在上/下行速率需求特征上与其它 5 类业务的区别较大。也从侧面证明游戏类业务应该单独划分为一个 QoS 类别。本文方法所选取的上/下行速率较好地反映了多媒体业务 QoS 的本质特征, 满足 QoS 类区分的 4 个基本要求, 有利于提高多媒体业务 QoS 类区分性能。

图 5-图 7 给出了 5 种方法在 6 种 QoS 类型业务在精确率、召回率和 F1-测度值指标上的对比。由图 5 中可见, 本文方法在精确率上明显高于其它 4 种典型区分方法, 这是由于本文算法选取的特征具有较好的鲁棒性, 降低了网络动态性所带来的特征分散性所造成的影响, 提高了区分的精确性。这在 BDV, TSV, BSV 和 WV 业务的区分中尤为明显。而典型业务区分方法由于对特征分布的变化考虑不足, 造成误判, 增大 FP(False Positives)值, 从而导致精确性降低。比如, 区分 WV 和 TSV 业务时, 则有较多 WV 业务被区分为 TSV 业务, 同时也有 TSV 业务被区分为 WV 业务。同理, 本文方法在召回率(图 6)上也有较明显的改善, 综合了精确率和召回率的结果 F1-测度值也较高, 这也说明实验结果比较理想。尤其值得注意的是, 虽然 5 种分类方法对 GC 类业务识别精确率一致, 但 Naïve Bayes, HMM, SVM 和 K-NN 方法中, 部分 QoS 区分特征过于分散的业务被区分为其它种类业务, 导致在召回率和 F1-测度值指标上低于本文方法。

究其原因, 现有算法不能依据 QoS 特征识别网络多媒体业务所属的合适 QoS 类别, 目前为止似乎未发现针对 QoS 类识别的算法。不同于现有的工作^[14-17,20], 本文方法从 QoS 类的角度选择 QoS 特征, 采用了基于模板集的非参数表示方法, 将字典

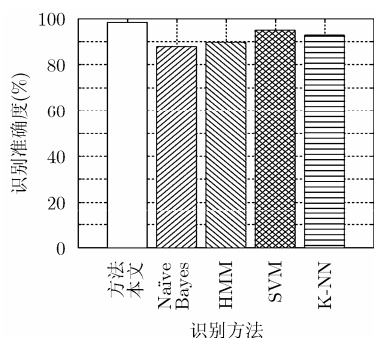


图 4 业务识别方法在识别准确度上的对比

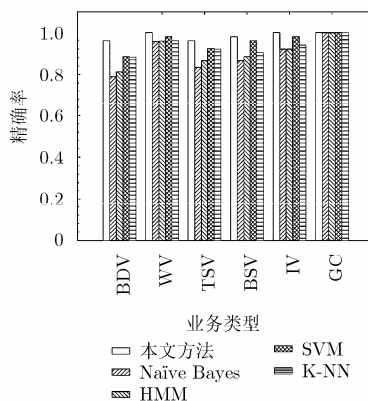


图 5 5 种方法在精确率指标上的对比

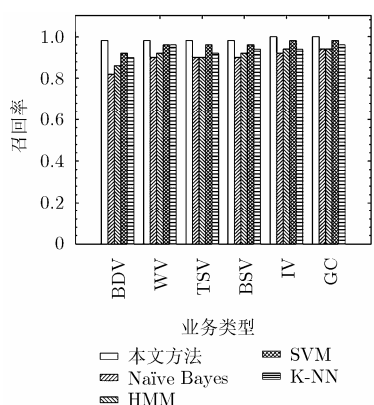


图 6 5 种方法在召回率指标上的对比

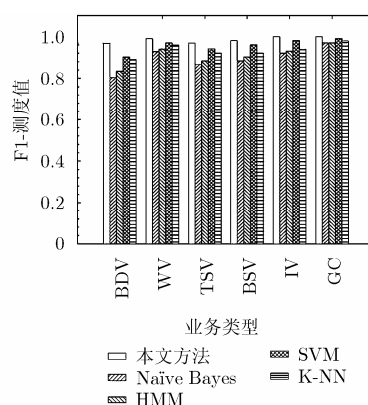


图 7 5 种方法在 F1-测度值指标上的对比

学习和模板纠正相结合,有利于找到潜在的特征模式提高区分效果。

6 结论

本文首先分析了目前典型 QoS 模型和业务识别方法中使用的区分特征,介绍了典型多媒体业务 QoS 特征研究的最新进展和典型业务流识别算法,研究了多媒体业务典型 QoS 特征的稀疏性。依据新选择 QoS 特征的显著差异定义了新的 QoS 类,并与现有 QoS 分类进行了对比。然后从 QoS 特征出发分析了网络业务 QoS 类识别的特点,结合多媒体业务典型 QoS 特征的局部性所带来的稀疏性,针对聚集流的区分,基于模版改进 K-SVD 进行字典学习,完成业务的稀疏表示,实现准确高效的 QoS 类识别。最后给出了与典型识别方法的对比结果。

参考文献

- [1] 王再见,董育宁,张晖,等.一种异构网络多媒体业务QoS类弹性映射方法[J].电子与信息学报,2013,35(3):709-714. doi:10.3724/SP.J.1146.2012.00890.
WANG Zaijian, DONG Yuning, ZHANG Hui, et al. An elastic QoS class mapping method for multimedia traffic in heterogeneous wireless networks[J]. *Journal of Electronics &*

Information Technology, 2013, 35(3): 709-714. doi: 10.3724/SP.J.1146.2012.00890.

