

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.038

基于机器视觉的大田环境小麦麦穗计数方法^{*}

范梦扬^{1,2} 马 钦^{1,2} 刘峻明^{1,2} 王 庆^{1,2} 王 越^{1,2} 段熊春^{1,2}

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学农业部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083)

摘要: 基于机器视觉技术研究了一种低成本、针对局部小范围的小麦麦穗计数方法。通过部署的田间摄像头采集大田环境下小麦麦穗低分辨率群体图像,实现了复杂大田环境下小麦麦穗图像的降噪增强处理;提取麦穗的颜色、纹理特征,采用 SVM 学习的方法,精确提取小麦麦穗轮廓,同时构建麦穗特征数据库,对麦穗的二值图像细化得到麦穗骨架;最后通过计算麦穗骨架的数量以及麦穗骨架有效交点的数量,即可得到图像中麦穗的数量。经过 2014 年 5 月和 2015 年 5 月在方城县赵河镇示范区的试验测试,以小麦麦穗图像 640 像素×480 像素(约 250 穗)为例,小麦麦穗计数平均耗时 1.7 s,准确率达到 93.1%,满足大田环境下小麦麦穗计数要求,可以为小麦估产提供可靠的参考数据。

关键词: 小麦麦穗 机器视觉 图像特征 支持向量机 骨架
中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)S0-0234-06

Counting Method of Wheatear in Field Based on Machine Vision Technology

Fan Mengyang^{1,2} Ma Qin^{1,2} Liu Junming^{1,2} Wang Qing^{1,2} Wang Yue^{1,2} Duan Xiongchun^{1,2}

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Wheat is a main crop in China and the timely and accuracy estimation of wheat yield is significant. The number of wheatear in certain area is an important element in wheat yield estimation. The counting method of wheatear based on machine vision technology was studied, which was cheap and suitable for local area. The method was very significant for wheat growth monitoring and yield estimation. Firstly, the counting method for wheatear in field based on machine vision technology was studied by collecting images of wheatear colony with cameras deployed in the field. The analysis method for wheatear image feature, the thinning method for wheat ear outline and wheatear counting method based on skeleton were realized. The low resolution images of wheat plant were collected with cameras deployed in field. Then the color features and texture features of images were extracted. The outline of wheatear was extracted to get binary image of wheatear by using learning method of SVM. The database of wheatear feature was constructed at the same time and wheatear skeletons were generated by thinning the wheatear binary image. Finally, the number of wheatears was calculated by calculating the number of skeletons and skeleton intersection points. The method was tested in Zhaohe Demonstration Area, Fangcheng County, in May of 2014 and 2015. As a result, it took averagely only 1.7 s to calculate the number of wheatears and the accuracy was 93.1%, which means the wheatear counting method presented meets the requirement of both speed and accuracy, and it can provide reliable data for wheat yield estimation.

Key words: Wheatear Machine vision Image feature Support vector machine Skeleton

收稿日期: 2015-10-28 修回日期: 2015-11-18
^{*} “十二五”国家科技支撑计划资助项目(2012BAD20B0103)
作者简介: 范梦扬, 硕士生, 主要从事计算机视觉技术研究, E-mail: fmy325@163.com
通讯作者: 马钦, 副教授, 博士, 主要从事计算机视觉与虚拟现实技术研究, E-mail: sockline@163.com

引言

目前有多种方法被用于小麦产量的预测,主要包括田间人工判断预测、电容测产、气候分析预测、遥感预测、年景预测等^[1]。但以上这些方法存在主观影响大、成本高、无法做到局部小范围精确测算等不足。实现低成本、面向局部小范围的小麦生长监测方法,对预测小麦产量有重大意义。

目前国内外已有研究学者将图像处理和视频监控技术应用于作物生长监控中,并且对小麦产量预测做了一些有意义的研究工作,在作物产量预测、特征提取、识别等方面取得了成果^[1-8]。不过大多数研究工作是先识别单个小麦植株,再以此为基础识别大田中多株小麦麦穗,而基于视频监控技术进行小麦群体穗部特征识别还研究较少。本文通过采集大田环境下连续拍摄的低分辨率麦穗图像,基于图像处理和 SVM,对麦穗进行快速识别计数,为小麦大面积估产提供测产参考数据,节省田间试验时间,提高估产效率。

