

尘埃影响下的植被指数修正研究

陈凡涛^{1, 2}, 赵文吉^{1, 2*}, 晏星³

1. 首都师范大学三维信息获取与应用教育部重点实验室, 北京 100048
2. 首都师范大学资源环境与地理信息系统北京市重点实验室, 北京 100048
3. 香港理工大学土地测量及地理资讯学系, 中国香港

摘要 植被指数是表征植被覆盖, 生长状况简单有效的度量参数。本文以城市绿化主要植被大叶黄杨为例, 研究叶片滞尘对植被指数的影响, 并构建植被指数修正模型对植被指数进行修正优化, 提高植被指数的测量精度。研究选取北京城区为研究区, 采集 20 个采样点的 200 个叶片样本, 利用电子分析天平、ASD 高光谱辐射仪及 Win FOLIA 叶面积仪, 分别获取叶片尘埃量、光谱信息、叶面积等数据。通过对比分析样本叶片除尘前、后光谱特征及 NDVI、NDWI、NDNI、NDII、CAI、PRI 植被指数分布特征差异, 结合单位滞尘量与光谱数据, 构建植被指数修正模型, 并对修正模型进行精度检验。结果表明: 大叶黄杨叶片在除尘前与除尘后的光谱曲线均表现出典型的植被光谱特征, 且蓝边、红边均出现在 520 和 705 nm 处, 然而在 350~700, 750~1 350, 1 500~1 850, 1 900~2 100 nm 波段范围内, 滞尘对叶片光谱反射率影响显著, 同时对植被指数也有较大影响; 通过对滞尘量定量的研究分析发现, 当尘埃质量增加时, NDVI 和 PRI 植被指数与尘埃量的线性关系变弱, 而 NDWI, NDII, CAI 植被指数与尘埃量依然保持明显的线性关系。修正模型 NDVI, NDII, CAI, PRI 精度验证决定系数(R^2)分别为 0.547, 0.430, 0.653, 0.960, RMSE 分别为 0.035, 0.020, 0.112, 0.009。研究结果表明对以后利用植被指数进行大面积植被反演、评估时, 根据滞尘量影响进行修正优化, 提高反演精度有一定参考意义。

关键词 大叶黄杨; 高光谱; 植被指数; 滞尘量; 回归分析

中图分类号: O657.3 文献标识码: A DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2015)10-2830-06

引言

植被指数(vegetation index, VI)是遥感领域用以表征地表植被覆盖度、生长状况的一个简单有效的度量参数。通常能一定程度的消除环境背景影响, 更好的指示植被生理状态, 更清晰的反映叶片生化组分对光谱的响应^[1]。随着高光谱遥感技术的发展, 植被指数为大范围的进行定量分析土地覆盖、植被生产力、生物量估算、分类、植物冠层理化参量与光谱特征关系等提供了有力工具。如(normalized differential vegetation index, NDVI)曾用于墨西哥荒漠地区灌木林覆盖度与 NDVI 的关系研究; (normalized difference nitrogen index, NDNI)能敏感地反映小麦冠层的氮素状况; (cellulose absorption index, CAI)用于估算农作物秸秆残茬覆盖度等诸多研究。

植被指数建立的本质是, 在综合考虑相关光谱信号的基础上, 把多波段反射率做数学变换, 使其在增强植被信息的同时, 使非植被信息最小化。但通常影响植被指数的因子较多且较为复杂, 主要包括生物和物理两个领域。生物领域主要是指与光学特性和植被覆盖状态有关的各因子, 而物理领域主要为土壤影响、大气影响、传感器影响、角度影响等^[2]。对此遥感领域的专家学者们也做过大量的相关研究, 如 CleversJ 等^[3]建立“权重差植被指数”改善(leaf area index, LAI)估算的同时, 减小了土壤背景的影响; Major 等^[4]考虑到土壤的含水量及太阳入射角变化等因素, 发展了 SAVI 的三个新形式: SAVI2, SAVI3 和 SAVI4; Jackson 等^[5]提出, 大气污染妨碍了植被胁迫的探测, 如果在基于植被指数应用遥感数据的同时, 结合土地利用数据, 发展大气校正技术等是很必要的等等。

