

基于熵和相关接近度的混合高斯目标检测算法

李睿 盛超

(兰州理工大学计算机与通信学院 兰州 730050)

摘要 针对固定模型个数的混合高斯模型的背景建模速度慢和运动目标的拖影问题,提出了一种基于 Tsallis 熵和相关接近度的改进混合高斯算法。该算法利用 Tsallis 熵对高斯模型自适应地选择模型个数,加速背景建模;对于模型匹配判断条件,不能很好地体现相邻像素点的空间相关性的情况,提出了相关接近度作为模型更新的限定条件,以去除拖影。实验结果表明,改进的算法在实时性、检测正确率方面都有较好的改进。

关键词 混合高斯模型, Tsallis 熵, 相关接近度, 拖影

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.12.055

Mixed Gaussian Target Detection Algorithm Based on Entropy and Related Close Degree

LI Rui SHENG Chao

(College of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract Aiming at that the background modeling of the hybrid gaussian model with fixed model number is slow and the detected moving targets have following contour when they move, an improved moving object detection method based on mixture gaussian model with Tsallis entropy and related close degree was proposed. The improved algorithm automatically chooses model numbers to accelerate the background modeling. For model matching judgment condition cannot reflect spatial correlation of adjacent pixels, this paper proposed the conception of related close degree as another qualification condition to remove following contour. The experimental results show the improved algorithm greatly improves in real-time and detection accuracy.

Keywords Gaussian mixture model, Tsallis entropy, Related close degree, Following contour

1 引言

运动目标检测技术是计算机视觉领域中一个重要的研究方向,也是智能监控视频系统的重要部分^[1]。运动目标检测的好坏将直接影响接下来的工作,例如分类、目标跟踪和行为分析,因此对它的研究具有很大的意义。常用的目标检测方法有光流法^[2-3]、帧间差分法^[4-5]、边缘检测法^[6-7]、背景减除法^[8-9]等。光流法检测准确性高,但运算量大;帧间差分法检测目标的原理简单,但容易引入噪声;边缘检测法可以较好地检测边缘,但不能对内部区域进行检测。背景减除法是应用广泛且研究最多的方法,其中,Stauffer 等^[10]最早提出混合高斯模型,该算法用 k 个不同的高斯模型来描述每个像素点的状态,能很好地描述多模态场景,检测运动目标时能抑制枝叶随风摇曳、水面波动以及光照缓慢变化等造成的影响。文献^[11]自适应地更新均值和方差,并结合背景减除法来改进混合高斯模型,但没有使高斯模型个数随着场景自适应变化;文献^[12]采用了自适应的高斯模型数目的方法来加速建立背景模型,同时利用了学习率自适应更新策略能抑制干扰的能力,

但对背景模型进行更新时没有考虑到空间位置信息,因此,不能消除缓慢运动目标产生的拖影现象;文献^[13]通过朗基斯矩阵行列式来表达像素的空间位置信息,以此作为模型参数更新的条件,同时引入帧间差分来检测运动目标的轮廓,但没有考虑到帧间差分易引入噪声。

虽然以上算法提高了检测效率,但没有很好地解决混合高斯模型的以下问题:1)混合高斯模型中采用固定的模型个数来描述每个像素点,这使得计算量变大,影响到目标检测的时效性。2)当运动目标一直缓慢运动时,检测到运动目标后会产生拖影现象。3)当运动目标由静止变为快速运动时,容易在已检测的运动目标后产生拖影。

关于以上问题,本文提出了融合背景减除法以及基于 Tsallis 熵^[14-15]和相关接近度的改进混合高斯算法。利用 Tsallis 熵来改善问题 1),传统的混合高斯模型主要利用时间分布信息把像素的空间位置信息作为模型参数更新的限定条件,并提出了相关接近度。同时针对模糊的背景点,引入变量 w 来自适应地调整模型匹配条件,以解决问题 2)和 3)。实验证明,改进的算法在实时性、准确性等方面有较好的表现。

到稿日期:2016-11-03 返修日期:2017-03-13 本文受国家自然科学基金项目(61263019)资助。

李睿(1971-),女,硕士,教授,主要研究方向为智能信息处理、模式识别;盛超(1989-),男,硕士,主要研究方向为智能信息处理、模式识别, E-mail: s105352339@163.com。

