

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.11.009

图像栈的特征提取以及在线虫分类中的应用*

王学平 刘敏

(湖南大学 电气与信息工程学院 长沙 410082)

摘要:三维多焦距图像栈中的有效信息分布在不同的图像层上,其特征提取及分类跟普通二维图像有很大区别。针对图像栈的分类问题,提出了一种基于多方向图像融合的多线性特征提取和分类方法。首先,通过图像融合获取三维图像栈沿多个正交方向的融合图像,并从中提取特征;然后,通过典型相关分析(canonical correlation analysis, CCA)方法,将不同方向融合图像提取的特征进行融合并抽取组合的典型相关特征用于图像分类;其次,由于图像栈数据包含了样本、类别和方向等多个影响分类的因素,因此将多方向图像融合方法嵌入到多线性分析中,综合考虑多个因素交互作用时对图像栈分类的影响。本文提出的方法在线虫图像栈数据上进行了实验,识别率达到了97.0%,实验结果表明该方法具有较高的准确性。

关键词: 三维图像栈;多线性分析;图像融合;图像分类

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.2040

Feature extraction of image stack and its application in nematode classification

Wang Xueping Liu Min

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: The effective information of 3D multi-focal image stack is distributed on different image layers, so the feature extraction and classification of image stacks are significantly different from that of 2D images. In this paper, an image fusion based multilinear analysis approach is presented to use for classification of multi-focal image stacks. First, the image fusion techniques are used to combine the relevant information of multi-focal images within a given image stack into a single image. Besides, multi-focal images within a stack are fused along 3 orthogonal directions, and multiple features extracted from the fused images along different directions are combined by using canonical correlation analysis (CCA). Furthermore, because multi-focal image stacks represent the effect of different factors-texture, shape, different instances within the same class and different classes of objects, the image fusion method within a multilinear framework is embedded to propose an image fusion based multilinear classifier. The experimental results demonstrate that the multi-direction image fusion based multilinear classifier can reach a higher classification rate (97%) than other classification methods.

Keywords: 3D image stack; multilinear analysis; image fusion; image classification

0 引言

传统的二维图像只能保存物体单个平面的信息,无法获取其整体结构;而在三维多焦距图像栈中,不同图片层保存了三维物体在不同焦距深度的图像,并且图像栈很好地包含了其三维结构信息,如图1所示。从图中可

见,图像栈中不同层图像包含了物体的不同形态特征,并且不同图像层中的信息之间存在互补性和冗余性,因此从图像栈中有效地提取特征并对其进行精确分类的难度非常大。

由于图像栈中单层图像的信息较少,无法很好的代表整个图像栈,因此常见的二维图像分类方法^[1-7]并不适用于三维图像栈的分类。文献[8-9]分别提出使用3D

收稿日期:2017-03 Received Date: 2017-03

* 基金项目:国家自然科学基金(61301254)、湖南省自然科学基金(14JJ3069)资助项目

HOG、3D SIFT 特征来表征三维物体的信息。然而,本文所针对的多聚焦图像栈是由不同焦距深度的多层图像构成,图像之间存在空隙,并且不同层图像包含的信息非常不同,因此,这两种特征提取方法在这里并不适用。文献[10]提出,使用3D X-Ray 投影的方法沿着多个方向对图像栈进行投影,并结合纹理、形状两大特征对其进行分类,取得了较好的分类效果。然而,有些投影图像对比度较低,导致形状特征提取较困难,分类表现并不可靠。

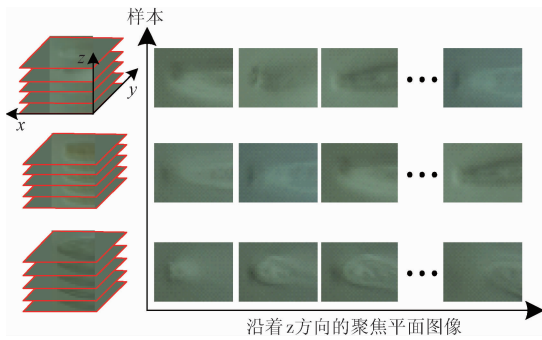


图1 多聚焦线虫图像栈及不同焦距深度下的线虫图像

Fig. 1 Multi-focal nematode image stacks and the nematode images in different focal planes

