

文章编号:1007-2780(2017)01-0069-07

基于粒子群的支持向量机图像识别

韩晓艳^{1,2}, 赵 东^{3*}

(1. 吉林农业大学 信息技术学院, 吉林 长春 130118;

2. 长春理工大学 光电信息学院 信息工程分院, 吉林 长春 130012;

3. 长春师范大学 计算机科学与技术学院, 吉林 长春 130032)

摘要: 为了实现田间水稻缺素的精准识别, 构建一个图像识别系统。对该系统所采用的图像采集、图像分割、基于支持向量机图像分类等算法进行研究。首先, 根据田间水稻的缺素现象进行图像采集和处理。然后提取图像与氮元素相关的颜色特征。在分析比较 SVM 算法对图像分割的基础上, 提出一种基于改进粒子群算法进行 SVM 参数优化算法模型 (即 IPSO-SVM)。最后, 对实验进行设置, 对算法模型与其他算法进行测试对比。实验结果表明: 对水稻缺素诊断的准确率达到 95.45%, 基本满足田间水稻缺素的科学诊断要求。

关键词: 图像分割; 支持向量机; 粒子群; 缺素

中图分类号: TP394.1; TH691.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20173201.0069

Support vector machine image recognition based on particle swarm

HAN Xiao-yan^{1,2}, ZHAO Dong^{3*}

(1. College of Information Technology, Jilin Agricultural University,
Changchun 130118, China;

2. College of Information Engineering, College of Optical and Electronical Information,
Changchun University of Science and Technology,
Changchun 130032, China;

3. College of Computer Science and Technology,
Changchun Normal University, Changchun 130032, China)

Abstract: In order to realize the precise identification of the missing elements in the field of rice, an image recognition system was constructed. The image acquisition, image segmentation and image classification based on support vector machine are studied in this system. Firstly, image acquisition and

收稿日期: 2016-08-11; **修订日期:** 2016-10-17.

基金项目: 国家自然科学基金(No.61101155); 吉林省自然科学基金(No.20140101184JC); 长春市科技计划资助项目(No.2012091); 吉发改高技(No.2014817); 吉林省教育厅(No.2016392)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No. 61101155); Jilin Province Natural Science Foundation of China (No. 20140101184JC); Changchun Science and Technology Plan Projects (No. 2012091); Jilin Province Development and Reform Commission High Technology Industry Development (No.2014817); Jilin province Education Department(No.2016392)

* 通信联系人, E-mail: zd-hy@163.com

processing were carried out according to the phenomenon of deficiency of rice in the field. Then the color features were extracted related to the image of nitrogen elements. On the basis of analyzing and comparing the SVM algorithm to image segmentation, an improved particle swarm optimization algorithm is proposed to optimize the SVM parameters (i.e. IPSO-SVM). At last, the experiment is set up, and the algorithm model is tested and compared with other algorithms. The experimental results show that the accuracy rate of the diagnosis of rice deficiency is 95.45%, which basically meets the requirements of the scientific diagnosis of the deficiency of rice in the field.

Key words: image segmentation; support vector machine; particle swarm; deficiency

1 引言

随着农业信息化不断推进,精细农业已经走进农业的历史舞台,不仅促进农业生态的加速革新,同时改变了人们对农业的认知。对农作物的缺素诊断是精细农业的重要目的之一。传统以农民自己积累的经验为主判断作物是否缺少某种营养元素,缺乏综合性的判断,从而导致了农作物的产量和质量降低。传统的检测手段难以满足现代化农业发展的要求,因此利用图像识别技术来解决上面的问题已成为领域的研究热点,它把被测的农作物对象的图像进行处理和分析,从中提取图像中重要特征信息进行对比判断,生成科学判断结果,从而提高精细农业中农作物缺素诊断的水平。

