

基于视觉图像识别的番茄表面农药残留量无损检测方法

Nondestructive detection of pesticide residues on tomato surface
based on visual image recognition

薄璐¹ 王立霞²

BO Lu¹ WANG Li-xia²

(1. 陕西职业技术学院, 陕西 西安 710038; 2. 陕西学前师范学院, 陕西 西安 710100)

(1. Shaanxi Vocational and Technical College, Xi'an, Shaanxi 710038, China;

2. Shaanxi Xueqian Normal University, Xi'an, Shaanxi 710100, China)

摘要:为了提高对番茄表面农药残留量的准确检测能力,提出一种基于视觉图像识别的番茄表面农药残留量无损检测方法。采用激光成像技术进行番茄表面农药残留区域视觉图像采集,对采集的番茄表面图像进行农药残留量的光谱特征分析,提取番茄表面农药残留区域的边缘轮廓特征,根据特征提取结果进行番茄表面农药残留区域视觉图像重构,在重构的区域图像中采用分块匹配技术进行番茄表面农药残留量区域分割,结合自适应分块特征匹配方法实现番茄表面农药残留量检测识别。仿真结果表明,采用该方法进行番茄表面农药残留量的无损性较好,输出图像的信息饱和度较高,提高了对番茄表面农药残留量的准确检测能力,在番茄病虫害防治和农药的去除等方面具有很好的应用价值。

关键词:视觉图像识别;番茄;表面农药残留量;无损检测

Abstract: In order to improve the ability of accurate detection of pesticide residues on tomato surface, a method of nondestructive detection of pesticide residues on tomato surface based on visual image recognition was proposed. The image of pesticide residues on tomato surface was collected by laser imaging, and the spectral feature of pesticide residue was analyzed to extract the edge profile of pesticide residue area on tomato surface. Based on the feature extraction results, the region of pesticide residue on tomato surface was reconstructed by visual image reconstruction, and the partition matching technique was used to segment the region of pesticide residue on tomato surface. The detection and recognition of pesticide residues on tomato surface are realized by

using adaptive block feature matching method. The simulation results show that the method has good nondestructive effect on pesticide residue on tomato surface and high information saturation of output image, which improves the ability of accurate detection of pesticide residue on tomato surface. It has good application value in tomato pest control and pesticide removal.

Keywords: visual image recognition; tomato; surface pesticide residues; nondestructive testing

随着激光图像处理技术的发展,采用激光成像技术进行农作物的农药残留量检测,提高农作物的虫害防治能力的同时,确保农作物食品的安全。对番茄表面农药残留量进行准确检测,结合图像识别和计算机视觉分析技术,实现对番茄表面农药残留量区域分割和分块匹配,提高对番茄表面农药残留量的准确检测和视觉分析识别能力,相关的番茄表面农药残留量检测方法研究受到极大重视。

对番茄表面农药残留量的无损检测方法研究是建立在对图像的特征信息采集和分块区域匹配基础上,结合视觉特征重构技术,实现番茄表面农药残留检测识别^[1]。传统方法中,对番茄表面农药残留检测方法主要有高光谱分割检测技术、块匹配的番茄表面农药残留区域分割技术和锐化模板匹配的番茄表面农药残留量分割检测技术^[2],但上述方法在进行番茄表面农药残留区域视觉图像区域分割和检测识别中存在计算开销较大和抗干扰能力不好的问题,特别是对大规模的番茄表面农药残留区域视觉图像区域检测的特征识别能力不好^[3]。对此,相关研究者对算法进行改进设计,其中,文献^[4]提出了一种基于多重分形的番茄表面农药残留区域视觉图像区域快速分割和残留量检测技术。采用分区域特征匹配方法

基金项目:陕西省重点研发计划项目(编号:2017NY-142)

作者简介:薄璐(1985—),女,陕西职业技术学院副教授,硕士。

E-mail: boluo168608@163.com

收稿日期:2019-01-02

进行二维番茄表面农药残留区域视觉图像的分块融合性检测,但该方法进行番茄表面农药残留量检测的准确性不好,快速信息处理能力也不好。文献[5]提出了一种基于联合灰度阈值分割及轮廓形态识别的番茄表面农药残留量无损方法,实现了对番茄表面农药残留量无损特征提取,但该方法的参量估计和识别精度不高。针对上述问题,本研究提出一种基于视觉图像识别的番茄表面农药残留量无损检测方法。拟首先采用激光成像技术进行番茄表面农药残留区域视觉图像采集,对采集的番茄表面图像进行农药残留量的光谱特征分析;然后,把提取番茄表面农药残留区域的边缘轮廓特征,根据特征提取结果进行番茄表面农药残留区域视觉图像重构;在重构的区域图像中采用分块匹配技术进行番茄表面农药残留量区域分割;结合自适应分块特征匹配方法实现番茄表面农药残留量检测识别。最后进行仿真试验分析,得出有效性结论。

