

一种新的道路交通背景提取算法及研究

曾艳¹⁾ 于谦²⁾

¹⁾ (北京师范大学信息科学与技术学院, 北京 100875)

²⁾ (北京师范大学数学科学学院, 数学与复杂系统教育部重点实验室, 北京 100875)

摘要 基于视频的道路运动目标检测是智能交通系统的基础部分, 目前最常用也最有效的运动目标检测方法是背景差分算法, 其中背景提取是背景差分算法的关键一环。提出了一种新的背景提取算法——mode 算法。定义了算法比较标准, 并据此比较了 mode 算法以及一些目前流行的背景提取算法在不同车流量情况下的性能优劣。通过比较发现, 在低车流量时, 中值法提取的背景较好, mode 算法次之; 在高车流量时, 用 mode 算法提取的背景最好。

基于不同算法在不同环境下的性能不同, 利用图像频域信息区分车流量大小, 实现对背景提取算法的自适应选择, 使得实际应用时的背景提取算法更具灵活性和针对性, 也进一步提高了背景提取结果的准确度。

关键词 背景提取 运动目标检测 背景差分 灰度图像

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)03-0593-07

A New Background Subtraction Method for on-road Traffic

ZENG Yan¹⁾, YU Lian²⁾

¹⁾ (College of Information Science, Beijing Normal University, Beijing 100875)

²⁾ (College of Mathematics, Beijing Normal University, Laboratory of Mathematics and Complex Systems, Ministry of Education, Beijing 100875)

Abstract Detecting moving objects from video sequences is a fundamental task in Intelligent Transportation Systems (ITS). A common approach is used to perform background subtraction, so it is important to obtain the background accurately. This paper presented a new background subtraction algorithm: mode method. We compared the performance of our algorithm with the common approach according to the determinant criteria we defined.

Considering the experiment result that the accuracy of these algorithms depends on the density of moving objects, and using the analyzed image frequency domain information, we propose an adaptive background subtraction algorithm. Our experiments prove that this real time algorithm improves the accuracy of the background subtraction result.

Keywords background subtraction, moving target, detection background, difference gray image

1 引言

近年来, 随着微电子与计算机技术的高速发展, 图像处理技术广泛应用于智能视频系统、视频监控系统中。智能交通系统(ITS)大量运用视频监控技术, 而基于视频的道路运动目标检测是道路交通监控自动化的基础部分, 为进一步自动提

取和分析道路和车辆信息提供依据。目前最常用也最有效的运动目标检测方法是背景差分算法, 其中背景提取是背景差分算法的关键一环, 背景提取的好坏直接影响到运动目标检测的准确度, 关系到进一步分析视频图像信息的可靠性。道路运动目标的背景提取是智能交通系统中的基础工作, 也是重要的一个环节。

目前国内外背景提取的算法有很多, 有基于

时间轴的滤波方法,如均值法、中值法、Surendra 方法^[1,2];有基于统计模型的方法,如高斯分布模型(single Gaussian model)、混合高斯分布模型(mixture of Gaussian model, MoG)^[3,4]、非参数化模型(non-parametric Model)^[5,6]等;还有其他一些方法,如基于预测的卡尔曼滤波器方法(Kalman filter, KF)。这些方法被应用于各种车辆检测的场合,取得了一定的成效,但由于通常运动目标所处的道路环境较为复杂,各种算法在不同环境下提取出的背景准确度存在较大差异,背景提取算法的准确度有待提高,各算法的适用性也需要进一步研究。

本文在研究了已有背景提取算法的基础上,提出了一种新的背景提取算法——mode 算法并加以改进。根据所提出的判别准则,通过大量实验数据比较了各种算法的性能,最终很好地回答了在各种条件变化下背景提取算法适用性的问题,进而提出了一种利用图像频域信息在复杂场景下自适应选择背景提取算法的方法,使得背景提取更具可靠性和灵活性。

