doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.03.026

基于机器视觉的田间小麦开花期判定方法

刘　平[1]　刘立鹏[1]　王春颖[1]　朱衍俊[1]　王宏伟[2]　李　祥[2]
(1.山东农业大学机械与电子工程学院,泰安 271018;2.山东农业大学生命科学学院,泰安 271018)

摘要:针对大量小麦育种材料花期难以精准、快速检测的问题,提出了一种基于综合颜色特征和超像素分割算法的小麦开花期判定方法。首先,根据光照强度及图像清晰度对综合颜色特征的过红颜色分量、HSV 颜色空间的 S 分量和红绿归一化颜色分量自适应调节,增强小花和小穗的差异性。其次,基于中心距离函数和灰度变化函数改进超像素分割算法的聚类规则,获得由同质特征的相邻像素组成的图像区域。随后,优化图像区域路径搜索算法实现各图像区域精确分割,通过灰度和对比度指标完成各图像区域分类,实现小花与小穗的精准、快速分割,并根据小花与小穗的比例完成开花期判定。实验结果表明,本文所提出算法平均计算时间为 0.172 s,小花平均识别精度为 91%,小穗平均识别精度为 90.9%,预测开花率与实际开花率的平均差值仅为 1.16%,满足田间小麦开花期判定基本要求。

关键词:田间环境;小麦;花期判定;图像识别;综合颜色特征;超像素分割
中图分类号:TP391.41　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2022)03-0251-08　　**OSID**:

Determination Method of Field Wheat Flowering Period Baesd on Machine Vision

LIU Ping[1]　LIU Lipeng[1]　WANG Chunying[1]　ZHU Yanjun[1]　WANG Hongwei[2]　LI Xiang[2]
(1. *College of Mechanical and Electronic Engineering*, *Shandong Agricultural University*, *Taian* 271018, *China*
2. *College of Life Sciences*, *Shandong Agricultural University*, *Taian* 271018, *China*)

Abstract: The timing of flowering is one of the important indexes of wheat breeding, but it is difficult to detect the flowering stage from a large number of wheat breeding materials accurately and quickly. A method to determine the flowering date of wheat based on comprehensive color features and super-pixel segmentation algorithm was proposed. Firstly, according to the light intensity and image clarity, the excess red color component of comprehensive color features, the saturation component of HSV color space and the normalized red green color component were adaptively adjusted to enhance the difference between florets and spikelets. Secondly, the clustering rules of the super-pixel segmentation algorithm were improved based on the center distance function and the gray change function to obtain the image region composed of adjacent pixels with homogeneous features. Then the image area path search algorithm was optimized to achieve accurate segmentation of each image area, and the classification of each image area was completed through grayscale and contrast indicators to achieve accurate and rapid segmentation of florets and spikelets, and the flowering period was determined according to the proportion of floret and spikelet. The experimental results showed that the average computing time of the proposed algorithm was 0.172 s, the average recognition accuracy of floret was 91%, the average recognition accuracy of spikelet was 90.9%, the average error between the predicted flowering rate and the actual was only 1.16%, which met the basic requirements of determining the flowering date of wheat in the field.

Key words: field-phenotype; wheat; determination of flowering stages; image recognition; comprehensive color features; super pixel segmentation

收稿日期:2021-07-30　修回日期:2021-09-11
基金项目:山东省自然科学基金项目(ZR2020KF002)、国家自然科学基金项目(31871543、31700644)和山东省农机装备研发创新计划项目(2018YF004)
作者简介:刘平(1983—),女,教授,博士生导师,主要从事农业智能装备与农业机器人研究,E-mail:liupingsdau@126.com
通信作者:李祥(1980—),男,副教授,博士,主要从事植株表型组学与实验技术研究,E-mail:lixiang@sdau.edu.cn

0 引言

小麦花期决定了小麦生长期,影响小麦最终产量及性状稳定程度[1]。不同品种小麦开花期及开花性状不同;相同品种小麦在不同地区种植,开花情况也不同。目前,大量小麦育种材料和种质的花期判定主要以人工估算小花与小穗比例的方式,劳动强度大,主观性强。因此研究一种高效、准确的检测技术替代人工十分必要。

基于机器视觉的表型获取是一种快速、低成本、非破坏性的技术,可实现目标性状的精确提取[2-4]。目前小麦开花期检测主要通过提取图像特征,如:颜色、纹理特征等导入支持向量机训练[5],或借助卷积神经网络对标注后的开花穗及未开花穗进行训练[6],从而实现对开花小麦的识别。但以上研究没有排除光照条件对判定的影响,麦穗反光较明显时,会影响识别精度。现有研究仅对开花麦穗进行了识别,并未根据小花的个数及密度等信息判定开花情况,无法提供客观、全面的数据。

近年来,有很多学者对田间作物的颜色分量进行研究,提出基于不同分量的预处理方法,大幅提升了目标辨识度[7-11]。其中综合颜色特征可根据各空间对目标的区分效果,进行线性叠加,解决光照不均及杂波较多的问题[12-13]。在目标识别和分割算法方面,主要有:基于卷积神经网络的检测方法,以 RCNN、YOLO 等模型为代表[14-16];基于基本分类和回归的 K-means、K-Nearest Neighbors 聚类算法[17-18];基于颜色、亮度、纹理等特征和距离的超像素分割方法[19-20]。QURESHI 等[21]对比 K-Nearest Neighbors 聚类、超像素分割方法,证明超像素分割在处理边界及增强贴叠情况下的分割精度方面更有优势。