当前,基于 SVM 的图像处理技术在缺素和病虫害识别方面有较多的应用。刘伟等^[1]利用粒子群进行目标函数寻优提高基于 SVM 的番茄红素含量预测。李冠林等^[2]提出了一种基于支持向量机和多特征参数的小麦条锈病和叶锈病图像分类识别方法。田有文^[3]等利用图像处理技术和 SVM 对玉米病害识别进行了深入研究。文献^[4]针对在实际应用中,较暗的背景下对图像目标的识别较难的问题,结合在线支持向量机和 Mean-Shift 算法实现彩色图像的跟踪。岳有军等^[5]通过遗传算法对支持向量机参数进行优化实现油菜缺素诊断。文献^[6]利用粒子群算法对图像采用聚类方法进行处理,旨在获取最优的聚类效果。以上文献从不同方向使用不同方法对农作物图像进行识别处理,但识别精度还有待改进。本文对支持向量机的特点进行深入剖析,发现误差惩罚因子和松弛变量参数是影响其性能的关键因素。本文利用粒子群对支持向量机的关键因素优化,

构建一种优化模型,并进行了详细的结果对比和分析。实验证明本文提出的算法,具有较好的识别准确度。

2 粒子群算法及 SVM 算法原理

2.1 支持向量机算法

支持向量机即 SVM (support vector machine),一种基于统计理论的学习方法,根据对象的特征分割平面,使得对象的分布最优化,处于分割面边缘的点被称为支持向量^[7-9]。SVM 可将非线性的问题映射到高维空间,从而形成分割面实现线性分类。

通过寻求结构化风险最小来改进学习机的泛化能力,SVM 是一种监督式学习方法,采用二类分类模型,其基本模型称为特征空间上的间隔最大的线性分类器,即支持向量机的学习策略便是间隔最大化,最终可转化为一个凸二次规划问题的求解。

图 1 中圆形代表类 1,方形代表类 2,中间直线 H 称为最优超平面,左下直线 H1 和右上直线 H2 与超平面之间的距离相等,H1、H2 之间称为

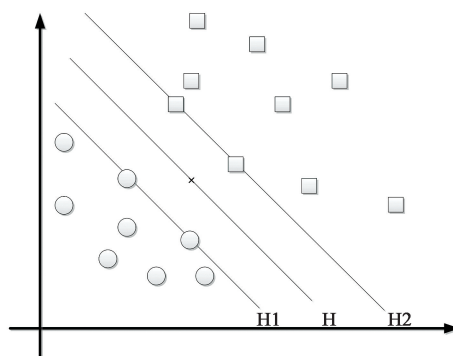


图 1 支持向量机超平面坐标

Fig.1 Support vector machine hyperplanes coordinates

分类间隔,以这两条直线为边界实现了分布点的类别划分。

2.2 SVM 算法原理

SVM 算法研究的主要问题就是凸二次规划的求解^[5],进而达到分类识别的目的。假定训练样本为 $\text{train}_i = (x_i, y_i), i = 1 \cdots t, y_i \in (-1, 1)$, x_i 为输入样本, y_i 代表划分的两种类别。设超平面为 $y = wx + b = 0$, 分类间隔距离可描述为: $\delta_i = \frac{1}{\|w\|} |g(x_i)|$, 当间隔距离最大时取得分类最优解。

以上定义适用于点分布均匀的情况,当分类对象中存在奇异点或偏离点时,可通过增加参数松弛变量 $\xi_i \geq 0$ 和惩罚因子 C (大于 0 的常数) 实现划分。构造模型如下:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^t \xi_i, \quad (1)$$

约束为:

$$y_i[(wx_i) + b] \geq 1 - \xi_i, \quad (2)$$

从公式(1)和(2)可以得出在一定约束下当 $\|w\|$ 取得最小值时可以取得 δ_i 最大值,即最大分类间隔,进而获取最佳解空间。

3 基于改进 PSO 参数选优的模型构建

3.1 SVM 参数选优

在 SVM 模型中,惩罚因子 C 和 RBF 核宽 γ 是影响其结果的主要因素。本文利用改进粒子群算法全局寻优的能力,对二者进行选优以获得最优解,进而求解最佳超平面达到最佳分类效果。在该方法中,我们引入了变异操作,即当粒子经多次迭代解的质量还未获得改善,则对粒子当前的位置进行变异,以避免其陷入局部最优解。

