

基于多光谱视觉技术的油菜水分胁迫诊断

张晓东, 毛罕平^{*}, 左志宇, 高鸿燕, 孙俊

(江苏大学现代农业装备与技术省部共建教育部重点实验室, 镇江 212013)

摘要: 针对油菜水分胁迫的无损探测, 研究了利用多光谱图像对油菜含水率进行定量分析的方法。采用中值滤波法对图像进行预处理; 利用二维最大信息熵阈值分割法对多光谱图像进行背景分割; 对油菜冠层多光谱图像的均值和比值特征进行了提取, 发现 560 nm 处的可见光图像, 960、810 nm 处的近红外图像均值特征和 960 nm/810 nm 图像的比值特征在整个发育期与油菜含水率的相关性均较高。考虑到多光谱变量间存在的多重共线性影响, 利用逐步回归法建立了不同发育期油菜含水率的多光谱图像特征预测模型。结果表明, 该方法能够实现对油菜水分胁迫的定量分析, 其中, 油菜苗期含水率预测模型的预测值与实测值的相关系数为 0.83, 均方根误差为 4.52%, 平均相对误差小于 8%, 可为科学精确地指导灌溉提供依据。

关键词: 图像处理, 水分, 回归分析, 多光谱图像

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2011.03.029

中图分类号: S121, O657.3

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2011)-03-0152-06

张晓东, 毛罕平, 左志宇, 等. 基于多光谱视觉技术的油菜水分胁迫诊断[J]. 农业工程学报, 2011, 27(3): 152—157.
Zhang Xiaodong, Mao Hanping, Zuo Zhiyu, et al. Nondestructive testing method for rape water stress based on multi-spectral vision[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(3): 152—157. (in Chinese with English abstract)

0 引言

油菜是中国最重要的油料作物, 同时也是需水较多的作物, 水分胁迫使油菜生长发育产生生理障碍, 植株蛋白质合成受到抑制; 水分胁迫对硼的吸收利用影响也很大, 而油菜是对硼敏感的作物, 缺硼常导致油菜“花而不实”, 这都将使油菜产量降低, 并影响菜籽的品质^[1]。中国北方及丘陵地区的油菜种植区, 普遍存在干旱缺水的情况, 因此, 快速诊断植株的缺水状况, 科学精确地指导灌溉, 合理有效地利用有限的水资源, 保证油菜的优质高产, 成为亟需解决的问题。

目前作物需水状况诊断主要是通过测量植株叶片的气孔导度、叶水势、冠层温度、蒸腾速率、植株茎秆直径的变化等指标间接获得或采用干湿质量法测量。这些方法不仅费时费力, 时效性差, 还会对作物造成伤害。而基于光谱技术的无损诊断方法, 受大气窗口、背景等因素影响较大, 且通常采用点源采样方式, 无法体现整个叶片或冠层区域的光反射特性差异。视觉传感器具有较高的分辨率和较大的视场范围, 通过图像分割技术能够有效去除背景等因素的影响, 克服了光谱法测试范围

较小和对测试部位要求较严格的缺点, 因此可获得较多的作物信息, 是一种发展很快的无损检测技术, 多国学者进行了一定研究^[2-11]。传统的视觉传感器由于其采集的是在一定波长范围内(通常是 400~700 nm 范围)的合成光反射信息, 导致无法对不同谱段的图像进行精确分析, 而本研究采用的多光谱传感器能够同步采集 400~1 100 nm 范围内的多光谱图像, 对不同谱段作物水分的反射特性差异及其分布规律的变化情况进行分析, 使得图像分析精度得到有效提高。

1 材料与方法

1.1 试验材料

试验在江苏大学现代农业装备与技术省部共建教育部重点实验室进行, 选取的油菜品种为陕西省杂交油菜研究中心研制的甘蓝型、半冬性杂交油菜“秦优 7 号”, 生长周期为第一年的 9 月份至来年的 5 月份, 栽种环境为盆栽。

