

DOI:10.16136/j.joel.2015.08.0283

基于 HSV 模型和特征点匹配的行人重识别算法

彭志勇, 常发亮*, 刘洪彬, 别秀德

(山东大学 控制科学与工程学院, 山东 济南 250061)

摘要:提出了一种基于 HSV 模型和特征点匹配相结合的行人重识别算法。首先根据改进的 HSV 空间颜色量化策略, 比对两幅行人图像的躯干和腿部主颜色是否一致, 以快速确定备选目标; 然后对备选目标, 利用环形 Gabor 滤波器组生成多尺度图像, 再利用改进的 FAST 算法和 BRIEF 算法对多尺度图像进行特征点提取与描述, 最后利用暴力算法和随机抽样一致性算法进行特征点匹配和提纯, 以达到较好的匹配效果。实验结果表明, 本文提出的行人重识别算法具有较高的识别准确率, 识别速度达到 12 frames。

关键词:行人重识别; HSV 模型; 特征点匹配; 环形 Gabor 滤波器

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2015)08-1575-08

Person re-identification algorithm based on HSV model and key-points matching

PENG Zhi-yong, CHANG Fa-liang*, LIU Hong-bin, BIE Xiu-de

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: In the application of video content analyses and multimedia retrieval, person re-identification is a critical technique, which has great significance in the field of criminal investigation. This paper proposes a person re-identification algorithm based on HSV model and keypoints matching. It first utilizes HSV model to pre-test pedestrian images and quickly rule out images whose main colors are different from the target, and then tests remaining images by matching keypoints. Then, the method of pre-testing pedestrian images compares main colors of the torso and legs of two images according to an improved color quantization strategy of HSV space, which achieves better pre-testing effects and raises recognition speed of the algorithm. The method of keypoints matching first takes advantage of circularly symmetrical Gabor filters to generate multi-scale images, then extracts and describes keypoints by improved FAST and BRIEF algorithms, matches and purifies keypoints by Brute force algorithm and Random sample consensus algorithm, which achieves better matching effects than SIFT, SURF and ORB algorithms. For testing the validity of the proposed algorithm, we establish a pedestrian image library including 600 images. Experimental results show that the proposed algorithm can identify pedestrian targets accurately by the speed of 12 frames per second.

Key words: person re-identification; HSV model; keypoints matching; circularly symmetrical Gabor filter

1 引 言

在视频内容分析和多媒体检索等应用中, 行人重识别是一项关键的技术^[1]。目前, 已有的行

人重识别算法大致分为基于特征描述的方法^[2~5]和基于距离度量学习的方法^[6~8]两类。基于特征描述的方法通过设计具有区分性和稳定性的描述子度量两张行人图像的相似度。文献^[2]提出的

* E-mail: flchang@sdu.edu.cn

收稿日期: 2015-05-06 修订日期: 2015-07-17

基金项目: 国家自然科学基金(61273277)、高等学校博士学科点专项科研基金(20130131110038)、教育部留学回国人员科研启动基金(20101174)和山东省自然科学基金(ZR2011FM032)资助项目

SDALF(symmetry-driven accumulation of local features)算法是基于特征描述的算法中最具代表性的一个,它将人体目标分割为头部、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,算法的识别性能较好,但是描述符计算复杂度高、存储开销大。与基于特征描述的方法不同,基于距离度量学习的方法通过机器学习,训练出距离测度或分类器,使同一行人的图像对相似度尽可能高,使不同行人的图像对相似度尽可能低。基于距离度量学习的方法对特征的选择要求较低,通常可以取得比特征描述类方法更好的识别效果,但是它的训练时间较长、空间复杂度较高,而且对训练样本和视频场景有较大的依赖性。

为了适应目标行人图像样本少、视频场景变化的现实情况,提高算法的识别速率和准确度,本文提出了一种基于 HSV 模型和特征点匹配的行人重识别算法。首先利用 HSV 颜色空间模型对行人进行预识别,比对两幅行人图像的躯干和腿部主颜色是否一致;然后对于通过预识别阶段判定为备选目标的行人图像,提取其特征点,将特征点与模板图像进行匹配,如果匹配成功的点对数目达到一定阈值,则认为两幅行人图像为同一目标。本文提出的特征点匹配算法参考了 SIFT^[9]、SURF^[10]和 ORB^[11]算法,在多尺度特征生成、特征点检测和特征点描述等方面进行了改进,取得了比三者更好的匹配效果。

