

基于核空间与稠密水平条带特征的行人再识别

王 强, 包晓安, 张福星, 高春波, 桂江生

(浙江理工大学 信息学院, 杭州 310018)

摘要: 针对不同摄像机场景中的行人图像受到光照、视角和行人姿态等变化的影响, 在监控画面中容易造成较大的外观差异的问题, 提出了一种基于核空间与稠密水平条带特征的行人再识别算法; 该算法在 XQDA (Cross-view Quadratic Discriminant Analysis) 度量学习算法的基础上提出了核空间映射与稠密水平条带提取行人图像特征的思想, 首先通过自顶向下的滑动水平条带提取每个水平条带的颜色特征和纹理特征, 然后融合行人图像的多种特征, 把获得的特征映射到核空间中, 最后在核空间里学习得到一个对背景、视角、姿势的变化具有鲁棒性的相似度函数, 通过比较相似度的排名来对行人进行再识别; 在 VIPeR 和 iLIDS 两个行人再识别数据集上的实验结果表明, 该算法具有较高的识别率, 其中 Rank1 (排名第 1 的搜索结果即为待查询行人的比率) 分别达到 48.2% 和 60.8%。

关键词: 行人再识别; 距离度量学习; 核空间; 滑动水平条带

Dense Horizontal Stripes and Kernel Space Mapping for Person Re-Identification

Wang Qiang, Bao Xiaohan, Zhang Fuxing, Gao Chunbo, Gui Jiangsheng

(School of Information, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: A new person re-identification algorithm based on dense horizontal stripes and kernel space mapping for several problems occurred in person images of different camera views, such as illumination changes, different viewpoints and varying poses, it is likely to form a lot of differences in appearance. The proposed method propose the idea of kernel space mapping and dense horizontal stripes extraction of person images based on the Cross-view Quadratic Discriminant Analysis (XQDA) metric learning algorithm. First, the each horizontal stripe of person images is extracted from color features and a texture feature by using the top-down sliding horizontal stripe. Then, fusing multi-features of person images and mapping the obtained features to kernel space. Finally, the proposed algorithm gets a similarity function which is robust to the change of background, viewpoint and posture by learning in kernel space. Pedestrians are re-identified by comparing rankings of similarities. The proposed method is demonstrated on two public benchmark datasets including VIPeR and iLIDS, and experimental results show that the proposed method achieves excellent re-identification rates compared with other similar algorithms. Moreover, the proposed method achieves a 48.2% at rank1 (represents the correct matched pair) on VIPeR benchmark and a 60.8% at rank1 on iLIDS benchmark respectively.

Keywords: person re-identification; metric learning; kernel space; slide horizontal stripe

0 引言

行人再识别指的是在非重叠视域多摄像机监控系统中, 匹配不同监控画面中的目标行人。行人再识别在目前的视

频监控中有着许多重要的应用, 比如行人检索^[1]、多摄像机行人跟踪^[2]和行为分析。行人再识别技术节省了从海量的图片和视频中搜索目标行人所带来的人力开销。但由于在不同的摄像机场景中, 行人图像受到光照、视角和行人姿态等变化的影响, 在监控画面中容易形成较大的外观差异, 使得行人再识别问题遇到了很大的挑战。为了应对这些挑战, 研究人员主要从两个方面开展研究。一方面是寻找鲁棒的行人特征描述, 另一方面是学习有效的度量学习方法。

鲁棒的行人特征描述其最主要的是设计对不同行人图像具有区分性和对视角、光照、背景的变化具有鲁棒性的描述特征。许多已经存在的行人再识别算法试图通过建立一个特有的, 健壮的代表特征来描述在各种变化环境下的行人外观。文献 [3] 利用人体的结构信息, 在人体不同区域提取空间直方图和区域协方差特征。文献 [4] 也提出了

收稿日期: 2017-11-14; 修回日期: 2017-12-20。

基金项目: 国家自然科学基金(61379036, 61502430); 国家自然科学基金委中丹合作项目(61361136002); 浙江省重大科技专项重点工业项目(2014C01047); 浙江理工大学 521 人才培养计划(20150428)

