

## 基于高斯尺度空间粗糙度描述子的花粉图像分类识别

谢永华<sup>1,2</sup>, 徐赵飞<sup>1\*</sup>, 范文晓<sup>2</sup>

(1. 南京信息工程大学 计算机与软件学院, 南京 210044; 2. 南京信息工程大学 江苏省网络监控中心, 南京 210044)

(\* 通信作者电子邮箱 892210505@qq.com)

**摘要:**针对现有粗糙度描述子大多依赖于灰度值平均值,容易造成图像信息的丢失的问题,提出了一种新的基于高斯尺度空间粗糙度描述子的特征提取方法,并应用于花粉图像的分类和识别。首先,采用高斯金字塔算法,将花粉图像分割成不同层次的尺度空间;然后,在各个尺度空间上提取图像的粗糙度纹理特征;其次,通过计算粗糙度频率直方图的统计分布,提取不同尺度空间的粗糙度描述子(SSRHD);最后,采用欧氏距离计算图像的相似度。通过Confocal和Pollenmonitor图像库上的仿真结果表明,与基于隐马尔可夫模型的轮廓描述子(DHMMD)相比,该描述子在Confocal图像库上的平均正确识别率(CRR)提高了2.32%、平均错误识别率(FRR)降低了0.1%,而在Pollenmonitor图像库上的平均识别率也提高了1.2%。实验结果表明,该描述子能较好地描述花粉颗粒图像的纹理分布,对于花粉图像的旋转和姿态变化也具有良好的鲁棒性。

**关键词:**高斯金字塔;粗糙度;花粉识别;纹理特征;尺度空间

**中图分类号:** TN911.73; TP391.413 **文献标志码:** A

## Pollen image classification and recognition based on Gaussian scale-space roughness descriptor

XIE Yonghua<sup>1,2</sup>, XU Zhao-fei<sup>1\*</sup>, FAN Wenxiao<sup>2</sup>

(1. School of Computer and Software, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210044, China;

2. Jiangsu Engineering Center of Network Monitoring, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210044, China)

**Abstract:** According to the problem that the existing roughness descriptors are mostly dependent on the average grey value, which is easy to cause the loss of image information, a new roughness descriptor based on Gaussian scale space was presented for pollen image classification and recognition. With this method, the Gaussian pyramid algorithm was used to divide the image into several different levels of scale space, and then the roughness texture feature was extracted from the different level scale space. The statistical distribution of roughness frequency was calculated to build the Scale-Space Roughness Histogram Descriptor (SSRHD). At last, the Euclidean distance was used to measure the similarity between images. The simulation results on Confocal and Pollenmonitor image database demonstrate that, compared with Discrete Hidden Markov Model Descriptors (DHMMD), the Correct Recognition Rate (CRR) performed by the SSRHD increases by 2.32% on Confocal and 1.2% on Pollenmonitor, and the False Recognition Rate (FRR) decreases by 0.1% on Confocal. The experimental results show that the SSRHD feature can effectively describe the pollen image texture and it also has good robustness to pollen rotation and pose variation.

**Key words:** Gaussian pyramid; roughness; pollen recognition; texture feature; scale space

## 0 引言

花粉颗粒的分析和鉴别技术在很多领域得到了广泛的关注和应用,例如,古代气候的重建,花粉传播与育种以及花粉过敏症的药物治疗等。但是目前花粉的分类和识别主要是依靠人工在显微镜下进行,这种传统的鉴定方法要求操作者具有丰富的花粉形态学知识和一定的实践经验,且识别过程耗时,识别精度易受主观经验影响,准确率普遍不高。尽管不同植物的花粉形态千差万别,但是显微镜下的花粉图像具有丰富的类似于常规普通图像的结构、几何和纹理特征。随着图像处理分析和模式识别理论的发展,研究利用计算机进行花粉图像的自动分类识别技术将成为花粉鉴别分析的一种有效