2 基于 HSV 模型的行人预识别

HSV 颜色空间模型符合人类对颜色的视觉感知特性。它根据色彩的色调 H 、饱和度 S 和亮度 V 3 个基本特征确定颜色。其中, H 表示色彩所处光谱的位置,用角度度量,取值范围为 $0^\circ \sim 360^\circ$; S 表示色彩的纯度,取值范围为 $0.0 \sim 1.0$; V 表示色彩的明亮程度,取值范围为 $0.0 \sim 1.0$ 。在 HSV 颜色空间模型中, H 、 S 和 V 3 个分量是相互独立的,便于颜色的量化处理。

为了简化运算,参考 OpenCV(open source computer vision library)对 H 、 S 和 V 3 个分量进行了转换,转换公式为

$$\begin{cases} H_1 = H_0/2, H_1 \in [0, 180] \\ S_1 = 255S_0, S_1 \in [0, 255] \\ V_1 = 255V_0, V_1 \in [0, 255] \end{cases} \quad (1)$$

式中: H_0 、 S_0 和 V_0 表示图像在 HSV 空间的原始值; H_1 、 S_1 和 V_1 表示转换之后的数值。

转换后的 HSV 颜色空间有 11796480 种颜色。为提高处理速度,需要对颜色进行量化降维处理。文献^[12]提出将颜色信息量化为黑、灰、白、红、橙、黄、绿、青、蓝和紫 10 个等级,并给出了 H 、 S 和 V 3 个分量的范围。通过实验发现,这种方法不能有效区分黑色和较暗的彩色,因此本文降低了黑色的亮度范围。改进后的 HSV 空间颜色量化策略见表 1。

本文利用行人躯干和腿部的主颜色信息进行预

表 1 HSV 空间颜色量化策略

Tab. 1 Color quantization strategy in HSV space

HSV component	Black	Gray	White	Red	Orange	Yellow	Green	Cyan	Blue	Purple
H_{\min}	0	0	0	0	156	11	26	35	78	125
H_{\max}	180	180	180	10	180	25	34	77	99	124
S_{\min}	0	0	0	43	43	43	43	43	43	43
S_{\max}	255	43	30	255	255	255	255	255	255	255
V_{\min}	0	35	221	35	35	35	35	35	35	35
V_{\max}	35	220	255	255	255	255	255	255	255	255

识别,因此需要确定躯干和腿部的位。根据经验可知,人体在竖直方向,头部占 17% 左右,躯干占 33% 左右,腿部占 50% 左右。为降低图像背景的干扰,忽略腿部膝盖以下的信息,躯干和腿部上半部分也只取中间区域提取主颜色。本文选定躯干的识别区域(图 1 的 A 区域),图像横向的 10~90%,图像纵向的 20~50%;腿部的识别区域(图 1 的 B 区域),图像横向的 20~80%,图像纵向的 55~70%。对躯干和腿部提取主颜色的具体方法为:遍历待识别区域

的每个像素点,计算各像素点的 H 、 S 和 V 分量,根据表 1 的量化策略,将像素点的颜色判定为 C_i (C_i 表示颜色量化后的 10 个等级, $i=1, 2, 3, \dots, 10$), 计算 C_i 的总个数,数量最多的颜色即为区域的主颜色。

本文提出的行人预识别步骤如下:

1) 分别计算行人目标图像 A、B 区域的主颜色,记为 T_A 、 T_B ;

2) 计算待识别图像 A 区域的主颜色,记为 Q_A , 如果 $Q_A = T_A$, 执行步骤 3, 否则执行步骤 4;

- 3) 计算待识别图像 B 区域的主颜色, 记为 Q_B , 如果 $Q_B = T_B$, 将该图像判定为备选目标;
- 4) 下一帧图像输入, 返回步骤 2。

