

大豆不同水氮胁迫响应规律的高光谱分析

刘爽, 于海业, 陈美辰, 朴兆佳, 于通, 李发秦尉, 隋媛媛*

吉林大学生物与农业工程学院, 吉林 长春 130022

摘要 大豆胁迫的快速无损检测对提高大豆品质和产量至关重要, 近年来, 通过高光谱技术进行植物胁迫的检测得到广泛应用, 但针对大豆水氮胁迫的应用研究鲜有报道。针对开花结荚期大豆设置了4种水分和5种氮素水平进行胁迫实验, 获取高光谱、叶绿素含量和净光合速率生理信息数据, 并通过光谱数据计算了15个光谱植被指数, 最终选取了5种植被指数, 分别为归一化差异植被指数 NDVI、比值植被指数 RVI、绿色归一化差异植被指数 GNDVI、改进红边归一化指数 mNDVI705 和叶绿素指数 LCI 以指示水氮胁迫对大豆的影响。同时通过建立单叶叶绿素含量和净光合速率反演模型进行大豆生理信息的预测, 采用相关分析法提取敏感波段, 所提取的敏感波段分别为 520~622 和 485~664 nm; 采用多元散射校正(MSC)、标准正态变量变换(SNV)、一阶导数(FD)、二阶导数(SD)和 Savitzky-Golay 平滑(S-G)预处理方法, 同时采用主成分分析(PCR)和偏最小二乘(PLS)2种建模方法, 将其按一定关系组合成多种方法, 以相关系数为模型评价指标, 寻找出最优预处理与建模方法的组合。结果表明: 未受胁迫和受胁迫大豆的高光谱曲线具有整体变化趋势一致但光谱反射率值不同的特征, 未受胁迫大豆的反射率在 500~700 nm 波段具有最低值, 在 760~900 nm 波段具有最高值; 随着水氮胁迫程度的增加, 500~700 nm 波段的反射率逐渐增加。不同水分和氮素水平对植被指数的影响不同, 但变化规律一致, 5种植被指数均表现为未受胁迫大豆大于受胁迫大豆, 且随着水氮胁迫程度的增加, 植被指数值逐渐减小。建立反演模型所用最优方法组合为 MSC+FD+S-G+PLS 和 SNV+SD+S-G+PLS, 校正集相关系数分别为 0.960 6 和 0.992 7, 预测集相关系数分别为 0.972 0 和 0.970 8, 表明所建模型的精度较高, 可对受胁迫和未受胁迫大豆单叶叶绿素含量和净光合速率生理信息进行精准预测, 为大面积种植时检测其生理信息提供技术支持。

关键词 大豆; 水氮胁迫; 高光谱; 光谱植被指数; 反演模型

中图分类号: S565.1 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)05-1575-06

引言

水分和氮对作物生长发育具有一定的影响, 适宜的水氮含量可以有效改善作物生长, 起到提高作物品质的作用^[1]。水氮胁迫会严重影响大豆体内营养物质(蛋白质与氨基酸等)的含量, 因此, 实现大豆水氮胁迫的早期检测, 是保证大豆品质与产量的关键^[2]。随着高光谱技术的发展, 有学者使用高光谱数据研究胁迫作用, Salah^[3]等用光谱指数研究水分胁迫下玉米的水分状况, 发现指数模型 $(R_{970} - R_{900}) / (R_{970} + R_{900})$ 能预测玉米水分含量。高光谱技术以其快速、实时、无损等优点广泛应用于农业领域作物指标的监测, 但是关于利用高光谱技术监测和评价不同水氮含量对大豆叶片光谱植被

指数和作物参数的影响研究仍鲜有报道^[4-5]。

通过分析水氮胁迫下大豆高光谱、光谱植被指数、叶绿素含量和净光合速率(下文中称上述指标为农学参数)的变化特征, 明确大豆农学参数对水氮胁迫的响应规律, 并提取敏感波段, 建立大豆单叶叶绿素含量和净光合速率的反演模型, 旨在为大田环境及大面积种植时精确管控水氮含量提供参考, 同时为生产上利用光谱数据进行大范围、无破坏和快速监测大豆长势提供技术依据。

1 实验部分

1.1 材料及设计

供试品种为虎山 60, 采用盆栽实验, 于 2018 年 6 月 16

收稿日期: 2019-04-16, 修订日期: 2019-08-22

基金项目: 吉林省科技发展计划项目(20170204020NY)和国家自然科学基金青年科学基金项目(31801259)资助

作者简介: 刘爽, 女, 1993年生, 吉林大学生物与农业工程学院博士研究生 e-mail: 13756900435@163.com

* 通讯联系人 e-mail: suiyuan@jlu.edu.cn

日播种,每盆播种 1 粒种子。实验于吉林大学日光温室内进行,所有植株进行一致管理,于 2018 年 7 月 23 日—8 月 23 日(开花结荚期)进行水氮胁迫实验。氮素使用含氮量为 20% 的尿素,水分和氮素水平如表 1(a)和表 1(b)所示,其中表 1(a)中数值以最大田间持水量为基准,表 1(b)中数值为氮素施用量。本实验采用随机区组设计,即 W1N0, W1N1, W1N2, W1N3, W1N4, W2N0, W2N1, W2N2, W2N3, W2N4, W3N0, W3N1, W3N2, W3N3, W3N4, W4N0, W4N1, W4N2, W4N3, W4N4, 共 20 种处理,3 次重复,共 60 个样本。借鉴文献[6]中采用的方法,通过称量土壤和盆栽的总重量来控制土壤胁迫的水分含量^[6]。

表 1(a) 4 种水分水平表

Table 1(a) Table of 4 moisture levels

W1	W2	W3	W4
15%~25%	25%~35%	35%~45%	45%~55%

表 1(b) 5 种氮素水平表

Table 1(b) Table of 5 nitrogen levels

N0	N1	N2	N3	N4
0 g	0.2 g	0.3 g	0.4 g	0.5 g

1.2 对照组的确定

于 2018 年 5 月 15 日—7 月 18 日进行大豆水氮胁迫的预实验,预实验的地点、环境和水氮水平与上述实验设计相同。通过预实验测得 W3N3 处理水平下的大豆结籽量最多,因此本实验的对照组水氮处理水平设为 W3N3,称为未受胁迫处理,其他所有处理水平称为受胁迫处理。在表 1(a)中,按 W4, W2, W1 的顺序称为水分胁迫程度的增加,在表 1(b)中,按 N4, N2, N1 和 N0 的顺序称为氮素胁迫程度的增加。

1.3 数据采集及处理

于 2018 年 8 月 20 日—27 日选择天色明朗时进行数据采集,采集时间为 9:00—14:00,采集大豆功能叶片相同叶位的高光谱、叶绿素含量和净光合速率 3 种数据。高光谱采用 Analytical Spectral Devices 分析光谱仪器公司产 HH 2 地物光谱仪测定,测量范围 325~1 075 nm,采样间隔 1.4 nm,分辨率 3 nm@700 nm,每片叶获取 10 条数据。叶绿素含量采用日本产 SPAD-502 测定,每片叶获取 3 条数据。净光合速率采用美国产 LI-6400 型光合作用仪测定,每片叶获取 3 条数据。以上 3 种数据均取其平均值。利用 ViewSpec Pro, Spss 24.0 和 Origin 19.0 软件进行数据处理与分析。

2 结果与分析

2.1 不同水氮胁迫下大豆高光谱差异分析

植物叶片的高光谱特征与其内部细微的结构特征有关,受到胁迫后其生理信息的微弱变化可反映在高光谱图像上^[7]。如图 1 所示,受胁迫与未受胁迫大豆植株表现出不同

的光谱特征,但光谱曲线总体变化趋势一致,在可见光绿光区(520~600 nm)的 550 nm 处形成一个反射峰即“绿峰”,原因是此波段范围内的植物光合效应较低,吸收的光较少,反射率较高。在可见光红光区(630~690 nm)的 680 nm 处形成一个反射谷即“红谷”,原因是此波段为植物具有最强叶绿素吸收和光活性的光谱带,对光的吸收较多,反射率较低。在近红外光区(700~900 nm),由于植物叶肉细胞的反射作用,高光谱曲线快速升高,在 760 nm 处曲线基本升高至最高点,形成一个反射平台。

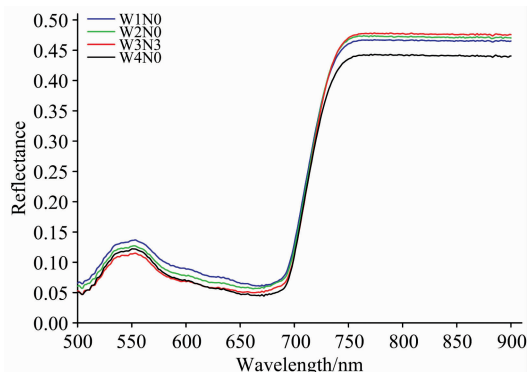


图 1 大豆未受胁迫(W3N3)和受胁迫(W1N0, W2N0, W4N0)下的光谱特征

Fig. 1 Spectral characteristics of unstressed (W3N3) and stressed (W1N0, W2N0, W4N0) soybeans

大豆在不同的水分和氮素水平下表现出不同的光谱反射率特征,在 W3N3(未受胁迫)时,500~700 nm 波段的反射率值低于受胁迫处理,760~900 nm 波段的反射率值高于受胁迫处理。原因为大豆在 500~700 nm 波段的反射率主要受叶绿素含量的影响,而水氮胁迫会加速大豆体内已形成叶绿素的分解,使其含量降低,因此 W3N3 水平大豆的叶绿素含量高,对光的吸收多从而反射率低,760~900 nm 波段植株的反射率主要受大豆内部构造的控制,水氮胁迫会使大豆内部结构发生一定程度的损伤,导致对光的吸收减少从而反射率高。

同一水分水平下的不同氮素水平的光谱特征各不相同,如图 2(a), (b), (c)和(d)所示, N3 水平(未受胁迫)的大豆光谱反射率在 500~700 nm 波段最低,760~900 nm 波段最高,且随着氮素胁迫程度的增加(N4, N2, N1, N0), 500~700 nm 波段的反射率值逐渐增大。出现这种现象是因为在氮素胁迫下,大豆叶片的叶绿素合成受到抑制,对绿光的吸收减弱,大豆的光合作用受到抑制,对光的吸收减弱,反射率增加,胁迫程度越大,反射率越高。

2.2 敏感光谱植被指数的选取

光谱植被指数是几个波段间的不同光谱数据形式的组合运算,以增强植被的某一特性,可通过其值进行不同胁迫类型的检测^[8]。对于复杂的光谱数据,为了能最大程度地反映植被的生理信息及生长状态,在处理光谱数据时,常用植被指数来反映所研究内容的特征^[9]。

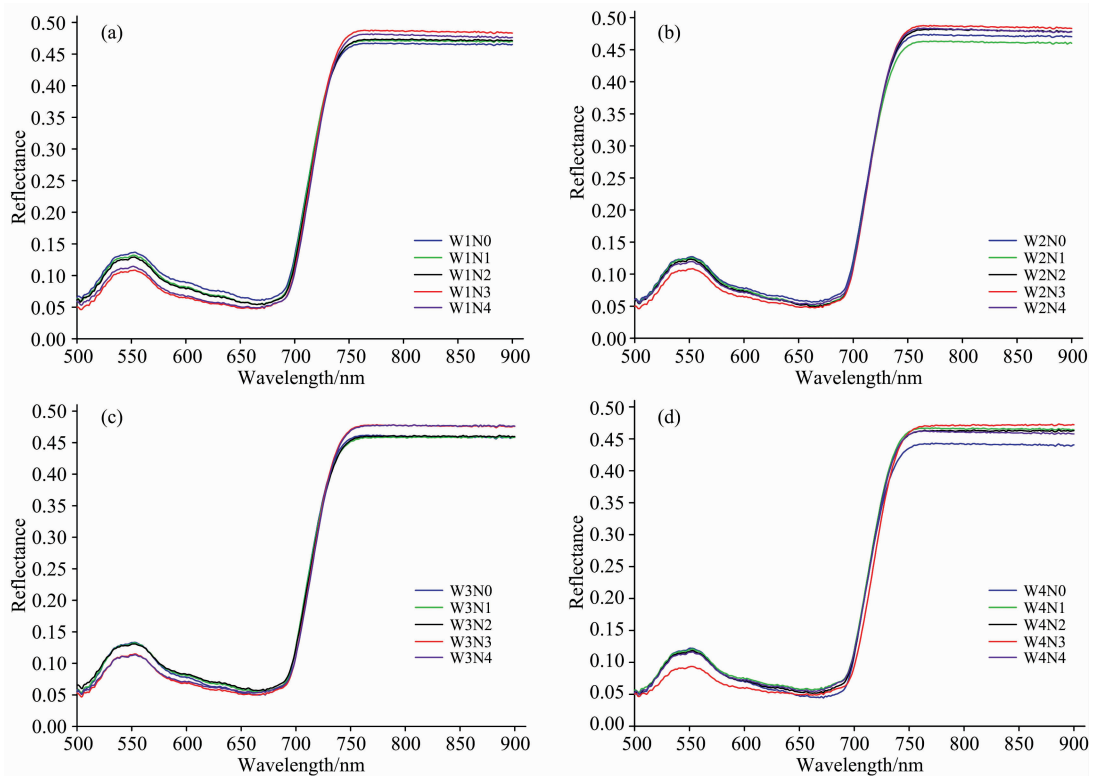


图 2 不同水分和氮素胁迫下大豆叶片高光谱特征

(a): W1 与 5 种氮素水平交互作用; (b): W2 与 5 种氮素水平交互作用;
(c): W3 与 5 种氮素水平交互作用; (d): W4 与 5 种氮素水平交互作用

Fig. 2 Hyperspectral characteristics of soybean leaves under different water and nitrogen stresses

(a): W1 combined with five nitrogen levels; (b): W2 combined with five nitrogen levels;
(c): W3 combined with five nitrogen levels; (d): W4 combined with five nitrogen levels

相关分析法通常可以清楚地描述光谱植被指数与作物参数之间的关系^[10]。采用相关分析法确定敏感的植被指数，以指示大豆农学参数的变化。15 个光谱植被指数，标记为

SI1—SI15 如表 2 所示，包括光谱反射率值和一阶微分值，其中 R 、 D 分别代表反射率、一阶导数，其下标数字为对应数字的波长。

表 2 光谱植被指数公式及参考文献

Table 2 Spectral vegetation index formula and references

光谱植被指数	公式	参考文献	光谱植被指数	公式	参考文献
SI1	$(R_{815} - R_{715}) / (R_{815} + R_{715})$	[11]	SI9	$1/R_{700}$	[10]
SI2	$(R_{800} - R_{680}) / (R_{800} + R_{680})$	[11]	SI10	D_{715} / D_{705}	[10]
SI3	$(R_{850} - R_{680}) / (R_{850} + R_{680})$	[11]	SI11	D_{715} / D_{705}	[10]
SI4	R_{815} / R_{715}	[11]	SI12	$(D_{722} - D_{700}) / (D_{723} + D_{700})$	[10]
SI5	R_{800} / R_{680}	[11]	SI13	$(R_{815} - R_{550}) / (R_{815} + R_{550})$	[11]
SI6	R_{800} / R_{550}	[11]	SI14	$(R_{750} - R_{705}) / (R_{750} + R_{705} - 2R_{445})$	[11]
SI7	$1/R_{670}$	[10]	SI15	$(R_{815} - R_{715}) / (R_{815} + R_{715})$	[11]
SI8	$1/R_{550}$	[10]			

将 15 个光谱植被指数分别与叶绿素含量、净光合速率进行相关性分析，得到相关系数如图 3 所示，可见 SI1, SI4, SI13, SI14 和 SI15 与叶绿素含量和净光合速率的相关系数均较高，选取作为本工作所使用的植被指数。5 个植被指数依次为 NDVI, RVI, GNDVI, mNDVI705 和 LCI。

2.3 不同水氮胁迫处理对光谱植被指数的影响

为了更好地反应大豆高光谱对水氮胁迫的响应规律，进一步分析植被指数的变化情况，如表 3 所示，NDVI, RVI, GNDVI, mNDVI705 和 LCI 具有相同的变化规律：未受胁迫 (W3N3) 时具有较高的植被指数值。同一水分水平下，植被指数值 $N3 > N4 > N2 > N1 > N0$ ，随着氮素胁迫程度的增加 ($N4, N2, N1, N0$) 呈现逐渐降低的趋势；同一氮素水平下，

植被指数值 $W3 > W4 > W2 > W1$ ，随着水分胁迫程度的增加 ($W4, W2, W1$) 也呈现逐渐降低的趋势，水分和氮素胁迫程度最大时植被指数值最低，表明可通过植被指数进行大豆胁迫及胁迫程度的识别。

很明显，受胁迫大豆叶片的植被指数值低于正常生长大豆，探究其原因，由前文所述可知受胁迫的大豆叶片在 500~700 nm 波段的反射率高于未受胁迫大豆，而 760~900 nm 波段的反射率低于未受胁迫大豆，由表 3 可知植被指数值是这两个波段反射率值进行不同运算后的比值，所以其植被指数值的变化规律如表 3 所示。

2.4 大豆单叶叶绿素含量和净光合速率反演模型的建立

由以上结果表明植被光谱特征与作物参数显著相关，因此，通过光谱建立大豆叶片叶绿素含量和净光合速率反演模型是可行的。将 2 种作物参数分别与对应的高光谱数据进行相关性分析如图 4、图 5 所示，结果显示：全波段中，相关系数绝对值大于 0.443 ($p < 0.05$) 的波长范围集中在 520~622 nm 波段(叶绿素含量)和 485~664 nm 波段(净光合速率)，

因此选取 520~622 和 485~664 nm 用于建立大豆叶片叶绿素含量和净光合速率反演模型所用波段。

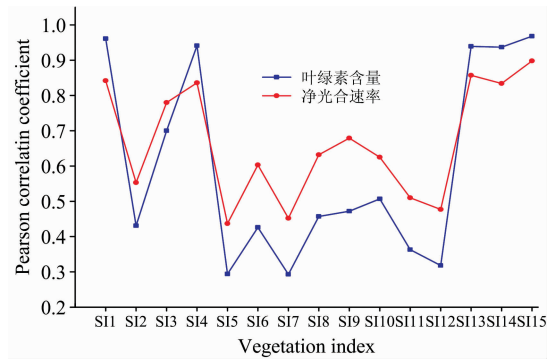


图 3 大豆叶片叶绿素含量值及净光合速率与植被指数相关系数

Fig. 3 Correlation coefficient between chlorophyll content and net photosynthetic rate and vegetation index in soybean leaves

表 3 不同水氮胁迫处理下大豆光谱植被指数值

Table 3 Spectral vegetation index values of soybeans under different water and nitrogen stresses

	NDVI				GNDVI				mNDVI70.5			
	W1	W2	W3	W4	W1	W2	W3	W4	W1	W2	W3	W4
N0	0.765 2	0.777 4	0.866 5	0.800 4	0.548 9	0.579 3	0.752 2	0.668 1	0.540 8	0.570 1	0.628 1	0.590 0
N1	0.787 5	0.790 7	0.878 6	0.818 5	0.564 8	0.609 8	0.712 5	0.690 4	0.557 3	0.581 1	0.699 6	0.599 3
N2	0.797 9	0.801 1	0.882 6	0.821 1	0.571 4	0.626 6	0.756 7	0.706 6	0.580 0	0.593 9	0.704 4	0.610 9
N3	0.813 4	0.828 6	0.993 0	0.901 5	0.637 0	0.690 2	0.914 9	0.800 2	0.599 3	0.637 5	0.804 7	0.767 4
N4	0.807 2	0.814 0	0.909 1	0.875 6	0.616 8	0.654 7	0.845 1	0.757 9	1.584 2	0.609 9	0.767 9	0.718 7

	LCI				RVI			
	W1	W2	W3	W4	W1	W2	W3	W4
N0	0.452 0	0.475 7	0.553 5	0.493 5	1.700 7	1.767 8	1.969 1	1.816 0
N1	0.465 2	0.484 6	0.596 7	0.506 5	1.739 0	1.790 1	2.168 8	1.978 6
N2	0.485 9	0.509 5	0.662 7	0.579 5	1.828 5	1.901 6	2.735 8	2.101 6
N3	0.557 6	0.595 2	0.805 6	0.650 6	1.903 7	1.997 4	2.848 8	2.393 3
N4	0.505 3	0.530 9	0.749 0	0.601 8	1.853 7	1.939 1	2.781 3	2.279 7

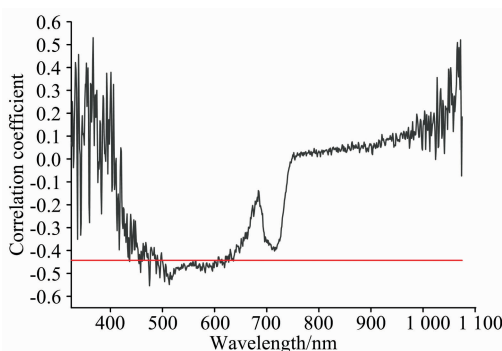


图 4 大豆单叶高光谱与叶绿素含量的相关性

Fig. 4 Correlation between hyperspectrum and chlorophyll content of soybean single leaf

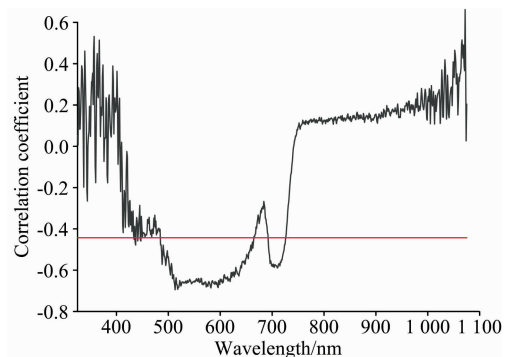


图 5 大豆单叶高光谱与净光合速率的相关性

Fig. 5 Correlation between hyperspectrum and net photosynthetic rate of soybean single leaf

用 60 个大豆叶片的高光谱数据建模，采用梯度法选取 45 个样本作为校正集，其余 15 个样本作为预测集。对比分

析了不同的光谱预处理和建模方法的应用情况，选用的预处理方法有 MSC, SNV, FD, SD 和 S-G。建模方法有 PLS 和

PCR, 用校正集和预测集的相关系数作为模型的评价指标。不同预处理和建模方法组合结果如表 4 所示, 通过对比 12 种组合方法分析发现, 采用 MSC+FD+S-G+PLS 组合的方法建立叶绿素含量反演模型的相关系数最高分别为 0.960 6

和 0.972 0, 采用 SNV+SD+S-G+PLS 组合的方法建立净光合速率反演模型的相关系数最高分别为 0.992 7 和 0.970 8, 因此确定这两种方法为最优建模方法。

表 4 不同预处理和建模方法组合结果

Table 4 Combination results of different preprocessing and modeling methods

建模对象	预处理方法	建模方法	R_C	R_P	建模对象	预处理方法	建模方法	R_C	R_P
叶绿素含量	MSC	PLS	0.930 6	0.914 3	净光合速率	MSC	PLS	0.866 6	0.613 8
	MSC+FD+S-G	PLS	0.960 6	0.972 0		MSC+FD+S-G	PLS	0.944 1	0.932 6
	MSC+SD+S-G	PLS	0.955 5	0.946 8		MSC+SD+S-G	PLS	0.979 8	0.944 8
	MSC	PCR	0.937 8	0.939 8		MSC	PCR	0.502 9	0.412 6
	MSC+FD+S-G	PCR	0.922 7	0.974 7		MSC+FD+S-G	PCR	0.874 8	0.755 2
	MSC+SD+S-G	PCR	0.875 3	0.880 0		MSC+SD+S-G	PCR	0.862 0	0.725 3
	SNV	PLS	0.917 3	0.921 8		SNV	PLS	0.766 9	0.320 9
	SNV+FD+S-G	PLS	0.929 6	0.971 5		SNV+FD+S-G	PLS	0.962 6	0.900 5
	SNV+SD+S-G	PLS	0.925 2	0.943 2		SNV+SD+S-G	PLS	0.992 7	0.970 8
	SNV	PCR	0.925 2	0.952 0		SNV	PCR	0.692 4	0.502 7
	SNV+FD+S-G	PCR	0.944 5	0.943 0		SNV+FD+S-G	PCR	0.818 7	0.716 7
	SNV+SD+S-G	PCR	0.924 5	0.967 0		SNV+SD+S-G	PCR	0.868 8	0.751 5

3 结 论

对不同水氮胁迫类型的大豆进行叶片高光谱、叶绿素含量和净光合速率测量, 对光谱数据、植被指数及作物参数进行了相关分析, 结果表明: (1) 可通过大豆高光谱进行大豆水氮胁迫及胁迫程度的判断, 具有 500~700 nm 波段最低反射率和 760~900 nm 波段最高反射率的光谱曲线代表未受胁

迫大豆, 在 500~700 nm 波段的反射率逐渐增加表示胁迫程度的增加; (2) 也可通过植被指数进行大豆水氮胁迫及胁迫程度的判断, 5 种植被指数表现为一致的变化特征, 植被指数的最大值得代表未受胁迫大豆, 其值逐渐降低表示胁迫程度的增加; (3) 所建立的最优反演模型可对所有水氮处理的大豆进行叶片叶绿素含量和净光合速率的预测, 可为大面积检测大豆受胁迫和未受胁迫下其内部生理信息提供技术支持, 具有重要的指导和实践意义。

References

[1] ZHANG Zhong-xue, ZHENG En-nan, WANG Chang-ming, et al(张忠学, 郑恩楠, 王长明, 等). Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2017, 48(6): 176.

[2] Sanches I D A, Souza Filho C R, Kokaly R F. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 97: 111.

[3] Wang X, Zhao C, Guo N, et al. Spectroscopy Letters, 2015, 48(7): 492.

[4] HE Yong, PENG Ji-yu, LIU Fei, et al(何 勇, 彭继宇, 刘 飞, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (农业工程学报), 2015, 31(3): 174.

[5] WANG Chao, WANG Jian-ming, FENG Mei-chen, et al(王 超, 王建明, 冯美臣, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2018, 38(5): 1520.

[6] Ma B, Pu R, Zhang S, et al. IEEE Access, 2018, 6: 13773.

[7] XU Ping, LIU Jun-feng, ZHANG Jing-cheng, et al(徐 平, 刘俊峰, 张竞成, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2016, 32(23): 137.

[8] LI Chan, WANG Jun-jie, WU Guo-feng, et al(李 婵, 王俊杰, 邬国峰, 等). Journal of Shenzhen University • Science and Engineering (深圳大学学报 • 理工版), 2017, 35(3): 307.

[9] Bekele F, Korecha D, Gebreyes L. Journal of Agrometeorology, 2017, 19(2): 125.

[10] Wang P, Huang F, Liu X N. Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, 41(B7): 129.

[11] Ramachandiran K, Pazhanivelan S. Journal of Agrometeorology, 2017, 19(2): 114.

Study on Response of Water and Nitrogen Stresses in Soybean Based on Hyperspectral Analysis

LIU Shuang, YU Hai-ye, CHEN Mei-chen, PIAO Zhao-jia, YU Tong, LI Fa-qin-wei, SUI Yuan-yuan*

School of Biological and Agricultural Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China

Abstract Rapid and non-destructive testing of soybean stress environment are critical to improving soybean quality and yield. In recent years, the detection of plant stress by hyperspectral technology has been widely used, but there are few reports on the application of water and nitrogen stress in soybean. Four kinds of water and five kinds of nitrogen levels were set in the flowering and pod-forming soybeans for stress experiments in this paper. After the stress, the physiological information data of hyperspectral, chlorophyll content and net photosynthetic rate were obtained, and 15 spectral vegetations indices were calculated by spectral data. The index NDVI, RVI, GNDVI, mNDVI705 and LCI were used to indicate the effects of water and nitrogen stress on soybean. And soybean physiological information was predicted by establishing single leaf chlorophyll content and net photosynthetic rate inversion model. The sensitive region was extracted by correlation analysis, and they were 520~622 and 485~664 nm respectively. Multivariate scatter correction (MSC), standard normal variable transformation (SNV), first derivative (FD), second derivative (SD) and Savitzky-Golay smoothing (S-G) preprocessing are used, while two modeling methods, principal component regression (PCR) and partial least squares (PLS), are selected to combine them into several methods according to a certain relationship. The correlation coefficient is used as a model evaluation index to find a combination of optimal preprocessing and modeling methods. The results showed that the hyperspectral curves of non-stressed and stressed soybeans had the same trend but different spectral reflectance values. The reflectance of unstressed soybean has the lowest value in the 500~700 nm region and the highest value in the 760~900 nm region, and the reflectance in the 500~700 nm region gradually increases with the increase of the degree of water-nitrogen stress. The effects of different water and nitrogen levels on vegetation index were different, but the changes were consistent. The 5 vegetation indexes showed that the unstressed soybean was larger than the stressed soybean, and the vegetation index value decreased with the increase of the degree of water-nitrogen stress. The optimum combination of inversion models is MSC+FD+S-G+PLS and SNV+SD+S-G+PLS. The correlation coefficients of the correction set are 0.960 6 and 0.992 7, and the correlation coefficients of the prediction set are 0.972 0 and 0.970 8, respectively. The results show that the model has high precision, and can accurately predict the physiological information of chlorophyll content and net photosynthetic rate of stressed and unstressed soybean, and provide technical support for detecting physiological information during large-scale planting.

Keywords Soybean; Water and nitrogen stress; Hyperspectral; Spectral vegetation index; Inversion model

(Received Apr. 16, 2019; accepted Aug. 22, 2019)

* Corresponding author