

姚巧鸽,夏银红. 基于邻域算法的农业害虫图像分割[J]. 江苏农业科学,2017,45(11):174-177.

doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2017.11.048

# 基于邻域算法的农业害虫图像分割

姚巧鸽<sup>1</sup>, 夏银红<sup>2</sup>

(1. 黄淮学院信息工程学院,河南驻马店 463000; 2. 黄淮学院数学与统计学院,河南驻马店 463000)

**摘要:**针对分割农业害虫图像时不能区分相邻灰度值的问题,提出邻域算法。首先确定像素的邻域度,像素的邻域通过移除低于某一给定阈值的所有边并将所有相连的样本点作为域类而获得;然后采用基于关系权重方法区分邻域类别,从全局的角度衡量了每个特征项对所有类别的区分能力;接着基于可变聚类半径对像素数据排重,删除重复性数据;最后给出了算法流程。仿真试验结果表明,本研究算法分割农业害虫图像的效果清晰,消耗的时间较少。

**关键词:**邻域关系;像素;聚类;权重;农业害虫;图像分割

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2017)11-0174-04

农业生产中需要检查农产品中是否存在害虫,避免农业灾害的发生,在农业害虫的检测中图像背景复杂,害虫在图像中很难与背景分离<sup>[1-2]</sup>。

传统的检测技术主要依赖于人眼,是农民自己对农产品的每个细节进行检查。但是检查环境往往很恶劣,同时受天气干扰,检查工作很难展开,利用计算机视觉处理代替人工检测成为了一种必然的发展趋势。目前使用的算法主要有以下几种,K均值算法(K-means)是基于划分的算法,只有农业图像数据聚类簇的平均值被定义的情况下才能使用,对噪声和孤立点数据敏感<sup>[3]</sup>;基于统计信息算法(statistical information grid, STING)将农业图像空间区域划分为矩形单元,单元中存储着预先计算的统计信息,可处理高维数据,但是检测质量取决于网格的粒度,由于聚类的边界是直线,检测质量较低<sup>[4]</sup>;基于动态模型的层次聚类算法(dynamic model hierarchical clustering, DMHC)不依赖于静态模型,适应被合并簇的内部特征,但是算法过于复杂,在每次判断子类的相似度时都

要做最小连接二等分<sup>[5]</sup>;基于密度与噪声应用的空间聚类算法(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)对农业图像数据聚类中的每个对象通过连接区域划分为簇,但是对参数敏感,若没有采用空间索引,时间复杂度<sup>[6]</sup>;基于共享型邻居聚类算法(shared neighbor clustering, SNC)具有对输入样本的顺序不敏感、输入参数的邻域知识最小化等特点,但是存在孤立点的预处理不够,同时代表点的确过程不够全面<sup>[7]</sup>。

本研究通过邻域算法(neighborhood relationship, NR)对农业害虫图像分割,首先确定像素邻域度,像素的邻域通过移除低于某一给定阈值的所有边并将所有相连的样本点作为域类而获得;然后采用基于关系权重的方法对邻域类别区分,从全局的角度衡量了每个特征项对所有类别的区分能力;接着基于可变聚类半径对像素数据排重,删除重复性数据,最后给出了算法流程。

## 1 图像像素邻域关系数据聚类划分

### 1.1 像素邻域度计算

在图像像素集合  $S = (s_1, s_2, \dots, s_m)$  中 2 个元素  $(s_q, s_p)$  ( $q = 1, 2, \dots, m; p = 1, 2, \dots, m$ ) 间的关系  $R = (r_1, r_2, \dots, r_m)$  为有限集  $A = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ , 对于任何  $r_i$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ), 通过  $x_j$  ( $x_j \in A$ ) 描述 2 个元素  $(s_q, s_p)$  相对  $r_i$  的邻域度, 邻域函数  $\mu_{r_i}(X_j)$  表示邻域度,  $A$  中所有集合的共同作用反映  $(s_q, s_p)$  相对于  $r_i$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) 的邻域度  $\mu_{r_i}(s_q, s_p) : \mu_{r_i}(s_q, s_p) = c_1\mu_{r_i}(x_1) + c_2\mu_{r_i}(x_2) + \dots + c_m\mu_{r_i}(x_m)$ 。其中,  $c_1, c_2, c_m$  为权重

45-50.

[17] 万里强, 李向林, 苏加楷, 等. 长江三峡地区灌木生物量及产量估测模型[J]. 草业科学, 2001, 18(5): 5-10, 15.