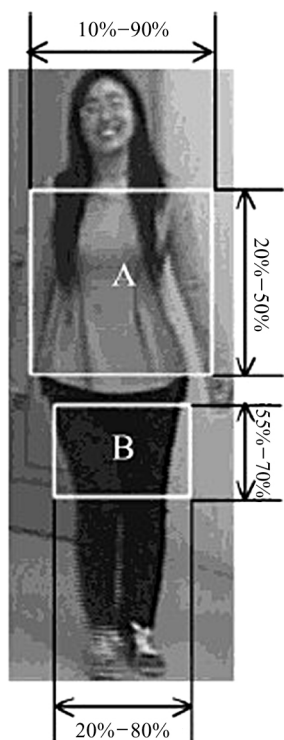


图1 行人躯干和腿部的识别区域

Fig. 1 Identification regions of pedestrian's torso and leg

3 基于特征点匹配的行人重识别

3.1 多尺度环形 Gabor 滤波器组

Gabor 滤波器是一种窄带带通滤波器, 具有明显

的方向和频率选择特性, 在空域和频域可以同时达到最优的联合分辨率。其中, 2D Gabor 函数可以很好地描述哺乳动物视皮层简单细胞的感受野特性^[13]。SIFT 等算法进行特征检测所采用的 DoG^[14]模型, 只相当于 Gabor 模型最简单形式的一种特殊情况。因此, Gabor 滤波器在提取图像的纹理特征等方面得到了广泛的应用^[15]。传统的 Gabor 变换采用 8 个方向和 5 个尺度的 Gabor 基函数对图像进行滤波, 然后对生成的 40 幅图像提取特征, 增加了算法的计算复杂度和信息冗余度; 而且传统 Gabor 变换的方向选择性, 使其不具备旋转不变性。本文采用的环形 Gabor 滤波器^[16,17]克服了上述两个缺点。

传统二维 Gabor 滤波器定义为^[18]

$$\Psi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) \left[\exp(ik_{(u,v)} z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right] \quad (2)$$

式中: u 和 v 分别定义了 Gabor 核的方向和尺度; $z = (x, y)$, 为空间域坐标向量; σ 为高斯函数的标准差; $k_{u,v} = k_v \exp(i\phi_u)$ ($k_v = k_{\max}/f^v$, $\phi_u = \pi u/8$, k_{\max} 是频域中的最大频率, f 是 Gabor 核之间的空间因子)。

修改公式(2)中与方向有关的参数, 并忽略式中用以抵消直流成分的最后项, 可以得到环形 Gabor 滤波器的定义为

$$\Psi_v(z) = \frac{k_v^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k_v^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) \exp(ik_v \|z\|) \quad (3)$$

图 2 为 5 个尺度的环形 Gabor 滤波器组的实部、虚部和幅度示意图, 其中最大频率 $k_{\max} = \pi/\sqrt{2}$, 频率间隔 $f = \sqrt{2}$, 高斯函数标准差 $\sigma = 2\pi$, 滤波器的模板尺寸为 17×17 。

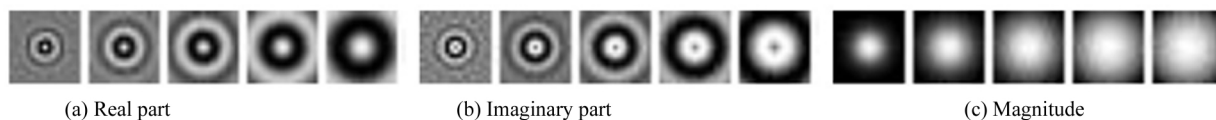


图2 5 尺度环形 Gabor 滤波器

Fig. 2 Circularly symmetrical Gabor filters with five scales

图像的环形 Gabor 特征为图像与环形 Gabor 滤波器组的卷积。设 $I(z)$ 为一副灰度图像, 则图像 I 的环形 Gabor 特征为

$$F_v(z) = I(z) * \Psi_v(z) \quad (4)$$

环形 Gabor 变换将图像从实数域变换到了复数域。复数域响应包含实部响应、虚部响应、幅度响应

和相位响应。通过实验发现, 利用环形 Gabor 变换的实部响应作为图像的特征, 匹配效果最好。图 3 为图 1 所示行人图像环形 Gabor 变换后的实部响应。

3.2 改进的 FAST 特征点检测算法

FAST(features from accelerated segment test)

算法^[19,20]是一种简单快速的特征点检测算法。FAST 算法将图像中的特征点定义为:若某个像素点与其邻域内足够多的像素点处于不同的区域,则该像素点可能为图像的特征点。对于灰度图像,即在邻域内有足够多的像素点与该点灰度差的绝对值大于一定的阈值。FAST 算法选择像素点的圆形邻域进行特征点检测。图 4^[19]给出了以像素点 p 为中心的圆形邻域的模板情况。该圆形区域为半径等于 3 的 Bresenham 圆。



