

基于视觉感知模型的行人再识别

范彩霞¹, 陈亚军¹, 曹磊², 缪亚林¹

FAN Caixia¹, CHEN Yajun¹, CAO Lei², MIU Yalin¹

1.西安理工大学 信息科学系,陕西 西安 710048

2.西安科技大学 计算机科学与技术学院, 陕西 西安 710054

1. Department of Information Science, Xi'an University of Technology, Xi'an Shaanxi 710048, China

2. College of Computer Science and Technology, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an Shaanxi 710054, China

FAN Caixia, CHEN Yajun, CAO Lei, MIU Yalin. Person re-identification based on visual perceptual model

Computer Engineering and Applications

Abstract: Person re-identification is among the key issues in multi-camera surveillance system. According to the influence factors and the identification process of pedestrian human visual system, this paper presents a person re-identification method based on visual perceptual model. Two descriptors named local weighted CIELAB histogram and salient region features are choose to build person appearance statistical characteristics. The histogram is with a vertical symmetry axis of pedestrian torso and legs as the center according to the local symmetry, and the salient feature is detected under the Bayesian framework according to local statistical feature. Then different distance measure methods are used and through the adaptive weights method to realize linear combination. Comparisons and analysis experiments based on VIPeR database verify the proposed method performance.

Key words: visual perceptual model; CIELAB color space; salient feature; person re-identification

摘要: 行人再识别是多摄像机协同监控系统中需要解决的关键问题之一。本文针对行人再识别问题的影响因素,根据人类视觉系统对行人进行识别的过程,提出一种基于视觉感知模型的行人再识别方法。该方法首先根据行人的局部对称性将行人分为头部、躯干和腿部,之后分别以行人的躯干和腿部的垂直对称轴为中心建立基于感知均匀颜色空间 CIELAB 的局部加权空间直方图,结合贝叶斯框架下基于局部统计特征的显著区域检测方法描述行人外观特征。两种特征分别采用不同的距离测度计算相似度,并通过自适应选取权值的方法进行线性融合。基于 VIPeR 数据库的实验比较和分析验证了本文方法的行人再识别性能。

关键词: 视觉感知模型; CIELAB 颜色空间; 显著特征; 行人再识别

doi:10.3778/j.issn.1002-8331.1504-0307 文献标志码: A 中图分类号: TP391.4

1 引言

行人再识别是多摄像机视频监控系统中的重要研究内容。其目的是通过不同摄像机视域下目标的对应关系来确定监控系统中一个特定的目标是否在其他摄像机视域中出现过。但是由于不同摄像机视域存在视角、光照条件和姿态的变化使得同一行人目标外观存在很大的差异,此外,分辨率的不同、部分遮挡、背景的影响以及监控视域中存在相似行

人目标等都使得行人再识别问题成为一个非常具有挑战性的课题。

为了解决上述问题对行人再识别的影响,学者们提出了很多不同的算法策略。目前,主要存在两种解决思路:1)基于行人外观特征的描述;2)基于特征的距离测度方法^{[1][2]}。行人外观特征描述假设行人在一段时间内其衣着不变,依据行人的衣着外观,选取能够抵抗姿态、视角和光照变化的、具有强鲁棒性的特征。主要使用的特征有颜色特征、

基金项目: 陕西省教育厅科学研究计划项目(No.14JK1526, No.2010JK702), 陕西省自然科学基金基础研究计划项目(No.2014JM2-6111, No. 2009JQ1010, No. 2013JC2-09)。

作者简介: 范彩霞(1981-),女,博士,讲师,研究领域为多摄像机视频监控;陈亚军(1980-),男,博士研究生,讲师,研究领域为彩色图像处理;曹磊(1980-),男,硕士,工程师,研究领域为智能视频监控;缪亚林(1976-),男,博士,副教授,研究领域为信号检测与信息处理。E-mail: fcx1981@xaut.edu.cn