[18] 黄劲松, 邱雪颖. 帽儿山地区 6 种灌木地上生物量估算模型[J]. 东北林业大学学报, 2011, 39(5): 54-57.

[19] 孙钦平, 李吉进, 邹国元, 等. 应用数字图像技术对有机肥施用后玉米氮营养诊断研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2010(9): 2447-2450.

[20] 李飞飞, 吕国玮, 刘涛, 等. 北京地区乔木郁闭度测量研究[J]. 林业资源管理, 2011(1): 91-95, 99.

收稿日期: 2016-11-18

基金项目: 河南省高等学校重点科研项目(编号: 16B510003); 黄淮学院青年教师科研能力提升项目(编号: 201512711)。

作者简介: 姚巧鸽(1984—), 女, 河南洛阳人, 硕士, 讲师, 主要从事图像信号处理、嵌入式技术等研究。E-mail: xj20142015@foxmail.com。

通信作者: 夏银红, 硕士, 讲师, 主要从事计算数学、算法研究及应用。E-mail: xyh2017@foxmail.com。

[12] 苏占雄, 石辉, 郭晋伟, 等. 利用数码照片估算灌木地上生物量的研究[J]. 安徽农业科学, 2010, 38(7): 3620-3624.

[13] 孙伟, 马志波, 曹珊珊, 等. 林业资源数据特征分析[J]. 西北林学院学报, 2014, 29(6): 200-206, 233.

[14] 尹英姬. 基于数字摄影测量的森林调查因子的提取[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2012.

[15] 闫飞. 森林资源调查技术与方法研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2014.

[16] 何列艳, 亢新刚, 范小莉, 等. 长白山区林下主要灌木生物量估算与分析[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2011, 35(5):

系数,且  $0 \leq c_j \leq 1, \sum_{j=1}^m c_j = 1$ 。

对  $q$  和  $p$  取不同值,构成模糊关系矩阵  $[\mu_{r_i}(s_q, s_p)]_{m \times m}$ ,反映的是图像像素集合  $S$  中各像素相互间关系密切程度的分布情况。邻域度越大,2 个像素彼此之间的关系越密切,即可归为图像目标或者图像背景<sup>[8-9]</sup>。

## 1.2 邻域像素排重

1.2.1 像素相似度计算 假定  $p$  和  $q$  2 个像素点之间的相似度定义为

$$\text{similarity}(p, q) = \text{size}(NN(p) \cap (NN(q)))$$

式中: $NN(p)$ 、 $NN(q)$  分别为对应  $p$ 、 $q$  的最近邻域,通过移除低于某一给定阈值的所有边,并将所有相连的样本点作为域类而获得,本研究选取的阈值为

$$\varepsilon = \frac{\sum_{q=1}^n NN(q)}{\sqrt{\sum_{q=1}^n [NN(q)]^2}}$$

1.2.2 邻域关系权重 为了区分邻域类别,采用基于关系权重的方法,权重计算为

$$W(t, m) = \frac{TF(t, m) \times W(t|c)}{\sqrt{\sum_{t \in d} [TF(t, m) \times W(t|c)]^2}}$$

式中: $TF(t, m)$  为像素  $t$  在像素总数  $m$  中出现的频数; $W(t|c)$  为关系权重, $W(t|c)$  值越大,则特征项对于类别  $c$  的区分能力越强<sup>[10-11]</sup>。

设关系权重  $W(t|c) = \lg(m/n_i + 0.02)$ ,  $n_i$  为训练集中出现  $t$  的像素数,衡量了每个特征项对所有类别的区分能力。若给定  $k$  个类别  $k_1, k_2, \dots, k_k$ ,其中特征项  $t$  同属于  $k_i, k_j$  2 个类别的特征集,那么:

$$W(t, m) = \frac{TF(t, m) \times \lg(m/n_i + 0.02)}{\sqrt{\sum_{t \in d} [TF(t, m) \times \lg(m/n_i + 0.02)]^2}}$$

从全局的角度衡量了每个特征项对于所有类别的区分能力。

如果对于任意类别  $c$  的任意特征项  $t$ ,如果  $W(t|c) = 1$ ,则频数归一化: $W(t, m) = \frac{TF(t, m)}{\sqrt{\sum_{t \in d} [TF(t, m)]^2}}$ ,则所有特征项相对于所有类别的区分能力均相同<sup>[12]</sup>。