与水稻、玉米等农作物相比,小麦的小花和小穗形态结构小,花与穗颜色差异不明显[22-23],均增加了识别难度。本文采用自适应调节的综合颜色特征,降低光照及环境噪声造成的影响,同时改进超像素分割算法,提高分割精度及运算速度,最终根据分割出的小花与小穗个数比值计算开花率并完成花期判定。

1 小麦图像预处理

1.1 数据获取

图像数据拍摄地点为山东省泰安市山东农业大学农学实验站(36°9′52″N, 117°9′21″E),拍摄期间多为晴朗天气,阴天、降雨天气较少。图像数据由数据采集机器人(图 1)获取,相机采用杰锐微通 DW800_2.9mm 型摄像头,为提高运算速度,后续图像处理尺寸被调整至 800 像素×600 像素。

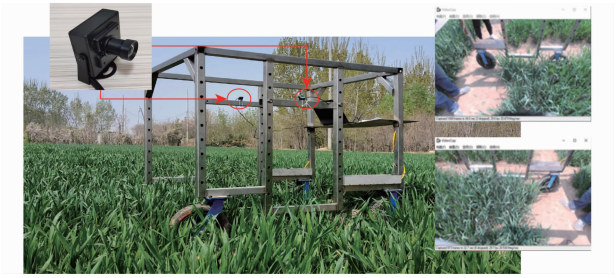


图 1 小麦数据采集过程

Fig. 1 Process of collecting wheat data

1.2 综合颜色特征

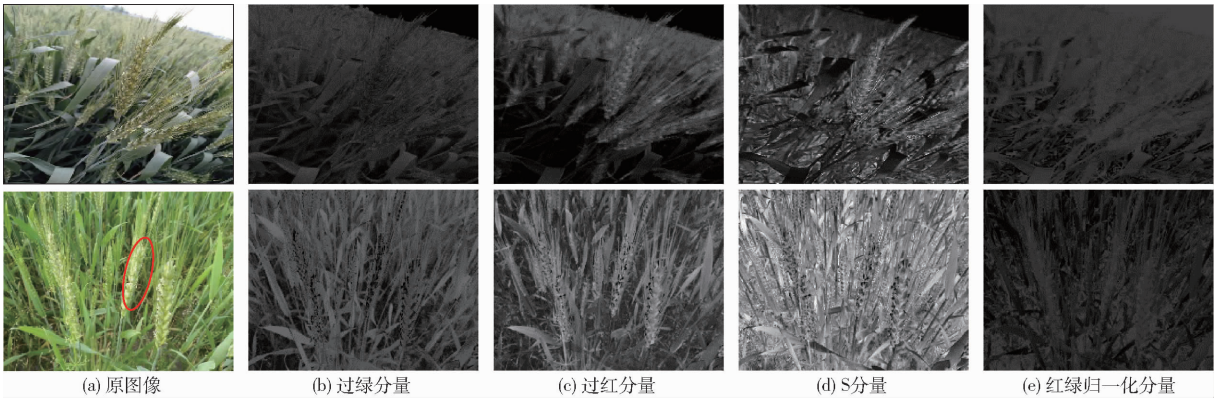
当照明均匀时,颜色指数可明显区分各特征区域,如过红颜色分量(ExR)和过绿颜色分量(ExG)可有效地从背景杂波中区分出麦穗及叶片[8],如图 2 所示,ExR 比 ExG 更能明显区分小穗及小花。然而,当局部光照不均匀时,ExR 及 ExG 则会造成误分类(图 2),其中标记区域为反光区,影响目标判别。

$$ExR = 1.3I_R - I_G \tag{1}$$

$$ExG = 1.3I_G - I_R \tag{2}$$

式中 I_R——图像中该点的红色像素值

I_G——图像中该点的绿色像素值



(a) 原图像 (b) 过绿分量 (c) 过红分量 (d) S分量 (e) 红绿归一化分量

图 2 开花期小麦各颜色分量图像

Fig. 2 Color component images of flowering wheat

HSV 颜色空间的 S 分量对光照变化不敏感[10,13]，可一定程度上减弱光照不均匀对识别精度的影响。

在 ExR 中，除去光照影响，土壤噪声影响也较大，红绿归一化颜色分量（NGRDI）反映植被与土壤背景的差异[8-9]，能定量说明小麦的生长状态，通过 NGRDI 过滤土壤噪声。计算式为

$$NGRDI = \frac{I_G - I_R}{I_G + I_R} \tag{3}$$

NGRDI 介于 -1 ~ 1 之间，当其值为负或接近零时，表征土壤及叶片；当其值为正时表征麦穗。

利用 ExR、S 分量和 NGRDI 颜色空间构造的综合颜色特征（图 3），可以从杂波背景中快速区分小穗及小花，具有很强的区分能力。为降低光照的影响，以 α、β 和 γ 参数调整各空间比重，同时，通过滤波消除综合颜色特征的高频及低频噪声。



图 3　综合颜色特征流程图

Fig. 3　Flow chart of comprehensive color feature

1.3　各指标权重自适应调节

为判定不同光照条件下，各颜色空间取不同权重时对图像的影响情况，对不同时刻（图 4）的田间小麦图像计算亮度分量，图 4 中由上到下依次为 08:00、12:00、16:00 时拍摄的图像。该分量表示光照对图像质量的影响程度，其比值越接近 1，光照影响越小[12]，计算公式为

$$R = \frac{\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} C_{CF_i(x,y)}}{\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} C_{CF_j(x,y)}} \tag{4}$$