针对上述方法的局限性,本文提出了一种基于多方向图像融合的多线性分析方法对三维图像栈进行特征提取与分类。首先,使用离散小波变换稀疏表示(discrete wavelet transform sparse representation, DWTSR)图像融合方法^[11](综合了离散小波变换(DWT)与稀疏

表示两种图像融合方法的优点),结合图像栈中不同层图像中的互补信息,使得融合图像比图像栈中的任意一张图像信息更加丰富;在此基础上,沿着 x, y, z 三个正交方向对图像栈进行融合,并使用典型相关分析方法抽取从不同融合图像中提取的特征^[12]组合成更有效的典型相关特征用于分类;此外,本文采用多线性分析方法综合考虑图像栈数据所包含的样本、类别和方向等多个因素的交叉影响,实现更精确的分类。

线虫是地球上种类最多的多细胞生物之一,对人们的日常生活和农业生产有着非常重要的影响,但由于其种类繁多并且本体近乎透明,导致对其分类非常困难。本文将提出的基于图像融合的多线性分类方法应用于线虫图像栈的分类,一方面证明提出方法在三维图像栈分类中的优越性,另一方面也解决了线虫图像分类的这一难题。

1 基于多方向图像融合的多线性分析方法

1.1 离散小波变换稀疏表示图像融合

在多聚焦图像栈中,不同图像层之间的信息存在互补性,图像融合方法能够很好地结合图层之间的互补信息,得到信息丰富的图像^[11,13-14]。本文使用了离散小波变换与稀疏表示相结合的图像融合方法^[11],来融合三维图像栈中的多聚焦图像并用于分类。图2显示了使用DWTSR融合两幅图像的过程,同样可以按顺序实现多张图像的融合。两幅图像的融合过程具体如下。

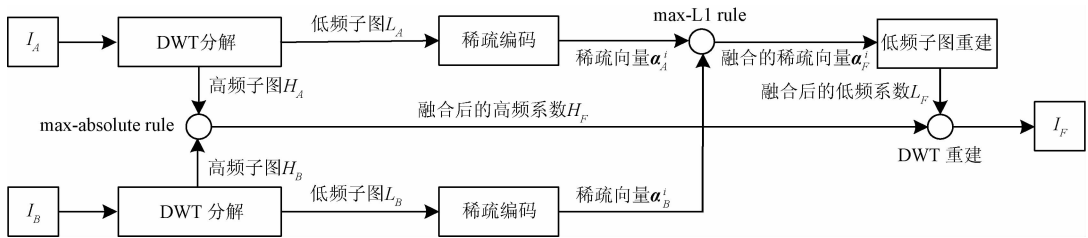


图2 离散小波变换稀疏表示图像融合

Fig. 2 Block diagram of image fusion for discrete wavelet transform and sparse representation

1)对原始图像 I_A 和 I_B 分别进行离散小波变换,分解得到对应的低频子图 $\{L_A, L_B\}$ 和高频子图 $\{H_A, H_B\}$ 。

2)原图像低频子图稀疏表示:用大小为 $n \times n$ 的滑动窗口遍历 $\{L_A, L_B\}$,得到对应的图像块 p_A^i, p_B^i ,使用正交匹配追踪算法(orthogonal matching pursuit, OMP)和过完备字典 D 对图像块进行稀疏编码,得到对应稀疏向量 α_A^i 和 α_B^i 。

3)低频子图稀疏表示系数融合规则:使用 L1 范数最大规则(“max-L1” rule)对低频子图稀疏系数进行融

合,如式(1)所示。

$$\alpha_F^i = \begin{cases} \alpha_A^i, & \|\alpha_A^i\|_1 > \|\alpha_B^i\|_1 \\ \alpha_B^i, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: α_A^i 和 α_B^i 为原图像低频子图 $\{L_A, L_B\}$ 的第 i 个图像块稀疏编码后得到的稀疏向量, α_F^i 是融合后的稀疏向量。

4)重构低频子图:根据式(2)从融合的稀疏系数向量中重构出图像块 v_F^i ,并将所有的块按原来的位置放置,从而得到融合的低频系数 L_F 。

$$\mathbf{v}_F^i = \mathbf{D}\alpha_F^i \quad (2)$$

5) 高频子图融合规则:对原图像高频子图 $\{H_A, H_B\}$ 对应系数使用绝对值最大规则 (“max-absolute” rule) 进行融合,得到融合的高频系数 H_F ,如式(3)所示。

$$H_F(i, j) = \max\{H_A(i, j), H_B(i, j)\} \quad (3)$$

6) 对融合得到的高频系数 H_F 和低频系数 L_F 进行离散小波逆变换,得到融合图像 I_F 。

事实上,对于多聚焦图像栈,图像融合不仅能沿着 z 方向,并且也可以沿着其他两个正交方向进行。图 3 所示为对于图 1 中的线虫图像栈使用离散小波变换稀疏表示图像融合方法,沿着 x, y, z 三个方向的融合结果。