油菜于 2008-09-15 直播, 按照标准种植模式进行管理, 苗期样本于 2008-10-15 开始按 4 个水分水平处理, 每 20 株一个水平组, 共 4 组; 第 1 组(W1)在 45 d 的苗期水分胁迫试验期间都保证充足的水分供应, 样本平均含水率为 82.65%; 第 2 组(W2)在试验期间浇水 2 次, 样本平均含水率为 79.15%; 第 3 组(W3)在试验中期浇水 1 次, 样本平均含水率为 73.62%; 第 4 组(W4)在整个试验期都不浇水, 样本平均含水率为 58.71%。其他发育期样本处理方式与此相同。

1.2 试验方法

1.2.1 试验仪器

多光谱图像采集采用 MS-3100 型多光谱累进扫描数

收稿日期: 2010-10-21 修订日期: 2011-03-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(61075036); 中国博士后科学基金(20100481097); 江苏省农业装备与智能化高技术研究重点实验室项目(BM2009703); 国家“863”高技术研究发展计划项目(2008AA10Z204); 江苏大学高级专业人才基金项目(10JDG081); 江苏大学博士后基金项目
作者简介: 张晓东(1970—), 男, 河南洛阳人, 助研, 博士, 主要从事光谱和机器视觉技术在作物营养检测应用的研究。镇江 江苏大学现代农业装备与技术省部共建教育部重点实验室, 212013。Email: zxd700227@126.com
*通信作者: 毛罕平(1961—), 男, 浙江奉化人, 教授, 博士, 主要从事现代农业装备和设施农业环境控制技术的研究。镇江 江苏大学现代农业装备与技术省部共建教育部重点实验室, 212013。Email: maohp@ujs.edu.cn

字式相机和 NI PCI-1428 型图像采集卡。MS-3100 采用 3CCD 图像传感器, 成像光谱范围为 400~1100 nm, 图像最高分辨率为 1392(H)×1040(V) 像素, 可以实现高质量的多光谱图像采集。MS-3100 具有 R、G、B、NIR 和 RGB、CIR 等拍摄模式, 即可以独立采集中心波长分别为 660、560、460 nm 的 R、G、B 图像和中心波长为 810 nm 的近红外图像, 也能够拍摄 RGB、CIR 模式的合成图像, 通过加装前置滤光片, 能够对成像光谱范围内的其他波段的图像进行采集, 便于图像的分析处理。自行研制的作物生长多传感信息检测系统的光箱^[12], 可以提供稳定的检测环境。用精度为 0.001 g 的试验分析天平称量样本。

1.2.2 多光谱图像信息的采集

在自行研制的作物生长多传感信息检测系统的光箱内进行多光谱图像信息的采集。光照系统使用了两组照明装置, 第 1 组由 4 套 D65 型标准光源组成, 第 2 组光源采用近红外成分丰富的卤素灯光源, 光源固定于光箱的顶端和侧面。将多光谱摄像机固定在光箱的顶部, 位于植株冠层上方 70 cm 处, 垂直于被测物; 通过调节光源和设置相机参数使各波段图像的轮廓清晰且阴影和遮挡较少, 同时使样本与背景的面积比尽可能的高, 以保证较高的分辨率。

1.2.3 植株含水率测定

用分析天平称取鲜叶质量, 将采集样本分别装入保鲜袋带回, 先恒温 100℃ 烘干 1 h, 再以恒温 60℃ 烘干 12 h, 测量其干质量, 求算样本含水率

$$w = \frac{m_1 - m_2}{m_1} \times 100\% \quad (1)$$

式中, w 为样本的含水率, %; m_1 为样本的鲜质量, mg; m_2 为样本的干质量, mg。

2 结果与分析

2.1 多光谱图像预处理与特征提取

2.1.1 图像预处理

首先对图像进行了 3×3 窗口的中值滤波处理。图像分割主要是将背景与作物冠层区域分离, 以便对含水率图像特征进行提取。图像的分割质量直接决定了水分特征提取和预测模型的精度。图像分割方法中较常用的是阈值分割法, 由于最大类间方差法等分割方法只考虑到图像的灰度值, 忽略了灰度的空间分布, 而基于图像最大熵阈值分割方法, 综合利用了像素点的灰度信息和邻域空间信息, 该方法的分割效果较传统方法更具优势。