2 算 法

2.1 mode 算法

2.1.1 算法原理

在已有的背景提取算法中,均值算法由于用所有帧的平均值作为背景,包括前景目标值,所以易受目标的干扰。在车辆密度大的情况下,均值算法提取出的背景图像中会出现车辆的虚影。中值法则用中间值代替平均值作为背景值,可以避免前景目标的干扰,其效果比均值法要好,但是,中值法没有充分考虑背景和前景的灰度值的分布,中值并不一定就是背景值。为此提出一种新的背景提取方法,即 mode 算法。可以合理地假设在很小的一段时间间隔内(如 100 帧视频时间间隔),背景的灰度值在很小的范围内变化,而前景目标(即车辆)的灰度值随车辆的不同而变化,即使同一辆车,不同部位的灰度值也是不同的。所以前景值是随机分布在整个灰度值范围内的。因而背景集中分布在某一个值的附近,而前景则随机分布在整个灰度区间。基于此,沿时间轴计算每个像素点的灰度直方图分布,取分布值最大的点,即 mode 值点为背景点。考虑到背景点在小范围内变化,在计算直方图时把灰度值分成若干份小的区间,计算灰度值在每个区间内的分布。比

如对于数值序列(3,7,3,9,9,3,5,1,8,5),参照其直方图(图 1),可以看出数值 3 的出现次数为 3,是序列中出现频率最高的数,因而该序列的 mode 值为 3。

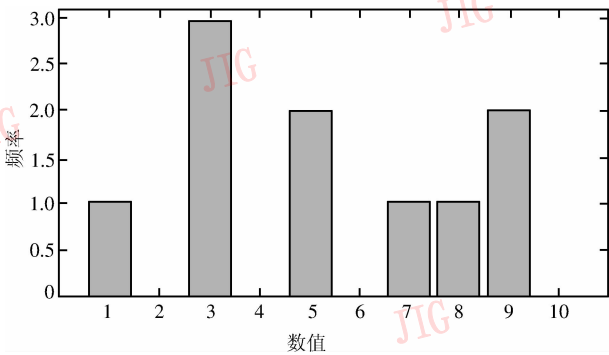


图 1 序列直方图

Fig. 1 Histogram of sequence

算法应用于 2 维图像序列中,对每个像素点(x, y),前 N 帧图像对应点的取值序列为 $I_{t-N}(x, y), I_{t-N+1}(x, y), \dots, I_{t-1}(x, y)$,将序列的 mode 值作为该像素点的当前背景灰度值,背景灰度值的计算公式如下:

$$B_t(x, y) = \text{mode}(I_{t-N}(x, y)$$

$$I_{t-N+1}(x, y), \dots, I_{t-1}(x, y))$$

2.1.2 算法实现

在 mode 算法中,先求出每个像素点前 100 帧图像对应点取值序列的 mode 值。由于背景灰度取值存在波动,采用局部 mode 值的方法实现算法,从而使所得结果与实际背景灰度值更为接近。图像中像素点(90,80)的序列灰度直方图如图 2 所示,由于像素点序列中包含有运动目标信息,因而其灰度直方图分布较为分散。图像灰度值的取值范围为[0, 1],实验中均分取值区间为 0.025 宽度的区间,并累加计算灰度值在各区间内的像素点数目,求出累加值序列的 mode 值,作为背景像素点取值。如果有多个 mode 值(有相同出现频率),则取这几个 mode 值的均值作为背景像素点取值,如图 2 所示。由 mode 方法得出的该点背景灰度值为 0.725 0,而由均值法和中值法得出的背景取值分别为 0.625 5 和 0.658 8。该点的实际背景值为 0.716 7。可以看出,mode 算法得到的背景值与实际背景灰度值最为接近。

