

文章编号 1004-924X(2008)01-0172-06

基于纹理及统计特征的视频背景提取

姜永林, 屈桢深, 王常虹

(哈尔滨工业大学 空间控制与惯性技术研究中心, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 提出基于纹理特征及统计学模型的背景提取方法来完成背景的稳健提取和实时更新。根据灰度-基元共生矩阵建立图像的纹理特征描述并据此初步判断某一区域是否有运动目标, 进一步基于混合高斯分布模型进行背景像素判别和背景提取, 最后应用多分辨率计算方法提高算法实现效率。实验结果表明, 该方法能够更好地适应光照条件的不同变化, 特别适用于交通视频监控时图像亮度变化和路口交通繁忙的实际情况, 能够准确地获取背景图像, 计算时间仅为原来的1/4, 从而满足了背景提取算法在复杂环境下的稳健性和实时自适应更新的要求。

关键词: 背景提取; 纹理特征; 混合高斯分布; 多分辨率计算

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

Video background extraction based on textural and statistical features

JIANG Yong-lin, QU Zhen-shen, WANG Chang-hong

(*Research Center of Space Control and Inertial Technology ,
Harbin Institute of Technology , Harbin 150001, China*)

Abstract: A new background image extract method is put forward based on textural and statistical features and the textural description of the image is established with grayscale-primitive cooccurrence matrix. The textural feature is used to roughly evaluate the presence of moving targets in a region. Then background pixels are determined according to the mixed Gaussian distribution model, and the background of video sequence is extracted. Finally, the multi-resolution method is introduced to improve the computational efficiency. The experimental results show that the proposed method can allow various changes of lighting conditions, and can extract exact background scenes even in vehicle-packed crossroad. The computation period of the method is 1/4 that of original method. Therefore, the method can better satisfy the requirements of background extraction algorithm for a robust and an adaptive updating in complex environment.

Key words: background extraction; textural feature; mixed Gaussian distribution; multi-resolution computation

1 引言

在视频监控应用中,摄像机位置通常固定,此时场景中的背景保持恒定,这使得背景提取算法具有重要意义^[1-9]。只要提取到准确背景,通过与背景做差即可提取出运动目标。简单方法是使用固定背景,但由于光照条件和场景中物体的不断变化,背景无法用单一模型描述,因此,作为参考帧的背景图像需要不断更新。通过计算序列视频帧图像的算术平均值或者指数平均值可以实时生成背景图像。在基于平均值的背景更新方法中,通过将前一参考背景帧逐帧与当前实际帧做平均值而动态生成新的背景参考帧。如果取前一参考背景帧与当前实际帧的加权平均值,则称当前背景参考帧是通过指数更新生成的。在这类方法中,隐含了一个前提,即视频图像像素的变化应服从单一的零均值高斯分布。该前提在大多数情况下是满足的,但在某些情况下,如有路面因雨或雪产生近似镜面反射,树叶等阴影的摇曳,或在光线变化速度快(如云层快速运动,凌晨或黄昏)时,此时该前提需要做进一步扩展,像素变化可建模为近似服从混合高斯分布模型(MoG)。该方法最初在文献[1]中提出,但 Stauffer 和 Grimson 对该方法进行了扩展,同时对算法实现以及后续的分割、分类等步骤进行了详细讨论^[2],因而得到广泛认可,该类方法也成为背景提取的主流方法。后续研究在算法实时实现、车辆被遮挡情况及目标分割方面进行了进一步改进和优化^[3-7]。与文献[2]结果参照比较表明,这些方法具有更好的算法可靠性与实现效率。对于混合高斯噪声分布的参数估计,一种有效的方法就是采用期望最大化算法(EM),并根据视频处理的特点推导得到迭代算法。使用此类算法通过背景自适应更新,可得到较准确的监控背景。其缺点是,由于方法基于像素的统计特征,因而对光线快速变化和前景遮挡时间较长的繁忙交通路口无法获取准确背景。同时,需对每个像素均使用 MoG 模型描述,计算时间较长,不利于实时实现。

本文提出一种背景检测与自动更新方法,使用图像纹理分析的方法,根据图像中某一区域有运动目标通过时纹理特征发生变化的特点,检测区域中的背景像素;同时,与基于统计学背景模型