3.2 PSO-SVM 算法模型

PSO 是一种智能优化算法^[10-12],对 SVM 的优化模型具体步骤如下:

步骤 1:选择二维的粒子对个体进行编码,用于表示 C 和 γ 两个连续值;

步骤 2:对种群进行随机初始化,指定速度上限、下限、初始速度、种群的大小和迭代次数等参数;

步骤 3:利用第二步选中的特征集合进行 SVM 模型训练;

步骤 4:一般情况下,准确率 ACC 值越大,该分类器的性能表现越好。同时支持向量个数 SVs 越少,证明 SVM 的泛化能力越好,说明 SVs 和 SVM 的泛化性能成反比的关系。所以本文针对二者同时考虑实现目标函数的设计,适应度值根据目标函数进行计算:

$$\begin{cases} f_1 = \frac{\sum_{i=1}^K \text{Test_Accuracy}_i}{K} \\ f_2 = (1 - \frac{nsv}{m}) \\ f = \alpha \times f_1 + \beta \times f_2 \end{cases}, \quad (3)$$

其中第一个子目标函数 f_1 代表 SVM 分类模型的 5-CV 结果获得的分类精度值。注意,这里的 5-CV 过程用来确定最优参数(包括 C 和 γ),而外层循环则采用 10-CV,用于评估整个模型的性能。在第二个子目标函数 f_2 中 nsv 和 m 分别代表支持向量数量和训练集中的总体样本数。两个子目标函数的加权求和被选定为最终的目标函数。函数 f 中, α 是 SVM 模型的准确率的权重, β 表示支持向量数量所占的权重。权重可以调整到一个适当的值,主要取决于各个子目标对分类的贡献大小。根据我们的初步试验,模型性能受准确率的影响大于支持向量个数的大小,因此 α 设置的值比 β 大一些。通常权重一般设置为常量。我们通过试验发现,将权重设置为随时间线形递增/递减函数可以在大多数数据集上改进 SVM 的分类性能。

因此我们将 α 和 β 分别设置为如下形式: $\alpha = (\alpha_1 - \alpha_2) \frac{t}{t_{\max}} + \alpha_2, \beta = (\beta_1 - \beta_2) \frac{t}{t_{\max}} + \beta_2$ 。其中, α, β 满足 $\alpha_1 + \beta_1 = 1, \alpha_2 + \beta_2 = 1$ 。获得适应度值后,将全局最优适应度值保存为 $gfit$,个体最优适应度值存为 $pfit$,全局最优粒子的位置设为 $gbest$,个体历史最优的位置设为 $pbest$;

步骤 5:增加迭代次数: $iter = iter + 1$;

步骤 6:增加种群数量,同时更新每个粒子前二维 C 和 γ 的位置和速度;

步骤 7:为了进一步开发 PSO 算法的性能,引入了变异策略。

if(count($gbest$) ≥ 5)

