

刘连忠, 李孟杰, 宁井铭. 基于改进 SLIC 的光照干扰下茶树冠层图像分割[J]. 江苏农业学报, 2020, 36(4): 1022-1027.
doi:10.3969/j.issn.1000-4440.2020.04.030

基于改进 SLIC 的光照干扰下茶树冠层图像分割

刘连忠¹, 李孟杰¹, 宁井铭²

(1.安徽农业大学信息与计算机学院,安徽 合肥 230036; 2.茶树生物学与资源利用国家重点实验室,安徽 合肥 230036)

摘要: 针对自然环境下获取农作物图像时极易受到光照干扰的问题,提出一种改进的简单线性迭代聚类(SLIC)方法,以 $[L^*, R, G-S, x, y]$ 作为聚类向量对茶树冠层图像进行超像素分割,提取超像素块的 $R, G, B, H, S, V, L^*, a^*, b^*$ 、熵、能量、对比度、逆差矩等 13 个图像特征参数;将超像素块分为正常区域、反光区域、背景 3 类,分别选择线性、多项式和 RBF 核函数的 SVM 进行分类,得到仅包含正常区域茶树冠层图像,进而提取正常区域的图像特征参数。试验结果表明,在光照变化情况下,改进的 SLIC 与 RBF-SVM 结合得到的图像特征最为稳定。

关键词: 农作物图像; 图像分割; 超像素; 图像分类; 特征参数

中图分类号: S126 文献标识码: A 文章编号: 1000-4440(2020)04-1022-06

Segmentation of tea plant canopy image under light interference based on improved SLIC

LIU Lian-zhong¹, LI Meng-jie¹, NING Jing-ming²

(1.School of Information and Computer, Anhui Agricultural University, Hefei 230036, China; 2.State Key Laboratory of Tea Plant Biology and Resource Utilization, Hefei 230036, China)

Abstract: In order to solve the problem that crop images in natural environment were easily affected by the change of light, the improved simple linear iterative clustering (SLIC) method was proposed. Using $[L^*, R, G-S, x, y]$ as clustering vector, the superpixel segmentation of the tea plant canopy image was carried out. Then 13 image feature parameters such as $R, G, B, H, S, V, L^*, a^*, b^*$, entropy, energy, contrast and inverse difference moment of the super-pixel block were extracted. The super-pixel blocks were divided into three categories: normal area, reflective area and background, and classified by support vector machine (SVM) with linear, polynomial and RBF kernel functions separately. Finally, the canopy image of tea plant containing only the normal area was obtained, and the image feature parameters of the normal area were extracted. The results showed that the image feature parameters obtained by the improved SLIC and RBF-SVM were the most stable under the condition of light interference.

Key words: crop images; image segmentation; superpixels; image classification; feature parameter

收稿日期: 2019-12-23

基金项目: 安徽省高校自然科学研究重点项目(KJ2017A151); 茶树生物学与资源利用国家重点实验室开放基金项目(SKLTO-F20160202); 安徽高校自然科学研究重大项目(KJ2019ZD20); 国家重点研发计划项目(2016YFD0200900)

作者简介: 刘连忠(1968-), 男, 安徽蚌埠人, 博士, 讲师, 主要从事机器视觉、农业图像处理、智能农业研究。(E-mail) lzliu@ahau.edu.cn

近年来,人工智能以其非线性、自学习、适用性强的优势,在多个领域得到广泛应用。机器视觉作为其关键技术之一,也得到了极大的发展,目前已较为广泛地应用于农业研究^[1-4]。机器视觉在农作物生长信息监测方面的应用,推动了农业信息化、智能化、精细化进程^[5]。Revathi 等^[6]利用移动设备采集棉花叶斑病图像,使用基于边缘检测的图像分割得到病斑部分,并提出棉花病害检测的同类像素计数

