

# 基于 Gaussian 模型及 Kalman 滤波的车辆跟踪方法

丁晓娜

(西安工业大学, 陕西 西安 710021)

**摘要:**近年来,随着机动车增加,各大“堵城”陆续出现。各种交通问题日益增多,因此使得智能交通系统的快速发展迫在眉睫。文中在研究传统车辆跟踪方法的基础上,提出基于混合 Gaussian 模型和 Kalman 滤波的车辆跟踪算法。通过对车辆运行的外部环境和自身变换等问题的深入分析,首先采用背景减法提取前景区域,利用混合高斯模型进行背景建模,建模过程中,依据规则不断完成背景自适应提取与更新,排除噪声及“假目标”信息的干扰。在检测出目标车辆后,为保证跟踪效果,利用目标特征参数及运动状态的一致性、连续性排除噪声干扰。通过对目标车辆建立 Kalman 滤波预测模型,实现对目标的稳定跟踪。实验结果表明,该方法具有较好的实时性和跟踪效果,能够满足实时监控的要求。

**关键词:**混合高斯模型; Kalman 滤波; 边缘特征; 车辆跟踪

**中图分类号:** TP301

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-629X(2016)05-0165-05

**doi:** 10.3969/j.issn.1673-629X.2016.05.036

## Research on Vehicle Tracking Based on Gaussian Model and Kalman Filter

DING Xiao-na

(Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

**Abstract:** In recent years, with the increase of motor vehicles, major “Du City” start to appear. The variety of traffic problems are increasing, thus making the rapid development of intelligent transport systems is imminent. Based on research of traditional tracking methods for vehicles, a tracking vehicles algorithm is proposed based on Gaussian model and Kalman filter. Through in-depth analysis of complex issues on external environment and self-conversion, the foreground is retrieved by using the background subtraction method. The mixture Gaussian model is adopted to model the adaptive background subtraction, and real-time updating is done to eliminate the interference of noise and fake target. In view of the target properties, in order to ensure tracking effect, through the establishment of the Kalman filtering prediction model for target vehicle, the stable tracking of targets is carried out through eliminating noise disturbance by using the uniformity and continuity of characteristics of target parameters, and get the accurate traffic statistics. Experiments show that the method has good real-time and tracking performance and meet the needs for real-time monitoring.

**Key words:** mixture Gaussian model; Kalman filter; edge feature; vehicle tracking

## 0 引言

近年来,随着机动车的增加,人们在享受巨大便利的同时,也面临着诸如交通堵塞、交通事故等问题,各大“堵城”陆续出现,因此使得智能交通系统(ITS)的快速发展迫在眉睫。视频监控中的车辆跟踪和车流量检测是 ITS 中重要且具有挑战性的课题<sup>[1]</sup>。主要原因在于存在诸多不确定因素,如复杂多变的周围环境和采集视频过程中的不稳定条件,这些都会导致车辆运动中的跟踪准确度和统计精确性出现诸多难点。文中在此基础上进行针对性研究。

为解决“复杂环境下的车辆跟踪”的难题,深入分析复杂的背景环境以及车辆自身变化,包括车辆速度、尺度和相似物干扰等问题,采用混合高斯模型法对复杂背景进行处理,结合 Kalman 滤波的边缘特征车辆跟踪算法实现对目标车辆准确、稳定的跟踪效果,并对特定时间段内的车流量进行精确性统计。

基于交通的视频检测技术就是利用图像处理技术,从视频序列中分割、跟踪并统计出特定时间段内的车流量<sup>[2]</sup>。

收稿日期:2015-07-30

修回日期:2015-11-03

网络出版时间:2016-05-05

基金项目:陕西省教育专项科研计划项目(14JK1341)

作者简介:丁晓娜(1983-),女,硕士,助教,研究方向为动态目标测试与信息处理、计算机视觉与图像处理。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20160505.0817.060.html>

## 1 视频图像预处理

车辆运动视频序列是由多帧图像按照时间顺序组成的图像集合,因此各帧图像之间具有一定的空间相关性和时间相关性<sup>[3]</sup>。利用这一特点,先对单幅图像进行分析处理,之后再利用序列图像的时空特性得到更好的处理效果。