的方法相结合,在实际监控条件下正确对背景进行提取和更新。该方法将多分辨率算法引入背景图像更新过程,以提高计算效率。文中主要讨论了图像纹理特征及基于灰度-基元共生矩阵的特征量描述,然后研究了多分辨率算法的实现及基于 MoG 模型的在线参数估计和背景提取算法,并给出算法步骤。最后,通过实验结果验证了方法进行背景提取的准确性和相对于一般方法的优点。

2 影像检测系统的构成及其工作原理

从人的视觉感受特征考虑,背景可视为“样式”保持不变的图像区域,而当该区域有运动目标(前景)通过时,则样式不断变化,因此,可以引入纹理特征进行背景判别。

纹理是图像自身的一类特征,不受平移,旋转,放缩等变换影响^[10-12],同时对亮度变化不敏感,因而与特征点等^[13]相比具有更好的稳定性。纹理描述包括统计特征、结构特征和频谱特征。用二维统计特征描述图像灰度分布信息,最常用的方法是使用共生矩阵(cooccurrence matrix)及在此基础上计算的纹理特征。结构特征描述了纹理构成的基元信息,通过构造不同的基元结构去描述纹理。采用灰度-基元共生矩阵^[10],将图像的统计和结构特征相综合,可以更好地识别背景和运动区域。

2.1 灰度-基元共生矩阵

可以通过基元矩阵描述图像纹理的结构。选取 4-邻域基元结构,基元值为每个像素的 4 邻域像素灰度对该像素的矩:

$$M(i, j) = \sum_{i, j} N_4(i, j) = I(i-1, j) + I(i+1, j) + I(i, j-1) + I(i, j+1), \quad (1)$$

其中 $N_4(i, j)$ 表示像素 (i, j) 的四邻域。为使基元值对应图像与原图像灰度级一致,将矩求均值:

$$M(i, j) = \frac{1}{4} \sum_{i, j} N_4(i, j), \quad (2)$$

在此基础上,可定义灰度-基元共生矩阵 C , 它由图像中像素的灰度值分布和每个像素的基元值分布共同决定。矩阵中的元素 $C(n, m)$ 为灰度值等于 n 、基元值等于 m 的点对数量,或记为如下形式:

$$C(n, m) = \# \{ (i, j) | I(i, j) = n, M(i, j) = m \}, \quad (3)$$

其中 $\#$ 表示满足条件要求的像素个数。

共生矩阵最大的缺点是计算量大。考虑具有灰度级 N_g 的原始图像,其对应的灰度-基元共生矩阵将包含 $N_g \times N_g$ 个元素。典型情况下,背景提取应用中使用 256 级灰度图像,且图像被划分为多个区域,这样对每一个区域均需计算 65 536 个元素,带来很大计算负担。为解决该问题,可采用灰度压缩的方法。令压缩后的灰度级为 $\bar{N}_g = N_g/k$, k 为压缩比,则有:

$$C(\bar{n}, \bar{m}) = \lfloor C(n, m)/k \rfloor, \quad (4)$$

其中 $\lfloor x \rfloor$ 表示不大于 x 的最大整数。通常,对于 32×32 的图像区域,取 $\bar{N}_g = 8$ 即能较好地区分图像纹理,本文的实验也验证了这一点。

2.2 纹理特征量

定义共生矩阵后,可进一步计算相关的数字特征,分析图像的纹理结构。下面仅列出最常使用的几个特征。

(1) 二阶矩 (能量)

$$F_{sm} = \sum_{n=0}^{\bar{N}_g-1} \sum_{m=0}^{\bar{N}_g-1} [C(\bar{n}, \bar{m})]^2, \quad (5)$$

二阶矩是图像平滑度的度量。区域越不平滑, $C(\bar{n}, \bar{m})$ 分布越趋向于均匀,此时 F_{sm} 越低。

(2) 熵

$$F_h = - \sum_{n=0}^{\bar{N}_g-1} \sum_{m=0}^{\bar{N}_g-1} C(\bar{n}, \bar{m}) \cdot \log C(\bar{n}, \bar{m}), \quad (6)$$