1.2.3 基于可变聚类半径的像素数据删重 在图像中点为  $p_i (i=1, 2, 3, \dots, n_p)$ , 线为  $l_i (i=1, 2, 3, \dots, n_l)$ , 样条线为  $s_i (i=1, 2, 3, \dots, n_s)$ , 设  $p_1$  为已存在基点, 基于点  $p_1(x, y)$  选择点  $p_2$ , 基于点  $p_2$  选择水平点  $p_3$ , 基于点  $p_2, p_3$  选择线段  $l_1$ , 基于线段  $l_1$  选择平行于  $l_1$  距离为  $l$  的线段  $l_2$ , 垂直于线段  $l_2$  过点  $p_2, p_3$  分别选择线段  $l_3, l_4$ , 这样便选择出分割小矩形, 基于点  $p_1(x, y)$  选择点  $p_4$ , 基于点  $p_4$  选择水平方向上的点  $p_5$ ; 分别以点  $p_4, p_5$  为圆心选择半径为  $r_1, r_2$  的圆  $c_1, c_2$ , 选择一线段切于圆  $c_1, c_2$ , 这样便选择出分割小圆形, 以此类推, 可以选择任意分割小图形的实体集合。假设节点集合为  $V(v_1, v_2, v_3)$ , 分割小图形之间的关系集为  $V|(v_1, v_2), (v_1, v_4), (v_2, v_3), (v_2, v_6), (v_3, v_6), (v_3, v_9), \dots$ , 通过选择适当的聚类半径, 把相似的分割小图形聚集到同一个聚簇, 保留其中的一个小图形, 删除其他小图形, 达到聚类排重的目的, 同时大大降低了程序的时间复杂度。考察和待分类像素最相似的  $k$  个小图形邻域, 根据  $k$  个小图形邻域的类别来判定待分

类, 判断规则:

$$C = \arg \max_{c_i} [\text{score}(d, c_i)] = \arg \max_{c_i} [\sum_{d \in k_{NN(d)}} \text{Sim}(d, d_i) \delta(d, c_i)]$$

式中: $k_{NN(d)}$  为像素  $d$  的  $k$  个邻域;  $c_i$  为类别;  $\delta(d, c_i)$  的含义为

$$\delta(d, c_i) = \begin{cases} 1 & d \in c_i \\ 0 & d \notin c_i \end{cases}$$

对小图形进行两两比较, 计算它们之间的相似度, 根据给定的相似度阈值判断, 如果 2 个小图形的相似度大于阈值, 认为这 2 个小图形重复; 否则, 这 2 个小图形不重复, 删除重复小图形。把小图形分成若干个称为聚簇的子集, 使得每个聚簇内的成员之间具有较大的相似性, 而聚簇和聚簇之间的小图形具有较小的相似性。并且随着聚类半径的减小, 聚簇内成员之间的相似性会增大<sup>[13-14]</sup>。因此, 通过不断缩小聚类半径  $R$ , 使得被聚集到同一聚簇下的小图形之间的相似度越来越高, 直到可以认为它们就是相同的小图形为止。这样就达到了通过聚类算法来进行小图形排重的目的, 然后保留该聚簇中的某一个小图形, 删除其他的重复小图形。步骤如下:

①给定聚类半径  $R = \frac{\sum_{i=1}^n c_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (c_i)^2}}$ , 以其中的某个样本向量

$x_i$  初始化一个聚类中心  $c_i = x_i$ ;

②对于样本  $x_i$ , 寻找距离样本  $x_i$  最近的聚类中心  $c_i$ , 并得

到它们之间的相似度  $r = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{i,l} - c_{i,l})^2}$ ;

③如果  $r \leq R$ , 把样本  $x_i$  归入聚类中心  $c_i$  所在的聚簇  $C_i$ , 同时更新该聚类中心为

$$c_i = \frac{1}{K} \sum_{x_j \in C_i} x_j$$

式中: $K$  为聚簇  $C_i$  所包含的向量个数。如果  $r > R$ , 把  $x_i$  初始化为新的聚类中心  $c_{n+1} = x_i$ ,  $n$  为目前的聚簇个数。

④重复步骤②, 直至所有的样本聚类完毕。

## 2 农业害虫图像分割过程

在农业图像灰度分布曲线中, 灰度值较低的是农业图像背景区域, 灰度值较高的是农业害虫图像区域, 灰度值变化比较大的地方为害虫区域与背景的边缘交接处。对农业图像的某列灰度值  $g(x, y)$  自上而下求微分, 每次移动距离为  $\Delta x$ :

$$|g(x + \Delta x, y) - g(x, y)| > T$$

式中: $T$  为阈值。

当灰度值变化比较大时, 获得第一个点的行数  $i_{11}$  是该列害虫区域的上边缘, 以及最后一个点的行数  $i_{21}$  是该列害虫区域的下边缘, 每列灰度扫描后, 获得上边缘行向量  $I_1 = [i_{11}, i_{12}, \dots, i_{1n}]$  和下边缘行向量  $I_2 = [i_{21}, i_{22}, \dots, i_{2n}]$ ,  $n$  为农业图像的列数。