1 小麦麦穗群体图像采集方法

其具体流程如图 1 所示。

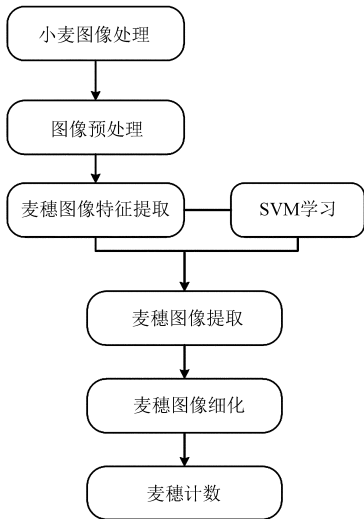


图 1 算法流程图
Fig. 1 Flowchart of algorithm

采集大田环境下的小麦麦穗群体图像,监控摄像头部署需满足:①采集设备视野广。②设备的色彩保真度好,以便于提取小麦麦穗的颜色特征。③采集设备畸变小,以便于提取小麦麦穗的纹理特征。④为便于快速传输,图像不能过大。本文选取松下 WV-SC385 型摄像头作为图像采集设备,通过网络与主机连接,以太网供电,图像采集系统部署如图 2 所示。

针对小麦的形态特点,查阅相关文献,制定采集

方案:每天采集 3 次,每次分别采集远景、中景、近景 3 类图像,远景用于观察麦田是否存在异常,近景主要用于统计小麦麦穗数量。方案如表 1 所示。

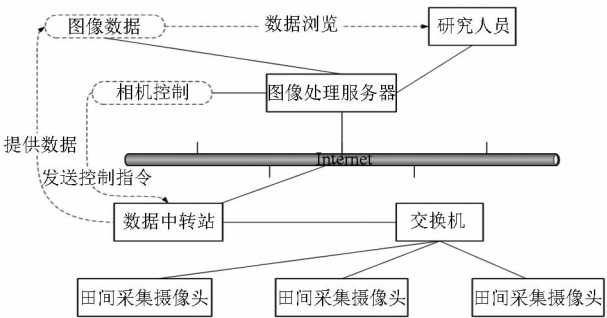


图 2 图像采集系统部署图

Fig. 2 Diagram of image acquisition system

表 1 图像采集方案

Tab. 1 Scheme of image acquisition

标号	采集时间	采集角度/(°)	距离
1	09:00	180	远景
2	09:06	180	近景
3	09:09	0	远景
4	09:15	0	近景
5	13:00	180	远景
6	13:06	180	近景
7	13:09	0	远景
8	13:15	0	近景
9	16:00	180	远景
10	16:06	180	近景
11	16:09	0	远景
12	16:15	0	近景

2 图像处理及结果分析

2.1 麦穗图像特征提取

2.1.1 图像预处理

为实现监控图像的快速传输,本文采集的是低分辨率彩色图像(640 像素×480 像素);受光线条件和传感器噪声的影响,会导致图像产生噪点,因此首先使用高斯滤波去除高斯噪点^[9]。由于大田环境较复杂,需要将麦穗和其他背景分离开,但由于麦穗和麦叶的颜色相近,因此采用 R、G、B 三通道直方图均衡化的方法来增强图像对比度^[10],并将增强后的图像进行反色处理,从而增加麦穗和背景的对比值,图像处理效果如图 3 所示。

2.1.2 麦穗颜色特征提取

针对采集的小麦麦穗群体图像特征,首先将图像进行网格化,以 3 像素×3 像素大小的网格为最小图斑,并以这些图斑为最基本的分类单元。这样划分的原因是:①小麦麦穗宽约为 9~10 个像素,因此保证麦穗可以完整提取到两个图斑。②本文只判断图像中的对象是否为麦穗,因此分类时丢失部分

像素不影响定性。③本文要提取小麦麦穗的纹理特征,纹理特征需要灰度共生矩阵,而灰度共生矩阵是以图斑为基础的。本文提取 H_{avg} 、 S_{avg} 、 V_{avg} 3 个特征,这 3 个特征的计算公式为

$$H_{avg} = \frac{\sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 a_{i,j} H}{9} \tag{1}$$

$$S_{avg} = \frac{\sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 a_{i,j} S}{9} \tag{2}$$

$$V_{avg} = \frac{\sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 a_{i,j} V}{9} \tag{3}$$

