doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.12.004

基于多阈值图像分割算法的秸秆覆盖率检测

刘媛媛[1]　王跃勇[2]　于海业[3]　秦铭霞[1]　孙嘉慧[1]

(1.吉林农业大学信息技术学院,长春 130118;2.吉林农业大学工程技术学院,长春 130118;
3.吉林大学工程仿生教育部重点实验室,长春 130025)

摘要:针对目前秸秆覆盖率人工检测费时费力、准确率低、信息难以存储的问题,提出了一种基于图像分割的秸秆覆盖率检测方法。考虑到传统图像分割方法精度不高,且多阈值分割时计算量过大,将灰狼算法中的搜索机制与差分进化算法相融合,提出一种基于图像多阈值的自动分割方法(DE-GWO),用于田间秸秆覆盖率检测。首先,对现场采集的秸秆覆盖图像进行预处理,采用自适应 Tsallis 熵作为目标函数,评估图像分割效率;其次,根据图像的复杂程度选取分割阈值的数量,利用 DE-GWO 算法对其进行多阈值图像分割;然后,分别按照灰度级别计算分割后图像比例;最后,根据拍摄高度、fov 视角等参数,将图像中秸秆覆盖率与实际地理面积进行转换。实验结果表明,本文算法田间秸秆覆盖率与实际测量误差在 8% 以内,且相比于改进粒子群算法(PSO)和灰狼算法(GWO),DE-GWO 算法精确度更高,平均耗时为人工测量的 1/1 500。开发了一套依据 DE-GWO 算法的秸秆覆盖率检测软件系统,为后续监控系统的实时检测提供了算法基础和软件支持。

关键词:秸秆覆盖率;图像分割;灰狼算法;差分进化算法;多阈值

中图分类号:S24;TP751　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2018)12-0027-09

Detection of Straw Coverage Rate Based on Multi-threshold Image Segmentation Algorithm

LIU Yuanyuan[1]　WANG Yueyong[2]　YU Haiye[3]　QIN Mingxia[1]　SUN Jiahui[1]

(1. *College of Information Technology*, *Jilin Agricultural University*, *Changchun* 130118, *China*
2. *College of Engineering and Technology*, *Jilin Agricultural University*, *Changchun* 130118, *China*
3. *Key Laboratory of Bionic Engineering*, *Ministry of Education*, *Jilin University*, *Changchun* 130025, *China*)

Abstract: Straw returning is one of the most important measures for increasing fertility. But straw returning has not been widely popularized at present. It needs to be supervised and tested. However, manual detection of straw coverage is time-consuming, laborious, low accuracy and difficult to store information. In order to solve these problems, a straw coverage detection method was proposed based on image segmentation. Considering the precision of traditional image segmentation method was not high, and the computation was complex for multi-threshold segmentation, the search mechanism of gray wolf (GWO) algorithm and differential evolution (DE) algorithm were combined, and a multi-threshold automatic segmentation method was proposed based on image, DE-GWO algorithm for field straw mulching detection. Firstly, the straw mulching image collected in the field was preprocessed, and the adaptive Tsallis entropy was used as the objective function of the algorithm to evaluate the efficiency of image segmentation. Secondly, the number of segmentation thresholds was selected according to the complexity of the image, and the multi-threshold image was segmented by DE-GWO algorithm. The proportion of the images after the segmentation was calculated by the gray degree level. Finally, the straw

收稿日期:2018-07-10　修回日期:2018-08-18

基金项目:国家高技术研究发展计划(863 计划)项目(2013AA103005-04)、吉林省科技发展重点研发项目(20180201014NY)、吉林大学工程仿生教育部重点实验室开放基金项目(K201706)、吉林省教育厅科学技术项目(JJKH20180685KJ、JJKH20190927KJ)和吉林农业大学科研启动基金项目(201718)

作者简介:刘媛媛(1980—),女,讲师,博士,主要从事农业信息化图像和视频信号处理研究,E-mail:liuyuanyuan1980@126.com

通信作者:王跃勇(1977—),男,副教授,博士,主要从事智能系统和生物环境与能源工程研究,E-mail:yueyong10@mails.jlu.edu.cn

mulching rate in the image and the actual geographic area were converted according to the shooting height and the wide angle of the camera. The experimental results showed that the straw mulching rate in the field and the actual measurement error were less than 8%, and the DE - GWO algorithm was more accurate than the improved particle swarm optimization (PSO) and gray wolf algorithm (GWO). Compared with manual measurement, the average consumption time was reduced by more than 1500 times. In addition, a set of software system for detection of straw coverage based on DE - GWO algorithm was developed, which provided the basis of algorithm and software support for the real-time detection of the monitoring system.

Key words: straw coverage rate; image segmentation; grey wolf algorithm; differential evolution algorithm; multi-threshold

0 引言

秸秆还田是目前世界普遍重视的一项减少污染、培肥地力的增产措施[1-2],然而,秸秆还田检测面临点多面广、时间紧迫、难于量化、人员匮乏等实际问题[3]。

秸秆覆盖率是衡量秸秆还田的一项重要指标。近年来,利用机器视觉进行图像分割取得了一些的进展[4-8],这些方法虽能有效地分割识别出目标图像,但算法复杂,计算量大,且计算精度仍有待提高。秸秆覆盖率检测现场采集的图像中,秸秆覆盖与未覆盖图像颜色十分相似,杂草干扰较大,这些问题对高精度分割和所需目标的提取都造成了很大的困难。

提高计算精度的关键是图像中秸秆与背景土壤分割的准确性,而分割的关键是找到最优的分割阈值。传统的阈值选择方法太耗时,且计算量偏大。灰狼优化算法(Grey wolf optimizer ,GWO)[9]是一种群体智能优化算法,KHAIRUZZAMAN 等[10]将其引入多阈值图像分割中,提高了分割效率。但单独处理复杂的问题时,易出现早熟现象,导致寻优效果和稳定性都不理想,且算法处理速度慢。差分进化算法(Differential evolution,DE)[11]是一种基于群体启发式搜索的高效全局优化算法。基于上述特点,本文提出一种差分灰狼优化(DE - GWO)算法,采用自适应 Tsallis 熵[12-13]作为算法的目标函数,以期快速准确提取目标图像。

