doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.12.035

基于图像特征的越冬期冬小麦冠层含水率检测*

江朝晖[1]　杨春合[1]　周　琼[1]　饶　元[1]　刘　莉[2]

(1.安徽农业大学信息与计算机学院,合肥 230036;2.安徽农业大学园艺学院,合肥 230036)

摘要:以越冬期冬小麦冠层可见光图像为对象,研究基于图像特征的含水率检测方法。采用同态滤波与多尺度 Retinex 相结合的光照增强算法,消除自然条件下光照不均匀和颜色失真的影响,提取颜色、纹理和形态等 39 个初始图像特征,采用相关分析和假设检验进行显著特征筛选,并运用偏最小二乘回归建立冠层含水率检测模型。对淮麦 30 和烟农 19 2 个冬小麦品种的测试结果显示,检测相对误差均值为 1.290%,方差为 1.053,2 个品种之间没有明显差异,而晴天、中午的检测误差稍大,表明研究的方法具有较高的检测精度和良好的适应性。

关键词:冬小麦　冠层含水率　检测模型　图像处理　特征筛选　偏最小二乘回归

中图分类号:TP391.41　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2015)12-0260-08

Detection of Canopy Water Content of Winter Wheat during Wintering Period Based on Image Features

Jiang Zhaohui[1]　Yang Chunhe[1]　Zhou Qiong[1]　Rao Yuan[1]　Liu Li[2]

(1. *School of Information and Computer Science*, *Anhui Agricultural University*, *Hefei* 230036, *China*

2. *School of Horticulture*, *Anhui Agricultural University*, *Hefei* 230036, *China*)

Abstract: In order to accurately and easily determine the canopy moisture content of winter wheat during wintering period, methods of image processing and feature application based on visible light image were researched. According to the illumination invariance and color constancy principle, the combinational algorithm of homomorphic filtering and multi-scale Retinex was proposed for illumination enhancement processing to eliminate the adverse effects of natural light condition. Totally 39 initial image features which belonged to color, texture and morphology were extracted and investigated, remarkable features selection was conducted by correlation analysis and hypothesis testing. Partial least squares regression was then adopted to establish the water content detection model of canopy. Test results for two winter wheat varieties of "Huai-mai 30" and "Yan-nong 19" showed that the mean relative error and variance of the proposed method were 1.290% and 1.053, respectively, which had no obvious differences between the two varieties, and the detection errors were slightly large in sunny days and noon. The results indicated that the proposed method had high detection accuracy and good adaptability. The key issues of the field image enhancement and image feature selection were studied, and the results are helpful to improve the practicability of crop moisture detection based on the computer vision technology under the background of agricultural internet of things. Meanwhile, the canopy moisture content detection model of winter wheat during wintering period which was established based on this method has good performance, and it can provide effective technical support for winter wheat freeze-proofing and drought resistant decision.

Key words: Winter wheat　Canopy moisture content　Detection model　Image processing　Feature selection　Partial least squares regression

收稿日期:2015-06-19　修回日期:2015-09-08

*安徽省自然科学基金资助项目(1508085MF110)、安徽省科技攻关资助项目(1501031102)和引进国际先进农业科学技术计划(948 计划)资助项目(2015-Z44)

作者简介:江朝晖,副教授,博士,主要从事农业信息检测与处理研究,E-mail:jiangzh@ahau.edu.cn

引言

冬小麦在冬前气温下降稳定在 0℃时，麦苗基本停止生长、进入休眠状态，这段时期称为越冬期，一般从前一年的 12 月中旬至下一年的 2 月上旬结束，时间跨度在不同区域稍有差异。由于江淮地区地处亚热带与暖温带之间的过渡地带，天气气候复杂多变[1]，冬小麦在越冬期间易受冻害和旱灾，严重危害冬小麦的生长发育[2]。研究表明冠层含水率与冬小麦的冻害、旱灾密切相关[3-5]。

随着农业物联网的逐步推进，田间摄像头、农业无人机以及智能手机等便捷图像获取终端不断普及，并与远程计算机、服务器联网形成强大的计算处理能力，为基于计算机视觉技术的作物含水率检测方法创造了良好的条件和机遇。与高光谱、多光谱和遥感相比，新形势下的作物含水率图像检测方法将在经济性、操作性和实时性方面具有较大的优势[6-7]，但是准确性不足是研究中的难点，也是应用、推广中的瓶颈。影响准确率和实用性的主要因素有：①在自然条件下获取的作物图像不可避免地存在光照不均匀、颜色失真等现象[8-10]，影响后续的图像分割、特征提取和水分检测效果。②与作物水分有关的图像特征众多[11-14]，而各特征的表达效果不尽相同，在具体应用中，选取和运用这些特征往往存在一定的随意性和盲目性，导致检测效果不佳。