二维最大熵阈值分割算法在实现时, 首先以原始灰度图像中的每一个像素及其邻域的 4 个像素构成一个区域, 该像素点灰度值 i 和邻域灰度均值 j 构成一个二维向量 (i, j) , 统计 (i, j) 的发生概率 P_{ij} , 如果图像的灰度级数为 L , 那么 P_{ij} ($i, j=0, \dots, L-1$) 就构成了该图像关于点灰度值的二维直方图。确定二维最大熵算法, 首先设有阈值 (s, t) 将图像划分为目标 A 和背景 B, A、B 区间各像素概率分布为

$$\begin{cases} A: \frac{P_{0,0}}{P_A}, \dots, \frac{P_{s,t}}{P_A} \\ B: \frac{P_{s+1,t+1}}{1-P_A}, \dots, \frac{P_{L-1,L-1}}{1-P_A} \end{cases} \quad (2)$$

其中 A、B 的概率 P_A 、 P_B 及其二维熵 H_A 、 H_B 分别为

$$\begin{cases} P_A = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t P_{ij} \\ P_B = 1 - P_A = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} P_{ij} \\ H_A = - \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t P_{ij} \ln P_{ij} \\ H_B = - \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} P_{ij} \ln P_{ij} \end{cases} \quad (3)$$

图像的二维熵 H_{mm} 为目标 A 和背景 B 的二维熵之和

$$H_{mm} = H_A + H_B = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{ij} \ln P_{ij} \quad (4)$$

目标 A 与背景 B 每个概率分布对应的二维熵, 记为分布信息熵 $H(A)$ 和 $H(B)$ 分别为

$$\begin{cases} H(A) = - \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \frac{P_{ij}}{P_A} \ln \frac{P_{ij}}{P_A} = \ln P_A + \frac{H_A}{P_A} \\ H(B) = - \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \left(\frac{P_{ij}}{1-P_A} \right) \ln \left(\frac{P_{ij}}{1-P_A} \right) \\ = \ln(1-P_A) + \frac{H_{mm} - H_A}{1-P_A} \end{cases} \quad (5)$$

二维熵函数 $\psi(s, t)$ 为目标与背景分布信息熵 $H(A)$ 和 $H(B)$ 之和, 即为

$$\psi(s, t) = H(A) + H(B) \quad (6)$$

运用搜寻算法寻找 s 、 t 使 $\psi(s, t)$ 最大, 则此 (s, t) 即为二维最大熵的分割阈值^[13]。

油菜 NIR 960 nm 图像分割效果如图 1 所示, 用最大



图 1 油菜 960 nm 图像二维信息熵与最大类间方差分割法比较

Fig.1 Effect of rape image segmentation at 960 nm by using method of 2D entropy and Otsu method

类间方差法分割图像后将许多植株冠层信息划归为背景,导致分割后作物冠层信息的缺失;而二维最大信息熵分割法能保留了更多冠层的图像信息,为油菜含水率的多光谱图像特征的精确提取创造了条件。

2.1.2 图像特征提取

图像分割后,对油菜含水率的多光谱图像特征进行了提取和分析。MS-3100 可实现对不同波段图像的同步获取,即有利于各独立波段图像特征的提取,因无需进行图像配准,也易于实现多光谱图像的像素级运算。通过比较,提取了均值和比值特征进行含水率分析。

1) 图像均值特征

图像均值特征包括多光谱 R 、 G 、 B 、 NIR_{810} 、 NIR_{960} 分量灰度均值及归一化的 r 、 g 、 b 值。 R 、 G 、 B 、 NIR_{810} 、 NIR_{960} 分量均值以 AVS_{660} 、 AVS_{560} 、 AVS_{460} 、 $ANIR_{810}$ 、 $ANIR_{960}$ 表示,各名称下标代表多光谱图像的中心波长。均值特征的算法如下

$$\begin{cases} AVS_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_{ij}(x, y) & j = (660, 560, 460 \text{ nm}) \\ ANIR_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_{ik}(x, y) & k = (810, 960 \text{ nm}) \end{cases} \quad (7)$$

式中, AVS_j 为可见光 660、560、460 nm 处的冠层图像的平均灰度值; $ANIR_k$ 为近红外 810、960 nm 处冠层图像的平均灰度值; N 为图像中冠层区域的像素点个数; $f(x, y)$ 为像素点 (x, y) 的灰度值。