形状特征、纹理特征、局部区域描述子等。行人的颜色特征由于具有时空连续性,经常作为主要特征与其他特征联合使用来描述行人外观特征。文献[3]将提取的行人的 HSV 直方图和最大颜色稳定区域(MSCR)作为识别行人的颜色特征,并与行人的高频复杂结构块相结合进行行人再识别。文献[4]和文献[5]将行人目标的空间颜色信息和结构信息等外观特征进行融合,文献[6]通过度量学习的方法在决策级将行人的不同颜色特征相结合建立集成模型。此外,行人目标的显著特征^[7]和带有深度信息的目标特征^[8]也日益成为研究的热点。但是目前的行人外观特征描述方法并未考虑人类视觉的感知过程并将视觉感知模型融入特征提取过程中,这样会导致识别结果与人类感知的不一致,进而产生误识别。特征的距离测度关注的是当对目标使用某一特征描述后,采用怎样的相似度度量准则使得同一目标的特征具有更高的相似度^[9-11],这类方法需要进行样本的选择和分类器的训练,当场景发生变化时一般需要重新训练。

综上,本文在深入分析了人类视觉系统进行行人再识别的基础上,提出一种基于感知均匀颜色空间和显著特征的行人再识别方法。该方法将行人目标转换到与人类视觉感知具有一致性的感知均匀颜色空间 CIELAB 中提取目标外观特征,同时根据人眼的注意力机制提取目标的显著特征,最后通过自适应选取权值的方法将两种行人外观特征相融合进行行人再识别。在 VIPeR 数据库中的实验结果验证了本文算法的有效性。

2 建立行人外观特征

2.1 外观特征的选择

在协同多摄像机视频监控系统中,当摄像机视域中存在衣着特征相似的行人目标时以颜色为主要特征的行人再识别的效率会受到严重影响。而人类视觉系统能够区分这些相似的颜色特征从而分辨出特定的行人目标。因此,在提取行人外观特征时应参考人类视觉系统的感知过程,在与人类视觉感知具有一致性的感知均匀颜色空间(如 CIELAB 颜色空间)中提取目标外观特征,能够更有效的区分具有相似颜色的目标。此外,行人对象的显著区域能够提供有价值的识别信息,如红色的袋子。根据这些鲜明的特点人眼可以很容易的将特定行人

目标与其他行人进行区分。然而,如果行人的显著区域较小,显著性信息在行人相似度计算时往往被隐藏。而且大多数现有的方法主要将行人的衣服和裤子作为目标识别的重要信息,一些独特的特征往往被认为不属于身体部位而被删除。如图 1 中标记的行人显著特征可以有效的区别不同摄像机视域下的行人目标。



图 1 行人显著特征

因此,本文根据人类视觉系统进行行人识别的特点,采用感知均匀颜色空间的行人颜色特征与行人显著特征相结合的方法对行人外观特征进行描述,并将二者的识别结果相融合进行行人再识别。

2.2 感知均匀颜色空间特征提取

2.2.1 CIELAB 感知均匀颜色空间

基于颜色外观的行人特征的建立应使用符合人类视觉特性的均匀颜色空间来表征颜色。在这类颜色空间中,相同的视觉间隔能够代表相同的颜色差异,即视觉特性可以通过颜色间的欧氏距离反映。多年来,CIE(国际照明委员会)致力于使颜色的测量和人的颜色知觉尽可能保持一致性的研究。1976年CIE正式推荐均匀颜色空间 CIE1976 $L^*a^*b^*$ (CIELAB)颜色空间,该颜色空间大大改善了视觉色差与实际色度值之间的不对称性,为色度描述的大规模工业应用提供了基础。RGB空间与CIELAB空间的转换步骤如下:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.4124 & 0.3575 & 0.1804 \\ 0.2128 & 0.7152 & 0.0722 \\ 0.0193 & 0.1192 & 0.9502 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\begin{cases} L^* = 116(Y/Y_0)^{\frac{1}{3}} - 16 \\ a^* = 500 \left[(X/X_0)^{\frac{1}{3}} - (Y/Y_0)^{\frac{1}{3}} \right] \\ b^* = 200 \left[(Y/Y_0)^{\frac{1}{3}} - (Z/Z_0)^{\frac{1}{3}} \right] \end{cases} \quad (2)$$