式中　R——亮度分量比值

M——光影响区域中的像素数

N——正常区域中的像素数

$C_{CF(x,y)}$——对应图像坐标（x，y）点处的综合颜色特征值

不同时刻的亮度分量比值如图 5 所示。S 分量所占权重对光照区域平均灰度与正常区域平均灰度的比值（R）影响较小，而 ExR 和 NGRDI 所占权重对 R 有较大影响。为减弱光照对图像造成的影响，ExR 权重参数 α 取值 0.1 ~ 0.3，S 分量权重参数 β 取值 1.5 - α - γ，NGRDI 权重参数 γ 取值 0.7 ~ 0.9。

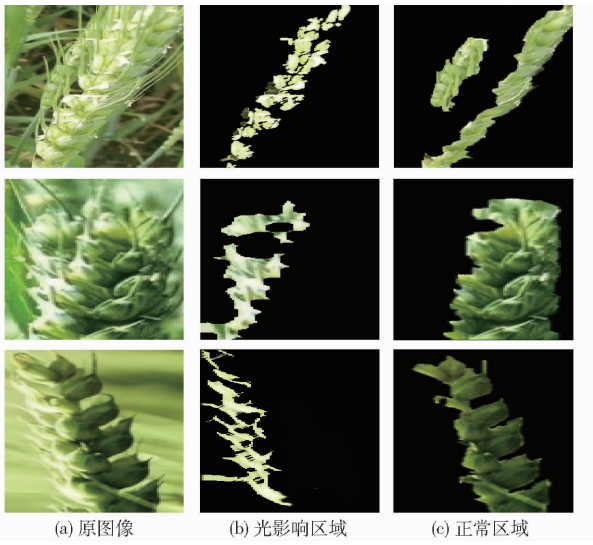


图 4　不同时刻的光影响情况

Fig. 4　Light influences at different periods of time

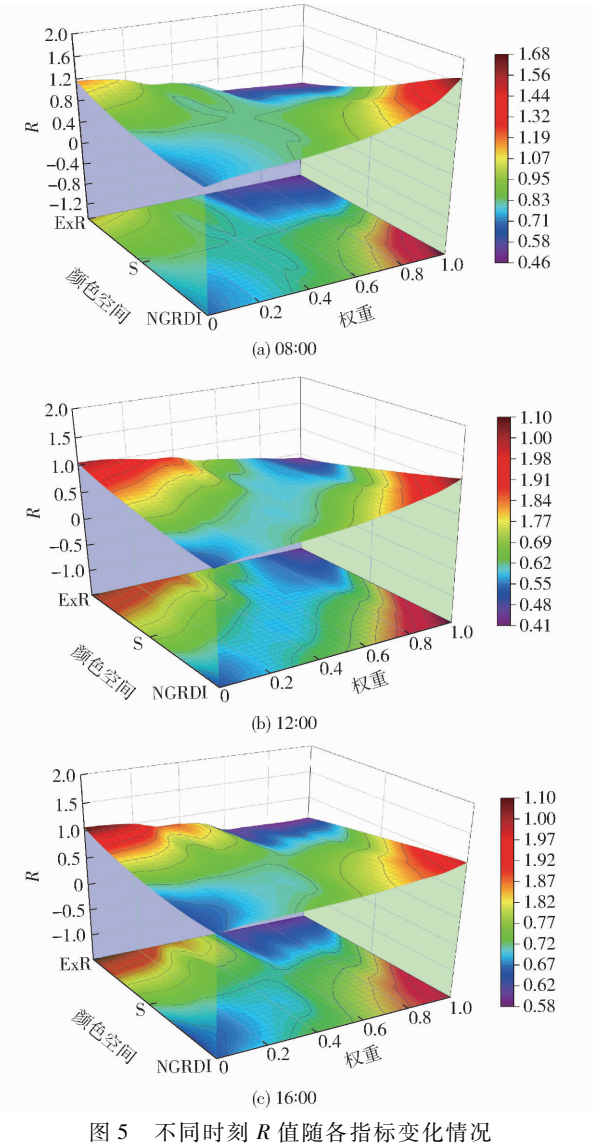


图 5　不同时刻 R 值随各指标变化情况

Fig. 5　R values varied with each indicator over different periods of time

为增强综合颜色特征中各部位的差异，计算 α

在 0.1 ~ 0.3、γ 在 0.7 ~ 0.9 之间的图像临近对比度。针对不同情况下图像的表现情况，自动取临近对比度最高点处的各分量权重作为 α、β、γ 值。临近对比度随各空间权重的变化情况如图 6 所示。计算公式为