作者简介: 王 强(1994-), 男, 浙江省玉环县人, 硕士研究生, 主要从事模式识别方向的研究。

包晓安(1973-), 男, 浙江省东阳县人, 硕士, 教授, 主要从事计算机视觉、智能信息处理方向的研究。

桂江生(1978-), 男, 安徽省安庆市人, 博士, 副教授, 主要从事视频图片处理, 模式识别方向的研究。

类似的方法,对人体部件区分对待,将行人图像分割为头、躯干和腿,再分别提取各部分的颜色直方图、最大稳定颜色和重复纹理特征。最近,显著性信息也出现在行人再识别上的应用研究,文献 [5] 采用 4 种方向显著性加权融合学习的方法来度量一对行人图像的相似度。

除了有代表性的特征外,距离度量学习也是行人再识别的另一个研究方面。文献 [6] 提出了一种叫 KISSME (Keep It Simple And Straightforward Metric) 的度量学习算法,该算法将样本特征之间的差向量看作是 高斯分布中的一个点,同类样本特征的差向量分布在同一个高斯分布中,而不同样本特征之间的差向量分布在另一个高斯分布中,然后用概率的比值来度量样本之间的距离。文献 [7] 提出了一种名为 PCCA (Pairwise Constrained Component Analysis) 的新方法,用于在高维输入空间中从稀疏成对相似/不相似约束学习距离度量,并学习投影到低维空间。然而,这种方法容易过度拟合。在文献 [8] 中,提出了正则化的 PCCA (rPCCA) 方法来改进 PCCA,通过引入一个正则项来解决这个问题,该正则项使用可得到的附加自由度来最大化类间的边界。文献 [9] 提出一种名为 XQDA (Cross-view Quadratic Discriminant Analysis) 的度量算法,该算法在跨视角的训练样本的子空间中用二次线性判别分析方法得到一个度量函数用于跨视角样本的相似度计算。但是文献 [9] 中直接在原始线性特征子空间中训练得到的相似度量矩阵,进而得到表示样本之间相似度函数。考虑到原始特征子空间线性不可分的性质,因此通过原始特征子空间直接训练得到的相似度量矩阵不能准确的描述样本之间的相似性和差异性。

本文提出了一种在核空间学习稠密水平条带特征的度量学习算法。首先,在稠密的水平条带上提取特征,将所有水平条带上的特征串联得到行人特征;然后,通过相应的核函数将原始线性特征映射到非线性核空间中;最后,在核空间中学习得到一个对背景、视角、姿势变化具有鲁棒性的相似度函数。

1 相似度度量函数的学习

1.1 XQDA 度量学习算法

文献 [9] 中提出了一种 XQDA 的算法,该算法是在 Bayesian Face^[10] 算法和 KISSME 算法的基础上延伸得到的一种跨视角度量学习方法。度量一对行人的相似度可以表示为式 (1)。

$$d(x_i, x_j) = (x_i - x_j)^T \left(\sum_I^{-1} - \sum_E^{-1} \right) (x_i - x_j) \quad (1)$$

其中, x_i, x_j 分别表示第 i 个样本和第 j 个样本的特征向量。同类样本之间的特征向量之差可以表示为 Ω_I , 不同类样本之间的特征向量之差可以表示为 Ω_E 。 \sum_I 和 \sum_E 分别是 Ω_I 和 Ω_E 的协方差矩阵。

文中利用线性判别分析的方法学习样本数据的子空间 $W = (w_1, w_2, \dots, w_r) \in \mathbf{R}^{d \times r}$, 并且同时在 r 维子空间中学习相似性度量的距离函数。那么距离函数式 (1) 在 r 维

子空间中可以表示为式 (2)。

$$d_w(x_i, x_j) = (x_i - x_j)^T W \left(\sum_I'^{-1} - \sum_E'^{-1} \right) W^T (x_i - x_j) \quad (2)$$