技术(Homogeneous pixel counting technique for cotton diseases detection, HPCCDD)对分割出的病斑部分进行分类。Silva 等^[7]使用人工视觉系统(Artificial visual system, AVS)提取玉米叶片图像的缺陷特征,诊断出玉米叶片中镁的浓度。张珏等^[8]利用数码相机获取甜菜冠层数字图像,基于灰度值的阈值分割方法提取冠层图像的 R 、 G 、 B 值,交互调优 R 、 G 、 B 单色分量权重,提出三原色权值调优方法,用调优参数 BOP (Basic optimal parameter)、NOP (normalized optimal parameter)建立的甜菜氮素营养监测模型预测精度均高于用常规参数 G/R 、红光标准值 (NRI)建立的模型。

获得稳定的图像特征参数是使用机器视觉的前提条件。然而,自然条件下太阳光照变化复杂,会在作物图像上产生反光、阴影等干扰因素,导致难以获取稳定的图像特征。为了避免光照干扰对结果的影响,目前大多数农业图像方面的研究刻意选择在无阳光直射时采集图像,或通过对图像进行色彩调整来模拟光照变化。吴雪梅等^[9]基于图像的颜色信息进行茶叶嫩叶识别时,为避免光照的干扰,选择在无阳光直射的时间采集图像。孙肖肖等^[10]基于深度学习算法识别茶树嫩芽时,为了更好地增强模型对不同光照的适应能力,对采集的茶叶图像进行了改变光照亮度操作。前者的研究结果具有极大的局限性,无法应用到实际生产中;后者的方法无法对真实光照情况进行建模仿真,难免在实际应用时出现不确定的结果。

传统的阈值分割、聚类分割等分割方法虽然能进行像素级别的精准分割,但均存在一定缺陷^[11]。阈值分割法通过设定不同的特征阈值把图像像素点分为若干类,一方面需要人为设定阈值,该阈值需要根据光照度的不同进行调整以获得最佳分割效果;另一方面,阈值分割的效果对阈值非常敏感,阈值的变化会直接影响图像特征参数的数值。聚类分割法通过特定算法把具有相似特征的数据点聚类或分组到一起,它不需要根据图像设定阈值,但容易出现过分割现象,分割后的图像往往变得无法观察,且会丢失图像细节信息。自然环境下农业图像极易受光照、遮挡、背景等因素的影响,传统分割方法在此环境下鲁棒性较差^[12-13]。

本研究提出一种能在光照干扰情况下进行图像分割,获取稳定图像特征参数的方法。以茶树冠层图像为研究对象,首先对图像使用改进的超像素分割方

法获取超像素块,接着使用支持向量机(Support vector machine, SVM)分类器将超像素块分为 3 类区域(背景、正常区域、反光区域),进而分割出不含反光区域和背景的正常区域,然后提取正常区域的图像特征参数,最后对特征参数的稳定性进行分析。

1 材料与方法

1.1 试验对象

试验地位于安徽省合肥市高新技术农业园,以园内种植的农抗早茶树品种为研究对象。茶园环境如图 1 所示。



图 1 茶园环境

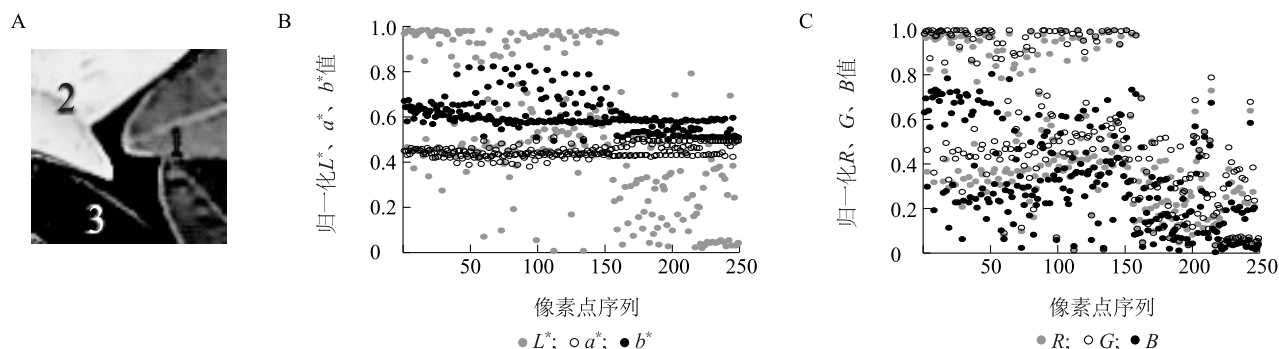
Fig.1 The environment of the tea plantation