2 混合高斯模型

2.1 初始建模

首先对混合高斯模型进行初始建模,方法是计算一段时间内视频序列帧中每一个像素点的平均灰度值 μ_0 与像素的方差 σ_0^2 ,表达式如下:

$$\mu_0 = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} x_t \quad (1)$$

$$\sigma_0^2 = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} (x_t - \mu_0)^2 \quad (2)$$

其中,用 μ_0 和 σ_0^2 来初始化混合高斯模型中 K 个高斯分布的参数。

2.2 传统的混合高斯背景的建模

混合高斯背景建模的原理是对于图像 $f(x, y)$ 中的任一点,用 K 个高斯模型的加权和来描述该点的状态。依据计算机的存储器和计算速度调整 K 值。假设用 x_t 表示视频某一帧中任意一个像素点的观测值,则该观测值出现的概率为:

$$p(x_t) = \sum_{i=1}^K w_{i,t} \eta(x_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (3)$$

$$\eta(x_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma_{i,t}|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(x_t - \mu_{i,t})^T \Sigma_{i,t}^{-1} (x_t - \mu_{i,t})} \quad (4)$$

其中, $w_{i,t}$ 表示在 t 时刻混合高斯模型中第 i 个高斯分布的权重, $\sum_{i=1}^K w_{i,t} = 1$ 。 $\mu_{i,t}$ 表示在 t 时刻第 i 个高斯函数的均值。 $\Sigma_{i,t}$ 为第 i 个高斯分布的协方差矩阵,若观测值之间相互独立, $\Sigma_{i,t} = \sigma_{i,t}^2 I$ (I 为单位矩阵), $\sigma_{i,t}^2$ 为图像中的像素点在 t 时刻第 i 个高斯分布的方差。 n 为 x_t 的维数,把视频从 RGB 格式转换成灰度图像,因此 n 可以取 1,这样可以减少计算量,从而提高实时性。 $\eta(x_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t})$ 是 t 时刻第 i 高斯分布的概率密度函数。

2.3 模型匹配及参数更新

新的观测值 x_t 分别与已经存在的 k ($1 \leq k \leq K$) 个高斯分布进行匹配,匹配条件为 $|x_t - \mu_{i,t-1}| < \lambda \sigma_{i,t-1}$ (λ 一般取值为 2.5),若 x_t 与任意一个高斯分布匹配不成功,当 $k < K$ 时,增加一个新的高斯分布;当 $k = K$ 时,用新的高斯分布代替最小优先级 $\rho_{i,t} = w_{i,t} / |\Sigma_{i,t}|^{1/2}$ 的高斯分布。以 x_t 来表示新的高斯分布的均值,并初始化一个大的方差(取值为 15~50),权值为较小值。对于匹配成功的第 i ($1 \leq i \leq k$) 个高斯分布,对权值、均值和方差分别进行更新,如式(5)~式(7)所示。

$$w_{i,t} = (1 - \alpha) w_{i,t-1} + \alpha M_{i,t} \quad (5)$$

$$\mu_{i,t} = (1 - \beta) \mu_{i,t-1} + \beta x_t \quad (6)$$

$$\sigma_{i,t}^2 = (1 - \beta) \sigma_{i,t-1}^2 + \beta (x_t - \mu_{i,t})^T (x_t - \mu_{i,t}) \quad (7)$$

其中, $\beta = \alpha \eta(x_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t})$ 为参数学习率, α ($0 \leq \alpha \leq 1$) 为用户自定义的学习速率, α 值决定了背景更新速度。 $M_{i,t}$ 是常数。如果第 i 个高斯分布与 x_t 匹配,则 $M_{i,t} = 1$; 否则 $M_{i,t} = 0$ 且其高斯分布的均值和方差不变。更新完所有高斯分布的权重后,对其做归一化处理。