式中, X_0, Y_0, Z_0 为 CIE 标准照明体的三刺激值。

为了模拟人眼对图像各个频率响应的不均匀性, 本文根据人眼的对比敏感度函数 (CSF) 对 CIELAB 空间的图像进行滤波以补偿人眼视觉系统的空间混合效果。对比敏感度函数 (CSF) 反映了不同空间频率的亮度以及色彩信息对对比度视觉阈值的影响。首先将图像进行傅里叶变换得到 L、A、B 分量的频谱分布, 之后分别对其进行 CSF 滤波, 人眼对图像的亮度信息和彩色信息的 CSF 是不同的, 其中, 明度 L 的 CSF 为:

$$CSF_{lum}(f) = a \cdot f^c \cdot e^{-b \cdot f} \quad (3)$$

色度 A、B 的 CSF 为:

$$CSF_{chrom}(f) = a_1 \cdot e^{-b_1 \cdot f \cdot c_1} + a_2 \cdot e^{-b_2 \cdot f \cdot c_2} \quad (4)$$

式中, f 是空间频率, 其为各个通道的空间角频率。

明度 L 的 CSF 参数 a, b 和 c 的值分别为 75, 0.2 和 0.8。色度 A、B 的 CSF 参数设置如表 1 所示^[12]。之后通过傅里叶反变换得到滤波后的图像。

表 1 色度 A、B 的 CSF 参数设置

参数	色度 A	色度 B
a_1	70.14	35.033
b_1	0.0037	0.0004
c_1	3.4244	4.2582
a_2	60.59	40.69
b_2	0.0037	0.104
c_2	2.1677	1.6487

对图像使用 CSF 滤波可以消除人类视觉系统看不到的信息。CSF 是通过实验测量数据拟合以反映人眼视觉特性的数学模型, 虽然不同实验得到的 CSF 函数形式不同, 但是 CSF 函数都具有带通性,

在中频端敏感度高, 在高低频端敏感度低^[14]。对不同 CSF 函数的参数的讨论详见文献[14]。

2.2.2 加权 CIELAB 颜色直方图

为了抵抗颜色分布相似的目标对识别结果的影响, 本文基于 CSF 滤波后行人目标的 CIELAB 颜色信息, 根据行人目标的局部对称性, 利用目标色彩的连续性和空间覆盖性将行人目标分区为头部、躯体和腿部^[3]。首先根据行人目标的局部对称特性定义两个基本操作: 彩色双边算子和空间覆盖算子。彩色双边算子定义如式 (5)。

$$C(i, \delta) = \sum_{H[i-\delta, i+\delta]} d^2(p_i, p_i') \quad (5)$$

式中, $d(\cdot, \cdot)$ 为位于水平轴 i 处上下两边对称的像素 p_i 和 p_i' 的 CIELAB 的欧氏距离。这一距离是宽度为目标宽度 W , 垂直范围为 $[i-\delta, i+\delta]$ 区域的总和, 如图 2 所示。 δ 为图像高度的五分之一。

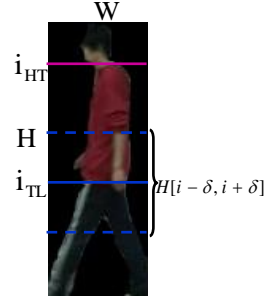


图 2 行人目标分区示意图

空间覆盖算子定义如式 (6) 所示, 该算子可以计算目标的两个区域中像素的不同。

$$S(i, \delta) = \frac{1}{W\delta} |A(H_{[i-\delta, i]}) - A(H_{[i, i+\delta]})| \quad (6)$$

式中, W 为目标区域的宽度, $A(H_{[i-\delta, i]})$ 为宽度为 W , 垂直范围为 $[i-\delta, i]$ 的目标区域。

将彩色双边算子 C 和空间覆盖算子 S 相结合可以将人体目标分割为上身 (头和躯干) 和腿部, 如式 (7)。该函数根据颜色将目标分为具有最大区分度的两个区域。

$$i_{TL} = \arg \min_i (1 - C(i, \delta)) + S(i, \delta) \quad (7)$$

式中, i_{TL} 在 $[\delta, H-\delta]$ 之间求解。

区分头部和躯干的水平轴 i_{HT} 通过式 (8) 求得。

$$i_{HT} = \arg \min_i (-S(i, \delta)) \quad (8)$$

式中, i_{HT} 在 $[\delta, i_{TL}-\delta]$ 之间求解。

i_{HT} 和 i_{TL} 将人体目标分为三个区域：头部、躯干和腿部。由于头部信息包含的信息非常少，在行人再识别中其不参与运算。之后，在此基础上估计行人躯干和腿部的垂直对称轴，以便根据颜色的空间分布特点建立加权直方图对行人进行描述。躯干和腿部各部分的垂直对称轴 j_{LRk} 可由式 (9) 获得。