then $gbest = 0; \sum_{i=1}^n ft_i = 0$

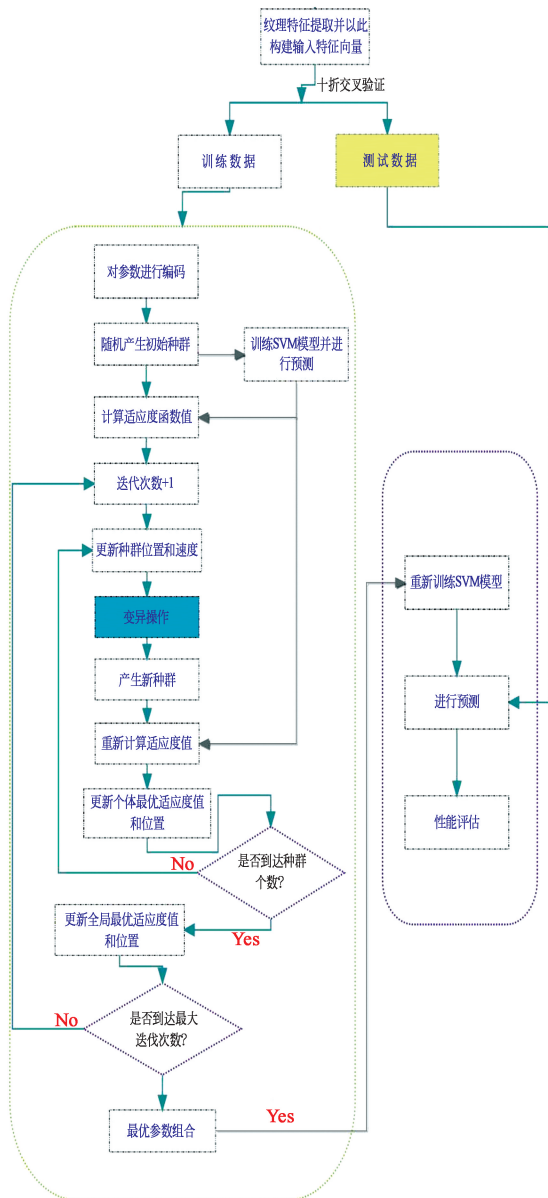


图2 PSO-SVM模型流程图

Fig.2 Support vector machine hyperplanes coordinates

其中:函数 count 表示 g_{best} 值连续多次保持不变, ft_i 代表选中的特征数。整个策略代表如果 g_{best} 值保持 5 次连续不变,则将其视为陷入局部极值;

步骤 8:利用第 6 步选中的特征进行 SVM 模型训练,同时计算每个粒子的适应度值;

步骤 9:通过比较当前适应度值与内存中的 p_{fit} 来更新个体最优适应度值(p_{fit})和个体最优位置(p_{best})。如果当前适应度值小于历史记录中存储的 p_{fit} ,则保持 p_{fit} 和历史记录中的 p_{best} 不变,否则,将历史记录中的 p_{fit} 和 p_{best}

替换为当前的适应度值和粒子的位置;

步骤 10:如果粒子数序号达到种群最大规模值时,则转至步骤 11。否则,转到步骤 6 继续执行;

步骤 11:通过比较 g_{fit} 和历史记录中的最佳 p_{fit} 来更新全局最优适应度值(g_{fit})和全局最优位置(g_{best}),如果当前最优 p_{fit} 小于历史记录中存储的 g_{fit} ,则保持历史记录中的 g_{fit} 和 g_{best} 不变;否则,将 g_{fit} 和 g_{best} 更换为历史记录中的 g_{fit} 和 g_{best} ;

步骤 12:如果停止条件得到满足,则转到步骤 13。否则,转到步骤 5 继续执行。终止条件为迭代次数达到最大值或者 g_{fit} 值 100 次保持连续迭代执行都不发生变化;

步骤 13:从 g_{best} 中获取最佳参数组合(C, γ)。

4 测量实验与结果

4.1 实验环境设置

针对水稻的缺失氮元素的问题,从水稻缺氮样本(样本图片采集自吉林榆树地区实验田)中选取 100×100 像素的图集 60 幅(由于篇幅原因,图片未给出),首先进行图像预处理,然后提取图片中颜色特征作为待输入的特征向量。采用 IPSO-SVM、PSO-SVM、SVM 和 BP 四种方法进行性能比较,以验证本文提出的基于改进粒子群的支持向量机模型的有效性。实验中 PSO 算法的参数设置情况如表 1 所示。

表 1 实验参数设置

Tab.1 Experimental parameter setting

序号	参数名称	参数值	取值范围	描述
1	$c1$	1.6	1~2	局部搜索能力
2	$c2$	1.8	1~2	全局搜索能力
3	maxgen	100	0~100	最大迭代次数
4	sizepop	20	0~20	种群最大数量
5	K	0.6	0.1~1	权值
6	wv	1	0.8~1.2	个体速度弹性系数
7	wp	1	0.5~2	种群速度弹性系数

续 表

序号	参数名称	参数值	取值范围	描述
8	v	10	1~10	交叉验证折数
9	popcmax	100	1~100	参数 c 最大值
10	popcmin	0.01	0.01~1	参数 c 最小值
11	popgmax	100	1~100	参数 g 最大值
12	Popgmin	0.01	0.01~1	参数 g 最小值
13	n	20	1-100	ANN 中隐层 神经元个数