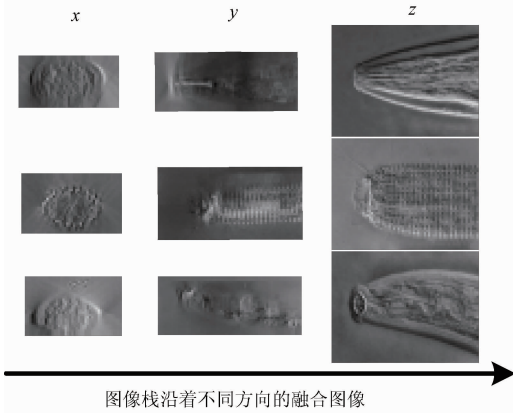


图 3 图像栈沿着 x, y, z 三个不同方向得到的融合图像

Fig. 3 Fused images of image stacks along 3 different directions x, y, z

1.2 典型相关分析特征融合

对于图像栈而言,沿着不同方向得到的融合图像包含了非常不同的信息。同时,由于这些图像都是来自同一个图像栈,因此,融合后的图像之间存在一定的相关性。为了更好地提取有效的特征用于图像栈的分类,本文使用典型相关分析方法来优化和结合这些特征信息^[12]。

典型相关分析方法将两组特征之间的典型相关信息作为有效的判别特征。具体来说,对于一对零均值的特征向量 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^p, \mathbf{y} \in \mathbf{R}^q$,典型相关分析就是要找到一对基向量 $(\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y)$ 使得特征向量在对应基向量上的投影 $\mathbf{x}_i^* = \mathbf{w}_x^T \mathbf{x}$ 与 $\mathbf{y}_i^* = \mathbf{w}_y^T \mathbf{y}, i = 1, 2, \dots, d, (d \leq \min(p, q))$, 之间具有最大的相关性,而同一个特征向量在基上的投影结果之间不相关。这样特征向量 \mathbf{x} 与 \mathbf{y} 之间的相关性分析,只需通过分析少数几对典型变量的关系即可。

通常情况下,基向量 $(\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y)$ 可以通过式(4)中的准则函数来得到。

$$(\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y) = \arg \max_{\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y} \frac{\mathbf{w}_x^T \mathbf{S}_{xy} \mathbf{w}_y}{\sqrt{\mathbf{w}_x^T \mathbf{S}_{xx} \mathbf{w}_x \cdot \mathbf{w}_y^T \mathbf{S}_{yy} \mathbf{w}_y}} \quad (4)$$

式中: \mathbf{S}_{xy} 表示 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 之间的互协方差矩阵, \mathbf{S}_{xx} 和 \mathbf{S}_{yy} 分别

表示 \mathbf{x} 与 \mathbf{y} 的协方差矩阵。

本文将线性变换的结果 \mathbf{z}_f 作为特征向量 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 投影后的组合特征用于分类,如式(5)所示。

$$\mathbf{z}_f = \begin{pmatrix} \mathbf{w}_x^T \mathbf{x} \\ \mathbf{w}_y^T \mathbf{y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{w}_x & 0 \\ 0 & \mathbf{w}_y \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{y} \end{pmatrix} \quad (5)$$

1.3 多线性分析

张量是一种高维矩阵,对于一个 N 阶张量 $\mathbf{T} \in \mathbf{R}^{I_1 \times \dots \times I_n \times \dots \times I_N}$,其中 I_n 是张量 n 模式的维度,其元素可以表示为 $T_{i_1 \dots i_n \dots i_N} (1 \leq i_n \leq I_n)$ 。多线性分析(张量分解)是一种矩阵奇异值分解^[15]的高阶推广(分解到的 N 维空间正交),通过高阶奇异值分解可以将 N 阶张量 \mathbf{T} 分解为核张量 \mathbf{Z} 与 N 个矩阵 \mathbf{U}_n 的 n 模式乘积的形式,表示为 \times_n :

$$\mathbf{T} = \mathbf{Z} \times_1 \mathbf{U}_1 \times_2 \mathbf{U}_2 \cdots \times_n \mathbf{U}_n \cdots \times_N \mathbf{U}_N \quad (6)$$