$$j_{LRk} = \arg \min_j C(j, \delta) + S(j, \delta) \quad (9)$$

式中， $k=1$ 为躯干的垂直对称轴， $k=2$ 为腿部的垂直对称轴。 S 为空间覆盖算子； C 为彩色双边算子，其高度为躯干和腿部各部分的高度，宽度为 $\delta = W/4$ 的区域。基于局部对称特征的行人垂直轴的求解结果如图3所示。该方法基于人的视觉感知，依赖行人着装的视觉和位置信息，能够有效地抵抗姿态和视角的变化以及低分辨率图像的影响。

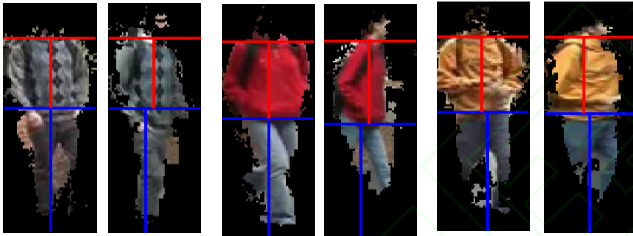
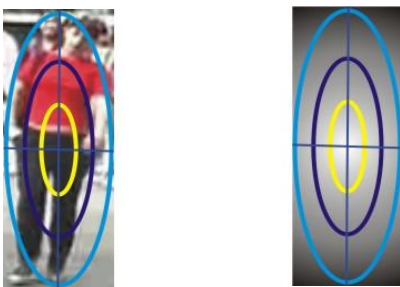


图3 行人各部分垂直对称轴结果图

为了提取与视觉感知一致的行人各部分的颜色特征，本文采用基于CIELAB颜色空间的局部直方图建立行人目标外观特征。为了抵抗背景区域对行人再识别的影响，本文根据行人目标躯干和腿部的像素与垂直对称轴的距离构建加权颜色直方图。每个像素根据其距离垂直对称轴的远近使用一维高斯函数 $N(\mu, \sigma)$ 进行加权表示。其中 μ 为各部分垂直轴的纵坐标， $\sigma = W/4$ 。即加权直方图中靠近中心轴的像素贡献多，远离中心轴的像素贡献少。如图4所示为以目标中心为对称轴的基于整体目标的各个像素的高斯函数加权映射示意图。



(a) 原图 (b) 基于高斯函数的加权映射

图4 基于高斯函数的目标各像素加权映射示意图

基于感知均匀颜色空间建立的行人躯干和腿部的加权CIELAB颜色直方图的相似度通过巴氏距离计算得到。不同行人目标间的相似度为行人各部分相似度的线性加权组合。

2.3 基于贝叶斯的显著区域检测

2.3.1 显著性区域检测

本文采用CIELAB颜色空间中行人目标的颜色和梯度信息构造图像中某一像素点的特征函数 $F(x)$ 。图像中某一像素点 x 的特征函数可以表示为：

$$F(x) = (L(x), a(x), b(x), O(x)) \quad (10)$$

式中， $L(x), a(x), b(x)$ 表示像素点 x 在CIELAB空间的值， $O(x)$ 表示梯度值。

对于图像 IM ，设 $R(i)$ 为中心点在像素 i 上的矩形窗口。将 $R(i)$ 分为内核区域 K 和边缘区域 E ，如图5。标记 R 和 K 的宽和高分别为 W_R, H_R, W_K, H_K 。设 x 为窗口 R 中的一点， $F(x)$ 为 x 点处的特征函数^[15]。

