

# 基于 SVM 的加工番茄早疫病叶氮素含量光谱反演\*

尹小君<sup>1</sup> 张清<sup>2</sup> 赵庆展<sup>1</sup> 汪传建<sup>1</sup> 宁川<sup>1</sup>

(1. 石河子大学信息科学与技术学院, 石河子 832000;

2. 中国科学院遥感与数字地球研究所数字地球重点实验室, 北京 100094)

**摘要:** 采用支持向量机(SVM)模型,对新疆加工番茄早疫病病害植株的叶片氮素含量进行光谱反演。分析不同病害严重度的病叶氮素含量的光谱特征,发现在 218 ~ 357 nm、384 ~ 587 nm、1 033 ~ 1 141 nm、1 499 ~ 2 500 nm,氮素含量与光谱反射率的相关系数的绝对值大于 0.7,在 227 ~ 353 nm 的相关系数大于 0.8,表明不同病害严重度的病叶氮素含量与光谱反射率呈强相关。利用 K 层交叉检验(K-CV)方法验证、优选出 SR705、ND705、GMI-2、RI-half、PTEbc 等 5 种光谱指数,作为 SVM 模型的输入变量;同时,分别建立线性核、多项式核、径向基核和 Sigmoid 核的 SVM 模型,通过模型拟合比较,得出最佳模型为径向基核的 SVM 模型。采用径向基核的 SVM 模型对病叶氮素含量进行光谱反演,结果表明:径向基核的 SVM 模型氮素含量反演的真实值与预测值的 MSE 为 0.012 4,相关系数 R 为 85.916%,平均相对误差为 0.175,结合多光谱指数的 SVM 模型提高了加工番茄早疫病病害叶片氮素含量的反演精度。

**关键词:** 加工番茄 早疫病 氮素含量 光谱指数 反演 支持向量机

**中图分类号:** S127; S436.412.1<sup>+</sup>4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)11-0280-06

## 引言

加工番茄早疫病是加工番茄生长过程中发生最为普遍、危害最严重的病害。氮素是加工番茄早疫病发病的重要因素,影响早疫病的发生、发展和扩散。传统氮素含量的研究,主要通过实验测定土壤和植物氮素含量,从氮素适时和适量的角度,来分析氮素含量对作物产品品质的影响。传统的检测方法成本比较高,同时费时、费力<sup>[1-2]</sup>。由此,一些学者利用高光谱遥感数据覆盖范围广、光谱信息多等优势,对氮素胁迫下的作物<sup>[3-5]</sup>、氮素垂直分布含量进行了监测<sup>[6]</sup>。Ranjan 等<sup>[7]</sup>、Herrmann 等<sup>[8]</sup>、Deel 等<sup>[9]</sup>、Swain 等<sup>[10]</sup>、陈兵等<sup>[11]</sup>利用光谱指数,对小麦、土豆、水稻、棉花等农作物的氮素含量进行了反演,精度较高。还有一些学者利用人工神经网络反演了农作物的氮素含量<sup>[12-14]</sup>。

人工神经网络是一个非常经验化的过程,并没有通用的规则,网络结构不但影响分类精度,而且对网络训练时间也有直接影响。支持向量机(Support vector machines, SVM)具有高维空间超平面分割最

小分类错误率和局部最优解的特征,比人工神经网络更具有稳健性和准确率<sup>[15]</sup>。SVM 模型的性能主要受惩罚系数和核函数形式及其参数等因素的影响。

本文提出多光谱指数和 SVM 模型相结合的方法,利用 K-CV(K-fold cross validation)验证优选 SVM 模型参数。根据光谱指数定义新建加工番茄早疫病叶氮素含量的光谱指数,与传统的光谱指数构成氮素指数定义表;进而将新建的光谱指数与传统的光谱指数进行比较分析,优选光谱指数,作为 SVM 模型的输入变量;利用 K-CV 验证的 SVM 模型对氮素含量进行反演。

## 1 数据与方法

### 1.1 研究区域

实验于 2013 年在天山北坡进行。实验病圃区设在石河子大学实验站(44°18'N,88°03'E),土壤为壤质灰漠土,有机质质量比 19.2 g/kg、碱解氮质量比 77.3 mg/kg、速效钾质量比 313 mg/kg、速效磷质量比 92 mg/kg。大田实验设在农八师 143 团 10 连,

