

宋英,陈雨欣,杨俊,等. 利用数字图像颜色特征指数识别小麦赤霉病[J]. 江苏农业科学,2022,50(2):186-191.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2022.02.031

利用数字图像颜色特征指数识别小麦赤霉病

宋英¹,陈雨欣^{2,3},杨俊^{2,3},刘涛^{2,3},李冬双^{2,3},孙成明^{2,3,4}

(1. 江苏太湖地区农业科学研究所,江苏苏州 215155; 2. 江苏省作物遗传生理国家重点实验室/江苏省作物栽培生理重点实验室/扬州大学农学院,江苏扬州 225009; 3. 江苏省粮食作物现代产业技术协同创新中心,江苏扬州 225009; 4. 教育部农业与农产品安全国际合作联合实验室,江苏扬州 225009)

摘要:小麦赤霉病是对小麦生长过程有较大影响的病害。为了实现小麦赤霉病的快速识别,本研究利用数码相机获取小麦生长过程中赤霉病发病前期和发病中期的 RGB 图像,并对 RGB 图像的三基色分别进行归一化,然后计算得到与赤霉病相关性最好的颜色特征指数(共计 12 个)。通过对小麦赤霉病前期和中期各 20 张发病麦穗颜色特征指数值与健康麦穗比较分析。结果表明,12 个颜色特征指数值在不同麦穗类型之间均有差异,其中 ExG、ExGR、GLI 和 MGRVI 等 4 个颜色特征值差异显著,可用于受到赤霉病感染的麦穗提取。利用人工标记的发病麦穗对颜色特征指数识别提取发病麦穗进行验证,在小麦赤霉病发病前期的平均检测率为 90.5%,在小麦赤霉病发病中期的平均检测率为 88.4%,上述结果表明基于颜色特征指数识别小麦赤霉病发病麦穗是可行的。

关键词:小麦;赤霉病;RGB 图像;颜色特征指数;图像识别

中图分类号: TP391.41;S435.121.4⁺5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2022)02-0186-06

小麦作为我国的主要粮食作物之一,种植面积的稳定及产量品质的提升对我国的粮食安全意义

重大。病害是影响小麦生产的主要因素,及时有效的病害防治是实现高产稳产的重要保证^[1]。在小麦常见病害中,赤霉病是多发病害,也是影响小麦最大的病害之一。赤霉病发病初期会产生水浸状斑痕,颜色为浅褐色,位置主要在小穗和颖片上。随后整个小穗均会染病,严重时全部变为枯黄色。如果田间湿度比较大,还会有胶状霉层(粉红色)出现在病斑位置。到了发病后期,小穗上就会产生密集的由病菌子囊壳形成的小颗粒(蓝黑色)^[2]。赤霉病引起小穗发病后,会逐渐扩展至整个穗部,甚至连穗轴也枯褐,形成枯白穗,导致小麦产量严重下降,品质也变劣^[3-5]。因此,及时对小麦赤霉病进

收稿日期:2021-04-13

基金项目:国家自然科学基金(编号:31671615、31701355、31872852);国家重点研发计划(编号:2018YFD0300805);江苏高校优势学科建设工程资助项目(PAPD);江苏现代农业产业技术体系建设项目[编号:JATS(2020)100];苏州市科技计划(编号:SNG2020040)。

作者简介:宋英(1982—),女,江苏苏州人,硕士,助理研究员,主要从事农作物病虫害防治工作。E-mail:465078148@qq.com。
通信作者:孙成明,博士,教授,博士生导师,主要从事作物表型信息智能监测与图像识别等方面的研究工作。E-mail:cmsun@yzu.edu.cn。

[7]姜雪芹,叶勤,林怡,等. 基于谐波分析和高光谱遥感的土壤

含水量反演研究[J]. 光学学报,2017,37(10):292-302.

[8]马驰. 基于 Landsat 8 遥感图像的长春中北部地区土壤有机质含量反演[J]. 江苏农业科学,2016,44(12):415-419.