1.2 改进 SLIC 的超像素分割

超像素是指图像中局部的、具有一致性的、能够保持一定图像局部结构特征的子区域。超像素分割就是将像素聚合成超像素的处理过程^[14]。目前使用较多且效果较好的方法是简单线性迭代聚类(Simple linear iterative clustering, SLIC)的超像素算法^[15]。该算法基于颜色相似度和空间距离关系进行迭代,将图像像素进行聚类。

SLIC 分割不涉及具体的分割对象,对于农业图像而言,需要综合考虑作物图像的空间分布特点。图 2 为光照干扰下的茶树局部图像及其像素点 ($1/8$ 稀疏化) L^* 、 a^* 、 b^* 与 R 、 G 、 B 值分布图。农业图像大多以绿色为主,枯叶、土壤等与绿叶颜色差异较大,较容易分割,而本研究主要目的是消除光照影响,故将与亮度相关的 L 通道信息保留。从图 2 中可看出,无论是哪个区域, a 和 b 值都较稳定,变化很小,对聚类的贡献度低,所以舍去 a 和 b 通道值; R 和 G 值在不同区域变化范围较 B 值大,所以可将 R 和 G 通道值替代 a 、 b 通道值。 G 值变化范围虽然大,但在 0.6 以下的值区分度不高。考虑到农业图像受光照影响后会产生光斑及阴影区域,与正常区域有明显边界,另外,农作物叶片、花

瓣、果实等也有较为显著的边界,所以将图像的 Sobel 边缘信息添加到 G 通道上,构成 $G-S$ 通道。



A 为光照干扰下的茶树局部图像(1 为正常区域,2 为反光区域,3 为背景区域),B 和 C 分别为图 a 的像素点(1/8 稀疏化) L^* 、 a^* 、 b^* 与 R 、 G 、 B 值分布图。

图 2 光照干扰下的茶树局部图像及其颜色特征值分布

Fig.2 Local image of tea plant under light interference and its distribution of color characteristic values

综上所述,本研究针对作物图像的特点提出一种改进 SLIC 的超像素分割方法,通过重新定义聚类向量,将传统 SLIC 的聚类向量 $[L^*, a^*, b^*, x, y]$ 改为 $[L^*, R, G-S, x, y]$,使其更适用于作物图像的超像素分割。

1.3 茶树冠层图像分割

SVM 是 Vladimir^[16]根据神经网络思想提出的一种新的学习方法。它基于统计学中的 VC 维 (Vapnik-Chervonenkis Dimension) 理论和结构风险最小化理论,通过核函数将输入空间映射到高维的特征空间,然后在高维空间中寻找最优解。它可以根据有限的样本信息,在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷,在解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等问题上有着独特的优势^[17]。SVM 普遍应用于分类及回归问题。为克服光照和背景对茶树冠层图像特征的影响,将像素块分为正常区域、

背景区域及反光区域 3 类,提取每个像素块的 13 个图像特征参数(R 、 G 、 B 、 H 、 S 、 V 、 L^* 、 a^* 、 b^* 、熵、能量、对比度、逆差矩)组成向量,通过 SVM 对所有超像素块进行分类。分类输出的正常区域即为消除光照和背景干扰的茶树冠层图像。