本文针对越冬期冬小麦冠层含水率检测问题和现有作物含水率图像检测方法的不足，进行自然图像光照增强方法改进、作物含水率图像特征筛选等研究，在此基础上建立越冬期冬小麦冠层含水率检测模型，以期提高其准确率和实用性。

1　试验及数据

试验于 2014 年 12 月中旬—2015 年 2 月上旬在安徽农业大学农萃园内进行，栽培土壤为黄棕壤土，供试的小麦品种分别为淮麦 30（弱春性品种，由江苏徐淮地区淮阴农业科学研究所育成）和烟农 19（半冬性品种，由山东省烟台市农业科学院选育），采用人工开沟条播。在播种期和越冬期前 10 d 左右进行 2 次灌水，后续试验期间不再灌水，由于各植株的蒸腾作用，含水率会逐渐减小，即可获得不同含水率的小麦植株样品。试验时采用自制土壤水分检测仪[15]测得土壤含水率在 31% ~44% 之间，后续的干燥称量测得冠层实际含水率在 70% ~85% 之间。针对 2 个品种的各地块，在不同的晴天和阴天早晨（08：00—09：00）、中午（12：00—13：00）、傍晚（17:00—18:00）光照条件下，采用像素为 1610 万的佳能 SX700HS 型数码相机，置于 1 m 高处垂直拍摄冠层图像，在同一区域进行 2 次拍摄，选取效果较好的一幅图像作为试验样本；同时在所选定区域随机采集 10 株以上小麦活体样本进行密封保存，将采集的整株小麦进行茎叶分离，使用精度为千分位的天平称量单株小麦的叶鲜质量，并放入干燥箱中进行 105℃杀青 30 min，然后置于 80℃下进行干燥至质量恒定，称量整个样本的叶干质量。计算含水率为

$$w = \frac{m_1 - m_2}{m_1} \times 100\% \tag{1}$$

式中　w——小麦冠层含水率，%

m_1——测试样本整株小麦的叶鲜质量，g

m_2——测试样本整株小麦的叶干质量，g

试验共获取 51 组小麦冠层图像-含水率数据样本，选取 49 组样本进行研究，具体分布及使用状况如表 1 所示。

表 1　样本集分布及使用状态

Tab. 1　Distribution and using state of sample set

项目	品种	土壤含水率/%	冠层含水率/%	光照条件	
建模组（25 组）	淮麦 30/（13 组）	31 ~35（3 组）	70 ~75（4 组）	晴天（9 组） 阴天（4 组）	早晨（4 组）
		35 ~40（5 组）	75 ~80（5 组）		中午（5 组）
		40 ~44（5 组）	80 ~85（4 组）		傍晚（4 组）
	烟农 19/（12 组）	31 ~35（3 组）	70 ~75（3 组）	晴天（10 组） 阴天（2 组）	早晨（3 组）
		35 ~40（5 组）	75 ~80（5 组）		中午（5 组）
		40 ~44（4 组）	80 ~85（4 组）		傍晚（4 组）
验证组（24 组）	淮麦 30/（13 组）	31 ~35（4 组）	70 ~75（4 组）	晴天（9 组） 阴天（4 组）	早晨（4 组）
		35 ~40（5 组）	75 ~80（6 组）		中午（5 组）
		40 ~44（4 组）	80 ~85（3 组）		傍晚（4 组）
	烟农 19/（11 组）	31 ~35（3 组）	70 ~75（4 组）	晴天（9 组） 阴天（2 组）	早晨（3 组）
		35 ~40（5 组）	75 ~80（4 组）		中午（4 组）
		40 ~44（3 组）	80 ~85（3 组）		傍晚（4 组）

2 检测方法

2.1 图像预处理

同态滤波(Homomorphic filtering, HF)是基于光照不变性的一种经典图像增强算法。在光照模型中,认为图像是由光源决定的入射光分量和由物体本身特性决定的反射光分量的乘积获得,入射光分量与反射光分量是相互独立的两个分量。将构成图像的乘积性因子转换成可加性因子,只对入射光分量进行校准,不影响物体本身颜色和纹理信息[16-17]。在 HIS 颜色空间中,亮度分量(I)与彩色信息(H 和 S)明显区分,只对 I 进行同态滤波处理,消除不均匀光照影响,并且对 S 进行自校正,调节图像的对比度。其流程图如图 1 所示。

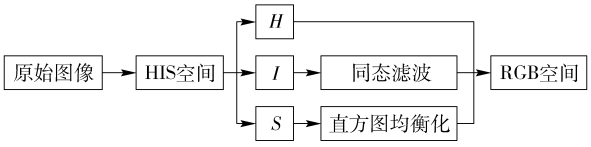

图 1 HIS 空间同态滤波流程图

Fig. 1 Flow chart of homomorphic filtering in HIS color space

Edwin H Land 在 20 世纪 60 年代提出了一种基于颜色恒常性的计算理论——Retinex 模型,根据已知图像中的亮度对原始光照信息进行估算,从而得到物体的反射信息,然后对反射信息的动态范围进行拉伸,达到理想的处理效果[18]。多尺度 Retinex 算法(Multi-scale Retinex, MSR)是对高、中、低不同尺度 Retinex 算法的加权和综合[19],能够同时提供动态范围的适当压缩和颜色的高保真[20-21],其数学表达式为

$$r_i(x,y) = \sum_{k=1}^{n} w_k[\lg I_i(x,y) - \lg(F_k(x,y) * I_i(x,y))] \quad (2)$$