2.1.3 mode 算法的改进

由于像素灰度值取值的连续性,在 mode 算法实现时,固定选取灰度分布值最大的区间的中点

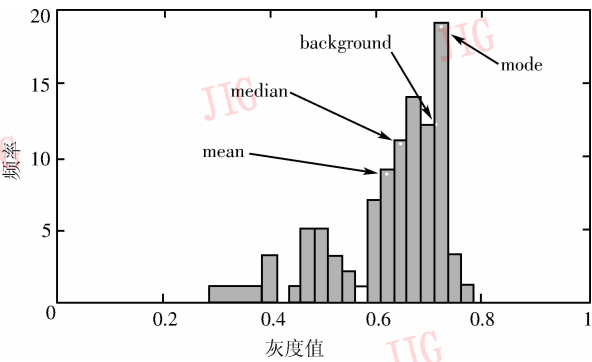


图2 像素点序列灰度直方图及不同方法背景灰度取值
Fig. 2 Gray histogram of pixel sequence and gray value of background obtained by different method

值作为 mode 值,也即背景灰度值。这种方法在背景取值上存在一定的不准确性。因此,算法可以做如下改进:在确定了 mode 值的取值区间后,取落在该区间内所有点的平均值作为背景值,从而使背景灰度值最大程度地接近于实际的 mode 值。

2.2 标准背景比较标准

考虑到背景提取算法在实际应用中受到自然因素以及目标密度和运动速度的影响,各种算法得到的实时背景图像的准确性并不稳定。为了更好地了解各种算法的性能,需要进行大量的不同环境下的背景提取实验。同时,为了量化背景提取方法的性能优劣,应该事先定义提取的背景图像比较的标准和判别方法。在统一的量化标准下比较各种背景提取方法,从而得出更为客观的实验结论。

2.2.1 标准图像定义

标准图像是实验中用于比较提取出的背景图像结果的基准图像。理想情况下标准图像为实际的当前背景图像。然而,由于图像采集的干扰噪声和自然因素的影响,直接采集到的背景图像与实际背景存在一定偏差。在实验中,采用均值滤波的方法滤除一些噪声干扰。先采集一段连续帧背景图像,对图像的每一像素点 (x,y) 按帧分别求出均值 $\mu(x,y)$ 和标准差 $\sigma(x,y)$,用均值 $\mu(x,y)$ 构成的图像作为标准图像。

2.2.2 判别标准定义

取提取的背景图像 $B(x,y)$ 与标准图像 $\mu(x,y)$ 的差的绝对值,再除以其标准差 $\sigma(x,y)$,将所得结果作为判定背景提取结果优劣的标准,即

$$P(x,y) = \frac{|B(x,y) - \mu(x,y)|}{\sigma(x,y)} \tag{1}$$

式(1)中, $P(x,y)$ 是像素点 (x,y) 在当前时刻所计算出的结果, $P(x,y)$ 越小,说明提取的背景像素点灰度值与标准值 $\mu(x,y)$ 越接近,背景提取的效果越好; $P(x,y)$ 越大,则说明提取的背景像素点灰度值与标准值 $\mu(x,y)$ 的偏差越大,背景提取的效果越不理想。

对于整幅背景图像,为了便于比较,取各个像素点灰度 $P(x,y)$ 的统计平均值,即

$$\bar{P} = \frac{1}{n_x \times n_y} \sum_{y=1}^{n_y} \sum_{x=1}^{n_x} P(x,y) \tag{2}$$

式(2)中, n_x, n_y 分别为图像行、列像素点数。同时计算 $P(x,y)$ 的最大值和最小值,作为判别的参考。

一般情况下,求得的 $\bar{P}$ 值越小,则判定提取的背景图像越接近于真实背景,背景提取效果越好,反之,则判定提取的背景图像越偏离真实背景,背景提取效果越不理想。

2.3 流量分类和计算方法

2.3.1 图像分类标准

根据运动目标的出现密度对图像进行分类。实验中采用交通视频图像,因而可以根据车流量的大小将图像分为高车流量(high)和低车流量(low)两类。由路口图像车流量的一般经验值,两类图像定义分别如表1第1列所示,定义每分钟通过车辆小于9的为低流量,每分钟通过车辆大于等于9时为高流量。对于实验采用的连续图像,将每分钟通过的车辆数转换成在一定数量的连续图像中(实验中采用1 000帧)包含运动目标的图像出现的百分比,因而也可以用在连续图像中包含目标图像的百分比来定义车流量类别,其相应的结果如表1第2列所示。

