

基于 Dirichlet 过程的无线视频码率变化识别算法^①

李松^{②*} 谢新新^{③*} 刘东林* 孙彦景^{***} 李梅香^{***} 代妮娜^{****}

(* 中国矿业大学信息与电气工程学院 徐州 221116)

(** 江苏省煤矿电气与自动化工程实验室 徐州 211008)

(*** 安标国家矿用产品安全标志中心 北京 100013)

(**** 重庆三峡学院电子与信息工程学院 重庆 404000)

摘要 研究了通过对终端视频帧质量的聚类分析来识别无线视频传输中码率变化的方法,以便为无线视频传输过程中视频码率自适应调整提供参考依据。针对经典模糊 C 均值(FCM)算法和 K 均值(K-means)算法需要设定聚类数目的问题,提出一种基于狄利克雷过程(DP)的 FCM 算法——DP-FCM 算法。该算法将 Dirichlet 过程和 FCM 算法相结合,由视频帧信息权重峰值信噪比(IWPSNR)值使用 DP 过程混合模型模拟估计出聚类数目,然后进行 FCM 模糊聚类,通过设定合理的阈值,合并聚类结果相似项,完成视频帧的聚类,从而实现视频传输码率变化的识别。以 LIVE 视频库为试验数据源,对该算法进行了性能测试。试验结果表明,DP-FCM 算法能够在无需设定聚类数目的前提下实现视频传输码率变化的分类识别。

关键词 视频码率变化, Dirichlet 过程(DP), FCM 聚类算法, 视频帧质量

0 引言

无线视频传输过程中,视频经过压缩、编码、传输、解码等处理过程才能传输到接收端,这些处理环节算法的优劣都会影响到终端视频的体验质量^[1,2]。研究学者通过试验分析验证了帧率、码率等因素对终端视频质量的影响。文献[3]通过试验分析了帧丢失趋势,验证了视频编解码器参数、封装方法、传输协议等因素对视频终端用户体验质量的影响。文献[4]探讨了帧率和量化因子对视频感知质量的影响,将帧率效应和时间校正因子应用于视频质量评价模型,使视频感知质量更加符合人类的主观感受。Moorthy 等^[5]通过分析不同码率下视频

的体验质量,验证了码率变化对视频终端体验质量的影响。当视频码率增大时,表征视频感知质量的主观评分提高,且码率变化量越小,用户主观体验质量越好。因此,码率变化的识别对提高视频终端质量评估有着重要意义。很多学者从压缩编码和网络性能等方面对如何提高视频质量做了大量研究。其中,最简单的方法是通过控制编解码器的量化参数实现码率控制,以使视频流自适应传输,提高用户体验质量^[6]。由此可见,码率变化识别能够为视频流自适应传输提供有效参考依据。Seok 等人^[7]通过计算编码宏块的运动信息,调控量化参数,以获得更优质的视频质量。文献[8]认为多码率的变化可以提高视频质量,并根据模糊系统,对不同类型的帧分配不同的比特预算,调整特殊 P 帧的传输带宽大小,

① 国家自然科学基金(51274202, 51504255, 51504214);中央高校基本科研业务费专项资金(2013RC11);江苏省科技成果转化项目(BA2012068);江苏省自然科学基金(BK20130199, BK20131124);江苏省产学研前瞻性联合研究(BY2014028-01);中国矿业大学重大项目培育专项(2014ZDPY16);江苏省重点研发计划项目(BE2015040)和重庆市教委科学技术研究(KJ1501030)资助项目。

② 男,1985年生,博士,讲师;研究方向:协作通信、信息物理系统等;E-mail:sdlisong85@163.com

③ 通信作者,E-mail:xiexinxin66@139.com

(收稿日期:2016-05-04)

控制编码器压缩码率,提高视频终端体验质量。而 Atzori 等人^[9]提出了一种根据视频终端质量反馈控制视频码率的方案。视频序列编码后经过信道传输,利用部分参考评价方法计算视频质量;通过分析终端视频质量,判断在给定配置的系统上源视频发送码率对终端质量的影响;在接收机中,决定采取的最佳的码率被施加到下一个编码器,以最大限度地提高用户端的视频体验质量。该方法从终端视频质量的角度动态调整视频码率,实现优化视频质量的目的。因此,视频码率变化识别是实现视频自适应传输,提高视频终端体验质量的重要工具。通过提取和分析视频特征来识别无线网络中不同视频的传输码率变化,实现源视频发送码率自适应调整,从而提高用户终端体验质量。图形处理单元(GPU)和软件定义网络(software defined network, SDN)等软硬件技术的实现,也为视频传输过程中通过终端质量反馈调整码率提供了技术支撑。