1 整体设计

1.1 设计目标

秸秆覆盖率检测是基于机器视觉技术,结合秸秆覆盖率现场复杂的环境及图像灰度直方图[14]的特点,利用算法寻找最优阈值,准确快速地进行图像多阈值分割,计算出各部分的像素点个数,将秸秆部分的像素点个数与整幅图像的像素点个数相比,得到秸秆覆盖率

$$\eta = n_0 / n \times 100\% \tag{1}$$

式中 n_0——秸秆部分像素点个数

n——整幅图像像素点个数

为了适应现场检测需求,更广泛快速处理田间大面积区域秸秆覆盖率检测问题,采用无人机高空俯视拍摄的图像作为处理对象。现场田间图像存在土壤、杂草、杂物等外界干扰,秸秆覆盖部分颜色和杂草颜色都极其接近,已还田部分颜色和土壤颜色接近,如图 1 所示。



图 1 现场采集图像

Fig. 1 Field acquisition image

1. 秸秆 2. 已耕作土壤 3. 土壤 4. 杂草

本文提出 DE - GWO 算法实现现场田间秸秆覆盖图像分割,在此基础上利用形态学算法[15]进行图像各部分的提取,以便于后续的面积计算。检测方法流程如图 2 所示。

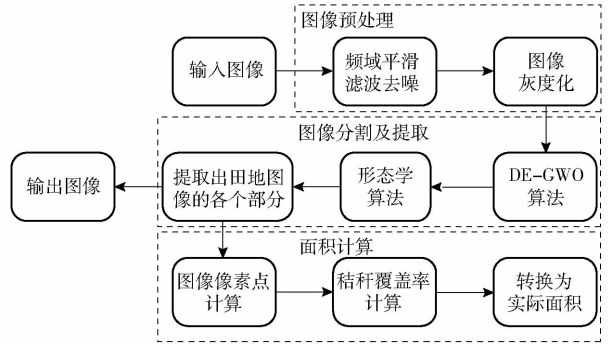


图 2 秸秆覆盖率检测方法流程图

Fig. 2 Block diagram of straw mulching rate

本文秸秆覆盖率检测方法是基于多阈值图像分割方法,可根据图像内容合理选择阈值数量,主要对图像灰度级进行分类。因此,灰度级范围在相同阈值区域内时,秸秆含水率、秸秆种类以及光照等条件不会对检测结果造成影响。

1.2　图像预处理

现场采集图像通常受限于光照条件和采集设备，具有明显的噪声，直接影响分割的准确性。针对噪声与实际情况下的图像光照强度不均等问题，采用基于频域的平滑滤波方法[16]对图像进行增强，可消除图像在数字化过程中的噪声点并修正图像的亮度不均问题。此外，将经处理后的图像转换为灰度图像，为后续基于灰度直方图的阈值分割做好准备。

2　多阈值图像分割算法原理

2.1　算法基本思想

获得精确秸秆覆盖率关键在于提取出的秸秆部分面积，阈值的选择很重要。基于图像的复杂程度，引入 DE－GWO 算法，核心是将 GWO 算法中的搜索机制嵌进 DE 算法循环中，采用自适应 Tsallis 熵作为目标函数，评估图像分割效率，使用 GWO 算法让灰狼个体的位置不断迭代更新，再利用 DE 算法的交叉选择维持种群的多样性，加快算法运行速度，最好个体狼位置即为最佳阈值。然后将最佳阈值代入实地采集的现场田间秸秆图像中，依据阈值对复杂的田间图像进行分割，提取出图像的各个部分，计算出秸秆覆盖率。

个体狼根据目标猎物更新自我位置，如图 3 所示，其中，围绕目标猎物产生个体狼 8 个可能位置，以右上角狼所在位置为例，GWO 算法是根据调整系数向量和从而改变个体狼的位置。本文提出的 DE－GWO算法是在 GWO 算法基础上，个体狼在围捕目标的过程中对自身位置进行 DE 算法中的交叉、选择操作，完成个体位置的局部优化，优化范围如图 3 中阴影部分所示，其中右上角局部区域为上述举例个体狼的优化范围。

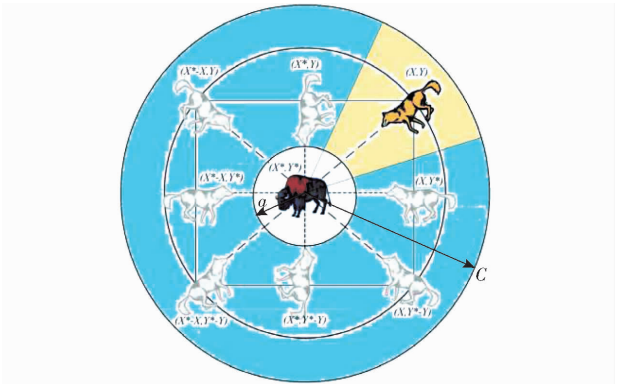


图 3　DE－GWO 算法中个体狼围捕目标猎物优化范围

Fig. 3　DE－GWO algorithm optimal range of individual wolf hunting for target prey

狼群围捕目标猎物位置优化，见图 4。其中，DE－GWO 算法位置优化后的狼群（内部浅色个体）较 GWO 算法狼群位置（外围深色个体）更接近目标猎物，减少搜索围捕过程，大大降低了算法耗时。

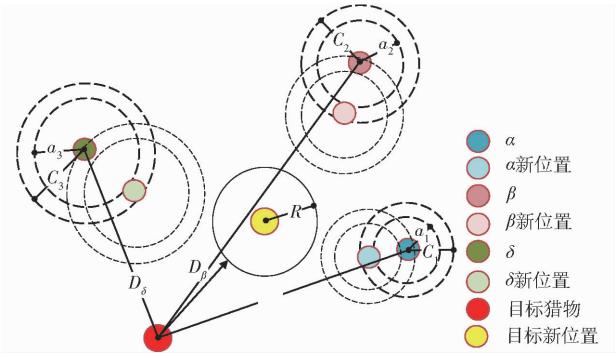


图 4　DE－GWO 算法狼群围捕目标猎物位置优化

Fig. 4　DE－GWO algorithm optimal positions of wolves hunting for target prey

2.2　自适应 Tsallis 熵

阈值分割的关键是找到合适的阈值，这也是本文算法的基础。在阈值分割技术中，选择熵准则确定阈值，现阶段，常见选用基于香农熵[17]的阈值分割方法，如 Kapur 熵[18]、Pun 熵[19]等。然而香农熵是具有广延性的，这种性质忽略了子系统之间的相互作用，反映在阈值选择上忽略了目标和背景灰度概率分布之间的相关性。由于田间实际图像干扰因素较多，且图像灰度级相近。本文选择可以推广到非广义系统的 Tsallis 熵[20]作为核心算法的适应度函数。设一幅图像灰度级为 G，灰度在图像中出现的概率为 p_i。Tsallis 熵的离散定义为

$$S_q = \frac{1 - \sum_{i=1}^{k} p_i^q}{q - 1} \tag{2}$$

式中　S_q——Tsallis 的熵值

q——调节参数

在单阈值分割情况下，设阈值 z 将图像划分为目标区域 A 和背景区域 B 两类，则这 2 个区域的灰度概率分别为

$$\begin{cases} w_A = \sum_{i=1}^{z} p_i \\ w_B = \sum_{i=z+1}^{G-1} p_i \end{cases} \tag{3}$$