图 3 环形 Gabor 变换后的实部响应
Fig. 3 Real part response after circularly symmetrical Gabor transformation

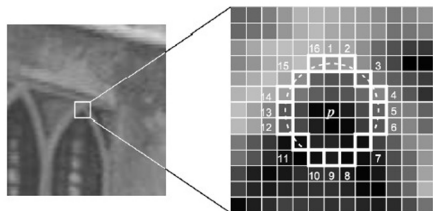


图 4 FAST 特征点检测模板
Fig. 4 Keypoints detection template of FAST algorithm

像素点 p 是否为特征点可以通过特征点响应函数(CRF)^[21]来判断。CRF 为

$$N = \sum_{x \in \text{circle}(p)} |I(x) - I(p)| > \epsilon_d \quad (5)$$

式中: x 表示像素点 p 的 Bresenham 圆周上的像素点; $I(x)$ 和 $I(p)$ 分别表示像素点 x 和 p 的灰度值; ϵ_d 表示设定的阈值; N 表示 Bresenham 圆周上与 p 不同的像素点的个数。如果 N 大于给定的阈值(通常设为 12),认为像素点 p 为图像的特征点。选取不同的阈值 ϵ_d 可以控制检测到的特征点数目。阈值 ϵ_d 与特征点数目的关系如图 5^[20]所示。

当 ϵ_d 较小时,FAST 算法得到的特征点数目较多,但是图像的噪点可能会被错误的判定为特征点;当 ϵ_d 较大时,FAST 算法可以剔除部分噪点,但是图像真正的特征点也有可能被剔除。针对上述问题,本文首先采用较小的阈值得到较多的特征点,然后利用 Shi-Tomasi 算法^[22]对特征点进行精选。

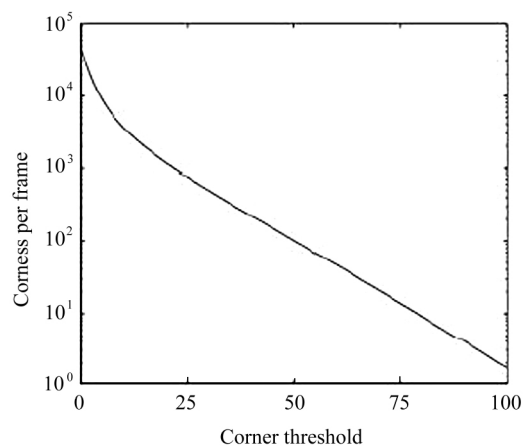


图 5 阈值与特征点数目的关系曲线

Fig. 5 Relation curve between threshold and number of keypoints

Shi-Tomasi 算法是 Harris 算法的改进,在很多情况下可以得到比使用 Harris 算法更好的结果。Shi-Tomasi 算法通过测试矩阵 $M(x, y)$ 的最小特征值衡量像素点 (x, y) 是否为特征点。 $M(x, y)$ 为 2×2 的矩阵,有

$$M(x, y) = \sum_{(x, y) \in W} w(x, y) \begin{bmatrix} I_x^2(x, y) & I_x I_y(x, y) \\ I_x I_y(x, y) & I_y^2(x, y) \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: W 表示以像素点 (x, y) 为中心建立的窗口; $w(x, y)$ 为该窗口的高斯滤波器; $I_x(x, y)$ 和 $I_y(x, y)$ 分别表示灰度图像在 x 和 y 方向的一阶偏导数。

本文提出的特征点检测算法步骤如下:

- 1) 利用 FAST 算法检测图像的特征点,阈值设为 5;
- 2) 计算步骤 1 得到特征点矩阵 $M(x, y)$ 的最小特征值集合,记为 V ;
- 3) 对 V 中的元素按降序排列得到集合 V_N ,记 V_N 中的元素为 $v_i(i=1, 2, 3, \dots, M)$;
- 4) 初始化特征点的个数(记为 C ,令 $C=0$);
- 5) 测试 v_i ,若距离 v_i 7 个像素点范围之内存在其他元素,将其中最大元素对应的像素点放入特征点集合,记为 F ,同时令 $C=C+1$;
- 6) 若 $C < 200$,返回步骤 5,否则特征点检测终止。

