

基于 N-LBP 纹理与色度信息的 Camshift 跟踪算法

徐一鸣¹ 陆 观² 顾菊平¹

(南通大学电气工程学院 南通 226019)¹ (南通大学机械工程学院 南通 226019)²

摘 要 基于颜色特征的运动目标跟踪算法容易受到光照非均匀变化或阴影的影响,如何利用多种特征联合构造目标模型以提升跟踪性能是一个关键问题。提出了一种新的特征融合运动目标跟踪算法,该算法基于局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)纹理特征,引入光照自适应的局部标准差构造二值模式阈值,采用统一模式下的 N-LBP 纹理描述子构造特征直方图,并结合色度信息建立联合直方图,在 Camshift 算法框架内进行目标跟踪。实验证明,与传统 Camshift 算法相比,该算法在保证跟踪算法实时性能的同时,可以更好地克服阴影遮挡等导致的非均匀光照变化带来的影响,具有良好的跟踪效果。

关键词 Camshift 跟踪,局部二值模式,特征融合,联合特征直方图

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.6.066

Camshift Tracking Algorithm Based on N-LBP Texture and Hue Information

XU Yi-ming¹ LU Guan² GU Ju-ping¹

(School of Electrical Engineering, Nantong University, Nantong 226019, China)¹

(School of Mechanical Engineering, Nantong University, Nantong 226019, China)²

Abstract Color feature tracking algorithms are easily affected by non-homogenous illumination and shadow. How to construct target model with multiple features is a key question for improving tracking performance. A novel feature fusion target tracking algorithm was proposed in this paper. Illumination self-adaptive local standard deviation is introduced to the threshold for local binary pattern, the joint histogram is constructed by improved N-LBP texture descriptor in unified pattern and hue information, and the moving target tracking is conducted within Camshift algorithm framework. The tracking experiments with shadow interference show that the proposed algorithm can overcome the changes of illumination and has more robustness and stability with good real time performance compared with traditional Camshift algorithm.

Keywords Camshift(continuously adaptive mean shift) tracking, Local binary pattern, Feature fusion, Combined feature histogram

随着计算机技术的发展,基于数字图像处理的运动目标跟踪技术越来越得到人们的重视,并且广泛应用于视频监控、人机交互、智能交通以及军事领域^[1]。根据选取特征以及跟踪器类型的不同,可以将运动目标跟踪算法分为基于颜色、基于几何特征、基于轮廓与基于模型 4 类。对于运动目标跟踪算法来说,选取合适的特征无疑是实现准确跟踪的关键,常用的特征有颜色(灰度)、点、边缘以及运动信息等。由于颜色信息对目标的姿态、旋转及尺度变化具有不变性,同时具有抗局部遮挡及实时性强等优点,基于颜色的目标跟踪算法得到了大量关注,并产生了许多优秀成果,均值漂移(MeanShift)算法就是其中的典型代表。Comaniciu 等通过构造空间加权颜色直方图来进行目标建模,并采用 Bhattacharyya 距离来度量颜色模型的相似度^[2,3]。文献[4]提出了连续自适应均值漂

移(Camshift)算法,该算法针对动态的概率分布图,自适应调节跟踪窗口的大小,从而更好地适应目标尺度的变化。Camshift 算法计算量小,对目标的姿态、尺度变化不敏感,具有较好的跟踪性能,但是当目标与背景颜色接近,或者遇到阴影遮挡时,跟踪效果不理想。

为了提高跟踪算法的鲁棒性,有必要结合多种特征来更好地构建目标模型。纹理作为图像邻域内的灰度变化描述方式,与图像的颜色没有必然联系,可以作为颜色特征缺失时的有效补充。将纹理特征与颜色信息相结合来描述运动目标,可以在一定程度上改善基于颜色的跟踪算法在目标与背景颜色相近以及光照局部变化时的跟踪性能。文献[5]提出的局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)计算简单,使纹理特征提取满足目标跟踪的实时性要求。近年来,研究者开始考

到稿日期:2014-07-31 返修日期:2014-10-21 本文受国家自然科学基金项目(51307089,61273024,61305031),交通运输部应用基础研究项目(2014319813180),江苏省教育厅面上项目(14KJB510030),南通市科技应用研究计划(BK2013019),南通大学自然科学研究专项项目(13ZJ003),江苏省博士后科研资助计划(1301016B)资助。