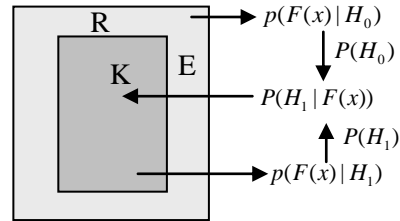


图5 显著性度量定义示意图

定义两个假设： H_0 ： x 点不是显著点； H_1 ： x 点是显著点。相应的概率表示为 $P(H_0)$ 和 $P(H_1)$ ，并假设 H_1 对于内核区域 K 中的点成立， H_0 对于边缘区域 E 中的点成立。因此，根据内核 K 和边缘 E 中的特征值可以估计条件概率分布函数 $p(F(x) | H_1)$ 和 $p(F(x) | H_0)$ 。定义 K 中点 x 的显著性计算函数 $S(x)$ 为所估计的概率值，其反映了内核区域 K 和边缘区域 E 中特征值的对比，根据贝叶斯理论，得到式 (11)^[15]。

$$\begin{aligned} S(x) &= P(H_1 | F(x)) = \frac{p(F(x) | H_1)P(H_1)}{P(F(x))} \\ &= \frac{p(F(x) | H_1)P(H_1)}{p(F(x) | H_0)P(H_0) + p(F(x) | H_1)P(H_1)} \end{aligned} \quad (11)$$

为了计算 $S(x)$ 需要估计条件概率分布函数 $p(F(x) | H_1)$ 和 $p(F(x) | H_0)$ 。首先在内核 K 和边

缘 E 中计算归一化特征直方图, 使用高斯核函数对直方图进行平滑。令 $h_K(F)$ 和 $h_E(F)$ 分别表示 K 区域和 E 区域的直方图, $g(F)$ 表示高斯核函数, 则概率密度函数 $p(F(x)|H_1)$ 和 $p(F(x)|H_0)$ 可以通过式 (12) 估算得到。

$$\begin{cases} \hat{p}(F(x)|H_0) = N(g(F) * h_E(F)) \\ \hat{p}(F(x)|H_1) = N(g(F) * h_K(F)) \end{cases} \quad (12)$$

式中, $N(\cdot)$ 表示归一化操作, $N(f(x)) = f(x)/(\sum_x f(x))$

设图像 IM 的宽和高分别为 W_I 和 H_I , 以步长 s_w 在图像上滑动窗口 $R(i)$, 计算每一个窗口位置 i 的显著值 $S_i(x)$ 。步长 s_w 的选择必须保证滑动窗口的内核区域之间有重叠, 定义图像中每一像素点的显著值如式 (13) 所示。对于多个特征分别计算每个特征通道的显著性, 并取最大值作为最终的显著值。

$$S(x) = \max\{S_i(x) | x \in R(i)\} \quad (13)$$

本文在行人目标的显著性区域检测实验中, 选择三个不同尺度的滑动窗口, 窗口参数的选择如式 (14) 所示。图像中各个像素的显著值为所有尺度下的最大值。先验概率 $P(H_1)$ 和 $P(H_0)$ 的值可以根据内核区域 K 和边缘区域 E 中像素的相对数量进行取值。Rahtu 等通过实验发现 $P(H_1)$ 应取较小的值, 因此, 根据文献[15]本文在所有的行人目标显著性区域检测实验中取 $P(H_1) = 0.25$, $P(H_0) = 1 - P(H_1)$ [15]。

$$\begin{cases} W_R = [0.2, 0.4, 0.6] \cdot \max\{W_I, H_I\} \\ H_R = [0.25, 0.4, 0.6] \cdot \max\{W_I, H_I\} \\ W_K = [0.1, 0.3, 0.5] \cdot \max\{W_I, H_I\} \\ H_K = [0.2, 0.3, 0.5] \cdot \max\{W_I, H_I\} \\ S_w = 0.01 \cdot \max\{W_I, H_I\} \end{cases} \quad (14)$$

行人目标的显著性区域检测结果如图 6 所示。从图中可以看出, 本文算法能够有效和全面的检测出行人图像的显著区域, 并且对杂乱背景能够进行一定的抑制。



图 6 行人显著区域检测结果

2.3.2 显著特征相似度计算

得到行人目标的显著区域后分别提取行人显著区域的 CIELAB 颜色直方图和 SIFT 特征, 结合图像显著区域的中心位置和区域大小构成行人的外观特征, 并采用 EMD 距离进行相似度的计算。