$$C = \sum_{\delta} \delta^2(i,j) P_\delta(i,j) \tag{5}$$

式中 C——临近对比度

$\delta(i,j)$——相邻像素间灰度差

$P_\delta(i,j)$——相邻像素间灰度差的像素分布概率

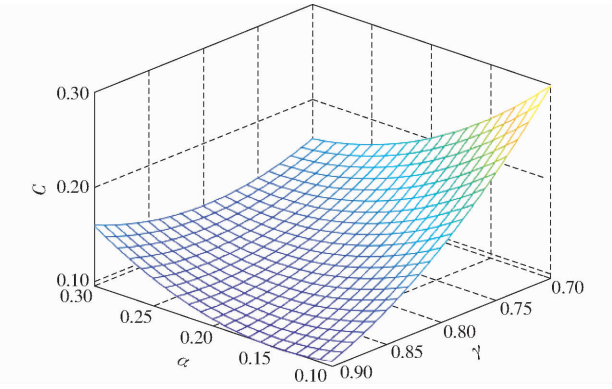


图 6 临近对比度随各空间权重的变化情况

Fig. 6 Near-contrast varied with individual color space over different weights

图 7 所示为使用 Matlab 灰度转换和综合颜色特征转换的结果，其中综合颜色特征可有效减弱光照影响且明显区分复杂环境中的小花及小穗，便于下一步的精确分割。

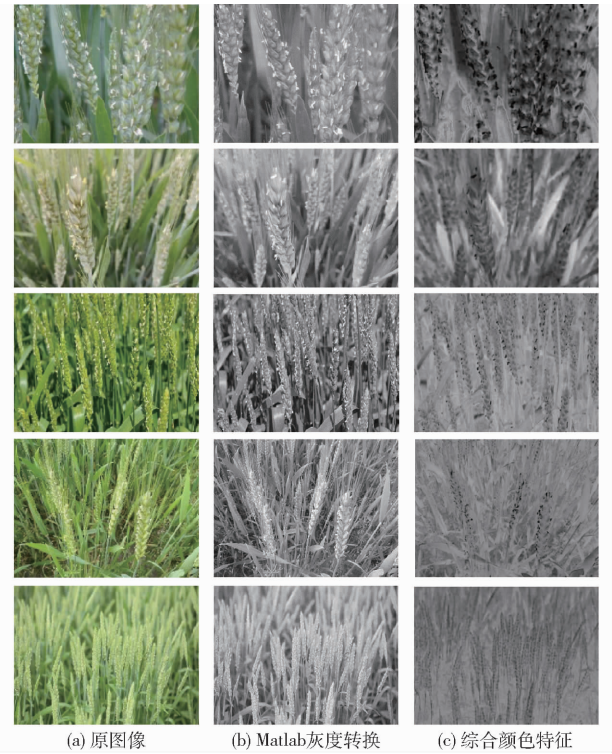


图 7 不同品种小麦开花期图像转换效果

Fig. 7 Image conversion effects of different varieties of wheat flowering period

2 小麦开花期的确定

2.1 小穗与小花分割方法

小麦在开花期，麦穗发育尚未完全，倾角大且重叠程度高。为精确分割小花及小穗边界并提高计算速度，提出基于灰度变化函数和中心距离函数的超像素分割算法聚类规则。同时计算出各像素点的相似度，最终将具有同质特征的相邻像素组成不同的图像区域。灰度变化梯度、距离变化梯度、预分配图像区域尺寸和相似度的计算公式为

$$d_c = C_{CFj} - C_{CFi} \tag{6}$$

$$d_s = \sqrt{(u_j - u_i)^2 - (v_j - v_i)^2} \tag{7}$$

$$S = \sqrt{\frac{uv}{K}} \tag{8}$$

$$D' = \sqrt{\left(\frac{d_c}{T}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{T}\right)^2} \tag{9}$$

式中 C_{CFj}——图像 j 点综合颜色特征值

C_{CFi}——图像 i 点综合颜色特征值

d_c——综合颜色特征的灰度变化梯度

d_s——距离变化梯度

K——构造图像区域的个数

u、v——输入图像的横纵方向像素数

S——预分配图像区域尺寸

T——灰度梯度变化范围阈值

D'——聚类中心周围 $2S$ 范围内各点相似度

优化超像素聚类搜索规则(图 8)，首先，将聚类搜索范围限制在中心点 $2S$ 范围内，随后以二维 Same 卷积的方式遍历整个图像，提高运算速度。

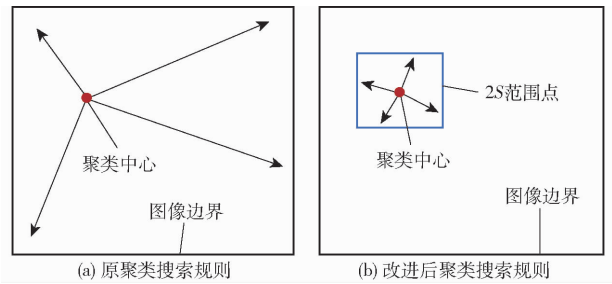


图 8 聚类搜索规则示意图

Fig. 8 Schematics of clustering searching rules

目标区域聚类后，仍有部分图像区域因连贯弱、距离变化梯度大被划分为不同类别。为解决这些问题，提出优化搜索路径算法。从被初始聚类的图像区域中心点出发，沿 8 邻域方向递进搜索边界点，下位点与当前点的 D' 值相差大时终止该方向搜索，如图 9 所示，其中绿、黄色区域分别为初始聚类区域和优化后的聚类区域。