手段。

近几年来出现了一些代表性的花粉图像特征提取算法。例如:Reisert等<sup>[1]</sup>提出了一种基于球面谐波<sup>[2-3]</sup>扩张和梯度算子的组织集成不变量描述符(Group Integration Invariant Descriptors based on Gradient Operators and Spherical Harmonic Expansion, GSGID)用于三维花粉图像的分类,识别率达到了93.2%;Travieso等<sup>[4]</sup>提出了一种基于隐马尔可夫模型的轮廓特征描述子(Discrete Hidden Markov Model Descriptor, DHMMD),获得了93%左右的识别率;Cernadas等<sup>[5]</sup>提出一种新的基于纹理与形状的描述子(Texture-based and Shape-based Descriptor, TSD),识别率可以达到89%;Rodriguez-Damian等<sup>[6]</sup>提出了一种基于亮度和形状的描述子

收稿日期:2015-01-19;修回日期:2015-03-15。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61375030)。

作者简介:谢永华(1976-),男,江苏靖江人,教授,博士,CCF会员,主要研究方向:模式识别、基于内容的图像检索;徐赵飞(1991-),女,江苏无锡人,硕士研究生,主要研究方向:生物图像处理与识别;范文晓(1990-),女,江苏连云港人,硕士研究生,主要研究方向:生物图像处理与识别。

(Brightness-based and Shape-based Descriptors, BSD), 识别率在 90% 左右。从实验结果来看, GSGID 这类不变量描述子特征虽然可以有效地描述像素点的分布, 并且已被证明对图像的旋转和平移具有不变性, 但是, 它的特征向量通常维度较高且带有较多的冗余信息, 增加了计算的复杂度。DHMM 这类结构型描述子虽然可以大大减少图像特征向量的维度, 但次级图像的噪声干扰会导致原始图像信息的改变, 使得后续的描述符变得不稳定, 影响了相似度匹配的准确度。TSD 和 BSD 这类将结构与纹理相结合的特征描述方式虽然能更全面地描述图像, 但识别结果会因为花粉类别的不同而产生较大的差异, 不利于实际的应用。

基于以上原因, 本文提出了一种基于高斯尺度空间的粗糙度描述子来描述花粉图像特征, 该方法将原始花粉图像利用高斯金字塔算法分割成不同尺度的尺度空间子图像, 然后在不同尺度空间上对花粉图像进行粗糙度直方图统计特征的提取。该方法计算简单, 对图像的描述完整且具有旋转不变性, 实验仿真结果验证了其对于花粉图像特征的描述能力。

## 1 基于尺度空间的粗糙度描述子

### 1.1 高斯尺度空间

图像的尺度与图像的特征有着紧密的联系。一些特定的图像特征需要在对应的尺度范围上才能表现出来, 因此, 本文在对图像提取图像特征之前, 首先引入图像的尺度空间表示方法, 其基本思想<sup>[7-8]</sup>是: 在图像信息处理模型中引入一个被视为尺度的参数, 通过连续变化尺度参数获得多尺度下的尺度空间表示序列, 然后对这些序列进行所需图像特征的提取。

高斯核作为实现尺度变换的唯一变换核<sup>[8]</sup>, 具有线性、平移不变性和旋转不变性等诸多特性, 采用高斯核作为尺度空间核函数所得到的尺度空间称为高斯尺度空间。其实质是将原始图像与高斯函数进行卷积运算, 通过高斯函数参数的不断变化, 来获得不同尺度的图像序列。假设一幅图像是  $I(x, y)$ , 则该图像的尺度空间  $L(x, y, \sigma)$  表示为:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

其中:  $\sigma$  表示尺度因子, 符号  $*$  表示卷积运算,  $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$ 。

图 1 给出了花粉图像的高斯尺度空间示意图。

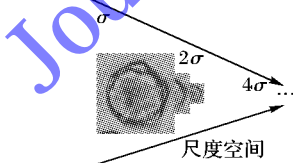


图 1 花粉图像尺度空间示意图

### 1.2 粗糙度直方图表示

粗糙度<sup>[9-10]</sup>是一种有效的图像纹理特征, 在图像处理和识别领域中得到了广泛的应用。其中文献[11]中介绍了 Tamura 提出的一种较为有效的计算粗糙度的方法, 其原理是通过计算图像中  $2^k \times 2^k$  的活动窗口的平均像素强度值, 然后计算各像素分别在水平和垂直方向上窗口间的平均强度差, 找出使这个差值获得最大的  $k$ , 记为该像素点的粗糙度, 最后