EMD 距离可以求解两个多维分布特征之间的相似性。具体描述如下: 设 $A = \{(a_1, w_{a1}), (a_2, w_{a2}), \dots, (a_m, w_{am})\}$ 为具有 m 个聚类的图像 A 的表述形式, 其中 a_i 为聚类的描述形式, w_{ai} 为聚类的权值。 $B = \{(b_1, w_{b1}), (b_2, w_{b2}), \dots, (b_n, w_{bn})\}$ 为具有 n 个聚类的图像 B 的表述形式。 $D = [d_{ij}]$ 为距离矩阵, 其中 d_{ij} 为聚类 a_i 和 b_j 之间的距离函数。图像 A 和图像 B 的 EMD 距离经过归一化处理, 可以简化为 [5][16]:

$$EMD(A, B) = \min_{f_{ij}} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n d_{ij} f_{ij} \quad (15)$$

约束条件为:

$$\begin{aligned} f_{ij} &\geq 0 & i &= 1, \dots, m, j = 1, \dots, n \\ \sum_{j=1}^n f_{ij} &= w_{ai} & i &= 1, \dots, m \\ \sum_{i=1}^m f_{ij} &= w_{bj} & j &= 1, \dots, n \end{aligned} \quad (16)$$

式 (16) 的求解方法参见文献[16]。

本文中行人显著区域的特征表示为: $O = \{(o_1, w_{o1}), (o_2, w_{o2}), \dots, (o_m, w_{om})\}$, 其中 o_i 为由显著区域局部特征和区域中心位置构成的向量表示, w_{oi} 由区域大小信息表示。通过计算不同目

标区域之间的欧氏距离得到 d_{ij} 。

3 自适应选取权值的特征融合

行人再识别中有两组图像数据：候选目标 P 和待识别目标 Q 。本文中两个目标的相似度通过将上述两种方法进行加权组合的方式计算得到，如式 (17)。

$$S(P, Q) = \alpha \cdot S_{\text{LAB}} + \beta \cdot S_{\text{SF}} \quad (17)$$

式中， S_{LAB} 为行人目标的加权 CIELAB 直方图的相似度， S_{SF} 为行人目标显著区域的相似度。

本文通过将需要识别的特定行人目标的颜色特征和显著特征与摄像机网络中所有行人目标的全局特征相比较给出一种自适应的权值选取方法。在监控系统中，首先计算摄像机网络中每个候选人的颜色直方图与全局颜色直方图（所有行人颜色直方图的平均值）之间的巴氏距离，最大的距离记为 DC_{max} 。之后，计算待识别的特定行人的颜色直方图与全局颜色直方图之间的距离，记为 DC_Q 。最后，根据公式 (18) 计算行人目标颜色特征的重要性和区分能力 S_{color} 。如果 S_{color} 高，说明根据颜色信息进行行人识别可以达到较高的识别率。同理可以计算得到行人目标显著特征的重要性 S_{salient} 。

$$S_{\text{color}} = \frac{DC_Q}{DC_{\text{max}}} \quad (18)$$

在计算得到不同视觉信息重要性和区分能力的基础上，可以根据式 (19) 得到进行特征融合的权值。

$$\alpha = \frac{S_{\text{color}}}{S_{\text{color}} + S_{\text{salient}}} \quad (19)$$

$$\beta = \frac{S_{\text{salient}}}{S_{\text{color}} + S_{\text{salient}}}$$

4 实验结果分析

本文通过基于 VIPeR 数据库的实验来验证算法的性能。实验结果通过累计匹配特征 (Cumulative Matching Characteristic, CMC) 曲线进行评价，CMC 曲线反映的是前 n 个最相似的候选目标内找到正确匹配结果的概率。