熵是分布随机性的度量,图像越平滑,熵越小。

(3) 分布均匀性

$$F_u = \frac{\sum_{n=0}^{\bar{N}_g-1} \sum_{m=0}^{\bar{N}_g-1} [C(\bar{n}, \bar{m})]^2}{\sum_{n=0}^{\bar{N}_g-1} \sum_{m=0}^{\bar{N}_g-1} C(\bar{n}, \bar{m})}. \quad (7)$$

注意到上述特征量具有对图像平均灰度变化和区域内目标刚性运动的不变性,因而可通过图像某一区域纹理特征的变化来判断是否有运动的前景目标。通过实验发现,上述特征量中熵受图像噪声及环境光线影响较小,因而选择用于描述图像区域的纹理特征。

3 基于混合高斯噪声模型的背景提取

设图像中各像素 x_i 亮度随时间的变化符合

混合高斯分布,其形式为:

$$p(x_i) = \sum_{q=1}^Q \omega_q \cdot p(x_i | \omega_q), \quad (8)$$

$p(x_i | \omega_q)$ 为多元 Gauss 概率密度函数,即有

$$p(x_i | \omega_q) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}_q|^{\frac{1}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu_q)^T \boldsymbol{\Sigma}_q^{-1} (x - \mu_q) \right\}, \quad (9)$$

其中 $\mu_q = E[x]$ 是类 ω_q 的均值, $\boldsymbol{\Sigma}_q = E[(x - \mu_q)(x - \mu_q)^T]$ 为 $d \times d$ 维协方差矩阵。

对 MoG 模型中的未知参量 ω_q , μ_q 和 $\boldsymbol{\Sigma}_q$ 的估计可采用在线 EM 算法进行^[2]。为防止过去数据“记忆”的饱和,可引入 L -最近窗口方法,即对上述量的计算仅限于在长度为 L 的当前数据序列窗口中进行^[6]。设当前帧采样时刻为 $k+1$,则参数更新公式可记为:

$$\omega_q(k+1) = \omega_q(k) + \alpha (P(\omega_q | x_{k+1}) - \omega_q(k)), \quad (10)$$

$$\mu_q(k+1) = \mu_q(k) + \rho (x(k+1) - \mu_q(k)), \quad (11)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_q(k+1) = \boldsymbol{\Sigma}_q(k) + \rho [(x(k+1) - \mu_q(k))(x(k+1) - \mu_q(k))^T - \boldsymbol{\Sigma}_q(k)], \quad (12)$$

其中

$$P(\omega_q | x_{k+1}) = \begin{cases} 1 & x_{k+1} \in \Gamma_q \\ 0 & x_{k+1} \notin \Gamma_q \end{cases}$$

$$\alpha = \max \left\{ \frac{1}{k+1}, \frac{1}{L} \right\}$$

$$\rho = \max \left\{ \frac{P(\omega_q | x_{k+1})}{\sum_{i=1}^{k+1} P(\omega_q | x_i)}, \frac{1}{L} \right\}, \quad (13)$$

进一步,将 ω_q 按照从大到小排序,令

$$B = \operatorname{argmin}_b \left(\sum_{q=1}^b \omega_q > T \right). \quad (14)$$

其中 $0 < T < 1$ 为预设的阈值,通常取为 0.9~0.95。对应 $q \leq B$ 的分量(类别)为背景像素,否则为前景像素(运动目标)。

该方法实际上基于如下假设:

(1) 各参数,或光照条件的变化周期远长于数据窗口长度 L ;

(2) 背景像素出现的时间充分多。

但在交通视频监控中,可能因摄像机自动光圈作用使图像整体灰度产生全局性的快速往复波动,同时由于监控路口繁忙,背景像素在大多数时间中被遮挡,从而导致背景参数计算无法收敛。

但根据图像的纹理变化,却可以判断图像区域是因为光照条件变化产生亮度波动(此时纹理特征基本保持不变)还是因为运动目标通过(纹理特征发生较大变化)产生亮度波动,从而正确区分背景和前景,对背景图像进行准确提取和自适应更新。

4 算法步骤

根据前述讨论,可确定基于纹理特征的多分辨率背景提取方法的思路。首先获取图像的多分辨率表示并将图像划分为多个区域,然后使用对各区域计算纹理特征的方法,判断当前区域是否有运动目标。如果不存在则采用一般背景更新算法,否则视为前景,并且不作为背景更新。同时,为根据纹理特征正确区分背景和前景,需要检测特征量序列的波峰和波谷,使用当前检测时刻之后的数据。为此,采用准实时更新算法,建立图像帧缓冲区存储多幅连续图像。设缓冲窗口长度为 D_F ,则在当前帧为 k 时完成对 $k-D_F$ 帧的检测,这样就可以利用“未来”的数据,较准确地检测波峰波谷。