式中: \mathbf{Z} 是核张量,通常情况下,模式矩阵 \mathbf{U}_n 为张量 \mathbf{T} 的 n 模式展开矩阵 $\mathbf{T}_{(n)}$ 的左奇异矩阵。

根据式(6),通过高阶奇异值分解算法(high order singular value decomposition, HOSVD)来分解张量 \mathbf{T} ,具体步骤如下所示。

1) 通过对张量 \mathbf{T} 的 n 模式展开矩阵 $\mathbf{T}_{(n)}$ 进行奇异值分解来计算矩阵 \mathbf{U}_n (\mathbf{U}_n 是张量 \mathbf{T} 的 n 模式矩阵的左奇异矩阵)。

2) 求解核张量,如式(7)所示。

$$\mathbf{Z} = \mathbf{T} \times_1 \mathbf{U}_1^T \times_2 \mathbf{U}_2^T \cdots \times_n \mathbf{U}_n^T \cdots \times_N \mathbf{U}_N^T \quad (7)$$

多线性分析在多个因素交互作用情况下形成图像的分析中应用广泛。比如在人脸识别的过程中,人脸图像受光照条件、人脸表情、拍摄角度等多个因素的影响,多线性分析很好的综合分析了这些因素,实现了十分可靠的识别效果^[16]。

1.4 图像栈特征提取与分类过程

图 4 所示为本文提出的基于图像融合的多线性分析方法,其具体训练和识别过程如下。

1) 训练过程

(1) 从具有 J 类物体的图像栈数据集中,每类选取 K 个样本组成训练集。 $\mathbf{P}_{i,r}$ 表示第 i ($i = 1, 2, \dots, JK$) 个图像栈沿着第 r ($r = 1, 2, \dots, R$) 个方向融合得到的输出图像。

(2) 对于每一幅融合图像 $\mathbf{P}_{i,r}$,使用具有 u 个尺度和 v 个方向的 Gabor 滤波器组进行滤波,并使用大小为 $d_1 \times d_2$ 的模版对 Gabor 图像进行下采样处理以去除冗余信息,得到一个长度为 $L_{i,r}$ 的 Gabor 特征 $\mathbf{g}_{i,r}$ 。

(3) 使用典型相关分析方法(CCA)从 R 个提取到的 Gabor 特征中抽取组合的典型相关特征 $\mathbf{f}_{G,i}$,其维度为 L_G 。将从所有训练样本中得到的 JK 个融合特征 $\mathbf{f}_G = \{\mathbf{f}_{G,i} | i = 1, \dots, JK\}$ 张量化,得到一个大小为 $J \times K \times L_G$ 的训练特征张量 \mathbf{T}_G 。

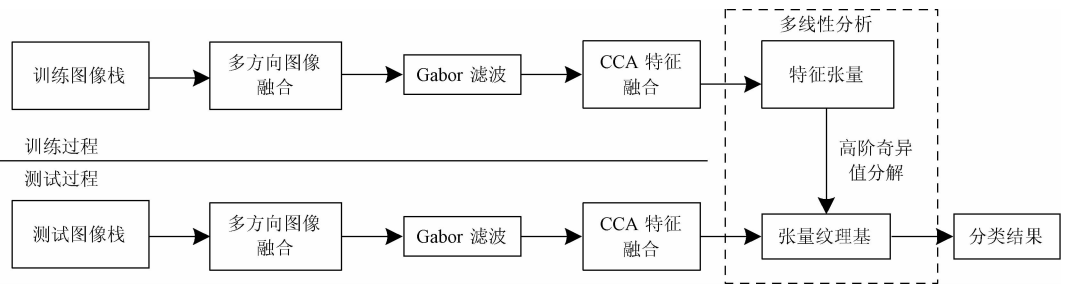


图 4 基于图像融合的多线性分析方法

Fig. 4 Block diagram of multilinear analysis method based on image fusion

(4) 使用高阶奇异值分解的方法对训练张量 T_G 进行多线性分析, 如式(8)所示。

$$T_G = Z_G \times_1 U_{G,class} \times U_{G,sample} \times_3 U_{G,FM} \quad (8)$$