这 3 个特征分别表示图斑在 H 通道、 S 通道、 V 通道的平均值,这 3 个特征平均值可以排除由于随机噪声导致的误差,且计算简单快捷。

2.1.3 麦穗纹理特征提取

在灰度共生矩阵基础上计算二次统计量。Harrilic 等根据灰度共生矩阵统计出了 14 个纹理特征参数^[11]。Ulaby 等通过试验和理论论证发现其中只有 4 个特征参数是完全不相关的^[12]。它们是纹理二阶矩、纹理对比度、纹理熵、纹理相关度。根据采集麦穗图像特点以及 SVM 分类器的特点,本文选取以上 4 个完全不相关参数作为纹理的特征参数,计算公式如下:

纹理二阶矩

$$f_1 = \sum_{i=0}^{k-1} \sum_{j=0}^{k-1} p^2(i, j) \tag{4}$$

纹理对比度

$$f_2 = \sum_{n=0}^{k-1} \left(\sum_{j=0}^{k-1} \sum_{i=0}^{k-1} p(i, j) \right) \tag{5}$$

纹理熵

$$f_3 = \sum_{i=0}^{k-1} \sum_{j=0}^{k-1} p(i, j) \lg p(i, j) \tag{6}$$

纹理相关度

$$f_4 = \frac{\sum_{i=0}^{k-1} \sum_{j=0}^{k-1} ijp(i, j) - \mu_1 \mu_2}{\delta_1^2 \delta_2^2} \tag{7}$$

其中

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^{k-1} i \sum_{j=0}^{k-1} p(i, j) \tag{8}$$

$$\mu_2 = \sum_{j=0}^{k-1} j \sum_{i=0}^{k-1} p(i, j) \tag{9}$$

$$\delta_1 = \sum_{i=0}^{k-1} (i - \mu_1)^2 \sum_{j=0}^{k-1} p(i, j) \tag{10}$$

$$\delta_2 = \sum_{j=0}^{k-1} (j - \mu_2)^2 \sum_{i=0}^{k-1} p(i, j) \tag{11}$$

式中 i, j ——像素灰度 k ——图像灰度阶段

$p(i, j)$ ——灰度为 i 和 j 的像素对联合分布概率

考虑到实际大田环境中,小麦麦穗并非都是朝着同一方向,因此只计算一个方向上的纹理特征参数,无法完全区分纹理。本文选取 4 个方向计算纹理特征参数来保证纹理特征提取的正确性。这 4 个方向分别是:(1,0)、(1,1)、(0,1)、(-1,1)。分别计算 4 个纹理特征参数在 4 个方向上的值,得到 16 个结果。再计算每个参数在 4 个方向上的平均值,以得到的 4 个平均值作为最终的纹理特征。

2.2 麦穗轮廓提取

2.2.1 图像特征数据标准化

上文提取了麦穗图像的颜色和纹理共 7 个特征,由于这些特征单位不同且数值范围相差大,如直接输入 SVM 分类器中进行学习,将影响到分类器的学习精度^[13]。因此,需要将以上 7 组数据分别进行标准化处理。标准化处理的公式为

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \tag{12}$$

2.2.2 麦穗轮廓提取

基于已经标准化处理的小麦麦穗的颜色、纹理特征数据,本小节使用 SVM 进行分类学习,并用学习结果对图像中的图斑进行分类,从而识别出小麦麦穗轮廓。麦穗轮廓的提取方法分 2 部分,第 1 部分算法流程如图 4 所示。

首先进行 SVM 学习,然后进行 SVM 图斑分类。SVM 学习模块包含人工标注、特征提取、特征入库、SVM 机器学习。人工标注需要将小麦麦穗图像中的麦穗涂白、背景涂黑。轮廓提取是把被标注的图像按照前文所述方法提取颜色、纹理特征并根据标注对这些图斑分类,处于类型边界的图斑舍弃。SVM 学习是根据数据库中的标注数据进行学习获取分类边界。其中图像网格化是将图像划分成若干个 3 像素×3 像素大小的图斑,以方便后续颜色和纹理特征提取。图斑特征提取是提取图斑的颜色和纹理,SVM 根据图斑的颜色和纹理特征对图斑进行分类,区分麦穗和背景,将属于麦穗的图斑颜色变成白色,将属于背景的图斑涂成黑色。最终统计麦穗的数量是否处于合理区间,从而决定分类的特征数据是否归入特征数据库。