其中 $$\sum_{k=1}^{n} w_k = 1$$

式中 i——可见光图像 RGB 的 3 个通道

$r_i(x,y)$——Retinex 在第 i 个通道的输出

$I_i(x,y)$——输入图像的第 i 个通道

F_k——高斯函数 w_k——高斯函数权重

k——高斯环绕函数的个数

“ * ”表示卷积计算。常数 n 取 3,主要是为了兼顾高、中、低 3 个尺度的优点。

为了有效消除或降低自然光照条件对获取图像的不利影响,需要同时遵循光照不变性约束和颜色恒常性约束,因此本文提出将同态滤波与 MSR 相结合进行光照增强处理,组合算法流程图如图 2 所示。

光照增强处理后还需进行图像分割,提取冠层

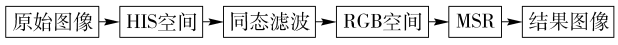

图 2 同态滤波-MSR 光照增强组合算法流程图

Fig. 2 Flow chart of illumination enhancement combination algorithm of homomorphic filtering and MSR

目标、去除土壤和枯枝败叶等无关背景。经过对类似研究中的 K-means 聚类分割法[22]、二维最大信息熵法[23]和基于颜色特征的图像分割法[24]等比较,本文采用基于颜色特征的分割方法,对整幅图像进行遍历,比较其 R、G、B 分量的值,判别式为

$$\begin{cases} \begin{cases} G(i,j) = G(i,j) \\ R(i,j) = R(i,j) \\ B(i,j) = B(i,j) \end{cases} & (G(i,j) > R(i,j) \text{且} \\ & G(i,j) > B(i,j)) \\ \begin{cases} G(i,j) = 255 \\ R(i,j) = 255 \\ B(i,j) = 255 \end{cases} & (\text{其他}) \end{cases} \quad (3)$$

式中 i、j——图像中的像素坐标

2.2 特征提取和筛选

根据相关研究[14,19,25-27],与作物含水率表征有关的颜色、纹理、形态等特征众多。为了研究并获得有效特征,本文选取 39 个初始图像特征加以考察,如表 2 所示。

在颜色特征提取中,通过

$$\overline{m} = \frac{\sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{N-1} f(i,j)}{MN} \quad (4)$$

式中 $f(i,j)$——像素灰度

M、N——图像的长和宽

计算 RGB 空间和 HIS 空间中各个分量的均值,分别记为 R、G、B、H、I、S;为了减小光照变化对颜色的影响,对 RGB 各分量进行归一化处理,记为 r、g、b,分别等于 $R/(R+G+B)$、$G/(R+G+B)$、$B/(R+G+B)$;再使用 R、G、B、H、I、S、r、g、b 进行组合获得其他颜色特征。

纹理是物体本身表面固有的特征,纹理特征具有区域性,可以用来度量图像中某一区域的各像素之间的关系,用于纹理分析的一种直接的方法是基于亮度直方图的统计方法[28]。本文采用 5 种纹理特征:灰度均值 $gray$、对比度 CON、相关性 COR、能量 ENG、熵 HOM,计算公式为

$$gray = \sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1} ijp(x,y)$$

$$CON = \sum_{n=0}^{L-1} n^2 \left(\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1} p(x,y) \right)$$

$$COR = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} ij \sum_{j=0}^{L-1} p(x,y) - \mu_1\mu_2}{\sigma_1^2\sigma_2^2}$$