计算整幅图像  $k$  的平均值来得到整幅图像的粗糙度, 即  $F_{\text{crs}} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n S_{\text{best}}(i, j)$ , 其中:  $F_{\text{crs}}$  即整幅图像的粗糙度,  $m$  和  $n$  表示图像的尺寸,  $S_{\text{best}}(i, j)$  表示像素点  $(i, j)$  的最佳窗口尺寸。

从结果上看, 对粗糙度的描述只有一个数值, 它反映了一幅图像平均的粗糙程度。当纹理图像具有一致基元尺寸时, 这种描述是最优的, 而对于具有不同尺寸基元分布的纹理图像, 这种描述将损失大量图像信息, 不利于图像识别。为此, 本文提出了一种基于高斯尺度空间的粗糙度描述子, 通过计算不同尺度空间上的粗糙度直方图统计特征来描述图像的粗糙程度。具体步骤如下。

1) 计算图像中  $2^k \times 2^k$  个像素的活动窗口中像素的平均强度值, 即:

$$A_k(x, y) = \sum_{i=x-2^{k-1}}^{x+2^{k-1}-1} \sum_{j=y-2^{k-1}}^{y+2^{k-1}-1} g(x, y) / 2^{2k} \quad (2)$$

其中:  $g(x, y)$  表示位于  $(x, y)$  的像素强度值,  $k \in [0, 5]$ 。

2) 针对每个像素, 分别计算它在水平方向和垂直方向上互不重叠的窗口之间的平均强度差  $E_{k,h}(x, y)$  和  $E_{k,v}(x, y)$ , 即:

$$E_{k,h}(x, y) = |A_k(x + 2^{k-1}, y) - A_k(x - 2^{k-1}, y)| \quad (3)$$

$$E_{k,v}(x, y) = |A_k(x, y + 2^{k-1}) - A_k(x, y - 2^{k-1})| \quad (4)$$

3) 对每个像素, 将能使  $E_{k,h}(x, y)$  或  $E_{k,v}(x, y)$  达到最大的  $k$  的值设为该像素点的最佳窗口尺寸, 即  $S_{\text{best}}(x, y) = 2^k$ , 其中  $S_{\text{best}}(x, y)$  即为该像素点的粗糙度值。

4) 计算整幅图像中有效区域的所有  $S_{\text{best}}$  并统计相同的  $S_{\text{best}}$  出现的概率分布, 即:

$$p_k = t_k / (x \times y) \quad (5)$$

其中:  $t_k$  表示  $S_{\text{best}} = 2^k$  出现的次数;  $p_k$  对应该次数出现的频率;  $x \times y$  则表示有效区域内像素点的总个数, 也就是  $S_{\text{best}}$  的总个数。每个  $S_{\text{best}}$  都对应一个概率  $p_k$ , 即对应每个尺度空间的概率直方图统计分布。

### 1.3 粗糙度直方图特征描述子

为了较完整地保留图像的粗糙度信息, 在本文提出的粗糙度描述子中, 需要保留每层尺度空间的每幅图像中所有  $S_{\text{best}}$  对应的权值, 因此计算  $S_{\text{best}}$  与  $p_k$  的乘积即  $S_{\text{best}}$  对应的权值, 得到若干个结果并组成一个特征向量  $\mathbf{VH}$ ,  $\mathbf{VH} = \{S_1 p_1, S_2 p_2, \dots, S_i p_i\}$ , 其中:  $S_i$  表示  $k = i$  时最佳尺寸的值,  $p_i$  是对应的概率。

由于每幅原始图像都对应若干个高斯尺度空间, 每层高斯尺度空间内的图像都对应一个特征向量  $\mathbf{VH}$ , 这个向量即为当前尺度下该图像的粗糙度特征向量。假设图像高斯尺度空间的层数为  $L$ , 则整幅图像的粗糙度描述子可表示为一个  $i \times L$  的矩阵——SSRHD(基于高斯尺度空间的粗糙度描述子, Scale-Space Roughness Histogram Descriptor), 即为:

$$\text{SSRHD} = \{\mathbf{VH}_1, \mathbf{VH}_2, \dots, \mathbf{VH}_L\} \quad (6)$$

最后提取每幅图像的 SSRHD。该描述子也可以用如下矩阵来表示:

$$SSRHD = \begin{bmatrix} S_{11P_{11}} & S_{12P_{12}} & \cdots & S_{1iP_{1i}} \\ S_{21P_{21}} & S_{22P_{22}} & \cdots & S_{2iP_{2i}} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S_{LiP_{L1}} & S_{L2P_{L2}} & \cdots & S_{LiP_{Li}} \end{bmatrix} \quad (7)$$