一个视频是由连续的帧组成,一帧就是一幅图像,帧质量值由图像评价方法计算得到。本文利用以信息内容为权重的图像评价方法 IWPSNR 计算视频帧质量^[10]。有不同的传输码率下,视频帧的质量不同。因此,可以将视频码率变化的识别看作是视频帧质量的聚类问题,聚类结果表征了视频传输的不同码率变化的情况。

目前,常用的聚类算法包括 K 均值(K-means)、K 中值、模糊 C 均值(fuzzy c-means, FCM)等经典算法^[11-13]。这些算法已经成为数据统计分析的得力工具。相关算法是在假设给定聚类数的前提下,根据待聚类样本的属性进行分类,算法中聚类数的确定问题通常通过模型选择加以解决,因而聚类的准确性和泛化性受到模型选择准则的影响。贝叶斯非参数模型可根据样本数据选择参数,能够有效地解决这个问题^[14,15]。其核心模型狄利克雷过程混合模型(Dirichlet process mixture model, DPMM)能够由模型和样本数据自主计算得出聚类数目,无需提前设定^[16,17]。根据视频帧质量来识别视频中不同的码率变化,即将相同传输码率的帧通过聚类算法分为同一类从而达到对视频码率变化进行识别的目的。

本文基于狄利克雷过程(Dirichlet process, DP)混合模型和 FCM 聚类算法^[18],提出了一种识别视频码率变化的聚类算法—DP-FCM,并通过试验分析评测了该算法的有效性和准确性。该算法的思想是采用 Dirichlet 过程的混合模型分析模型中各参数,利用 Gibbs 采样估计出模型中各参数及视频帧质量中潜在的聚类数目 C ;将 C 作为 FCM 聚类算法输入,进行模糊聚类,输出聚类结果,从而确定视频中不同码率对应的帧区间,完成码率变化的识别。本文将狄利克雷过程应用于无线视频传输码率聚类算法,无需预先估计出视频中包含几种传输码率,即可进行聚类识别,降低了码率变化识别的复杂度。

1 视频帧质量指标 IWPSNR

视频帧质量表征终端视频帧相对于原始视频帧的失真程度。最常用的评价方法是峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)和均方误差(mean squared error, MSE)^[19,20],其优点在于计算简单,物理特征明显且便于优化和改进,但是这两种方法都是基于简单比较两幅图像单像素灰度值差异,没有考虑像素间的联系以及灰度变化对周围纹理、结构信息的影响,使得评价结果与主观感知相差很大^[21]。文献[22]中 Wang 等人根据人类视觉信息系统提出了能够较好的符合人类感知质量结构相似度(structural similarity, SSIM)的评价指标,该方法中考虑了人类视觉系统对图像结构变化的关注,分析了亮度、对比度变化对图像质量的影响。近年来,许多学者对图像评价方法进行了不同程度的优化,以达到评价结果更贴合人类主观感知的目的^[23,24]。2010年 Wang 提出了以图像信息内容为权重的图像评价方法 IWSSIM 和 IWPSNR,该方法是将图像的局部信息内容的测量应用到图像质量评价的权值之中^[10]。图像中所包含的信息量并不等同于人类视觉所感知到的信息量,而经视觉感知信道前后的互信息量恰恰有效的测量人类感知信息量。信息内容的获取如图 1 所示。

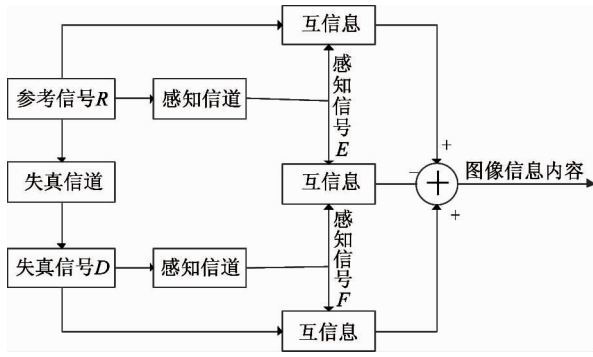


图1 计算图像信息内容

参考信号 R 和失真信号 D 同时经过感知信道处理后得到感知信号 E 和 F , 并分别计算 R 、 D 、 E 、 F 之间的互信息量。信息内容的权值定义为

$$w = I(R, E) + I(D, E) - I(E, F) \quad (1)$$

其中 $I(R, E)$ 和 $I(D, E)$ 表示视觉系统感知的原参考图像和失真的图像的互信息量, $I(E, F)$ 原参考图像和失真图像经过感知信道后的互信息量。