表 2　与作物含水率有关的图像特征及其含义

Tab. 2　Crop water related image features and its implication

特征	含义	特征	含义	特征	含义
R	红色均值	G/B	绿色与蓝色的比值	$(G-R)/(B-G)$	绿色与红色差值占蓝色与绿色差值的比例
G	绿色均值	R/B	红色与蓝色的比值	$(G-B)/(G+B+R)$	绿色与蓝色差值所占比例
B	蓝色均值	$R-B$	红色与蓝色的差值	$(R-G)/(R+G+B)$	红色与绿色差值所占比例
r	红色标准化值	$G-B$	绿色与蓝色的差值	$g-r$	绿色标准化值与红色标准化值的差值
g	绿色标准化值	$G-R$	绿色与红色的比值	$g-b$	绿色标准化值与蓝色标准化值的差值
b	蓝色标准化值	$2G-R-B$	过绿指标	$r-b$	红色标准化值与蓝色标准化值的差值
H	色调均值	$G/(R+B)$	绿色占红色与蓝色之和的比例	$2g-r-b$	归一化过绿指标
S	饱和度均值	$(G-B)/(R-G)$	绿色与蓝色的差值占红色与绿色差的比例	H/S	色调与饱和度的比值
I	亮度均值	$(G-R)/(G+R)$	绿色与红色的差值占绿色与红色和的比例	H/I	色调与亮度的比值
$gray$	灰度均值	$(R-B)/(R+G+B)$	红色与蓝色差值所占比例	S/I	饱和度与亮度的比值
CON	对比度	$(G-B)/(G+B)$	绿色与蓝色差值占绿色与蓝色和的比例		
COR	相关性	$R/(G+B)$	红色占绿色与蓝色之和的比例		
ENG	能量	$B/(G+R)$	蓝色占绿色与红色之和的比例		
HOM	熵				
LCI	面积覆盖率				
G/R	绿色与红色差值				

$$ENG=\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1}p^2(x,y)$$

$$HOM=-\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1}p(x,y)\lg p(x,y)$$

其中 $\mu_1=\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1}ip(x,y)$　$\mu_2=\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1}jp(x,y)$

$$\sigma_1^2=\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1}(i-\mu_1)^2p(x,y)$$

$$\sigma_1^2=\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1}(i-\mu_2)^2p(x,y)$$

对于越冬期冬小麦，为了表达叶片生长形态信息，定义 LCI(Leaf coverage index)，表示小麦的面积覆盖率，其计算公式为

$$LCI=\frac{M_{\text{leaf}}}{MN} \tag{5}$$

式中　M_{leaf}——图像中叶片所占像素总数

高维特征不仅存在信息冗余，而且导致检测模型过于复杂。为了筛选有效特征，首先采用 Pearson 线性相关系数来定量描述图像特征－实际含水率矢量对之间的相关程度，以揭示两者之间的相互作用关系，其定义为[29]

$$\rho=\frac{C_{ij}}{\sigma_i\sigma_j}=\frac{\operatorname{cov}(x_i,x_j)}{\sqrt{\operatorname{var}(x_i)}\sqrt{\operatorname{var}(x_j)}}=\frac{E(x_ix_j)-E(x_i)E(x_j)}{\sqrt{\operatorname{var}(x_i)}\sqrt{\operatorname{var}(x_j)}}=\frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}(x_i-\bar{x}_i)(x_{jj}-\bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x}_i)^2}\sqrt{\sum_{j=1}^{n}(x_j-\bar{x}_j)^2}} \tag{6}$$

其中　$\bar{x}_i=\frac{\sum_{i=1}^{n}x_i}{n}$　$\bar{x}_j=\frac{\sum_{j=1}^{n}x_j}{n}$

再进行假设检验：当 $p<0.01$ 时，达到极显著性检验水平；$p<0.05$ 时，则达到显著性检验水平。最终从这些初始特征中获得显著性特征。

2.3　检测模型构建

在获得显著特征基础上，采用偏最小二乘回归(Partial least squares regression，PLSR)建立含水率检测模型[30]。偏最小二乘回归是一种将多元线性回归、典型相关分析和主成分分析有机结合起来，在一个算法下同时实现回归建模、数据结构简化和两组变量之间的相关性分析的一种新型多元统计数据分析算法，偏最小二乘回归在提取主成分时具有较好的解释性，可以避免因子之间的多重相关性，从而使回归方程具有更好的稳健性，减少预测值的误差[31-32]。

针对建模样本集，将显著特征作为自变量、实测冠层含水率作为因变量。首先对自变量与因变量数据进行标准化处理和主成分提取，使用累积解释能力和预测均方差估计作为主成分个数的选取依据，然后对提取的主成分和实测冠层含水率进行多元线性回归拟合。

2.4　验证

使用测试集数据对检测模型的准确性进行验证，以相对误差 R_E(Relative error)作为性能指标，定义为[33]

$$R_E=\frac{|y_p-y|}{y}\times100\% \tag{7}$$

式中　y_p——估算值　　y——实测值

3 结果分析

虽然不同品种小麦的颜色、纹理和形态等信息有差异,且与植株含水率的关系也会有变化,但是上述检测方法建立在具体样本的学习和训练基础之上,理论上具有通用性,实际结果也表明品种的影响较小,因此限于篇幅因素,主要以淮麦 30 为对象进行分析和建模,然后对淮麦 30 和烟农 19 2 个品种进行检测验证。

3.1 光照增强及图像分割

采用同态滤波-MSR 组合算法对冬小麦冠层图像进行光照增强处理,并与同态滤波、MSR 算法的结果比较。图 3 显示了对晴好天气中午采集的淮麦 30 冠层图像进行不同方法处理的视觉效果,同态滤波算法处理之后图像颜色失真,且整体偏暗;MSR 算法处理之后颜色亮度有所提高,但图像明显有曝光过度的效果;而组合算法基本克服了颜色失真严重的问题,在亮度方面也有所改善。表 3 是不同处理对纹理参数的定量比较,组合算法对图像的对比度、均匀度(由能量、熵反映)等性能有较明显的改善。