### 1.1 运动目标区域提取

复杂的车道和检测区域的提取是车辆检测系统的重要组成部分和首要处理环节。文中实验中的车辆交通序列图像具有以下特点:

- (1) 车辆是刚体,是在场景中唯一运动的物体;
- (2) 道路上是白色车道线且标识明显;
- (3) 车辆运动方向与车道线近似平行,垂直车道线方向速度一般不大。

基于以上特点,为提高运动车辆的检测和统计率,运动目标区域提取步骤如下:

- (1) 利用视频图像序列的第一帧进行车道的设置;
- (2) 因道路区域内外灰度分布明显,采用 Hough 变换法检测左右车道线;
- (3) 选取特征点后引入最小二乘法对道路边界进行直线拟合;
- (4) 以道路边界为分割线进行区域分割,保留道路内的信息。

### 1.2 混合高斯模型的背景建模法

基于混合高斯模型的背景建模法是一种典型的模型处理法<sup>[4]</sup>。该方法主要依据像素建模规则,针对目标图像中的像素点建立各自对应的像素模型,以此不断完成背景自适应与实时更新<sup>[5-6]</sup>。具体流程图如图 1 所示。

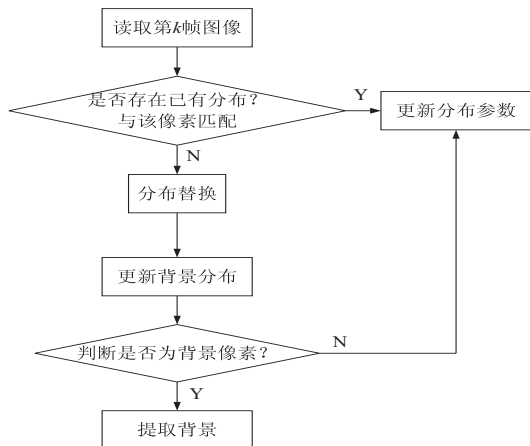


图 1 混合高斯模型的背景建模流程图

假设用高斯分布函数描述某一帧图像中的某个像素点的灰度值,若  $\omega_i(x, y)$  表示第  $i$  个高斯函数的权重系数,并且满足  $\sum_{i=0}^k \omega_i(x, y) = 1$ , 对应的概率密度函

数为<sup>[7]</sup>:

$$P(x, y) = \sum_{i=0}^k \omega_i(x, y) P[I(x, y) | \mu_i(x, y), \sigma_i^2(x, y)] \quad (1)$$

针对新获得像素的灰度值与混合高斯模型中  $k$  个高斯分布的像素灰度值,按照  $3\sigma$  原则进行匹配<sup>[8]</sup>。若匹配度满足式(2),则该像素点与混合高斯模型中某个像素点匹配,按照式(3)对该混合高斯模型参数进行实时更新;否则不匹配<sup>[9]</sup>。

$$\begin{aligned} |I_k - \mu_{i,k-1}| &\leq 3\sigma_{i,k-1} \\ \omega_{i,k} &= (1 - \alpha)\omega_{i,k-1} + \alpha(M_{i,k}), i = 1, 2, \dots, k \\ \mu_k &= (1 - \alpha)\mu_{k-1} + \alpha x_k \\ ((\sigma_k)^2 &= (1 - \sigma)(\mu_{k-1})^2 + \alpha(x_k - \mu_k)^T(x_k - \mu_k) \end{aligned} \quad (2)$$

式中:  $M_{i,k} = 1$ , 表示像素匹配, 否则,  $M_{i,k} = 0$ ;  $\alpha$  为学习率, 其值越小表示该像素点适应外界环境变化的能力越差, 则该部分背景像素更新速度越慢, 其值越大, 则像素更易受噪声和其他外界因素影响而改变, 其更新速度越快。

### 1.3 目标分割

传统的单个摄像机在静止状态下的运动目标检测方法有四种: 边缘检测法、光流法、背景帧差法和邻帧差法。在得到上述混合高斯模型的背景图像后, 为了改善检测效果, 文中采用背景帧差法检测出运动目标的差值图像。