[9]杨建锋,马军成,王令超. 基于地貌类型的土壤有机质多光谱遥感反演[J]. 地理空间信息,2015,13(2):48-50.

[10]南锋,朱洪芬,毕如田. 黄土高原煤矿区复垦农田土壤有机质含量的高光谱预测[J]. 中国农业科学,2016,49(11):2126-2135.

[11]栾福明,熊黑钢,王芳,等. 基于小波分析的土壤速效 K 含量高光谱反演[J]. 干旱区地理,2015,38(2):320-326.

[12]蒋璐璐,张瑜,王艳艳,等. 基于光谱技术的土壤养分快速测试方法研究[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版),2010,36

(4):445-450.

[13]石萌萌. 全波段成像仪的地表场景模拟[D]. 西安:西安科技大学,2017.

[14]秦倩如. 基于高光谱的陕西省土壤游离铁与碳酸钙含量预测研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2019.

[15]叶元元. 多金属矿区土壤重金属的高光谱定量估算研究[D]. 徐州:中国矿业大学,2014.

[16]纪文君,李曦,李成学,等. 基于全谱数据挖掘技术的土壤有机质高光谱预测建模研究[J]. 光谱学与光谱分析,2012,32(9):2393-2398.

[17]沈兰芝,高懋芳,闫敬文,等. 基于 SVR 和 PLSR 的土壤有机质高光谱估测模型研究[J]. 中国农业信息,2019,31(1):58-71.

行监测并开展有效防治在小麦生产管理中显得尤为重要。

利用图像对作物病害进行识别的研究已开展较多,特别是将颜色特征与模型结合的方法效果较好^[6]。鲍文霞等基于一种多路卷积神经网络对灌浆期感染赤霉病的小麦麦穗图像进行处理和识别,有效区分了病变区域与健康区域^[7]。刘爽等利用图像特征构建了一种可视化的识别算法模型,用于检测小麦赤霉病籽粒,可以在籽粒无损的前提下实现可视化、快速化、高效化、准确化的小麦赤霉病籽粒识别^[8-9]。Zhang 等则利用高光谱显微图像对冬小麦赤霉病进行分类,识别效果优于以前的光谱植被模型^[10]。Huang 等利用粒子群优化方法,基于图像和光谱融合的方式构建了支持向量机模型,实现了对小麦赤霉病穗的识别,准确率达 90% 以上^[11]。

本研究利用近地面 RGB 图像,基于不同类型(发病的和未发病的)麦穗之间颜色有较大的差异的特性,通过不同的颜色指数对麦穗进行识别,从而提取出发病麦穗^[6]。该方法流程简便,容易操作,以期用于小麦赤霉病的快速检测与识别。

1 材料与方法

1.1 试验设计

试验于 2017—2019 年进行,试验在江苏太湖地

区农业科学研究所试验基地(31°35'N,120°52'E)进行。11 月上旬播种,20 个小区,大小为 2 m×3 m,小区随机排列,每个品种在每个小区种植 2 行,行长为 2 m,行距为 25 cm,试验小麦品种分为抗病、常规、易感 3 种类型^[6]。

1.2 小麦赤霉病接种

准备孢子浓度为 10^4 个/mL 的赤霉病菌孢子悬浮液,于小麦扬花期接种。接种位置在穗中部小穗的第 1 朵小花内,采用微量进样器注射接种,每个品种(株系)接种数量为 20 个单穗。接种后整个麦穗套袋(透明塑料袋),通过弥雾机人工喷水保湿。接种日期用挂在穗上的纸牌标明,保湿时间为 72 h,然后将塑料袋去除^[6]。

1.3 图像获取方法

1.3.1 图像获取设备 本研究利用数码相机获取图像。所用数码相机为 SONY A6300,有效像素为 2 420 万,存储卡类型为 microSD、microSDHC、microSDXC 等。

1.3.2 图像获取过程 于接种后 7 d 开始,每隔 6 d 获取 1 次照片,一直到全田大部分麦穗发病后停止拍照(小麦赤霉病发病后期)。拍摄时相机距离冠层 1 m 左右,每个小区拍摄 5 张。然后筛选出 40 张有代表性图像,发病前期、发病中期各 20 张(图 1、图 2)。