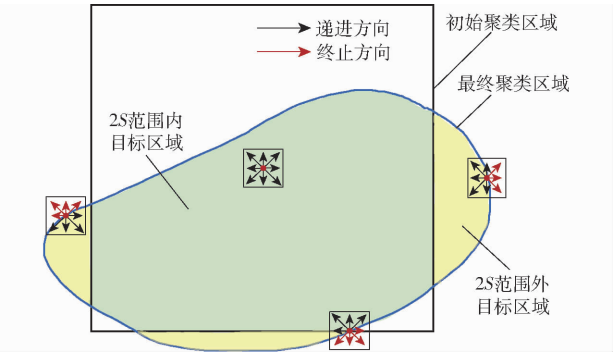
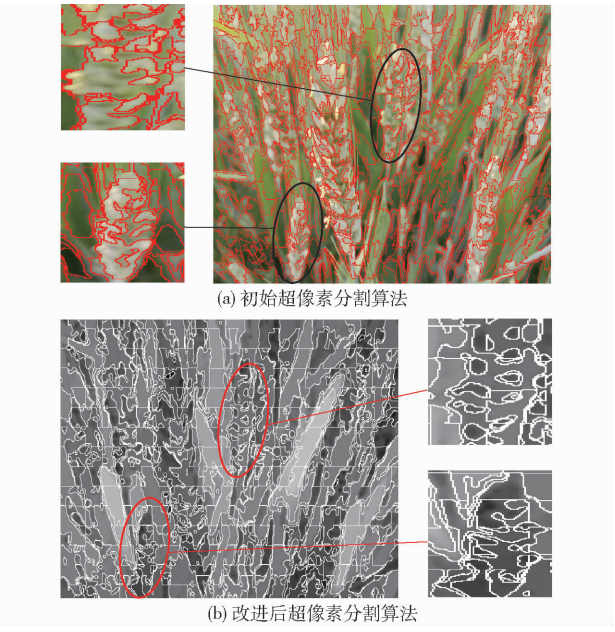


图 9　优化搜索路径示意图

Fig. 9　Schematic of optimization search path

为提高分割精度及速度，提出了基于灰度变化和中心距离的超像素分割算法聚类规则。为避免彩色图像在田间环境噪声点过多而影响聚类效果，优化图像区域搜索线路，避免出现小目标欠分割现象。利用所提出的改进超像素分割方法，可实现小花和小穗的快速、精准分割，结果如图 10 所示，其中标注区域为欠分割区域及改进后的分割区域。



(a) 初始超像素分割算法

(b) 改进后超像素分割算法

图 10　超像素分割结果

Fig. 10　Results of simple linear iterative clustering

2.2　小麦开花期判定方法

小麦开花顺序以麦穗中部偏上的位置为中心呈离心规律依次开放[24]，开花期为 5 ~ 6 d，前 3 d 每穗平均开花率分别为 27.3%、45.2% 和 77.7%[23-24]。以开花穗及未开花穗的比例无法精确测定实际花期，同时对开花情况也无较强的指导意义。因此花期及开花状态判定应以小花及小穗数的比值为依据，来反映各品种小麦的开花情况。

综合颜色特征将小花、小穗及周边环境划分为 3 大区域，各区域灰度区分较大，而组内差距较小，如图 11 所示，小花灰度均分布在 35 ~ 55 之间，小穗灰度主要为 75 ~ 100，叶片及土壤等灰度大于 150。

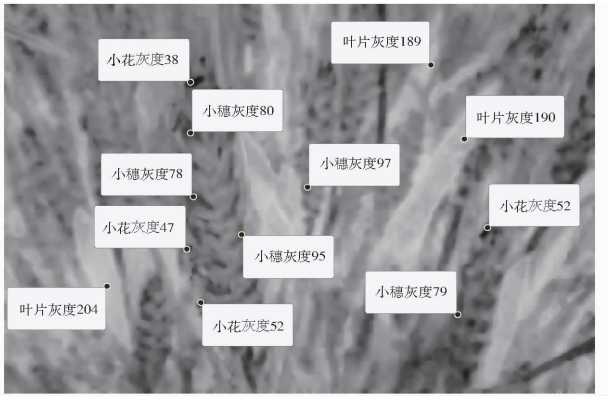


图 11　小花、小穗及叶片的灰度分布情况

Fig. 11　Gray distribution of florets, spikelets and leaves

对聚类后的各图像块判定平均灰度，确定所属类别，同时去除对比度低的模糊区域，进而分割小花和小穗。然后，分别计算小花和小穗的连通域个数，同时分别确定其个数，并以小花与小穗的比值作为开花率，当开花率超过 50% 时，读取图像拍摄时间并记录，最终判定开花期。育种工作者可通过图 12 所示的操作软件完成数据的记录及调用。



图 12　软件界面

Fig. 12　Software interface

针对小麦育种的小区种植方式（图 13），选择某小区多幅图像，或以固定帧率截取视频中图像的方式，对图像中的小花及小穗数量进行累加，最终计算的开花率代表该小区的开花情况。

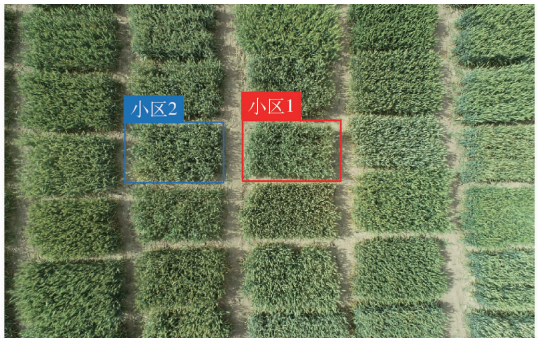


图 13　小区种植方式

Fig. 13　Planting practices of plot

3 实验与结果分析

3.1 算法适应性分析

为检验算法适应性,对不同天气、不同拍摄角度和不同拍摄距离的田间小麦图像进行验证。天气包含晴天、多云及阴天,拍摄角度为侧拍及倾斜 30°~60°拍摄,所拍摄图像涵盖 1~5 株/幅、6~10 株/幅及大于 10 株/幅的情况。如图 14 所示,为部分田间小麦分类效果,从左到右依次为原图、小花分割结果、小穗分割结果。