徐一鸣(1981—),男,博士,副教授,主要研究方向为数字图像处理及先进传感器技术,E-mail:yimingx@ntu.edu.cn;陆 观(1983—),女,博士,副教授,主要研究方向为传感器检测技术;顾菊平(1971—),女,博士,教授,主要研究方向为微特电机及先进控制,E-mail:gu.jp@ntu.edu.cn (通信作者)。

虑将 LBP 算子应用于基于颜色的目标跟踪算法。文献[6]提出了基于 H 、 S 、 V 分量及改进的 LBP 纹理的联合直方图与金字塔 L-K 光流法中心跟踪相结合的 Camshift 跟踪算法,它有效改善了较大帧间位移情况下的跟踪精度。文献[7]通过统一模式下的 LBP 算子与精简色度类别建立联合直方图,算法实时性较好,能较好地适应目标与背景颜色相差不大的情况。文献[8]在建立 LBP-颜色联合直方图的基础上,利用目标候选区域的矩信息,估计跟踪过程中目标的尺度和方向的变化,取得了较好的跟踪效果。

经典 LBP 算子虽然具有一定的光照变化适应性,但是无法避免现实场景中的光照不均匀变化引起的局部灰度范围变化问题,如目标突然进入阴影时的灰度值突变。本文提出一种将改进 LBP 纹理算子与 Camshift 算法相结合的特征融合运动目标跟踪算法,即通过引入具有光照自适应特性的 N-LBP 纹理特征描述子,构建纹理特征直方图,并与色度直方图相结合构造目标模型联合直方图。联合直方图除含有颜色信息以外,还利用了目标的纹理信息,增强了算法对近似颜色背景及光照变化的适应性,从而增强了目标跟踪的鲁棒性。

1 LBP 纹理算子

1.1 基本 LBP 算子

LBP 是用来描述图像局部灰度级信息的算子,其提取的特征是图像的局部纹理特征。LBP 的基本原理为:以某像素点 (x_c, y_c) 为窗口中心,定义一个邻域 (P, R) ,其中 P 是邻域内包含的采样像素点个数, R 是邻域的半径,以窗口中心像素灰度值 g_c 为阈值,将这 P 个采样像素灰度值与其比较,若周围像素灰度值大于中心像素灰度值,则该像素点的位置标记为 1,否则标记 0。这样,以 g_c 为阈值对邻域点集进行二值化处理可得到一个 P 位二进制编码,其码值即该窗口的 LBP 值,可以用这个数值来反映该区域的纹理信息,计算公式如下:

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c) \times 2^i, s(u) = \begin{cases} 1, & u \geq 0 \\ 0, & u < 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中, g_c 为 (x_c, y_c) 处像素点灰度值, g_i 为以 (x_c, y_c) 为圆心、 R 为半径的圆内 P 个点的灰度值。

图 1 是一个基本 LBP 算子的计算过程,其中 P 取 8, R 取 1, 可知二进制编码 00011101 对应数值为 29。

33	42	65
99	80	105
57	124	111

 $\Rightarrow$

0	0	0
1		1
0	1	1

图 1 基本 LBP 算子的计算过程 ($P=8, R=1$)

1.2 基于统一模式的 LBP 算子

根据定义可知, LBP 算子得到 P 位二进制编码, 在这个二进制编码串中统计 0 和 1 相互跳变次数, 次数越多, 表明该局部区域纹理变化快; 次数越少, 则表明该处纹理变化缓慢。

定义跳变次数为 U , 当 $P=8, R=1$ 时, 在 256 种 LBP 二进制编码中, 有 198 种编码的 $U>2$, 剩下 58 种编码的 $U=0$ 或 2。对文献[9, 10]中提供的标准视频监控测试视频进行统计, $U>2$ 的像素点在总像素中所占比例小于 4%, 因此可以考虑简化纹理类别来降低纹理特征的维数, 以提高计算速度。

Ojala 提出了统一模式以减少 LBP 模式的种类。定义 $U=0$ 或 2 所对应的 LBP 纹理为 LBP 纹理统一模式 $LBP_{P,R}^{un}$, 将编码中 1 的数量相同的编码作为一类, 则共有 $P+1$ 种统一模式, 并根据其中 1 的数目分配一个唯一的编号 $(i|0 \cdots P)$ 给它们; 将