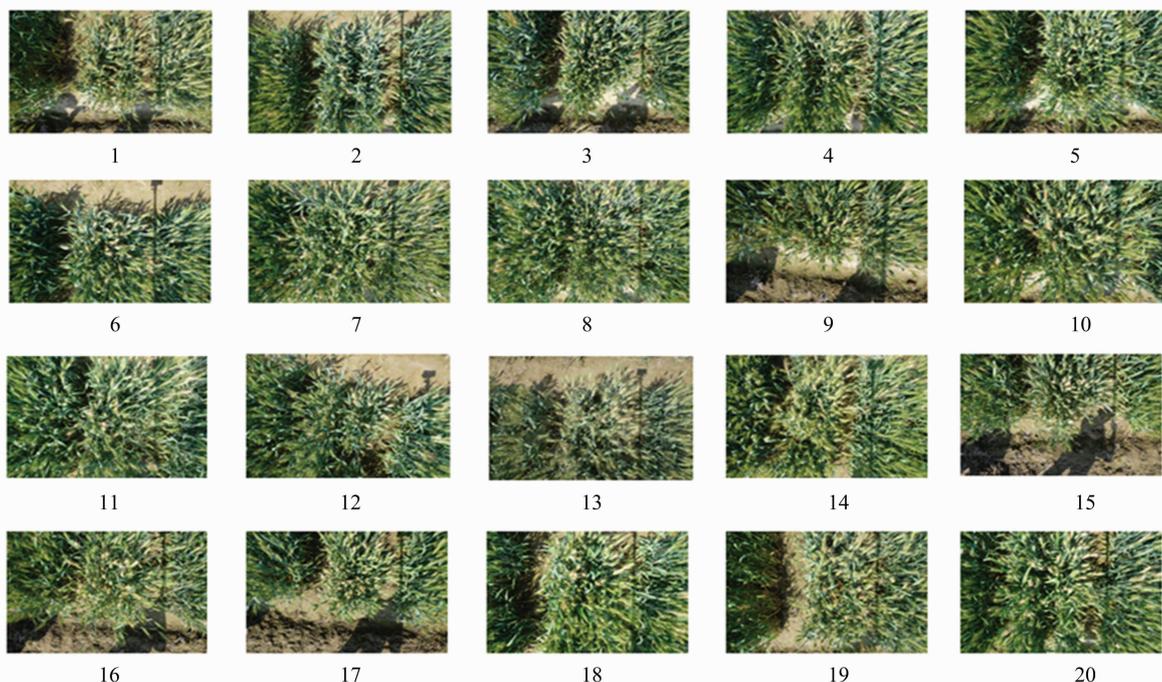


图1 小麦赤霉病发病前期图像

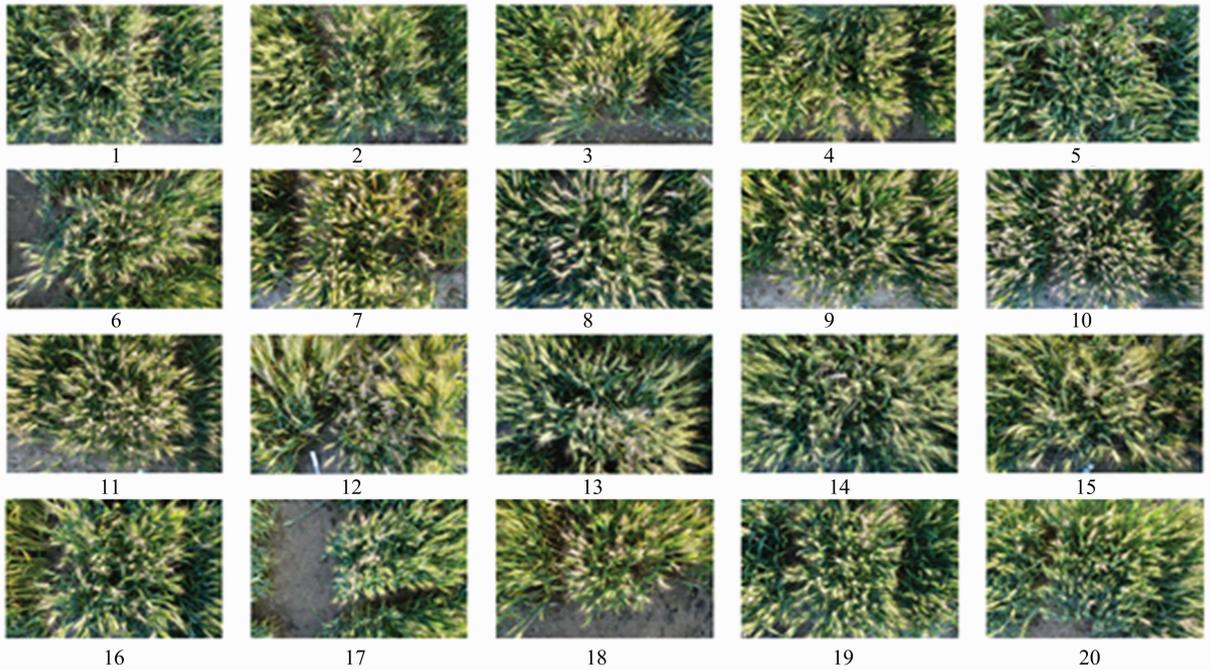


图2 小麦赤霉病发病中期图像

1.4 图像处理

1.4.1 图像预处理 采用 Matlab2018b 对选取的 40 幅图像中的麦穗进行颜色 RGB 提取, 每幅标记好的图像中各选 10 个发病麦穗和 10 个未发病麦穗, 统计其 RGB 值, 然后归一化处理, 归一化公式如下:

$$\begin{cases} r = \frac{R}{R+G+B} \\ g = \frac{G}{R+G+B} \\ b = \frac{B}{R+G+B} \end{cases} \quad (1)$$

式中: R 、 G 、 B 分别表示图像中红、绿、蓝 3 个波段的反射值; r 、 g 、 b 分别表示归一化的红、绿、蓝 3 个波段的值。

1.4.2 颜色特征指数选取 本研究除了使用上述归一化的 r 、 g 、 b 外, 还选择了 8 种常用的图像颜色指数, 计算公式及出处见表 1。利用这些颜色指数对不同类麦穗进行识别, 通过发病麦穗和健康麦穗之间的颜色特征差异对不同类麦穗进行识别和提取^[6]。