表1 图像类别定义

Tab.1 The define of image class

类别	车辆数(辆/min)	包含目标图像的百分比(%)
low	<9	<40
high	≥9	≥40

2.3.2 图像频域分析

图像序列通过傅里叶变换到频率域,通过分析图像序列在频率域的特征,可以进一步提取出图像的信息。

取 N 帧图像大小为 $R \times C$ 的图像序列,像素点 (x,y) 的灰度值取值序列为一个1维离散序列 $f_0(x,y), f_1(x,y), f_2(x,y), \dots, f_{N-1}(x,y)$,其离散傅里叶

变换由下式给出：

$$F_n(x,y) = \sum_{k=0}^{N-1} f_k(x,y) e^{-j(2\pi/N)nk} \quad (3)$$
$$n = 0, \dots, N-1$$

从而得到序列 $f_0(x,y), f_1(x,y), f_2(x,y), \dots, f_{N-1}(x,y)$ 的频谱。定义序列的功率谱为其傅里叶变换的幅值的平方,即

$$P_n(x,y) = |F_n(x,y)|^2$$
$$n = 0, \dots, N-1$$

则序列的能量为序列功率谱的总和,即

$$P(x,y) = \sum_{n=0}^N P_n(x,y) = \sum_{n=0}^N |F_n(x,y)|^2 \quad (4)$$

定义图像序列的平均能量为图像中所有像素点序列能量的均值,计算公式如下：

$$P = \text{mean}\left(\sum_{x=1}^R \sum_{y=1}^C P(x,y)\right)$$
$$= \frac{1}{R \times C} \sum_{x=1}^R \sum_{y=1}^C P(x,y) \quad (5)$$

用 100 帧分辨率为 40×40 的交通图像序列,取像素点 (20,20) 的灰度序列,其灰度曲线如图 3,对序列作离散傅里叶变换并做移频处理,使频谱图像更直观,得到其频域曲线。

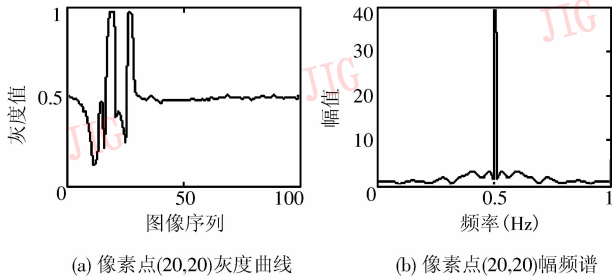


图 3 像素点灰度曲线和频谱图

Fig. 3 Gray sequence and frequency of pixel

由图 3(a) 可以看出,受到车辆灰度值的影响,图像的灰度曲线在 1 到 35 帧时振荡变化,之后灰度值一直稳定在 0.5 附近,接近像素的背景取值。图 3(b) 中,经移频后 0.5Hz 频率为低频起始处,低频部分对应于灰度曲线中变化缓慢的部分,如序列的背景值变化,而高频部分对应于像素点灰度值变化比较快的部分,如序列中的车辆灰度取值变化。对于选取的交通图像,一般来说,车流量越大,则像素点序列中取车辆灰度值的次数就越多,变化越快,得到的频域曲线中高频区域谱线就越丰富,频谱能量也越大。因而,可以采用高频滤波,滤除频谱的低频部分,保留其中高频部分,然后计算图像序列的平

均能量,由高频部分频谱平均能量高低区分出图像中运动目标密度大小。

频率域滤波与空间域滤波类似,滤波时将得到的频谱 $F_n(x,y)$ 与频域滤波器 H_n 相乘,输出滤波后的频谱：

$$G_n(x,y) = H_n F_n(x,y) \quad n = 0, \dots, N-1 \quad (6)$$

实验中采用窗函数设计法,取汉明窗,设计高频有限冲激响应(FIR)滤波器 H_n ,滤波器的截止频率为 0.5Hz,图 3 中对应图 3(b) 的幅频谱经过高频滤波后的频谱如图 4 所示。