## 2 实验结果

本文实验环境为 PIV 计算机, 2.8 GHz CPU 和 8 GB 内存。实验数据共有两组数据集<sup>[12-13]</sup>。其中:数据集 1 是 Confocal 花粉图像数据集,共有 389 个花粉粒,分别来自 26 个不同的类群,图像直接从相应的植物上采集而来,并运用共焦激光扫描显微术手工记录为一个完整的三维体积数据,所有的共焦花粉图像均为高品质且没有任何变形和污染;数据集 2 是 Pollenmonitor 花粉图像数据集,有 22 750 个花粉粒,分别来自 33 个不同的类群,所有数据都是由欧洲第一个 Pollenmonitor 原型自动收集、准备和记录的。Pollenmonitor 数据集中部分图像由于在采集过程中因显微传感器和不规则采集方法导致的变形和污染而质量较低。本文采用欧氏距离来计算特征相似度。每一类花粉选取其中的 20% 作为训练样本,剩下的作为实验样本。

上文中提到,在计算图像的粗糙度之前,首先要计算  $2^k \times 2^k$  个像素的活动窗口中像素的平均强度值,对于  $k$  的取值,需要根据图像的大小来选取合适的值,本文所采用的图像数据大小在  $99 \times 99$  到  $200 \times 200$  之间,通过实验验证:当图像尺寸在  $150 \times 150$  以上时, $k$  取 4 比较合适;在  $150 \times 150$  以下时, $k$  取 3 比较合适。这样在计算图像粗糙度时所包含的图像信息比较完整,不至于丢失太多有用信息。

实验中分别采用正确识别率 (Correct Recognition Rate, CRR)、错误识别率 (False Recognition Rate, FRR)、拒识率 (Reject Rate, RR) 以及识别时间 (Recognition Time, RT) 对实验性能进行验证。

### 2.1 Confocal 花粉图像的实验结果

图 2 给出了 6 种具有代表性的 Confocal 花粉图像的分类结果。从实验结果可以看出,在没有变形和污染的情况下,花粉颗粒图像具有明显的边缘和清晰的局部结构,大部分都能被正确地识别和分类。

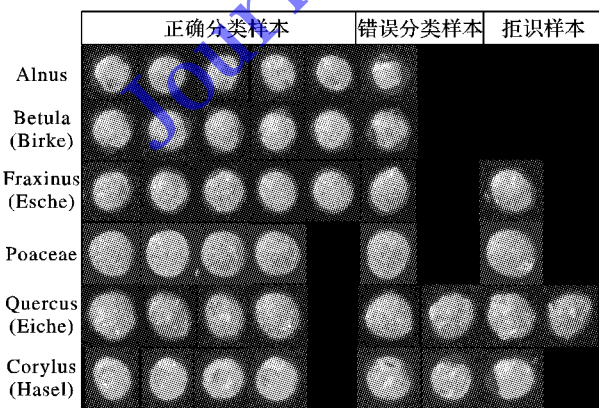


图 2 Confocal 花粉图像部分实验结果

表 1 给出了 6 种具有代表性的花粉图像的实验结果。从结果可以看出,尽管识别性能会在一定程度上受到花粉图像

质量的影响,但是对于质量较好的花粉图像,如 Alnus 和 Betula,平均正确识别率可以达到 95% 以上,错误识别率可以控制在 3% 以下,而对于花粉图像质量不太好的 Corylus 也能达到 90% 以上的识别率,错误分类和拒识的花粉主要是由于样本图像模糊或图像噪声干扰的缘故。实验结果表明,本文提出的基于高斯尺度空间的粗糙度描述子 (SSRHD) 对于花粉图像的空间几何变换具有很好的不变性。

表 1 Confocal 花粉图像匹配结果

花粉类别	CRR	RR	FRR
Alnus	96.95	3.0	0
Betula (Birke)	97.96	1.2	0
Corylus (Hasel)	91.70	5.2	5.6
Fraxinus (Esche)	95.00	2.8	2.9
Quercus (Eiche)	91.84	4.6	5.8
Poaceas	95.30	2.7	3.6