其中　$w_A + w_B = 1$

这两个区域的 Tsallis 熵分别为

$$S_q^A(t) = \frac{1 - \sum_{i=1}^{z} \left(\frac{p_i}{w_A}\right)^q}{q - 1} \tag{4}$$

$$S_q^B(t) = \frac{1 - \sum_{i=z+1}^{G-1} \left(\frac{p_i}{w_B}\right)^q}{q - 1} \tag{5}$$

则总的 Tsallis 熵为

$$S_q^{A+B}(z)=S_q^A(z)+S_q^B(z)+(1-q)S_q^A(z)S_q^B(z) \tag{6}$$

设 $E_1=\sum_{i=0}^{t}\left(\frac{p_i}{w_1}\right)^q$,将其由单阈值推广到多阈值,共有 R 个阈值,得

$$S_q([t_1,t_2,\cdots,t_R])=\frac{1}{1-q}E_1E_2\cdots E_{R-1} \tag{7}$$

然而,虽然 Tsallis 熵能够增加算法灵活性和适应性,由式(2)可知,选择合适的 q 值是确定多阈值 Tsallis 熵的关键。利用分割图像的直方图均值来选择 q 值。在直方图上,当灰度级 $G=256$ 时,设灰度级处于 0~99 的区域为灰度暗区,100~149 的区域为灰度中区,150~255 的区域为灰度亮区,自动选取参数 q 的方法为

$$q=\begin{cases}0.05+0.5^V & (G\in l)\\ 0.15+0.5^V & (G\in m)\\ 0.01+0.2|V-2|/V & (G\in d)\end{cases} \tag{8}$$

式中 V——阈值

l——灰度暗区灰度级

m——灰度中区灰度级

d——灰度亮区灰度级

根据分割图像的直方图均值选择不同的 q,实现自适应 Tsallis 熵,达到更好分割图像的目的。

2.3 GWO 算法原理

GWO 算法是 MIRJALILI 等[9]于 2014 年提出的群体智能优化算法。模拟自然界中灰狼家族的社会等级制度和群体狩猎行为,主要通过能力最强(离最优阈值最近)的 α 狼带领次优的狼 β 和 δ 捕食(寻优)。

GWO 算法模仿狼群狩猎行为过程中,主要分为包围、猎捕和攻击 3 个步骤[9]。狼群在寻找最优阈值的过程中首先对目标进行包围,该过程可表示为

$$\boldsymbol{D}=|\boldsymbol{C}\boldsymbol{X}_P(t)-\boldsymbol{X}(t)| \tag{9}$$

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\boldsymbol{X}_P(t)-\boldsymbol{A}\boldsymbol{D} \tag{10}$$

其中

$$\boldsymbol{A}=2a\boldsymbol{r}_1-a \tag{11}$$

$$\boldsymbol{C}=2\boldsymbol{r}_2 \tag{12}$$

式中 t——当前迭代数

$\boldsymbol{D}$——狼群与最优阈值之间的距离

$\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{C}$——系数向量

$\boldsymbol{X}_P$——猎物所在位置

$\boldsymbol{X}$——狼群当前所在位置,即潜在阈值向量

a——递减参数(初始值为 2,线性递减到 0)

$\boldsymbol{r}_1$、$\boldsymbol{r}_2$——[0,1]之间的随机向量

在对猎物进行包围后,狼群实施猎捕行为,为了更好地搜寻到猎物位置(最优阈值),该过程通常是由 α、β、δ 来引导,其他的搜索单位 ω 应根据当前最佳搜索单位 α、β、δ 的位置更新它们各自的位置。该阶段的狼群位置更新表达式为

$$\boldsymbol{X}(t+1)=(\boldsymbol{X}_1+\boldsymbol{X}_2+\boldsymbol{X}_3)/3 \tag{13}$$

其中

$$\begin{cases}\boldsymbol{X}_1=\boldsymbol{X}_\alpha-\boldsymbol{A}_1(\boldsymbol{D}_\alpha)\\ \boldsymbol{X}_2=\boldsymbol{X}_\beta-\boldsymbol{A}_2(\boldsymbol{D}_\beta)\\ \boldsymbol{X}_3=\boldsymbol{X}_\delta-\boldsymbol{A}_3(\boldsymbol{D}_\delta)\end{cases} \tag{14}$$

$$\begin{cases}\boldsymbol{D}_\alpha=|\boldsymbol{C}_1\boldsymbol{X}_\alpha|\\ \boldsymbol{D}_\beta=|\boldsymbol{C}_2\boldsymbol{X}_\beta|\\ \boldsymbol{D}_\delta=|\boldsymbol{C}_3\boldsymbol{X}_\delta|\end{cases} \tag{15}$$

式中 $\boldsymbol{X}(t+1)$——更新后潜在的最优解向量

$\boldsymbol{D}_\alpha$、$\boldsymbol{D}_\beta$、$\boldsymbol{D}_\delta$——狼群中剩余个体 ω 与 α、β、δ 间的距离

ω 以这些距离为参照来更新各自位置,从而更加接近最优解。狼群狩猎过程的最后阶段是攻击,该阶段狼群需要完成抓获目标猎物,即 GWO 算法获得最优阈值。该过程的模型构建主要通过 a 值的递减来实现。

此时,灰狼算法结束迭代后的阈值可能会陷入局部最优解,不能准确分割图像,且实际采集的田间秸秆图像复杂使整个过程计算量大、耗时较长,因此,融入另外一种智能算法——DE 算法。