2) 图像归一化比值特征

RGB 颜色模型的 r 、 g 、 b 值表示 R 、 G 、 B 波段的归一化比值特征,如 b 值为

$$b = AVS_{460} / (AVS_{660} + AVS_{560} + AVS_{460}) \quad (8)$$

3) 图像波段比值特征

图像波段比值特征,是指各独立波段的多光谱图像进行像素级比值运算后得到的特征,包括 NIR_{810}/VS_{660} 、 VS_{560}/NIR_{810} 和 NIR_{960}/NIR_{810} 图像的均值,将其分别记为 $AR_{810/660}$ 、 $AR_{560/810}$ 和 $AR_{960/810}$,图像波段比值特征均值分别为

$$\begin{cases} AR_{810/660} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_{NIR_{810}/VS_{660}}(x_i, y_i) \\ AR_{560/810} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_{VS_{560}/NIR_{810}}(x_i, y_i) \\ AR_{960/810} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_{NIR_{960}/NIR_{810}}(x_i, y_i) \end{cases} \quad (9)$$

式中, $f_{NIR_{810}/VS_{660}}(x, y)$ 、 $f_{VS_{560}/NIR_{810}}(x, y)$ 、 $f_{NIR_{960}/NIR_{810}}(x, y)$ 为通过比值运算所生成的新图像; N 为图像中冠层区域的像素点个数。

2.2 多光谱图像特征分析

2.2.1 图像特征相关性分析

为了选取最佳多光谱图像特征组合对油菜含水率进行分析和建模,对不同发育期油菜的含水率与冠层的多光谱图像特征与进行了相关分析(图2)。可以看出在多光谱图像特征中 $ANIR_{960}$ 、 $ANIR_{810}$ 、 $AR_{960/810}$ 和 AVS_{560} 在

整个发育期与含水率的相关性均较高。这由于 960 nm 为纯水分子 OH 基伸缩振动的二级倍频,是含水率的主要特征之一;而 810 nm 高反射平台区与水分胁迫所导致的植株内部组织结构变化相关;植株的含水率状态也会影响光合作用及叶绿素的组成及其含量的变化,导致在 560 nm 处“绿峰”位置的光反射特性也与含水率有一定的相关性;而 $AR_{960/810}$ 作为含水率敏感的近红外比值特征,对光强响应不敏感,受环境影响较小,相关性始终保持较高水平。

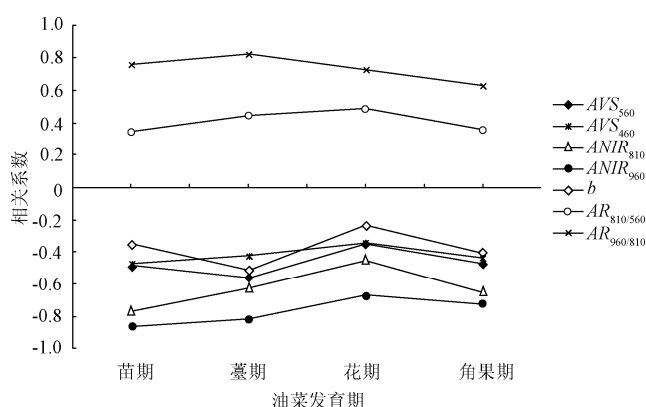


图2 油菜不同发育期图像特征与含水率的相关系数

Fig.2 Correlation coefficient between the image feature and the moisture content in different rape growing stages

在不同的发育期,油菜含水率多光谱图像特征的相关性也有明显差异,基本上图像特征与含水率的相关性在苗期最高,从薹蕾期开始逐渐下降,至角果期最低。这主要是由于苗期的叶片较薄,抵抗水分胁迫的能力较差,遇旱时失水较快,因此图像特征明显,且与主要特征的相关性均较高;而随着作物的生长,叶片逐渐变厚,植株抗旱能力也逐渐增强,导致图像特征差异变小,相关性逐渐降低;而花期和角果期相关性变差的主要原因主要是由于油菜生长后期叶片逐渐减少,且层叠严重,导致多光谱图像诊断的信息量下降所致。