计算视频帧质量过程中, 首先将原参考和失真图像采用一个 5 尺度的拉普拉斯金字塔分解^[25], 再对每个尺度使用滑动窗口计算其权值, 然后将每个尺度的 PSNR 值和权值进行加权求和, 最后求得整个图像的质量值。试验结果表明, 信息权重 PSNR (IWPSNR) 能够较好地贴合人类的主观感知。

通过计算 LIVE 数据库的视频每帧的 IWPSNR 值, 发现随着视频传输码率的增加, IWPSNR 值逐渐增大, 表明视频帧质量随着传输码率的增加而提高。例如, 对 $R1$ 、 $R3$ 、 $R4$ ($R1 < R3 < R4$) 三种不同码率传输下的 DV 视频而言, 其 IWPSNR 值随着码率增加而逐渐增大, 如图 2 所示。水平轴是帧号, 纵轴是对应帧的 IWPSNR 值。从图 2 中可以明显地看出, 分布在三个连续帧区间内的三种不同类型的码率, 码率越高, 质量值越大。

2 DP-FCM 自动聚类算法

本文提出的 DP-FCM 算法采用 Dirichlet 过程混合模型作为聚类数目 C 的先验分布, 根据视频帧的 IWPSNR 值和模型参数, 利用构建狄利克雷过程、Gibbs 采样^[26] 等过程估计出潜在聚类数目 C , 然后

对视频帧的 IWPSNR 值和聚类数目 C 进行模糊聚类, 即完成同一个视频中不同传输码率变化的识别。

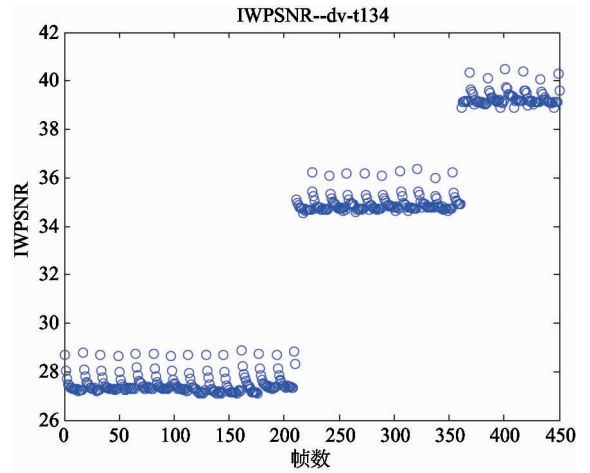


图2 不同传输码率下的 IWPSNR 值分布

2.1 DPMM 与 FCM

狄利克雷过程是分布之上的分布, 定义为 $DP(\alpha, G_0)$ ^[26,27]。给定测度空间 (Θ, B) , G_0 为定义其上的概率分布, α 为正实数。狄利克雷过程 $DP(\alpha, G_0)$ 定义为测度空间 (Θ, B) 上随机概率测度 G 的分布, 使得对 θ 的任何有限可测划分 (A_1, A_2, \dots, A_r) , 随机向量 $(G(A_1), G(A_2), \dots, G(A_r))$ 服从参数为 $(\alpha G_0(A_1), \alpha G_0(A_2), \dots, \alpha G_0(A_r))$ 的狄利克雷分布:

$$(G(A_1), G(A_2), \dots, G(A_r)) \sim Dirichlet(\alpha G_0(A_1), \alpha G_0(A_2), \dots, \alpha G_0(A_r)) \quad (2)$$