2.4 DE 算法原理

DE 算法是 1997 年由 STORN 和 PRICE[11]提出的一种基于种群迭代的高效的全局优化随机搜索算法。它也是基于群体的启发式搜索算法,群中每个个体对应一个解向量。DE 算法的进化流程与遗传算法[21]非常类似,包括变异、交叉和选择操作,通过逐步迭代,不断进化,实现全局最优解的搜索。

从一个随机产生的初始种群开始,通过把种群中任意 2 个个体的向量差与第 3 个个体求和来产生新个体,然后将新个体与当代种群中相应的个体相比较,如果新个体的适应度优于当前个体,则在下一代中就用新个体取代旧个体,否则仍保存旧个体。通过不断地进化,保留优良个体,淘汰劣质个体,引导搜索向最优阈值逼近。

由于差分进化算法具有原理简单、控制参数少、鲁棒性强、收敛速度快等优点[22-24],将其与灰狼算法充分融合,通过不断迭代寻优,找到最适合的阈值进行分割。

2.5 DE-GWO 算法原理

基于 DE-GWO 算法流程为:首先,灰狼的位置随机初始化,对初始的灰狼种群进行差分操作;其次,利用自适应 Tsallis 熵计算初始种群中每个个体的适应度,得到最优的 3 个值 $\boldsymbol{X}_\alpha$、$\boldsymbol{X}_\beta$、$\boldsymbol{X}_\delta$;然后,将差分所得的狼作为 GWO 算法迭代收敛寻优的个体

狼，通过式(14)、(15)进行位置更新，对 GWO 中更新的个体狼进行 DE 算法中的变异和交叉操作，使灰狼个体的位置再一次更新，根据式(11)、(12)中 a 和 $\boldsymbol{C}$ 的递减逐渐确定猎物位置；最后，重复上述过程直到达到最大迭代次数，得到的 α 狼位置即为最理想的阈值。算法流程如图 5 所示。

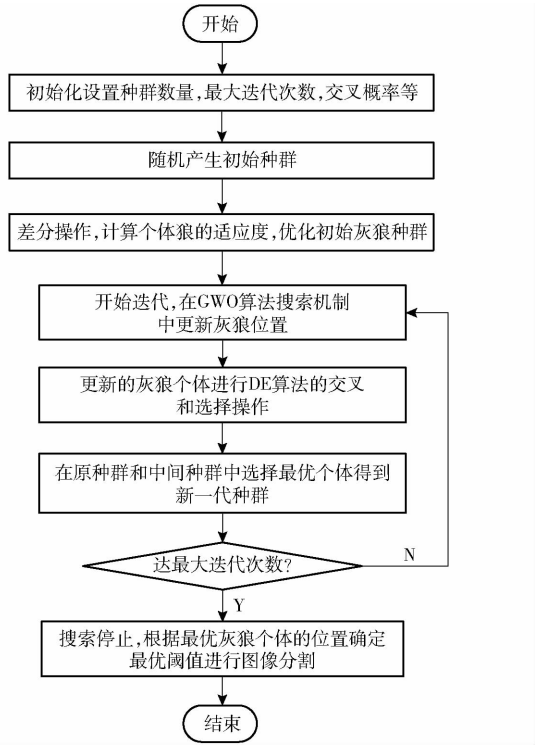


图 5　DE－GWO 算法流程

Fig. 5　Flow chart of DE－GWO algorithm

3　基于多阈值图像分割的秸秆覆盖率检测

3.1　模拟实验

将上述基于 DE－GWO 算法的多阈值图像分割方法用于秸秆覆盖率检测中，并验证算法的准确性与有效性。首先，选用一组模拟田间秸秆覆盖情况的图像，使用二阈值对其进行分割，如图 6 所示。通过手动分割与自动分割的匹配率、误分率以及准确率[25]来评判图像的分割效果。计算公式为

$$Y_{MR}=[(N_1-|N_2-N_1|)/N_2]\times 100\% \quad (16)$$

$$Y_{MER}=[(N_2-N_1)/(mn)]\times 100\% \quad (17)$$

$$Y_{AR}=Y_{MR}-Y_{MER} \quad (18)$$

式中　Y_{MR}——匹配率，%

Y_{MER}——误分率，%

Y_{AR}——准确率，%

N_1——自动分割图像目标像素

N_2——手动分割图像目标像素

m——图像行像素点数量

n——图像列像素点数量



图 6　玉米秸秆原始图像

Fig. 6　Original image of corn straw

采用 PS 软件中直方图手动精准检测面积作为手动标准分割方法。与 DE－GWO 算法进行比较的其他算法分别是原始 GWO、加入惯性因子的改进 PSO 算法[26]。各优化算法的参数设置如表 1 所示。

表 1　算法参数

Tab. 1　Algorithm parameters

算法	参数	数值
DE－GWO	灰狼种群规模	50
	迭代次数	100
	交叉概率	0.9
GWO	灰狼种群规模	50
	迭代次数	100
改进 PSO	粒子种群规模	50
	迭代次数	100
	粒子速度	10
	最大惯性因子	0.9
	最小惯性因子	0.1
	个体学习因子	2.0
	群体学习因子	2.0

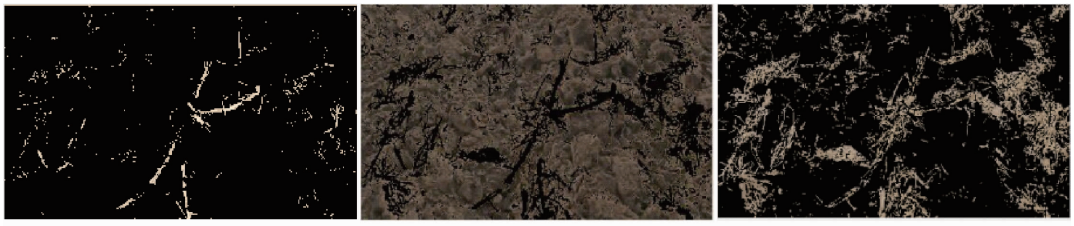
实验环境为：Mircrosoft Windows 10 Professional，CPU：Inter Core i5－5200u@ 2.20 GHz，RAM：4 GB；Visual C＋＋2010 软件开发环境。为避免随机性，每幅图像运行 30 次，实验结果如表 2 所示。