2 结果与分析

2.1 不同类型麦穗颜色特征指数分析

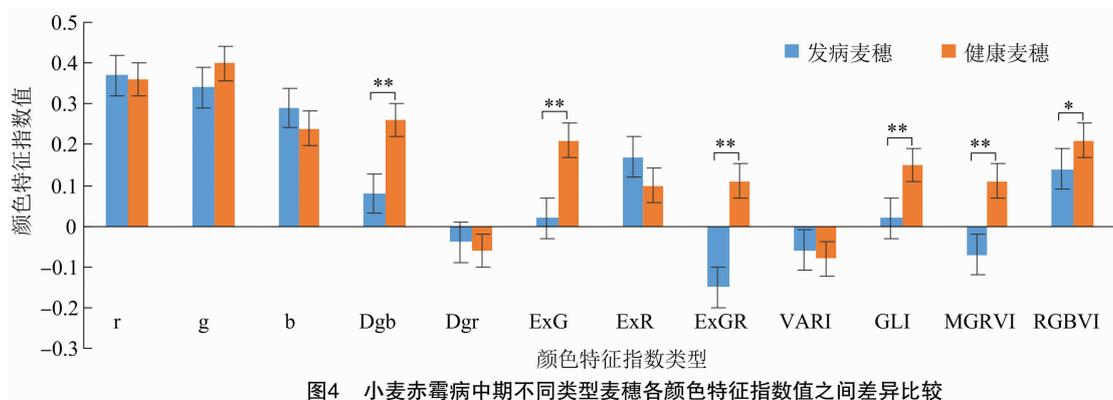
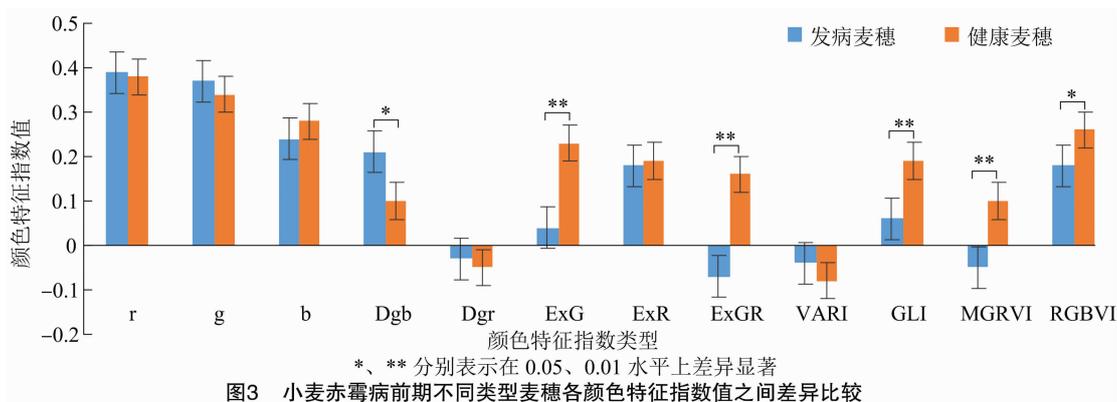
基于式(1)、表 1 中的颜色特征指数计算方法, 得到不同类型麦穗的颜色特征指数值。在小麦赤霉病前期(图 3), 不同类型麦穗的 12 个颜色特征指

表 1 常用颜色特征指数及其公式

颜色指数	公式	参考文献
超绿植被指数 (ExG)	$ExG = 2g - r - b$	[12]
绿红归一化差值指数 (Dgr)	$Dgr = \frac{g-r}{g+r}$	[13]
绿蓝归一化差值指数 (Dgb)	$Dgb = \frac{g-b}{g+b}$	[13]
超红植被指数 (ExR)	$ExR = 1.4r - g$	[14]
绿红差值 (ExGR)	$ExGR = ExG - ExR$	[14]
可见光大气阻抗植被指数 (VARI)	$VARI = \frac{g-r}{g+r-b}$	[15]
绿叶植被指数 (GLI)	$GLI = \frac{2g-b-r}{2g+b+r}$	[16]
改良绿红植被指数 (MGRVI)	$MGRVI = \frac{g^2-r^2}{g^2+r^2}$	[17]
红绿蓝植被指数 (RGBVI)	$RGBVI = \frac{g^2-br}{g^2+br}$	[17]

数值之间均有差异。其中基于图像三基色 R 、 G 、 B 的归一化指数 r 、 g 、 b 之间的差异较小, 说明直接利用 r 、 g 、 b 来识别赤霉病不太可行。差异达到极显著水平的颜色特征指数有 ExG、ExGR、GLI 和 MGRVI, 其中 ExGR 和 MGRVI 在发病麦穗中呈负值, 在健康麦穗中呈正值, 区分度最高。

在小麦赤霉病中期(图 4), 不同类型麦穗的 12 个颜色特征指数值之间也有差异, 但变化趋势与前期略有不同。其中 g 、 b 、 Dgb 、 ExR 在 2 个时期 2 种类型麦穗之间的差值是相反的, 其他颜色指数之间



的差值在 2 个时期之间是一致的。另外从差异性大小来看,发病中期和发病前期的趋势基本一致,其中 r、g、b 之间的差异较小,Dgr 间的差异也不大。差异达到极显著水平的颜色特征指数有 Dgb、ExG、ExGR、GLI、MGRVI,其中 ExGR、MGRVI 在发病麦穗中呈负值,在健康麦穗中呈正值,区分度最高。