其中, $\sum_I' = W^T \sum_I W$, $\sum_E' = W^T \sum_E W$, 因此,只需要去学习度量矩阵 $M(W) = W \left(\sum_I'^{-1} - \sum_E'^{-1} \right) W^T$ 。然而,直接优化学习 d_w 是非常困难的,因为 W 包含了两个逆矩阵。

根据前面提到的 Ω_I 和 Ω_E 分别服从均值为 0, 协方差矩阵为 \sum_I 和 \sum_E 的正太分布,在子空间 W 中的映射 σ_I 和 σ_E 也有着均值为 0, 并且它们的值可以区别代表不同的两个类。因此我们可以在子空间 W 中用二次线性判别分析方法来优化学习下面的公式 (3) 来计算相似度。

$$J(W) = \frac{\sigma_E(W)}{\sigma_I(W)} \quad (3)$$

其中, $\sigma_E(W) = W^T \sum_E W$, $\sigma_I(W) = W^T \sum_I W$, 则式 (3) 可以表示为式 (4)。

$$J(W) = \frac{W^T \sum_E W}{W^T \sum_I W} \quad (4)$$

J 的值越大,表示样本对 (i, j) 属于同一个行人的概率越大。

1.2 基于核空间的 XQDA 学习度量算法

文献 [9] 中提出的算法是直接原始线性特征子空间 W 中训练得到的度量矩阵,进而得到表示样本之间相似度函数。考虑到原始特征子空间线性不可分的性质,因此通过原始特征子空间直接训练得到的相似度量矩阵不能准确的描述样本之间的相似性和差异性。本文提出了基于核空间的度量学习算法,首先用相应的核函数将原始特征线性空间映射到更易区分的非线性核空间,然后在核空间中训练样本子空间 \dot{W} 中的相似度量矩阵 M 。这样得到的相似度量矩阵 M 具有很好的区分性,能使同类样本之间的距离度量尽可能的小,异类样本之间的距离度量尽可能的大。同时文献 [9] 在子空间 W 中学习相似度量矩阵时,刚好解决了核空间中特征维数较高并且大部分信息也是冗余的问题,很好的实现了降维的作用。

原始特征空间中的特征向量 x_n 通过核函数 Φ 映射到非线性核空间,则核空间中的特征向量表示为 $\Phi(x_n)$ 。核函数映射的过程是求解原始特征空间中的特性向量的内积,如式 (5) 所示。

$$k(x, y) = \langle \Phi(x), \Phi(y) \rangle \quad (5)$$

其中, $x, y \in \mathbf{R}^d$ (d 表示原始特征空间特征的维度)。把原始特征空间中任一特征向量 x_p 映射到易区分的非线性核空间中得到非线性特征向量 k_p , 如式 (6) 所示。

$$k_p = [k(x_1, x_p), k(x_2, x_p), \dots, k(x_n, x_p)] \quad (6)$$

其中, x_1, x_2, \dots, x_n 表示原始特征空间中的 n 个样本特征向量。则在核空间中,同类样本之间的特征向量之差可以表示为 $\Omega_I = k_i - k_j$, 异类样本之间的特征向量之差可以表示为 $\Omega_E = k_i - k_j$ 。则 Ω_I 和 Ω_E 的协方差矩阵分别是 \sum_I

和 Σ_E^* 。则 Ω_i' 和 $\Omega_{E'}'$ 在子空间 \mathbf{W} 中映射变成了 $\sigma_i'(\mathbf{W}) = \mathbf{W}^T \Sigma_i^* \mathbf{W}$ 和 $\sigma_{E'}'(\mathbf{W}) = \mathbf{W}^T \Sigma_E^* \mathbf{W}$, 则式 (4) 在核空间里的表示为 (7)。

$$J_k(\mathbf{W}) = \frac{\mathbf{W}^T \sum_E^* \mathbf{W}}{\mathbf{W}^T \sum_i^* \mathbf{W}} \quad (7)$$

上述流程首先将原始线性特征空间中任一特征向量 x_n 通过核函数 k 映射到易区分的非线性核空间中得到非线性特征向量 k_p , 然后在非线性特征的子空间学习得到相似度度量矩阵。在这里常用的核函数有线性核函数、径向基核函数和二次有理核函数。经过后面的实验比较结果验证, 本文算法采用径向基核函数。