表 2　3 种算法判定结果对比

Tab. 2　Comparison of three algorithms results

样本	匹配率/%			误分率/%			准确率/%			所用时间/s		
序列	DE－GWO	改进 PSO	GWO	DE－GWO	改进 PSO	GWO	DE－GWO	改进 PSO	GWO	DE－GWO	改进 PSO	GWO
1	94.53	94.45	92.82	0.21	2.32	0.40	94.32	92.13	92.42	0.740 5	1.416 4	5.715 2
2	94.72	93.04	94.30	1.32	1.38	3.41	93.40	91.66	90.89	0.683 2	1.410 6	5.697 8
3	97.39	94.42	93.83	0.25	1.37	0.38	97.14	93.05	93.45	0.736 0	1.564 3	5.870 9
4	96.81	96.64	95.38	1.34	1.88	1.41	95.47	94.76	93.97	0.723 1	1.654 3	5.782 6
5	92.90	94.02	91.75	0.44	0.17	2.03	92.46	93.85	89.72	0.762 4	1.553 5	5.612 8

由图 7 ~ 9 可以看出,DE - GWO、改进 PSO、GWO 3 种算法分割效果接近,由表 2 可知,DE - GWO 算法较改进 PSO、GWO 算法匹配率高、误分率小、准确率高;此外,DE - GWO 算法较改进 PSO 算法的耗时缩短 50% 左右,较 GWO 算法缩短了近 90%。说明 DE - GWO 算法准确率高、耗时短,证明算法分割效果相近情况下,DE - GWO 的分割效率更高。



(a) 秸秆 (b) 土壤 (c) 杂草

图 7 DE - GWO 算法分割图像

Fig. 7 DE - GWO algorithm segmentation images



(a) 秸秆 (b) 土壤 (c) 杂草

图 8 改进 PSO 算法分割后图像

Fig. 8 Improved PSO algorithm segmentation images



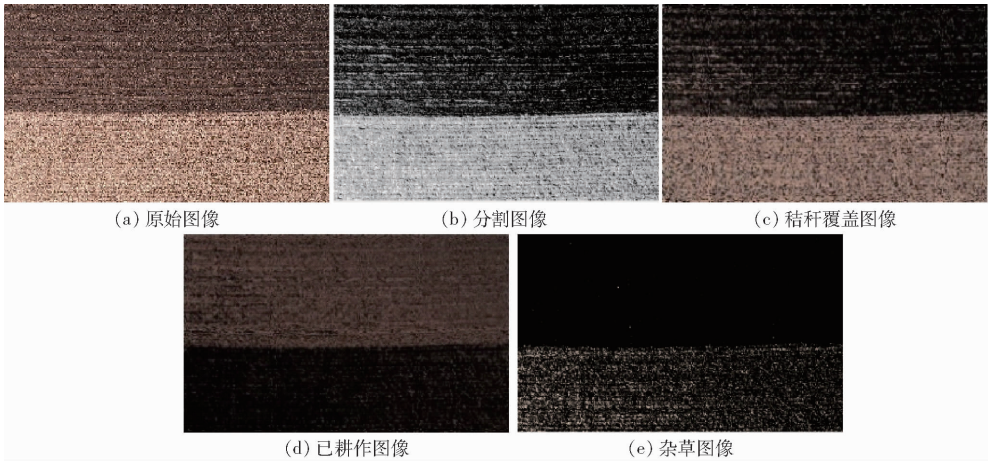
(a) 秸秆 (b) 土壤 (c) 杂草

图 9 GWO 算法分割图像

Fig. 9 GWO algorithm segmentation images

3.2 实际应用验证实验

在自然光照条件下,采用 DJI 大疆悟 2 代 inspire2 型无人机配 X5S 型云台相机,距地面 50 m 垂直拍摄采集,采集时间为 2017 年 10 月 21 日,地点为吉林省榆树市大岗乡。采用 3 组样本地块进行实验,利用所提出的 DE - GWO 算法,根据田间采集图像内容复杂程度而选取不同的阈值进行多阈值图像分割,分割得不同阈值对应的图像(图 10 ~ 12)。以图 12



(a) 原始图像 (b) 分割图像 (c) 秸秆覆盖图像

(d) 已耕作图像 (e) 杂草图像

图 10 二阈值分割图像

Fig. 10 Segmentation images using two thresholds

为例，根据灰度直方图利用本文所提出的算法找出 4 个最佳阈值将图像分为 5 个部分。灰度级处于 0 ~ 56 为已耕作部分，56 ~ 109 为土壤部分，109 ~ 165 为其他部分，165 ~ 214 为秸秆部分，214 ~ 255 为杂草部分。计算各部分所占地块面积，并计算出图像实际面积以及算法耗时，见表 3。