通过分析可知,小麦赤霉病前期和中期同一类型麦穗各颜色指数值之间无差异性,所以选取的数据具有可靠性。另外比较发现,无论是小麦赤霉病的哪一个时期,ExG、ExGR、GLI、MGRVI 这 4 个颜色特征值差异极显著,因此选择这 4 个颜色特征指数来进行赤霉病穗识别。

2.2 小麦赤霉病前期发病麦穗的识别

选取赤霉病发病前期的田间小麦数码图像,通过 ExG、ExGR、GLI、MGRVI 等 4 个特征指数来提取发病麦穗,结果见表 2。不同图像之间由于发病麦穗的数量、复杂程度等因素不同,通过颜色指数识别出的麦穗比例也不同。20 幅图像的检测率范围为 76.9%~100%,平均检测率为 90.5%。

小麦赤霉病前期发病病穗提取效果见图 5(图像编号为 14),由于图像中发病麦穗较少,检测率为 100%。

表 2 小麦赤霉病前期发病麦穗统计

图像编号	人工标记数 (个)	提取数 (个)	检测率 (%)
1	13	11	84.6
2	12	10	83.3
3	10	10	100
4	11	10	90.9
5	8	8	100
6	12	11	91.7
7	13	12	92.3
8	9	8	88.9
9	11	10	90.9
10	14	13	92.9
11	12	12	100
12	12	11	91.7
13	13	10	76.9
14	6	6	100
15	9	8	88.9
16	10	10	100
17	14	12	85.7
18	14	12	85.7
19	10	9	90.0
20	8	7	87.5
平均值	11	10	90.5

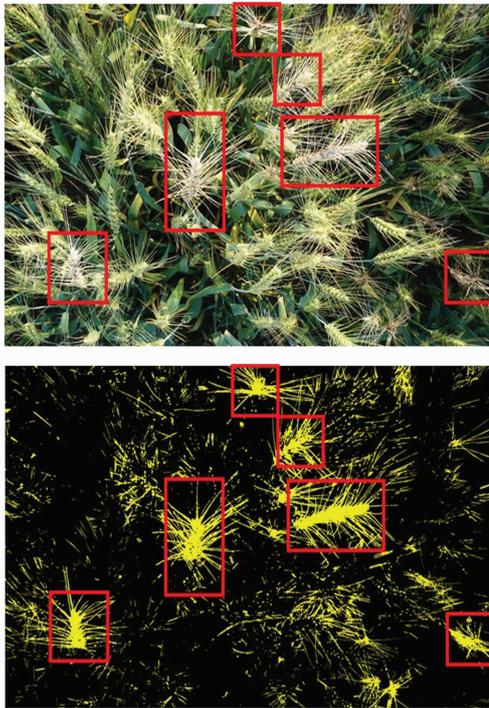


图5 小麦赤霉病发病前期麦穗检测效果

2.3 小麦赤霉病中期发病麦穗识别

由表 3 可知,此时小麦图像中被病菌感染的麦穗数量均要多于前期,检测的效果和前期也不同。在 20 幅图像中,对每一幅图像进行人工标记,最终获得发病麦穗总数为 674 个,平均每幅图像 33.7 个;然后通过颜色指数进行提取,最后获得发病麦穗总数为 596 个,平均每幅图像为 29.8 个,平均检测率为 88.4%。

小麦赤霉病中期发病麦穗提取效果见图 6(图像编号为 7),由于图像中发病麦穗较多,检测率为 93.9%,低于前期单幅图像的提取效果。但由于麦穗分布比较均匀,检测率要优于多幅图像的平均值。

3 结论与讨论

本研究利用数码相机在小麦赤霉病前期和中期,分别获取其田间的 RGB 图像,通过图像处理技术标记不同类别麦穗,提取相应的 RGB 值,归一化后得到 r, g, b 并选择了其他 8 个颜色指数,然后对小麦赤霉病 2 个时期不同类型麦穗颜色特征指数值进行比较分析,结果表明 12 个颜色特征指数值在不同麦穗类型之间均有差异,其中 $ExG, ExGR, GLI, MGRVI$ 等 4 个颜色特征值差异显著。通过颜色特征指数 $ExG, ExGR, GLI$ 和 $MGRVI$ 能够进行小麦赤霉病发病麦穗的识别与提取。通过利用人工标记的发病麦穗作为对比,计算出颜色指数识别的检测