其中, G_0 为基础分布, α 为聚集参数。对于任意可测集 $A \subset \Theta$, 基础分布 G_0 可以理解为狄利克雷过程的均值, 即 $E(G(A)) = G_0(A)$, 可以视为狄利克雷过程的先验分布; 聚集参数 α 可以理解为狄利克雷过程的逆方差: $V(G(A)) = G_0(A)(1 - G_0(A)) / (\alpha + 1)$, α 越大, 概率质量越接近均值附近。假设一组观测数据 (样本), 服从某种分布, 分布参数服从狄利克雷过程先验分布, 参数的先验和后验分布采用狄利克雷过程构造方法推, 则该模型称为狄利克雷过程混合模型 (DPMM) ^[28]。

模糊 C 均值聚类算法 (FCM), 是用隶属度确定每个数据点属于某个聚类的程度的一种聚类算法^[29,30]。FCM 把 n 个向量 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 分为

C 个模糊组, 并求每组的聚类中心, 使得非相似性指标的价值函数达到最小。FCM算法是一个简单的迭代过程, 通过不断迭代获取新的聚类中心和隶属度矩阵值, 使目标函数值最小, 从而得出最优的聚类结果。

2.2 DP-FCM 算法

DP-FCM 算法首先对输入数据视频帧质量 IWPSNR 值构造 Dirichlet 过程混合模型, 将其作为聚类数目 C 等参数的先验分布, 然后通过 Gibbs 抽样, 修正更新聚类数目。根据聚类数目对输入数据进行模糊聚类, 通过设定阈值合并聚类结果相似项, 输出聚类结果。DP-FCM 算法的主要步骤如下:

输入: 视频帧 IWPSNR 值 X , 数据长度为 n 。

输出: 同一个视频下的不同码率变化的聚类结果。

步骤 1: 初始化聚集参数 α , 聚类数目 C 等参数。

步骤 2: 构造 Dirichlet 过程混合模型:

假设 X 的任意子集 x_i 服从参数为 θ_i 的分布即 $x_i | \theta_i \sim F(\theta_i), (i < n)$, θ_i 服从某种未知随机概率测度 G , 即 $\theta_i | G \sim G; G | \alpha, G_0 \sim DP(\alpha, G_0)$ 。利用 Dirichlet 过程构造 G :

$$\beta_c | \alpha \sim Beta(1, \alpha); \pi_c = \beta_c \prod_{l=1}^{c-1} (1 - \beta_l)$$

$$\theta | \alpha, G_0 \sim G_0; G = \sum_{c=1}^{\infty} \pi_c \delta_{\theta_c^*} \quad (3)$$

整合 G , 构造 Dirichlet 过程混合模型:

$$x_i | z_i, \{\theta_k^*\} \sim F(\theta_{z_i}^*); \pi | \alpha \sim GEM(\alpha)$$

$$z_i | \pi \sim Mult(\pi); \theta_c^* | H \sim H; G = \sum_{c=1}^{\infty} \pi_c \delta_{\theta_c^*} \quad (4)$$

其中, θ^* 表示与 θ_i 相同的原子集合, G 和 H 同为基础分布, $\pi \sim GEM(\alpha)$, $\sum_{c=1}^{\infty} \pi_c = 1$ 。 z_i 服从多项式分布, 表示观测数据 x_i 隶属分量 c , 即 $z_i = c$, 即为聚类数目, 且满足 $\theta_i = \theta_{z_i}^*$ 。

步骤 3: 对 θ_i 进行 Gibbs 抽样, 更新聚类数目 C :

(1) 设定 $z = z^{(t-1)}, \alpha = \alpha^{(t-1)}$, 其中, t 为迭代次数。

(2) 对数据 $x_i, i = 1, 2, \dots, n$

a. 从 z_i 的类别中移除观测数据 x_i , 如果 z_i 只有 x_i 一个数据, 删除 z_i 类别, 且 $C = C - 1$ 。

b. 根据如下概率公式对数据 x_i 增加一个新的簇 z_i , 并更新聚类参数 C 。

$$p(z_i = c, c \leq C) \propto \frac{n_{c,-i}}{n + \alpha - 1} F(x_i | \theta_c^{(t-1)})$$

$$n_{c,-i} = \sum_{j \neq i} \delta(z_j - c) \quad (5)$$

$$p(z_i = C + 1) \propto \frac{\alpha}{n + \alpha - 1} \int F(x_i | \theta) G_0(\theta) d\theta \quad (6)$$