背景提取的详细算法步骤如下:

初始设置:EM 估计数据窗口长度 D_L ,图像帧缓冲窗口长度 D_F ,MoG 的总类别数 Q 及图像划分区域数 R 。

(1) 获取当前帧灰度图像 $I(k)$ 的金字塔表示并送入图像帧缓冲窗口队列;在顶级(最大尺度)将图像划分为彼此邻接但互不重叠的 R 个区域,且完全覆盖检测关注区域。一般区域选为正方形且边长为 2 的整数次幂,便于算法的实现。

(2) 对第一个区域计算灰度-基元共生矩阵并计算其熵,形成熵数据序列;然后进行滤波,减低杂波影响;

(3) 使用(2)结果对 $I(k-D_F)$ 帧图像进行判断。如果滤波后的数据变化率超过指定阈值且向熵增加的方向变化,则判断在该区域中出现运动目标,此时利用式判断各像素是否为前景,然后使用图像分割方法对各前景区域进行连通处理并进行标记^[14],其余像素作为背景。如是则通过在线 EM 算法进行 MoG 参数更新,否则不进行处理;

(4) 如果通过熵特征没有检测到运动目标进入,则按常规方法进行参数更新;但检测到该区域的整体灰度变化大于指定阈值时,则删除 MoG

中对应 ω_q 最小的一类,同时增加新类,其均值初值为当前帧对应像素的灰度值,权值 $\omega_q=1/L$;

(5) 返回步骤(2)进行下一区域处理,直至所有区域处理完毕。

上述步骤(3),(4)中的阈值取为 $T_i=2.5\sigma_i$, $i=1,2$,分别对应熵滤波和整体灰度数据序列, σ 为对应序列的方差。

5 实验结果与分析

对本文提出的算法在通用 PC 架构的工控计算机上进行测试,测试平台为 Intel Pentium IV 2.0 CPU, 256M 内存;使用 Windows XP SP2 操作系统。软件在 Visual C++6.0 和 Visual C++2005 下开发完成。测试所用视频采集来自于市区某路口拍摄到的实际视频图像序列,视频摄像机固定安装在道路右侧车道上方,使用高清晰彩色模拟视频监控摄像机,经过图像采集及重采样后使用提出算法进行处理,图像大小为 352×288 。测试结果如图 1 所示。

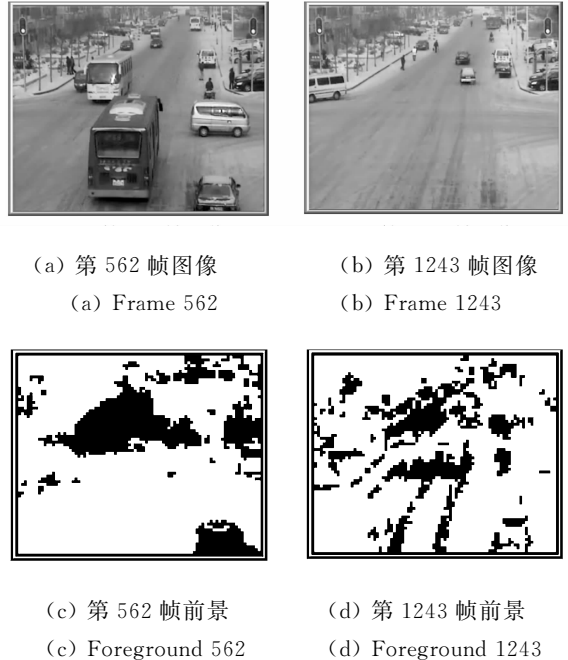


图 1 使用一般 MoG 方法计算的前景

Fig. 1 Foreground calculated by common MoG method

图(a)和图(b)分别为原始视频序列的第 562 和 1 243 帧图像;这两帧图像均发生了平均灰度跳变的情况,这从图 2 的图像平均灰度变化曲线中可以很明显的看出;其中第 562 帧附近发生了灰