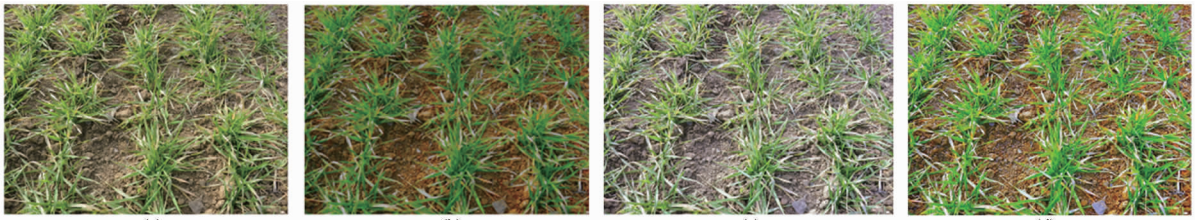

图 3 不同光照增强算法处理结果对比

Fig. 3 Results of different illumination enhancement processings

(a) 原始图像 (b) 同态滤波处理 (c) MSR 算法处理 (d) 组合算法处理

表 3 不同光照增强算法处理的纹理参数对比

Tab. 3 Texture parameters comparison with different illumination enhancement processings

算法	对比度	相关性	能量	熵
同态滤波	1.433	0.647	0.063	0.707
MSR 算法	1.884	0.716	0.040	0.679
组合算法	2.329	0.651	0.038	0.655

采用基于颜色特征的分割算法对光照增强处理后的图像进行分割,并与 K-means 聚类分割和二维最大信息熵分割的结果比较。图 4 显示了 3 种分割算法处理的结果,可以看出,基于颜色特征的分割方法可以较好地保留小麦叶片信息,背景中土壤及枯叶等无关信息去除较彻底。

图 4 不同分割算法处理结果对比

Fig. 4 Results of different segmentation algorithm

(a) 待分割图像 (b) K-means 聚类分割 (c) 二维最大信息熵分割 (d) 基于颜色特征的分割

3.2 显著性特征

通过对淮麦 30 建模样本 Peason 相关分析和假设检验,从 39 个初始图像特征中获得了与含水率密切相关的 16 个显著特征,如表 4 所示。

从表 4 可知,R、G、B、H、I、灰度均值 $gray$、对比度 CON、能量 ENG、熵 HOM、面积覆盖率 LCI 与越冬期冬小麦冠层含水率之间高度相关,达到了极显著检验水平($p<0.01$),而 G/R、$G-R$、$(G-R)/(G+R)$、g/r、H/I、S/I 与冠层含水率之间也呈现出较大的相关性,达到了显著性检验水平($p<0.05$)。

表 4 表征冠层含水率的显著图像特征

Tab. 4 Significant image features of characterize canopy moisture content

特征	与含水率相关系数	特征	与含水率相关系数
R	0.612**	HOM	−0.659**
G	0.600**	LCI	0.638**
B	0.601**	G/R	0.497*
H	0.632**	$G-R$	0.554*
I	0.604**	$(G-R)/(G+R)$	0.495*
$gray$	0.607**	g/r	0.498*
CON	0.639**	H/I	−0.531*
ENG	0.692**	S/I	−0.584*

注:**表示显著水平 $p<0.01$,* 表示显著水平 $p<0.05$。

3.3　含水率检测模型

针对淮麦 30 建模数据集，分别提取上述 16 个显著特征作为自变量，将实测冠层含水率作为因变量，采用偏最小二乘回归进行主成分分析。累积解释能力和预测均方差估计如图 5 所示。由此可知，当主成分个数为 4 时，各主成分对因变量的累积解释能力达到 94.238%，且预测均方差估计值为 0.116。

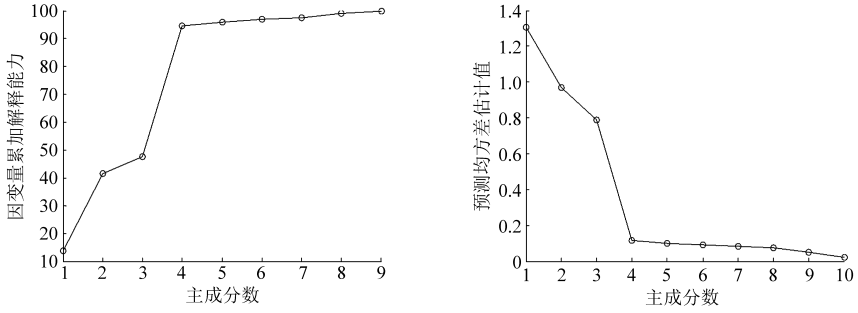

图 5　主成分个数的选择依据

Fig. 5　Selection basis of principal components

因此将提取的 4 个主成分作为自变量、实测冠层含水率作为因变量，进行多元线性回归拟合，并将主成分参数用 16 个显著特征参数进行转换，获得的淮麦 30 冬小麦越冬期冠层含水率检测模型表达式为