1 番茄表面农药残留区域视觉成像及预处理

1.1 番茄表面农药残留区域视觉成像

为了实现对番茄表面农药残留量检测识别,结合计算机视觉图像识别技术,采用激光成像时,首先需要进行番茄表面农药残留区域视觉成像处理,构建番茄表面农药残留区域视觉图像的区域特征分析模型,采用高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)进行番茄表面农药残留区域视觉图像的区域特征分析^[6],建立番茄表面农药残留区域视觉图像的先验估计模型,通过模板匹配进行像素级分解,进行番茄表面农药残留区域视觉图像的分块特征匹配,构建检测统计量,把番茄表面农药残留区域视觉图像划分成 4×4 的像素块,然后进一步将 4×4 子块通过番茄表面农药残留区域视觉成像技术分成 4 个相互重叠的 3×3 子块。假设有 K 个农药残留量的病征特征点,假定局部块是同态的,在 3×3 子块内进行番茄表面农药残留区域视觉图像的像素重构^[7],观察番茄表面农药残留量的局部可靠性概率分布密度函数定义为:

$$P(x_{w_3}, y_{w_3} | \Theta) = \sum_{x_i \in w_3} \sum_{k=1}^K \alpha_k g(x_{ij}, y_{ij} | \mu_k, \sigma_k^2), \quad (1)$$

式中:

w_3 ——番茄表面农药残留区域视觉图像检测模型中 3×3 的像素块区域;

$x_i \in w_3$ ——区域块 w_3 内的像素;

y_{ij} ——与农药残留区域分布像素 x_{ij} 唯一对应的番茄表面红色素特征标记点;

α_k ——1 个番茄表面的分块区域匹配函数中属于 k 类的权值;

Θ ——农药残留区域视觉图像颜色特征提取的不确定参量集合,记为 $\Theta = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K; \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_K; \sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_K^2\}$, 其中 μ_k, σ_k^2 分别表示番茄表面农药残留部位局部邻域中的第 k 类高斯分布的均值和方差, K 为番茄表面农药残留区域视觉图像的分块检测的块区域总数;

$g(\cdot)$ ——形态学膨胀函数,表示一个给定第 k 个番茄表面农药残留量特征采样标记点。

根据局部可靠性概率分布密度函数,可以计算出检测统计分布概率密度函数:

$$g(x_{ij}, y_{ij} | \mu_k, \sigma_k^2) = \sum_{k=1}^K \alpha_k \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \exp\left\{-\frac{(x_{ij} - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2}\right\}, \quad (2)$$

其中, $\alpha_k = 1$ 。

在上述进行模板匹配后,对番茄表面农药残留区域视觉图像 S' 在不规则三角网格点 (x', y') 处的灰度直方图均衡值满足 $\min_{y \in \Omega(x)} \frac{I'(y)}{A} \rightarrow 1$, 此时 $\tilde{t}(x) \rightarrow 0$, 由于 $A >$

0, 得到番茄表面农药残留区域视觉图像信息素位置的暗原色强度 $J^{dark}(x)$ 逼近于 0, 通过上述处理, 得到番茄表面农药残留区域视觉图像特征检测数学模型^[8]。

1.2 边缘轮廓特征提取和分块处理

采用 GMM 高斯混合模型描述番茄表面农药残留区域视觉图像像素的标记过程, 提取番茄表面农药残留区域视觉图像的颜色提取信息^[9], 得到番茄表面农药残留区域视觉图像成像输出为:

$$\frac{\partial u(x, y; t)}{\partial t} = \frac{\partial^2 u(x, y; t)}{\partial \xi^2} + c^2 \frac{\partial^2 u(x, y; t)}{\partial \eta^2}. \quad (3)$$