主要过程是: 针对车辆运动特点, 通过阈值化处理, 对得到含有目标的差值图像进行二值化处理, 再利用形态学处理减除其他干扰的背景信息, 增强车辆特征信息<sup>[10]</sup>。

运算过程如下:

(1) 首先利用式(4)计算背景图像与当前帧图像, 得到两者的差分图像;

(2) 依据式(5)对差分图像进行二值化;

(3) 按照式(6)、(7)对二值化图像进行形态学滤波处理;

(4) 对所得结果进行区域连通性分析, 当某一连通的区域面积大于给定阈值, 则成为检测目标, 并认为该区域就是目标范围, 即可确定目标的最小外接矩形<sup>[11]</sup>。

$$D_k(x, y) = |f_k(x, y) - B_k(x, y)| \quad (4)$$

其中:  $f_k(x, y)$ ,  $f_{bk}(x, y)$  为连续两帧图像,  $D_k(x, y)$  为帧差图像。

$$R_k(x, y) = \begin{cases} 0, & D_k(x, y) \geq T \\ 1, & D_k(x, y) < T \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $T$  是设定二值化的阈值。

## 2 基于 Kalman 滤波的边缘特征的车辆跟踪算法

在检测出目标运动车辆后,为实现跟踪效果,需要对多帧图像建立相关数据关联,从而达到车辆匹配的结果。传统的车辆跟踪方法有:基于区域特征或边缘特征的车辆跟踪方法。前者的处理方法是先提取目标模板的灰度信息值,通过均值平移矢量迭代法计算,至最优匹配模板位置完成跟踪。缺点是其核函数的带宽和匹配模板的大小不变,使得跟踪范围变大,跟踪不准确<sup>[12]</sup>。后者方法简单,仅依靠检测后图像中的运动车辆质心和外接矩形长宽为模板进行匹配跟踪。缺点是车辆行驶缓慢时会造成误跟踪。

如果对整幅图像所有像素点进行数据关联计算,则其精确性和实时性都差,因此在运动车辆跟踪过程中需引入运动点预测模型并进行匹配。为保证车辆跟踪时的准确性,提高其跟踪的实时性,文中结合以上两种方法的特点,拟采用基于 Kalman 滤波的边缘特征的车辆跟踪算法。

### 2.1 边缘特征提取

在数字图像处理过程中,像素灰度值的阶跃性变化现象即为目标边缘特征<sup>[13]</sup>。在得到前景目标的二值化图像后,通过连通区域检测的方法对像素点进行分类,将以下三者作为特征匹配的依据:质心表示目标车辆在当前帧图像中的物理位置;外接矩形框的长宽比,即运动目标分别在水平和垂直方向上的投影;面积是前景图中目标区域中所有像素点的数目<sup>[14]</sup>。因在复杂环境下运行的车辆,其连通区域时会混入噪声,有效的解决办法是通过判断以上三特征是否在规定范围内来确定该像素是目标还是噪声点。

文中采用 8 邻域连通,建立连通区域的信息列表如下:

$$B = \{B_x, B_y, A, B_l\} \quad (6)$$

对多个目标信息序列进行连通区域检测,可得到多帧的  $N$  个目标信息列表。

### 2.2 基于 Kalman 滤波的状态预测算法

传统的基于特征匹配的跟踪方法,其最大的缺点是搜索目标范围大、计算量大。

为减小目标的搜索范围,提高运动车辆的跟踪效率,文中拟采用 Kalman 滤波预测的方法,预测目标车辆在下一刻可能出现的大概位置,从而快速搜索到对应匹配度高的车辆。

Kalman 滤波原理是在最小均方误差准则下,利用递推法,计算得到最优估计值,从而预测下一刻目标出现的可能位置。

假设某个运动车辆的状态方程、观测方程分别为:

$$\begin{aligned} X_{(k)} &= A_{(k)} X_{(k-1)} + \omega_{(k-1)} \\ Z_{(k)} &= H_{(k)} X_{(k)} + v_{(k)} \end{aligned} \quad (7)$$

其中:  $Z_{(k)}$ 、 $H_{(k)}$ 、 $v_{(k)}$  分别表示  $k$  时刻的测量矢量、测量矩阵、测量噪声;  $X_{(k-1)}$ 、 $\omega_{(k-1)}$  分别表示  $k-1$  时刻的状态矢量、过程噪声。