收稿日期: 2013-11-19 修回日期: 2014-01-14

\*“十二五”国家科技支撑计划资助项目(2012BAH27B02)、国家自然科学基金资助项目(31260291)、中国科学院数字地球重点实验室开放基金资助项目(2012LDE011)和石河子大学高层次人才基金资助项目(RCZX201226)

作者简介: 尹小君,副教授,博士,主要从事资源环境遥感研究, E-mail: pensesyinxj@163.com

通讯作者: 张清,副研究员,博士,主要从事定量遥感研究, E-mail: qingzhang@ceode.ac.cn

选用品种有 87-5 和石番 28。

采样时间为 2013 年 7 月 21 日(开花坐果期), 病圃区品种为 87-5, 样本 20 个; 8 月 4 日(果实膨大期), 大田品种为石番 28, 样本 21 个; 8 月 9 日(果实膨大期), 病圃区品种为 87-5, 样本 32 个; 8 月 18 日(果实膨大期), 大田品种为石番 28, 样本 22 个。共 95 个样本。

## 1.2 数据采集

采集从顶开始倒数第 3 层的加工番茄早疫病病叶, 病害等级按照受害面积百分比 0%、0%~10%、10%~30%、30%~50%、50%~100%, 分别分为 0 级、1 级、2 级、3 级、4 级, 其中 0 级为健康叶片。同等级的加工番茄早疫病病叶, 每 10 片组成 1 个样本, 进行氮素含量测定。

采用美国 ASD Field Spec Pro FR2500 型便携式光谱仪与 ASD Leaf Clip 测试夹耦合测定, 波长范围为 350~2 500 nm, 分别在每片样本叶片的中上部、左基部和右基部各测 2 次。每次测定 2 条光谱曲线, 取平均值作为该叶片的光谱反射率。每个样本的光谱反射率为 10 片病叶光谱反射率的平均值。

## 1.3 氮素测定

氮含量采用凯氏定氮法测定。

## 1.4 氮素指数

新建病叶氮素含量光谱指数与传统光谱指数相结合生成了加工番茄早疫病氮素含量光谱指数表(表 1)。通过 Viewspec Program 软件转换得到病叶光谱反射率, 利用 Excel 2007 和 SPSS 12.0 对光谱反射率数据进行统计分析。

表 1 植被氮素含量光谱指数

Tab.1 Spectral indices for plant nitrogen content

光谱指数	定义	参考文献	光谱指数	定义	参考文献
SRPI	R430/R680	[16]	PSSRa	R800/R680	[17]
PSSRb	R800/R635	[17]	PSSRc	R800/R470	[17]
GMI-1	R750/R550	[18]	GMI-2	R750/R700	[18]
SR705	R750/R705	[19]	VOGa	R740/R720	[20]
ZM	R750/R710	[21]	RI-half	R747/R708	[22]
RI-1dB	R735/R720	[22]	RI-2dB	R738/R720	[22]
RI-3dB	R741/R717	[22]	NPCI	(R680-R430)/(R680+R430)	[16]
NPQI	(R415-R435)/(R415+R435)	[23]	PSNDa	(R800-R680)/(R800+R680)	[17]
PSNDb	(R800-R635)/(R800+R635)	[17]	PSNDc	(R800-R470)/(R800+R470)	[17]
NDCI	(R762-R527)/(R762+R527)	[24]	GNDVI	(R750-R550)/(R750+R550)	[25]
VOGb	(R734-R747)/(R715+R726)	[21]	VOGc	(R734-R747)/(R715+R720)	[21]
ND705	(R750-R705)/(R750+R705)	[19]	NDRE	(R790-R720)/(R790+R720)	[26]
PRI	(R570-R531)/(R570+R531)	[27]	SIPI	(R800-R445)/(R800-R680)	[16]
mSR705	(R750-R445)/(R705-R445)	[28]	mND705	(R750-R705)/(R750+2R445)	[29]
MTCI	(R750-R710)/(R710-R680)	[30]	R633	633 nm 的光谱反射率	新建
R770	770 nm 的光谱反射率	新建	PTEBa	R633/R770	新建
PTEBb	R770-R633	新建	PTEBc	(R633-R770)/(R633+R770)	新建

## 1.5 SVM 模型

支持向量机是建立在 VC 维理论和结构风险最小化原理基础上的机器学习算法, 相对于传统的机器学习算法, 它最大程度地克服了学习过程中, 由于高维特征空间计算带来的维数灾难以及过学习等困难。采用 SVM 中 Epsilon-SVR 模型实现加工番茄早疫病氮素含量的反演, 其中核函数类型、惩罚系数  $C$  与核函数参数  $g$  的选取对反演有明显影响。常用核函数包括:

线性核

$$K(x_i, x) = (x \cdot y) \quad (1)$$

多项式核

$$K(x_i, x) = (x_i \cdot x + 1)^d \quad (d \text{ 为自然数}) \quad (2)$$

径向基核

$$K(x_i, x) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{\gamma^2}\right) \quad (\gamma > 0) \quad (3)$$

Sigmoid 核

$$K(x_i, x) = S[a(x_i \cdot x) + t] \quad (4)$$

式中  $S$ ——Sigmoid 函数  $a, t$ ——常数

对于惩罚系数  $C$  与核函数参数  $g$  的选取, 采用 K-CV 验证分布格网搜索法。即首先确定  $C$  和  $g$  大概取值范围, 然后在所确定的范围内进行搜索以获取最佳的参数取值。

## 2 结果与分析

### 2.1 不同病害严重程度加工番茄早疫病病叶的光谱特征

如图 1 所示的加工番茄早疫病病叶光谱反射率

中, 410 ~ 710 nm 位于可见光谱段, 加工番茄病叶的光谱特征主要受叶的各种色素的支配。在以470 nm 为中心的蓝波段和 660 nm 为中心的红波段, 形成 2 个吸收谷, 而在 530 nm 附近形成 1 个绿色反射峰, 随着病害严重度加重, 光谱反射率增加。715 ~ 1 150 nm 主要位于近红外谱段, 形成了高反射平台, 不同加工番茄病害等级的光谱反射率差异比较明显, 随着病害严重度加重, 光谱反射率降低。1 400 ~ 2 500 nm 位于短波红外谱段, 主要表现为在 1 425 nm 和 1 900 nm 附近形成了不同病害等级的 2 个水吸收带, 随着病害严重的增加, 光谱反射率降低。因此, 利用光谱的手段对加工番茄病叶的氮素含量进行分析具有可行性。

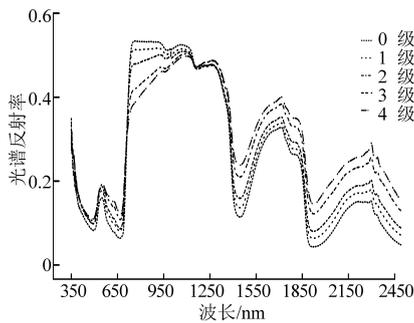


图1 不同病害严重度加工番茄早疫病病叶的光谱反射率

Fig.1 Spectral reflectance of processing tomato early blight leaves of difference disease level

## 2.2 加工番茄早疫病病叶氮素含量与光谱反射率的相关系数

图2所示为加工番茄病叶氮素含量与光谱反射率的相关系数, 在 351 ~ 354 nm、356 ~ 358 nm、714 ~ 1 152 nm 呈现正相关, 在 350 nm、355 nm、359 ~ 713 nm、1 153 ~ 2 500 nm 呈现负相关。相关系数的绝对值大于 0.7 的波段为 218 ~ 357 nm、384 ~ 587 nm、1 033 ~ 1 141 nm、1 499 ~ 2 500 nm。其中, 227 ~ 353 nm 相关系数的绝对值大于 0.8, 说明氮素含量与 227 ~ 353 nm 光谱反射率之间具有强相关性。

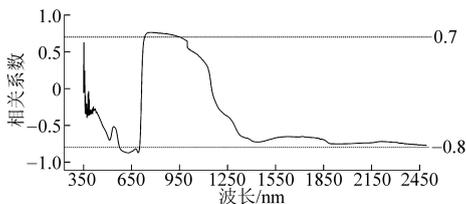


图2 加工番茄病叶氮素含量与光谱反射率的相关分析

Fig.2 Correlation analysis between nitrogen content of processing tomato and spectral reflectance

