

基于 LBP—HSV 模型及改进 SIFT 算法的行人再识别算法

晋丽榕, 王海梅, 徐丹萍

(南京理工大学 自动化学院, 南京 210094)

摘要: 针对 SIFT 算法计算量大, 复杂背景下匹配准确率低的问题, 文章提出了一种结合 LBP—HSV 模型与改进 SIFT 算法的目标识别算法; 首先利用 LBP 直方图和 HSV 模型共同筛选出目标相似区域; 然后利用 SIFT 算法检测目标与相似区域的特征点, 并使用改进的 HOG 特征描述特征向量; 最后采用最近邻加权欧式距离的匹配策略, 找出匹配点对; 基于多组行人图片的目标识别结果表明, 文中算法具有较强的鲁棒性, 识别准确率较高, 且相较于 SIFT 算法, 匹配速率大大提高。

关键词: 改进 SIFT 算法; LBP 特征; HSV 模型; 相似区域; 改进的 HOG 特征

Person Re—identification Algorithm Based on LBP and HSV Model and Improved SIFT Algorithm

Jin Lirong, Wang Haimei, Xu Danping

(College of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: Aiming at solving the problem that SIFT (scale invariant feature transform) algorithm's computation complexity is high and its matching accuracy is low in a complex background, an image matching algorithm by combining LBP—HSV model and improved SIFT algorithm is proposed. It first utilizes LBP histogram and HSV model to screen the identified similar region. Then it uses SIFT algorithm to detect the feature points of the target and alternative region, and take advantages of improved HOG feature to describe feature vectors. Finally, it finds matching points by using k—nearest—neighbor algorithm and weighted Euclidean distance. The results of experiments carried out on multiple pedestrian pictures show that the proposed algorithm has good robustness and high accuracy, and compared with SIFT algorithm, the matching speed is greatly improved.

Keywords: SIFT algorithm; LBP feature; HSV model; similar region; improved HOG feature

0 引言

行人再识别技术主要用于视频监控领域, 用以检测某个目标是否出现在非重叠视域多摄像机监控视频中^[1]。目前的行人再识别方法主要分为两类: 基于特征描述法^[2-4]和基于机器学习法^[5-6]。在基于特征描述法中, 设计具有区分性、稳定性和对光照、视角、姿态等具有一定鲁棒性的描述特征, 再利用这些特征来度量两幅行人图像的相似性。文献 [2] 提出的 SDALF 方法将人体分割成头部、躯干、和腿部, 利用加权 HSV 直方图、最大稳定颜色区域和重复纹理块 3 种特征进行组合识别, 识别性能较好, 但描述符的计算量大、复杂度高、存储开销大。基于机器学习法是通过学习行人再识别模型的优化参数, 或从训练数据中学习有效的特征分类来降低不同行人图像间的相似度^[7]。文献 [5] 用支持向量机学习中层语义属性的判断, 并确定各属性的权重, 形成以属性为中心基于部分特征的再识别模型。但由于该方法训练时需要手动标记属性, 且属性分类较多, 训练复杂度较大, 在只有少量样本时存在过拟合问题, 故只适用于样本种类丰富的情况。

为有效应对目标样本少、背景、光照、视角变化等情况, 提高算法的准确性和识别速率, 本文在上述方法的启发下, 提出结合 LBP—HSV 模型预识别与改进 SIFT 特征点匹配的算法。首先使用 LBP—HSV 颜色模型对测试图像进行预识别处理, 筛选出目标相似区域, 缩小识别范围。然后提取该区域的 SIFT 特征点, 并使用改进的 HOG 特征描述特征点, 以改进 SIFT 特征点特征向量的描述方式。通过对不同情形下的图像进行试验, 对比、验证本文所提算法的有效性。

1 基于 LBP 特征和 HSV 模型的相似区域识别

1.1 LBP 特征

LBP 特征是一种表述灰度图像某像素点灰度值与周围像素点灰度值大小关系的二进制描述, Ojala^[8] 等人为了使 LBP 算子适应不同的纹理特征, 将 3×3 邻域扩展到任意邻域, 并用半径为 R , 采样点个数为 P 的圆形邻域取代正方形邻域, 且对于没有完全落在像素点位置上的灰度值采用双线性插值法进行计算, LBP 算子如图 1。

本文取 $R = 2, P = 16$, LBP 值记为 $LBP_{16,2}$ 。通过对得到的 LBP 值进行循环移位, 取最小值作为 LBP 特征值, 这样使 LBP 具有旋转不变性, 计算方法如式 (1)。

$$LBP_{P,R} = \min \{ ROR(LBP_{P,R}, k) \mid k = 0, 1, 2, \dots, P-1 \} \quad (1)$$