第 2 部分算法的流程如图 5 所示,只有第 1 部分算法处理结果不理想的情况下,该部分算法才被执行;首先将第 1 部分处理不理想的图像进行手工标注,然后再将标注后的图像输入程序中。

综合以上 2 个步骤,可以将大田环境下的小麦麦穗群体图像中的麦穗轮廓提取出来,处理效果如

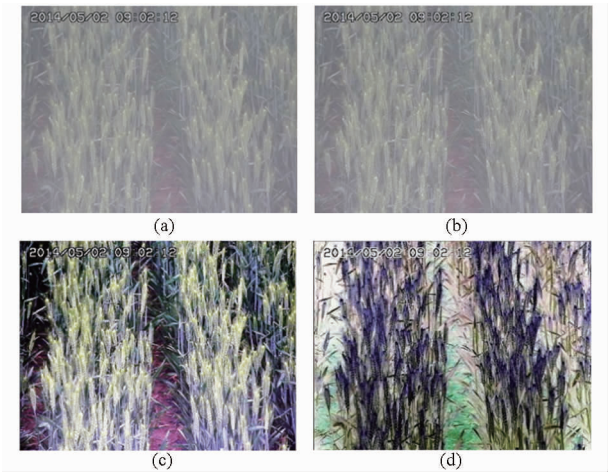


图3 图像预处理效果图

Fig.3 Effect diagrams of image preprocessing

(a) 原图像 (b) 高斯降噪后图像
(c) 增强后图像 (d) 反色后图像

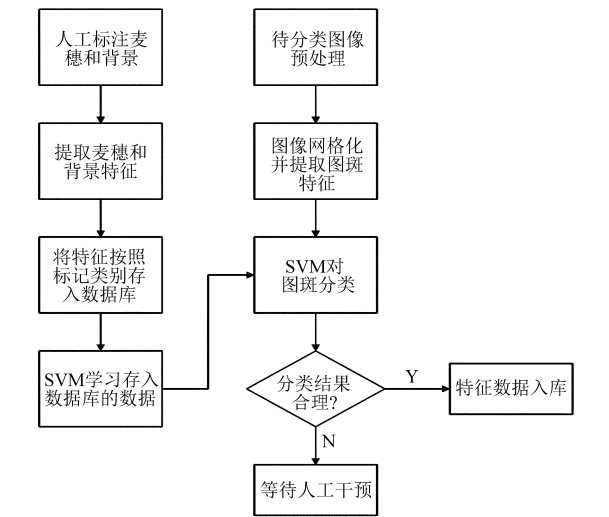


图4 模块1流程图

Fig.4 Flowchart of wheat ear image extraction (module one)

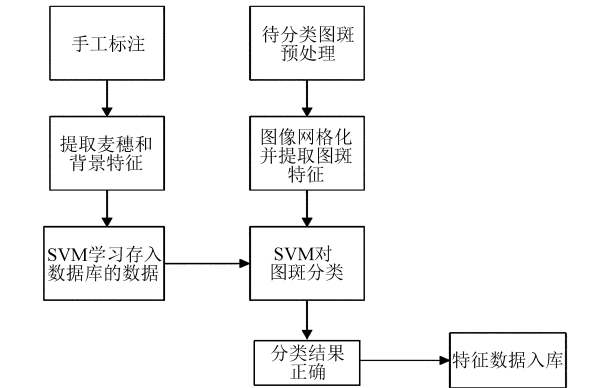


图5 模块2流程图

Fig.5 Flowchart of wheat ear image extraction (module two)

图6所示。

2.3 麦穗轮廓图像细化

2.3.1 孔洞填充

由于分类后的小麦麦穗图像在背景部分离散分



图6 麦穗轮廓提取效果图

Fig.6 Effect diagrams of wheat ear extraction

(a) 原始图像 (b) 麦穗轮廓提取后图像

布着一些孤立噪声点,在进行图像细化前需要消除上述孤立噪声点;以3像素×3像素的图斑作为最小分类单元,改进了基于单个像素的孔洞填充算法,改进算法流程如图7所示。然后扫描图像,寻找孔洞的种子图斑,并将与其相邻的图斑一起加入到图斑数组中。再判断图斑数组的长度是否达到指定阈值,如果未达到阈值,则认为是孔洞;如果达到阈值则认为麦穗。孔洞填充后,图像中白色区域表示小麦麦穗,而黑色区域则表示除麦穗以外的背景区域,孔洞填充效果如图8所示。