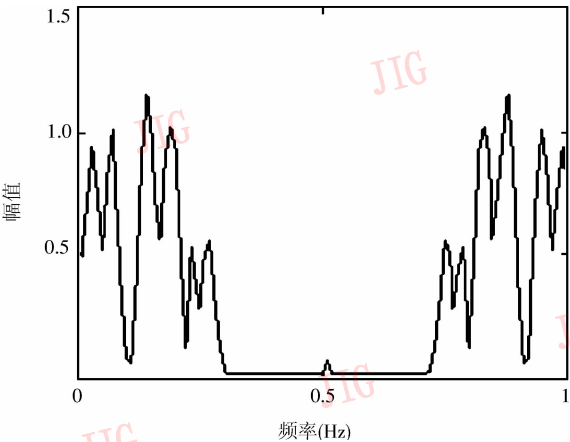


图 4 像素点 (20,20) 灰度序列高频滤波后幅频谱

Fig. 4 Frequency after high-pass filtered

由图 4 可见,滤波后的频谱中保留了原频谱中的高频部分,而滤除了频谱的低频部分。

2.4 自适应算法

根据上述分析,可以提取出图像序列的频域信息,通过选择合适能量阈值,判断出车流量大小,选择合适的背景提取算法,从而实现背景提取算法的自适应选择。

3 实验结果与讨论

3.1 实验数据

实验中,由单个固定 CCD 摄像机和图像采集卡采集的图像视频为 AVI 格式,图像的采集速率为 25fps,输入到计算机,在 Matlab 7.1.1 仿真运行环境下,逐帧读取 .bmp 格式的图像,经过图像预处理后转为灰度值在 $[0,1]$ 区间内的双精度灰度图像。原图像的分辨率为 352×141 ,根据实验需要,通过截取原图像分别得到分辨率为 $180 \times 120, 40 \times 40$ 的区域作为实验数据。为了比较实验结果,还采集一段无运动目标的图像视频作为实际背景图像的数据。

3.2 背景提取效果

实验采用 100 帧分辨率为 180×120 的连续图像序列,用方法提取出的背景图像结果 B_t 与当前实际的背景图像 S_t 差分后取绝对值,再对差值图像拉伸显示如图 5 所示,图 5(b) ~ (h) 依次为均值法、中值法、mode 方法、Surendra 方法、高斯模型法、混合高斯模型法和非参数模型法经 100 帧连续图像提取出的背景图像 B_t 与 S_t 的差分结果反转拉伸显示,其中白色表示差分值小,即计算结果接近于实际背景;黑色表示差分值大,即计算结果与实际背景有较大差别。

从 B_t 与 S_t 的差分图像中可以直观看出,mode 算法提取出的背景与实际背景相差最小,所得结果最为接近。中值法提取出的背景图像与实际背景虽无明显差异,但差分后的拉伸结果显示出其整体灰度分布的不均匀。均值法和 Surendra 方法提取的背景与实际背景图像差分后,可以明显看出车辆运动轨迹的虚影(ghost)。而高斯模型、混合高斯模型和非参数模型方法提取出的背景图像与实际背景图像差分后,可以看出图中有车辆的残留痕迹,可见背景结果受到车辆的影响,与实际背景存在局部差异。