式 (1) 中, $ROR(x, k)$ 表示对 P 位二进制数 x 进行向右循环移位 k 次 ($|k| < P$)。

收稿日期: 2017-08-18; 修回日期: 2017-10-18。

作者简介: 晋丽榕 (1993-), 女, 安徽当涂县人, 硕士研究生, 主要从事图像目标识别与跟踪方向的研究。

王海梅 (1968-) 女, 江苏丹徒县人, 博士, 副教授, 主要从事智能信息处理方向的研究。

表 1 HSV 空间颜色量化策略

HSV	Black	Gray	White	Red	Orange	Yellow	Green	Cyan	Blue	Purple
H	0~180	0~180	0~180	0~10, 156~180	11~25	26~34	35~77	78~99	100~124	125~155
S	0~255	0~43	0~30	43~255	43~255	43~255	43~255	43~255	43~255	43~255
V	0~35	35~220	221~255	35~255	35~255	35~255	35~255	35~255	35~255	35~255

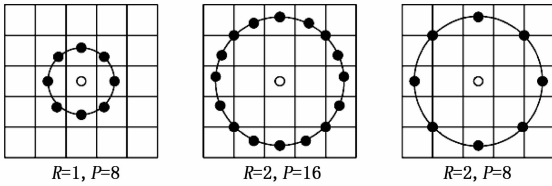


图 1 几种 LBP 算子

1.2 HSV 模型

HSV 是 A. R. Smith 在 1978 年根据颜色的直观特性创建的一种颜色空间, 它根据色彩的色调 H、饱和度 S 和亮度 V 三个基本特征确定颜色^[9]。

本文在文献 [9-10] 提出将 HSV 颜色空间的颜色量化为黑、灰、白、红、橙、黄、绿、青、蓝和紫 10 个等级的基础上, 扩大了红色的色度范围, 改进的 HSV 颜色空间量化策略见表 1。

由经验可知, 人体在垂直方向上, 上身占 30% 左右, 腿部占 50% 左右。考虑行人的衣着、背包、运动姿态及背景等因素, 本文仅提取行人上身和大腿的主要颜色和次要颜色进行预识别。选定上身的识别区域 (图 2 的 A 区域), 占图像横向的 20%~80%, 纵向的 20%~50%; 选定大腿的识别区域 (图 2 的 B 区域) 占图像横向的 25%~75%, 纵向的 50%~70%。具体区域划分如图 2。提取 HSV 颜色的方法为: 遍历待识别区域图像的每个像素点, 计算各像素点的 H、S、V 分量, 根据表 1 的量化策略, 将像素点判定为 C_i (C_i 代表颜色量化后的 10 个等级, $i=1, 2, \dots, 10$), 计算 C_i 的总个数, 数量最多的颜色即为区域的主颜色, 其次为次颜色。



图 2 行人上身、大腿识别区域

1.3 目标相似区域识别

目标相似区域识别即利用目标图片, 在测试图片中筛选出目标可能存在的大致区域。本文提出的基于 LBP 特征和 HSV 模型的目标相似区域识别步骤如下:

- 1) 提取目标图像的 LBP 特征, 用与目标图像同大小的矩形窗, 以一定步长循环遍历测试图像, 计算各矩形块的 LBP 特征, 比较其 LBP 直方图与目标图像 LBP 直方图的相似度, 记为 $S(i), i=1, 2, 3, \dots$ (i 为矩形块个数);
- 2) 计算 $S(i)$ 的最小值, 记为 S_{\min} , 标记满足条件 $S(i) \leq S_{\min} * T_s$ 的矩形块 (T_s 为阈值), 包含满足上述条件矩形块的最小矩形即为 LBP 特征直方图识别出的相似区域, 记为

R_{LBP} ;

3) 利用改进的 HSV 模型提取目标图像 A、B 区域的主、次颜色, 且用与目标图像同大小的矩形窗, 以一定步长循环遍历 R_{LBP} , 分别提取各块 A、B 区域的主、次颜色;

4) 判断上述目标图像和 R_{LBP} 内各块 A、B 区域主、次颜色的关系, 若对应区域的主、次颜色有交集, 则标记该矩形块为相似矩形块;