2.4 背景描述

高斯模型更新完毕后,把 k 个高斯分布按 $\rho_{i,t}$ 降序排列。

若高斯分布位置越靠前,则它是背景分布的可能性越大,选取满足式(8)的前 B 个高斯分布作为背景模型:

$$B = \arg \min_b (\sum_{i=1}^b w_{i,t} > T) \quad (8)$$

其中, T 为背景选取的阈值,若 T 值较小,则背景模型有可能是单峰的,只需一个高斯分布来描述;若 T 值较大,则背景由多个高斯分布来描述,由此可见 T 的大小决定背景模型中高斯分布的个数。在进行前景检测时,重新把 x_t 与上述 B 个高斯分布进行匹配检测,若与上述 B 个高斯分布逐一匹配不成功,则该像素点为前景点,否则为背景点。从而完成运动目标的检测。

3 基于 Tsallis 熵自适应选取高斯模型个数

目前,混合高斯模型多数采用固定的高斯分布个数,每个高斯分布对应像素的一种状态,假设所有的高斯分布的个数总和不变,在图像帧中有的区域变化很大,呈现多峰状态,在该情况下需要更多的高斯分布。然而,有的区域几乎没变化,甚至出现单峰状态,在该情况下需要更少的高斯分布个数,否则会浪费计算机的运算资源,导致混合高斯模型算法的实时性较差。高斯分布个数与背景选取的阈值 T 有关,对阈值 T 实现自适应,利用 Tsallis 熵来度量目标与背景之间的信息差异量,故提出了基于 Tsallis 熵的阈值方法。

1988 年, Tsallis 熵是为了解决非广延系统问题而提出的概念,它的公式如下:

$$S_q = \frac{k(1 - \sum_{i=1}^m p_i^q)}{q-1} \quad (9)$$

其中, k 通常取值为 1, q 不等于 1, $q \in R$, Tsallis 熵具有非广延性(考虑到目标与背景概率分布之间的相互关系)。

首先把 k 个高斯分布按照优先级 $\rho_{i,t}$ 从低到高依次排列, $p(i)$ 为第 i 个高斯分布发生的概率,本文取 $p(i) = w_{i,t}$ ($1 \leq i \leq K$ 且 i 为整数),小于 j 的高斯分布构成目标区域,否则为背景区域,则各概率在本区域的分布分别为 $p(i)/p_1(j)$, $p(i)/p_2(j)$, 其中 $p_1(j) = \sum_{i=0}^j p(i)$, $p_2(j) = 1 - p_1(j)$ 。背景和目标的 Tsallis 熵分别如下:

$$S_q^t(j) = \frac{1 - \sum_{i=0}^j (\frac{p(i)}{p_1(j)})^q}{q-1} \quad (10)$$

$$S_q^b(j) = \frac{1 - \sum_{i=j+1}^k (\frac{p(i)}{p_2(j)})^q}{q-1} \quad (11)$$

两个独立子系统的熵之和遵循伪可加性,即:

$$S_q(j) = S_q^t(j) + S_q^b(j) + (1-q) * S_q^t(j) * S_q^b(j) \quad (12)$$

当熵函数取得最大值时,会得到最佳背景模型个数,即若 $j^* = \arg \max_{1 \leq j \leq K} \{S_q(j)\}$, 则阈值 $T = \sum_{i=1}^{j^*} w_{i,t}$ 。模型个数选取公式为:

$$B = \arg \min_b (\sum_{i=1}^b w_{i,t} > T) \quad (13)$$

以上方法为了使得背景类与目标类的概率之间的差异尽

可能大,在熵函数 $S_q(j)$ 达到最大值时获得最佳背景模型个数 j^* 且计算出阈值,最后根据模型个数选取公式自适应地选取高斯分布个数。

4 相关接近度

混合高斯模型在每个像素时间域上进行学习,忽略了像素与周围像素之间的联系。从图像中获得的像素值通常受长时间静止物体转为运动、快速运动目标的干扰等因素的影响,从而导致提取运动目标时产生拖影。因此,本文采用邻域的思想,邻域的大小由场景的复杂程度决定。邻域的窗口越大,抗干扰能力越强,但处理时间也会越长,而且不利于提取小目标。本文采用 3×3 的邻域尺寸,任意像素点 x_0 的向量如图 1 所示。