依赖邻域纹理分割和边缘轮廓曲线检测方法进行番茄表面农药残留量分布的像素特征匹配^[10], 得到番茄表面农药残留量分布的超像素纹理子空间表示为:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi \\ \eta \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中:

$$\theta = \arctan\left(\frac{\partial u}{\partial y} / \frac{\partial u}{\partial x}\right). \quad (5)$$

通过预先设定相关性 K , 求出番茄表面农药残留量分布特征的统计特征量, 假设番茄表面农药残留量分布各点附近的局部仿射不变域为 Ω , 对番茄表面农药残留区域视觉图像 $I(x, y)$ 采用分割线 C 划分为两个区域 R_1 和 R_2 , 番茄表面农药残留部位边界统计特征分块总数为 K , 番茄表面农药残留量分布的分块区域像素匹配疏线性方程组为:

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + \eta(x, y), \quad (6)$$

其中, $h(x, y)$ 是番茄表面农药残留量分布特征视差函数, 符号 $*$ 表示卷积。采用边缘检测算法得到分割后

的区域的番茄表面农药残留区域视觉图像信息融合结果为:

$$c = \sqrt{\exp\left[-\frac{1}{K} |\nabla u(x, y; t)|\right]}。 \quad (7)$$

在纹理映射变换下,采用超像素融合方法进行图像信息融合^[11],得到图像信息融合后的自适应特征重建迭代方程如下:

$$\begin{aligned} v_{i,d}^{k+1} = & \omega \cdot v_{i,d}^k + c_1 \cdot rand() \cdot \\ & (c_3 \cdot rand() \cdot pbest_{i,d}^k - x_{i,d}^k) + c_2 \cdot rand() \cdot \\ & (c_4 \cdot rand() \cdot gbest_d^k - x_{i,d}^k), \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $c_3 \cdot rand()$ 和 $c_4 \cdot rand()$ 称为番茄表面农药分布部位的疑似图谱,其表达式为:

$$c_3 \cdot rand() = \begin{cases} 1, & e_p > e_{0p} \\ c_3 \cdot rand(), & e_p \leq e_{0p} \end{cases}, \quad (9)$$

$$c_4 \cdot rand() = \begin{cases} 1, & e_g > e_{0g} \\ c_4 \cdot rand(), & e_g \leq e_{0g} \end{cases}。 \quad (10)$$

对采集的番茄表面农药残留量分布采用超像素融合方法进行图像信息融合,提取番茄表面农药残留区域的边缘轮廓特征,根据特征提取结果进行番茄表面农药残留区域视觉图像重构,进行图像检测和特征分析^[12]。

2 番茄表面农药残留量无损检测算法优化

2.1 农药残留量的光谱特征提取

在上述采用激光成像技术进行番茄表面农药残留区域视觉图像采集的基础上,对采集的番茄表面图像进行农药残留量的光谱特征分析^[13],对番茄表面农药残留区域视觉图像区域划分了各个子块,子块的尺度为 M ,进行 $M-1$ 次迭代,设 C_3 和 C_4 为番茄表面农药残留量分布边缘轮廓特征检测的差异性特征量。对于番茄表面农药残留区域视觉图像的灰色样本集 (x_i, y_i) ,用 x_i 表示输入, y_i 表示相应输出,得到番茄表面农药残留量分布特征分布函数为:

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b, \quad (11)$$

式中:

ω ——番茄表面农药残留量分布边缘轮廓特征检测;

b ——农药聚集区域的偏置量。

计算各像素点与聚类中心间距,番茄表面农药残留量分布的显著性超像素判别迭代公式:

$$\begin{aligned} d_{i+1} = & 2F(x_{i+1} + \frac{1}{2}, y_i + 2) = \\ & \begin{cases} 2[\Delta x(y_i + 2) - \Delta y(x_{i,r} + \frac{1}{2} - \Delta xB)] & d_i \leq 0 \\ 2[\Delta x(y_i + 2) - \Delta y(x_{i,r} + 1 + \frac{1}{2} - \Delta xB)] & d_i > 0 \end{cases}。 \end{aligned} \quad (12)$$

计算在纹理映射变换和差异性像素特征分布下的番

茄表面农药残留量分布特征的概率分布,进行图像番茄表面农药残留区域视觉图像重构处理,建立农药残留主成分特征分布的局部梯度能量函数如下所示:

$$x_{i,d}^{k+1} = \begin{cases} 1, & \rho_{i,d}^{k+1} \leq sig(v_{i,d}^{k+1}) \\ 0, & \rho_{i,d}^{k+1} > sig(v_{i,d}^{k+1}) \end{cases}, \quad (13)$$