$U>2$ 对应的模式称为非统一模式, 分配编号 $P+1$ 。LBP 纹理统一模式 $LBP_{P,R}^{un}$ 定义如下:

$$LBP_{P,R}^{un}(x_c, y_c) = \begin{cases} \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c), & \text{if } U_{P,R}(x_c, y_c) \leq 2 \\ P+1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$U_{P,R}(x_c, y_c) = |s(g_{i-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{i=1}^{P-1} |(s(g_i - g_c) - s(g_{i-1} - g_c))| \quad (3)$$

基本 LBP 算子只具有灰度尺度不变性, 式(2)所示的 LBP 算子同时具有灰度尺度和旋转不变性。

2 基于改进 LBP 纹理与 Camshift 的运动目标跟踪

Camshift 算法是基于颜色直方图的目标跟踪, 当目标和背景颜色相近时, 跟踪准确性会受到影响。对于实际场景来说, 图像中存在阴影区域是不可避免的, 由于阴影区域的亮度低于其他背景区域, 这也会影响跟踪的正确性。考虑到 LBP 纹理与色调特征具有一定互补性, 当背景与目标颜色接近时, 采用纹理特征可以取得较好的效果, 当缺乏纹理特征时, 可以利用色调特征实现目标跟踪, 同时这两种特征对于亮度变化并不敏感, 因此采用 LBP 纹理和色调特征结合的方法对目标进行建模, 可以克服阴影的影响, 取得更好的跟踪效果。

2.1 MeanShift 目标跟踪算法

Camshift 算法的基本思想是对视频序列的所有帧做 Meanshift 运算, 将上一帧的目标中心与搜索窗口带宽作为下一帧的算法中心和搜索窗口带宽, 通过迭代实现对目标的跟踪。

取跟踪目标区域中所有像素点 $\{x_i | i=1, 2, \dots, n\}$ 的颜色概率分布 $\hat{q}_u$ 作为目标模型, 目标特征概率分布计算如下式所示:

$$\hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n k(\|x_i\|^2) \delta[b(x_i) - u] \quad (4)$$

其中, n 为目标区域中像素个数; $k(x)$ 是核函数, 值的大小与离搜索窗口中心的距离成反比; $b(x_i)$ 为像素 x_i 对应的颜色特征, 当其满足特征 u 时, Kronecker 脉冲函数 $\delta[b(x_i) - u]$ 的值为 1, 否则为 0。 C 为归一化常数, 如果特征向量 u 的个数为 m , 则 C 可以由 $\sum_{u=1}^m \hat{q}_u = 1$ 推导出来, 如式(5)所示:

$$C = 1 / \sum_{i=1}^n k(\|x_i\|^2) \quad (5)$$

设上一帧目标中心为 y_j , 核函数带宽为 h , 那么当前帧的目标候选位置也设为 y_j , 核函数带宽设为 h , 候选目标 $\{x_i | i=1, 2, \dots, n'\}$ 的颜色概率分布为:

$$\hat{p}_u(y_j) = C' \sum_{i=1}^{n'} k(\|\frac{x_i - y_j}{h}\|^2) \delta[b(x_i) - u] \quad (6)$$

$$\text{其中, } C' = 1 / \sum_{i=1}^{n'} k(\|\frac{x_i - y_j}{h}\|^2) \quad (7)$$

在跟踪过程中, 目标从当前跟踪窗口的中心位置 y_j 移动到新的窗口中心位置 y_{j+1} 的迭代方程为:

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^{n'} x_i w_i g(\|\frac{x_i - y_j}{h}\|^2)}{\sum_{i=1}^{n'} w_i g(\|\frac{x_i - y_j}{h}\|^2)} \quad (8)$$

其中, $g(x) = -k'(x)$, w_i 为每个点的权值。

$$w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{q}_u(y_j)}} \delta[b(x_i) - u] \quad (9)$$

重复迭代方程式(9), 直到 $\|y_{j+1} - y_j\| < \epsilon$ 或者迭代次

数大于预定最大迭代次数, ϵ 为预先设定的迭代误差阈值, 取大于 0 的正数。

2.2 针对非均匀光照变化的改进 LBP 算子

为了使 LBP 算子更加有效地描述图像中的平坦区域, 即像素值波动不大的区域, 文献[11]改进了 LBP 算子中的阈值策略, 将式(1)中的 $s(u)$ 改为:

$$s(u) = \begin{cases} 1, & u \geq T \\ 0, & u < T \end{cases} \quad (10)$$

式中, T 的值越大, 像素波动的允许值越大, 但对阈值结果的影响不大。进一步考虑到现实场景中光照不均匀变化引起的局部灰度范围变化, 文献[12]赋予中心像素点最大的权值, 提出了改进的 ILBP 算子, 如下式:

$$ILBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{P-1} (s(g_i - m) \times 2^i + s(g_c - m) \times 2^i) \quad (11)$$