表 3 小麦赤霉病中期发病麦穗统计

图像编号	人工标记数 (个)	提取数 (个)	检测率 (%)
1	36	31	86.1
2	35	30	85.7
3	32	29	90.6
4	31	28	90.3
5	35	31	88.6
6	34	30	88.2
7	33	31	93.9
8	32	28	87.5
9	38	32	84.2
10	39	33	84.6
11	40	32	80.0
12	28	24	85.7
13	34	31	91.2
14	33	30	90.9
15	35	31	88.6
16	32	29	90.6
17	36	32	88.9
18	37	34	91.9
19	26	24	92.3
20	28	26	92.9
平均	33.7	29.8	88.4

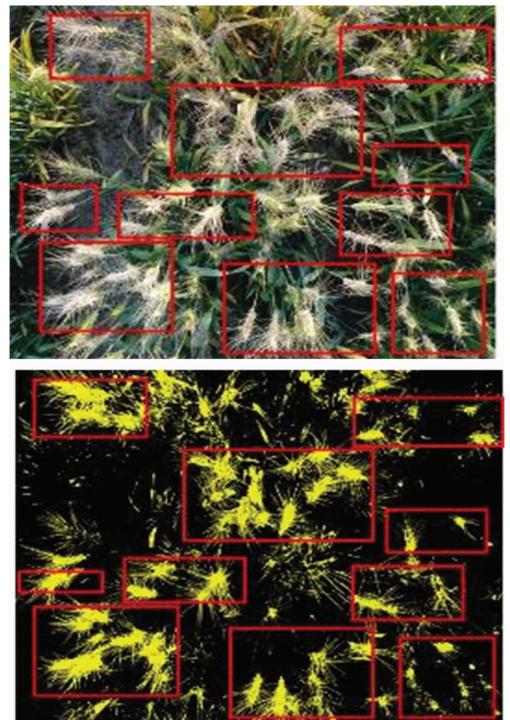


图6 小麦赤霉病发病中期麦穗检测效果

率^[6]。在本研究区小麦赤霉病不同时期利用颜色特征指数获得的平均检测率也不相同,其中发病前期为 90.5%,到了发病中期,平均检测率有所下降,为 88.4%。之所以出现检测率下降的情况,是因为在小麦赤霉病发病前期,田间发病情况较轻,图像中的病穗稀疏,相对容易识别。而到了中期,田间病情加重,病穗数量增加,图像颜色及纹理更加复杂。因此 RGB 图像识别赤霉病麦穗的时期应优先考虑前期。

利用图像颜色特征指数对研究对象进行分类和提取,是目前图像识别比较常用的方法。本研究表明,图像颜色特征可以用来区分不同类型的麦穗。但由于麦穗图像较为复杂,特别是不同时间点的图像会有明显的色差干扰,导致目标对象提取的精度不高。顿绍坤等提出了一种基于 RGB 颜色空间新的色差公式,使用该公式后可以将图像的时间复杂度和空间复杂度都明显降低,但是否适用在作物上需要后续的验证^[18]。

本研究中发现,不同的图像处理方式对颜色特征指数的提取都会有影响,其中图像分割方法的影响较大。在图像采集过程中,直接获取的图像一般较大,图像中的信息类型也较多。因此可以通过图像分割去除一部分干扰因素,从而提高图像的处理和指数提取速度。Matlab 是一种常用的图像处理软件,在图像分割和提取上功能较强,可以用在不同的研究对象上^[19-20]。当然,利用单一的颜色特征指数对研究目标进行提取还有一定的局限性。相关研究表明,如果将图像的纹理特征结合进来,效果可能会更好^[21]。后续的研究拟将二者结合,同时也会考虑用深度学习等方法来解决更复杂对象的提取问题。

参考文献:

[1] Goswami R S, Kistler H C. Heading for disaster: *Fusarium graminearum* on cereal crops[J]. *Molecular Plant Pathology*, 2004, 5 (6): 515-525.