3.3 改进的 BRIEF 特征描述子

BRIEF 特征描述子是一种基于 Binary test 的快速特征描述方法^[23],它用二进制的方式对特征点邻域进行描述。BRIEF 特征描述子的基本思想为:在特征点邻域内以一定模式选取若干点对,将这些点

对的 binary test 值组合成一个二进制串,以此作为特征点的描述子。其中,Binary test 定义为

$$\tau(s; p_i, q_i) = \begin{cases} 1, I(s, p_i) < I(s, q_i) \\ 0, \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

式中, $I(s, p_i)$ 和 $I(s, q_i)$ 分别表示图像平滑后像素点 p_i 和 q_i 的灰度值。对选取的 n 个点逐一进行测试,即可得到 BRIEF 特征描述子

$$f_n = \sum_{1 \leq i \leq n} 2^{i-1} \tau(s; p_i, q_i) \quad (8)$$

关于测试点对的选择,Calonder 等^[23]提出了 5 种采样方法,其中第 2 种性能最佳。其采样过程为:以特征点为中心,选取 $S \times S$ 的图像块,在图像块中随机选取 n 个测试点对 (p_i, q_i) ,其中 p_i 和 q_i 均服从 $(0, \frac{1}{25}S^2)$ 的高斯分布。

BRIEF 特征描述子计算简单、快速,但是不具备旋转不变性。为了解决图像旋转后识别率降低的问题,本文做了两个方面的改进:

1) 将特征点 $S \times S$ 的邻域图像块替换为以特征点为中心、以 R 为半径的圆形邻域。在圆形邻域内选取服从高斯分布 $(0, (2R+1)^2/25)$ 的 n 个测试点对。本文选取 $R=15, n=256$,选取的测试点对示意图如图 6 所示,图中测试点对用直线连接。



图 6 测试点对选取示意图
Fig. 6 Diagram of test points selection

2) 利用特征点主方向对圆形邻域进行旋转。此处借鉴了 ORB 算法,首先计算出特征点的主方向为

$$\theta = \text{atan2}(m01, m10) \quad (9)$$

式中, $m01$ 和 $m10$ 分别定义为

$$m01 = \sum_{x=-R}^R \sum_{y=-R}^R yI(x, y) \quad (10)$$

$$m10 = \sum_{x=-R}^R \sum_{y=-R}^R xI(x, y) \quad (11)$$

然后利用特征点主方向对测试点对中的像素点进行旋转,得到新的测试点位置。以 (xO, yO) 表示

原测试点的位置,以 (xN, yN) 表示测试点旋转后的位置,则旋转过程可以表示为

$$\begin{bmatrix} xN \\ yN \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} xO \\ yO \end{bmatrix} \quad (12)$$

3.4 特征点匹配

以 Hamming 距离作为相似性度量,采用暴力算法(brute force algorithm)对行人模板图像和待检测图像的特征点进行匹配。3.3 节得到的特征描述子是二进制串的形式,Hamming 距离适合于这种形式的相似性度量,这是因为目前 CPU 中提供了异或和位计数的指令,可以快速计算二进制串之间的 Hamming 距离。由于 Hamming 距离计算的快速性,对于行人目标的匹配只需采用简单的暴力算法即可满足需求。

特征点匹配策略为:在待检测图像的特征点集合中,找出与行人模板图像特征点集中点 $p0$ 的最近邻点 $p1$ 和次近邻点 $p2$,用 d_1 和 d_2 分别表示 $p0$ 与 $p1$ 、 $p0$ 与 $p2$ 的距离,若 $d_1 < T_1$ 并且 $d_1/d_2 < T_2$,则认为点 $p0$ 与 $p1$ 相匹配,其中 T_1 和 T_2 为匹配阈值,本文选取 $T_1=50, T_2=0.8$;找到匹配点对后,采用随机抽样一致性(RANSAC, random sample consensus)^[24]剔除其中的错配点对。

4 实验结果及分析

为测试本文算法的有效性,在两个场景下(编号为 S1 和 S2)录制了行人视频,视频分辨率为 1280×720 ,并从中提取了 3 个行人的 600 幅图像,每个行人在每个场景中有 100 幅图像。图 7 为图像库中的 3 个行人在场景 S1 和 S2 中的图像,其中从左到右的三个行人依次编号为 P1、P2 和 P3,每个行人的第 1 幅图像在场景 S1 中拍摄,第 2 幅图像在场景 S2 中拍摄。表 2 为图形库中 P1、P2 和 P3 的尺度变化统计。