(3) 更新各聚类结果的样本参数 $\theta_c, c = 1, 2, \dots, C$ 。

(4) 令 $z^{(t)} = z$, 如果 $\alpha \sim Gamma(a, b)$, 则 $\alpha^t \sim p(\alpha | c, n, a, b)$ 。

步骤 4: 根据聚类数目 C 对数据 X 模糊聚类:

(1) 初始化隶属度矩阵 U , 隶属度矩阵满足

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, \forall k = 1, \dots, n \quad (7)$$

(2) 计算聚类中心 v_i :

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (8)$$

其中 m 是控制算法柔性的加权指数, 本文训练值为 2。 v_i 表示第 i 类的聚类中心。

(3) 计算目标价值函数值 $J(U, V)$ 。如果它小于某个确定的阈值, 或它相对上次价值函数值的改变量小于某个阈值, 则输出聚类结果和聚类中心, 否则, 继续迭代。

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m (d_{ik}) \quad (9)$$

其中, d_{ik} 表示第 k 个数据点到第 i 个聚类中心的欧式距离, 即 $d_{ik} = \|x_k - v_i\|$ 。

(4) 计算新的隶属度矩阵 U :

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}}\right)^{2/(m-1)}} \quad (10)$$

步骤 5: 对输出的聚类结果和聚类中心向量 V 。由于狄利克雷过程混合模型在求解聚类数目的过程中会出现偏颇, 从而导致聚类结果的偏差, 为了提高聚类算法的准确率, 根据聚类中心的欧式距离设定

一个阈值,当聚类数目大于 2 时计算各类之间的聚类中心的欧式距离,将距离值小于阈值的两个类合并。阈值的大小需根据样本数据的特征确定。

3 实验结果分析

本文利用 LIVE 视频库对 DP-FCM 算法进行性能评测,软硬件仿真环境为:处理器 Intel Pentium CPU G2030 3.00GHz;内存 4.00G;仿真平台 MATLAB2012b。LIVE 视频库一共包含 10 个原视频和 200 个失真视频,每个视频持续时间为 15s,每秒 30 帧^[5]。失真类型主要包括压缩失真、包丢失、帧冻结、码率自适应失真和多码率切换失真。本文主要对 LIVE 视频库中无线传输的码率自适应视频和多码率切换视频进行测试。视频库中视频传输码率分为 R_1 、 R_2 、 R_3 、 R_4 ($R_1 < R_2 < R_3 < R_4$) 4 种。

码率自适应视频指视频初始码率为 R_x , N_s 之后码率转换为 R_y , 一定时间以后又转换为 R_x 。如图 3 所示,根据不同码率定义视频类型为 S14、S24、S34。多码率切换视频指视频传输过程中码率在 $R_1 \sim R_4$ 之间多次变化。如图 4 所示,对应视频类型有 t14、t124、t134、t421、t431 五种情况。