$$y_{p1} = 80.965\,2 + 0.055\,6R + 0.058\,5G - 0.071\,2B + 0.987\,8H + 0.014\,3I - 0.582\,2gray + 4.287\,3CON - 5.594\,1ENG - 1.392\,4HOM + 3.189\,6LCI + 0.783\,8G/R - 0.048\,2(G-R) + 0.327\,5\frac{G-R}{G+R} + 0.776\,9g/r + 0.341\,2H/I - 3.247\,6S/I \quad (8)$$

针对烟农 19 样本作同样的分析和处理。结果表明，光照增强效果类似，且表征冠层含水率的显著图像特征及主成分个数不变，而冠层含水率检测表达式的系数有所差异，具体为

$$y_{p2} = 79.743\,0 + 0.065\,7R + 0.064\,5G - 0.079\,6B + 0.938\,4H + 0.013\,3I - 0.601\,2gray + 4.282\,6CON - 5.867\,3ENG - 1.407\,1HOM + 3.177\,5LCI + 0.784\,9G/R - 0.047\,3(G-R) + 0.334\,7\frac{G-R}{G+R} + 0.781\,6g/r + 0.338\,9H/I - 3.283\,1S/I \quad (9)$$

3.4　模型测试

采用验证样本集对上述模型进行测试。提取 16 个显著图像特征，分别代入式(8)和式(9)，得到 2 个品种的含水率估算值，按照式(7)计算相对误差。测试结果如表 5 所示(按实测值升序排列)。

表 5　越冬期冬小麦冠层含水率检测模型测试结果

Tab. 5　Test results of proposed canopy moisture content detection model of winter wheat during wintering period

品种	实测值 y/%	估算值 y_p/%	相对误差 R_E/%	光照条件
淮麦 30	70.672	71.990	1.865	阴天，早晨
	70.843	70.554	0.408	阴天，傍晚
	72.785	75.527	3.767	晴天，中午
	74.227	74.011	0.291	晴天，早晨
	75.349	77.462	2.804	晴天，中午
	75.759	76.708	1.253	晴天，中午
	76.334	75.796	0.705	晴天，早晨
	76.910	77.530	0.806	阴天，中午
	77.538	78.431	1.152	晴天，傍晚
	79.655	80.040	0.483	晴天，傍晚
	80.247	80.134	0.141	晴天，早晨
	81.330	80.591	0.909	晴天，傍晚
	82.731	81.068	2.010	阴天，中午
烟农 19	70.977	70.166	1.143	晴天，早晨
	73.603	72.764	1.140	晴天，傍晚
	74.122	74.365	0.328	阴天，中午
	74.681	74.997	0.423	晴天，早晨
	75.892	74.013	2.476	晴天，中午
	76.032	77.318	1.691	晴天，傍晚
	76.391	79.150	3.612	晴天，中午
	77.592	77.108	0.624	晴天，早晨
	81.159	80.976	0.225	晴天，傍晚
	83.214	84.082	1.043	阴天，傍晚
	83.859	82.475	1.650	晴天，中午

由表 5 可知：①将 2 个品种检测结果混合进行统计，相对误差的最大值为 3.767%、最小值为 0.141%、均值为 1.290%，相对误差的方差为 1.053，表明该检测方法具有较高的精度。②淮麦 30 的相对误差的均值为 1.276%、方差为 1.147，而烟农 19 的相对误差的均值为 1.305%、方差为 1.044，2 个品种的检测性能没有明显差异，表明本文方法对不同冬小麦品种具有较好的适应性。③相比较而言，晴天、中午的检测误差稍大，而其他光照条件下差异不明显，原因可能是高照度环境对图像获取造成的损害没有完全消除。④尽管土壤水分直接影响植株含水率，但是在同样的土壤水处理条件

下,各植株的水分吸收能力、蒸腾能力是不同的,且难以一一监测,因此作物冠层含水率检测研究主要以干燥称量实测为标准,与土壤含水率的关系是相对的。

4 结束语

以越冬期冬小麦冠层可见光图像为对象,研究基于图像特征的含水率检测方法。为了消除或削弱自然条件下光照或天气对图像获取的不利影响,从光照不变性和颜色恒常性的约束出发,提出了同态滤波和多尺度 Retinex 相结合的光照增强算法,获得良好的预处理效果;在总结大量相关研究的基础上,提取颜色、纹理、形态 3 类 39 项与含水率有关的初始特征,采用相关分析和假设检验对这些特征进行筛选,获得 16 个显著特征;运用偏最小二乘回归法对这些显著特征进行全面分析和综合表达,建立冠层含水率检测模型。对淮麦 30 和烟农 19 2 个冬小麦品种的测试结果显示,相对误差均值为 1.290%、方差为 1.053,2 个品种之间没有明显差异,而晴天、中午的检测误差稍大,表明本文方法具有较高的检测精度和良好的适应性。