2.2.2 特征区分效果分析

从4种不同含水率水平的油菜样本(W1~W4递减)中各选取6株进行特征值区分效果分析,所选样本的含水率数据如表1所示。

表1 油菜含水率 960 nm 图像特征分析数据

序号	W1 组样本 含水率	W2 组样本 含水率	W3 组样本 含水率	W4 组样本 含水率
1	85.26	79.84	70.16	69.39
2	82.51	77.15	69.23	62.25
3	80.05	71.45	71.65	56.04
4	79.26	80.59	67.11	59.50
5	76.04	75.36	71.29	65.76
6	83.27	82.54	74.63	58.66
均值	81.07	77.82	70.67	61.93

在近红外区域的均值和比值特征对含水率的区分效果较好。以 $ANIR_{960}$ 特征值为例(图3),当 $ANIR_{960} > 116$

时即可判定植株存在水分胁迫（判断水分胁迫依据是与对照组不存在水分胁迫油菜的平均含水率比较，差值超过 10%即存在水分胁迫）；而 $ANIR_{960}<107$ 时，则基本不存在水分胁迫。从图 4 可以看出，取自 W1 和 W3 组的不同含水率水平的油菜样本在 960 nm 处的图像灰度差异也较明显。

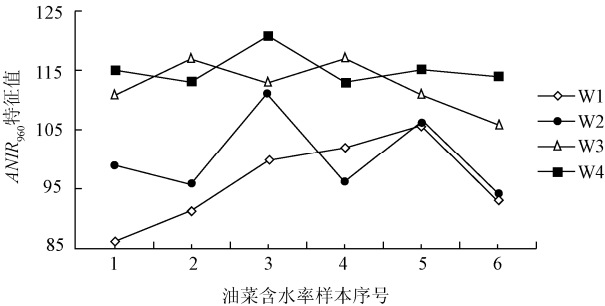
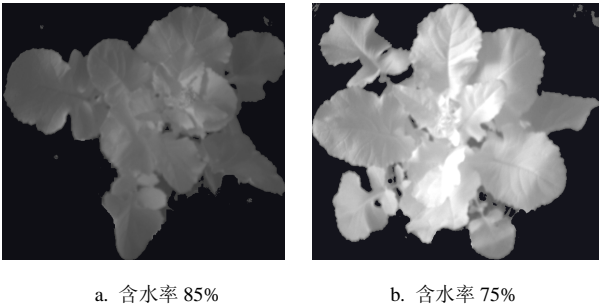


图 3 油菜冠层图像 $ANIR_{960}$ 特征值与含水率的关系
Fig.3 $ANIR_{960}$ value of rape canopy images under different moisture content



a. 含水率 85% b. 含水率 75%
图 4 不同含水率的油菜在 960 nm 处的冠层图像
Fig.4 Rape canopy images at 960nm under different moisture content

2.3 含水率预测模型的建立

2.3.1 逐步回归模型的建立

为了实现对不同发育期作物的水分胁迫诊断，首先需确定各发育期植株含水率的最优图像特征，进而利用特征组合建立基于多光谱图像特征的含水率预测模型。下文以苗期为例，介绍含水率逐步回归模型的建立过程。

多光谱图像特征变量间存在着多重共线性，而克服多重共线性的常用方法有排除引起共线性的变量法、差分法和减小参数估计量的方差法等三类方法^[14]。其中，排除引起共线性的变量法是最为有效的克服多重共线性的方法，而逐步回归法既能对图像特征进行筛选，又能有效地克服多重共线性的影响。

逐步回归的主要思路是在所考虑的全部图像特征变量中，按其对含水率的显著程度大小，由大到小地逐个引入回归方程，每一步都要进行 F 检验，以保证在引入新变量前，回归方程中只含有对含水率（因变量）影响显著的变量，而不显著的变量则被剔除^[15-16]。

根据 2.2 小节的分析结果，选取 $ANIR_{960}$ 、 $ANIR_{810}$ 、 $AR_{960/810}$ 、 $AR_{810/660}$ 、 AVS_{560} 、 AVS_{460} 和 b 等 7 个多光谱图像特征变量与油菜含水率进行逐步回归。首先对图像特征变量进行归一化处理，逐步回归的准则为：当变量进