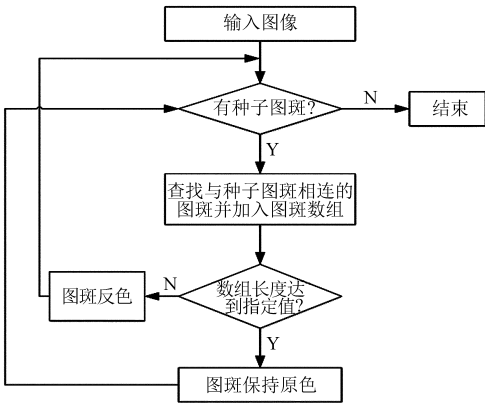


图7 孔洞填充流程图

Fig.7 Flowchart of hole filling algorithm

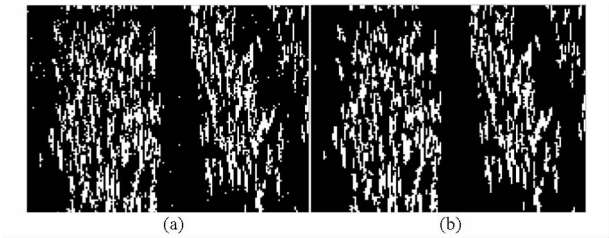


图8 麦穗空洞填充效果图

Fig.8 Effect diagrams of hole filling

(a) 填充前 (b) 填充后

2.3.2 图像细化

麦穗图像的孔洞填充完毕后,需要对小麦麦穗图像进行细化操作,具体操作流程如图9所示。

首先逐行扫描像素点,判断像素点是否处于边界点,如果是边界点,则加入边界点数列;然后判断这些边界点是否可以被删除,如果这些边界点可以

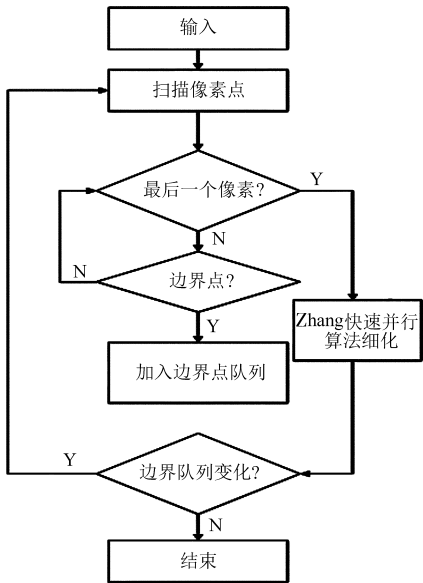


图9 麦穗图像细化流程图

Fig. 9 Flowchart of wheat ear image diminution algorithm

被删除则直接删除,并在图像上把相应位置的像素的值赋为 255。这里使用 Zhang 等提出的快速并行细化算法^[14]来判断边界点是否可以删除。最后判断本次操作中有没有删除边界点。如果本次操作过程中没有删除边界点,表示图像已经完全被细化。在细化后,图像中白色区域表示小麦麦穗骨架,细化效果如图 10 所示。

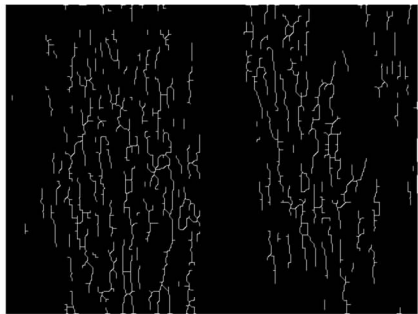


图 10 麦穗骨架提取效果图

Fig. 10 Effect diagram of wheat ear image thinning

2.4 麦穗数量统计

由图 10 中的麦穗骨架图像可以看出有很多交点与分叉,这些交点与分叉产生的原因是:①本文采

集的是大田环境下的小麦图像,小麦麦穗会相互交叉遮挡,因此骨架图像会有交点和分叉。②图像分类时麦穗的某些部位被 3 个图斑识别到,而另一些部位可能只有 1 个图斑,因此在图像骨架化时,在骨架上会长出伪交点。很明显,原因 1 造成的交点与分叉是合理的,而原因 2 造成的伪交点则是需要剔除的。通过分析大量数据可知,原因 2 造成的伪交点一般是一条直线上突然冒出的短的突起,长度为 3~6 个像素。因此,在实现伪交点剔除后的计算图像中麦穗骨架的数量和麦穗与麦穗的真实交点数量之和即为图像中麦穗的总数。