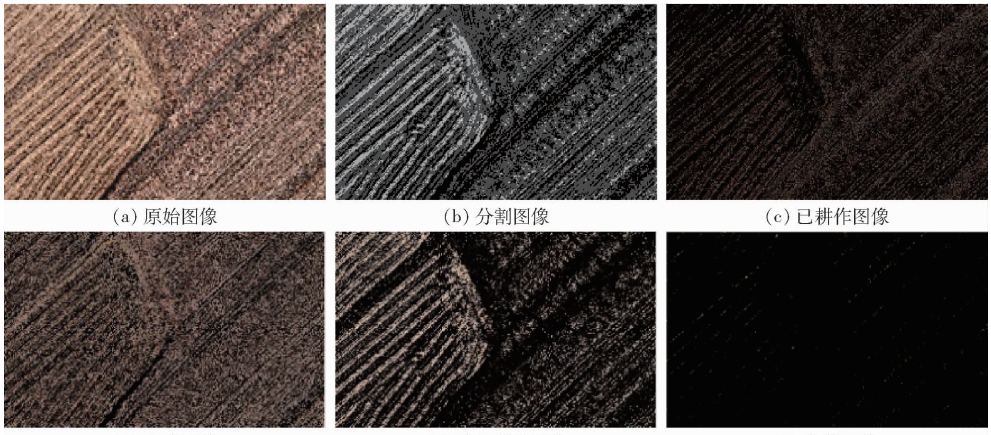


图 11　三阈值分割图像

Fig. 11　Segmentation images using three thresholds

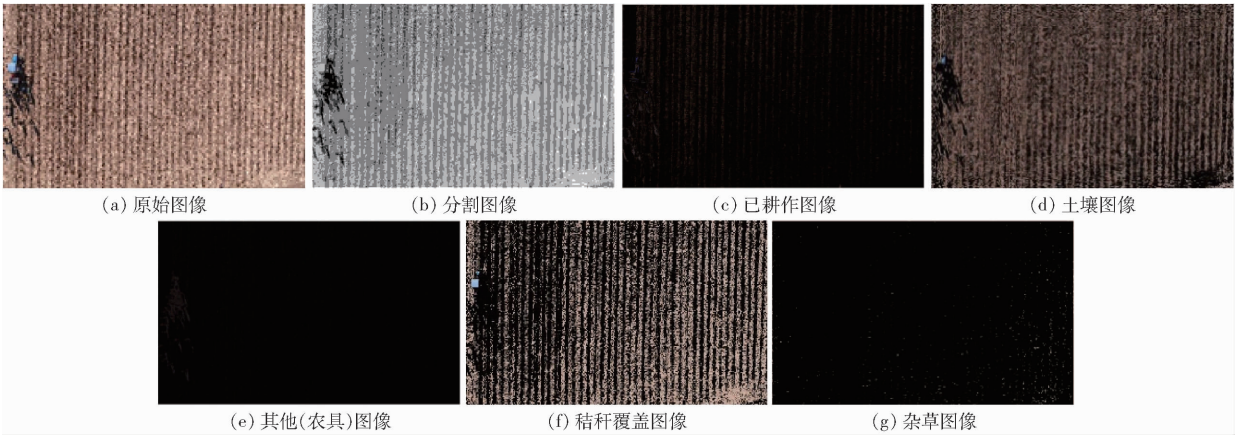


图 12　四阈值分割图像

Fig. 12　Segmentation images using four thresholds

表 3　不同阈值分割结果

Tab. 3　Calculation results of different thresholds

	DE－GWO 算法			改进 PSO 算法			GWO 算法		
	二阈值	三阈值	四阈值	二阈值	三阈值	四阈值	二阈值	三阈值	四阈值
秸秆覆盖/像素	6 263 682	5 715 481	5 500 807	6 174 409	5 349 718	5 814 957	7 085 897	5 909 443	5 724 567
已耕作/像素	7 288 527	3 831 124	1 358 709	7 171 521	4 015 479	1 447 981	6 000 498	3 641 984	1 514 691
土壤/像素		6 010 716	8 323 919		6 198 542	7 939 945		6 017 831	7 914 859
杂草/像素	2 129 391	35 107	200 946	2 335 670	28 689	197 863	2 585 205	23 170	211 459
其他/像素			297 219			2 800 854			316 024
秸秆覆盖率/%	39. 84	36. 91	35. 08	39. 37	34. 31	37. 08	45. 19	37. 90	36. 50
实际覆盖面积/m^2	2 256	2 090	1 987	2 229	1 943	2 099	2 558	2 146	2 066
所用时间/s	1. 90	3. 07	3. 75	38. 26	48. 43	38. 33	56. 79	50. 21	50. 73

图像实际面积与无人机型号 fov 视角有关，本文图像与实际面积转换公式为

$$L_a = 2H_a \tan\frac{\theta}{2} \tag{19}$$

$$D_a = \frac{3}{4}L_a \tag{20}$$

$$S_a = L_a D_a \tag{21}$$

式中　S_a——实际面积

L_a——实际长度

D_a——实际宽度

H_a——实际拍摄的高度

θ——相机的 fov 视角

考虑到采集图像中田间秸秆覆盖情况的复杂性,对本文提出的算法进行实际应用验证实验。由图 10 ~ 12 以及表 3 可以看出,本文提出的 DE - GWO 算法可以根据采集实际秸秆覆盖图像内容的复杂程度,实现图像多阈值精准分割,并计算出实际秸秆覆盖面积和秸秆覆盖率。与此同时,相比改进 PSO 和 GWO 两种算法,本方法大大缩短了图像分割处理的时间。

3.3 算法应用与人工处理对比实验

将实际采集的样本图像分别应用于 DE - GWO 算法不同阈值图像分割,将算法检测结果与人工拉绳法进行对比实验,结果如图 13 所示。

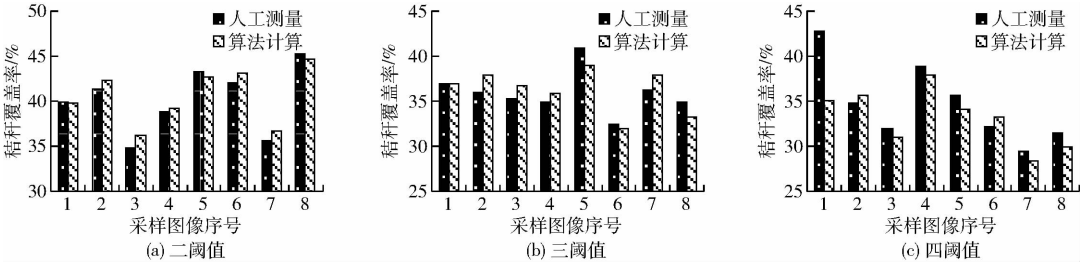


图 13 不同阈值秸秆覆盖率对比

Fig. 13 Comparison of straw mulching rate with different thresholds

由图 13 可知,DE - GWO 算法分割结果与人工拉绳法检测的秸秆覆盖率结果接近。对比两种方法,以每组中第 1 个样本为例:二阈值分割,面积分别为 2 256 m^2 和 2 300 m^2,精确度高达 98.06%,时间缩短为人工测量耗时的$\frac{1}{1\,587}$;三阈值分割,面积分别为 2 120 m^2 和 2 090 m^2,精度达到了 98.57%,时间缩短为人工测量耗时的$\frac{1}{1\,543}$;四阈值分割,面积分别为 1 987 m^2 和 2 152 m^2,精确度达 92.31%,时间缩短为人工测量耗时的$\frac{1}{1\,509}$,其误差主要来源于农具等外界因素干扰。

由上述结果可知,包括外界因素影响,采用本文所提出的 DE - GWO 算法对秸秆覆盖面积的检测相对人工拉绳法测量结果,精度达 92% 以上,平均耗时缩短为人工测量耗时的$\frac{1}{1\,500}$。