入时模型的 $F>4.98$ 保留，变量回判时 $F<3.51$ 剔除，同时保证 $R^2>0.8$ ，在保证模型显著性的前提下选择尽量少的变量个数，据此条件建立油菜含水率逐步回归模型。

表 2 油菜含水率多光谱图像特征逐步回归
Table 2 Stepwise regression of multi-spectral image feature variables of rape moisture content

模型	决定系数	校正后决定系数	标准差	决定系数变化	F 变化
a	0.843	0.796	4.250	0.843	17.917
b	0.843	0.803	4.181	0.000	0.000
c	0.843	0.809	4.116	0.000	0.009
d	0.843	0.814	4.058	0.000	0.069
e	0.840	0.816	4.032	-0.003	0.613

表 2 为在显著性水平 $\alpha=0.005$ 时，依据上述回归原则进行逐步回归得到的 a~e 不同变量个数的逐步回归模型的相关性、标准差和显著性检验结果。可以看出，随着图像特征变量的筛选过程，模型由 a~e 的变量个数逐渐减少，由最初的 7 个特征变量降为仅有 $ANIR_{960}$ 、 $AR_{960/810}$ 、 $ANIR_{810}$ 等 3 个变量的模型，且经过变量筛选，模型的相关性和显著性并没有明显降低；同时，较少的变量个数也使得模型的复杂度降低，有利于提高模型的运算效率，改善模型的预测精度。最终建立的包含上述 3 个图像特征变量的逐步回归预测模型（苗期）为

$$W = 37.35 + 162.52ANIR_{960} - 78.39AR_{960/810} + 52.06ANIR_{810}$$

(10)

模型的决定系数 R^2 为 0.84，标准差为 4.03。

2.3.2 含水率预测模型的验证

为了对模型进行验证，从各发育期的 80 株油菜样本中各选取 60 株进行建模，其余的 20 株样本分别对各发育期油菜的含水率多光谱图像特征预测模型进行检验。

表 3 油菜含水率图像特征诊断模型预测误差
Table 3 Predicting error in the image feature predicting model for rape moisture content

序号	含水率/%	预测值/%	残差/%	残差绝对值/%	相对误差/%
1	82.51	86.59	-4.08	4.08	5
2	77.15	83.62	-6.47	6.47	9
3	80.05	86.43	-6.38	6.38	8
4	82.08	84.72	-2.64	2.64	3
5	81.68	86.26	-4.58	4.58	6
6	82.52	85.68	-3.16	3.16	4
7	81.94	73.26	8.68	8.68	11
8	73.56	77.02	-3.46	3.46	5
9	82.08	75.64	6.44	6.44	8
10	81.31	87.33	-6.02	6.02	7
11	64.94	66.90	-1.96	1.96	3
12	69.05	61.33	7.72	7.72	11
13	71.82	64.65	7.17	7.17	10
14	41.89	47.42	-5.53	5.53	13
15	61.90	54.12	7.78	7.78	13
16	55.33	55.12	0.21	0.21	1
17	56.04	62.60	-6.56	6.56	12
18	46.02	43.53	2.49	2.49	5
19	59.50	67.11	-7.61	7.61	13
20	43.09	49.53	-6.44	6.44	15
均值				5.27	8

表 3 是 2008 年 11 月获取的 20 个油菜苗期含水率验证样本的实测值及模型预测值的误差分布表, 结果表明,

油菜含水率的预测值与实测值之间的相关系数为 0.83, 均方差为 4.52%, 平均相对误差为 8%。

表 4 不同发育期油菜含水率预测模型精度及相对误差

Table 4 Accuracy and relative error in predicting model for rape moisture content in different growing stages