式中: Z_G 为核张量, 大小为 $J \times K \times L_G$, 反映了训练样本中的样本类别、样本形态和样本特征这 3 个因素之间的相互联系; $U_{G,class}$ 为类别模式矩阵, 其大小为 $J \times J$, 其中的每一行 ($c_{G,j}^T, j=1, \dots, J$) 都代表了一类训练样本的特征; 模式矩阵 $U_{G,sample}$ 大小为 $K \times K$, 其中的参数与训练样本形态相关; 矩阵 $U_{G,FM}$ 大小为 $L_G \times (J \times K)$, 其中的参数与融合图像特征相关, 下标“FM”表示图像融合。

(5) 多线性方法综合考虑样本形态、融合图像特征等因素, 使用一个大小为 $J \times K \times L_G$ 的张量纹理基 B_G 来表示训练样本类别, 如式(9)所示。

$$B_G = Z_G \times_2 U_{G,sample} \times_3 U_{G,FM} \quad (9)$$

式中: B_G 为代表样本类别的纹理基张量, 沿着样本形态模式展开 B_G , 得到第 k 个(所有类别)训练样本的基张量 $B_{G,k}, (k=1, \dots, K)$ (大小为 $J \times 1 \times L_G$); 然后, 沿着类别模式展开基张量 $B_{G,k}$, 可以得到与每一个训练样本相关的张量纹理基矩阵 $B_{G,k}$, 如图 5 所示。

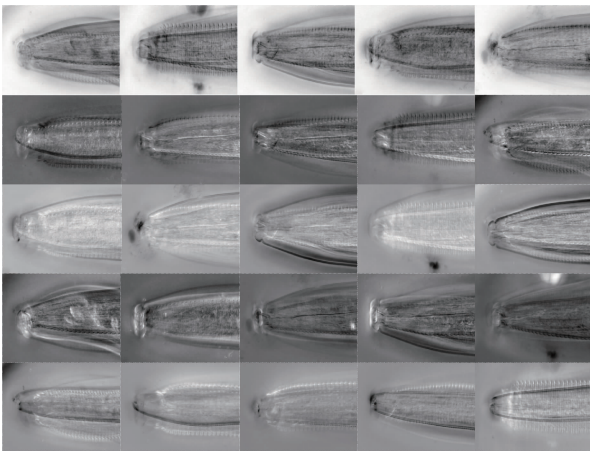


图 5 张量纹理基

Fig. 5 Tensor texture basis

的 R 个不同的方向进行图像融合, 并从中提取 Gabor 特征, 然后, 使用典型相关分析方法从提取到的特征中抽取组合的典型相关特征 f'_G , 最后, 将融合的特征投影到对应的张量纹理基矩阵 $B_{G,k}$ 上, 得到对应的系数向量, 如式(10)所示。

$$c'_{G,k} = B_{G,k}^{-T} f'_G \quad (10)$$

(2) 按照式(11), 得到每一个待测样本对应的纹理距离矩阵。

$$D_G(k,j) = \|c'_{G,k} - c_{G,j}\|, (k=1, \dots, K; j=1, \dots, J) \quad (11)$$

通过最近邻方法, 可以在训练样本中找到与测试样本最相似的一个, 得到这个测试样本的类别。

2 实验结果和讨论

为了验证本文提出的方法在三维图像栈上的分类效果, 对 500 个线虫多聚焦图像栈 (10 类, 每类 50 个样本) 进行了分析处理, 部分图像如图 6 所示。其中, 每一个图像栈都包含 100 张以上的二维多聚焦图像, 大小均为 270×360 。实验中使用了 5 个尺度, 8 个方向的 Gabor 滤波器组从融合图像中提取特征, 并使用大小为 5×5 的模版对 Gabor 图像进行下采样处理。基于交叉验证规则, 在每一次实验中, 随机选取一半的样本作为训练样本, 其他