4 秸秆覆盖率检测系统

根据本文的分割方法,开发了一套秸秆覆盖面积计算软件系统。该系统主要包括图像显示、参数设置以及结果输出 3 部分,如图 14 所示。

其中,采用路径选择方式对存储图像进行选择输入,后经算法处理的现场田间各部分分割结果一并显示在图像显示区域。算法选择可分为 DE - GWO 算法、改进 PSO 算法和 GWO 算法,用以进行算法对比实验。结果输出由像素点数量和相应参数比值两部分组成,包括原始图像像素 A、秸秆覆盖部分像素 B、已耕作部分像素 C、土壤部分像素 D 和其他部分像素 E,以及秸秆覆盖部分与原始图像像素比值 B/A、已耕作部分与原始图像像素比值 C/A、土壤部分与原始图像像素比值 D/A、其他杂物部分与原始图像对比 E/A。将本部分的比值加以转换得到实际面积,得出实际秸秆覆盖面积。



图 14 秸秆覆盖率检测系统

Fig. 14 Detection system of straw coverage

参数设置为系统子界面形式,如图 15 所示,主要用来预置算法和拍摄所用相机等参数的信息,为系统根据设置好的参数进行准确分割做好准备,包括算法种群规模、迭代次数,交叉概率的选择,及相机的 fov 视角、拍摄高度的设置。本部分可以根据实际情况随时进行参数设置,同时,也为工作人员的实际监测提供了软件系统平台。



图 15 检测系统参数设置

Fig. 15 Parameter setting of detection system

5 结论

(1)提出了一种基于多阈值图像分割(DE - GWO 算法)的田间秸秆覆盖率检测方法,实现了对秸秆还田覆盖率的精准检测,可完成实际面积转换

计算。

(2)DE - GWO 算法较改进 PSO 算法的耗时缩短 50% 左右，较 GWO 算法缩短了近 90%，具有匹配率高、误分率小、准确率高、耗时短的特点。

(3)田间实验结果表明，基于 DE - GWO 算法的秸秆还田覆盖率检测的误差可以控制在 8% 以内，平均耗时为人工测量的$\frac{1}{1\,500}$，大大提高了检测效率，可以满足实时检测需求。

(4)开发了一套秸秆覆盖率检测软件系统，可通过参数设置完成秸秆覆盖实际面积的转换计算，实现田间秸秆覆盖检测及信息存储。

参 考 文 献

1 汪可欣，付强，张中昊，等. 秸秆覆盖与表土耕作对东北黑土根区土壤环境的影响[J/OL]. 农业机械学报，2016，47(3)：131 - 137. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20160319&journal_id=jcsam. DOI：10.6041/j.issn.1000-1298.2016.03.019.
WANG Kexin，FU Qiang，ZHANG Zhonghao，et al. Effects of straw mulching mode and tillage methods on soil environment of root zone in northeast black soil[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2016，47(3)：131 - 137. (in Chinese)

2 王忠江，王泽宇，司爱龙，等. 秸秆与沼肥同步翻埋还田对秸秆腐解特性的影响[J/OL]. 农业机械学报，2017，48(6)：271 - 277. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20170635&journal_id=jcsam. DOI：10.6041/j.issn.1000-1298.2017.06.035.
WANG Zhongjiang，WANG Zeyu，SI Ailong，et al. Effect of synchronously burying and returning straw and biogas slurry to soil on straw decomposition[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2017，48(6)：271 - 277. (in Chinese)

3 王庆杰，王宪良，李洪文，等. 华北一年两熟区玉米秸秆覆盖对冬小麦生长的影响[J]. 农业机械学报，2017，48(8)：192 - 198. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20170822&journal_id=jcsam. DOI：10.6041/j.issn.1000-1298.2017.08.022.
WANG Qingjie，WANG Xianliang，LI Hongwen，et al. Effect of maize straw mulching on winter wheat growth in double cropping area of northern China[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2017，48(8)：192 - 198. (in Chinese)

4 李洪文，李慧，何进，等. 基于人工神经网络的田间秸秆覆盖率检测系统[J]. 农业机械学报，2009，40(6)：58 - 62.
LI Hongwen，LI Hui，HE Jin，et al. Field coverage detection system of straw based on artificial neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2009，40(6)：58 - 62. (in Chinese)

5 苏艳波，张东远，李洪文，等. 基于自动取阈分割算法的秸秆覆盖率检测系统[J]. 农机化研究，2012，34(8)：138 - 142.
SU Yanbo，ZHANG Dongyuan，LI Hongwen，et al. Straw coverage detection system based on automatic thresholding segmentation algorithm[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research，2012，34(8)：138 - 142. (in Chinese)

6 苗伟，张铁，杨学军，等. 基于图像自适应分类算法的花生出苗质量评价方法[J/OL]. 农业机械学报，2018，49(3)：28 - 35. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20180303&journal_id=jcsam. DOI：10.6041/j.issn.1000-1298.2018.03.003.
MIAO Wei，ZHANG Tie，YANG Xuejun，et al. Quality evaluation method of peanut seeding based on image adaptive classification algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2018，49(3)：28 - 35. (in Chinese)

7 徐胜勇，彭程里，陈可，等. 基于扇环形区域图像分割的小麦秸秆截面参数测量方法[J/OL]. 农业机械学报，2018，49(4)：53 - 59. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20180406&journal_id=jcsam. DOI：10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.006.
XU Shengyong，PENG Chengli，CHEN Ke，et al. Measurement method of wheat stalks cross section parameters based on sector ring region image segmentation[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2018，49(4)：53 - 59. (in Chinese)

8 孙俊，张跃春，毛罕平，等. 基于计算机视觉的土壤镉胁迫生菜叶片污染响应分析[J/OL]. 农业机械学报，2018，49(3)：166 - 172. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20180320&journal_id=jcsam. DOI：10.6041/j.issn.1000-1298.2018.03.020.
SUN Jun，ZHANG Yuechun，MAO Hanping，et al. Responses analysis of lettuce leaf pollution in cadmium stress based on computer vision[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2018，49(3)：166 - 172. (in Chinese)

9 MIRJALILI S，MIRJALILI S M，LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software，2014，69(3)：46 - 61.

10 KHAIRUZZAMAN A K M，CHAUDURY S. Multilevel thresholding using grey wolf optimizer for image segmentation[J]. Expert Systems with Applications，2017，86(11)：64 - 76.