发育期	油菜含水率预测模型	相关系数 R	最大相对误差/%	平均相对误差/%
苗期	$W_1=37.326+162.517ANIR_{960}-78.392AR_{960/810}+52.065ANIR_{810}$	0.83	11	8
薹期	$W_2=22.364+137.819ANIR_{960}+49.975ANIR_{810}-35.774AR_{960/810}$	0.78	23	14
花期	$W_3=15.693+65.834ANIR_{960}+119.532ANIR_{810}-23.271AR_{960/810}+11.761AVS_{560}$	0.75	26	17
角果期	$W_4=-8.424+114.325ANIR_{960}+84.706ANIR_{810}-19.162AR_{960/810}+32.657AVS_{560}$	0.71	27	15

表 4 列出了不同发育期的油菜含水率预测模型及模型相关系数和相对误差值。结果表明, 不同发育期的预测误差相差较大, 其中以苗期模型的预测精度最高, 平均相对误差为 8%。这主要是由于苗期油菜的叶片较薄, 受到水分胁迫时, 失水较快, 图像特征较明显; 之后, 随着油菜生长, 叶片逐渐变厚, 植株抗旱能力增强, 使其在受到轻度胁迫时特征不明显, 导致薹蕾期的预测精度下降; 之后随着油菜的成熟, 叶片逐渐变小, 层叠加重, 导致以油菜冠层叶片层图像特征来进行含水率诊断的模型预测误差更大。

因此, 将来的研究工作应着眼于如何有效提取油菜中后期的含水率的图像特征, 以及进一步结合冠层温度、反射光谱等多传感特征, 利用信息融合技术, 进一步提高油菜含水率的预测精度。

3 结 论

1) 采用中值滤波法对图像进行了平滑去噪; 利用二维最大信息熵阈值分割法进行背景分割; 进而通过对多光谱图像特征的均值和比值运算分析, 对含水率的均值和比值特征进行了提取, 发现 $ANIR_{960}$ 、 $ANIR_{810}$ 、 $AR_{960/810}$ 和 AVS_{560} 等特征在整个发育期与油菜含水率的相关性均较高。

2) 为了克服多重共线性对预测模型的影响, 采用逐步回归法对特征进行了筛选, 并建立了不同发育期油菜含水率的预测模型。结果表明, 预测模型能够实现对油菜含水率的定量分析, 为科学指导灌溉提供依据。

3) 利用多光谱图像技术进行作物含水率的无损检测, 与传统的视觉图像检测方法相比, 能够充分利用可见光、近红外多波段图像的反射强度分布信息, 对作物水分状况进行较准确的定量分析和诊断。

考虑到薹蕾期之后, 由于叶片层叠、变厚以及后期叶片变小等因素, 使作物含水率的多光谱图像特征变差, 导致诊断精度不高, 下一步研究应着眼于通过融合作物冠层温度、反射光谱等多传感特征进行油菜含水率检测, 以进一步提高诊断精度。

[参 考 文 献]

- [1] 方益华. 水分胁迫下土壤下层水分和硼对苔期油菜的作用[J]. 土壤通报, 2001, 32(1): 8—10.
Fang Yihua. Effects of water and Boron in subsoils on oilseed rape growing under different soil moistures[J]. Chinese