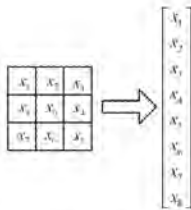


图 1 任意像素点 x_0 的向量

假设有两个随机变量 X, Y , 则两个随机变量的相关系数表示如下:

$$\rho_{XY} = \frac{cov(X, Y)}{\sqrt{D(X)D(Y)}} \quad (14)$$

其中, $cov(X, Y)$ 为随机变量 X, Y 的协方差; $D(X), D(Y)$ 分别为 X, Y 的方差; $\sqrt{D(X)}, \sqrt{D(Y)}$ 分别为 X, Y 的标准差。为了减少标准差的运算量,采用离均差和来代替式(14)中的标准差,即 $p_X = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}|$, $p_Y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \bar{y}|$ 。图 2 给出了图像的标准差 $\sqrt{D(X)}$ 与 P_X 之间的关系。

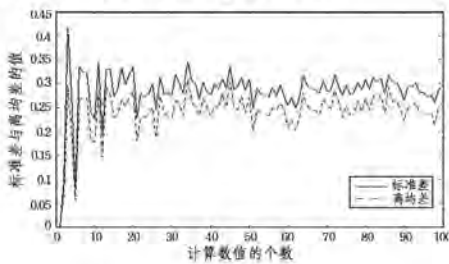


图 2 标准差与离均差的关系

为了判断运动目标后面的拖影,引入相关接近度 L , 即当前图像帧与对应的背景模型的像素点的相关系数绝对值与 1 的接近程度:

$$L = 1 - |\rho_{XY}| \quad (15)$$

通过相关接近度来检测像素是否发生变化,相关接近度等于 0 时,说明该像素没有变化。实际应用中存在噪声和误差引起的偏差,为了滤除噪声的影响,需要设定一定的阈值 R 来修正判据,实际判别条件是:如果 $0 \leq L \leq R$, 则当前图像的该像素点没有发生变化。

如图 1 所示,对视频帧中任意像素点 x_0 采用像素八邻域

原则,计算出该点的均值 \bar{x}_0 和标准差 $\sigma(x_0)$:

$$\bar{x}_0 = \frac{\sum_{i=1}^8 |x_i - x_0|}{8} \quad (16)$$

$$\sigma(x_0) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^8 (x_i - \bar{x}_0)^2}{8}} \quad (17)$$

若像素点 x_i 在某一背景模型外,却接近高斯模型中的像素平均值,则将该点视为模糊的背景点,本文通过引入变量 v ($v = \varphi \sigma(x_0)$, 其中 φ 是常数,通过实验获得),来调节模型匹配条件。 $F(x, y)$ 为图像 $f(x, y)$ 的二值像素值, $F(x, y)$ 为 0 表示该像素点为背景点, $F(x, y)$ 为 1 表示该像素点为前景点,如下所示:

$$F(x, y) = \begin{cases} 0, & \lambda\sigma_{i,t-1} < |x_i - \mu_{i,t}| < \lambda\sigma_{i,t-1} + v \\ 1, & |x_i - \mu_{i,t}| > \lambda\sigma_{i,t-1} + v \end{cases} \quad (18)$$

5 基于 Tsallis 熵和相关接近度的改进混合高斯模型算法

通过引入 Tsallis 熵可以自适应地调整高斯分布个数,同时提出了相关接近度作为判断前景点和背景点的条件,弥补了模型匹配判断条件的缺点;结合时空信息的背景模型匹配,在原理上实现了前景图像中具有背景扰动的背景像素点能被判断为背景点,从而减少了误检为前景点的情况,可以较好地解决运动目标的拖影现象,进而可以得到更好的运动目标。算法流程图如图 3 所示。