2 行人图像的特征表示

行人图像特征的描述是行人再识别算法中的一个重要环节, 本文采用 HSV、YCbCr 和 Lab 三种颜色空间的颜色直方图和 SILTP^[11] (scale invariant local ternary pattern) 纹理直方图来描述一张行人图像。每种颜色空间都有各自的颜色描述体系, 所以对同一张行人图像的颜色特征描述的侧重点也各不相同。SILTP 是著名的 LBP (local binary pattern) 纹理描述算子的改进算法, LBP 算法的缺点是对图像噪声比较敏感, 所以 SILTP 算法还结合了 LTP (local ternary patterns) 算法取得了图像噪声和光照变化具有更强的鲁棒性。

我们把一张行人图像归一化为 128×48 像素, 相同行人的目标图像, 对应的局部区域在图像的垂直方向上不会发生较大的变化, 不过在实际中行人目标由于姿态和视角的变化可能存在轻微的高度变化。因此, 用一个大小为 10×48 像素大小的矩形作为滑动的水平条带去描述行人图像水平方向的局部细节, 水平条带的滑动方向自顶向下, 每次滑动的步长为 5 个像素。在每个水平条带中, 分别提取 HSV、YCbCr 和 Lab 三种颜色空间中每个通道的颜色直方图和 SILTP 纹理直方图。这样得到的直方图特征不但对行人图像视角变化具有很好的鲁棒性, 而且可以捕捉到行人图像的局部细节特征。图 1 显示滑动水平条带提取特征的过程。

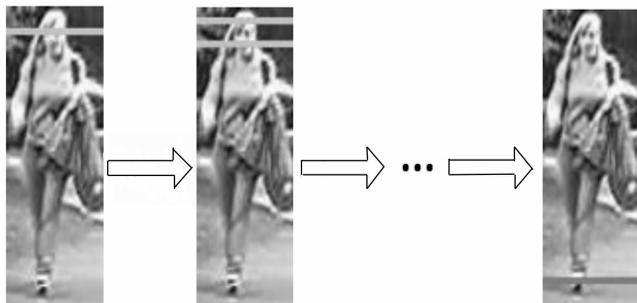


图 1 滑动水平条带提取特征示意图

在提取特征的过程, 我们考虑到了行人图像的多尺度信息。在不同的图像尺度上, 有着不同的图像信息。因此在原始图像 128×48 像素的基础上进行两次金字塔降采样

分别获得 64×24 像素的尺度图像和 32×12 像素的尺度图像。在每个尺度上的行人图像重复上述的特征提取过程。最后我们把所有特征级联形成行人图像的特性描述, 该特征的维数为 9 000 维 ($3 \times 3 \times 16$ 维颜色特征 + 3^4 维 SILTP 纹理特征) * ($24 + 11 + 5$ 水平组)。

不同摄像机中行人视角的变化主要集中在水平方向上, 而在垂直方向上并不很明显。因此, 该文提取的特征对于水平方向的移动具有一定的不变性。

3 实验结果及分析

本文算法分别在 VIPeR^[12] 数据集和 iLIDS^[13] 数据集上进行大量的实验测试。算法性能的评价准则采用累积匹配特征 (Cumulative match characteristic, CMC) 曲线来评价算法的性能。给定一个目标行人图像查询库和行人图像候选库, 累积匹配特征曲线描述的是在行人图像候选库中搜索待查询的目标行人, 前 r 个搜索结果中包含正确匹配结果的比率。其中, 第一匹配率 (Rank = 1) 为真正的识别能力, 所以比较重要。但是当 Rank 值较小时, 也是可以通过人眼进行辅助识别查找目标, 因此也具有现实意义。实验中, 随机选择 t 对行人图像对作为训练集, 余下的行人图像对作为测试集。相机 A 中的行人图像作为查询目标库, 相机 B 中的行人图像作为候选目标库。每对行人图像, 任意选择一张图像加入查询目标库, 另一张则加入候选目标库。每个查询目标库与候选目标库中的每张行人图像都要有匹配。为了得到稳定的实验结果, 以上过程重复 10 次, 并将 10 次实验的平均值作为最终的实验结果。