11 STORN R，PRICE K. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization，1997，11(4)：341 - 359.

12 ALBUQUERQUEl M P D，ESQUEF I A，MELLO A R G，et al. Image thresholding using Tsallis entropy[J]. Pattern Recognition Letters，2004，25(9)：1059 - 1065.

(下转第 55 页)

[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2014,45(6):746 – 750. (in Chinese)
7 秦红灵,高旺盛,马月,等. 两年免耕后深松对土壤水分的影响[J]. 中国农业科学 2008,41(1):78 – 85.
QIN Hongling,GAO Wangsheng, MA Yue,et al. Effects of subsoiling on soil moisture under no-tillage 2 years later[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2008,41(1):78 – 85. (in Chinese)
8 周虎,吕贻忠,杨志臣,等. 保护性耕作对华北平原土壤团聚体特性的影响[J]. 中国农业科学, 2007,40(9):1973 – 1979.
ZHOU Hu, LÜ Yizhong, YANG Zhichen,et al. Effects of conservation tillage on soil aggregates in Huabei Plain, China[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2007,40(9):1973 – 1979. (in Chinese)
9 KETEMA H,YIMER F. Soil property variation under agroforestry based conservation tillage and maize based conventional tillage in Southern Ethiopia[J]. Soil and Tillage Research,2014, 141:25 – 31.
10 RIENZI E A,MAGGI A E,SCROFFA,M,et al. Autoregressive state spatial modeling of soil bulk density and organic carbon in fields under different tillage system[J]. Soil and Tillage Research,2016,159:56 – 66.
11 TORRES E,MADARI B, MACHADO P L O A, et al. No tillage and crop rotation effects on soil aggregation and organic carbon in a Rhodic Ferralsol from southern Brazil[J]. Soil and Tillage Research,2005, 80:185 – 200.
12 MIKHAILOVA E A, BRYANT R B, VASSENEV I I, et al. Cultivation effects on soil carbon and nitrogen contents at depth in the Russian Chernozem[J]. Soil Science Society of America Journal, 2000,64:738 – 745.
13 SIX J, ELLIOT E T, PAUSTIAN K, et al. Aggregation and soil organic matter accumulation in cultivated and native grassland soils[J]. Soil Science Society of America Journal, 1998, 62:1367 – 1377.
14 LAL R. Soil temperature, soil moisture and maize yield from mulched and unmulched tropical soils[J]. Plant and Soil, 1974,1: 129 – 143.
15 高国录,张福武,蔡立群. 保护性耕作措施对土壤水分含量及春小麦产量的影响[J]. 甘肃农业科技,2009(2):27 – 31.
16 张萌,李立科,郝明德. 免耕覆盖对玉米产量及土壤肥力的影响[J]. 西北农业学报,2013,22(6):67 – 72.
ZHANG Meng, LI Like, HAO Mingde. Effect of no-tillage with straw cover on corn yield and soil fertility[J]. Acta Agriculturae Boreali-occidentalis Sinica,2013,22(6):67 – 72. (in Chinese)
17 POWLSON D S. Mineralization and assimilation in soil-plant systems[M]. San Diego: Academic Press, 1992.
18 DOMZAL H, SLOWINSK J A. Effects of tillage and weather conditions on structure and physical properties of soil and yield of winter wheat[J]. Soil and Tillage Research, 1987(10): 225 – 241.
19 KIRKEGARD J A, MUNNS R, JAMES R A, et al. Reduced growth and yield of wheat with conservation cropping II: soil biological factors limit growth under direct drilling[J]. Agriculture Research, 1995, 46: 75 – 88.
20 依艳丽. 土壤物理研究法[M]. 北京:北京大学出版社,2009.

(上接第 35 页)

13 ALVA A, AKASH R S, MANIKANTAN K. Optimal multilevel thresholding based on Tsallis entropy and half-life constant PSO for improved image segmentation[C]// Electrical Computer and Electronics. IEEE, 2016:1 – 6.
14 OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1979, 9(1):62 – 66.
15 王跃勇,于海业,刘媛媛. 基于形态学图像检测的机械手移栽穴苗识别技术[J]. 光学精密工程, 2016, 24(3):651 – 658.
WANG Yueyong,YU Haiye,LIU Yuanyuan. Recognition technology of robot hand transplanting seedling based on morphological image detection[J]. Optics and Precision Engineering,2016, 24(3):651 – 658. (in Chinese)
16 孙颖, 张志佳. 基于频域滤波的自适应条带噪声去除算法[J]. 仪表技术与传感器, 2006, 43(2):57 – 59.
SUN Ying,ZHANG Zhijia. Adaptive band noise removal algorithm based on frequency domain filtering[J]. Instrument Technique and Sensor,2006, 43(2):57 – 59. (in Chinese)
17 SHANNON C E. A mathematical theory of communication[J]. Bell System Technical Journal, 1948, 27(4):379 – 423.
18 KAPUR J N, SAHOO P K, WONG A K C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. Computer Vision GraphicsImage Processing, 1985,29:273 – 285.
19 PUN T. Entropic thresholding, a new approach[J]. Computer Graphics & Image Processing, 1981, 16(3):210 – 239.
20 张新明, 张贝, 涂强. 广义概率 Tsallis 熵的快速多阈值图像分割[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(3):502 – 511.
ZHANG Xinming, ZHANG Bei, TU Qiang. Fast multi threshold image segmentation based on generalized probability Tsallis entropy [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2016, 31(3):502 – 511. (in Chinese)
21 YIN P Y. A fast scheme for optimal thresholding using genetic algorithms [J]. Signal Processing, 1999, 72(2):85 – 95.
22 包子阳, 余继周. 智能优化算法及其 MATLAB 实例[M]. 北京:电子工业出版社, 2016.
23 BHANDARI A K, KUMAR A, SINGH G K. Tsallis entropy based multilevel thresholding for colored satellite image segmentation using evolutionary algorithms[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(22):8707 – 8730.
24 SARKAR S, DAS S, CHAUDHURI S S. A multilevel color image thresholding scheme based on minimum cross entropy and differential evolution[J]. Pattern Recognition Letters, 2015, 54:27 – 35.
25 CAMARGO A, SMITH J S. An image-processing based algorithm to automatically identify plant disease visual symptoms[J]. Biosystems Engineering, 2009, 102(1):9 – 21.
26 WANG S L, ZHAO H J. Multilevel thresholding gray-scale image segmentation based on improved particle swarm optimization [J]. Journal of Computer Applications, 2012, 119:179 – 186.