由于交通视频序列在采集过程中,相邻帧图像的采集时间间隔很小,因此检测到的目标运动车辆的外接矩形都具有一定的连续性。假设系统为四维状态向量,表示为:

$$X_{(k)} = [x_k, y_k, v_{xk}, v_{yk}]^T \quad (8)$$

其中:  $(x_k, y_k)$  表示运动车辆的质心坐标;  $(v_{xk}, v_{yk})$  表示第  $k$  时刻运动车辆质心位置坐标变化速度。

则状态转移矩阵  $A$ 、观测矩阵  $H$ 、初始预测误差估计  $P_0$  分别为:

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \\ H &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (9)$$

实验中,视频图像的帧率为 30 fps,则  $\Delta t = 0.03$ 。Kalman 滤波的计算公式如下<sup>[15]</sup>:

系统的预测方程为:

$$\hat{X}_{(k)} = A_{(k)} \hat{X}_{(k-1)} \quad (10)$$

预测误差估计  $P_{(k)}$  为:

$$P_{(k)} = A_{(k)} P_{(k-1)} A_{(k)}^T + Q_{(k)} \quad (11)$$

增益系数矩阵  $K_{(k)}$  为:

$$K_{(k)} = P_{(k)} H_{(k)}^T (H_{(k)} P_{(k)} H_{(k)}^T + R_{(k)})^{-1} \quad (12)$$

系统状态的修正方程为:

$$\hat{X}_{(k)} = \hat{X}_{(k-1)} + K_{(k)} (Z_{(k)} - H_{(k)} \hat{X}_{(k-1)}) \quad (13)$$

$\hat{X}_{(k)}$  与  $X_{(k)}$  的误差的协方差矩阵  $P_{(k)}$  为:

$$P_{(k)} = (1 - K_{(k)} H_{(k)}) P_{(k-1)} \quad (14)$$

通过对当前帧中出现的车辆进行上述方法建模,利用 Kalman 滤波来确定下一帧中车辆质心位置,并得出车辆的状态参数,再与检测区域进行匹配判断,从而完成车辆运动的状态预测。

### 2.3 边缘特征匹配与跟踪

由于图像采集间隔短,且具有连续性,则相邻帧中相似车辆的三个特征值(质心、面积和车辆矩形长宽比)变化不大,将其构成特征匹配函数,对车辆进行匹配跟踪。具体流程图如图 2 所示。

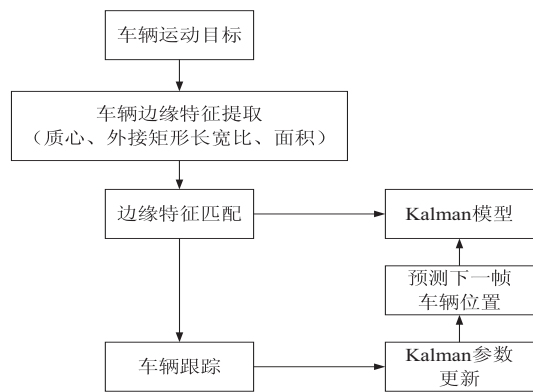


图 2 运动车辆跟踪流程图

定义第  $k$  帧图像中第  $i$  个目标车辆的质心坐标、面积和外接矩形长宽比, 分别为  $(x_k^i, y_k^i)$ 、 $S_k^i$  和  $L_k^i$ , 两帧中车辆的质心距离函数  $D(i, j)$  为:

$$D(i, j) = \frac{\sqrt{(x_k^i - x_{k+1}^j)^2 + (y_k^i - y_{k+1}^j)^2}}{\max \sqrt{(x_k^i - x_{k+1}^j)^2 + (y_k^i - y_{k+1}^j)^2}} \quad (15)$$