3.1 VIPeR 数据集的实验结果

VIPeR 数据集是行人再识别领域最常用的且最具有挑战性的数据集之一。它包含了 632 对行人图像, 每对行人图像都是由两个不重叠视角的摄像机在不同的室外环境下获取的。在 632 对行人图像中存在着许多视角, 亮度, 背景有着较大变化的图像对。

实验中测试样本集和训练样本集均为 316 对行人图像。VIPeR 数据集上的其他实验, 如果没有明确说明测试集和训练集的个数, 则都默认为 316 对行人图像。为了对比本文算法基于不同核函数的算法性能, 实验中其他条件都一样。表 1 给出了该算法基于不同核函数的实验对比结果。

表 1 本文算法基于不同核函数的实验结果

核函数	Rank1 (%)	Rank10 (%)	Rank20 (%)
线性核函数	30.50	72.36	85.72
二次有理核函数	42.40	81.56	91.62
径向基核函数	48.21	84.83	92.56

从表 1 可知, 本文算法基于径向基核函数的效果最优。为了充分体现本文算法的效果, 在后面的实验效果对比中都是基于径向基核函数。图 2 给出了本文算法与已有行人再识别算法的性能比较的 CMC 曲线, 表 2 是对应的实验结果的数据。

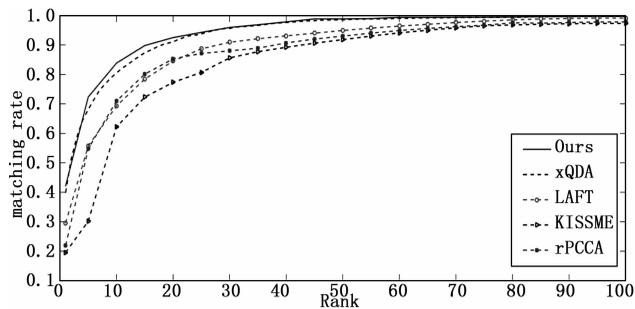


图 2 VIPeR 数据集上本文算法与已有算法性能对比实验结果

表 2 VIPeR 数据集上本文算法与已有算法性能对比实验结果 (训练集样本规模 $t=316$ 对图像)

Methods	Rank1 (%)	Rank10 (%)	Rank20 (%)
Ours	48.21	84.83	92.56
XQDA ^[9]	40.00	80.51	91.08
LAFT ^[14]	29.60	69.31	84.52
rPCCA ^[8]	22.03	71.08	85.30
KISSME ^[6]	19.60	62.20	77.00

从图 2 和表 2 可知, 本文算法性能有较大的提升, 尤其是 Rank1 比表中排第二的 XQDA 算法提升了约 8.2%, 并且在 Rank20 内都有着较高的识别率。在一定程度上, 本文算法的效果已经能够应用到工程实践中, 尤其是在刑事侦查等方面, 刑侦人员可以在行人再识别返回的前 r 个结果中快速搜索出目标行人, 大大提高侦查办案效率。

当训练集规模为 $t=200$ 时, 本文算法与已有算法的性能对比结果如表 3。

表 3 VIPeR 数据集上本文算法与已有算法性能对比实验结果 (训练集样本规模 $t=200$ 对图像)

Methods	Rank1 (%)	Rank10 (%)	Rank20 (%)
Ours	32.21	74.83	84.56
XQDA ^[9]	24.00	70.42	81.19
LAFT ^[14]	21.42	57.24	75.94
KISSME ^[6]	17.65	52.40	70.68
rPCCA ^[8]	12.66	41.73	63.12

从表 3 中可知, 在只有少量训练样本情况下, 本文算法同样优于已有算法。由此可见, 本文算法有效的解决了学习相似度量函数中出现过拟合的问题。

为了说明本文算法的优越性, 表 4 给出了本文算法仅用一种特征情况下与其他算法效果对比。由于表中对比的算法都有 HSV 颜色空间特征和 LBP 纹理特征, 因此实验中分别选用 HSV 和 LBP 作为本文算法提取的特征。