## 2.3 基于 SVM 模型的加工番茄早疫病病叶氮素含量反演

### 2.3.1 光谱指数的选取

加工番茄病叶氮素含量与光谱指数的相关分析

表明(表2), 氮素含量与除了 NPQI 外的其他光谱指数均达到极显著相关水平。光谱指数 SPRI、PSSRb、GMI - 1、SR705、ZM、RI - 1dB、RI - 3dB、PSNDb、NDCI、ND705、PSSRa、PSSRc、GMI - 2、VOGa、RI - half、RI - 2dB、PSNDa、PSNdc、GNDVI、NDRE、mSR705、mND705、MTCI、R770、PTEBb 与氮素含量均呈现显著正相关, 其中 ND705 与氮素含量的相关系数最大 ( $R = 0.900$ ), R770 与氮素含量的相关系数最小 ( $R = 0.765$ )。VOGb、NPCI、VOGc、PRI、SIPI、R633、PTEBc、PTEBa 与氮素含量均呈现显著负相关, 其中氮素含量与 SIPI 相关系数的绝对值最小 ( $|R| = 0.693$ ), 与 PTEBc 的相关系数的绝对值最大 ( $|R| = 0.898$ )。选择相关系数的绝对值大于等于 0.890 的 13 个光谱指数进行进一步分析。

表2 光谱指数与加工番茄病害氮素含量的相关分析

Tab.2 Correlation analysis between spectral index and nitrogen content of processing tomato

光谱指数	$R$	光谱指数	$R$	光谱指数	$R$
SRPI	0.890 **	PSSRa	0.870 **	NDRE	0.862 **
PSSRb	0.890 **	PSSRc	0.817 **	PRI	-0.884 **
GMI - 1	0.874 **	GMI - 2	0.898 **	SIPI	-0.693 **
SR705	0.898 **	VOGa	0.892 **	mSR705	0.877 **
ZM	0.896 **	RI - half	0.898 **	mND705	0.895 **
RI - 1dB	0.892 **	RI - 2dB	0.892 **	MTCI	0.877 **
RI - 3dB	0.893 **	NPCI	-0.872 **	R633	-0.872 **
NPQI	0.051	PSNDa	0.847 **	R770	0.765 **
PSNDb	0.881 **	PSNdc	0.820 **	PTEBa	-0.857 **
NDCI	0.881 **	GNDVI	0.878 **	PTEBb	0.849 **
VOGb	-0.874 **	VOGc	-0.874 **	PTEBc	-0.898 **
ND705	0.900 **				

注: \*\* 表示 0.01 极显著水平。

由表3所示, 所选的 13 个光谱指数建立的加工番茄病叶氮素含量的反演模型的确定系数均通过显著性统计检验。本文选取较佳光谱指数的标准为, 既要决定系统  $R^2$  通过显著统计检验, 同时  $F$  值要较大。因此, 选择 SR705、ND705、GMI - 2、RI - half、PTEBc 等 5 个光谱指数。

表3 加工番茄早疫病氮素含量的光谱指数

Tab.3 Spectral index of nitrogen content of processing tomato early blight

光谱指数	$R^2$	$F$	光谱指数	$R^2$	$F$
SRPI	0.792 **	354.924	GMI - 2	0.807 **	388.049
PSSRb	0.793 **	355.860	VOGa	0.795 **	360.933
SR705	0.807 **	388.778	RI - half	0.806 **	385.936
ZM	0.804 **	380.633	RI - 2dB	0.795 **	361.184
RI - 1dB	0.796 **	362.450	mND705	0.800 **	372.891
RI - 3dB	0.798 **	367.388	PTEBc	0.806 **	376.140
ND705	0.810 **	395.379			

注: \*\* 表示 0.01 极显著水平。

### 2.3.2 模型反演

利用 Matlab 2009a 和 SPSS 软件,以不同时期不同病害严重度的加工番茄病叶的 SR705、ND705、GMI-2、RI-half、PTEBc 光谱指数作为 SVM 的自变量,氮素含量作为目标值。由于惩罚系数  $C$ 、核函数参数  $g$  和核函数类型的选取影响 SVM 的反演结果,因此  $C$  和  $g$  采用 K-CV 交叉验证的方法,选取最佳的  $C$  和  $g$ ,即原始数据被分成  $K$  组,将每个子集数据分别做一次验证集,同时其余的  $K-1$  组子集数据作为训练集,把分类准确率的平均值作为 K-CV 下分类器的性能指标。K-CV 有效地避免了过学习及欠学习的状态发生。 $C$  和  $g$  在一定范围内,划分网格进行取值,对于取定的  $C$  和  $g$ ,把训练集作为原始数据集,利用 K-CV 方法,得到  $C$  和  $g$  训练集验证分类准确率,最终选取使得训练集验证分类准确率最高的那组  $C$  和  $g$ ,作为最佳参数。