2 结果与分析

2.1 SLIC 及其改进算法分割结果对比

分别用原始 SLIC 算法、本研究改进 SLIC 算法以及其他改进算法 SLICO (SLIC 零参版)^[18]、MSLIC (Manifold SLIC)^[19]对茶树冠层进行超像素分割,分割结果的细节部分对比如图 3 所示。该细节部分选自像素块为 400 左右的分割结果中,初始图像大小为 639 像素×490 像素。从图 3 中可看出,改进 SLIC 与原始 SLIC 的分割效果相近,但改进 SLIC 对亮斑的分割更精确,而 MSLIC、SLICO 的分割效果均不理想。

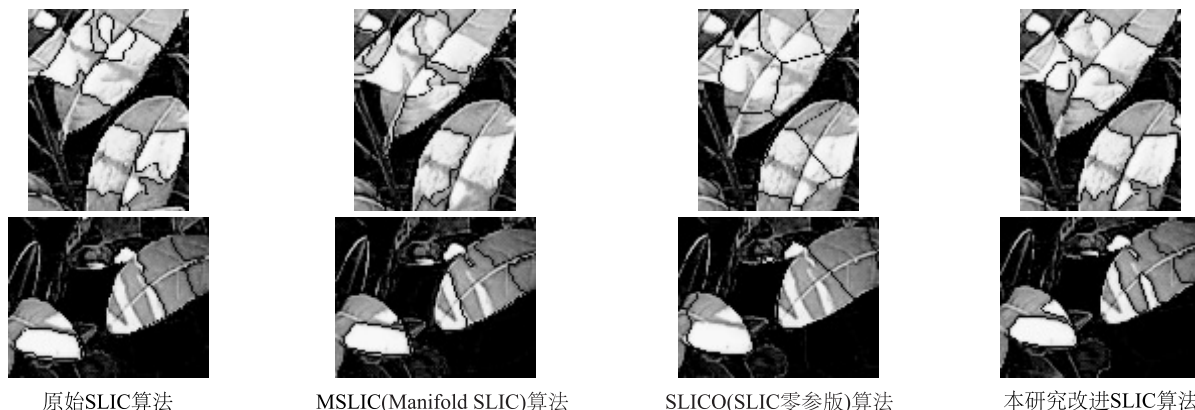


图 3 原始 SLIC 算法及其 3 种改进算法分割结果对比

Fig.3 Comparison of segmentation results obtained by SLIC and its improved algorithms

2.2 超像素分割性能评价

根据校正欠分割错误率 (CUE)、边缘召回率 (BR)、可达分割精度 (ASA) 和算法耗时几个评价指标^[20]对超像素分割结果进行对比(图4)。试验在

i7-6700CPU@3.40Hz、8G 内存、Windows7 环境下进行。由于超像素块是根据图像内容进行迭代产生的,无法准确控制其最终数量,故实际像素块数目与整百数的误差在 ± 10 以内。