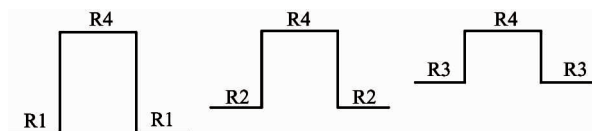


图 3 码率自适应失真

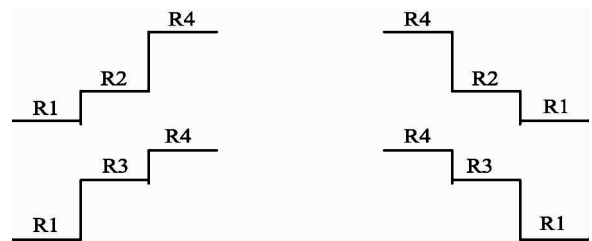


图 4 多码率切换失真

利用 DP-FCM 自动聚类算法在 MATLAB 平台上对 LIVE 视频库中名为 DV 的视频 S14、S24、S34、

t14、t124、t134、t421、t431 八种类型进行测试,测试结果分别对应如图 5 中的(a)、(b)、(c)、(d)、(e)、(f)、(g)、(h),其中横轴为帧号,纵轴是失真视频的 IWPSNR 值。图中同一种颜色代表相同的类,对应视频同一种码率。如表 1 所示,视频实际传输码率下的帧区间和聚类结果所对应的帧区间一一对应,这说明 DP-FCM 聚类算法几乎能够完美地识别视频码率变化情况。如表 2 所示,与传统 FCM 算法和 K-means 算法相比,对 LIVE 视频库的视频进行聚类结果表明 DP-FCM 算法精确度有一定的提高。K-means 算法时间复杂度为 $O(nkt)$ 。其中, n 为数据长度, k 是聚类数目, t 为迭代次数。传统 FCM 算法是在硬聚类算法上应用模糊理论形成的,其时间复杂度为 $O(n)$ 。由于单次 Gibbs 抽样的时间复杂度只和数据长度有关,因此, DP-FCM 算法的时间复杂度和 FCM 算法的时间复杂度一致,为 $O(n)$ 。DP-FCM 算法平均运行时间约为 1.5s, FCM 算法平均运行时间约为 1s, K-means 算法平均运行时间约为 0.8s。由此可见, DP-FCM 聚类算法在对无线视频码率变化识别的过程中,无需预先估计视频中包含的码率种类即可完成码率识别。

表 1 实际传输码率帧区间与聚类结果对照表

DV	实际传输码率		结果类别	DV	实际传输码率		结果类别	
	帧区间	码率			帧区间	码率		
S14	[1,150]	R1	1	t124	[391,450]	R4	2	
	[151,300]	R4	2		[1,180]	R1	1	
	[301,450]	R1	1		[181,330]	R2	2	
S24	[1,150]	R2	1		t134	[331,450]	R4	3
	[151,300]	R4	2			[1,210]	R1	1
	[301,450]	R2	1			[211,360]	R3	2
S34	[1,150]	R3	1	t421	[361,450]	R4	3	
	[151,300]	R4	2		[1,120]	R4	1	
	[301,450]	R3	1		[121,270]	R2	2	
t14	[1,90]	R1	1		t432	[271,450]	R1	3
	[91,150]	R4	2			[1,90]	R4	1
	[151,240]	R1	1			[91,240]	R3	2
	[241,300]	R4	2	[241,450]		R1	3	
	[301,390]	R1	1					