SVM 的核函数分别取线性核、多项式核、径向基核和 Sigmoid 核,得出加工番茄病叶氮素含量的反演结果,如表 4 所示,线性核的 SVM 模型的 MSE 最小(MSE 为 0.0097),真实值与预测值的  $R$  最大( $R = 89.146\%$ ),但是参数  $C$  和  $g$  的取值较高,将导致过学习状态发生,分类器的泛化能力降低。在多项式核、径向基核和 Sigmoid 核 3 个 SVM 模型中,径向基核的 SVM 模型的 MSE 较小(MSE 为 0.0124),真实值与预测值的  $R$  最大( $R = 85.916\%$ ),同时参数  $C$  和  $g$  最小( $C = 1.414, g = 0.707$ )。因此,选择径向基核的 SVM 模型作为病叶氮素含量反演模型。

表 4 SVM 模型核函数的比较分析

Tab. 4 Compare analysis of core kernel of SVM

核函数	MSE	$R/\%$	$C$	$g$
线性核	0.0097	89.146	0.500	16.000
多项式核	0.0123	84.278	2.174	0.807
径向基核	0.0124	85.916	1.414	0.707
Sigmoid 核	0.0155	82.241	2.828	0.062

对不同病害严重度的加工番茄早疫病病叶 95 个样本,利用 K-CV 方法得出的最佳参数  $C$  和  $g$ ,对径向基核的 SVM 模型进行训练和预测。首先确定参数的粗略取值范围,利用网格搜索再进一步确定精细的取值范围,最后寻找最佳的参数取值。 $C$  的取值范围由  $2 \times 10^{-10} \sim 2 \times 10^{10}$  缩小到  $2 \times 10^{-2} \sim 2 \times 10^4$ , $g$  的取值范围由  $2 \times 10^{-10} \sim 2 \times 10^{10}$  缩小到  $2 \times 10^{-4} \sim 2 \times 10^4$ ,得出最佳参数  $C$  为 1.414, $g$  为 0.707,交叉验证的 MSE 为 0.013。真实值与预测值对比,得出真实值与预测值的 MSE 为 0.0124,相关系数  $R$  为 85.916%。SVM 模型真实值与预测值的平均相对误差为 0.175。

### 2.3.3 SVM 与光谱指数反演模型比较分析

以不同时期的加工番茄病叶的氮素含量,分别与 SR705、ND705、GMI-2、RI-half、PTEBc 光谱指数进行线性、对数和指数的模型构建。如表 5 所示,在各个光谱指数构建的模型中,PTEBc 构建的线性模型的 MSE 最大(MSE 为 0.0200),SR705 和 ND705 构建的线性模型和 RI-half 构建的对数模型的 MSE 最小(MSE 为 0.0125)。在 GMI-2、SR705 和 RI-half 构建的模型中,对数模型的  $R$  大于线性模型和指数模型,其中 GMI-2 构建的指数模型  $R$  最大( $R = 0.811$ )。在 ND705 和 PTEBc 构建的模型中线性模型的  $R$  最大,其中 ND705 构建的线性模型的  $R$  最大( $R = 0.807$ )。

表 5 单光谱指数模型及评价指标

Tab. 5 Single spectral index model and its evaluation indicators

指数	模型	$R$	MSE
GMI-2	$y = 0.021x + 0.006$	0.803	0.0127
	$y = 0.053\ln x + 0.012$	0.811	0.0126
	$y = 0.023e^{0.0371x}$	0.799	0.0130
SR705	$y = 0.035x - 0.001$	0.804	0.0125
	$y = 0.07\ln x + 0.013$	0.809	0.0128
	$y = 0.017e^{0.615x}$	0.784	0.0133
RI-half	$y = 0.048x - 0.025$	0.803	0.0128
	$y = 0.083\ln x + 0.014$	0.806	0.0125
	$y = 0.013e^{0.829x}$	0.786	0.0141
ND705	$y = 0.155x + 0.01$	0.807	0.0125
	$y = 0.0431\ln x + 0.111$	0.757	0.0126
	$y = 0.024e^{2.726x}$	0.801	0.0126
PTEBc	$y = -1.26x - 0.017$	0.768	0.0200
	$y = 0.015e^{-2.225x}$	0.771	0.0146

用 GMI-2 构建的指数模型和 ND705 构建的线性模型,分别与径向基核的 SVM 模型进行比较分析,如图 3 所示,在 3 类模型的反演结果与真实值的拟合分析的结果可知,3 类模型的预测均具有良好的反演结果,比较而言,SVM 模型的  $R$  最大,MSE 最小( $R = 0.859, MSE$  为 0.0124),模型的决定系数  $R^2$  最高( $R^2 = 0.838$ ),表明 SVM 模型的预测能力更强。

## 3 结论

利用不同时期、不同病害严重度的加工番茄早疫病病叶的光谱反射率,选择了 5 种光谱指数,通过支持向量机回归的方法,建立加工番茄病叶氮素含量的反演模型。结果表明:

(1) 在 410~710 nm 的可见光谱段,随着病害严重度加重,光谱反射率增加;在 715~1150 nm 的近

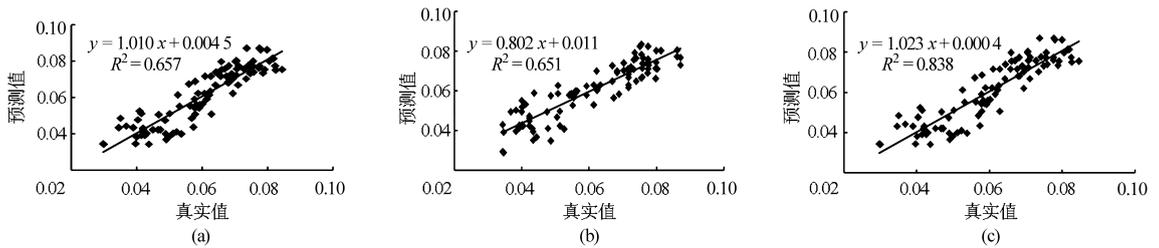


图3 SVM模型与光谱指数模型比较分析

Fig. 3 Compare analysis between SVM model and spectral index

(a) GMI-2 构建的指数模型 (b) ND705 构建的线性模型 (c) SVM 模型

红外谱段,随着病害严重度的加重,光谱反射率降低;在1400~2500 nm的短波红外谱段,随着病害严重度加重,光谱反射率降低;尤其在720~900 nm近红外反射平台,不同病害严重度的差异性最明显。

(2) 在218~357 nm、384~587 nm、1033~1141 nm、1499~2500 nm,相关系数的绝对值大于0.7,227~353 nm的氮素含量与光谱反射率的相关系数大于0.8,表现为强相关性。

(3) 选取了SR705、ND705、GMI-2、RI-half、PTEBc 5种光谱指数,作为SVM模型的输入变量。分别建立线性核、多项式核、径向基核和Sigmoid核的SVM模型,得出最佳模型为径向基核的SVM模

型。通过K-CV验证,确定了径向基核SVM模型的最佳参数C为1.414,g为0.707。SVM模型氮素含量反演的真实值与预测值的MSE为0.0124,相关系数R为85.916%,真实值与预测值的平均相对误差为0.175。

(4) 与5种光谱指数的线性、对数和指数模型,进行比较分析,得出径向基核SVM模型的真实值与预测值拟合的绝对系数最大( $R^2=0.838$ )。说明融合了5种光谱指数的径向基核SVM模型比单光谱指数的预测效果好,提高了加工番茄病叶氮素反演的精度,本方法为多波段协同反演氮素含量提供了新的思路。

## 参 考 文 献

- 1 Pattey E, Strachan I B, Boisvert J B, et al. Detecting effects of nitrogen rate and weather on corn growth using micrometeorological and hyperspectral reflectance measurements[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2001, 108(2): 85-99.
- 2 Weisz R, Crozier C R, Heiniger R W. Optimizing nitrogen application timing in no-till soft red winter wheat[J]. *Agronomy Journal*, 2001, 93(2): 435-442.
- 3 王渊,黄敬峰,王福民,等. 油菜叶片和冠层水平氮素含量的高光谱反射率估算模型[J]. *光谱学与光谱分析*, 2008, 28(2): 273-277.  
Wang Yuan, Huang Jingfeng, Wang Fumin, et al. Predicting Nitrogen concentrations from hyperspectral reflectance at leaf and canopy for rape[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2008, 28(2): 273-277. (in Chinese)
- 4 赵刚峰,李军,刘冰峰,等. 关中冬小麦叶片氮素含量高光谱遥感监测模型[J]. *麦类作物学报*, 2012, 32(3): 530-536.  
Zhao Gangfeng, Li Jun, Liu Bingfeng, et al. Monitoring model of leaf nitrogen content of winter wheat in Guanzhong district by hyperspectral remote sensing[J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2012, 32(3): 530-536. (in Chinese)
- 5 黄双萍,洪添胜,岳学军,等. 基于高光谱的柑橘叶片氮素含量多元回归分析[J]. *农业工程学报*, 2013, 29(5): 132-138.  
Huang Shuangping, Hong Tiansheng, Yue Xuejun, et al. Multiple regression analysis of citrus leaf nitrogen content using hyperspectral technology[J]. *Transactions of the CSAE*, 2013, 29(5): 132-138. (in Chinese)
- 6 王纪华,黄文江,劳彩莲,等. 运用PLS算法由小麦冠层反射光谱反演氮素垂直分布[J]. *光谱学与光谱分析*, 2007, 27(7): 1319-1322.  
Wang Jihua, Huang Wenjiang, Lao Cailian, et al. Reflected spectrum by partial least squares regression method[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2007, 27(7): 1319-1322. (in Chinese)
- 7 Ranjan R, Chopra U K, Sahoo R N, et al. Assessment of plant nitrogen stress in wheat (*Triticum aestivum* L.) through hyperspectral indices[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(20): 6342-6360.
- 8 Herrmann I, Karnieli A, Bonfil D J, et al. SWIR-based spectral indices for assessing nitrogen content in potato fields[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(19): 5127-5143.
- 9 Deel L N, McNeil B E, Curtis P G, et al. Relationship of a landsat cumulative disturbance index to canopy nitrogen and forest structure[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 118: 40-49.
- 10 Swain K C, Jayasuriya H P W, Salokhe V M, et al. Suitability of low-altitude remote sensing images for estimating nitrogen treatment variations in rice cropping for precision agriculture adoption[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2007, 1: 013547.

- 11 陈兵, 邓福军, 林海, 等. 基于光谱指数的棉花黄萎病叶片氮素含量提取[J]. 新疆农业科学, 2012, 49(12): 2222 – 2228.  
Chen Bing, Deng Fujun, Lin Hai, et al. Extracting nitrogen contents in leaves of cotton under verticillium wilt stress based on hyperspectral index[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2012, 49(12): 2222 – 2228. (in Chinese)
- 12 Yi Q X, Huang J F, Wang F M, et al. Evaluating the performance of PC – ANN for the estimation of rice nitrogen concentration from canopy hyperspectral reflectance[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(4): 931 – 940.
- 13 Zhang C H, Kovacs J M, Wachowiak M P, et al. Relationship between hyperspectral measurements and mangrove leaf nitrogen concentrations[J]. Remote Sensing, 2013, 5(2): 891 – 908.
- 14 Wang Y, Wang F M, Huang J F, et al. Validation of artificial neural network techniques in the estimation of nitrogen concentration in rape using canopy hyperspectral reflectance data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(17): 4493 – 4505.
- 15 胡根生, 张学敏, 梁栋, 等. 基于加权支持向量数据描述的遥感图像病害松树识别[J]. 农业机械学报, 2013, 44(5): 258 – 265.  
Hu Gensheng, Zhang Xuemin, Liang Dong, et al. Infected pine recognition in remote sensing images based on weighted support vector data description[J]. Transaction of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(5): 258 – 265. (in Chinese)
- 16 Penuelas J, Gamon J A, Fredeen A L, et al. Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen and water-limited sunflower leaves[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 48: 135 – 146.
- 17 Blackburn G A, Spectral indices for estimating photosynthetic pigment concentrations: a test using senescent tree leaves[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(4): 657 – 675.
- 18 Gitelson A A, Merzlyak M N. Remote sensing of chlorophyll concentration in higher plant leaves[J]. Advances in Space Research, 1998, 22(5): 689 – 692.
- 19 Gitelson A A, Merzlyak M N. Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. leaves: spectral features and relation to chlorophyll estimation[J]. Journal of Plant Physiology, 1994, 143(3): 286 – 292.
- 20 Vogelmann J E, Rock B N, Moss D M. Red-edge spectral measurements from sugar maple leaves[J]. International Journal of Remote Sensing, 1993, 14(8): 1563 – 1575.
- 21 Zarco-tejada P J, Miller J R, Noland T L, et al. Scaling-up and model inversion methods with narrow-band optical indices for chlorophyll content estimation in closed forest canopies with hyperspectral data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(7): 1491 – 1501.
- 22 Gupta R K, Vijayan D, Prasad T S. Comparative analysis of red edge hyperspectral indices[J]. Advances in Space Research, 2003, 32(11): 2217 – 2222.
- 23 Bames J D, Balaguer L, Manrique E, et al. A reappraisal of the use of DMSO for the extraction and determination of chlorophylls a and b in lichens and higher plants[J]. Environmental and Experimental Botany, 1992, 32: 85 – 100.
- 24 Marshak A, knyazikhin Y, Davis A, et al. Cloud vegetation interaction: use of normalized difference cloud index for estimation of cloud optical thickness[J]. Geophysical Research Letters, 2000, 27: 1695 – 1698.
- 25 Gitelson A A, Kaufman Y J, Merzlyak M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS – MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58: 289 – 298.
- 26 Rodriguez D, Fitzgerald G J, Belford R, et al. Detection of nitrogen deficiency in wheat from spectral reflectance indices and basic crop ecobiophysiological concepts[J]. Australian Journal of Agricultural Research, 2006, 57(7): 781 – 789.
- 27 Penuelas J, Baret F, Filella I. Semi-empirical indices to assess carotenoids/chlorophyll a ratio from leaf spectral reflectance[J]. Photosynthetica, 1995, 31(2): 221 – 230.
- 28 Sims D A, Gamon J A. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2 – 3): 331 – 354.
- 29 Datt B, Visible/near infrared reflectance and chlorophyll content in eucalyptus leaves[J]. International Journal of Remote Sensing, 1999, 20(14): 2741 – 2759.
- 30 Dash J, Curran P J. The MERIS terrestrial chlorophyll index[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(23): 5403 – 5413.

- 16 Qiao W, Qu L, Harley R. Control of IPM synchronous generator for maximum wind power generation considering magnetic saturation[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2009, 45(3): 1095 – 1105.
- 17 Li S, Haskew T A, Xu L. Conventional and novel control designs for direct driven PMSG wind turbines[J]. *Electric Power Systems Research*, 2010, 80(3): 328 – 338.
- 18 Fernandez L M, Garcia C A, Jurado F. Operating capability as a PQ/PV node of a direct-drive wind turbine based on a permanent magnet synchronous generator[J]. *Renewable Energy*, 2010, 35(6): 1308 – 1318.

## Control System of Permanent Magnet Generator for Boom Potential Energy Recovery

Wang Tao<sup>1</sup> Wang Qingfeng<sup>2</sup>

(1. *College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China*

2. *State Key Laboratory of Fluid Power Transmission and Control, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China*)

**Abstract:** Potential energy recovery can significantly reduce the boom energy consumption produced by frequent rising and lowering operations. As a critical component, the performance of the permanent magnet generator applied in energy recovery has a strong influence on energy conversion and motion control. Therefore, it is necessary to research and design the control system of the generator. Since there exist input and output parametric fluctuations, adaptive control and disturbance compensation were proposed in the current loop and the speed loop, respectively. Experiments were implemented on a test bench which is loaded with hydraulic approach. The results show that the good current and speed control performances were realized, and anti-disturb capability was also improved.

**Key words:** Construction machinery Potential energy recovery Permanent magnet generator Control system Gain adaptive Disturbance compensation

(上接第 285 页)

## Remote Sensing Inversion of Nitrogen Content Based on SVM in Processing Tomato Early Blight Leaves

Yin Xiaojun<sup>1</sup> Zhang Qing<sup>2</sup> Zhao Qingzhan<sup>1</sup> Wang Chuanjian<sup>1</sup> Ning Chuan<sup>1</sup>

(1. *Institute of Information Science and Technology, Shihezi University, Shihezi 832000, China*

2. *Key Laboratory of Digital Globe, Institute of Remote Sensing and Digital Earth of CAS, Beijing 100094, China*)

**Abstract:** Support vector machine was used to invert nitrogen content of processing tomato early blight leaves in Xinjiang. The spectrum characteristic of processing tomato of difference disease level was analyzed. Then nitrogen content was found to be strong correlation with the spectral reflectivity on 218 ~ 357 nm, 384 ~ 587 nm, 1 033 ~ 1 141 nm, 1 499 ~ 2 500 nm, because the correlation coefficients were more than 0.8. The vegetation index, SR705, ND705, GMI – 2, RI – half, and PTEBc were chosen through K – CV cross-validation, and SVM model was used to invert the nitrogen content with the vegetation index. The results show that the precision the SVM model of radial basis function kernel was the highest in linear kernel, polynomial kernel, radial basis function kernel and Sigmoid kernel. The value of MSE was 0.012 4. The value of  $R$  was 85.916%. The value of average relative error was 0.175. SVM model with multi-vegetation index improved the precision of inverting nitrogen content of processing tomato early blight leaves.

**Key words:** Processing tomato Early blight Nitrogen content Spectrum index Inversion Support vector machine