式中:

$\rho_{i,d}^{k+1} \in [0, 1]$ ——边缘轮廓特征;

$sig(\cdot)$ ——Sigmoid 函数。

根据特征提取结果进行番茄表面农药残留区域视觉图像重构,得到番茄表面农药残留区域视觉图像的超像素生成统计特征量为:

$$\begin{cases} t = \mu \cos \alpha - \nu \sin \alpha \\ \omega = \mu \sin \alpha + \nu \cos \alpha \end{cases}。 \quad (14)$$

采用模板匹配技术,对番茄表面农药残留区域视觉图像 S' 在纹理信息融合区域 (x', y') 处进行梯度分解,在重构的区域图像中采用分块匹配技术进行番茄表面农药残留量区域分割^[14]。

2.2 番茄表面农药残留量区域分割和检测输出

构建番茄表面农药残留区域视觉图像的相关性检测模板匹配函数 $f(g_i)$ 为:

$$f(g_i) = c_1 \lambda_i \sum_{j=0}^{Nnp} \frac{\vec{\rho}_j \vec{v}_{ij}}{|\vec{v}_{ij}|^{\sigma_1} + \epsilon} / \sum_{j=0}^{Nnp} \frac{\rho_j}{|\vec{v}_{ij}|^{\sigma_1} + \epsilon}。 \quad (15)$$

由此获得番茄表面农药残留区域视觉图像的背景差分量,番茄表面农药残留区域视觉图像区域大小为 $M \times N$, M 和 N 对应番茄表面农药残留区域视觉图像边缘的长度和宽度。按照番茄表面农药残留区域视觉图像结构纹理梯度方向分解方法^[15],进行番茄表面农药残留区域视觉图像拟合,获得三维番茄表面农药残留区域视觉图像的亚像素级视差,为:

$$\begin{aligned} Eimage(V_i) = & -|I(x_{i-1}, y_{i+1}) + 2I(x_i, y_{i+1}) + \\ & I(x_{i+1}, y_{i+1}) - I(x_{i-1}, y_{i-1}) - 2I(x_i, y_{i-1}) - I(x_{i+1}, \\ & y_{i-1})| + |I(x_{i+1}, y_{i-1}) + 2I(x_{i+1}, y_i) + I(x_{i+1}, y_{i-1}) - \\ & I(x_{i-1}, y_{i-1}) - 2I(x_{i-1}, y_i) - I(x_{i-1}, y_{i+1})|。 \end{aligned} \quad (16)$$

对于 k 个邻近点,番茄表面农药残留区域视觉图像的边缘像素点分布为:

$$SSIM(x, y) = [\ell(x, y)]^a \cdot [c(x, y)]^b \cdot [s(x, y)]^{\gamma}。 \quad (17)$$

对采集的番茄表面农药残留量分布采用超像素融合方法进行图像信息融合^[16],番茄表面农药残留区域视觉图像的灰度信息分量为:

$$L(\phi) = \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx。 \quad (18)$$

结合区域轮廓检测方法,得到番茄表面农药残留区域视觉图像的轮廓长度:

$$H(z) = P_1 \cdot \sum_{k=1}^h p_{(k)g}(i, j) \times 2^{k-1} / P_2 \cdot \sum_{k=1}^h p_{(k)g}^*(i, j) \times 2^{k-1} \quad (19)$$

综上所述,实现对番茄表面农药残留量的无损检测。

3 仿真试验与结果分析

为测试本试验方法在实现番茄表面农药残留量的视觉检测中的应用性能,进行仿真试验,试验采用 Matlab 设计,结合区域视觉图像重构进行番茄表面农药残留量分布的动态成像处理,结合激光成像技术,进行图像采样,采样的图像像素样本数为 2 000,像素级为 200 px×600 px,视觉特征提取的迭代次数为 800,对番茄表面农药残留量分布检测的阈值为 0.14,图像的分辨率为 680 PPI×700 PPI,农药残留量的特征点覆盖区域为 220~320 帧,农药残留量分布的最大带宽为 0.23 Hz~100 kHz(+0.5~−3 dB),根据上述仿真环境和参数设定,进行番茄表面农药残留量无损检测的优化仿真,得到待检测的样本图像如图 1 所示。