纵观国内外学者的研究, 另一个影响因素在植被指数研

收稿日期: 2014-06-30, 修订日期: 2014-10-15

基金项目: 国家青年科学基金项目(41201488), 国家基础测绘基金项目(2011A2001), 博士点基金项目(20111102110004)资助

作者简介: 陈凡涛, 1989 年生, 首都师范大学三维信息获取与应用教育部重点实验室硕士研究生 e-mail: ftchen0806@cnw.edu.cn

* 通讯联系人 e-mail: zhwenji1215@163.com

究中依旧被忽视，那就是植被表面滞尘影响。植被表面滞留的尘埃，在一定程度上将掩盖或者干扰植被光谱特征，导致植被指数信息无法准确的表达，这也正是目前植被指数法进行大面积反演监测存在的不足，因此获取准确的植被光谱信息，是进行植被指数分析等工作的重要前提。与此同时，近年来雾霾、交通、建造、人类活动等引发的大气污染，严重影响日常生活的同时，植被受滞尘影响也开始凸显。在此背景下，本文以主要城市植被大叶黄杨为例通过对比分析叶片除尘前、后植被指数的差异性变化，并结合滞尘量与光谱数据构建回归模型，对遥感植被指数进行修正优化，能在一定程度上降低叶片滞尘对植被指数的影响。旨在为后续结合遥感技术进行大范围、高精度的植被指数研究提供参考。

1 实验部分

1.1 样本采集

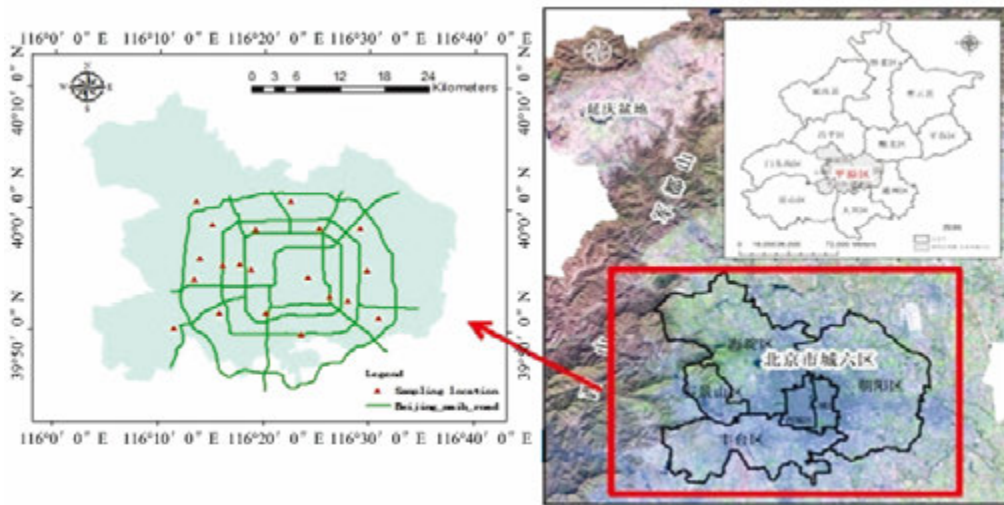


Fig 1 Sampling locations

1.2 数据测量

滞尘量测定利用电子分析天平(精度为 0.000 01 g)对每个样本进行两次称重，即除尘前测得叶片重量 W_1 ，之后用超纯净水仔细冲洗并用吸水纸反复擦拭，进行干燥处理后，测得除尘后叶片重量 W_2 ， $\Delta W = W_1 - W_2$ 即为叶片滞尘量。

光谱特征测定使用美国 ASD 公司研制的 Field Spec 3 高光谱辐射仪，在暗室条件下利用植物探头自带的卤素灯光源，分别测定除尘前与除尘后样本叶片的光谱反射率信息。植物探头光斑直径为 10mm，在避开叶片中部叶脉的同时视场不超出叶片表面范围。测量时使用叶片夹，保证叶片完全展开，光源垂直照射。设备光纤前视视角为 25° ，波谱覆盖范围介于 350~2 500 nm 之间，其中 350~1 000 nm 光谱采样间隔为 1.4 nm，分辨率为 3 nm，1 000~2 500 nm 光谱采样间隔为 2 nm，分辨率为 10 nm。每 10 min 进行 1 次标准白板优化校正，标准白板的反射率为 1。光谱测定过程中光谱仪将重复测量 10 次，计算其均值以表征该样本叶片光谱反射率。