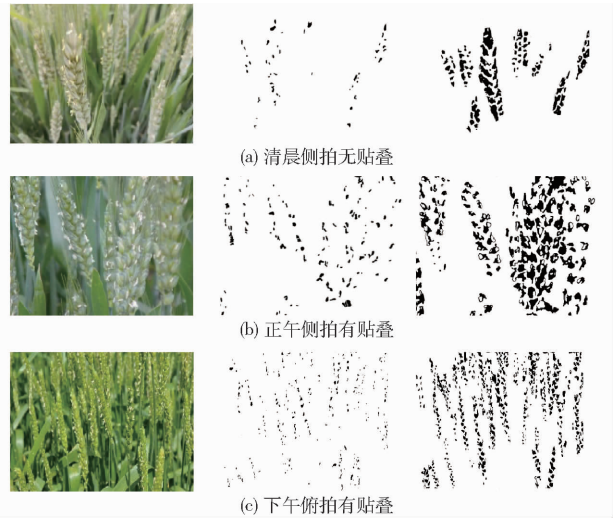


图 14 不同条件下的小花与小穗分割效果

Fig. 14 Segmentations of florets and spikelets in different situations

由图 14 可知,本文所提出的自适应调节的综合颜色特征能适应各时间段的复杂光照条件,不会因部分叶片及麦穗的反光造成误判,同时明显区分小花及小穗,为下一步精确分割创造前提。基于中心距离函数和灰度变化函数的超像素分割算法及改进的路径搜索算法,在种植密度大、贴叠严重时,仍能对小花和小穗边界精确分割。

3.2 算法有效性分析

从采集到的 457 幅图像中选择 10 幅穗数不同、品种不同、拍摄角度及种植密度不同的图像进行计算与分析,分别以人工方式和本文算法对小花和小穗计数并记录运算时间,统计结果如表 1 所示,平均运行时间为 0.172 s,小花平均识别精度为 91%,小穗平均识别精度为 90.9%。

表 1 计数统计结果

Tab. 1 Counting statistics results

编号	算法运算时间/s	小花			小穗		
		人工计数/个	算法计数/个	识别精度/%	人工计数/个	算法计数/个	识别精度/%
1	0.113	16	16	100	18	17	94.4
2	0.128	15	14	93.3	21	19	90.5
3	0.172	16	14	87.5	17	17	100
4	0.163	48	43	89.6	99	91	91.9
5	0.164	90	84	93.3	102	81	79.4
6	0.233	136	127	93.4	147	138	93.9
7	0.189	64	57	89.1	145	132	91.0
8	0.194	97	82	84.5	263	243	92.4
9	0.141	51	42	88.2	293	251	85.7
10	0.226	311	281	90.4	453	412	90.9

由表 1 得出,在种植密度近似相同的条件下,对处于不同开花阶段的小麦,本文算法能实现精确判断。比较编号 4、5 得,当麦芒长度较长且密度较大时,超像素分割算法无法精确分割被遮挡小穗,导致小穗识别精度降低(图 15)。当小花形态结构较小时(如编号 7、8、9),由于所占像素面积小,易被临近图像区域合并,导致算法计数结果较大程度小于实际数量。

开花率反映小麦开花情况,当开花率达 50% 时即判定该区域小麦处于花期[23]。开花率计算公式为

$$P_{flowers}=\frac{n_{florets}}{n_{spikelets}}\times 100\% \tag{10}$$

式中 $P_{flowers}$——开花率 $n_{florets}$——小花总数

$n_{spikelets}$——小穗总数

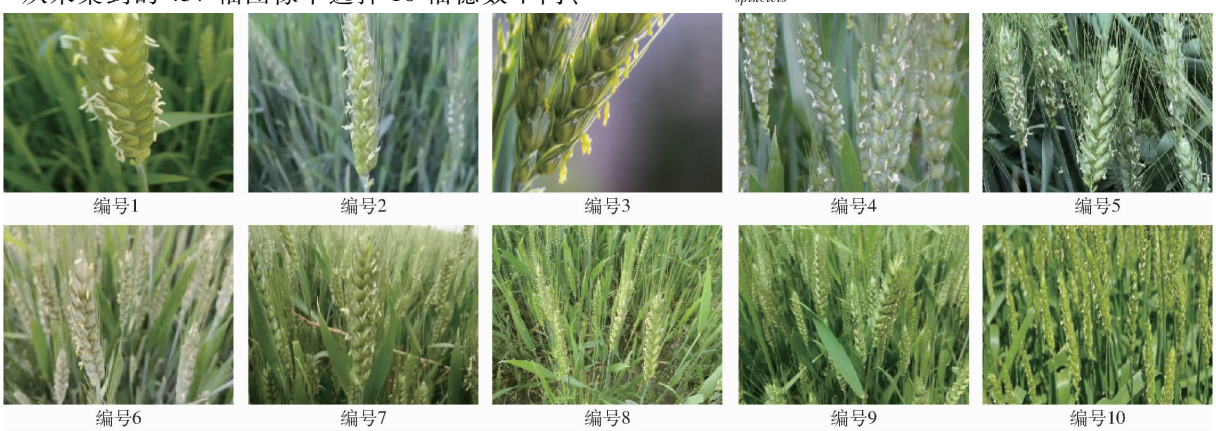


图 15 各编号原始图像

Fig. 15 Sample numbers corresponded with pictures

为检验本文算法的有效性，计算图 15 中不同品种和特征的小麦开花率，统计结果如表 2 所示，其中差值越小表明预测结果与实际值越接近。稀疏种植或近距离拍摄的情况下（编号 1 ~ 5），开花率波动幅度大，无法客观反映算法性能；正常视觉拍摄的情况下（编号 6 ~ 10），计算开花率较准确，平均差值仅为 1.16%。