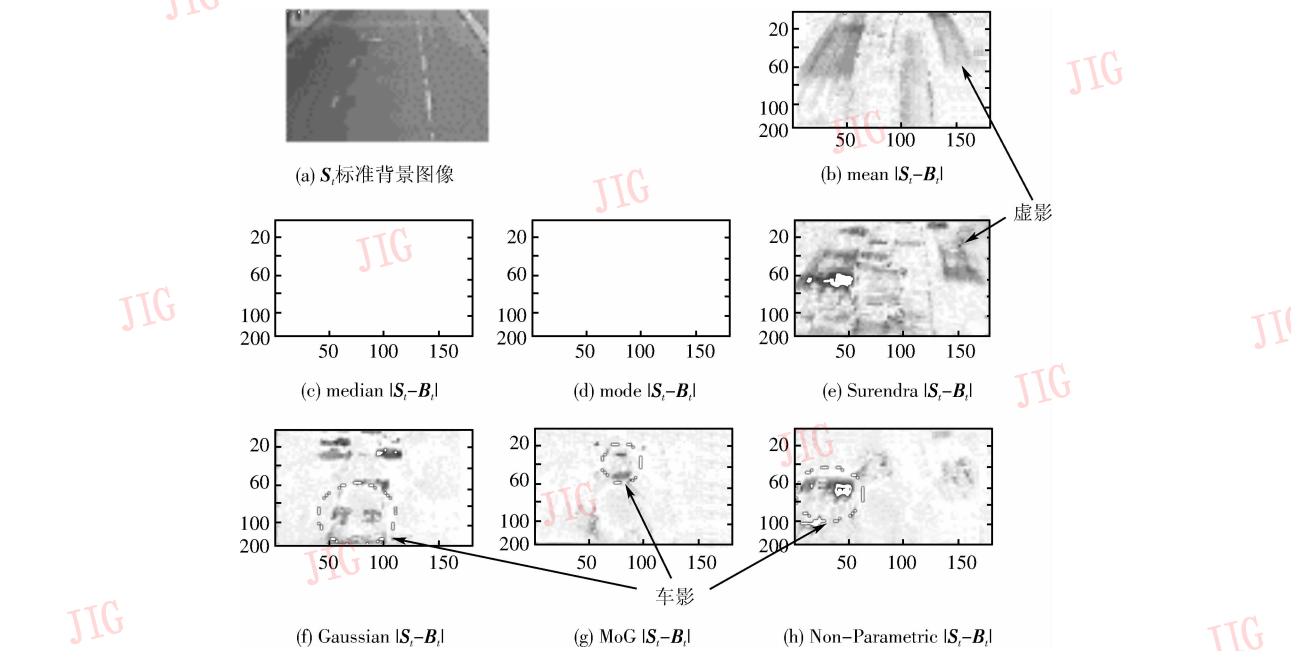


图 5 背景提取结果
Fig. 5 The result of background subtraction

3.3 按流量

3.3.1 流量变化时 mode 算法与其他算法比较

用不同背景提取算法对 16 组 1 000 帧的连续图像每隔 10 帧采样,分别提取出背景图像,计算出每组数据得到的背景图像与标准图像的 $\bar{P}_i$ 值,其中 i 为数据的组序号, $i = 1, 2, \dots, 16$,最后,求出 $\bar{P}_i$ 的

统计平均值 $\bar{P}$,如式(7)所示。

$$\bar{P} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{P}_i \tag{7}$$

考虑车流量情况对数据按表 1 进行分类,提取背景图像并用式(7)求出每种分类得到的 $\bar{P}_i$ 的统计平均值 $\bar{P}$,得到结果如表 2 所示。

表 2 各种方法分类背景提取结果比较

Tab. 2 Compare of the background subtraction result obtained by different method

流量类别	mode	mean	median	Surendra	Gaussian	MoG	Non-Parametric
Low	1. 058 0	1. 171 7	0. 716 0	2. 896 5	2. 846 7	1. 306 0	1. 220 5
High	1. 197 8	1. 760 4	1. 474 8	7. 319 2	8. 025 8	2. 148 5	1. 988 4

表 2 的列表示每种算法随着车流量变化相应的 $\bar{P}$ 值变化情况。其中,均值法、中值法、高斯模型法、

混合高斯模型法以及非参数模型法受车流量影响较大,其 $\bar{P}$ 值随车流量的增大而增大,背景提取的效

果随车流量的增大而变得不理想。Gaussian 方法的结果在高车流量时 $\bar{P}$ 值最大,只有 mode 方法受车流量大小的影响不明显,在低车流量和高车流量情况下均保持了较小的 $\bar{P}$ 值,说明 mode 方法在车辆干扰较大的情况下也能很好地提取背景图像。

表 2 的两行数据分别是车流量为低和高两种分类情况下用对应方法提取背景后得到的 $\bar{P}$ 值。可以看出,在低车流量情况下,中值法的 $\bar{P}$ 值最小 ($\bar{P}=0.716\ 0$),达到了最好的效果,其他几种方法除 Surendra 和高斯模型法外 $\bar{P}$ 值都较小,也能较好地提取出背景图像。当高车流量时,mode 方法的背景提取效果最好 ($\bar{P}=1.197\ 8$),而 Surendra 方法和高斯模型方法提取的背景误差偏大。

综上所述,在车流量小的时候,中值法可以提取出较好的背景图像,而在车流密度较高时,mode 法提取的背景图像是最好的。

3.3.2 mode 改进算法与 mode 算法的比较

mode 算法按本文 2.1.3 节方法改进后,用上述 16 组数据,提取出背景图像后计算 $\bar{P}_i$ 的统计平均值 $\bar{P}$,得到结果如表 3 所示。

表 3 中,两行数据分别是车流量为低和高两种分类情况下,用 mode 算法、mode 改进算法中值法提取背景后得到的 $\bar{P}$ 值。总体来看,在车流量低和高时,改进后的 mode 算法 $\bar{P}$ 值均小于 mode 算法。与中值法相比较,在车流量低的情况下,中值法的效果仍然最好,而在车流量较大时,改进后的 mode 算法最好。

表 3 mode 改进算法与其他算法提取背景结果比较
Tab.3 Compare of the mode algorithm improved and other methods

流量类别	mode	mode 改进算法	median
Low	1.058 0	0.851 6	0.716 0
High	1.197 8	1.039 1	1.474 8

3.4 流量分类

3.4.1 图像频域分析

实验各用 10 组 100 帧分辨率为 40×40 的低车流量、中等车流量和高车流量的图像序列,用式(3)将每个像素点取值序列变换到频率域,用式(6)进行高频滤波后,按照式(4)和式(5)求出每组图像序列的高频平均能量,其中 N 取值为 100,从而得到如图 6 的车流密度-能量图。

车流密度为图像序列中含有运动目标的图像所

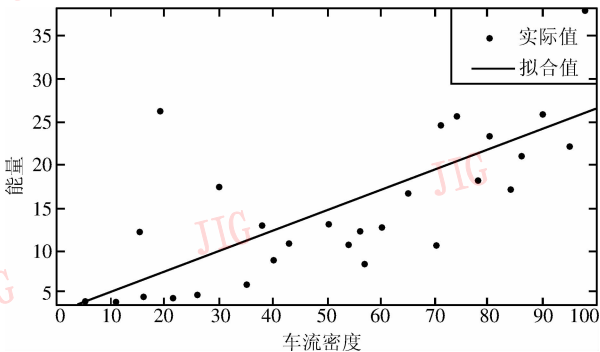


图 6 图像序列能量
Fig.6 Energy of image sequence

占百分比,百分比越大也即车流量越大,能量为图像序列的高频平均能量。点图为 30 组图像数据的实际能量值,实线为能量值经一阶线性拟合后的曲线。可以看出,除了个别点(如图点(19,26)),图中的点按线性关系分布。即图像序列中含有运动目标的百分比越大(车流量越大),高频平均能量也越大。参照表 1 的图像类别定义,在百分比取值区间 $[0,40)$ 处,图像序列高频能量较低,小于 8,为低车流量区域。在区间 $[40,100]$ 处,图像序列高频能量逐渐增大,均高于 10,为高车流量区域。对于点(19,26)处出现的低车流量高能量现象,原因在于图像中车辆本身的灰度值存在较大差异,导致像素灰度取值剧烈变化,高频能量比一般图像更加丰富。

根据图 6 中曲线与实际数值的拟合情况和以上分析,可以得出结论:随着车流量的增大,图像序列的高频能量呈线性增长。因而可以通过计算图像序列的高频能量,确定车流量的大小,也即运动目标的密度大小。