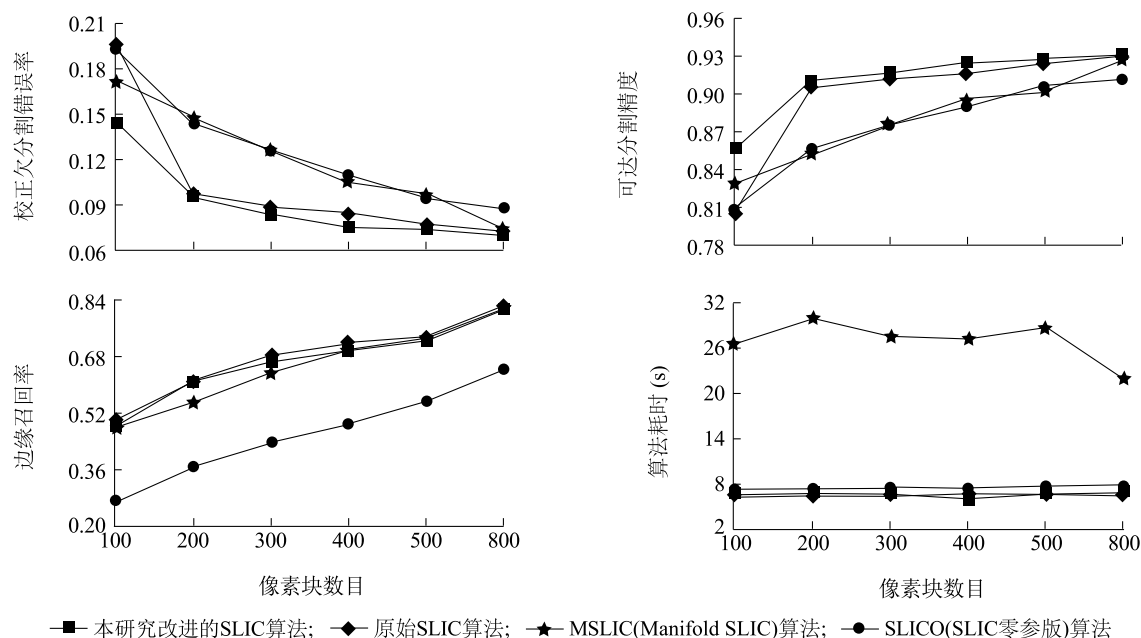


图4 4种超像素分割算法的性能评价指标对比图

Fig.4 Indices for performance evaluation of four superpixel segmentation algorithms

从图4的4个评价指标折线图中可以看出,改进后的SLIC算法的 CUE 与 ASA 表现最好,其次为原始SLIC算法。在 BR 的表现上,改进后的SLIC算法、原始SLIC算法与MSLIC算法的表现相近,均好于SLICO算法。而在时间消耗上,相同迭代次数下,MSLIC算法需要计算7维向量的距离,消耗的时间是其余3个算法的3~4倍,故改进SLIC算法在茶树冠层图像的分割效果上表现出一定优势。由于受初始图像大小的限制,继续增加最终像素块数目所得到的分割效果提升并不明显,且像素块数目越多则像素块越小,不利于后续像素块的分类及特征信息提取,故试验确定超像素分割的像素块数量为800。

2.3 不同核函数的SVM模型在超像素块分类上的对比

选取8张有不同光照度、4张无明显光照的茶树冠层图像(图像大小为639像素 \times 490像素),每张图像均使用超像素分割法分割为近800个像素块,从中选择特征明显的8870个像素块作为分类模型的训练样本。测试集为4张有不同光照度、2张无明显光照的茶树冠层图像,每张图像同样使用超像素分割法分

割为近800像素块,选取4788个像素块。提取每个像素块的9种颜色特征参数和4种纹理参数组成向量,使用LIBSVM进行训练。SVM的类型为C-SVC,分别选择线性、多项式和径向基(Radial basis function, RBF)核函数进行对比。

根据寻找的最优参数(惩罚系数与伽马参数)对训练集进行训练,得到SVM分类模型,然后使用验证集数据对模型进行检验。结果(表1)表明,线性核函数模型在2个数据集上准确率均最低。多项式核函数模型虽在训练集上略高于RBF核函数模型,但在验证集上的准确率不及RBF核函数模型,综合考虑后,选择RBF核函数的SVM模型(RBF-SVM)作为超像素块分类模型。

表1 不同核函数的SVM模型准确性检验

Table 1 Accuracy test of SVM models with different kernel functions

核函数类型	参数		准确率(%)	
	惩罚系数	伽马参数	训练集	验证集
线性	1 024.0	1.0	91.03	90.88
多项式	4.0	8.0	92.54	91.19
径向基(RBF)	512.0	1.0	92.36	91.94

2.4 基于改进 SLIC+SVM 的图像分割结果

首先使用改进 SLIC 算法将茶树冠层图像分割为近 800 个像素块,然后分别提取每个像素块的 13 个图像特征(R 、 G 、 B 、 H 、 S 、 V 、 L^* 、 a^* 、 b^* 、熵、能量、对比度、逆差矩),使用训练好的 RBF-SVM 模型对像素块进行分类,标注出正常区域、背景区域及反光区域的像素块,进而得到消除光照影响的茶树冠层图像(图 5)。