4.2 对比试验

本文在实验中,分别对比了 IPSO-SVM, PSO-SVM, SVM 和 BP 的运行效果。为了验证本文提出的基于 IPSO 方法的有效性,我们采用基于网格搜索的 SVM 参数选取方法和基于原始 PSO 算法的参数选优方法作为实验对比对象。

基于网格搜索的 SVM 参数寻优过程如图 3 所示,从图中可以看出 SVM 对参数的选取非常敏感。实验结果表明,基于网格搜索的 SVM 可以获得 92.37% 的识别准确率。

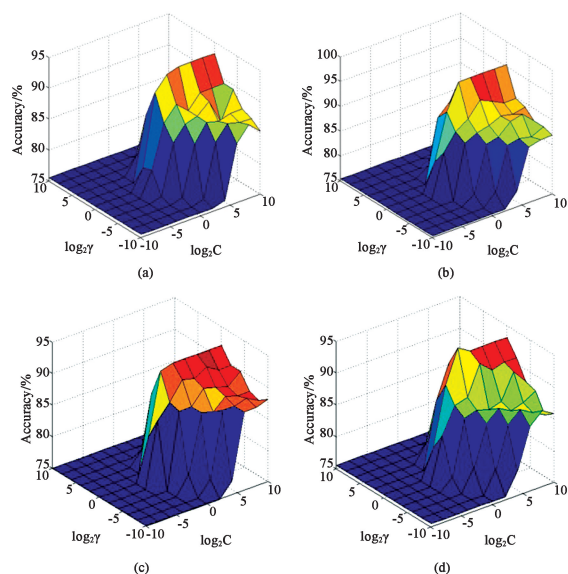


图 3 基于网格搜索的 SVM 参数寻优过程

Fig.3 SVM parameter optimization process based on grid search

图 4 描述了 PSO-SVM 在十折交叉过程中四折数据上的识别精度随着迭代次数的演化过程,

从图中可以看出在 1 折、3 折、5 折和 7 折数据上 PSO-SVM 模型获得最佳适应度值所需的迭代次数基本都控制在 20 次迭代范围内,之后精度不再发生变化一直到迭代结束。这说明 PSO 可以迅速地收敛到最优解,协助 SVM 获得最佳参数,进而获得最优的识别精度。实验结果表明 PSO-SVM 模型可以获得 93.89% 的识别精度。

图 5 描述了 IPSO-SVM 在十折交叉过程中四折数据上的识别精度随着迭代次数的演化过程,从图中可以看出在 1 折、3 折、5 折和 7 折数据上 IPSO-SVM 模型获得最佳适应度值所需的迭代次数基本都控制在 10 次迭代范围内,之后精度不再发生变化一直到迭代结束。

对比图 4,我们可以发现 IPSO 可以获得更高的解,同时收敛速度比 PSO 更快。这说明提出的变异策略可以有效防止粒子陷入局部最优解,使得 SVM 获得更好的参数,进而获得最优的识别精度。实验结果表明 IPSO-SVM 模型可以获得 95.45% 的识别精度。

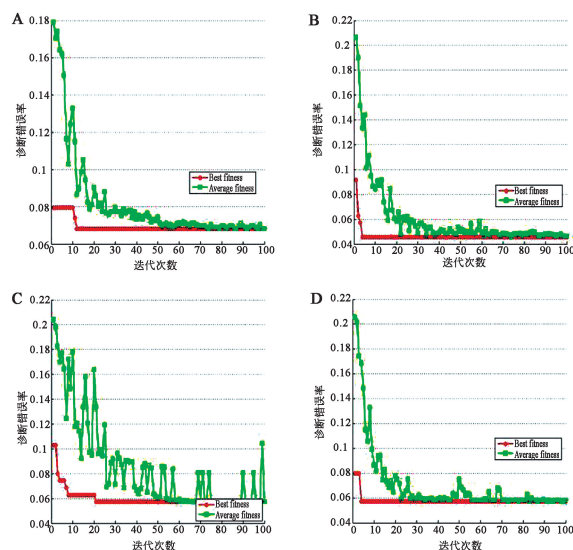


图 4 PSO-SVM 的识别精度随着迭代次数的变化过程(A、B、C、D 分别代表十折交叉过程中的第 1、3、5、7 折数据)