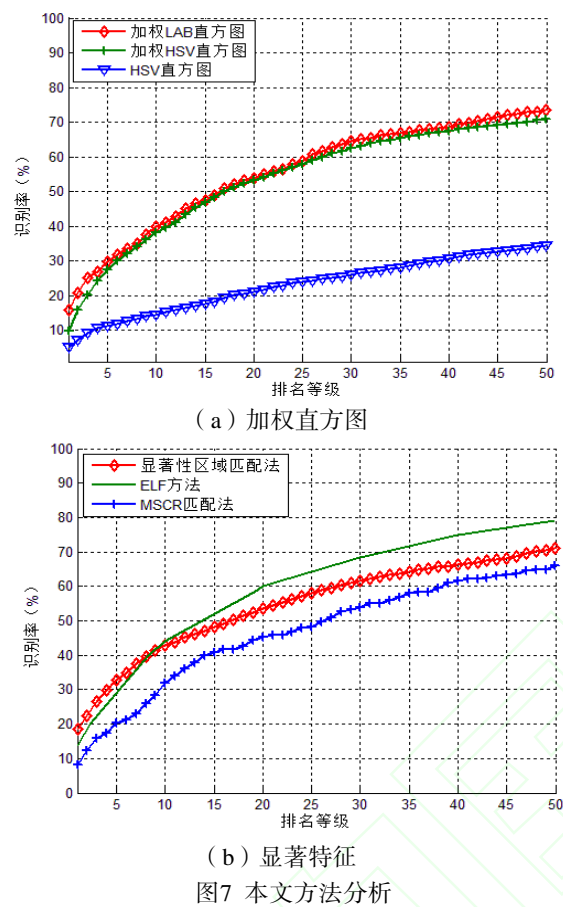
4.1 本文方法分析

VIPeR 数据库是行人再识别广泛使用的公共数

据集，其由不同摄像机、不同视角、姿态和光照条件下的 632 对行人图像组成。本文采用文献[17]提出的交叉验证法计算 CMC 曲线以测试本文算法的性能。即将 632 个行人图像随机分为 10 组，每组包含 316 对目标，得到的 CMC 曲线为 10 组目标对的平均值。

首先考察组成本文方法的两种行人外观特征的性能和两种方法的性能。基于感知均匀颜色空间建立的加权 CIELAB 颜色直方图的行人再识别性能如图 7(a) 所示。图 7(a) 中包括了基于加权 LAB 直方图、基于加权 HSV 直方图和基于 HSV 直方图的实验结果。图中基于 HSV 直方图和加权 HSV 直方图的结果表明，采用基于颜色空间空间分布的加权颜色直方图能够大幅度的提高行人目标的识别率。基于 LAB 均匀颜色空间和基于 HSV 颜色空间的加权直方图结果表明，采用与人眼感知相一致的均匀颜色空间能够有效的区分视觉相似目标，提高目标识别率，尤其是在排名等级较小时行人的识别率得到较大幅度的提高。表 2 中列出了三种直方图分别在 Rank-1、5、10、15、20、25、30 的行人再识别情况，可以看出采用基于感知的均匀颜色空间下的加权直方图优于传统的 HSV 加权直方图的识别结果。

VIPeR 数据库中基于图像显著特征匹配的行人再识别结果如图 7(b) 所示，图中比较了基于显著特征匹配的行人再识别结果与 ELF 方法以及 SDALF 方法中基于最大稳定颜色区域 (MSCR) 匹配的结果。从图中可以看出，排名等级前 10 列基于行人显著特征的识别性能大于 ELF 方法，且基于显著特征的目标识别效果优于 MSCR 匹配结果，说明在 VIPeR 数据库中行人的显著特征有更大的区分度，能够识别具有一定视觉相似性的行人目标。



4.2 方法比较

在 VIPeR 数据库中, 基于感知均匀颜色空间的加权颜色直方图和显著特征相融合的行人再识别算法与文献[3] (SDALF 方法) 和文献[17] (ELF 方法) 的比较测试结果如图 8 所示, 不同算法下基于不同排名等级的行人识别率如表 3 所示。可以看出, 本文算法与 SDALF 算法和 ELF 算法相比具有较高的识别率, 在第一列 ELF 算法识别率不超过 20%,

表2 加权直方图性能比较

排名等级 \ 特征	1	5	10	15	20	25	30
加权 LAB 直方图	15.8	29.8	39.83	47.68	53.94	58.86	63.83
加权 HSV 直方图	9.8	27.4	38.3	46.95	53.34	57.9	62.58
HSV 直方图	5.1	11.3	14.5	17.6	21.08	23.99	26.05

SDALF 算法识别率接近 20%, 而本文算法的识别率已经接近 30%。随着排名等级的增大, 本文算法的识别率也有明显的提升, 在第 15 列本文算法的

识别率达到为 64.8%, SDALF 的识别率为 59.2%, ELF 算法识别率为 52.8%。当排名等级继续增大, 到达 50 时, 本文方法与 SDALF 方法的差距也在逐渐的缩小, 二者的识别率也逐渐的接近。说明感知均匀颜色空间下提取的目标外观特征与人眼的视觉感知较一致, 有较强的颜色区分度, 结合目标的显著特征能够更好的区分相似行人目标, 即在排名等级较小时有更高的识别率。