2.5 改进 SLIC 算法的有效性

为验证分割方法的有效性,对分割前、后的图像特征参数的稳定性进行分析。在茶园随机选择 1 个监测点,获取该监测点某个晴天上午 7:00 至下午 5:00 期间的 10 张图像(每隔 1 h 获取 1 张)。以下午 5:00 无光照干扰的图像为基准图像,计算 13 个特征参数的最大偏差、标准差、平均相对误差,比较使用改进 SLIC 算法分割后的图像与原始图像的特征参数的稳定性。从表 2 可以看出,除参数 B 、 H 、 S 和 b^* 外,经改进 SLIC+SVM 算法分割后的图像特征参数与基准图像特征参数的最大偏差、标准差、平均

相对误差均较未经处理的原始图像特征参数与基准图像特征参数的小,表现更为稳定,验证了本分割方法的有效性。

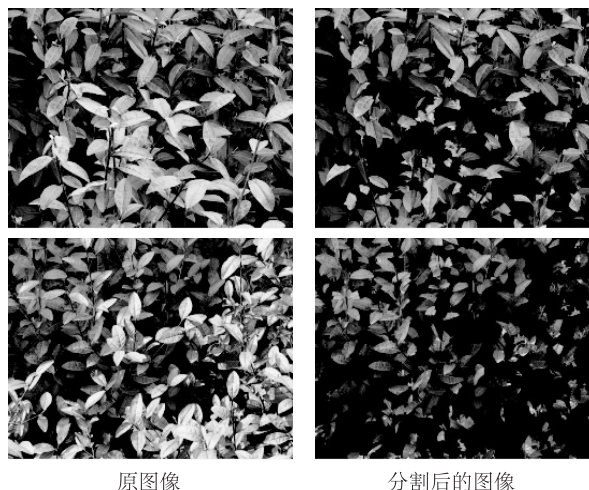


图 5 基于改进 SLIC+SVM 的图像分割结果

Fig.5 Results of image segmentation based on improved SLIC+SVM

表 2 特征参数稳定性评价

Table 2 Stability evaluation of characteristic parameters

评价指标	图像	NRI	NGI	NBI	R	G	B	H	S	V	L^*	a^*	b^*	熵	能量	对比度	逆差矩
最大偏差	原始图像	0.035 8	0.052 8	0.078 2	0.036 8	0.049 6	0.106 8	0.012 7	0.048 6	0.202 5	0.047 3	0.023 4	0.054 8	0.137 1	0.003 9	1.633 4	0.057 6
	改进 SLIC 算法分割的图像	0.033 7	0.042 3	0.072 4	0.026 1	0.042 0	0.100 8	0.017 6	0.184 6	0.045 0	0.028 7	0.009 0	0.059 3	0.014 5	0.003 2	0.026 7	0.001 3
标准差	原始图像	0.021 3	0.029 5	0.050 3	0.025 2	0.033 4	0.064 6	0.008 7	0.033 5	0.127 4	0.030 1	0.013 1	0.039 0	0.072 5	0.002 4	0.896 0	0.028 5
	改进 SLIC 算法分割的图像	0.019 7	0.023 4	0.042 8	0.018 3	0.022 6	0.058 3	0.011 9	0.111 5	0.023 1	0.020 1	0.005 4	0.030 5	0.006 3	0.001 4	0.011 6	0.000 6
平均相对误差(%)	原始图像	5.08	6.41	18.60	5.20	6.39	18.75	3.38	6.45	21.32	5.57	2.75	6.03	1.23	12.75	11.88	3.75
	改进 SLIC 算法分割的图像	4.57	4.49	16.52	4.27	4.14	20.44	4.69	17.48	4.13	4.32	0.97	6.32	4.70	0.11	5.54	0.04