Fig.4 Recognition accuracy of PSO-SVM changed with the number of iterations (A,B,C,D represents the fold 1,3,5 and 7 data respectively)

四种方法的平均识别精度和方法对比情况如图 6 和图 7 所示。从这两个图中可以清楚地看到 IPSO-SVM 在 4 种方法中取得了最高的识别精

度(95.45%),其次是 PSO-SVM 和 SVM。BP 表现相对较差。

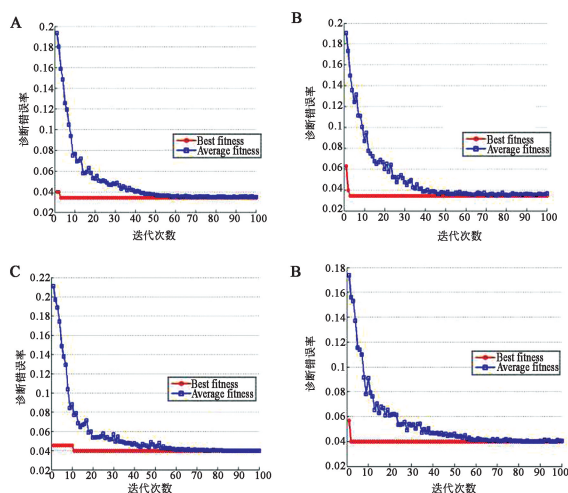


图 5 IPSO-SVM 的识别精度随着迭代次数的变化过程(A、B、C、D 分别代表十折交叉过程中的第 1、3、5、7 折数据)

Fig.5 Recognition accuracy of IPSO-SVM changed with the number of iterations (A,B,C,D represents the fold 1,3,5 and 7 data respectively)

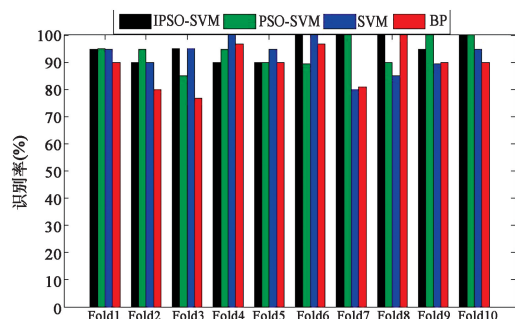


图 6 四种方法的十折交叉结果对比图

Fig.6 Comparison of the four methods based on the 10-fold cross validation results

从结果可以看出,通过改进的和原始的粒子群算法对 SVM 进行优化能够得到更好的诊断结果,这说明 PSO 方法使得 SVM 寻找最优解,与传统的神经网络算法相比,SVM 对非线性处理更具优势。图 7 中图示说明,4 种方法中属 IPSO-SVM 的方差最小,这表明了 4 种方法中 IPSO-SVM 表现最稳定,最适合实际应用情况。

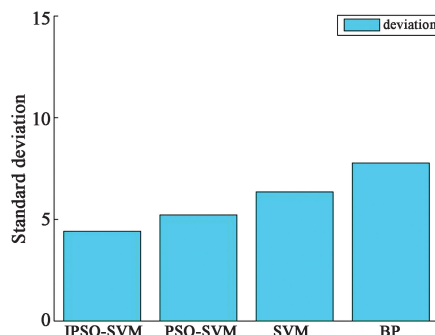


图 7 四种方法的方差对比图

Fig.7 Comparison of the four methods in terms of standard deviation

5 结 论

本文根据精细农业中作物缺素的科学诊断的要求,提出一种改进粒子群的支持向量机的图像识别方法。方法中利用变异因子改进粒子群算法的种群,从而获得最佳解集。然后通过改进的粒子群算法对 SVM 的两个主要参数进行优化选取。最后,选取水稻缺素图集,进行实验的仿真和测试,并和 PSO-SVM、SVM、BP 算法结果进行对比分析。实验结果证明,本文提出病虫害识别精度可达 95.45%左右,优于其他四种算法,能够满足水稻缺素诊断的目的。