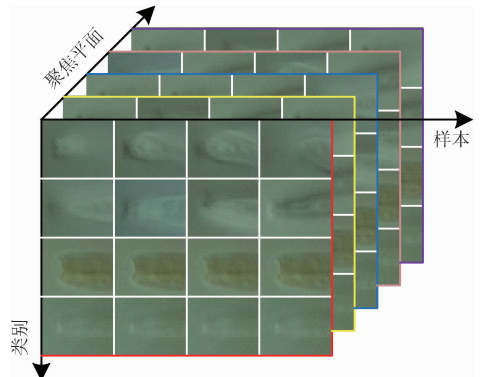


图 6 多聚焦线虫图像栈

Fig. 6 Multi-focal nematode image stacks

2) 识别过程

(1) 对于一个待测试的三维图像栈, 首先, 沿着给定

样本用来测试,并且每个实验重复 100 次,最终的实验结果为多次实验结果的平均值。

在离散小波变换稀疏表示图像融合中使用的过完备字典是一个离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT) 字典。图 7 所示为几种流行的图像融合算法,例如, DWT 变换图像融合方法,非采样 Contourlet 变换 (nonsubsampled contourlet transform, NSCT),在融合三维多聚焦图像栈中的表现。通过对比图 1 和 7,可以看到融合图像比起图像栈中的单张图像信息更为丰富完整。

为了体现提出的基于图像融合的多线性分类方法在多聚焦线虫图像栈分类中的优势,对比了在采用相同分类器的情况下,分别使用 z 方向融合图像和非融合图像作为输入图像时的分类表现,如表 1 所示。实验中使用了 MSVM (multiclass support vector machine)^[5], CRC (collaborative representation classifier)^[17], SRC (sparse representation classifier)^[18], DPL (projective dictionary pair learning)^[6], NRS (nearest regularized subspace) 分类器^[4] 等一些先进的分类器。对于基于图像融合的分类器,训练样本和测试样本都是多聚焦图像栈的 z 方向融合图

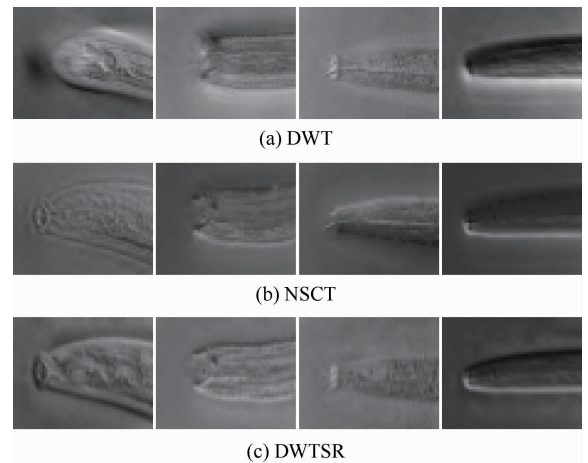


图 7 多种图像融合方法沿着 z 方向融合图像栈的结果
Fig. 7 The fused images of 4 multi-focal stacks in Fig. 1, using different fusion methods along the z -direction

像,而对于其他并非基于图像融合的分类器,训练样本和测试样本都是通过人工选择或是通过条件熵值^[19]选择的关键帧图像。

表 1 不同分类方法对线虫图像栈的识别率

Table 1 Recognition rates comparison of different classification methods

(%)

分类器	识别率(沿 z 方向融合图像)			识别率(非融合)	
	DWTSR	DWT	NSCT	关键帧	3D X-Ray
MSVM	85.1	82.4	81.7	71.0	71.3
CRC	86.0	83.6	80.8	78.7	78.6
SRC	84.2	81.2	81.8	80.5	79.7
DPL	85.8	84.2	82.8	81.6	72.3
Multilinear analysis	93.8	93.1	92.9	86.9	88.7

从表 1 中可以看到对于同样的分类器,使用图像融合方法比其他的图像栈处理方法实现了更好的分类效果,例如, MSVM 分类器对于不同融合方法得到融合图像分别达到了 85.1%、82.4% 和 81.7% 的识别率,而对于关键帧图像, 3D X-Ray 变换投影图像只有 71.0%、71.3% 的识别率。

此外,使用图像融合方法比直接从图像栈中提取特征来分类图像栈的效果更为突出,如图 8 所示。可以看到基于图像融合的分类方法对图像栈的识别效果优于直接从图像栈中提取特征(3D SIFT, 3D HOG)。以 NRS 分类器为例,使用 DWTSR 图像融合方法对图像栈的分类准确度达到了 89.5%,而对于直接从图像栈中提取到的 3D SIFT、3D HOG 特征分别只有 69.7%、67.3% 的识别率。