由表 4 可知, 该算法虽然只使用了一种特征, 但是效果比其他采用多特征的算法更好。其中, KISSME 算法融合了 HSV、Lab 和 LBP 等特征, Rank1 仅有 19.6%。而本文算法只用了 HSV 颜色特征, Rank1 就达到了 41.6%。当本文算法

表 4 仅用一种特征情况下的本文算法与已有算法性能比较实验结果

Method	Feature	Rank1 (%)	Rank10 (%)	Rank20 (%)
Ours	HSV	41.69	78.91	89.17
Ours	LBP	38.53	78.40	88.32
XQDA ^[9]	HSV, SILTP	40.00	80.51	91.08
LAFT ^[14]	HSV, LBP	29.60	69.31	84.52
KISSME ^[6]	HSV, Lab, LBP	19.60	62.20	77.00
rPCCA ^[8]	RGB, YUV, HSV, LBP	22.03	71.08	85.30

用到多特征时, 算法的识别率又提升了一些, 但是继续增加特征, 算法识别率提升的幅度会越来越小, 而算法的时间复杂度会越来越高。因此, 本文算法在最终的特征选择上只选用了三种颜色空间特征和一种纹理特征。

3.2 iLIDS 数据集的实验结果

iLIDS 数据集是在候机大厅中人群密集的场景下采集的。该数据集包含 476 张图像, 图像全部来源于 119 个行人, 其中每个行人的图像从两张到八张不等。该数据集里的行人图像有严重的遮挡和光照变化等问题。实验中对每个行人随机选择两幅图像, 这样得到一个具有 119 对行人图像库。由于 iLIDS 数据集中图像的尺寸大小不一, 所以我们统一把图片的尺寸设置为 128×48 像素。随机选择 59 对行人图像作为训练样本集, 剩下 60 对行人图像作为测试样本集。表 5 给出了本文算法与已有行人再识别算法的性能比较。

表 5 iLIDS 数据集上本文算法与已有算法性能对比实验结果

Methods	Rank1 (%)	Rank10 (%)	Rank20 (%)
Ours	60.80	90.21	97.40
XQDA ^[9]	46.50	84.32	93.38
LAFT ^[14]	39.33	80.92	89.13
rPCCA ^[8]	34.48	72.86	85.70
KISSME ^[14]	28.50	68.70	80.30

从表 5 中数据可知, 在 iLIDS 数据集里, 本文算法性能明显优于表中的其他算法。其中本文算法的 Rank1 达到了 60.8%, 比表中排第二的 XQDA 算法提升了约 14%, Rank10 至 Rank20 也有明显的提升, 证明了本文算法的优越性。

4 结论

近几年, 行人再识别技术的研究面临着许多问题。在不同摄像机视域下, 行人图像的光照、视角和姿态等情况会有所变化, 这是研究行人再识别过程中比较棘手的几个问题。目前, 基于度量学习的行人再识别算法一般是在原始特征空间学习得到相似度量矩阵, 考虑到原始特征子空间线性不可分的性质, 因此通过原始特征子空间直接训练得到的相似度量矩阵不能准确的描述样本之间的相似

性和差异性, 从而导致识别效果较差。对此本文提出了一种在核空间学习稠密水平条带特征的行人再识别算法。由行人再识别的公共数据集 VIPeR 和 iLIDS 上的实验结果表明, 基于本文算法学习得到有效的相似度函数, 识别性能优于已有的行人再识别算法。但本文算法在在行人遮挡较严重时, 会因丢失部分行人特征信息而使识别率下降的情况。因此在接下来的工作中将会针对行人遮挡较严重的情况下做进一步研究。

参考文献:

- [1] Li Z, Chang S, Liang F, et al. Learning locally-adaptive decision functions for person verification [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. IEEE Computer Society, 2013: 3610-3617.
- [2] Gong S, Cristani M, Yan S, et al. Person re-identification [J]. Springer London, 2014: 1-20.
- [3] 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.
- [4] Farenzena M, Bazzani L, Perina A, et al. Person re-identification by symmetry-driven accumulation of local features [J]. Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2010: 2360-2367.
- [5] 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.
- [6] Köstinger M, Hirzer M, Wohlhart P, et al. Large scale metric learning from equivalence constraints [J]. Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012: 2288-2295.
- [7] Jurie F, Mignon A. PCCA: a new approach for distance

learning from sparse pairwise constraints [J]. Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012: 2666-2672.