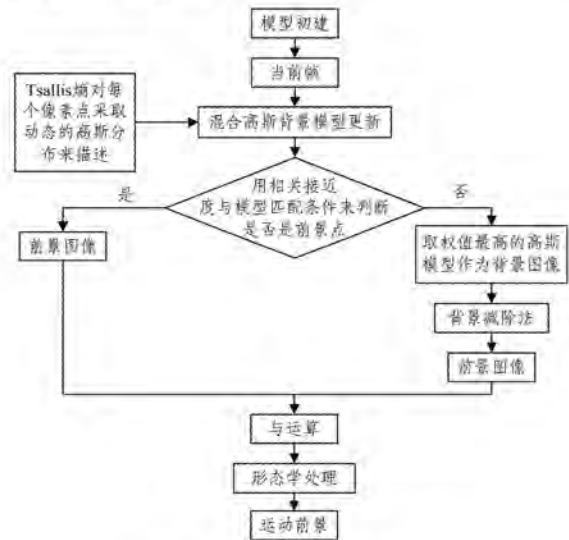


图 3 改进的混合高斯算法流程图

算法描述如下:

步骤 1 在模型初建中,统计视频前 N 帧,计算出每一个像素点的平均值以及方差,对序列帧的每个像素点构造出 K 个高斯模型。

步骤 2 通过 Tsallis 熵确定出图像序列每一个像素点所需高斯模型的个数 k , 同时用当前帧对已建立的混合高斯背景模型进行更新。

步骤 3 在混合高斯背景模型更新过程中用当前帧的每一个像素点与每个像素点所需的 k 个高斯模型逐一匹配,计

算出当前帧与它的前一帧中相对应的像素点的 3×3 邻域窗口的相关接近度;针对模糊的背景点误判,通过引入变量 v 来调节模型匹配条件,只有都满足相关接近度判断条件和模型匹配判断条件,才能确定更新混合高斯模型的参数。在此过程中获得前景图像以及权重最高的高斯模型组成的背景图像。

步骤 4 通过对当前帧与步骤 3 获得的背景图像做背景减除法获得前景图像,再与步骤 3 获得的前景图像进行与运算,最后得到比较完整的运动目标。

步骤 5 对步骤 4 得到的运动目标通过形态学处理加以完善。

6 实验结果

实验环境:Windows7 Intel(R) core(TM) i3 CPU M380@2.53GHz、内存为 2GB 的 PC,在 Matlab(R2010b)的开发平台上编程实现。

根据本文算法对第一组视频大小都为 320×240 的视频 1(帧率:25 f/s,总帧数:456)、视频 2(帧率:27 f/s,总帧数:112)以及视频 3(帧率:29 f/s,总帧数:923)进行处理;对第二组视频大小都为 856×480 的视频 4(帧率:27 f/s,总帧数:1366)与视频 5(帧率:29 f/s,总帧数:1113)进行处理;对第三组视频大小为 960×720 的视频 6(帧率:29 f/s,总帧数:1047)进行处理。本文算法中参数学习率 $\beta=0.006$,高斯模型的最大个数 $K=5$ 。

在视频 1 中,从运动目标(人的脚)由静止到快速运动的过程中截取第 120 帧、第 212 帧、第 250 帧图像序列进行处理。第 120 帧是图像中移动目标(人的脚)缓缓运动后,突然停下一段时间的序列;第 212 帧是人的脚停留一段时间后,突然加速运动的图像帧;第 251 帧是人的脚离开停留的地方之后一直加速运动的图像帧。图 4 给出了分别用传统混合高斯算法和本文算法对截取的视频图像进行处理的相关结果。

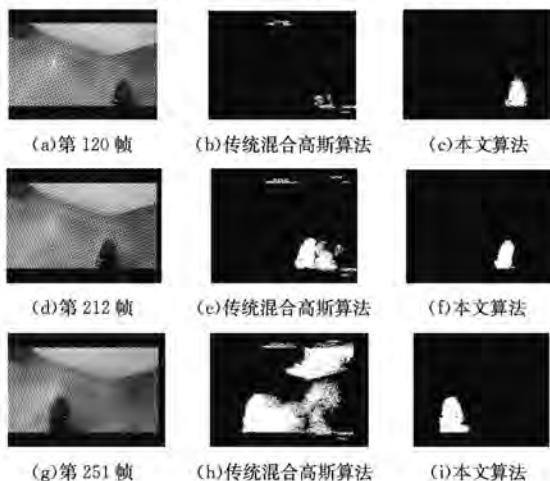


图 4 视频 1 序列的对比结果

由图 4 所示的对比结果可以看出,在运动目标(人的脚)由静止到快速加速时,传统混合高斯算法检测的运动目标之后有拖影形成,然而本文算法可以很好地抑制拖影。

在视频 2 中,运动目标(人)一直缓慢运动。通过传统混合高斯算法从视频 2 提取的第 8 帧和第 40 帧分别检测的二值图像对比来看,拖影逐渐减弱,然而本文算法对拖影进行了