式中, m 为局部区域的均值, 通过将该值赋予阈值 T , 可以使 LBP 算子在一定程度上增强对光照不均匀变化的稳健性。为了更好地反映局部像素与局部区域均值之间的差别, 进一步引入局部标准差构造二值模式的阈值 T , 如式(12)所示:

$$T = m + ks \quad (12)$$

式中, s 是局部标准差, k 被建议设为 -0.2 。为了使 LBP 算子更好地适应局部光照的改变, 文献[13]中提出 N-LBP 算法, 其特点是 k 可以根据不同区域自适应地取值。本文通过引入局部图像灰度值受光照影响的程度 $L = m/s^2$ 来构造局部标准差系数 k , 其中 m 为局部区域均值, s^2 为方差:

$$K(L) = \begin{cases} -(5(1+e^{1-L}))^{-1}, & 0 < L \leq 1 \\ -(10(1+e^{L-1}))^{-1}, & 1 < L < 2 \\ (10(1+e^{L-2}))^{-1}, & L \geq 2 \end{cases} \quad (13)$$

式中, $0 < L \leq 1$ 代表局部光照不足; $1 < L < 2$ 代表局部光照正常; $L \geq 2$ 代表局部光照过度。N-LBP 纹理定义如下:

$$N-LBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} s(u_i - m) 2^i \quad (14)$$

将 $K(L)$ 代入式(12)即得到 N-LBP 的阈值 T :

$$T = m + K(L)s \quad (15)$$

2.3 联合 N-LBP 纹理与色度直方图的目标模型

为了降低算法复杂度, 本文采用了 $N-LBP_{8,1}^{ns2}$ 纹理特征算子。由定义可知其共有 9 个均匀纹理模式, 文献[14]对这 9 种纹理模式进行划分, 其中 2, 3, 4, 5, 6 分别为线端、角、边缘、角和线端, 对应主要目标模式; 0, 1, 7, 8 为斑点, 对应次要目标模式。为降低直方图维数, 本文采用了 2-6 这 5 种纹理模式, 构造的 N-LBP 算子如式(16)所示:

$$N-LBP_{8,1}^{ns2} = \begin{cases} \sum_{i=0}^7 s(u_i - u_c - m), U_{8,1}(x_c, y_c) \leq 2 \text{ and} \\ \sum_{i=0}^7 s(u_i - u_c - m) \in \{2, 3, 4, 5, 6\} \\ 0, \text{ otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

本文采用 LBP 纹理和色度的联合直方图分布来描述目标, 目标区域的每个像素同时采用 LBP 纹理和色度描述。色度值满足 $Hue \in [0, 360)$, 色度量化间隔 α 取 15, 共 24 级, 故 LBP 纹理和色度的联合直方图维数为 5×24 , 其中 5 对应 $N-LBP_{8,1}^{ns2}$ 中的 5 种纹理模式。需要注意, 色调值应进行归一化处理, 取值在 $0 \sim 1.0$ 之间。

根据式(4)推导出本文的目标特征概率分布如下式所示:

$$\hat{q}_u = \begin{cases} C_{LBP} \sum_{i=1}^8 k(\|x_i\|^2) \delta[b_{LBP}(x_i) - u], & 1 \leq u \leq 5 \\ C_{Hue} \sum_{i=1}^8 k(\|x_i\|^2) \delta[b_{Hue}(x_i) - u], & 6 \leq u \leq 29 \end{cases} \quad (17)$$

其中, C_{LBP} 和 C_{Hue} 可以由 $\sum_{u=1}^5 \hat{q}_u = 1$ 和 $\sum_{u=6}^{29} \hat{q}_u = 1$ 推导出来。

根据式(6)推导出的候选目标 $\{x_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ 的颜色概率分布如下:

$$\hat{p}_u(y_j) = \begin{cases} C'_{LBP} \sum_{i=1}^8 k(\|\frac{x_i - y_j}{h}\|^2) \delta[b_{LBP}(x_i) - u], & 1 \leq u \leq 5 \\ C'_{Hue} \sum_{i=1}^8 k(\|\frac{x_i - y_j}{h}\|^2) \delta[b_{Hue}(x_i) - u], & 6 \leq u \leq 29 \end{cases} \quad (18)$$

整个跟踪算法步骤如下:

(1) 根据选定目标区域确定跟踪目标模型, 计算 N-LBP 纹理和色度联合直方图, 根据式(17)计算候选概率模型 $\{\hat{q}_u | u = 1, 2, \dots, 29\}$, 获取目标初始位置 y_0 , 初始化迭代次数 $k=0$, 设置阈值 ϵ 和最大迭代次数 N 。

(2) 读入下一帧, 将上一帧目标位置 y_0 设为中心, 计算候选目标模型的分布 $\hat{p}_u(y_k)$ 。

(3) 根据式(9)计算权重 $\{w_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ 。

(4) 根据式(8)计算候选目标位置 y_{k+1} , 令迭代次数因子 $k \leftarrow k+1$ 。

(5) 计算 $d \leftarrow \|y_k - y_{k+1}\|$, 如 $d < \epsilon$ 或 $k > N$, 当前帧迭代停止, 取当前位置为目标中心位置, 返回步骤(2); 否则转到步骤(3), 继续当前帧迭代。

3 实验结果及分析

为验证本文算法效果, 采用标准测试视频序列进行目标跟踪实验, 算法测试环境为: Intel i7-2670、8G 内存 PC 机, 测试软件基于 VC++6.0 编写并结合 OpenCV2.2 加以实现。跟踪实验采用 AVSS2007 中的标准测试视频 PV_Hard^[10], 在该测试序列中, 存在车辆进出阴影遮挡路面的情况, 可以用来测试光照变化下的运动目标跟踪性能。实验采用了视频序列中的第 3075 到 3375 帧。

图 2 是基于标准 Camshift 算法对测试视频进行跟踪的结果, 对应帧数分别为 3080、3125、3133、3182、3231 及 3332, 测试算法的 HSV 采样通道量化维数为 $8 \times 8 \times 8$ 。可以看出, 当目标开始进入阴影时, 由于光照变化干扰, 跟踪窗口发生漂移, 当目标完全进入阴影后, 跟踪窗口停留在路面, 然后错误地跟上后一辆小车。

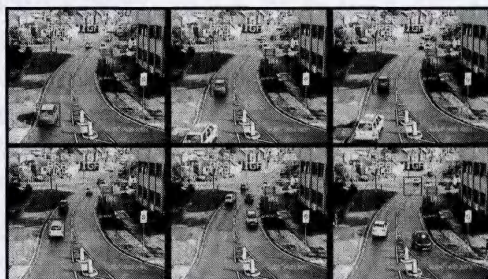


图 2 基于经典 Camshift 算法的跟踪结果

图3是基于文献[7]中联合LBP纹理与色度信息的Camshift跟踪算法测试结果,采用标准 $LBP_{8,1}$ 算子,联合直方图纹理及颜色通道维数为 10×24 。当小车进入阴影区域时,跟踪窗口并未立即出现漂移,直到车辆完全进入阴影区域时,窗口出现扩大,将背景区域包含入内;随着目标逐渐远离,到再次离开阴影区域时,由于目标缩小,跟踪窗口中背景颜色被引入目标模型,且纹理特征不充分,无法抵消颜色特征改变的影响,导致跟踪失败。

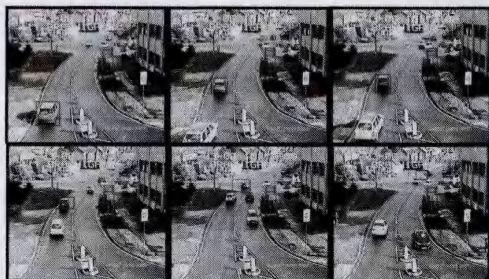


图3 基于文献[7]的跟踪结果

图4是采用本文 $N-LBP$ 纹理与色度联合直方图的Camshift跟踪算法测试结果。可以看出,与 $LBP_{8,1}$ 算子相比,本文采用的 $N-LBP_{8,1}^{m2}$ 算子对光照变化更不敏感,当被跟踪车辆经过阴影区域时,区域纹理特征有效弥补了颜色特征被弱化导致的不足,实现了全程准确跟踪。