5) 包含上述所有相似矩形块的最小矩形即为相似区域。图 3 为三种情形下的行人目标相似区域识别结果。



图 3 相似区域识别结果

2 基于改进 SIFT 特征点匹配的行人再识别

2.1 SIFT 算法特征点提取

SIFT 算法^[11]由 David G. Lowe 首次提出, 其核心是尺度空间不变理论, 本文使用 SIFT 算法进行图像关键点的提取, 步骤如下:

1) 尺度空间的表示。

定义图像的尺度空间为一个尺度可变的高斯函数 $G(x, y, \sigma)$ 与原图像 $I(x, y)$ 的卷积, 表示如下:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \tag{2}$$

其中: $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x-m/2)^2 + (y-n/2)^2 / 2\sigma^2}$, σ 为尺度空间

因子, * 表示卷积运算。

为能有效检测尺度空间中的关键点, David G. Lowe 提出了高斯差分尺度空间 (DOG 空间), 它由不同尺度的高斯差分核和图像卷积得到, 表达式如下:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \tag{3}$$

2) 关键点的提取。

一个点若在 DOG 尺度空间本层即同尺度的 8 个相邻点、以及上下层即相邻尺度对应的 9×2 个点共 26 个点中是最大值或最小值, 即认为该点为图像在该尺度下的一个特征点。由于 DOG 算子会产生较强的边缘响应, 故可通过一个 2×2 的 Hessian 矩阵 $H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}$ 来剔除不稳定的边缘响应点。设阈值为 r , 当 $\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(r+1)^2}{r}$ 时, 保留关键点, 反之剔除。图 4 为三种情形下的 SIFT 关键点的提取结果图, 从上到

下依次为目标图像、测试图像、测试图像相似区域检测结果特征点的个数见表 2。

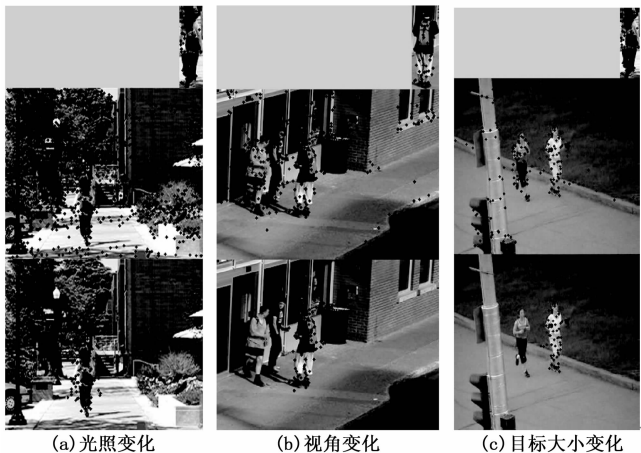


图 4 SIFT 关键点提取结果

表 2 三种情形下图像 SIFT 特征点个数

情况	目标图像	待识别图像	待识别图像备选区域	特征点减少比率
a	65	1234	127	89.71%
b	58	399	92	76.94%
c	64	218	68	68.81%

由表 2 可以看出，添加 LBP-HSV 预识别后，测试图像提取的特征点数量较原图均减少了 65% 以上，尤其是在背景复杂的情况下，减少了近 90%。特征点的减少降低了后续特征点匹配的复杂度。

2.2 改进的 SIFT 关键点特征描述

传统的 SIFT 关键点描述向量维数太高，高达 128 维，大大影响了关键点的匹配速度。为提高 SIFT 算法的实时性，很多学者^[12-13]尝试用主成分分析 (PCA) 法对 SIFT 描述向量进行降维，但降维在构造关键点描述向量时的计算量甚至超过了标准 SIFT 算法，大大抵消了降维带来的速度提高。

HOG (梯度方向直方图) 特征是 Dalal^[14] 等人提出的一种用于行人检测的特征，具有很好的几何和光学不变性，且计算效率高。该特征通常用来描述图像块的特征，本文对 HOG 特征进行改进，并提出使用它来描述关键点的特征向量，步骤如下：

1) 以 SIFT 关键点 $c(x_c, y_c)$ 为中心，采用圆形区域作为关键点邻域，将该邻域等间隔划分成 4 个同心圆，划分过后的邻域如图 5 所示。

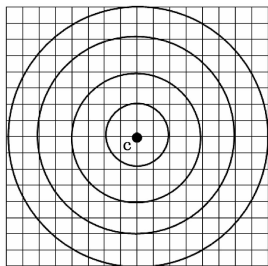


图 5 关键点的邻域划分

2) 按式 (4) 计算加权 HOG 梯度幅值 MAG_{rgt} 。当圆形区

域旋转 θ 角度时，关键点邻域圆环上点 $p(x_p, y_p)$ 的梯度由 g 变为 g' ，按式 (5)、(6) 对梯度进行 RGT (Radial Gradient Transform) 变换得到 RGT 梯度 $(g^T r, g^T t)$ 、 $(g'^T r', g'^T t')$ ，由文献 [15] 知， $(g'^T r', g'^T t') = (g^T r, g^T t)$ ，如图 6 所示。 r 和 t 为两个正交的单位向量， r 表示 p 点切向方向的单位向量， t 表示 p 点径向方向的单位向量， R_θ 表示旋转 θ 角的旋转矩阵， w_i 为权重系数；