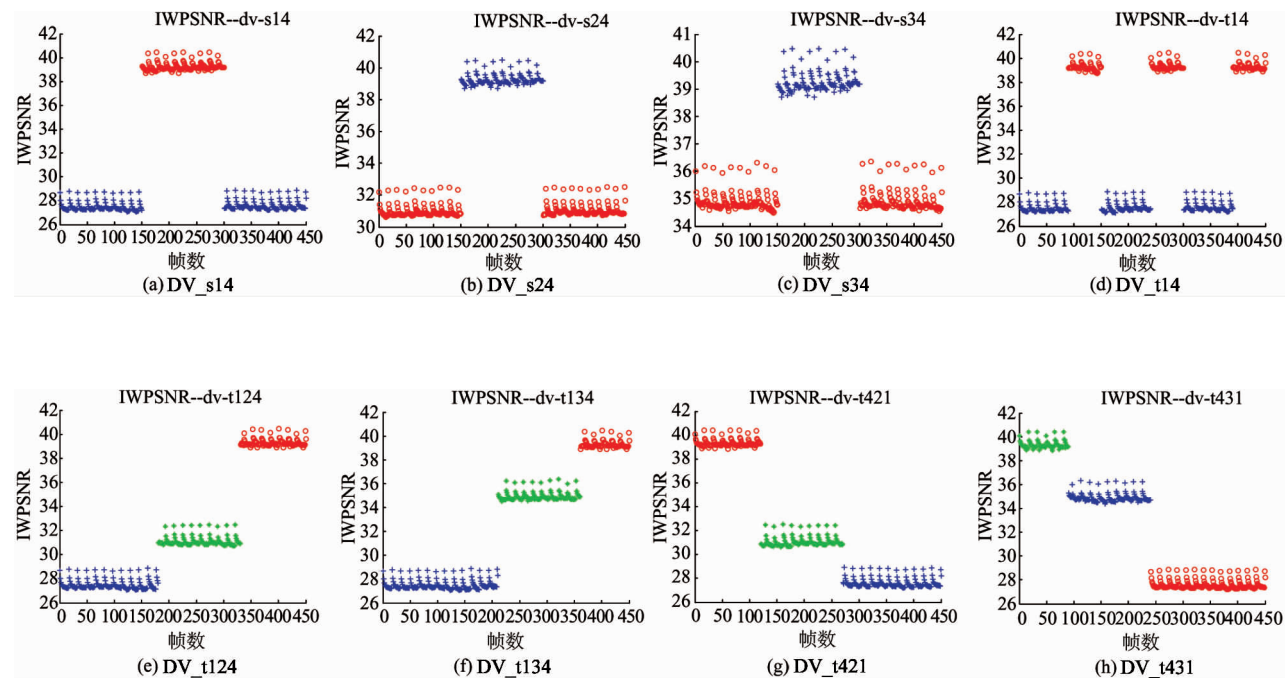


图5 DV 视频不同类型下的聚类结果

表2 算法精确度

算法	精确度	时间复杂度
K-means	98.61%	$O(nct)$
FCM	98.48%	$O(n)$
DP-FCM	98.83%	$O(n)$

4 结论

本文针对 FCM 算法和 K-means 算法需要设定聚类数目的问题提出一种自动确定聚类数目的 DP-FCM 算法,并利用 DP-FCM 算法对 LIVE 视频库的视频进行码率变化的识别。DP-FCM 算法将狄利克雷混合模型和传统 FCM 算法相结合,首先将狄利克雷过程作为聚类数目参数的先验,模拟求出数据聚类数目,再进行 FCM 聚类,然后通过设定合理的阈值,合并聚类结果相似类别,提高聚类算法的准确率。本文对 LIVE 视频库十个视频的码率自适应和多码率切换两个系列共 80 个视频进行码率变化的聚类识别。结果表明,DP-FCM 能够在无需人工设定的视频码率数目的条件下完成较好的视频码率变化的识别。

参考文献

[1] Chikkerur S, Sundaram V, Reisslein M, et al. Objective video quality assessment methods: A classification, review, and performance comparison. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2011, 57(2): 165-182

[2] Maksymyuk T, Han L, Ge X, et al. Quasi-quadrature modulation method for power-efficient video transmission over LTE networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2014, 63(5): 2083-2092

[3] Iqbal A, Arif F, Minallah N. Analyzing impact of video codec, encapsulation methods and streaming protocols on the quality of video streaming. In: Proceedings of the IEEE 8th International Conference, Digital Information Management (ICDIM), Islamabad, Pakistan, 2013. 182-186

[4] Ou Y F, Ma Z, Liu T, et al. Perceptual quality assessment of video considering both frame rate and quantization artifacts. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2011, 21(3): 286-298

[5] Moorthy A K, Choi L K, Bovik A C, et al. Video quality assessment on mobile devices: Subjective, behavioral and objective studies. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2012, 6(6): 652-671

[6] Song H, Kuo C C J. Rate control for low-bit-rate video via variable-encoding frame rates. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2001, 11(4):