参 考 文 献

1 张红, 黄勇, 刘慧娟. 安徽省近 30 年气候变化的空间特征[J]. 生态环境学报, 2013, 21(12): 1935 – 1942.
Zhang Hong, Huang Yong, Liu Huijuan. Spatial characteristics of climate changes in Anhui Province during the past 30 years[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2013, 21(12): 1935 – 1942. (in Chinese)

2 陈晓艺, 马晓群, 孙秀邦. 安徽省冬小麦发育期农业干旱发生风险分析[J]. 中国农业气象, 2008, 29(4): 472 – 476.
Chen Xiaoyi, Ma Xiaoqun, Sun Xiubang. Risk analysis of agricultural drought for winter wheat during growing period in Anhui Province[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2008, 29(4): 472 – 476. (in Chinese)

3 王慧芳. 基于多源数据冬小麦冻害遥感监测研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
Wang Huifang. Winter wheat freeze injury research based on multi-source remote sensing data[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013. (in Chinese)

4 王慧芳, 王纪华, 董莹莹, 等. 冬小麦冻害胁迫高光谱分析与冻害严重度反演[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(5): 1357 – 1361.
Wang Huifang, Wang Jihua, Dong Yingying, et al. Monitoring freeze stress levels on winter wheat from hyperspectral reflenctance data using principal component analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(5): 1357 – 1361. (in Chinese)

5 关强. 冬小麦旱情遥感监测系统设计与实现[D]. 西安: 西安科技大学, 2013.
Guan Qiang. Winter wheat drought remote sensing monitoring system design and implementation[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2013. (in Chinese)

6 韩文霆, 李敏, 陈微. 作物数字图像获取与长势诊断的方法研究[J]. 农机化研究, 2012(6):1 – 6.
Han Wenting, Li Min, Chen Wei. Methods of image acquisition and analysis for crop condition diagnose [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2012(6):1 – 6. (in Chinese)

7 陈坤杰, 吴贵茹, 於海明, 等. 基于分形维和图像特征的牛肉大理石花纹等级判定模型[J]. 农业机械学报, 2012, 43(5): 147 – 151.
Chen Kunjie, Wu Guiru, Yu Haiming et al. Prediction model of beef marbling grades based on fractal dimension and image features [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(5): 147 – 151. (in Chinese)

8 孙月强. 非均匀光照下蔬菜病斑识别算法研究[J]. 计算机仿真, 2012, 29(6): 257 – 260.
Sun Yueqiang. Research on vagetables disease spot recognition algorithm in uneven illumination conditions[J]. Computer Simulation, 2012, 29(6): 257 – 260. (in Chinese)

9 王海青, 姬长英, 顾宝兴, 等. 基于机器视觉和支持向量机的温室黄瓜识别[J]. 农业机械学报, 2012, 43(3): 163 – 167.
Wang Haiqing, Ji Changying, Gu Baoxing, et al. In-greenhouse cucumber recognition based on machine vision and least squares support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(3): 163 – 167. (in Chinese)

10 张立峰. 特殊天气下图像复原[D]. 大连: 大连海事大学, 2014.
Zhang Lifeng. The image restoration of special weather[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2014. (in Chinese)

11 陆元洲, 江朝晖, 李想, 等. 植物水分含量检测综述[J]. 中国农学通报, 2015, 31(9): 168 – 177.
Lu Yuanzhou, Jiang Zhaohui, Li Xiang, et al. The review of plant moisture content detection[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2015, 31(9):168 – 177. (in Chinese)

12 戴之祥. 水稻及玉米植株含水率的可见光图像检测[D]. 合肥: 安徽农业大学, 2006.
Dai Zhixiang. Determination of body's moisture content of paddy and corn based on visible light image[D]. Hefei: Anhui Agricultural University, 2006. (in Chinese)

13 程洪, Lutz Damerow, Michael Blanke, 等. 基于图像处理与支持向量机的树上苹果早期估产研究[J]. 农业机械学报, 2015, 46(3): 9 – 14, 22.
Cheng Hong, Lutz Damerow, Michael Blanke, et al. Early yield estimation of 'Gala' apple trees using image processing

combined with support vector machine [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3): 9 – 14,22. (in Chinese)

14 陶华伟, 赵力, 奚吉, 等. 基于颜色及纹理特征的果蔬种类识别方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(16): 305 – 311.
Tao Huawei, Zhao Li, Xi Ji, et al. Fruits and vegetables recognition based on color and texture features[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(16): 305 – 311. (in Chinese)