快速抑制。经过本文算法对图像序列第 8 帧、第 40 帧和第 75 帧进行检测的结果显示,提取的运动目标比较完整,如图 5 所示。



图 5 视频 2 序列的对比结果

如图 6 所示,在带有多个运动目标的复杂环境(包括运动目标由静止到快速运动的情况和运动目标一直缓慢运动的情况)的视频 3 中,靠近马路中白色栅栏的一列小轿车在场景中一直是静止的,此时传统混合高斯算法把它们误认为运动目标。对从视频 3 中获得的图像序列的第 342 帧的检测情况来看,传统混合高斯算法检测的结果中大部分小轿车被拉长了,甚至有的小轿车后面形成了与它的车形一样的白色区域。对比传统混合高斯算法的检测结果可知,本文算法可以抑制多个运动目标的拖影。



图 6 视频 3 序列的对比结果

视频 4 中的运动目标在图像中所占像素比例较大,如图 7 所示。在视频序列图像中,分别截取第 527 帧、第 693 帧和第 1000 帧序列图像进行处理。



图 7 视频 4 序列的对比结果

从图7中可以看出,本文算法可以很好地抑制图像中比较大的运动目标产生拖影。

视频5中的两个运动目标(人的两腿)不断交替地运动且它们有相互重叠的时候。如图8所示,从视频5中抽取了序列图像第108帧、第128帧以及第159帧进行了处理。第128帧图像中两个运动目标正好重叠,此时本文算法比传统混合高斯算法的检测结果更加精确。

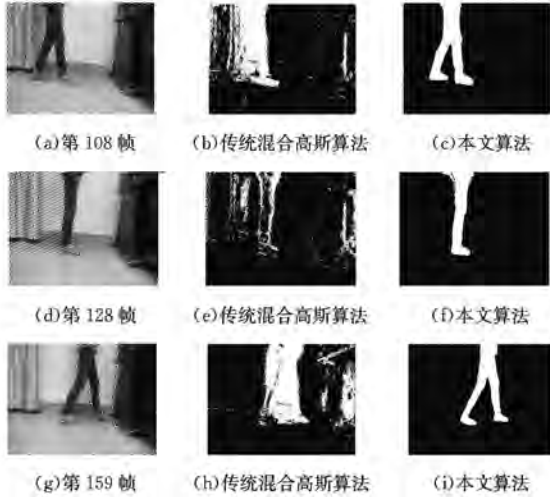


图8 视频5序列的对比结果

视频6是分辨率为960 * 720的视频(比较大的图像幅面),如图9所示,从视频6中抽取了第131帧和第956帧进行处理。从图9可以看出,当在更大的图像幅面(像素)的情况下,本文算法可以很好地去除拖影。

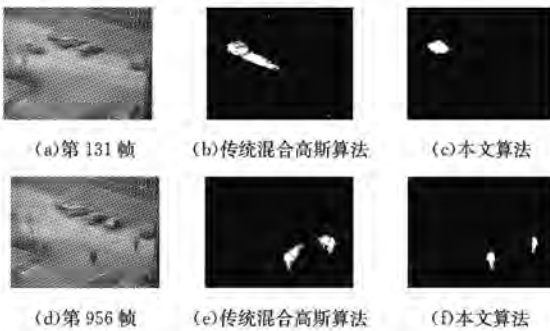


图9 视频6序列的对比结果

有很多评价本文算法的标准,本文采用PR(检测的准确率)、平均每帧耗时、传统混合高斯算法和本文算法的平均每帧耗时差与平均每帧节省的高斯分布个数 Num 来衡量算法检测结果的优劣。