研究区选取北京城区(N39. 56°, E116. 20°)，市中心海拔 43. 71 m，总面积 16 808 km²，规划市区面积 1 041 km²，属于暖温带季风气候，四季分明，降水集中，年平均降雨量 620 mm。研究选取大叶黄杨作为研究植被，因其具有枝叶茂密、耐阴抗寒、四季常青等特性，成为北京城区室外及交通系统中主要城市绿化植被，同时也是进行植被指数研究的重要素材。研究共选取 20 个采样点，其中涵盖北京城区六种主要土地利用类型(居住用地、公共管理与服务用地、商业服务用地、工业用地、交通设施用地、绿地)。为避免降雨等天气影响，样品采集选定在 2014 年 1 月 11 日无雨、无风天气状况下进行。在植株外围东南西北及顶部 5 个方向的枝条上进行多点采样，采样时尽量避免抖动并将采集的叶片小心封存于自封袋中，然后放入冰盒保存维持其生物理化活性，及时运回实验室。每个采样点采集 10 个样本叶片，共采集样本 200 个。

叶面积测定时叶片经扫描仪扫描后用 Win FOLIA 多用途叶面积仪，计算叶面积 S 。单位面积滞尘量 = 叶片滞尘量 (ΔW)/叶面积(S)。

2 结果与讨论

2.1 除尘前后光谱曲线特征对比

利用 ASD 高光谱辐射仪测得样本叶片除尘前与除尘后的光谱特征曲线，并计算 200 个样本叶片在除尘前、后光谱曲线在不同波段反射率均值，如图 2 所示。通过对比发现，样本叶片除尘前与除尘后的光谱曲线走势基本一致，均表现出典型的植被光谱特征。即在可见光(380~780 nm)波段与近红外(780~1 100 nm)波段均出现两个反射峰和三个吸收谷，其中反射峰在 550 和 900 nm 处；吸收谷在 400~500，600~700，950~1 000 nm 之间，这与 Yan 等^[6]研究结果一致。

除尘前与除尘后叶片滞尘为样本的唯一变量。除尘前、

后光谱特征曲线虽然走势基本一致，然而在某些波段范围反射率却有着较大差异，其中主要区分范围在 350~700, 750~1 350, 1 500~1 850, 1 900~2 100 nm 波段。在 350~700, 1 900~2 100 nm 范围内，除尘前样本的光谱反射率略高于除尘后；在 750~1 350, 1 500~1 850 nm 范围内，除尘后样本的光谱反射率明显高于除尘前。蓝边位置均出现在 520 nm 附近，红边位置均在 705 nm 附近，且除尘前、后并没有引发“红边”明显的“蓝移”或“红移”现象，这也与肖仲亮等^[7]研究灰尘并不会造成“红边”移动的结果一致。