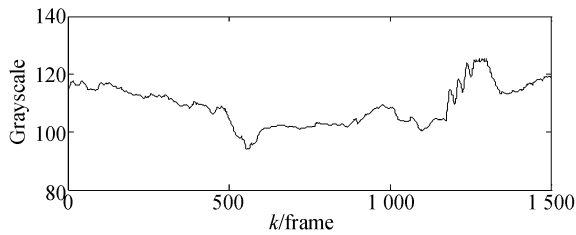


图 2 视频序列平均灰度变化图

Fig. 2 Average grayscale of video sequence

度较大幅值的变化,持续时间近 100 帧;第 1 243 帧附近则发生灰度的小幅值快速跳跃。图(c)和图(d)为使用 MoG 模型和改进的在线 EM 算法进行自适应背景更新后得到的前景目标^[6],其中 EM 估计数据窗口长度 $D_L=200$, MoG 的总类别数 $Q=5$ 。由于这两个时刻附近亮度的变化周期均小于像素统计模型更新的数据窗口长度,因而已无法正确提取前景,此时图像中大多像素将被归类为前景像素。这说明常规的基于统计模型的前景提取方法无法适应图像亮度快速变化的情况。使用文中提出的方法则可较好地解决这一问题。图 3 为图像中某区域纹理特征变化曲线,其中虚线为该区域的灰度-基元共生矩阵熵,实线为滤波后的结果。数据序列采用阶数为 3 的 Butterworth 低通滤波器,截止频率为 $0.04 \times \omega_n/2$, ω_n 为采样速率。曲线的“凸包”对应运动目标

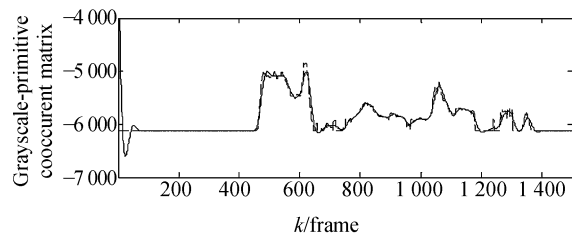
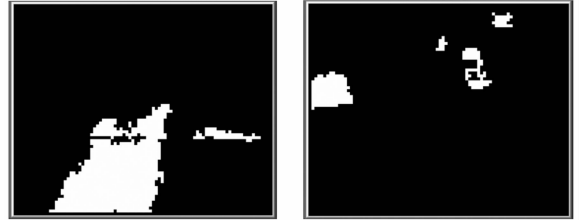


图 3 区域纹理特征及滤波结果

Fig. 3 Regional texture feature and filtering result

通过。可以看到,区域的纹理熵特征受图像平均灰度的影响很小;同时从曲线中可看到,该区域在 430~1390 帧时间段内一直比较繁忙,已接近测试时间段的 2/3。图 4 为本文提出的改进方法计算得到的前景,原始图像见图 1。图 5 为国外某公路监控视频序列中任取的两帧原始图像及前景计算结果。图像均首先由彩色图像转换为灰度图像,然后使用重复 Gauss 滤波器和下采样获取多分辨率图像,直至 $l=2$ 。图像进一步划分成多个

8×8 像素区域(对应原始图像 32×32),对每一区域计算纹理熵特征并进行背景检测。可以看到,图像中的运动目标均已正确提取。经测算,使用一般基于 MoG 模型的方法进行背景提取,每一采样周期计算时间平均为 120.3 ms,而采用多分辨率方法时为 29.8 ms,仅为原来的 1/4。



(a) 第 562 帧前景

(b) 第 1243 帧前景

(a) Foreground 562

(b) Foreground 1243

图 4 使用本文提出的方法计算的前景

Fig. 4 Foreground calculation results using proposed method



(a) 第 23 帧图像

(b) 第 526 帧图像

(a) Frame 23

(b) Frame 526



(c) 第 23 帧前景

(d) 第 526 帧前景

(c) Foreground 23

(d) Foreground 526

图 5 公路监测图像计算的前景

Fig. 5 Calculated foreground for highway surveillance images

6 结 论

本文研究了视频检测中背景提取的问题,提出一种基于纹理特征的多分辨率背景提取更新算法。使用基于灰度-基元共生矩阵熵的纹理特征,可通过波峰检测在图像光照条件变化和场景繁忙