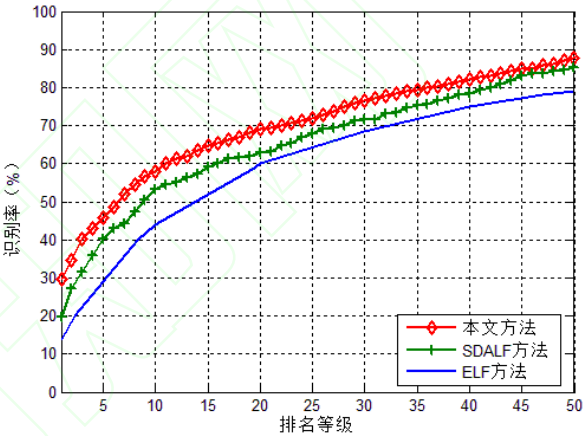


图8 VIPeR 数据库实验结果比较

5 结束语

行人再识别是一个具有很强的实际应用价值同时也是非常具有挑战性的问题。本文根据人类视觉系统进行行人再识别的特点, 提出一种基于感知

表3 VIPeR 数据库识别率比较

排名等级 \ 方法	1	5	10	15	20	25	30
本文方法	29.7	45.7	58.0	64.8	69.1	72.2	76.6
SDALF 方法	19.8	40.1	53.2	59.2	62.8	67.7	71.5
ELF 方法	12.5	28.6	44.4	52.8	60.1	64.3	68.5

均匀颜色空间的行人目标颜色空间分布特征和目标显著特征相结合的方法。该方法致力于将人类视觉系统的特点和视觉注意力机制引入行人再识别算法中。实验表明, 本文提出的方法对视觉相似的行人目标的识别有一定的优势。如何构造更加优秀的特征以及抵抗各类影响因素是下一步研究的主要内容。

参考文献

- [1]Bedagkar-Gala A, Shah S K. A survey of approaches and trends in person re-identification [J]. Image and Vision Computing, 2014, 32(4): 270-286
- [2]Alavi A, Yang Y, Harandi M, et al. Multi-shot person re-identification via relational stein divergence[C]. In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, 2013
- [3]Farenzena M, Bazzani L, Perina A, et al. Person re-identification by symmetry-driven accumulation of local features[C]. In Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2010: 2360-2367
- [4]曾明勇, 吴泽民, 田畅等. 基于外观统计特征融合的人体目标再识别[J]. 电子与信息学报, 2014, 36 (8): 1844-1851
- [5]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
- [6]Liu X, Wang H, Wu Y, et al. An Ensemble Color Model for Human Re-identification [C]. Applications of Computer Vision (WACV), 2015 IEEE Winter Conference on. IEEE, 2015: 868-875
- [7]Zhao R, Ouyang W, Wang X. Unsupervised salience learning for person re-identification[C]. In Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 3586-3593
- [8]Almazan E J, Jones G A. Tracking people across multiple non-overlapping RGB-D sensors[C]. In Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 831-837
- [9]Roth P M, Hirzer M, Köstinger M, et al. Mahalanobis Distance Learning for Person Re-identification [M]. Person Re-Identification. Springer London, 2014: 247-267
- [10]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
- [11]Liu X, Song M, Tao D, et al. Semi-supervised coupled dictionary learning for person re-identification[C]. In Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 3550-3557
- [12]Fairchild M D. Color appearance models[M]. John Wiley & Sons, 2005
- [13]杨娟, 李勃, 丁文, 陈启美. 基于局部自适应色差阈值的彩色图像边缘检测[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(9): 2058-2063
- [14]Johnson G M, Song X, Montag E D, et al. Derivation of a color space for image color difference measurement[J]. Color Research & Application, 2010, 35(6):387-400.
- [15]Rahtu E, Kannala J, Salo M, et al. Segmenting salient objects from images and videos[C]. In Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2010: 366-379
- [16]Rubner Y, Tomasi C, Guibas L J. The earth mover's distance as a metric for image retrieval [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 40(2): 99-121
- [17]Gray D, Tao H. Viewpoint invariant pedestrian recognition with an ensemble of localized features[C]. In Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2008:262-275