图 1 待检测的番茄样本

Figure 1 Tomato samples to be tested

以图 1 的样本为测试对象,提取番茄表面农药残留区域的边缘轮廓特征,根据特征提取结果进行番茄表面农药残留区域视觉图像重构,提取农药残留量区域,得到图像重构融合结果如图 2 所示。



图 2 农药残留量区域重构融合结果

Figure 2 Fusion results of pesticide residue regional reconstruction

在此基础上结合分块匹配和谱分析技术,进行农药残留检测,得到农药残留区域检测输出如图 3 所示。

分析图 3 得知,本方法能有效实现对番茄表面农药残留区域的定位检测,区域分块性较好,检测的自适应分块特征匹配能力较强。测试不同方法进行番茄表面农药残留量检测的精度,得到对比结果见表 1。分析表 1 得知,按本文方法进行番茄表面农药残留量检测的精度较高,无损检测能力较强。

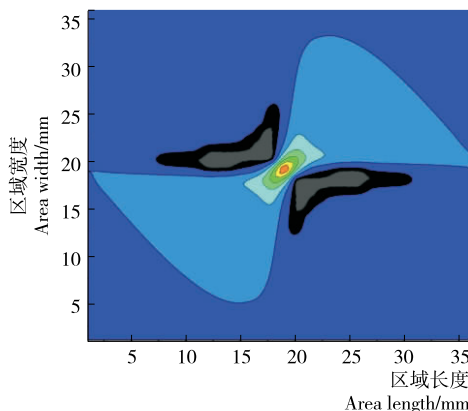


图 3 农药残留区域检测输出

Figure 3 Output of pesticide residue area detection

表 1 检测性能对比

迭代步数	本文方法	光谱检测	红外检测
100	0.845	0.720	0.753
300	0.923	0.789	0.786
500	0.967	0.825	0.833
700	0.996	0.869	0.921

4 结语

为解决传统检测方法检测番茄表面农药残留量不准确的问题,提出了一种基于视觉图像识别的番茄表面农药残留量无损检测方法。

(1) 采用激光成像技术进行番茄表面农药残留区域视觉图像采集,对采集的番茄表面图像进行农药残留量的光谱特征分析,根据特征提取结果进行番茄表面农药残留区域视觉图像重构,在重构的区域图像中采用分块匹配技术进行番茄表面农药残留量区域分割,结合自适应分块特征匹配方法实现番茄表面农药残留量检测识别。

(2) 通过试验对比分析,证明本方法可对番茄表面农药残留量进行准确检测,最高检测性能可达 0.996,可以保障蔬菜供应安全性。

(3) 下一步工作则是要缩减检测的时间,在提高检测精度的基础上缩短检测用时。

参考文献

- [1] 王鑫,周韵,宁晨,等. 自适应融合局部和全局稀疏表示的图像显著性检测[J]. 计算机应用, 2018, 38(3): 866-872.
- [2] 陈珠琳,王雪峰. 檀香咖啡豹蠹蛾虫害的树干区域分类研究[J]. 北京林业大学学报, 2018, 40(1): 74-82.
- [3] CHENG Ming-ming, ZHANG Guo-xin, MITRA N J, et al. Global contrast based salient region detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 569-582.

(下转第 71 页)