- [2] 王再见,董育宁,张晖,等.一种基于改进隐马尔可夫的多媒体业务分类算法[J].电子与信息学报,2015,37(2):499-503. doi:10.11999/JEIT140340.
WANG Zaijian, DONG Yuning, ZHANG Hui, et al. A multimedia traffic classification method based on improved hidden Markov model[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(2): 499-503. doi: 10.11999/JEIT140340.
- [3] 董育宁,王再见,房曙光,等.多媒体通信业务流识别与分类方法综述[J].南京邮电大学学报(自然科学版),2013,33(3):35-44.
DONG Yuning, WANG Zaijian, FANG Shuguang, et al. Survey of methods for traffic identification and classification in multimedia communications[J]. *Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science)*, 2013, 33(3): 35-44.
- [4] WANG Zaijian, DONG Yuning, and WANG Xinheng. A dynamic service class mapping scheme for different QoS domains using flow aggregation[J]. *IEEE Systems Journal*, 2015, 9(4): 1299-1310. doi: 10.1109/JSYST.2014.2351825.
- [5] WANG Zaijian, DONG Yuning, SHI Haixian, et al. Internet

- video traffic classification using QoS features[C]. 2016 the International Workshop on Computing, Networking and Communications (CNC), Hawaii, USA, 2016: 1–6. doi: 10.1109/ICCNC.2016.7440599.
- [6] MUHAMMAD M, GIAMBENE G, and COLA T. QoS Support in SGD-based high throughput satellite networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2016, 15(12): 847–849. doi: 10.1109/TWC.2016.2615618.
- [7] KAZEMI R, BOLOURSAZ M, SEYED M E, *et al.* Capacity bounds and detection schemes for data over voice[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(11): 8964–8977. doi: 10.1109/TVT.2016.2519926.
- [8] PRASETYA S, RAHMAT B, and SUSANTO E. Quality of service improvement with 802.11e EDCA scheme using enhanced adaptive contention window algorithm[C]. 2015 IEEE International Conference on Communication, Networks and Satellite (COMNESTAT), Bandung, Indonesia, 2015: 80–85. doi: 10.1109/COMNETSAT.2015.7434292.
- [9] FENG Kaiten, SU Wunci, and CHEN Chunyu. Comprehensive performance analysis and sleep window determination for IEEE 802.16 broadband wireless networks [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2016, 15(1): 74–91. doi: 10.1109/TMC.2015.2409881.
- [10] SUZnjevic M and MATIjasevic M. Trends in evolution of the network traffic of massively multiplayer online role-playing games[C]. 2015 13th International Conference on Telecommunications (ConTEL), Pirsa, Australia, 2015: 1–8. doi: 10.1109/ConTEL.2015.7231199.
- [11] MARKOVICH N and KRIEGER U. Statistical analysis and modeling of peer-to-peer multimedia traffic[J]. LNCS, 2011, 5233: 70–97. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-642-02742-0_4.
- [12] LIU Feng and LI Zhitang. A measurement and modeling study of P2P IPTV applications[C]. 2008 International Conference on Computational Intelligence and Security, CIS'08, Suzhou, China, 2008: 114–119. doi: 10.1109/CIS.2008.112.
- [13] FARAHBAKHS R, CRESPI N, CUEVAS Á, *et al.* Understanding the evolution of multimedia content in the internet through bittorrent glasses[J]. *IEEE Network*, 2013, 27(6): 80–88. doi: 10.1109/MNET.2013.6678931.
- [14] ZHANG Jun, CHEN Chao, XIANG Yang, *et al.* Internet traffic classification by aggregating correlated Naive Bayes predictions[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2013, 8(1): 5–15. doi: 10.1109/TIFS.2012.2223675.
- [15] MAHESHWARI S, MAHAPATRA S, KUMAR C, *et al.* A joint parametric prediction model for wireless internet traffic using Hidden Markov Model[J]. *Wireless Networks*, 2013, 19(6): 1171–1185. doi: 10.1007/s11276-012-0525-1.
- [16] JING Ning, YANG Ming, CHENG Shaoyin, *et al.* An efficient SVM-based method for multi-class network traffic classification[C]. 2011 IEEE 30th International Performance Computing and Communications Conference (IPCCC), Orlando, Florida, USA, 2011: 1–8. doi: 10.1109/IPCCC.2011.6108074.
- [17] FINSTERBUSCH M, RICHTER C, ROCHA E, *et al.* A survey of payload-based traffic classification approaches[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2014, 16(2): 1135–1156. doi: 10.1109/SURV.2013.100613.00161.
- [18] LI Qun, ZHANG Honggang, GUO Jun, *et al.* Reference-based scheme combined with K-SVD for scene image categorization [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(1): 67–70. doi: 10.1109/LSP.2012.2228852.
- [19] GOLD S. Hacking on the hoof[J]. *Engineering and Technology*, 2012, 7(3): 80–83. doi: 10.1049/et.2012.0313.
- [20] XU Yanbo, SIOHAN O, SIMCHA D, *et al.* Exemplar-based large vocabulary speech recognition using k-nearest neighbors[C]. 2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Queensland, Australia, 2015: 5167–5171. doi: 10.1109/ICASSP.2015.7178956.
- [21] ZHANG Jun, CHEN Chao, XIANG Yang, *et al.* Classification of correlated Internet traffic flows[C]. 2012 IEEE 11th International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications (TrustCom), Liverpool, England, UK, 2012: 490–496. doi: 10.1109/TrustCom.2012.105.
- 王再见: 男, 1980年生, 博士, 副教授, 研究方向为无线多媒体通信、异构网络端到端 QoS 保证技术、多媒体大数据。
- 董育宁: 男, 1955年生, 博士生导师, 教授, 研究方向为多媒体通信与信息处理。
- 汤萍萍: 女, 1981年生, 博士生, 讲师, 研究方向为多媒体通信与信息处理。