其中:  $L_k^i$ 、 $L_{k+1}^j$ 、 $S_k^i$ 、 $S_{k+1}^j$  分别表示第  $k$ 、 $k+1$  帧图像的第  $i$ 、 $j$  个车辆的外接矩形长宽比及面积, 其各自的相似度函数为:

$$W(i, j) = \frac{|L_k^i - L_{k+1}^j|}{\max |L_k^i - L_{k+1}^j|}, \quad (16)$$

$$A(i, j) = \frac{|S_k^i - S_{k+1}^j|}{\max |S_k^i - S_{k+1}^j|}$$

特征匹配函数的公式为:

$$v(i, j) = \alpha D(i, j) + \beta A(i, j) + \gamma W(i, j) \quad (17)$$

其中,  $\alpha + \beta + \gamma = 1$ , 三者为加权系数。

$v(i, j)$  越小, 则表明前帧中的第  $i$  个和后帧中第  $j$  个车辆信息的相似度越高, 则两者是同一车辆的可能性越高。

### 3 实验结果与分析

文中的实验数据是在西安北郊天桥上拍摄的一段视频, 视频的帧率为 30 帧/s, 视频的尺寸大小为 640 \* 480 (像素)。

#### 3.1 车道线设置

读入视频后, 利用第一帧图像进行车道的设置, 依据道路区域内外灰度值差异, 采用 Hough 变换法检测出左右车道线, 选取特征点, 引入最小二乘法对边界进行直线拟合, 并进行区域分割, 保留道路内信息。处理结果如图 3(a) 所示。

#### 3.2 运动车辆检测

文中车辆检测具体步骤如下:

(1) 读入一段视频序列, 背景的建立与更新采用的是混合高斯背景模型。按照  $3\sigma$  原则, 对新获得像素点的灰度值与混合高斯模型中  $k$  个像素点进行匹配, 若满足匹配度公式则更新其在混合高斯模型中对应的

参数, 否则不匹配。道路背景建立与不断更新, 处理结果如图 3(b) 所示。



(a) 车道设置示意图



(b) 高斯处理背景图

图 3 道路车道及背景处理图

(2) 通过背景差分法和连续两帧差分法, 对当前帧运动目标进行检测, 分别得到不同差分二值化图像, 同时对变化区域中运动区域像素点的差分二值图进行判断并实时更新当前帧图像的背景, 再对两图进行相“与”处理, 保留相同信息, 剔除干扰信息和噪声影响。结果如图 4(a) 所示。

(3) 采用中值滤波去除二值对象中的噪声点, 阴影区域的检测和去除, 运用形态学处理填充目标区域中的空隙, 选取  $5 * 5$  结构元素对二值图像进行开操作和闭操作, 最后利用 Sobel 算子勾画出运动车辆的轮廓, 如图 4(b) 所示。



(a) 目标检测结果图



(b) 第 5 帧目标轮廓图

图 4 道路车辆检测结果图

从图中可以看出, 通过对运动车辆的二值图像进行开运算, 不仅能消除存在比结构元素小的孔洞, 并填补因车窗未被检测到而造成的空洞, 而且目标图像轮廓变得更清晰光滑, 并得到更准确的检测结果。

#### 3.3 车辆跟踪及车流量统计

在提取到各个运动车辆的边缘信息之后进行目标跟踪。具体过程如下:

(1) 根据上述方法提取出运动车辆的前景图像, 计算其质心和外接矩形框的长宽比及面积, 结果见表 1, 并将此信息作为特征信息进行匹配。

(2) 建立相对应的 Kalman 预测模型, 预测目标车辆下一帧出现的可能位置, 并通过比较观测值, 以此更新 Kalman 模型的参数。

(3) 在预估的位置附近搜索边缘特征匹配度高的车辆, 匹配的代价函数若小于阈值, 则判断为同一车辆。

(4) 通过观测到的边缘特征进行自适应修正, 按照区域特征车辆跟踪方法完成目标的跟踪。跟踪结果图如图 5 所示。





图5 第3、5、7帧中的不同车辆跟踪图

表1 5幅连续帧中车辆特征

帧数	大小	质心	颜色	速度	轮廓 周长
2	4 671	(94.32,227.57)	(0.40 0.43 0.37)	0.02	253
3	3 923	(100.20,212.78)	(0.41 0.43 0.37)	0.02	230
4	3 468	(105.39,200.56)	(0.41 0.42 0.37)	0.02	214
5	3 016	(110.12,189.54)	(0.41 0.42 0.37)	0.01	206
6	2 147	(110.72,100.45)	(0.27 0.30 0.29)	0.02	199