512-521

- [7] Seok J, Yoon K, Kim B, et al. A method of bit-rate control within macro-blocks using information of coded block pattern in a video codec. In: Proceedings of the 2011 IEEE 13th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT), Phoenix Park, KR, 2011. 1604-1607
- [8] Shafei M, Rezaei M, Tavakoli S, et al. A fuzzy bit allocation algorithm for variable bit rate video coding. In: Proceedings of the IEEE 7th Iranian Machine Vision and Image Processing (MVIP), Tehran, Iran, 2011: 1-4
- [9] Atzori L, Floris A, Ginesu G, et al. Streaming video over wireless channels: Exploiting reduced-reference quality estimation at the user-side. *Signal Processing: Image Communication*, 2012, 27(10): 1049-1061
- [10] Wang Z, Li Q. Information content weighting for perceptual image quality assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(5): 1185-1198
- [11] Yedla M, Pathakota S R, Srinivasa T M. Enhancing K-means clustering algorithm with improved initial center. *International Journal of computer science and information technologies*, 2010, 1(2): 121-125
- [12] Rajeswari K, Acharya O, Sharma M, et al. Improvement in k-Means Clustering Algorithm Using Data Clustering. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Computing Communication Control and Automation (IC-CUBE), Madhya Pradesh, India, 2015. 367-369
- [13] Riyaz R, Wani M A. Comparative study of cluster validity techniques using K-mediod algorithm. In: Proceedings of the IEEE 2nd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom), New Delhi, India, 2015. 893-898
- [14] Foti N J, Williamson S A. A survey of non-exchangeable priors for Bayesian nonparametric models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(2): 359-371
- [15] Xu Z, Yan F, Qi Y. Bayesian nonparametric models for multiway data analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(2): 475-487
- [16] Hannah L A, Blei D M, Powell W B. Dirichlet process mixtures of generalized linear models. *The Journal of Machine Learning Research*, 2011, 12: 1923-1953
- [17] Velivelli A, Huang T S. Automatic video annotation using multimodal Dirichlet process mixture model. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control, Sanya, China, 2008. 1366-1371
- [18] Yin S H, Li M. Study on a modified fuzzy c-means clustering algorithm. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Design and Applications (IC-DA), Qinhuangdao, China, 2010, 5. 484-486
- [19] Borse R, Markad P. Competitive analysis of existing image quality assessment methods. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), Mysore, India, 2014. 1440-1444
- [20] Vranješ M, Rimac-Drlje S, Grgić K. Locally averaged PSNR as a simple objective video quality metric. In: Proceedings of the IEEE 50th International Symposium, EL-MAR, Zadar, Croatia, 2008, 1: 17-20
- [21] Loh W T, Voo K H B, Bong D B L. Video quality assessment based on a modified mean squared error. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA), Kuala Lumpur, Malaysia, 2015. 500-504
- [22] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612
- [23] Gao X, Lu W, Tao D, et al. Image quality assessment based on multiscale geometric analysis. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(7): 1409-1423
- [24] Yu K L, Meng Z K, Sun M J. Image quality assessment: A reduced reference algorithm for the super-resolution reconstruction image. In: Proceedings of the IEEE 3rd International Conference on Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC), Shenyang, China, 2013. 171-175
- [25] Wang Z, Simoncelli E P, Bovik A C. Multiscale structural similarity for image quality assessment. In: Proceedings of the IEEE Conference Record of the 37th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, California, USA, 2003, 2: 1398-1402
- [26] Cho W, Kim S, Lee T H, et al. Automatic clustering method of multivariate data using Gaussian Dirichlet process mixture model. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Science and Automation

- Engineering (CSAE), Zhangjiajie, China, 2012, 3: 470-474
- [27] Huang R, Yu G, Wang Z, et al. Dirichlet process mixture model for document clustering with feature partition. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2013, 25(8): 1748-1759
- [28] Bouguila N, Ziou D. A Dirichlet process mixture of Dirichlet distributions for classification and prediction. In: Proceedings of the Workshop on Machine Learning for Signal Processing, Cancun, Mexico, 2008. 297-302
- [29] Carvalho F A T. Fuzzy c-means clustering methods for symbolic interval data. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(4): 423-437
- [30] Liu P, Duan L, Chi X, et al. An improved fuzzy C-means clustering algorithm based on simulated annealing. In: Proceedings of the IEEE 10th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD), Shenyang, China, 2013. 39-43

An algorithm for recognition of video code rate's changes based on Dirichlet process

Li Song^{***}, Xie Xinxin^{*}, Liu Donglin^{*}, Sun Yanjing^{**}, Li Meixiang^{***}, Dai Nina^{****}

(^{*} School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116)

(^{**} Jiangsu Province Laboratory of Electrical and Automation Engineering for Coal Mining, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008)

(^{***} Anbiao National Center for Mining Products Safety Sign, Beijing 100013)

(^{****} School of Electronics and Information Engineering, Chongqing Three Gorges University, Chongqing 404000)

Abstract

The recognition of the changes of code rate of wireless video transmission was studied through clustering analysis of the quality of terminal video frame to provide technical references for adaptive adjusting the code rate during wireless video transmission. In view of the problem that classical recognition algorithms of fuzzy c-means (FCM) and K-means need setting cluster number in advance, the study proposed a Dirichlet process (DP) based FCM algorithm, called DP-FCM algorithm. The proposed DP-FCM algorithm combines the Dirichlet process with the FCM algorithm, and estimates the number of clusters using the DP mixture model and video frame quality. Then fuzzy c-means clustering for video frame quality is performed. The similar clustering results are merged by setting a reasonable threshold. Finally, video transmission rates are recognized by clustering video frames. The results of the experiment conducted on the LIVE database demonstrate that the classification and identification of video transmission rate can be achieved by the DP-FCM algorithm without setting the number of clusters.

Key words change of video code rate, Dirichlet process (DP), fuzzy c-means (FCM) clustering algorithm, video frame quality