对确定的害虫区域上、下边缘进行分割, 统计图像边缘行所有像素的分布概率:

$$P(i) = m_i / \sum_{l=1}^L m_l$$

式中: $m_l$  为灰度值为  $l$  的像素个数,  $l \in L$ ,  $L$  最大为 255。

通过阈值  $\rho$  将缺陷图像划分为缺陷和背景 2 类, 2 类的方差  $\sigma_1^2, \sigma_2^2$  计算公式为

$$\left\{ \begin{aligned} \sigma_1^2 &= \sum_{l=1}^p \frac{(l-\mu_1)^2 P(l)}{\omega_1} \\ \sigma_2^2 &= \sum_{l=p+1}^L \frac{(l-\mu_2)^2 P(l)}{\omega_2} \end{aligned} \right.^\circ$$

计算灰度均值  $\mu_1$ 、 $\mu_2$  以及图像总体灰度均值  $\mu$ :

$$\left\{ \begin{aligned} \mu_1 &= \sum_{l=1}^p \frac{lP(l)}{\omega_1} \\ \mu_2 &= \sum_{l=p+1}^L \frac{lP(l)}{\omega_2} \\ \mu &= \mu_1 \omega_1 + \mu_2 \omega_2 \end{aligned} \right.^\circ$$

式中:  $\omega_1$ 、 $\omega_2$  为各类的发生概率。

计算类间方差  $\sigma_3^2$  和类内方差  $\sigma_4^2$ :

$$\left\{ \begin{aligned} \sigma_3^2 &= \omega_1 (\mu - \mu_1)^2 + \omega_2 (\mu - \mu_2)^2 \\ \sigma_4^2 &= \omega_1 \sigma_1^2 + \omega_2 \sigma_2^2 \end{aligned} \right.^\circ$$

从最小灰度值到最大灰度值遍历所有的  $\rho$ , 当

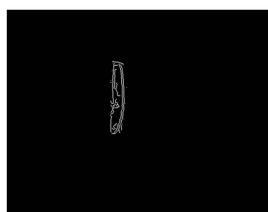
$$\varphi = \max \frac{\sigma_3^2}{\sigma_4^2}^\circ$$

$\varphi$  最大时,  $\rho$  就是最佳分割阈值。

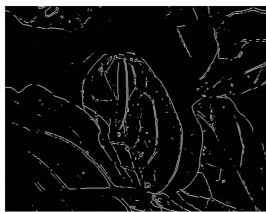
算法流程: (1) 输入图像, 计算像素相似度; (2) 对不同的像素进行邻域关系权重计算, 划分出不同聚类; (3) 通过可变聚类半径将像素数据排重, 去掉相同的聚类; (4) 若当前聚类中心和前一次中心的误差小于 0.02, 则可得最佳分割阈值  $\rho$ , 执行步骤 (5), 否则, 执行步骤 (2); (5) 输出分割图像。

### 3 仿真试验

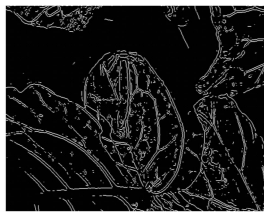
#### 3.1 农业害虫图像分割



NR算法



STING算法



DMHC算法



SNC算法

图2 不同算法对白菜蚜虫图像的分割效果

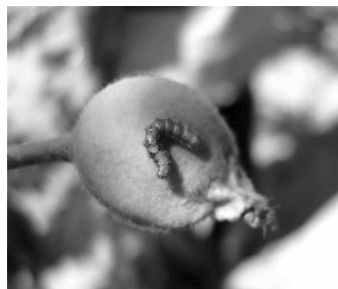


图3 梨小食心虫

#### 3.2 定性分析

用归一化互相关系数 (normalized correlation, NC) 来评价分割效果:

$$NC = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N W(i, j) \times W'(i, j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N W(i, j)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N W'^2(i, j)}}$$