基于上述图像库,进行了两组实验,实验 1 测试了本文提出的特征点匹配算法的有效性,并与



图 7 图像库中的行人
Fig. 7 Pedestrians in image database

SIFT、SURF 和 ORB 算法进行了对比;实验 2 对本文提出的行人重识别算法的正确率和执行速度进行了统计,并与 SDALF 算法进行了对比。

4.1 实验 1

实验中,以 P1 在场景 S1 的第 59 幅图像为模板图像,分别以 P1 在场景 S1 的第 83 幅图像、在场景 S2 的第 60 幅图像为待检测图像,分别采用 SIFT、SURF、ORB 和本文提出的算法进行了特征点提取与匹配实验,匹配结果如图 8 所示(图中 GFB 表示本文提出的匹配算法)。

同一场景下的行人在运动过程中,尺度发生了变化,身体姿态也发生了部分变化,这为特征点提取与匹配提供了挑战。由图 8 可以看出,SIFT 算法特

征点对匹配的正确率较高;SURF 算法的错配点对较多;ORB 算法得到的特征点对数目多于 SIFT 和 SURF 算法,而本文提出的匹配算法在特征点对数目和正确率上明显优于三者。当场景发生变化时,由于受光照因素的影响,图像的纹理发生了部分变化,上述 4 种算法的匹配性能都低于同场景的结果,上述 4 种算法的匹配性能都低于同场景的结果,SIFT 和 SURF 算法基本没有正确的匹配点对;ORB 算法的正确率也降低了;本文提出的匹配算法也出现了错配点,但比例较低,而且在匹配点对数目上明显多于前三者。除此之外,不论场景是否变化,本文提出的匹配算法得到的特征点对分布比较均匀,在行人的头部、躯干、腿部和脚部上都检测到了特征点。因此,本文提出的特征点匹配算法准确率较高,

表 2 图像库中行人的尺度变化

Tab. 2 Scale change of pedestrians in image database

Pedestrian	S1			S2		
	P1	P2	P3	P1	P2	P3
Minimum scale	84×291	91×301	92×307	80×269	86×270	89×276
Maximum Scale	107×365	117×368	127×380	134×450	142×456	144×459