3.4.2 方法选择

由前述的实验结果可以看出,在低车流量阶段,中值法能够较好地提取出背景图像。在高车流量阶段,经过改进的 mode 方法提取出的背景图像效果最好。因而可以通过对图像序列的频域分析,选择合适能量阈值,判断出车流量大小,实现背景提取算法的自适应选择:在低车流量时,选择算法简单且效果较好的中值法进行背景提取;在高车流量时,选择较为复杂但可以实现实时应用的 mode 改进方法提取出背景图像。同时,考虑到非参数模型法能适应背景变化较大的场景并实现阴影的抑制,因此在大风天气摄像机有较大抖动和白天光线变化强烈的情况下采用非参数模型方法。

为了验证本文背景提取算法的可行性,将该方法应用于实时道路流量检测。在不同车流量下分别取一段视频图像,为了保证可比性,每段视频图像包含 100 辆车。先对每段视频图像进行背景提取,再用差分法提取前景,当前景区域的面积超过设定的阈值后即识别为一个车辆。不同流量下的识别率如表 4 所示。当车流量低的时候,正确识别 98 辆,漏识 2 辆。当车流量高的时候,正确识别 95 辆,漏识 5 辆。车流量高的时候漏识的车辆多,是因为识别系统把两个距离很近的车辆识别为一辆车。这需要改进前景图像的分割技术。而误识车辆是当没有车辆通过时识别成有车辆通过。误识是由车辆的阴影以及噪声干扰等因素引起的,基本上与车流量密度无关。

表 4 不同流量下车辆识别的效果比较(总计 100 辆车)

Tab. 4 Real vehicle detection result on different flow

流量类别	正确识别车辆	漏识车辆	误识车辆
Low	98	2	1
High	95	5	2

4 结 论

背景提取是基于背景差分的运动目标检测的一个基本环节,也是智能交通系统的基础部分。该文提出了一种新的背景提取算法:mode 算法,并对算法的实现进行了改进。根据定义的算法比较标准,比较了 mode 算法和 mode 改进算法以及一些目前流行的背景提取算法在不同车流量情况下的性能。实验结果证明,与其他背景提取算法相比,经过改进的 mode 算法的背景提取效果受车流量大小的影响最小,整体的背景提取结果也较为准确。

基于不同算法在不同环境下的性能不同,利用图像频域信息,实现了对背景提取算法的自适应选择,使得实际应用时的背景提取算法更具灵活性和针对性,也进一步提高了背景提取结果的准确度。

参考文献 (References)

1 Surendra Gupte, Osama Masoud, Robert F K Martin, *et al.* Detection and classification of vehicles [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2002, 3(1): 37 ~ 47.

2 Yuan Ji-wei, Shi Zhong-ke, An algorithm of automatic background extraction of target based on fast motion [J]. Application Research of Computers, 2004, 21(8): 128 ~ 129. [袁基伟, 史忠科. 一种快速运动目标的背景提取算法 [J]. 计算机应用研究, 2004, 21(8): 128 ~ 129.]

3 Friedman Nir, Russell Stuart. Image segmentation in video sequences: A probabilistic approach [A]. In: Proceedings of UAI'97—the Thirteenth Annual Conference on Uncertainty Artificial Intelligence [C], Providence, Rhode Island, USA, 1997: 175 ~ 181.

4 Power P Wayne, Schoonees Johann A. Understanding background mixture models for foreground segmentation [A]. In: Proceedings of Image and Vision Computing [C], Auckland, New Zealand, 2002: 267 ~ 271.

5 Elgammal Ahmed M, Harwood David, Davis Larry. Non-parametric model for background subtraction [A]. In: Proceedings of ECCV'2000—the Sixth European Conference on Computer Vision [C], Dublin Ireland, 2000: 751 ~ 767.

6 Elgammal Ahmed M. Efficient Nonparametric Kernel Density Estimation for Real Time Computer Vision [D]. Ann Arbor, MI, USA: ProQuest Information and Learning Company, 2002.

7 Koller D, Heinze N, Nagel H-H. Algorithmic characterization of vehicle trajectories from image sequences by motion verbs [A]. Proceedings of In: CVPR'91—IEEE computer society conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Maui, HI, USA, 1991: 90 ~ 95.