式中:  $M \times N$  为图像大小;  $W(i, j)$ 、 $W'(i, j)$  表示源图像与分割

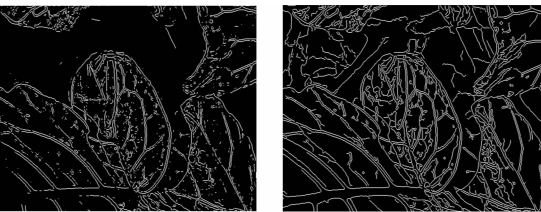
采用不同算法对农业图像滤波后进行分割, 硬件计算机参数: Inter CORE I5 - 2430M, 主频 2.4 GHz, 三级缓存为 3 MB, 内存 DDR4 系列, 大小为 4 GB, 硬盘串行接口, 软件程序通过 Matlab 实现。

用不同算法对图 1 的白菜蚜虫图像进行分割, 结果如图 2 所示, 可以看出本研究算法 NR 的分割效果清晰, 整体上保持了较为稳定的分割效果, 并且在局部轮廓边缘上比其他算法分割的更精细, 这是因为本研究算法通过可变聚类半径对像素数据重复性的删除, 使得聚类之间像素分布相差不大, 减少了误分割。

用不同算法对图 3 的梨小食心虫图像进行分割, 结果如图 4 所示, 可以看出本研究算法 NR 分割受其他边缘影响小, 聚类过程考虑了邻域像素点对中心像素点聚类结果的影响, 使聚类结果较为准确。



图1 白菜蚜虫



后图像在位置  $(i, j)$  处的灰度值。NC 值越接近于 1 越好, 对白菜蚜虫、梨小食心虫图像的分割 NC 值定性分析结果如图 5、图 6 所示。

对图像分割来说, 分割速度十分重要, 为了衡量各个算法的分割效率, 对每幅图像进行多次重复分割, 取平均分割时间作为评价标准, 对白菜蚜虫、梨小食心虫图像的分割速度定性分析结果如图 7、图 8 所示。

由图 5、图 6、图 7、图 8 可知, 本研究算法 NR 的 NC 值较接近于 1, 分割消耗的时间较少, 这是因为本研究算法将像素数据对象分割成集群, 在同一个簇中的对象之间具有较高的相似度, 而不同簇中的对象差别较大, 以便减小数据对象之间的影响。

### 4 总结

本研究通过邻域算法对农业害虫图像进行分割, 仿真试验结果表明, 本研究算法分割的效果清晰, 分割消耗的时间少, 为农业害虫图像分割研究提供了一种新的参考方法, 但是如何找出像素周围邻域的最佳大小和个数, 仍然是目前面临