参考文献

- [1] SCHOEPP J J, BI Yu-qiang, KIDD J, et al. Detection and dissolution of needle-like hydroxyapatite nanomaterials in infant formula[J]. *Nanoimpact*, 2017, 5: 22-28.
- [2] STRAUB D A. Calcium supplementation in clinical practice: a review of forms, doses, and indications[J]. *Nutr Clin Pract*, 2007, 22(3): 286-296.
- [3] Board of Food Standards Australia New Zealand. F2017C00343. Australia New Zealand Food Standards Code-Schedule 29-Special purpose foodss; Permitted forms of vitamins, minerals and electrolytes in infant formula products, food for infants and food for special medical purposes[S/OL]. 2017. [2018-10-10]. <https://www.legislation.gov.au/details/f2017c00343>.
- [4] Scientific Committee of Consumer Safety-SCCS, UIRIKE B. Opinion of the Scientific Committee on Consumer Safety (SCCS): Revision of the Opinion on hydroxyapatite (nano) in cosmetic products[J]. *Regulatory Toxicology and Pharmacology*, 2018, 98: 274-275.
- [5] YANG Yu, FAUST J J, SCHOEPP J, et al. Survey of food-grade silica dioxide nanomaterial occurrence, characterization, human gut impacts and fate across its lifecycle[J]. *Science of the Total Environment*, 2016, 565: 902-912.
- [6] WEIR A, WESTERHOFF P, FABRICIUS L, et al. Titanium dioxide nanoparticles in food and personal care products[J]. *Environmental Science & Technology*, 2012, 46(4): 2 242-2 250.
- [7] BI Xiang-yu, LEE Sun-yun, RANVILLE J F, et al. Quantitative resolution of nanoparticle sizes using single particle inductively coupled plasma mass spectrometry with the K-means clustering algorithm[J]. *Journal of Analytical Atomic Spectrometry*, 2014, 29(9): 1 630.
- [8] PICÓ Y. Challenges in the determination of engineered nanomaterials in foods[J]. *Trends in Analytical Chemistry*, 2016, 84: 149-159.
- [9] CONTADO C. Nanomaterials in consumer products: a challenging analytical problem[J]. *Frontiers in Chemistry*, 2015, DOI: 10.3389/fchem.2015.00048.
- [10] JAIN A, RANJAN S, DASGUPTA N, et al. Nanomaterials in food and agriculture: An overview on their safety concerns and regulatory issues[J]. *Critical Review in Food Science and Nutrition*, 2018, 58(2): 297-317.
- [11] 蔡汝汝, 杨云, 孙珍珍, 等. 牡蛎壳纳米羟基磷灰石的制备与表征[J]. *厦门大学学报: 自然科学版*, 2010(5): 666-670.
- [12] 王宇明, 刘志辉, 程凤梅, 等. 纳米羟基磷灰石的制备及表征[J]. *化工科技*, 2010(6): 13-16.
- [13] RODRIGUES M I C, DASILVA J H, SANTOS F E P, et al. Physicochemical analysis of Permian coprolites from Brazil[J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2018, 189: 93-99.
- (上接第 66 页)
- [4] LIU Nian, HAN Jun-wei. DHSNet: deep hierarchical saliency network for salient object detection [C]// *Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2016: 678-686.
- [5] WANG Xin, NING Chen, XU Li-zhong. Spatiotemporal saliency model for small moving object detection in infrared videos[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, 69: 111-117.
- [6] 张军国, 冯文钊, 胡春鹤, 等. 无人机航拍林业虫害图像分割复合梯度分水岭算法[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(14): 93-99.
- [7] 王帅帅. 基于高光谱成像的鲜桃虫害检测特征向量的选取[J]. *信阳农林学院学报*, 2015, 25(4): 119-123.
- [8] 田有文, 程怡, 王小奇, 等. 基于高光谱成像的苹果虫害检测特征向量的选取[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(12): 132-139.
- [9] PIPAUD I, LEHMKUHL F. Object-based delineation and classification of alluvial fans by application of mean-shift segmentation and support vector machines[J]. *Geomorphology*, 2017, 293: 178-200.
- [10] LITJENS G, KOOI T, BEJNORDI B E, et al. A survey on deep learning in medical image analysis[J]. *Medical Image Analysis*, 2017, 42(9): 60-88.
- [11] 窦立君. 激光雷达图像中的林区虫害区域分割与识别[J]. *激光杂志*, 2017, 38(1): 115-118.
- [12] 丁勇, 李楠. 基于高维度特征分析的非局部图像质量评价方法[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(9): 2 365-2 370.
- [13] 赵坤, 史学舜, 刘长明, 等. 用于探测器中红外绝对光谱响应度测量的激光光源[J]. *红外与激光工程*, 2016, 45(7): 74-80.
- [14] 周靖鸿, 周瑾, 朱建军, 等. 基于非下采样轮廓波变换遥感影像超分辨率重建方法[J]. *光学学报*, 2015, 35(1): 106-114.
- [15] BHARADI V A, PADOLE L. Performance comparison of hybrid wavelet transform-I variants and contrast limited adaptive histogram equalization combination for image enhancement[C]// *Proceedings of the 2017 14th International Conference on Wireless and Optical Communications Networks*. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 1-8.
- [16] LV Du-liang, JIA Zhen-hong, YANG Jie, et al. Remote sensing image enhancement based on the combination of nonsubsampling shearlet transform and guided filtering[J]. *Optical Engineering*, 2016, 55(10): 103-104.