如表1所列,从平均每帧耗时的指标来看,本文算法比传统混合高斯算法的实时性更高,这是因为本文算法采用 Tsallis 熵自适应选取模型个数,去掉了冗余的模型,从而减少了计算机的内存占用量;从准确率来看,本文算法比传统混合高斯算法更加准确,原因在于:1)采用 Tsallis 熵能够让多模式的像素点自适应地选取模型个数以精确描述像素点的状态;2)引入相关接近度和变量 v 可以去除运动目标产生的拖影。从平均每帧耗时差和平均每帧节省的高斯分布个数的实验数据对比看出,视频大小都为 320 * 240 的视频1、视频2和视

频3的平均每帧耗时差随着平均每帧节省的高斯分布个数的增加而增大。另外,视频大小都为 856 * 480 的视频4和视频5的平均每帧耗时差也随着平均每帧节省的高斯分布个数的增加而增大。

表1 算法性能比较

视频	算法	准确率 (PR)	平均每帧耗时/(ms/D)	平均每帧耗时差/(ms/D)	平均每帧节省的高斯分布个数 Num
视频1	传统混合高斯算法	0.7213	32.4800		
	本文算法	0.7848	20.2781	12.2019	265130
视频2	传统混合高斯算法	0.6503	27.2431		
	本文算法	0.7664	18.1976	9.0455	234391
视频3	传统混合高斯算法	0.7033	38.0964		
	本文算法	0.7314	28.3022	9.7942	245037
视频4	传统混合高斯算法	0.6103	35.5912		
	本文算法	0.6837	28.3810	7.2102	1106381
视频5	传统混合高斯算法	0.6001	34.4207		
	本文算法	0.7544	26.6204	7.8003	1242730
视频6	传统混合高斯算法	0.6327	36.1092		
	本文算法	0.7103	28.4614	7.6478	2125120

结束语 本文提出的改进混合高斯模型运动目标检测算法对运动目标产生的拖影有很好的抑制效果。通过本文提出的自适应选取模型个数的策略,一定程度上提高了对视频中运动目标检测的实时性。同时,提出相关接近度作为模型匹配的限定条件,针对模糊的背景点引入变量 v 来自适应调整模型匹配条件,较好地去除了拖影。从实验结果看出,本文方法能够有效地提高检测的准确性和实时性。但不足之处是对复杂环境下小目标的检测效果不佳,今后的研究工作将改进算法,以提高检测的准确性。

参考文献

- [1] SU Z, WANG W, XU C. Optical correlation detection technology of moving target under low contrast environment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(2): 319-325.
- [2] XIN Y, HOU J, DONG L, et al. A self-adaptive optical flow method for the moving object detection in the video sequences [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(19): 5690-5694.
- [3] YUAN G W, CHENG Z Q, GONG J, et al. A moving object detection algorithm based on a combination of optical flow and three frame difference [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2013, 34(3): 668-671. (in Chinese)
袁国武, 陈志强, 龚健, 等. 一种结合光流法与三帧差分法的运动目标检测算法 [J]. 小型微型计算机系统, 2013, 34(3): 668-671.
- [4] FAN J, WANG R, ZHANG L, et al. Image sequence segmentation based on 2D temporal entropic thresholding [J]. Pattern Recognition Letters, 1996, 17(10): 1101-1107.
- [5] CHEN C H, LIANG, et al. Frame difference energy image for