[2] 李 奋. 小麦赤霉病频繁爆发危害及防治措施[J]. *科学与财富*, 2019(9): 298.

[3] 程顺和, 张 勇, 别同德, 等. 中国小麦赤霉病的危害及抗性遗传改良[J]. *江苏农业学报*, 2012, 28(5): 938-942.

[4] 丁文娟. 基于不同尺度的冬小麦赤霉病高光谱遥感监测[D]. 合肥: 安徽大学, 2019.

[5] Gilbert J, Tekauz A. Recent developments in research on *Fusarium head blight* of wheat in Canada [J]. *Canadian Journal of Plant*

Pathology, 2000, 22(1): 1-8.

[6] 杨 俊. 基于图像处理的小麦赤霉病检测研究[D]. 扬州: 扬州大学, 2020.

[7] 鲍文霞, 孙 庆, 胡根生, 等. 基于多路卷积神经网络的大田小麦赤霉病图像识别[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(11): 174-181.

[8] 刘 爽, 谭 鑫, 刘成玉, 等. 高光谱数据处理算法的小麦赤霉病籽粒识别[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(11): 3540-3546.

[9] 梁 琨, 杜莹莹, 卢 伟, 等. 基于高光谱成像技术的小麦籽粒赤霉病识别[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(2): 309-315.

[10] Zhang N, Pan Y C, Feng H K, et al. Development of *Fusarium head blight* classification index using hyperspectral microscopy images of winter wheat spikelets [J]. *Biosystems Engineering*, 2019, 186: 83-99.

[11] Huang L S, Li T K, Ding C L, et al. Diagnosis of the severity of *Fusarium head blight* of wheat ears on the basis of image and spectral feature fusion [J]. *Sensors*, 2020, 20(10): 2887.

[12] Woebecke D M, Meyer G E, von Bargen K, et al. Plant species identification, size, and enumeration using machine vision techniques on near-binary images [EB/OL]. (1993-05-12) [2021-02-10]. <https://www.spiedigitallibrary.org/conference-proceedings-of-spie/1836/1/Plant-species-identification-size-and-enumeration-using-machine-vision-techniques/10.1117/12.144030.short>.

[13] Tucker P W, Jr Hazen E E, Cotton F A. Staphylococcal nuclease reviewed: a prototypic study in contemporary enzymology [J]. *Molecular and Cellular Biochemistry*, 1979, 23(3): 131-141.

[14] Mao D L, Wu X B, Deppong C, et al. Negligible role of antibodies and C5 in pregnancy loss associated exclusively with C3-dependent mechanisms through complement alternative pathway [J]. *Immunity*, 2003, 19(6): 813-822.

[15] Gitelson A A, Stark R, Grits U, et al. Vegetation and soil lines in visible spectral space: a concept and technique for remote estimation of vegetation fraction [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(13): 2537-2562.

[16] Booth D T, Cox S E, Johnson D E. Detection-threshold calibration and other factors influencing digital measurements of ground cover [J]. *Rangeland Ecology and Management*, 2005, 58(6): 598-604.

[17] Bendig J, Yu K, Aasen H, et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 39: 79-87.

[18] 顿绍坤, 魏海平, 孙明柱. RGB 颜色空间新的色差公式 [J]. *科学技术与工程*, 2011, 11(8): 1833-1836.

[19] 李莹莹, 姬长英, 王海清, 等. 基于 matlab 的苹果树枝图像分割方法研究 [J]. *科学技术与工程*, 2012, 12(13): 3084-3087, 3093.

[20] 戴建民, 曹 铸, 孔令华, 等. 基于多特征模糊识别的烟叶品质分级算法 [J]. *江苏农业科学*, 2020, 48(20): 241-247.

[21] 倾 明. 基于颜色和纹理特征图像检索技术的研究 [J]. *科学技术与工程*, 2009, 9(5): 1301-1304.