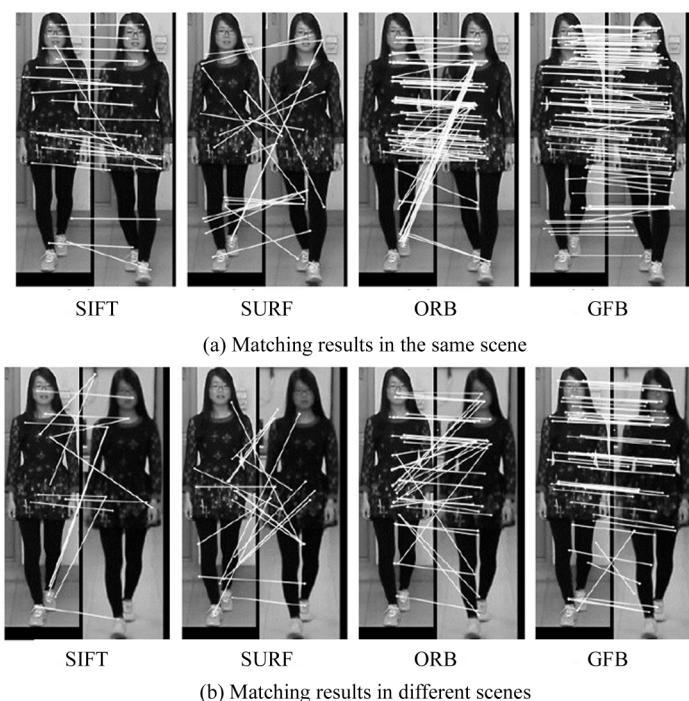


图 8 特征点提取与匹配算法对比

Fig. 8 Comparison of four keypoints extraction and matching algorithms

鲁棒性较好,更适合于行人重识别。

4.2 实验 2

实验中,以 P1 在场景 S1 的第 59 幅图像为模板

图像,对图像库的 600 幅行人图像进行了重识别,识别结果如图 9 所示。其中,(a)为预识别后图像库中保留下来的备选目标个数;(b)为本文算法和

SDALF 算法(图像之间的距离阈值设定为 1.4)的识别结果对比(图中 HGFB 表示本文提出的行人重识

别算法)。

图像库中,P1 和 P2 的主颜色相同,P3 与两者不

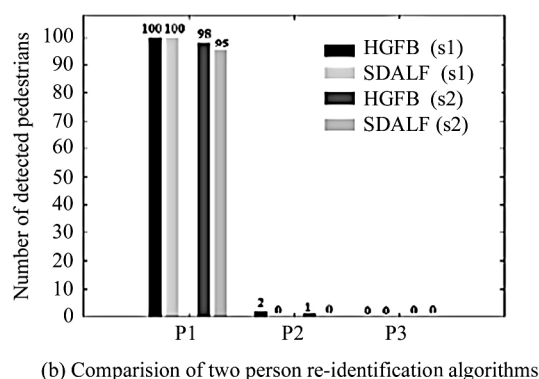
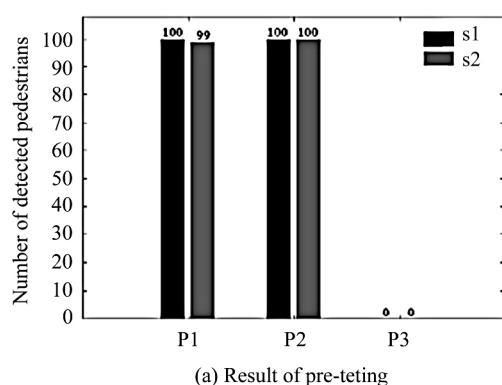


图9 行人重识别结果

Fig. 9 Results of person re-identification

同。经过预识别后,P1 在场景 S1 的 100 幅图像和 S2 的 99 幅图像以及 P2 在两个场景中的 200 幅图像都被保留了,而 P3 在两个场景中的 200 幅图像都被排除了。由此可以得出,行人预识别算法的正确率为 99.83%。对预识别后判定为备选目标的 399 幅行人图像进行了特征点匹配,其中 P1 的 198 幅图像和 P2 的 3 幅图像被判定为目标,匹配正确率为 99.00%。总体上,图像库中有 595 幅行人图像的识别结果是正确的,识别正确率为 99.17%。而 SDALF 算法将 P1 的 195 幅图像判定为目标,识别正确率同样为 99.17%。

实验在 DELL 台式计算机(Intel Core i3-2100 CPU,3.10GHz,4.00GB,32 位操作系统)上进行。预识别速率为 288.39 frames/s,特征点匹配速率为 7.86 frames/s,算法的总体识别速率为 12.08 frames/s。由此可以看出,预识别算法的采用将识别速率提高了 53.69%。而 SDALF 算法的识别速率为 0.26 frames/s,本文的重识别算法比它快了 45 倍。

5 结 论

提出了一种基于 HSV 模型和特征点匹配的行人重识别算法。采用 HSV 颜色空间模型对行人图像进行预识别,快速排除图像库中主颜色不同的行人;对预识别后的结果采用改进的特征点匹配方法进行精确识别,准确率达到了 99.17%,识别速率达到了 12 frames/s。本算法在准确率上还可以通过改进颜色量化策略和环形 Gabor 滤波器组得到提高,

在识别速率上可以通过程序优化和改善硬件性能达到图像的实时处理要求。

参考文献:

- [1] DU Yu-ning, AI Hai-zhou. A statistical inference approach for person re-identification[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(7): 1612-1618.
杜宇宁,艾海舟.基于统计推断的行人再识别算法[J].电子与信息学报, 2014, 36(7): 1612-1618.
- [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] Bazzani L, Cristani M, Perina A, et al. Multiple-shot person re-identification by chromatic and epitomic analyses [J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(7): 898-903.
- [4] FAN Cai-xia, ZHU Hong, LIN Guang-feng, et al. Person re-identification based on multi-features[J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(6): 711-717.
范彩霞,朱虹,蔺广逢,等.多特征融合的人体目标再识别[J].中国图像图形学报, 2013, 18(6): 711-717.
- [5] ZHANG Hua. Spatial color feature based pedestrian re-identification[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2013, 41(Sup. II): 209-212.
张华.基于空间颜色特征的行人重识别方法[J].华中科技大学学报(自然科学版), 2013, 41(Sup. II): 209-212.
- [6] Ma L Y, Yang X K, Tao D C. Person re-identification over camera networks using multi-task distance metric learning [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23