- gait recognition with incomplete silhouettes [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(11): 977-984.
- [6] DOLL R P, ZITNICK C L. Fast Edge Detection Using Structured Forests [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 37(8): 1558-1570.
- [7] CANNY J. A Computational Approach to Edge Detection-Readings in Computer Vision [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [8] LIU X, ZHAO G, YAO J, et al. Background Subtraction Based on Low-rank and Structured Sparse Decomposition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(8): 2502-2514.
- [9] EBADI S E, ONES V G, IZQUIERDO E. Approximated Robust Principal Component Analysis for Improved General Scene Background Subtraction [J]. arXiv:1603.05875.
- [10] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive Background Mixture Models for Real-Time Tracking [C]//*IEEE Computer Society*. 1999; 22-46.
- [11] HUANG W L, FAN Y, LI H Z, et al. Improved mixture Gaussian algorithm [J]. *Computer Engineering and Design*, 2011, 32(2): 592-595. (in Chinese)
- [12] LIU W J, LI L. Moving objects detection algorithm of improved mixture Gaussian model based on entropy theory [J]. *Application Research of Computers*, 2015, 32(7): 2226-2229. (in Chinese)
- [13] WANG B Z, HU Y, GUO Z T, et al. New method for mixture Gaussian background model and moving object detection based on wronskian function [J]. *Application Research of Computers*, 2016, 33(12): 1-5. (in Chinese)
- [14] LI Y, FAN X P. A new image threshold segmentation algorithm [J]. *Computer Simulation*, 2008, 25(1): 229-232. (in Chinese)
- [15] PAL N R, PAL S K. Object-background segmentation using new definitions of entropy [J]. *Computers & Digital Techniques Iee Proceedings E*, 1989, 136(4): 284-295.
- [16] 黄文丽, 范勇, 李绘卓, 等. 改进的混合高斯算法 [J]. *计算机工程与设计*, 2011, 32(2): 592-595.
- [17] 刘万军, 李琳. 基于熵理论改进混合高斯模型的运动目标检测算法 [J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(7): 2226-2229.
- [18] 王宝珠, 胡洋, 郭志涛, 等. 基于朗斯基函数的混合高斯模型运动目标检测 [J]. *计算机应用研究*, 2016, 33(12): 1-5.
- [19] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [20] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [21] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [22] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [23] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [24] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [25] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [26] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [27] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [28] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [29] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [30] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [31] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [32] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [33] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [34] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [35] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [36] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [37] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [38] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [39] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [40] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [41] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [42] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [43] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [44] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [45] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [46] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [47] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [48] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [49] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [50] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [51] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [52] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [53] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [54] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [55] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [56] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [57] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [58] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [59] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [60] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [61] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [62] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [63] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [64] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [65] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [66] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [67] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [68] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [69] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [70] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [71] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [72] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [73] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [74] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [75] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [76] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [77] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [78] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [79] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [80] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [81] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [82] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [83] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [84] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [85] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [86] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [87] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [88] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [89] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [90] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [91] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [92] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [93] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [94] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [95] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [96] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [97] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [98] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [99] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [100] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.

(上接第 297 页)

脸识别算法 [J]. *四川大学学报科学(工程版)*, 2012, 44(2): 99-104.

[4] LIU W H, BAI B D, ZHAO X Q. Image Restoration Algorithm Based on Fusion with Fuzzy Similarity [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2013, 25(5): 616-621. (in Chinese)

刘卫华, 白本督, 赵小强. 基于模糊相似度融合的图像复原算法 [J]. *计算机辅助设计与图形学报*, 2013, 25(5): 616-621.

[5] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.

[6] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. SURF: Speeded Up Robust Features [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.

[7] HEIKKILA M, PIETIKAINEN M, SCHMID C. Description of interest regions with local binary patterns [J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(3): 425-436.

[8] GUPTA R, PATIL H, MITTAL A. Robust order-based methods for feature description [C]//*IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2010; 334-341.

[9] CALONDER M, LEPETIT V, OZUYSAL M, et al. BRIEF: Computing A Local Binary Descriptor Very Fast [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,

2012, 34(7): 1281-1298.

[10] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIDGE K, et al. ORB: An Efficient Alternative to SIFT or SURF [C]//*International Conference on Computer Vision*, 2011, 58(11): 2564-2571.

[11] LEUTENEGGER S, CHLI M, SIEGWART R. BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints [J]. *International Conference on Computer Vision*, 2011, 58(11): 2548-2555.

[12] ALAHI A, ORTIZ R, VANDERGHEYNST P. FREAK: Fast Retina Keypoint [J]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2012, 157(10): 510-517.

[13] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A Performance Evaluation of Local Descriptors [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1615-1630.

[14] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detector [C]//*Proceedings of 4th Alvey Vision Conference*. 1988; 147-151.

[15] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(1): 63-86.

[16] ROSTEN E, DRUMMOND T. Faster and better: A Machine learning approach to corner detection [J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 32(1): 105-119.

[17] FIELD G, GAUTHIER J, SHER A, et al. Functional connectivity in the retina at the resolution of photoreceptors [J]. *Nature*, 2010, 467(7316): 673-677.