表 1 的实验中也对比了基于多线性分析的分类器与其他分类器在多聚焦线虫图像栈分类中的表现,不论是使用融合图像还是非融合图像作为输入,基于多线性分

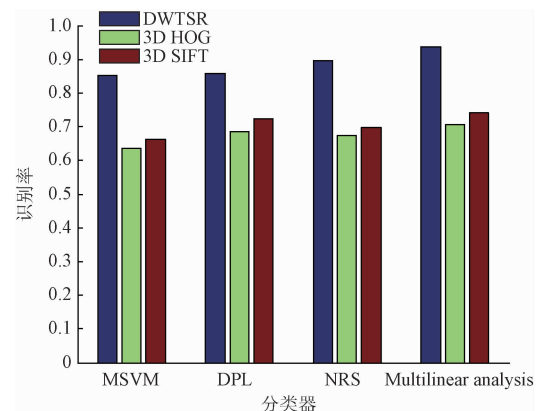


图 8 不同分类方法对图像栈识别率

Fig. 8 The recognition rates of different classification methods

析方法的分类器都实现了更高的分类精度。在关键帧图像作为训练和测试的输入时,多线性分类器达到了 86.9% 的识别率,比起其他 MSVM (71.0%)、CRC

(78.5%)、SRC (80.5%) 表现更为突出,并且对于 3D SIFT 和 3D HOG 特征,分别达到了 74.2% 和 70.5% 的分类精度,表现优于其他选择的分类方法。

表 1 已经证明了,对于多聚焦线虫图像栈的分类,基于多线性分析的分类器性能优于其他非多线性分类器,并且基于图像融合的多线性分类器在分类多聚焦线虫图像栈的过程中优势尤为显著。在基于图像融合的多线性分类方法中,对于选择的 DWTSR、离散小波变换、NSCT 等多种融合算法,DWTSR 最为有效,达到了最高的 93.8% 的识别率,因此,在接下来进一步的实验中都以 DWTSR 图像融合方法为例进行分析。

对于多聚焦线虫图像栈,图像融合不仅可以沿着 z 方向,也可以沿着其他两个正交的方向进行。图 3 显示了使用离散小波变换稀疏表示融合方法沿着 x 、 y 、 z 三个正交方向得到的融合图像。从图 3 中,可以清晰地看到对于同一个图像栈沿着不同方向进行融合,可以得到非常不同的融合图像,沿着 z 方向的融合图像中包含信息较其他两个方向丰富。图 9 显示了,在结合不同数量的融合图像时,不同分类器对图像栈的识别率。可以看出: 1) 结合两个或者多个方向融合图像特征的识别率高于单个方向融合图像的识别率; 2) 随着融合图像数目的增加,对图像栈的识别率逐渐增加; 3) 基于多方向图像融合的多线性分析方法对图像栈的识别率始终高于其他的分类方法; 4) 基于多方向图像融合的多线性分类方法,通过结合 3 个正交方向的融合图像,达到了实验中最高的识别率 97.0%,证明了本文提出的方法的准确性。

三维图像栈沿多个正交方向的融合图像,并从中提取特征;通过典型相关分析方法从提取到的特征中抽取组合的典型相关特征并用于分类;同时,由于图像栈数据包含了样本、类别和方向等多个影响分类的因素,因此将多方向图像融合方法嵌入到多线性分析中,综合考虑多个因素交互作用时对图像栈分类的影响。实验中对线虫图像栈数据的分类效果,证明了基于多方向图像融合的多线性分类器对于多聚焦图像栈分类的有效性。

参考文献

[1] 温翠红,章兢,程凡永. 基于 DAG-LDM 的手写音乐符号分类[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(5): 764-771.

WEN C H, ZHANG J, CHENG F Y. Handwritten music symbol classification based on DAG LDM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(5): 764-771.

[2] 吴哲君,赵忠华,唐雷. 基于 SVM 的行人步态实时分类方法[J]. 电子测量技术, 2015, 38(7): 41-44.

WU ZH J, ZHAO ZH H, TANG L. SVM based method for real time classification of pedestrian gait [J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38 (7): 41-44.

[3] 张维坤,叶伟,劳国超. 基于 SIFT 特征的 SAR 图像飞机目标匹配分类方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(8): 19-21.

ZHANG W K, YE W, LAO G CH. Research on aircraft target matching classification method based on SIFT feature for SAR image [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(8): 19-21.

[4] LI W, TRAMEL E W, PRASAD S, et al. Nearest regularized subspace for hyperspectral classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(1): 477-489.

[5] GUO H, WANG W. An active learning-based SVM multi-class classification model[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(5): 1577-1597.

[6] GU S H, LEI Z, ZUO W M, et al. Projective dictionary pair learning for pattern classification [C]. Neural Information Processing Systems, 2014: 793-801.