- (8):3656-3670.
- [7] CHEN Fang, XU Yun-xi. People re-identification based on online multiple kernel learning in video surveillance[J]. Opto-Electronic Engineering, 2012, **39**(9):65-71.
陈方, 许允喜. 视频监控中基于在线多核学习的目标再现识别[J]. 光电工程, 2012, **39**(9):65-71.
- [8] Zheng W S, Gong S, Xiang T. Reidentification by relative distance comparison[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, **35**(3):653-668.
- [9] Lowe D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, **60**(2):91-110.
- [10] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. SURF: Speeded up robust features[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, **110**(3):346-359.
- [11] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[A]. Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision[C]. 2011, 2564-2571.
- [12] 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.
OpenCV—HSV 颜色模型及颜色分量范围[EB/OL]. <http://blog.csdn.net/wanggsx918/article/details/23272669>, 2014-04-09.
- [13] HOU Yi, ZHOU Shi-lin, LEI Lin, et al. Invariant feature with multi-characteristic scales using gabor filter bank[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, **41**(6):1146-1152.
侯毅, 周石林, 雷琳, 等. 基于 Gabor 滤波器组的多特征尺度不变特征提取方法[J]. 电子学报, 2013, **41**(6):1146-1152.
- [14] SONG Jian-ming, ZHANG Ha, GAO Zan, et al. Human action recognition based on multi-spatio-temporal features[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2014, **25**(10):2009-2017.
宋健明, 张桦, 高赞, 等. 基于多时空特征的人体动作识别算法[J]. 光电子·激光, 2014, **25**(10):2009-2017.
- [15] WU Xiao-sheng, SUN Jun-ding. Image retrieval based on local edge binary pattern[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2013, **24**(1):184-189.
毋小省, 孙君顶. 基于局部边缘二值模式的图像检索[J]. 光电子·激光, 2013, **24**(1):184-189.
- [16] WANG Jin-jun, WANG Hui-yuan, WU Xiao-juan. Face recognition based on circularly symmetrical Gabor transforms and weighted PCA[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, **22**(4):635-638.
王进军, 王汇源, 吴晓娟. 基于环形对称 Gabor 变换和 PCA 加权的人脸识别算法[J]. 模式识别与人工智能, 2009, **22**(4):635-638.
- [17] Li C R, Duan J D, Zhong F J. Rotation invariant texture retrieval considering the scale dependence of gabor wavelet[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, **24**(8):2344-2354.
- [18] LIU Chun-sheng, CHANG Fa-liang, CHEN Zhen-xue, et al. Eye detection and pupil location algorithm based on Gabor filters and K-medoid algorithm[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2013, **24**(8):1606-1612.
刘春生, 常发亮, 陈振学, 等. 基于 Gabor 滤波和 K-medoid 聚类分析的人眼检测和瞳孔定位[J]. 光电子·激光, 2013, **24**(8):1606-1612.
- [19] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection[A]. Proc. of European Conference on Computer Vision[C]. 2006, 430-443.
- [20] Rosten E, Drummond T. Fusing points and lines for high performance tracking[A]. Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision[C]. 2005, 1508-1515.
- [21] ZHENG Zhi-hui, WANG Bo, ZHOU Zhi-qiang, et al. A Scene matching method for automatic and precise soft landing on the lunar surface[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2013, **33**(2):172-177.
郑智辉, 汪渤, 周志强, 等. 月面自主精确软着陆的景象匹配方法研究[J]. 北京理工大学学报, 2013, **33**(2):172-177.
- [22] Shi J, Tomasi C. Good features to track[A]. Proc. of IEEE International on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. 1994, 593-600.
- [23] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: Binary robust independent elementary features[A]. Proc. of European Conference on Computer Vision[C]. 2010, 778-792.
- [24] Fischler M, Bolles R. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated Cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, **24**(6):381-395.

作者简介:

常发亮 (1965—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事模式识别、计算机视觉和智能系统等方面的研究。