3 结 论

针对自然环境下光照干扰作物成像的问题,提出了一种基于改进 SLIC+SVM 的分割方法。该方法首先使用改进 SLIC 算法对原始图像进行超像素分割,再对超像素块进行 SVM 分类,最终分割出不含背景及反光区域的作物图像,在光照干扰情况下所提取的图像特征参数比原始图像具有更好的稳定性。下一步将对其他作物图像进行试验,检验此方法的适用性。本研究结果为自然环境下提取稳定的作物图像特征提供了一种思路,使机器视

觉技术能够更好地应用到农业生产实际中。

参考文献:

- [1] 林开颜,徐立鸿,吴军辉.计算机视觉技术在作物生长监测中的研究进展[J].农业工程学报,2004,20(2):279-283.
- [2] 李朝东,崔国贤,盛 畅,等.计算机视觉技术在农业领域的应用[J].农机化研究,2009(12):234-238.
- [3] 李晓斌,郭玉明.机器视觉高精度测量技术在农业工程中的应用[J].农机化研究,2012,34(5):7-11.
- [4] 陈梅香,刘蒙蒙,赵 丽,等.基于机器视觉的设施农业害虫监测技术研究进展与展望[J].农业工程技术,2017,37(31):10-15.

- [5] 郑纪业,阮怀军,封文杰,等.农业物联网体系结构与应用领域研究进展[J].中国农业科学,2017,50(4):657-668.
- [6] REVATHI P,HEMALATHA M.Classification of cotton leaf spot diseases using image processing edge detection techniques[C]//IEEE. 2012 International Conference on Emerging Trends in Science, Engineering and Technology (INCOSSET).Tiruchirappalli:IEEE,2012:169-173.
- [7] SILVA F F, LUZ P H C, ROMUALDO L M, et al. A diagnostic tool for magnesium nutrition in maize based on image analysis of different leaf sections[J].Crop Science,2014,54(2):738-745.
- [8] 张珏,田海清,李哲,等.基于数码相机图像的甜菜冠层氮素营养监测[J].农业工程学报,2018,34(1):157-163.
- [9] 吴雪梅,张富贵,吕敬堂.基于图像颜色信息的茶叶嫩叶识别方法研究[J].茶叶科学,2013(6):98-103.
- [10] 孙肖肖,牟少敏,许永玉,等.基于深度学习的复杂背景下茶叶嫩芽检测算法[J].河北大学学报(自然科学版),2019,39(2):211-216.
- [11] 陈锋军,王成翰,顾梦梦,等.基于全卷积神经网络的云杉图像分割算法[J].农业机械学报,2018,49(12):188-194,210.
- [12] 孙俊,谭文军,武小红,等.多通道深度可分离卷积模型实时识别复杂背景下甜菜与杂草[J].农业工程学报,2019,35(12):184-190.
- [13] 张芳,王璐,付立思,等.复杂背景下黄瓜病害叶片的分割方法研究[J].浙江农业学报,2014,26(5):1346-1355.
- [14] 宋熙煜,周利莉,李中国,等.图像分割中的超像素方法研究综述[J].中国图象图形学报,2018,20(5):599-608.
- [15] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J].IEEE Transactions on Pattern and Machine Intelligence,2012,34(11):2274-2282.
- [16] VLADIMIR V. Universal learning technology: Support vector machines[J].NEC Journal of Advanced Technology,2005,2(2):137-144.
- [17] 陈文颖,林永君,杨春来,等.基于 SVM 预测模型的光伏发电系统 MPPT 研究[J].太阳能学报,2013,34(2):245-250.
- [18] YASSINE B, TAYLOR P, STORY A. Fully automated lung segmentation from chest radiographs using SLICO superpixels[J].Analog Integrated Circuits & Signal Processing,2018,95(3):423-428.
- [19] LIU Y J, YU C C, YU M J, et al. Manifold SLIC: A fast method to compute content-Sensitive superpixels[C]//IEEE Computer Society. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, CA, USA: IEEE Computer Society, 2016:651-659.
- [20] BUYSSENS P, GARDIN I, RUAN S, et al. Eikonal-based region growing for efficient clustering[J]. Image and Vision Computing, 2014, 32(12):1045-1054.

(责任编辑:张震林)