2.2 植被指数与分布特征直方图

为分析叶片表面滞尘对植被指数的影响，研究选取由可见光和近红外构建的六种常见的典型植被指数作为研究对

象，如表 1 所示。

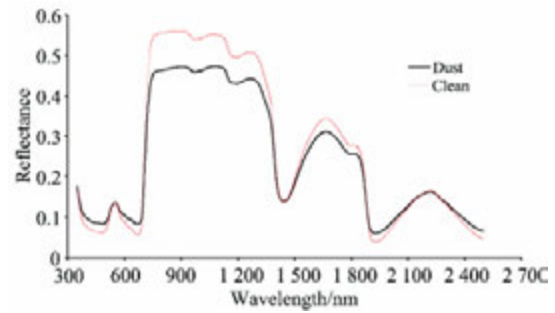


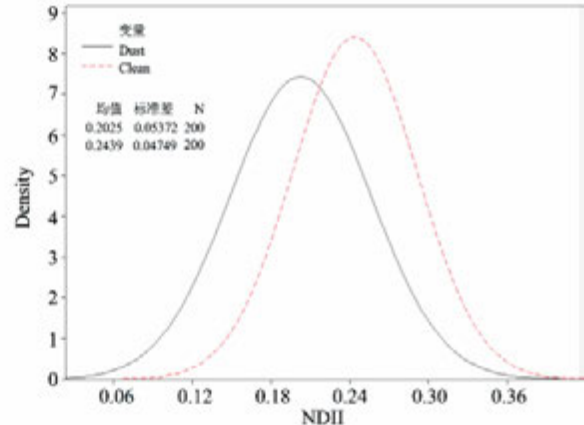
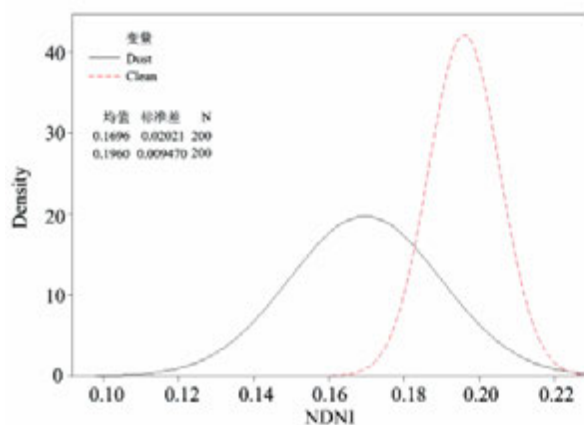
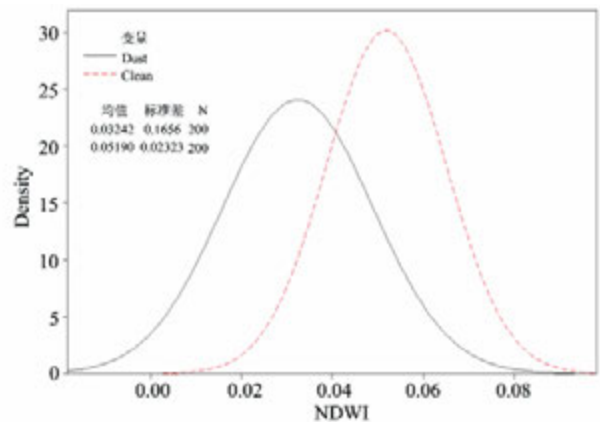
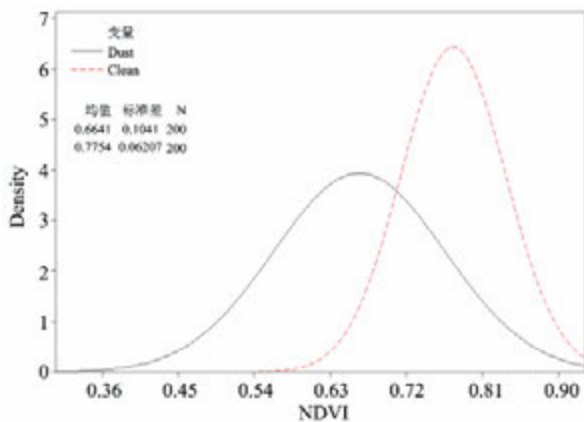
Fig 2 Comparison of spectral reflectance between dust and clean leaves

Table 1 Vegetation indices used in this paper

植被指数	计算公式	文献
NDVI(normalized differential vegetation index)	$(R_{810} - R_{690}) / (R_{810} + R_{690})$	[8]
NDWI(normal differential water index)	$(R_{860} - R_{1240}) / (R_{860} + R_{1240})$	[9]
NDNI(normalized difference nitrogen index)	$[\log(1/R_{1510})\log(1/R_{1680})] / [\log(1/R_{1510}) + \log(1/R_{1680})]$	[10]
NDII(normalized difference infrared index)	$(R_{819} - R_{1600}) / (R_{819} + R_{1600})$	[11]
CAI(cellulose absorption index)	$1/2(R_{2000} + R_{2200}) - R_{2100}$	[12]
PRI(physiological reflectance index)	$(R_{570} - R_{531}) / (R_{570} + R_{531})$	[13]