15 江朝晖, 檀春节, 支孝勤, 等. 基于频域反射法的便携式土壤水分检测仪研制 [J]. 传感器与微系统, 2013, 32(1): 79 – 82.
Jiang Zhaohui, Tan Chunjie, Zhi Xiaoqin, et al. Development of portable soil moisture detector based on principle of frequency domain reflectometry[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2013, 32(1): 79 – 82. (in Chinese)

16 范有臣, 李迎春, 韩意, 等. 提升小波的同态滤波在图像烟雾弱化中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(5): 635 – 640.
Fan Youchen , Li Yingchun, Han Yi, et al. Weakening of smoke for homomorphic filtering[J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(5): 635 – 640. (in Chinese)

17 Huang Xiaowei, Jiang Zhaohui, Lu Lili, et al. The study of illumination compensation correction algorithm [C] // 2011 International Conference on Electronics, Communications and Control, 2011: 2967 – 2970.

18 谢斌斌. 基于 Retinex 技术的图像增强算法及实现[D]. 合肥: 中国科学院大学, 2013.
Xie Binbin, Research of image enhancement algorithms based on Retinex technologe and implementation [D]. Hefei: University of Chinese Academy of Sciences, 2013. (in Chinese)

19 丁永军, 李民赞, 孙红, 等. 基于多光谱图像技术的番茄营养素诊断模型[J]. 农业工程学报, 2012, 28(8): 175 – 180.
Ding Yongjun, Li Minzan, Sun Hong, et al. Diagnosis model of tomato nutrient based on multispectral images[J]. Transaction of the CSAE,2012, 28(8):175 – 180. (in Chinese)

20 Jiang B, Woodell G A, Jobson D J. Novel multi-scale Retinex with color restoration on graphics processing unit[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2014: 1 – 15.

21 Kimmel R, Elad M, Shaked D, et al. A variational framework for Retinex[J]. International Journal of Computer Vision, 2003, 52(1): 7 – 23.

22 黄芬, 于琪, 姚霞, 等. 小麦冠层图像 H 分量的 K 均值聚类分割[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(3): 129 – 134.
Huang Fen, Yu Qi, Yao Xia, et al. K-means clustering segmentation for H weight of wheat canopy image [J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(3):129 – 134. (in Chinese)

23 张晓东, 毛罕平, 左志宇, 等. 油菜氮素的多光谱图像估算模型研究[J]. 中国农业科学, 2011, 44(16): 3323 – 3332.
Zhang Xiaodong, Mao Hanping, Zuo Zhiyu, et al. Multi-spectral images estimation models for nitrogen contents of rape[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2011, 44(16):3323 – 3332. (in Chinese)

24 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)

25 戴之祥, 邵陆寿, 丁克坚, 等. 基于可见光图像的水稻植株含水率检测技术[J]. 农业机械学报, 2007, 38(3): 200 – 201, 205.
Dai Zhixiang, Shao Lushou, Ding Kejian, et al. Moisture content detection technology based on rice image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(3): 200 – 201, 205. (in Chinese)

26 Wenting H, Yu S, Tengfei X, et al. Detecting maize leaf water status by using digital RGB images [J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2014, 7(1): 45 – 53.

27 刘俊, 毕华兴, 朱沛林, 等. 基于 ALOS 遥感数据纹理及纹理指数的柞树蓄积量估测[J]. 农业机械学报, 2014, 45(7): 245 – 254.
Liu Jun, Bi Huaxing, Zhu Peilin, et al. Estimating stand volume of *Xylosma racemosum* forest based on texture parameters and derivative texture indices of ALOS imagery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(7): 245 – 254. (in Chinese)

28 Gonzalez R C, Woods R E, Eddins S L. Digital image processing using MATLAB [M]. Tamil Nadu: Pearson Education India, 2004.

29 Moghadam F M, Ahmadi A, Keynia F. A new iris detection method based on cascaded neural network [J]. Journal of Computer Sciences and Applications, 2013, 1(5): 80 – 84.

30 Hair Jr J F, Hult G T M, Ringle C, et al. A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) [M]. London: Sage Publications, 2013.

31 Hair J F, Sarstedt M, Ringle C M, et al. An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling in marketing research [J]. Journal of the Academy of Marketing Science, 2012, 40(3): 414 – 433.

32 张初, 刘飞, 孔汶汶, 等. 利用近红外高光谱图像技术快速鉴别西瓜种子品种[J]. 农业工程学报, 2013, 29(20): 270 – 277.
Zhang Chu, Liu Fei, Kong Wenwen, et al. Fast identification of watermelon seed variety using near infrared hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(20): 270 – 277. (in Chinese)

33 Zhang Jing, Jiang Zhaohui, Wang Chunsheng, et al. Modeling and prediction of CO_2 exchange response to environment for small sample size in cucumber [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 108: 39 – 45.