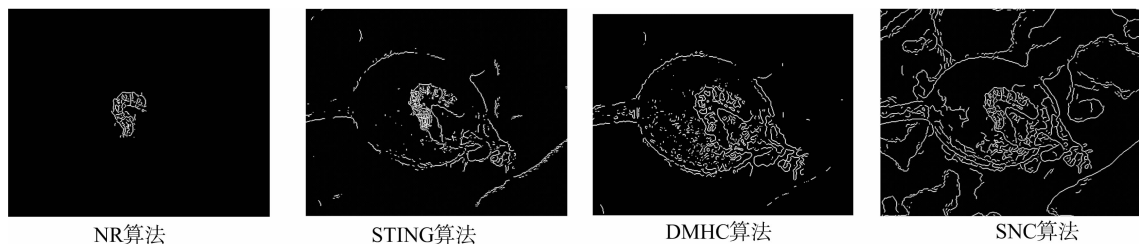


图4 不同算法对梨小食心虫图像的分割效果

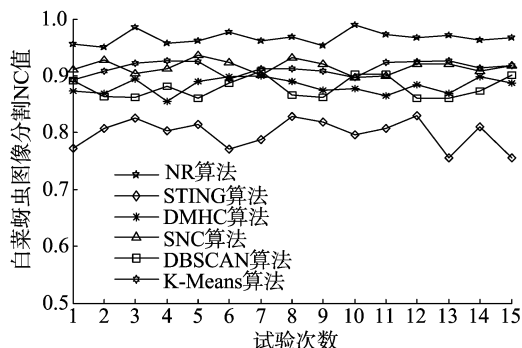


图5 白菜蚜虫图像分割 NC 值

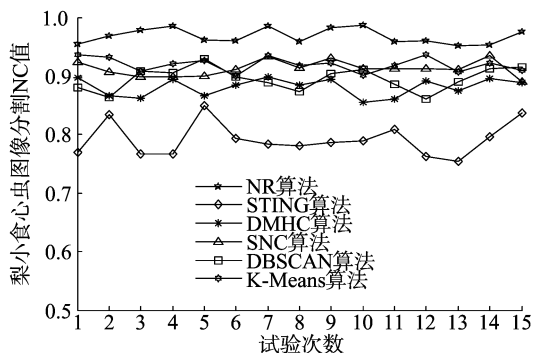


图6 梨小食心虫图像分割 NC 值

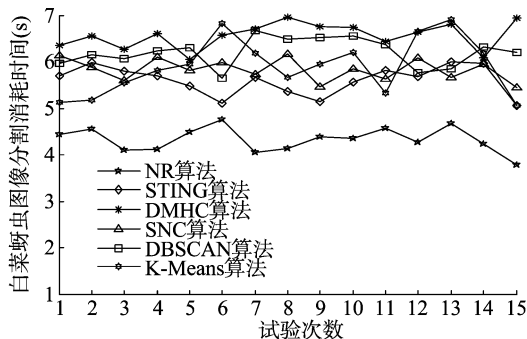


图7 白菜蚜虫图像分割时间

2013,6(5):822-835.

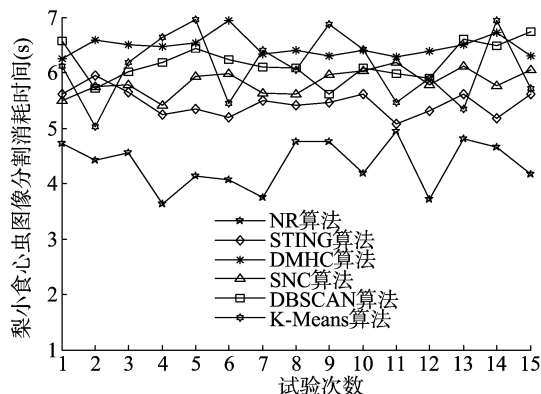


图8 梨小食心虫图像分割时间

- [4] Sun W, Hansen A, Zhang L Y, et al. Neonatal nicotine exposure impairs development of auditory temporal processing[J]. Hearing Research, 2008, 245(1/2): 58-64.
- [5] Pokotilovski Y N. Constraints on strongly coupled chameleon fields from the experimental test of the weak equivalence principle for the neutron[J]. JETP Letters, 2013, 96(12): 751-753.
- [6] Li X Y, Gao G H, Sun J X. A new semi-supervised intrusion detection method based on improved DBSCAN[J]. Journal of Networks, 2010, 5(12): 1527-1534.
- [7] Pande S, Morgan F, Cawley S, et al. Modular neural tile architecture for compact embedded hardware spiking neural network[J]. Neural Processing Letters, 2013, 38(2): 131-153.
- [8] Schübler E, Decker C, Lerch F. Networks of clusters: a governance perspective[J]. Industry and Innovation, 2013, 20(4): 357-377.
- [9] Kim H, Kim H J, Lee J H, et al. Scheduling dual-armed cluster tools with cleaning processes[J]. International Journal of Production Research, 2013, 51(12): 3671-3687.
- [10] Ye J. Interval-valued intuitionistic fuzzy cosine similarity measures for multiple attribute decision-making[J]. International Journal of General Systems, 2013, 42(8): 883-891.
- [11] Rocha A R, Pirmez L, Delicato F C, et al. WSNs clustering based on semantic neighborhood relationships[J]. Computer Networks, 2012, 56(5): 1627-1645.
- [12] Aljaber B, Stokes N, Bailey J, et al. Document clustering of scientific texts using citation contexts[J]. Information Retrieval Journal, 2010, 13(2): 101-131.
- [13] Hansen P, Brimberg J, Urošević D, et al. Solving large p-median clustering problems by primal-dual variable neighborhood search[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 2009, 19(3): 351-375.
- [14] Gan G J. Application of data clustering and machine learning in variable annuity valuation[J]. Insurance Mathematics & Economics, 2013, 53(53): 795-801.

的挑战。

## 参考文献:

- [1] 王爱新, 李春友, 张 喆. 基于计算机视觉的农业图像害虫定位检测算法[J]. 江苏农业科学, 2016, 44(7): 361-364.
- [2] 田海韬, 赵 军, 蒲富鹏. 马铃薯芽眼图像的分割与定位方法[J]. 浙江农业学报, 2016, 28(11): 1947-1953.
- [3] Qiu C Y, Wang C L, Zuo X Q. A novel multi-objective particle swarm optimization with K-means based global best selection strategy[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems,