

多光谱图像的玉米叶片含水量检测

彭要奇¹, 肖颖欣², 傅泽田¹, 董玉红¹, 李鑫星³, 严海军⁴, 郑永军^{5*}

1. 中国农业大学工学院食品质量与安全北京实验室, 北京 100083
2. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083
3. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083
4. 中国农业大学水利与土木工程学院, 北京 100083
5. 中国农业大学工学院, 北京 100083

摘要 水是植物正常生长发育必不可缺的元素之一,能够快速检测并获取植物叶片水分,对田间作物灌溉生产管理和作物的生理需水特性研究等具有重要的意义。利用 RedEdge-M 型号多光谱相机,以不同生育期的 55 组玉米叶片作为试验对象,在光线充足且无阴影遮挡的环境下对试验玉米叶片样本进行拍摄,拍摄过程中通过直连下行光传感器来消除太阳高度角对光谱反射的影响,每组玉米叶片样本经过拍摄可得到蓝、绿、红、近红外和红边等 5 个波段的 TIFF 图像。借助图像处理软件 ENVI5.3 构建玉米叶片样本感兴趣区域(ROI),以 ROI 范围内玉米叶片样本的平均反射光谱作为该样本的反射光谱来减小镜头边缘减光现象带来的误差。参照标准白板出厂时提供的专属标定反射率、白板 ROI 范围内的平均反射光谱和玉米叶片样本白板 ROI 范围内的平均反射光谱,比值换算得到各组玉米叶片 5 个波段处的光谱反射率。同时利用 YLS-D 型号植物营养测定仪,采用五点取样法选择玉米叶片的 5 个区域测取玉米叶片样本的水厚度平均值作为叶片含水量的测量指标。随机选取 43 组玉米叶片样本得出的光谱反射率作为训练样本,采用 BP 神经网络建立基于多光谱图像的玉米叶片含水量反演模型,并融合莱文伯格-马夸特理论(Levenberg-Marquardt, L-M)进行经典神经网络现有缺点的改进。输入神经元数目为 5 个,即蓝、绿、红、近红外和红边等 5 个波段图像对应的反射率,输出神经元为 1 个,即玉米叶片含水量。剩余 12 组玉米叶片作为验证样本用于模型反演数据的相关性分析,结果表明,利用多光谱图像光谱信息并结合基于 Levenberg-Marquardt 方法改进后 BP 神经网络玉米叶片含水量反演模型,模型反演的拟合相关系数能达到 0.896 37,12 组验证集中玉米叶片含水量参考值和反演值的相关系数 r 达到 0.894 8,反演结果比较理想。可以实现对玉米叶片含水量的快速准确检测,对精准农业的推广和应用提供了方法和参考依据。

关键词 多光谱图像;玉米叶片;含水量;BP 神经网络

中图分类号: O657.3 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)04-1257-06

引言

玉米是一种需水量较大的粮食作物,及时获取玉米生长过程中植株体的水分信息,对田间灌溉管理和旱情预警监测具有显著的科学意义和现实意义。绿色植物进行光合作用、呼吸效应和表层蒸腾作用主要是借助叶片来完成,叶片运作过程受外界环境影响明显,作物在缺水状态下,叶片通常会出现蜷缩、枯黄和色斑等形状、颜色和纹理特征的改变,因

此检测作物叶片含水量可以作为检测作物整体含水量的一个参考标准^[1]。目前常见的作物植株含水量测定方法主要有烘箱法^[2]、涉及高危化学试剂的卡尔·费休法^[3]、基于物理层面的电容法^[4]和根据波长特征的微波法^[5]等。这些测定方法往往操作流程繁琐、费时,有些甚至需要危险化学试剂,不能满足目前测量工作中制定的安全、低成本和快速化的技术要求。

多光谱图像是指包含多个波段信息的图像,每个波段提取出对应的一幅灰度图像,它包含了该波段传感器的敏感度

收稿日期: 2019-02-15, 修订日期: 2019-06-26

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFD0201502)资助

作者简介: 彭要奇, 1992 年生, 中国农业大学工学院博士研究生

e-mail: pengyaoqi@yeah.net

* 通讯联系人 e-mail: zyj@cau.edu.cn

生成的场景亮度信息^[6]。多光谱图像比传统普通彩色图像包含更多的光谱段,又弥补了高光谱图像拍摄仪器价格昂贵且不易携带的缺点,更加适用于科学研究和实地应用。多光谱图像在气象探测^[7]、地貌绘制^[8]、物料分类^[9]、农林^[10]、海洋^[11]、医疗^[12]、环境监测^[13]等各领域获得了非常广泛的应用。

目前,多光谱图像在农业中的应用有了一定的进展。陈思明^[14]等利用多光谱线性分解方法对原始影像的像元进行分解,并构建了土壤有机质含量的反演模型,实现了湿地土壤有机质含量的准确实时监测。杨敏^[15]等开展基于多光谱图像数据的植被叶面积指数反演方法研究,提高了多光谱图像在植被影响土壤侵蚀方面评估的应用性。Potgieter^[16]等利用多光谱数据提取 NDVI 指数和 EVI 指数,分析作物叶片的叶绿素含量,对高粱育种计划的遗传改良进行评估。Backoulu^[17]等使用 MS3100-CIR 多光谱相机拍摄冬小麦的多光谱图像,以确定绿蝇虫害的分布领域,指导建立有害生物管理和监测系统。多光谱图像在农业中的应用与常规手段相比,具有部署简单、快速高效,成本低廉和易于推广的优点。本工作基于多光谱图像,应用改进的神经网络方法,建立玉米叶片含水量反演模型,实现玉米叶片含水量的快速检测。

1 实验部分

1.1 材料

实验材料为按照随机取样的方法采集于拔节期、大喇叭口期和吐丝期等三个关键需水生育期的玉米叶片。采集地点为中国农业大学通州实验站 5 号试验田,采集时间为 2018 年 7 月 19 号、8 月 4 号和 9 月 13 号三次进行,共 55 组叶片。

1.2 仪器设备

实验用 Micasense 公司生产的 RedEdge-M 型号多光谱相机,见图 1。该型号多光谱相机体积小,重量轻,可以手持操作也可搭载无人机使用,可以同时拍摄包含蓝(475 nm)、绿(560 nm)、红(668 nm)、近红外(840 nm)和红边(717 nm)等 5 个离散波段的图像。每一个波段通道都有完整的成像仪窄带光学过滤器,可以获取高精度的多光谱图像。拍摄前需要采集标准白板信息,对获取的多光谱图像进行校正,主要校正拍摄图像的反射率和辐射亮度信息,拍摄过程中通过直连下行光传感器能够有效消除太阳高度角对光谱反射的影响。

叶片含水量的常用指标是叶片等效水厚度,这一指标计算的原理如式(1)所示^[18]。

$$EWT = \frac{m_1 - m_2}{s} \quad (1)$$

式中, EWT 为样本等效水厚度; m_1 为测量区域叶片的鲜重; m_2 为测量区域叶片的干重; s 为测量区域的表面积。

采用 YLS-D 型号植物营养测定仪进行玉米叶片水分的测量,正常工作的量程在 0~99.9RH%之间,工作误差为±0.5 个标准单位,见图 2。能够满足测量叶片水分的要求。使用前需要进行初始化校准。



图 1 RedEdge-M 多光谱相机

Fig. 1 RedEdge-M multispectral camera



图 2 YLS-D 型号植物营养测定仪

Fig. 2 YLS-D plant nutrition analyzer

1.3 样本叶片采集及数据分析

首先在实验站通过随机取样法采集 55 组玉米叶片,在光线良好的环境下,手持 RedEdge-M 多光谱相机垂直正对样本叶片进行拍摄,拍摄前需要先拍摄标准白板图像作为校正图像。拍摄过程中使用 WiFi 模式直连手机端进行样本图像位置的实时预览,相机镜头距离叶片高度大约 25 cm,保证样本位置都处于五个通道传感器的正中间时,按下拍摄按钮进行图像保存,图像格式为 16 位的 TIFF 图像。继续使用初始化校准后的 YLS-D 型号植物营养测定仪通过五点取样法夹持玉米叶片,记录五个位置的叶片水厚度信息。

使用 ENVI5.3 软件绘制玉米叶片感兴趣区域(region of interest, ROI),绘制过程中考虑到传感器镜头的边缘减光现象,所选区域应尽量远离图像边缘且尽可能大的包络玉米叶片,见图 3。以此借助软件可以得到 ROI 区域内的平均反射光谱,并根据标准白板的标定反射率、白板 ROI 范围内的平均反射光谱和玉米叶片样本白板 ROI 范围内的平均反射光谱,比值换算得到玉米叶片 5 个波段处的光谱反射率。

BP 神经网络是一种根据研究样本误差,使用逆传播算法反复训练完善的多层前馈网络,在数据预测、样本检测和图像融合等多领域具有广泛的实施操作性^[19]。而早期经典的 BP 神经网络算法在训练过程存在收敛速度较慢、受到个别样本异常值扰动情况下易出现局部过拟合和网络结构最优化难以确定等缺点;引入 Levenberg-Marquardt 方法进行改进,能够进一步减小振荡、加快网络的收敛速度。

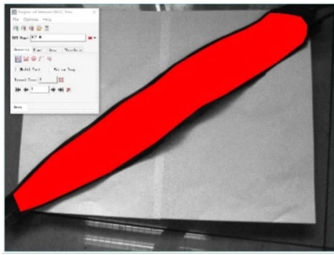


图 3 玉米叶片 ROI 的绘制

Fig. 3 Drawing of interest area of maize leaf

2 结果与讨论

2.1 玉米叶片含水量反演模型的建立

基于多光谱图像的玉米叶片含水量反演模型的输入神经元数目为 5 个，即蓝、绿、红、近红外和红边等 5 个波段对应的反射率；输出神经元为 1 个，即玉米叶片等效水厚度。随机选取 43 组玉米叶片样本的光谱反射率作为建模数据样本，部分用于建模的训练数据列于表 1。

表 1 部分建模数据
Table 1 Partial modeling data

Sample	Blue	Green	Red	NIR	Red Edge	EWT/ ($g \cdot mm^{-2}$)
1	0.17	0.33	0.25	0.61	0.52	1.07
2	0.15	0.26	0.18	0.59	0.37	1.05
3	0.21	0.36	0.25	0.66	0.55	0.86
4	0.18	0.27	0.21	0.68	0.44	0.99
5	0.18	0.34	0.19	0.63	0.49	1.03
6	0.17	0.28	0.20	0.66	0.42	0.96
7	0.19	0.32	0.23	0.63	0.49	0.75
8	0.18	0.33	0.23	0.62	0.47	0.98
9	0.17	0.34	0.20	0.65	0.51	0.85
10	0.20	0.31	0.24	0.61	0.51	0.82

由于训练的各样本数据均有最大值和最小值，并且单位不统一，采用 MATLAB 程序对输入数据和输出数据进行归一化处理至同一量纲，经处理后，建模训练样本值归一化范围在(0.1, 0.9)之间。

目前对于隐含层单元数的确定尚没有明确最佳的方法，主要依据 Kolmogorov 定理、经验公式和试凑法来确定^[20]。根据蓝、绿、红、近红外和红边等 5 个波段图像对应的反射率作为 5 个输入神经元，玉米叶片含水量作为 1 个输出神经元，初求解出隐含层神经元数量在 2~11 个之间，将每个隐含层神经元数目对应的网络结构反复训练 20 次，记录拟合精度最高的一次，以此确定出最理想的隐含层神经元数目。隐含层神经元数目训练求解过程的主要参数记录如表 2 所示。

根据表 2 训练结果可知，当隐含层神经元数目在 9 个时，反演模型训练过程中迭代次数最少和均方差最小。因此

表 2 隐含层神经元求解主要参数

Table 2 Main parameters for solving hidden layer neurons

Number of neurons in the hidden layer	Number of iterations	MSE
2	27	0.014 004
3	24	0.012 278
4	18	0.014 605
5	17	0.013 973
6	21	0.016 817
7	21	0.018 807
8	23	0.016 357
9	16	0.009 690
10	19	0.016 404
11	20	0.010 012

确定中 BP 神经网络中隐含层单元数的数目为 9 个，并确定基于多光谱图像的玉米叶片含水量反演模型的 BP 神经网络结构为 5-9-1 的结构，如图 4 所示。

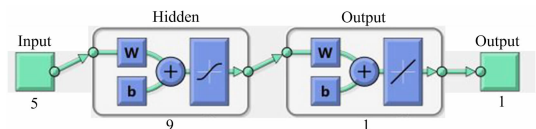


图 4 含水量反演模型神经网络结构

Fig. 4 The neural network structure of water content inversion model

2.2 模型准确度分析

确定完 BP 神经网络结构后，将 43 组玉米叶片样本返回至 5-9-1 的网络结构中继续大量训练，参考网络输出值与目标参考值的相关性达到最佳效果后停止。基于莱文贝格-马夸特方法改进的玉米叶片含水量反演模型的训练性能和训练拟合相关度信息如图 5 所示。

从图 5 可以看出，基于莱文贝格-马夸特方法改进的玉米叶片含水量反演模型训练迭代次数少，收敛速度快，小误差样本较为集中，均方差 MSE 值是 0.009 689 9，整体网络结构训练效果好。另外对神经网络模型进行相关回归性分析可以看出，基于多光谱图像的玉米叶片含水量反演模型的网络输出值与目标参考值的相关系数达到了 0.896 37，玉米叶片含水量反演模型整体具有较高的精度。

2.3 检测结果验证

最后对剩余的 12 组玉米叶片样本进行反演值和参考值的仿真实验。将 12 组玉米叶片样本的 5 个波段图像的反射率代入反演模型计算出玉米叶片含水量反演值，与参考值的对比结果如表 3 所示。

根据表 3 中的反演值和参考值信息绘制仿真结果相关关系图，如图 6 所示，反演值和参考值具有较高的相关性，二者相关系数 r 能够达到 0.894 8，可见基于多光谱图像的玉米叶片含水量反演模型较为准确可靠，能够满足农业环境参数的检测需求。

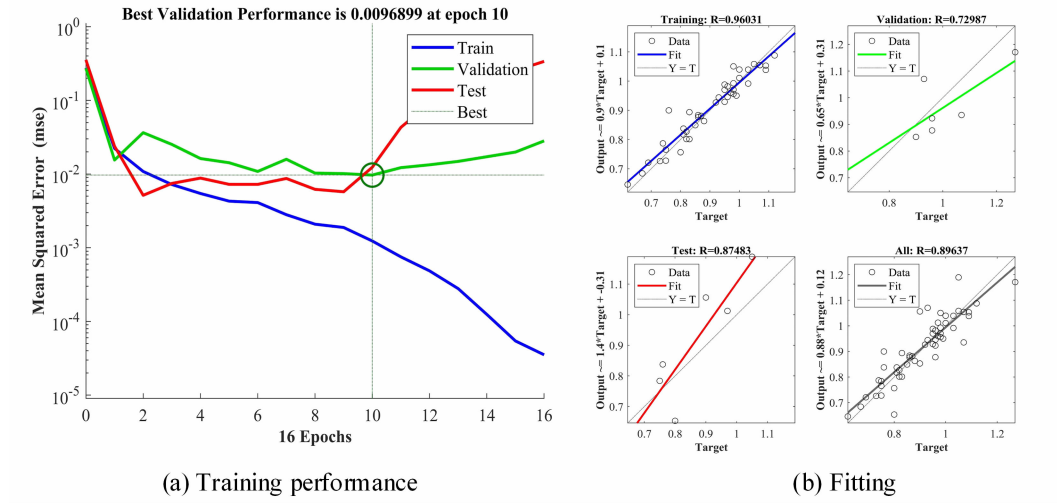


图 5 反演模型训练信息

Fig. 5 Inversion model training information

表 3 玉米叶片含水量反演值和参考值结果

Table 3 Inversion value and reference value of moisture content in maize leaves

Sample	Blue	Green	Red	NIR	Red edge	Inversion value/(g · mm ⁻²)	Reference value/(g · mm ⁻²)
1	0.18	0.36	0.26	0.62	0.58	0.84	0.82
2	0.17	0.28	0.20	0.67	0.45	0.97	0.98
3	0.17	0.31	0.22	0.57	0.51	0.83	0.81
4	0.16	0.31	0.25	0.61	0.58	0.87	0.92
5	0.17	0.31	0.23	0.66	0.54	0.83	0.80
6	0.18	0.34	0.27	0.63	0.58	0.87	0.90
7	0.19	0.29	0.23	0.57	0.50	0.64	0.67
8	0.18	0.35	0.22	0.66	0.59	0.93	0.95
9	0.17	0.28	0.19	0.65	0.50	0.85	0.83
10	0.19	0.36	0.23	0.59	0.61	0.87	0.90
11	0.16	0.31	0.21	0.62	0.50	1.08	1.27
12	0.19	0.33	0.23	0.60	0.49	0.72	0.74

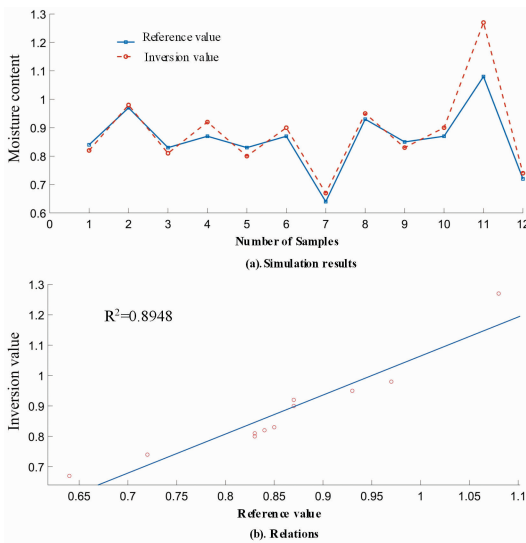


图 6 反演值和参考值验证

Fig. 6 Validation of inversion value and reference value

3 结 论

以 55 组不同生育期的玉米叶片为研究对象, 获取玉米叶片的光谱信息和水分状况, 结合莱文伯格-马夸特方法改进神经网络模型构建基于多光谱图像的玉米叶片含水量反演模型, 实现了对玉米叶片含水量的快速检测。

首先使用 ENVI5.3 软件作玉米叶片感兴趣区域的构建, 得到 ROI 区域内的平均反射光谱, 参照标准白板出厂时提供的专属标定反射率、白板 ROI 范围内的平均反射光谱和玉米叶片样本白板 ROI 范围内的平均反射光谱, 比值换算得到玉米叶片 5 个波段的光谱反射率。随机选择 43 组样本作为训练集进行反演模型构建, 其余 12 个样本作为测试集用于仿真验证。结果表明, 经莱文伯格-马夸特方法改进后的玉米叶片含水量反演模型, 网络输出值与目标参考值的相关系数达到了 0.896 37, 反演模型整体具有较高的精度。对剩余的 12 组玉米叶片样本导入反演模型计算并进行仿真验证, 反演值和参考值具有较高的一致性, 二者相关系数 r 能够达到

0.894 8。因此将多光谱图像用于玉米叶片含水量的检测,可以实现对玉米叶片水分信息的快速获取,为高效的农场管理模式提供了一种全新的解决方案和参考依据。

多光谱对于玉米叶片含水量的检测具有较好效果,对于反演模型的构建,本研究仅仅选取了改进的神经网络进行学

习训练,今后可以尝试多种方法包含有多元线性回归、偏最小二乘法、逐步线性回归、主成分分析和支持向量机的方法进行建模,比较各种方法的优劣,选出最适用于作物叶片含水量反演模型构建的方法。

References

- [1] Liang J, Xia J, Liu L, et al. *Journal of Plant Ecology*, 2013, 6(6): 437.
- [2] CHEN Xiang, LI Min-zan, SUN Hong, et al(陈 香, 李民赞, 孙 红, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2017, (S1): 137.
- [3] WU Qiong, ZONG Ying, XU Zhi, et al(吴 琼, 宗 迎, 徐 志, 等). *Chinese Journal of Tropical Agriculture(热带农业科学)*, 2013, 33(1): 58.
- [4] GUO Wen-chuan, LIU Dong-xue, ZHOU Chao-chao, et al(郭文川, 刘东雪, 周超超, 等). *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2014, 45(10): 288.
- [5] Dadshani S, Kurakin A, Amanov S, et al. *Plant Methods*, 2015, 11(1): 8.
- [6] Salas E A L, Boykin K G, Valdez R. *Remote Sensing*, 2016, 8(1): 78.
- [7] Bedka K M, Khlopenkov K V. *Journal of Applied Meteorology & Climatology*, 2016, 55(9): 1983.
- [8] Dai X, Zhuang D. *Journal of Coastal Research*, 2019, 93(S1): 524.
- [9] Martinez-Domingo M A, Valero E M, Hernández-Andrés J, et al. *Optics Express*, 2017, 25(24): 30073.
- [10] Sebastian C, Fabio R, Michaela D G, et al. *Remote Sensing*, 2015, 7(4): 4026.
- [11] Yurovskaga M, Kudryavtsev V, Chapron B, et al. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 234: 111468.
- [12] Bhateja V, Moin A, Srivastava A, et al. *Review of Scientific Instruments*, 2016, 87(7): 1.
- [13] Cai F, Lu W, Shi W, et al. *Scientific Reports*, 2017, 7(1): 15602.
- [14] CHEN Si-ming, ZOU Shuang-quan, MAO Yan-ling, et al(陈思明, 邹双全, 毛艳玲, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2018, 38(3): 912.
- [15] YANG Min, LIN Jie, GU Zhe-yan, et al(杨 敏, 林 杰, 顾哲衍, 等). *Science of Soil and Water Conservation(中国水土保持科学)*, 2015, 4: 90.
- [16] Potgieter A B, Georgejaeggli B, Chapman S C, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2017, 8: 1532.
- [17] Backoulou G F, Elliott N C, Giles K L, et al. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2015, 115: 34.
- [18] FENG Hai-kuan, LI Zhen-hai, JIN Xiu-liang, et al(冯海宽, 李振海, 金秀良, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2016, 32(12): 165.
- [19] Cao W, Wang X, Ming Z, et al. *Neurocomputing*, 2018, 275: 278.
- [20] Mahmoudimeimand H, Nazif S, Abbaspour R A, et al. *Surveyor*, 2016, 61(1): 233.

Water Content Detection of Maize Leaves Based on Multispectral Images

PENG Yao-qi¹, XIAO Ying-xin², FU Ze-tian¹, DONG Yu-hong¹, LI Xin-xing³, YAN Hai-jun⁴, ZHENG Yong-jun^{5*}

1. Beijing Laboratory of Food Quality and Safety, College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China

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

4. College of Water Resources and Civil Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

5. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

Abstract Water is part of the essential elements for the normal growth and development of plants. The ability to detect and obtain plant leaf moisture quickly is of great importance to the study of crop irrigation production management and the physiological water demand characteristics of crops in the field. Using RedEdge-M multispectral camera, 55 groups of maize leaves at different growth stages were selected as the test objects, and the test maize leaf samples were photographed in a mellow light environment without shading. During the photographing process, the influence of solar elevation angle on spectral reflection was eliminated by

directly connecting down light sensors, and TIFF images in 5 bands of blue, green, red, near-infrared and red edges were obtained by photographing each group of maize leaf samples. With the help of image processing software ENVI 5.3, the region of interest (ROI) of maize leaf samples was constructed, and the average reflection spectrum of maize leaf samples within the ROI range was used as the reflection spectrum of the samples to reduce the error caused by lens edge dimming phenomenon. According to the calibration reflectivity of the standard white board, the average reflection spectrum in the ROI range of the white board and the average reflection spectrum in the ROI range of the maize leaf sample white board, the ratio was converted to obtain the spectral reflectivity of each group of maize leaves at five bands. At the same time, using YLS-D chlorophyll meter, using five-point sampling method. The average water thickness of maize leaf samples was measured in five areas of maize leaf as the measurement index of leaf water content. Randomly selected spectral reflectance of 43 sets of maize leaf samples as training samples, using BP neural network to build an inversion model of maize leaf water content, which was based on multi-spectral image, and the Levenberg-Marquardt method was introduced to improve the existing shortcomings of classical neural network. The number of input neurons was 5, that is, the reflectance corresponding to the five and images of blue, green, red, near-infrared and red-edged, and the output neurons were one, that is, the moisture content of the maize leaves. The remaining 12 sets of samples were invoked as verification samples for correlation verification analysis of model inversion data. The results showed that the multispectral image spectral information combined with the improved BP neural network based on the Levenberg-Marquardt method can be utilized to retrieve the water content of the maize leaf. The fitting correlation coefficient of the model inversion can reach 0.896 37. As a verification of the 12 groups of maize leaves moisture reference value and the inversion value of the correlation coefficient R^2 reaches 0.894 8, the inversion result is ideal. It can realize the rapid and accurate detection of the moisture content of maize leaves, and provides a method and reference for the promotion and application of precision agriculture.

Keywords Multispectral images; Maize leaves; Water content; BP Neural network

(Received Feb. 15, 2019; accepted Jun. 26, 2019)

* Corresponding author