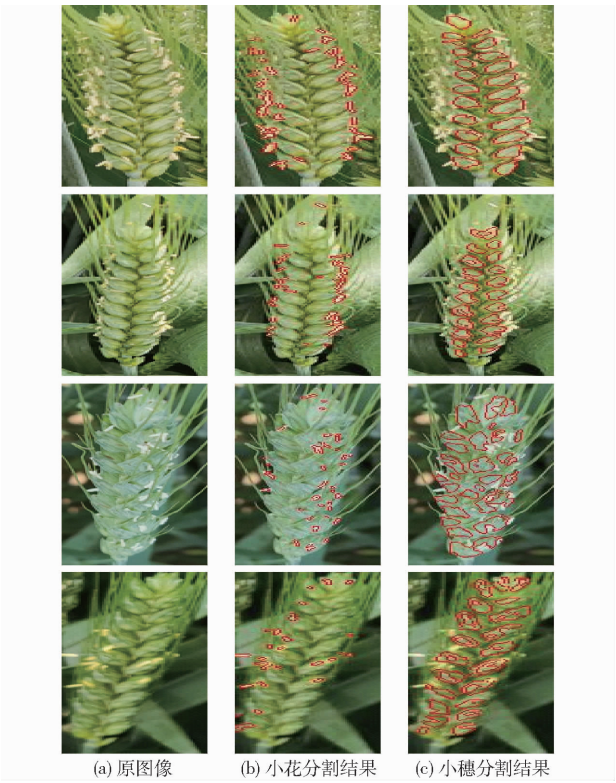
表 2　开花率统计结果

Tab. 2　Flowering rate statistics results　%

编号	计算开花率	实际开花率	开花率差值
1	94.1	88.9	5.2
2	73.7	71.4	2.3
3	82.4	94.1	11.7
4	47.3	48.5	1.2
5	103.7	88.2	15.5
6	92.0	92.5	0.5
7	43.2	44.1	0.9
8	33.7	36.9	3.2
9	16.7	17.4	0.7
10	68.2	68.7	0.5

针对稀疏种植或近距离拍摄的情况，使用精确率和召回率定量评估小花及小穗识别的有效性。

对比文献[5]和文献[6]小麦单穗开花情况的识别精度，本文算法应用于单穗图像的小花及小穗识别与分割结果如图 16 所示，从上到下依次为编号 11 ~ 14。统计结果如表 3 所示，其中，本文算法对小花及小穗识别的精确率分别为 91.80% 和 92.55%，高于文献[5 - 6]中开花穗的识别精确率 85.38% 和 82.9%，同时小花及小穗的召回率分别为 92.56% 和 89.69%，高于文献[6]的召回率 84.54%。



(a) 原图像　(b) 小花分割结果　(c) 小穗分割结果

图 16　单穗小麦分割效果

Fig. 16　Segmentation effect of single ears wheat

表 3　单穗小麦小花及小穗识别结果

Tab. 3　Flowering rate statistics results

编号	小花正确识别数	小花错误识别数	小穗错误识别数	小穗正确识别数
11	31	1	2	23
12	29	2	3	22
13	31	3	1	22
14	21	1	4	20

4　结论

（1）根据光照情况及清晰度，自适应调节综合颜色特征的 ExR、S 分量和 NGRDI 分量，实现了去除光照影响的同时保证小麦各部位的差异性。

（2）基于中心距离函数及灰度变化函数改进超像素分割方法，同时优化其路径搜索算法，实现了小花和小穗的快速及精确分割。

（3）通过不同条件下的田间小麦图像验证本文所提出的算法。算法平均运行时间为 0.172 s，小花平均识别精度为 91%，小穗平均识别精度为 90.9%，预测开花率与实际开花率的平均误差为 1.16%。对单穗小麦的小花与小穗识别精确率分别为 91.80% 和 92.55%，优于其他检测小麦开花期的算法。

参　考　文　献

[1]　王克森，董爽爽，李法计，等. 小麦抽穗和开花期相关 QTL 定位与分析[J]. 山东农业科学，2020，52(1)：17 - 23.

[2]　胡伟娟，傅向东，陈凡，等. 新一代植物表型组学的发展之路[J]. 植物学报，2019，54(5)：558 - 568.
HU Weijuan，FU Xiangdong，CHEN Fan，et al. A path to next generation of plant phenomics[J]. Chinese Bulletin of Botany，2019，54(5)：558 - 568.（in Chinese）

[3]　张慧春，周宏平，郑加强，等. 植物表型平台与图像分析技术研究进展与展望[J]. 农业机械学报，2020，51(3)：1 - 17.
ZHANG Huichun，ZHOU Hongping，ZHENG Jiaqiang，et al. Research progress and prospect in plant phenotyping platform and image analysis technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2020，51(3)：1 - 17.（in Chinese）

[4]　AJLOUNI M，KRUSE A，CONDORI-APFATA J A，et al. Growth analysis of wheat using machine vision：opportunities and challenges[J]. Sensors，2020，20(22)：6501.

[5] SADEGHI-TEHRAN P, SABERMANESH K, VIRLET N, et al. Automated method to determine two critical growth stages of wheat: heading and flowering[J]. Frontiers in Plant Science, 2017, 8: 252.

[6] MA J, LI Y, DU K, et al. Segmenting ears of winter wheat at flowering stage using digital images and deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 168: 105159.

[7] FERNANDEZ-GALLEGO J A, KEFAUVER S C, GUTIÉRREZ N A, et al. Wheat ear counting in-field conditions: high throughput and low-cost approach using RGB images[J]. Plant Methods, 2018, 14(1): 1 - 12.

[8] HAMUDA E, GLAVIN M, JONES E. A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 125: 184 - 199.

[9] 刘涛, 孙成明, 王力坚, 等. 基于图像处理技术的大田麦穗计数[J]. 农业机械学报, 2014, 45(2): 282 - 290.
LIU Tao, SUN Chengming, WANG Lijian, et al. In-field wheat ear counting based on image processing technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(2): 282 - 290. (in Chinese)

[10] 李毅念, 杜世伟, 姚敏, 等. 基于小麦群体图像的田间麦穗计数及产量预测方法[J]. 农业工程学报, 2018, 34(21): 185 - 194.
LI Yinian, DU Shiwei, YAO Min, et al. Method for wheat ear counting and yield predicting based on image of wheat ear population in field[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(21): 185 - 194. (in Chinese)

[11] CASTILLO-MARTÍNEZ M Á, GALLEGOS-FUNES F J, CARVAJAL-GÁMEZ B E, et al. Color index based thresholding method for background and foreground segmentation of plant images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178: 105783.

[12] JOTHIARUNA N, SUNDAR K J A, KARTHIKEYAN B. A segmentation method for disease spot images incorporating chrominance in comprehensive color feature and region growing[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 165: 104934.

[13] MA J, DU K, ZHANG L, et al. A segmentation method for greenhouse vegetable foliar disease spots images using color information and region growing[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 142: 110 - 117.

[14] XU X, LI H, YIN F, et al. Wheat ear counting using K-means clustering segmentation and convolutional neural network[J]. Plant Methods, 2020, 16(1): 1 - 13.

[15] WANG Y, QIN Y, CUI J. Occlusion robust wheat ear counting algorithm based on deep learning[J]. Frontiers in Plant Science, 2021, 12: 645899.

[16] 祝诗平, 卓佳鑫, 黄华, 等. 基于 CNN 的小麦籽粒完整性图像检测系统[J]. 农业机械学报, 2020, 51(5): 36 - 42.
ZHU Shiping, ZHUO Jiaxin, HUANG Hua, et al. Wheat grain integrity image detection system based on CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(5): 36 - 42. (in Chinese)

[17] 刘哲, 黄文准, 王利平. 基于改进 K-means 聚类算法的大田麦穗自动计数[J]. 农业工程学报, 2019, 35(3): 174 - 181.
LIU Zhe, HUANG Wenzhun, WANG Liping. Field wheat ear counting automatically based on improved K-means clustering algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(3): 174 - 181. (in Chinese)

[18] 刘平, 朱衍俊, 张同勋,等. 自然环境下贴叠葡萄串的识别与图像分割算法[J]. 农业工程学报, 2020, 36(6): 161 - 169.
LIU Ping, ZHU Yanjun, ZHANG Tongxun, et al. Algorithm for recognition and image segmentation of overlapping grape cluster in natural environment[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(6): 161 - 169. (in Chinese)

[19] TAN C, ZHANG P, ZHANG Y, et al. Rapid recognition of field-grown wheat spikes based on a superpixel segmentation algorithm using digital images[J]. Frontiers in Plant Science, 2020, 11: 259.

[20] 刘晓洋, 赵德安, 贾伟宽,等. 基于超像素特征的苹果采摘机器人果实分割方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(11): 15 - 23.
LIU Xiaoyang, ZHAO Dean, JIA Weikuan, et al. Segmentation method based on superpixel features for apple harvesting robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(11): 15 - 23. (in Chinese)

[21] QURESHI W S, PAYNE A, WALSH K B, et al. Machine vision for counting fruit on mango tree canopies[J]. Precision Agriculture, 2017, 18(2): 224 - 244.

[22] 刘楠, 李海峰, 窦艳华,等. 普通小麦及其近缘物种花序,小穗和小花的形态结构分析[J]. 麦类作物学报, 2015, 35(3):293 - 299.
LIU Nan, LI Haifeng, DOU Yanhua, et al. Morphology and structure analyses on inflorescence, spikelet and floret of bread wheat and its relatives[J]. Journal of Triticeae Crops, 2015, 35(3): 293 - 299. (in Chinese)

[23] BOMMERT P, SATOH-NAGASAWA N, JACKSON D, et al. Genetics and evolution of inflorescence and flower development in grasses[J]. Plant and Cell Physiology, 2005, 46(1): 69 - 78.

[24] 成晓松, 仇广灿, 胡健,等. 不同药剂及施药技术对小麦赤霉病的防治效果研究[J]. 农学学报, 2016, 6(1): 28 - 32.
CHENG Xiaosong, QIU Guangcan, HU Jian, et al. Control efficiency of different pesticides and application technologies against wheat scab[J]. Journal of Agriculture, 2016, 6(1): 28 - 32. (in Chinese)