### 2.2 Pollenmonitor 花粉图像的实验结果

图 3 给出了 6 种有代表性的 Pollenmonitor 花粉图像的实验结果。从结果可以看到,尽管同一种类的花粉由于不同的显微采集方法而呈现不同的外观和结构,图像质量也有很大差异,但是通过本文的方法,大部分具有不同姿态和空间旋转的花粉图像也能够被正确地分类。表 2 给出了这 6 种花粉的识别结果。从结果中可以看到,花粉的识别性能同样受到花粉图像质量的影响,但是平均正确识别率仍然能够达到 85% 左右,错误识别率和拒识率能控制在 5% 和 6% 左右。其中,对于花粉纹理较清晰的 Fraxinus 花粉图像,获得了最高 93.3% 的正确识别率,最低识别率出现在 Corylus 花粉图像上,但是正确率也达到了 83.3%。拒识率提高的原因主要是由于花粉在收集过程中发生了变形或者受到了污染,导致图像质量较低,从而影响粗糙度描述子的鲁棒性。

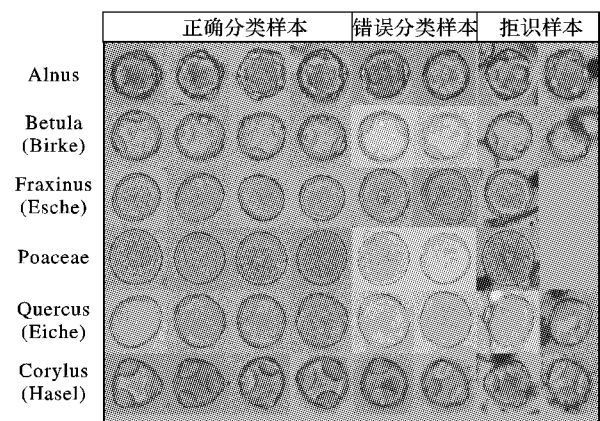


图 3 Pollenmonitor 花粉图像部分实验结果

表 2 Pollenmonitor 花粉图像匹配结果

花粉类别	CRR	RR	FRR
Alnus	88.00	1.3	5.60
Betula (Birke)	90.63	3.5	4.30
Corylus (Hasel)	83.33	6.3	10.90
Fraxinus (Esche)	93.75	2.8	4.25
Quercus (Eiche)	89.09	6.7	4.30
Poaceas	92.00	10.6	7.20

### 2.3 算法对比分析

为了验证本文方法有效性,本文将实验结果与 GSGID 描述子<sup>[1]</sup>、TSD 描述子<sup>[2]</sup>、DHMMD 描述子<sup>[5]</sup>以及 BSD 描述子<sup>[6]</sup>的实验结果进行了比较。表3给出了在两类数据集上本文算法和其他4种算法的平均识别率的比较结果。从实验结果可以看出,本文所提的 SSRHD 描述子的平均识别率明显高于其他4种算法。对于 Confocal 花粉数据集,SSRHD 的平均正确识别率可以达到 96.12%,比其他算法平均高出 6%,相应的平均错误率和平均拒识率分别控制在 1.2% 和 2.5%;对于 Pollenmonitor 花粉数据集,尽管花粉图像质量普遍较差,但是 SSRHD 的平均识别率仍然达到了 91.33%,比其他算法平均高出 6.5%,相应的平均错误识别率和平均拒识率也能分别控制在 5.7% 和 7.5%,其主要原因是由于 SSRHD 是基于高斯尺度空间的。高斯核具有平移不变性和旋转不变性等诸多特性,在特征提取过程中可避免由于花粉颗粒发生旋转平移或姿态变化等几何变换带来的影响,保证了描述子特征的鲁棒性。实验证明,本文的算法对于花粉识别具有更高的识别率,并具有良好的几何不变性。

表3 本文方法与其他方法实验结果

描述子	数据集	CRR	RR	FRR
GSGID	Confocal	90.70	4.6	4.7
	Pollenmonitor	83.30	13.2	9.5
TSD	Confocal	89.00	3.6	3.1
	Pollenmonitor	84.00	9.5	8.7
DHMMD	Confocal	93.80	4.8	2.6
	Pollenmonitor	90.13	7.2	5.8
BSD	Confocal	90.00	2.7	4.6
	Pollenmonitor	82.00	8.3	12.1
SSRHD	Confocal	96.12	1.2	2.5
	Pollenmonitor	91.33	5.7	7.5