条件下的背景图像。与基于统计学模型的背景提取方法相结合,可更好地完成背景提取和自适应更新。在算法中使用多分辨率方法,实现效率更高。实验结果表明,与普通方法相比,该方法能够

更好地适应图像整体亮度的快速变化,在前景目标出现较多的区域也能够得到正确背景图像;同时计算时间减少为原来的1/4。该方法可推广至视频监控及静态场景的运动跟踪等应用中。

参考文献:

- [1] FRIEDMAN N, RUSSELL S. Image segmentation in video sequences: a probabilistic approach [C]. *Proc. 13th Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence, Providence, USA; UAI*, 1997:175-181.
- [2] STAUFFER C, GRIMSON W L. Learning patterns of activity using real-time tracking [J]. *IEEE Trans. PAMI*, 2000, 22(8):747-757.
- [3] MERZAEI A. Traffic surveillance video extraction and indexing [D]. *Master dissertation, University of Texas at Arlington*, 2005:8-14.
- [4] MAGEE D R. Tracking multiple vehicles using foreground, background and motion models [J]. *Image and Vision Computing*, 2004, 22(2):143-155.
- [5] SPAGNOLO P, D' ORAZIO T, LEO M, DISTANTE A. Moving object segmentation by background subtraction and temporal analysis[J]. *Image and Vision Computing*, 2006, 24(5): 411-423.
- [6] KAEWTRAKULPONGP, BOWDEN R. An improved adaptive background mixture model for realtime tracking with shadow detection [C]. *Proc. 2nd European Workshop on Advanced Video Based Surveillance Systems, Kingston,UK; AVBS01*, 2001:149-153.
- [7] LEE D-S. Effective gaussian mixture learning for video background subtraction[J]. *IEEE Trans. PAMI*, 2005, 27(5):827-832.
- [8] 林玉池,崔彦平,黄银国. 复杂背景下边缘提取与目标识别方法研究 [J]. *光学精密工程*, 2006, 14(3): 509-514.
LIN Y CH, CUI Y P, HUANG Y G. Study on edge detection and target recognition in complex background [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(3): 509-514. (in Chinese)
- [9] 王洪建,李志敏. 基于视频图像的车辆流量实时检测系统 [J]. *光学精密工程*, 2005, 13(增):222-226.
WANG H J, LI ZH M. Real-time measuring system based on vehicle flow video image [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2005, 13(Supp.): 222-226. (in Chinese)
- [10] 王亮中,欧宗瑛. 图像纹理分析的灰度-基元共生矩阵法 [J]. *计算机工程*, 2004, 30(23):19-21.
WANG L SH, OU Z Y. Image Texture analysis by grey-primitive cooccurrence matrix [J]. *Computer Engineering*, 2004, 30(23):19-21. (in Chinese)
- [11] RUBNER Y, TOMASI C. Texture Metrics [C]. *Proceeding of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, San-Diego, USA*, 1998: 4601 - 4607.
- [12] THEODORIDIS S, KOUTSOUBOS K. 模式识别[M]. 3版,北京:电子工业出版社,2006: 213-229.
THEODORIDIS S, KOUTSOUBOS K. *Pattern Recognition* [M]. 3rd, ed. Beijing: Electronic Industry Publishing House, 2006: 213-229. (in Chinese)
- [13] 胡小平,廖海洋. 数字摄影测量中特征点的提取方法研究 [J]. *光学精密工程*, 2005, 13(增):236-239.
HU X P, LIAO H Y. Methodology study of feature point extraction in digital photogrammetry [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2005, 13(Supp.):236-239. (in Chinese)
- [14] 张桂林,陈益新,曹伟桓,等. 基于跑长码的连通区域标记算法 [J]. *华中理工大学学报*, 1994, 22(5):11-14.
ZHANG G L, CHEN Y X, CAO W X, et al.. A connected component labeling algorithm using the run-length code [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology*, 1994, 22(5):11-14. (in Chinese)

作者简介:姜永林(1965—),男,黑龙江哈尔滨人,硕士,高级工程师,在读博士研究生,主要从事智能交通系统、视频跟踪与目标识别、传感器等方面的研究。E-mail: aayesy@126.com