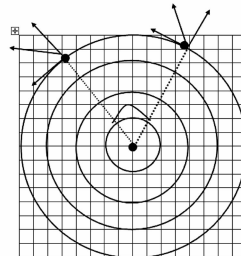


图 6 RGT 变换示意图

$$MAG_{rgt} = w_i \sqrt{(g^T r)^2 + (g^T t)^2} \tag{4}$$

$$t = \frac{1}{\|p - c\|} [x_p - x_c, y_p - y_c]^T \tag{5}$$

$$r = R_{\pi/2} t \tag{6}$$

3) 对邻域的 4 个同心圆，分别求出 9 个方向 ($0^\circ, 40^\circ, 80^\circ, 120^\circ, 160^\circ, 200^\circ, 240^\circ, 280^\circ, 320^\circ$) 的 HOG 梯度值，作为关键点特征向量，这样，最终得到关键点的 HOG 特征描述子即为 $4 \times 9 = 36$ 维向量，记为 $X_{HOG}(x, y)$ ；

2.3 特征点匹配

按式 (7) 计算点 A 的特征向量 $X_A(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 与点 B 的特征向量 $Y(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 间的加权欧式距离。

$$d(X_A, Y_B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \alpha_i (x_i - y_i)^2} \tag{7}$$

其中， α_i 为 HOG 特征的权重值，本实验取 $\alpha_i = a \times e^{-\frac{(x_i - y_i)^2}{2\sigma^2}} / W_a$ ， W_a 为归一化因子， $W_a = \sum_{i=1}^n \alpha_i$ 。

最近邻匹配策略为：针对目标图像中的关键点 A，在待识别图像中找出与之距离最近的关键点 B 和次近的关键点 C，若两距离比值小于阈值 t ，即：

$$\frac{\|X_A - Y_B\|_1}{\|X_A - Y_C\|_1} < t \tag{8}$$

则认为点 A 与点 B 匹配。

3 实验结果及分析

论文以 VS2010 + OpenCV2.4.9 为开发工具，采用 SIFT 算法与文中所述算法，分别对三种不同情形下的图像进行了目标再识别实验，图 7~图 9 分别为各类算法的识别效果。从图 7 可以看出，仅用 SIFT 算法特征点匹配效果较差，尤其是在复杂背景下，准确率偏低。从图 8、图 9 可以看出，添加预识别处理以后，准确率大大提高，且环境适应性增强。

三种情形下预识别 + SIFT 算法与本文算法的匹配性能比较结果如表 3 所示。

由表 3 可知，当图像中的行人目标存在姿态、光照、视角、大小等变化时，本文提出的特征向量描述方法与 SIFT 算法特征向量描述方法相比，准确率相当，而运算时间均减少了约 60%~70%，匹配速度更快。

表 3 算法匹配性能比较

场景	算法	正确点对/ 所有点对	匹配准确率 (%)	描述向量用 时(秒)	匹配用时 (秒)	描述与匹配 总时间(秒)
a. 光照变化	预识别+SIFT	9/18	50	0.141	0.094	0.235
	本文算法	31/57	54.39	0.031	0.047	0.078
b. 视角变化	预识别+SIFT	19/30	63.33	0.125	0.047	0.172
	本文算法	43/55	78.18	0.031	0.031	0.062
c. 目标大小变化	预识别+SIFT	25/32	78.13	0.094	0.078	0.172
	本文算法	41/53	77.36	0.031	0.016	0.047