2.5 方法验证与分析

为实现大田环境下小麦麦穗的计数在河南省南阳市方城县赵河镇示范区进行了试验测试。硬件配置和软件配置环境如下:处理器型号: Intel(R) Core(TM) i7-4790 CPU @ 3.60 GHz; 内存型号: Kingston ddr3 8 GB; 操作系统: Windows 8.1 基于 x64 的处理器 64 位系统; 硬盘: 西部数据(WD) 蓝盘 1 TB SATA 6 GB/s 7 200 转 64 M。

对小麦麦穗图像多次处理时间数据如表 2 所示,本方法处理时间主要集中于迭代细化上,平均处理时间在 1.7 s 左右。

表 2 图像处理用时间

Tab.2 Image processing time					ms
组别	特征提取时间	图像分类时间	图像细化时间	总时间	
1	62	116	1 591	1 769	
2	61	118	1 456	1 635	
3	65	125	1 781	1 971	
4	59	120	1 234	1 413	
5	64	102	1 659	1 825	
6	58	117	1 630	1 805	
7	64	121	1 721	1 906	
8	62	118	1 655	1 835	
9	60	122	1 490	1 672	
10	65	114	1 583	1 762	

本算法统计数据与人工统计数据以及统计精度如表 3 所示。统计的平均测量精度为 93.1%,2014 年赵峰等提出的基于改进的 AdaBoost 算法精度约

表 3 人工统计与算法统计对比

Tab.3 Comparison between manual statistics and algorithm statistics

编号	人工统计 数据/个	算法统计 数据/个	统计 误差/%	统计 精度/%	编号	人工统计 数据/个	算法统计 数据/个	统计 误差/%	统计 精度/%
1	251	249	0.80	99.20	10	232	224	3.45	96.55
2	223	247	-10.76	89.24	11	242	270	-11.57	88.43
3	258	223	13.57	86.43	12	228	234	-2.63	97.37
4	241	220	8.71	91.29	13	228	233	-2.19	97.81
5	251	249	0.80	99.20	14	234	268	-14.53	85.47
6	231	259	-12.12	87.88	15	259	264	-1.93	98.07
7	220	255	-15.91	84.09	16	245	234	4.49	95.51
8	265	256	3.40	96.60	17	254	267	-5.12	94.88
9	244	243	0.41	99.59	18	238	263	-10.50	89.50

为 84.3%,而基于 Haar 特征的 AdaBoost 算法的精度约为 67.1%^[15]。本算法的精度高于上述两种方法,满足大田环境下小麦麦穗统计的需求。图 11 为测量误差的散点分布图,可以看到测试的误差均匀地分布在 0 两侧,算法稳定性良好。

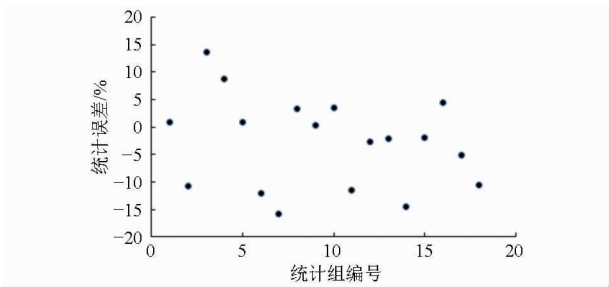


图 11 麦穗计数误差散点图

Fig. 11 Scatter chart of wheatear counting error

部分系统随机误差出现的主要原因有:①麦穗被遮挡的部分太多,麦穗特征不明显,导致图像识别

时将这部分麦穗分类成背景而被忽略,使计算出来的麦穗数量比实际的麦穗数量少。②麦穗骨架提取时会将一些情况误判成两麦穗相交。例如:麦穗过长下垂会造成挂点,在系统中会被识别成两个麦穗相交,导致通过系统计算出来的麦穗数量比实际的麦穗数量多。可以通过改进拐点统计算法来进一步减少错误计数的概率。