[7] 杨文文,毛建旭,陈姜嘉旭. 基于分块 LBP 和分块 PCA 的指静脉识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(7): 1000-1007.

YANG W W, MAO J X, CHEN J J X. Finger vein recognition based on block LBP and block PCA [J], Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(7): 1000-1007.

[8] KLASER A, MARSZALEK M, SCHMID C. A spatio-

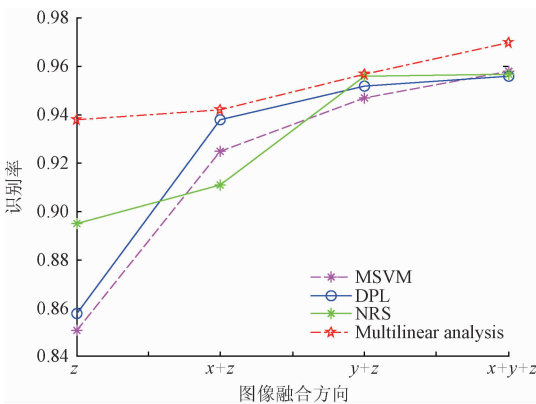


图 9 基于多方向图像融合的分类器对图像栈识别的结果
Fig. 9 The recognition rates of image stacks using the multi-direction image fusion based classifier

3 结 论

本文提出了一种基于图像融合的多线性分析方法对三维图像栈进行特征提取和分类。通过图像融合获取

- temporal descriptor based on 3d-gradients [C]. British Machine Vision Conference, 2008: 275-285.
- [9] SCOVANNER P, ALI S, SHAH M. A 3-dimensional sift descriptor and its application to action recognition [C]. 15th ACM International Conference on Multimedia, 2007: 357-360.
- [10] LIU M, ROY-CHOWDHURY A K. Multilinear feature extraction and classification of multi-focal images, with applications in nematode taxonomy [C]. IEEE Conference Computer Vision and Pattern Recognition, 2010: 2823-2830.
- [11] LIU Y, LIU S P, WANG Z F. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation [J]. Information Fusion, 2015 (24): 147-164.
- [12] YANG J, ZHANG X. Feature-level fusion of fingerprint and finger-vein for personal identification [J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(5): 623-628.
- [13] YANG B, LI S T. Multifocus image fusion and restoration with sparse representation [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(4): 884-892.
- [14] 陈震, 杨小平, 张聪炫, 等. 基于补偿机制的 NSCT 域红外与可见光图像融合 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4): 860-870.
- CHEN ZH, YANG X P, ZHANG C X, et al. Infrared and visible image fusion based on the compensation mechanism in NSCT domain [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4): 860-870.
- [15] 李目, 何怡刚, 吴笑锋, 等. 基于奇异值分解的分数阶小波综合实现方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(2): 241-248.
- LI M, HE Y G, WU X F, et al. Synthesis implementation method of fractional wavelet based on singular value decomposition algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(2): 241-248.
- [16] AL-SHIHA A A M, WOO W L, DLAY S S. Multi-linear neighborhood preserving projection for face recognition [J]. Pattern Recognition, 2014, 47 (2): 544-555.
- [17] ZHU P F, ZHANG L, HU Q, et al. Multi-scale patch based collaborative representation for face recognition with margin distribution optimization [C]. European Conference on Computer Vision, 2012: 822-835.
- [18] WAGNER A, WRIGHT J, GANESH A, et al. Toward a practical face recognition system: Robust alignment and illumination by sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(12): 372-386.
- [19] ZHUANG X H, BAI W J, SONG J J, et al. Multiatlas whole heart segmentation of CT data using conditional entropy for atlas ranking and selection [J]. Medical Physics, 2015, 42(7): 3822-3833.

作者简介



王学平, 1992 年出生, 湖南大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理和模式识别。

E-mail: wang_xueping@hnu.edu.cn

Wang Xueping was born in 1992. And he is a M. Sc. candidate in Hunan University now. His main research interest includes image processing and pattern recognition.



刘敏, 1981 年出生, 湖南大学电气与信息工程学院副教授, 博士生导师, 主要研究方向为计算机视觉, 模式识别以及生物医学图像处理。

E-mail: liu_min@hnu.edu.cn

Liu Min was born in 1981. And he is an associate professor and Ph. D. supervisor in College of Electrical and Information Engineering, Hunan University. His main research interests include computer vision, pattern recognition and biomedical image processing.