此外,为了验证本文提出算法的计算效率,本文分别在两种数据集上对 SSRHD 算法和其他4种算法进行了对比,包括 GSGID 算法、TSD 算法、DHMMD 算法以及 BSD 算法。很显然,本文的算法计算效率优于其他4种算法。例如,与 GSGID 算法相比,本文所提出的 SSRHD 算法最后的特征描述子的维度降低了 80%,并且在 Confocal 和 Pollenmonitor 两种数据集上所需的时间分别是 4.8 s 和 6.9 s。对比实验结果显示,本文算法不仅对图像的旋转具有不变性,而且效率较高,适用于实际的花粉分类和识别工作。

表4 各种算法效率对比

数据集	RT/s				
	GSGID	TSD	DHMMD	BSD	SSRHD
Confocal	15.3	10.2	8.5	8.2	4.8
Pollenmonitor	20.9	17.3	13.7	12.6	6.9

## 3 结语

本文提出了一种新的基于尺度空间的粗糙度特征描述符来进行图像特征匹配,并用于花粉识别。本方法具有以下几方面的优势:采用尺度空间,通过建造高斯尺度空间,可以更好地检测图像特征,而且高斯尺度空间具有旋转不变性;其次,采用纹理特征——粗糙度作为特征提取,能很好地表示图

像灰度的变化,适用于电镜下产生的图像,即本文所用的数据集;最后,将尺度空间和粗糙度这一纹理特征进行结合,不仅保证了特征提取的完整性,不至于丢失太多的图像信息,还具有几何不变性,使得描述子具有更优良的性能。

### 参考文献:

- [1] REISERT M, BURKHARDT H. Invariant features for 3D-data based on group integration using directional information and spherical harmonic expansion [C]// ICPR 2006: Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2006: 206-209.
- [2] TIAN H, CUI W, WAN T, *et al.* A computational approach for recognition of electronic microscope plant pollen images [C]// CISP 2008: Proceedings of the 2008 Congress on Image and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2008: 259-263.
- [3] WANG Q, RONNEBERGER O, BURKHARDT H. Rotational invariance based on Fourier analysis in polar and spherical coordinates [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(9): 1715-1722.
- [4] TRAVIESO C M, BRICENO J C, TICAY-RIVAS J R, *et al.* Pollen classification based on contour features [C]// INES 2011: Proceedings of the 15th International Conference on Intelligent Engineering Systems. Piscataway: IEEE, 2011: 17-21.
- [5] RODRIGUEZ-DAMIAN M, CERNADAS E, FORMELLA A, *et al.* Automatic detection and classification of grains of pollen based on shape and texture [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2006, 36(4): 531-542.
- [6] RODRIGUEZ-DAMIAN M, CERNADAS E, FORMELLA A, *et al.* Pollen classification using brightness-based and shape-based descriptors [C]// ICPR 2004: Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2004: 212-215.
- [7] WANG S. SIFT based image matching algorithm research [D]. Xi'an: Xidian University, 2013: 37-38. (汪松. 基于 SIFT 算法的图像匹配方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013: 37-38.)
- [8] PAN Z. Research on matching based on SIFT algorithm [D]. Xi'an: Xidian University, 2013: 19-24. (潘子昂. 基于 SIFT 算法的图像匹配研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013: 19-24.)
- [9] CHAMORRO-MARTINEZ J, MARTINEZ-JIMENEZ P. A comparative study of texture coarseness measures [C]// ICIP 2009: Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway: IEEE, 2009: 1337-1340.
- [10] XU G, HUI W, ZHAO H, *et al.* A new metric algorithm of image textural coarseness [C]// ICCAS 2010: Proceedings of the 2010 International Conference on Computer Application and System Modeling. Piscataway: IEEE, 2010: 544-548.
- [11] LI B. Intelligent image processing technology [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004: 219-223. (李弼程. 智能图像处理技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004: 219-223.)
- [12] RONNEBERGER O, SCHULTZ E, BURKHARDT H. Automated pollen recognition using 3D volume images from fluorescence microscopy [J]. Aerobiologia, 2002, 18(2): 107-115.
- [13] RANZATO M, TAYLOR P E, HOUSE J M, *et al.* Automatic recognition of biological particles in microscopic images [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(1): 31-39.