3 结束语

以大田环境下的小麦麦穗数量为研究对象,基于机器视觉技术,通过提取小麦麦穗的颜色与纹理特征,将麦穗轮廓与背景分离,并将麦穗轮廓细化,通过统计麦穗骨架数量与骨架交点数量得到麦穗数量,实现了小麦麦穗的快速计数。试验结果表明,该方法具有稳定性,平均精度高于 93%,计数速度仅 1.7 s,可以满足小麦麦穗自动快速计数的需求。

参 考 文 献

1 邢君,田灵芝. 小麦测产方法综述[J]. 安徽农学通报, 2011(8):94-95.

2 毕昆,姜盼,李磊,等. 基于形态学图像处理的麦穗形态特征无损测量[J]. 农业工程学报, 2010, 26(12):212-216.
Bi Kun, Jiang Pan, Li Lei, et al. Non-destructive measurement of wheat spike characteristics based on morphological image processing [J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(12):212-216. (in Chinese)

3 单成钢,廖树华,梁振兴,等. 小麦群体图像特征识别方法的研究——小麦群体总茎数的估测[J]. 作物学报, 2004, 30(12):1281-1283.
Shan Chenggang, Liao Shuhua, Liang Zhenxing, et al. Study on machine recognition methods for population feature of wheat images—estimate of wheat population total stem number[J]. Acta Agronomica Sinica, 2004, 30(12):1281-1283. (in Chinese)

4 Yu Z. Automatic image-based detection technology for two critical growth stages of maize. Emergence and three-leaf stage[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2013, 174-175:65-84.

5 何胜美,李仲来,何中虎. 基于图像识别的小麦品种分类研究[J]. 中国农业科学, 2005, 38(9):1869-1875.
He Shengmei, Li Zhonglai, He Zhonghu. Classification of wheat cultivar by digital image analysis [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2005, 38(9):1869-1875. (in Chinese)

6 陈含,吕行军,田凤珍,等. 基于 Sobel 算子边缘检测的麦穗图像分割[J]. 农机化研究, 2013(3):33-36.
Chen Han, Lü Xingjun, Tian Fengzhen, et al. Wheat panicle image segmentation based on Sobel operator-edge detection [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2013(3):33-36. (in Chinese)

7 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 wheatear counting based on image processing technology [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(2):282-290. (in Chinese)

8 刘连忠,张武,朱诚. 基于改进颜色特征的小麦病害图像识别技术研究[J]. 安徽农业科学, 2012, 40(26):12877-12879.
Liu Lianzhong, Zhang Wu, Zhu Cheng. Image recognition of wheat diseases based on improved color feature [J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2012, 40(26):12877-12879. (in Chinese)

9 Kailath T. A general likelihood-ratio formula for random signals in Gaussian noise [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1969, 15(3):350-361.

10 Sheng H L, Isa N A M, Chen H O, et al. A new histogram equalization method for digital image enhancement and brightness preservation [J]. Signal Image & Video Processing, 2015, 9(3):1-15.

11 Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1973, 3(6):610-621.

12 Paudyal D R, Eiumnoh A, Aschbacher J. Textural information in SAR images for land-cover applications[C]// Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1995. IGARSS 95. Quantitative Remote Sensing for Science and Applications, International IEEE, 1995:1020-1022.

13 王成波,李勇平,王琳,等. SVM 与归一化方法结合的人脸和指纹融合识别[J]. 微计算机信息, 2009(4):235-237.
Wang Chengbo, Li Yongping, Wang Lin, et al. Combination of SVM and score normalization for person verification based on face and fingerprint biometrics [J]. Control & Automation, 2009(4):235-237. (in Chinese)

14 Zhang T Y, Suen C Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns [J]. Communications of the ACM, 1984, 27(3):236-239.

15 赵锋. 基于颜色特征和改进 AdaBoost 算法的麦穗识别的研究[D]. 保定:河北农业大学, 2014.
Zhao Feng. Research on wheat spike identification based on color features and improved AdaBoost algorithm [D]. Baoding: Agricultural University of Hebei, 2014. (in Chinese)