- Journal of Soil Science, 2001, 32(1): 8—10. (in Chinese with English abstract)
- [2] Blackmer T, Mschepers J, Varel G. Light reflectance compared with other nitrogen stress measurements in corn leaves[J]. Agronomy Journal, 1994, 86: 934—938.
- [3] Jia L L, Cheng X P. Use of digital camera to assess nitrogen status of winter wheat in the northern China plain[J]. Journal of Plant Nutri-tion, 2004, 27(3): 441—450.
- [4] Pagola M, Ortiz R, Irigoyen I, et al. New method to assess barley nitrogen nutrition status based on image color analysis comparison with SPAD-502[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 65(3): 213—218.
- [5] Jianwei Qin, Thomas F B, Mark A R. et al. Detection of citrus canker using hyperspectral reflectance imaging with spectral information divergence[J]. Journal of Food Engineering, 2009, 93(2): 183—191.
- [6] Ariana D P, Lu R, Guyer D E. Near-infrared hyperspectral reflectance imaging for detection of bruises on picklingcucumbers[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2006, 53(1): 60—70.
- [7] 顾众业, 韩士杰, 孙永成, 等. 山杨叶片水分状态的计算机诊断[J]. 东北林业大学学报, 1998, 26(2): 80—81.
Gu Zhongye, Han Shijie, Sun Yongcheng. et al. The computer diagnoses on populus davidiana leaf water state[J]. Journal of Northeast Forestry University, 1998, 26(2): 80—81. (in Chinese with English abstract)
- [8] 赵杰文, 周晓兵. 基于近红外图像纹理分析检测作物叶片含水率的研究[J]. 农业工程学报, 1999, 15(3): 39—43.
Zhao Jiewen, Zhou Xiaobing. Foundamental study on determination of leaves' moisture content based on near infrared image texture analysis[J]. Transactions of the CSAE, 1999, 15(3): 39—43. (in Chinese with English abstract)
- [9] 陈佳娟, 纪寿文, 马成林, 等. 基于遗传神经网络的玉米叶色的自动测定研究[J]. 农业工程学报, 2000, 16(3): 115—117.
Chen Jiajuan, Ji Shouwen, Ma Chenglin. et al. Investigation on automated color measurement of corn leaves based on genetic neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2000, 16(3): 115—117. (in Chinese with English abstract)
- [10] 毛罕平, 徐贵力, 李萍萍. 番茄缺素叶片的图像特征提取和优化选择研究[J]. 农业工程学报, 2003, 19(2): 133—136.
Mao Hanping, Xu Guili, Li Pingping, et al. Extracting and selecting features of leaf images for diagnosing nutrient

- deficiency diseases in tomatoes[J]. Transactions of the CSAE, 2003, 19(2): 133—136. (in Chinese with English abstract)
- [11] 冯雷, 方慧, 周伟军, 等. 基于多光谱视觉传感技术的油菜氮含量诊断方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2006, 26(9): 1749—1752.
Feng Lei, Fang hui, Zhou Weijun, et al. Nitrogen stress measurement of canola based on multi-spectral charged coupled device imaging sensor[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2006, 26(9): 1749—1752. (in Chinese with English abstract)
- [12] 张晓东, 毛罕平, 倪军, 等. 作物生长多传感信息检测系统设计与应用. 农业机械学报, 2009, 40(9): 164—170.
Zhang Xiaodong, Mao Hanping, Ni Jun et al. Intelligent detection system of multi-sensor information for growing crops[J]. Transactions of the CSAM, 2009, 40(9): 164—170. (in Chinese with English abstract)
- [13] Shannon C. The mathematical theory of communication[J]. The Bell System Technical Journal, 1948, 27(3): 373—423.
- [14] Michael H, Christopher J, John N, et al. Applied Linear Statistical Models[M]. McGraw-Hill Irwin, 2005: 475—518.
- [15] 苏金明, 傅荣华, 周建斌. 统计软件 SPSS for Windows 实用指南[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000.
- [16] 冯力. 回归分析方法原理及 SPSS 实际操作[M]. 北京: 中国金融出版社, 2004.

Nondestructive testing method for rape water stress based on multi-spectral vision

Zhang Xiaodong, Mao Hanping^{*}, Zuo Zhiyu, Gao Hongyan, Sun Jun

(Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment and Technology, Ministry of Education and Jiangsu Province, Jiangsu University, Zhenjiang, 212013, China)

Abstract: Multi-spectral image analysis method was utilized to quantitatively analyze the rape moisture content for the nondestructive testing of rape water stress. Median-filtering method was used to preprocess the images. Two dimensional maximum entropy segment approach was used to complete background segmentation of multi-spectral images. The mean & ratio features of multi-spectral images of rape canopy were extracted. It was found that the features of the image mean value at 560, 960, 810 nm and the 960 nm/810 nm ratio were highly correlated with the rape moisture content during the rape's whole growth period. With the consideration of the existence of the multi-collinearity among the multi-spectral variables, the prediction model of moisture content of rape in different growth phases was built by stepwise regression method. The result showed that the multi-spectral image prediction method can be used to quantitatively analyze the rape moisture content. The correlation coefficient between the predicted value and the measured one was 0.83, and the RMSE was 4.52%. The average relative error was less than 8% in the seeding stage. The prediction model in this study may provide scientific evidence for water-efficient irrigation.

Key words: image processing, moisture, regression analysis, multi-spectral image, rape