- [8] Xiong F, Gou M, Camps O, et al. Person re-identification using kernel-based metric learning methods [J]. Computer Vision - Eeccv. 2014: 1-16.
- [9] Liao S, Hu Y, Zhu X, et al. Person re-identification by Local maximal occurrence representation and metric learning [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. IEEE, 2015: 2197-2206.
- [10] Moghaddam B, Jebara T, Pentland A. Bayesian face recognition [J]. Pattern Recognition, 2000, 33 (11): 1771-1782.
- [11] Liao S, Zhao G, Kellokumpu V, et al. Modeling pixel process with scale invariant local patterns for background subtraction in complex scenes [A]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition [C]. 2010: 1301-1306.
- [12] Gray D, Tao H. Viewpoint invariant pedestrian recognition with an ensemble of localized features [A]. Proceedings of the 10th European Conference on Computer Vision [C]. Marseille, France: Springer, 2008, 5302: 262-275.
- [13] Zheng W S, Gong S, Xiang T. Associating Groups of People. [J]. Active Range Imaging Dataset for Indoor Surveillance, 2009.
- [14] Li W, Wang X. Locally Aligned Feature Transforms across Views [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. IEEE Computer Society, 2013: 3594-3601.

(上接第 172 页)

1) 数据的处理, 对于逆向工程技术中所生成的模型和实际汽车壳体还存在一定的误差, 应该将捕捉到的数据在技术方面进行更加严格的处理;

2) 曲面的重构, 对于曲面的重构目前只是在初级的实施阶段, 如果可以对该项技术进行深入推广, 可以加快曲面重构的效率;

3) 针对数据的转换, 逆向工程技术中采用的软件和数学算法不尽相同, 如果将这些软件和数学算法统一在一个系统中, 能够增强重构效果。

参考文献:

- [1] 周小东, 成思源, 杨雪荣. 面向创新设计的逆向工程技术研究 [J]. 机床与液压, 2015, 43 (19): 25-28.
- [2] 王苏洲, 舒志兵, 姬振营. 轿车车身覆盖件中逆向工程的应用 [J]. 工具技术, 2017, 51 (2): 107-110.
- [3] 钱 海, 马小军, 包仁标, 等. 基于三维激光扫描和 BIM 的构件缺陷检测技术 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24

(2): 14-17.

- [4] 张丹丹, 韩 燮, 韩慧妍. 逆向工程中复杂实物曲面重建的仿真研究 [J]. 计算机仿真, 2017, 34 (3): 340-343.
- [5] 丁立军, 戴曙光, 穆平安, 等. 基于逆向工程的孔浮动位置度公差建模和配准 [J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21 (1): 101-107.
- [6] 刘家豪, 贺赛先. 基于双目便携式三维扫描技术的小工件测量 [J]. 科学技术与工程, 2016, 16 (7): 31-41.
- [7] 桂芳茹. 三维激光扫描在地铁盾构隧道变形监测的应用 [J]. 科技通报, 2015, 31 (12): 263-265.
- [8] 张富明, 路春光, 张建宝, 等. 基于逆向工程的农用电动汽车壳体造型设计 [J]. 江苏农业科学, 2016, 44 (9): 341-344.
- [9] 王飞群, 张新家, 张慧翔, 等. 基于 OSG 的城市三维综合管网可视化系统研究 [J]. 电子设计工程, 2016, 24 (19): 25-27.
- [10] 陈 晨, 吴崇友, 江 涛. 基于逆向工程的水稻精准模型构建及试验验证 [J]. 农机化研究, 2017, 39 (10): 46-52.