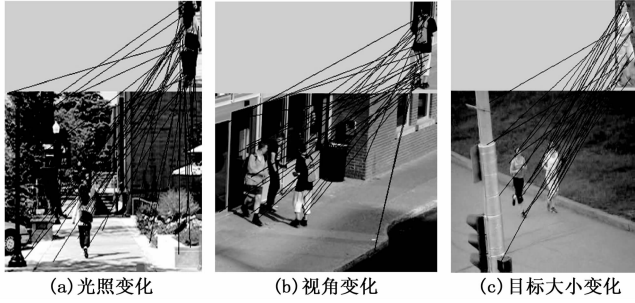


图 7 SIFT 算法识别结果

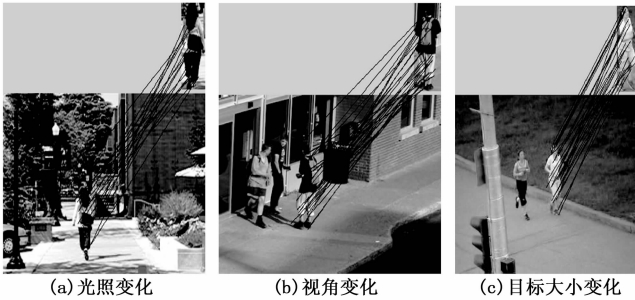


图 8 预识别+SIFT 算法识别结果

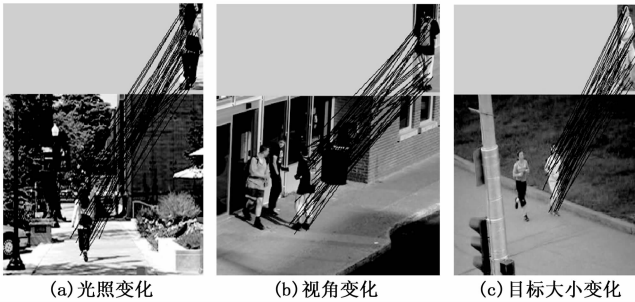


图 9 本文算法识别结果

4 结论

为了提高视频监控中行人再识别的准确率, 本文提出结合 LBP-HSV 模型与改进 SIFT 算法的行人再识别算法。采用 LBP-HSV 模型进行预识别处理, 缩小了目标可能的范围, 降低了目标匹配的复杂度, 提高了匹配准确率; 采用圆形邻域作为特征点邻域, 提出使用改进的 HOG 特征来描述 SIFT 特征点的特征向量, 提高了匹配速度。需要说明的是, 实验中的预识别环节耗时均在 5 秒左右, 对于实时性要求较高的应用, 算法还需作进一步完善。

参考文献:

[1] 齐美彬, 檀胜顺, 王运侠, 等. 基于多特征子空间与核学习的行人

再识别 [J]. 自动化学报, 2016, 42 (2): 299-308.

[2] Farenzena M, Bazzani L, Perina A, et al. Person re-identification by symmetry-driven accumulation of local features [A]. Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. 2010, 2360-2367.

[3] Ma B, Su Y, Jurie F. BiCov: a novel image for person re-identification and face verification [A]. Proceedings of the British Machine Vision Conference [C]. Guildford, UK: BMVA Press, 2012: 1-11. [DOI: 10. 5244/ C. 26. 57].

[4] 范彩霞, 朱虹, 蔺广逢, 等. 多特征融合的人体目标再识别 [J]. 中国图象图形学报, 2013, 18 (6): 711-717.

[5] Layne R, Hospedales T M, Gong S. Person re-identification by attributes [A]. Proceedings of the British Machine Vision Conference [C]. Surrey, UK: BMVA Press, 2012; 2 (3): 1-9. [DOI: 10. 5244/ C. 26. 24]

[6] Zhao R, Ouyang W, Wang X. Unsupervised saliency learning for person re-identification [A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Portland: IEEE Press, 2013: 3586-3593. [DOI: 10. 1109/ CVPR. 2013. 460]

[7] 陈莹, 霍中花. 多方向显著性权值学习的行人再识别 [J]. 中国图象图形学报, 2015, 20 (12): 1674-1683.

[8] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa M. Multire solution 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.

[9] 彭志勇, 常发亮, 刘洪彬, 等. 基于 HSV 模型和特征点匹配的行人重识别算法 [J]. 光电子·激光, 2015 (8): 1575-1582.

[10] OpenCV-HSV color model and ranges of color components [EB/OL]. [2014-04-09]. <http://blog.csdn.net/wanggsx918/article/details/23272669>, 2014-04-09.

[11] 黄登山, 王晓楠. 基于 Canny 和 Hillbert-Huang 变换的改进的 SIFT 算法研究 [J]. 西北工业大学学报, 2015 (6): 962-965.

[12] Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors [A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Washington D C, 2004, 2: 506-513.

[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] Dalal N, Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection [A]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on [C]. IEEE, 2005: 886-893.

[15] 汤彪, 左峥嵘, 李明. 基于旋转不变 HOG 特征的图像匹配算法 [J]. 2013.