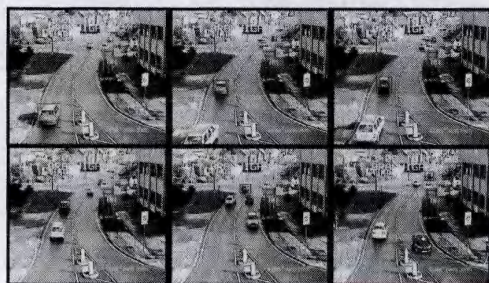


图4 基于本文算法的跟踪结果

3种算法都是基于标准的MeanShift算法框架,在其他参数一致的前提下,算法的实时性主要由联合直方图维数决定。3种算法的实时性能比较如表1所列。

表1 算法实时性能比较

算法	直方图维数	平均迭代次数	平均处理时间(ms)
标准Camshift算法	$8 \times 8 \times 8$	2.7	43
文献[7]算法	10×24	2.2	45
本文算法	5×24	2.3	34

结束语 本文基于Camshift算法框架提出了一种基于 $N-LBP$ 纹理与色度信息的特征融合跟踪算法,将改进LBP纹理描述子引入基于色度直方图的Camshift算法,通过补充纹理特征改善算法在目标与背景颜色相似及光照变化时的跟踪性能。(1)所采用的改进LBP算子通过引入局部光照自适应系数来调整局部标准差在二值模式门限值中的占比,能更好地适应局部光照的变化。(2)采用统一模式下的LBP算子, $N-LBP_{8,1}^{m2}$ 算子同时具有灰度尺度不变性与旋转不变性,只采用主要模式下的5种纹理模式,通过降低联合直方图中纹理特征维数提高了算法的实时性能。(3)基于纹理与色度信息推导了联合特征概率分布公式,构造联合特征直方图,在Camshift算法框架内实现运动目标跟踪。该算法保留了经典

Camshift实时性好、跟踪窗尺度自适应变化的特点,但能更好地适应光照变化或阴影遮挡等情况。

参考文献

- [1] Howard R A, Matheson J E. Influence diagrams [J]. Decision Analysis, 2005, 2(3): 127-143
- [2] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-Time tracking of non-rigid objects using mean shift [C]//Proc. of the IEEE conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Stoughton, 2000: 142-149
- [3] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-575
- [4] Bradski G R. Computer vision face tracking for use in a perceptual user interface [C]//Proceedings of Fourth IEEE Workshop Applications of Computer Vision. Berlin: IEEE, 1998: 214-219
- [5] Ojala T, Valkealahti K, Oja E, et al. Texture discrimination with multi-dimensional distributions of signed gray level differences [J]. Pattern Recognition, 2001, 34(3): 727-739
- [6] 宋晓琳, 王文涛, 张伟伟. 基于LBP纹理和改进Camshift算子的车辆检测与跟踪 [J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2013, 40(8): 52-57
Song Xiao-lin, Wang Wen-tao, Zhang Wei-wei. Vehicle detection and tracking based on the local binary pattern texture and improved camshift operator [J]. Journal of Hunan University: Natural Science, 2013, 40(8): 52-57
- [7] 袁国武, 徐丹. 一种结合了纹理和颜色的运动目标跟踪算法 [J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(11): 81-84
Yuan Guo-wu, Xu Dan. A moving objects tracking algorithm that combines texture and color [J]. Computer Applications and Software, 2011, 28(11): 81-84
- [8] 王保云, 范保杰. 基于颜色纹理联合特征直方图的自适应Mean-shift跟踪算法 [J]. 南京邮电大学学报: 自然科学版, 2013, 33(3): 18-25
Wang Bao-yun, Fan Bao-jie. Adaptive meanshift tracking algorithm based on the combined feature histogram of color and texture [J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications: Natural Science, 2013, 33(3): 18-25
- [9] Performance Evaluation of Tracking and Surveillance 2001 (PETS2001) [EB/OL]. <http://ftp.pets.rdg.ac.uk/pub/PETS2001>
- [10] Advanced Video and Signal based Surveillance 2007 (AVSS 2007) [EB/OL]. http://www.eecs.qmul.ac.uk/~andrea/avss2007_d.html
- [11] Heikkia M, Pietikainen M. A texture-based method for modeling the background and detecting moving objects [J]. IEEE Trans on Patt Anal Mach Intell, 2006, 28(4): 657-662
- [12] Hong Lian-jin, Qing Shan-liu, Han Qing-lu, et al. Face detection using improved LBP under Bayesian framework [C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Image and Graphics. New York: IEEE, 2004: 306-309
- [13] Yu Wang, Xue Ye-wei, Shuo Xiao. LBP texture analysis based on the local adaptive Niblack algorithm [C]//Congress on Image and Signal Processing. New York: IEEE, 2008: 777-780
- [14] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T, et al. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987