参 考 文 献:

- [1] 刘伟,王建平,刘长虹,等.基于粒子群寻优的支持向量机番茄红素含量预测[J].农业机械学报,2012,43(4):143-147,155.
LIU W, WANG J P, LIU C H, et al. Lycopene content prediction based on support vector machine with particle swarm optimization [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2012, 43(4): 143-147, 155. (in Chinese)
- [2] 李冠林,马占鸿,王海光.基于支持向量机的小麦条锈病和叶锈病图像识别[J].中国农业大学学报,2012,17(2): 72-79.
LI G L, MA Z H, WANG H G. Image recognition of wheat stripe rust and wheat leaf rust based on support vector

- machine [J]. *Journal of China Agricultural University*, 2012, 17(2): 72-79. (in Chinese)
- [3] 田有文,王立地,姜淑华.基于图像处理和支撑向量机的玉米病害识别[J].仪器仪表学报,2006,27(S6):2123-2124.
TIAN Y W, TIAN L D, JIANG S H. Recognition of maize disease based on image processing and SVM [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2006, 27(S6): 2123-2124. (in Chinese)
- [4] 郭敬明,何昕,魏仲慧.基于在线支持向量机的 Mean Shift 彩色图像跟踪[J].液晶与显示,2014,29(1):120-128.
GUO J M, HE X, WEI Z H. New mean shift tracking for color image based on online support vector machine [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(1): 120-128. (in Chinese)
- [5] 岳有军,杨雪,赵辉,等.基于支持向量机的油菜缺素诊断研究[J].广东农业科学,2015,42(20):145-148.
YUE Y J, YANG X, ZHAO H, et al. Diagnosis of rape nutrient deficiency based on support vector machine [J]. *Guangdong Agricultural Sciences*, 2015, 42(20): 145-148. (in Chinese)
- [6] OMRAN M, ENGELBRECHT A P, SALMAN A. Particle swarm optimization method for image clustering [J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2005, 19(3): 297-321.
- [7] 汪海燕,黎建辉,杨风雷.支持向量机理论及算法研究综述[J].计算机应用研究,2014,31(5):1281-1286.
WANG H Y, LI J H, YANG F L. Overview of support vector machine analysis and algorithm [J]. *Application Research of Computers*, 2014, 31(5): 1281-1286. (in Chinese)
- [8] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273-297.
- [9] JIAO L C, BO L F, WANG L. Fast sparse approximation for least squares support vector machine [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2007, 18(3): 685-697.
- [10] 刘淳安.一种求解动态多目标优化问题的粒子群算法[J].系统仿真学报,2011,23(2):288-293.
LIU C A. Particle swarm algorithm for solving dynamic multi-objective optimization problems [J]. *Journal of System Simulation*, 2011, 23(2): 288-293. (in Chinese)
- [11] 程万胜,臧希喆,赵杰,等.面向 Otsu 阈值搜索的 PSO 惯性因子改进方法[J].光学 精密工程,2008,16(10): 1907-1912.
CHENG W S, ZANG X Z, ZHAO J, et al. Modified strategy to inertia weight in PSO for searching threshold of Otsu rule [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2008, 16(10): 1907-1912. (in Chinese)
- [12] 崔长彩,黄富贵,张认成,等.粒子群优化算法及其在圆柱度误差评定中的应用[J].光学 精密工程,2006,14(2): 256-260.
CUI C B, HUANG F G, ZHANG R C, et al. Research on cylindricity evaluation based on the Particle Swarm Optimization(PSO) [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2008, 14(2): 256-260. (in Chinese)

作者简介:韩晓艳(1978—),女,吉林德惠人,硕士研究生,主要从事数据挖掘与云计算方面的研究。E-mail: 37754961@qq.com

赵东(1978—),男,吉林德惠人,副教授,博士研究生,主要从事智能信息处理与嵌入式技术的研究。E-mail: zd-hy@163.com