在此位置附近搜索边缘特征匹配的对应车辆,若匹配的代价函数小于一定阈值,则认为其匹配度高,可判断为同一车辆。由于车辆在很短的间隔内可近似认为是匀速运动,且跟踪窗口的变化不大。图5显示的是第3、5、7帧中的不同车辆的跟踪结果,不同车辆用不同颜色外接矩形表示。

从处理结果得出,该跟踪方法的优点在于:

(1)不依赖单个边缘特征对车辆的描述来进行跟踪,如果发生遮挡或粘连的情况,可借助其他边缘特征匹配函数来完成匹配。

(2)为达到减少误跟踪率的目的,该方法对位于不同帧的相似车辆模型建立一一对应关系,之后再对匹配成功的目标车辆进行针对性跟踪。

(3)通过不断更新的 Kalman 模型预测可以得到目标模板的估计位置,较少地迭代完成车辆跟踪。

4 结束语

针对车辆运行时的复杂环境和自身影像变换等问题,采用背景减除法减除背景信息,提取运动车辆信息,利用混合高斯模型对目标车辆进行建模,并实时对背景进行自适应提取与更新。检测出目标车辆后,利用其特征参数的一致性、连续性及时排除干扰噪声及“假目标”信息,增强有效的运动车辆信息。通过 Kalman 预测模型的建立,有效预估出在下一帧目标车辆可能出现的位置,利用边缘特征完成车辆的匹配跟踪和统计流量,减少误跟踪率。实验结果表明,其具有较好的实时性和跟踪效果,能够满足对道路网络实施管理的要求。

参考文献:

[1] 王圣男,郁梅,蒋刚毅.智能交通系统中基于视频图像处理的车辆检测与跟踪方法综述[J].计算机应用研究,2005,22(9):9-14.

[2] 李培华.序列图像中运动目标跟踪方法[M].北京:科学出版社,2010:241-244.

[3] 鲁立.基于运动检测的图像监控系统研究与实现[D].长沙:国防科学技术大学,2017.

[4] Tseng B L,Lin Qing-Yung,Smith J R.Real-time video surveillance for traffic monitoring using virtual line analysis[C]//ICME'02.[s.l.]:IEEE,2012:541-544.

[5] Tomizuka M.Automated highway systems;an intelligent transportation system for the next century[C]//Proc of IEEE international symposium on industrial electronics. Guimaraes: IEEE,1997:1-4.

[6] Shibugam J,Despret F.Characteristic sample temperature and pressure during processing of titanium nitride combustion synthesis with liquid nitrogen[J].Journal of Materials Science,1998,33(10):2573-2576.

[7] 万智萍,叶仕通.交通流检测自适应带宽的均值运动多目标跟踪[J].计算机仿真,2011,28(6):343-346.

[8] 王长军.基于视频的目标检测与跟踪技术的研究[D].杭州:浙江大学,2006.

[9] 杨莉.图像特征检测与运动目标分割算法的研究和实现[D].西安:西安电子科技大学,2004.

[10] Rosin P L.Thresholding for enchange detection[C]//Proceedings of IEEE international conference computer vision. Bombay,India:IEEE,1998:274-279.

[11] 李军,周起勃,葛军,等.动态模板匹配算法对运动目标进行自动锁定跟踪的研究[J].红外技术,2005,27(4):328-332.

[12] 潘秦华.车辆目标检测和交通流量检测系统的研究[D].西安:西安电子科技大学,2005.

[13] Penny D,Chbat M,Pierre L,et al.The phase-shaped binary transmission;a new technique to transmit far beyond the chromatic dispersion limit[J].IEEE Photonics Technology Letters,1997,9(2):259-261.

[14] Ono K,Yano Y,Fukuchi K,et al.Characteristics of optical duo binary signals in terabits capacity, high-spectral efficiency WDM systems[J].Journal of Lightwave Technology,1998,16(5):788-797.

[15] 周志宇,汪亚明,黄文清,等.基于熵的运动目标检测[J].微计算机信息,2003,19(5):35-36.