根据获取的叶片光谱特征及植被指数计算公式，计算每个样本叶片在除尘前与除尘后的六种植被指数，并根据其植被指数值的分布特征生成直方图，如图 3 所示。通过图 3，很容易看出直方图呈正态分布，且在除尘前与除尘后植被指数

分布差异非常明显。NDVI, NDWI, NDNI, NDII, CAI, PRI 植被指数在除尘前均值分别为 0.664, 0.032, 0.170, 0.203, 1.194, 0.009，除尘后均值分别为 0.775, 0.052, 0.196, 0.244, 1.120, 0.027。在分布密度方面，NDVI, NDWI,



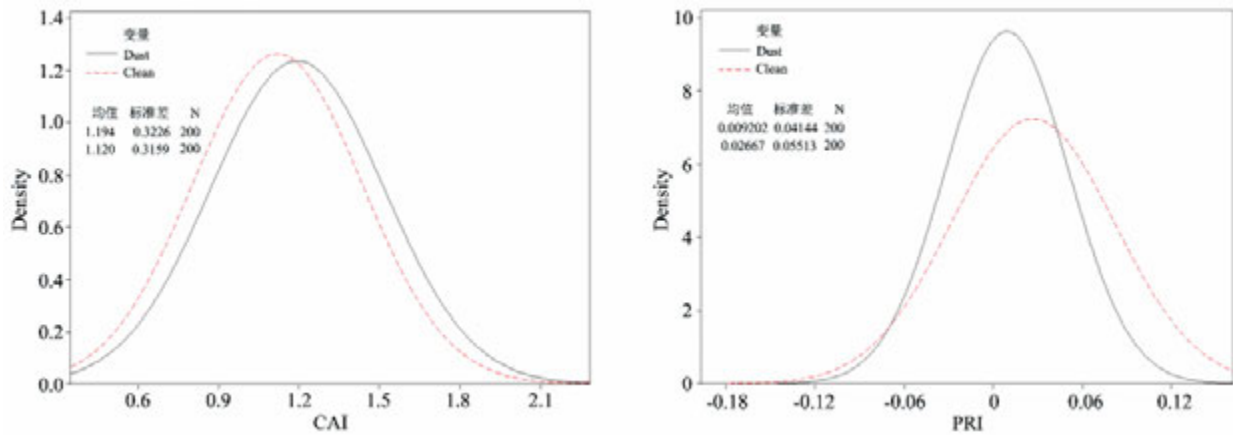


Fig 3 Histogram of vegetation indices between dust and clean leaves

NDNI, NDII 植被指数分布密度增大, CAI 分布密度基本不变, 而 PRI 分布密度反而减小。

就其原因分析, 在除尘前、后由于叶片表面受滞尘影响, 光谱反射率发生变化, 导致在进行植被指数计算时, 计算参数(波段的反射率)发生相应改变, 因此计算得到的植被指数值也不同。然而, 就其植被指数分布特征变化而言, 除 CAI 外其他植被指数变化都较为明显。由图 2、表 1 不难发现, CAI 计算波段来源为 2 000~2 200 nm 区间, 叶片反射率在除尘前、后变化相对较小, 而 NDVI, NDWI, NDNI, NDII, PRI 计算波段来源为叶片反射率变化较大的 350~700, 750~1 350, 1 500~1 850 nm 区间, 参数变化也相对较大, 因此植被指数在除尘前、后变化明显。为此, 在以后进行有关植被指数研究时, 还应考虑植被滞尘因子对植被指数的影响, 或者选取滞尘影响较小波段进行研究实验。

2.3 植被指数修正模型构建

为深入定量研究滞尘对植被指数的影响, 研究根据采集的 200 个样本在除尘前植被指数值、除尘后植被指数值及单位滞尘量数据, 分别构建 NDVI, NDWI, NDNI, NDII, CAI, PRI 植被指数回归方程, 建立滞尘量与植被指数的关系模型, R^2 为决定系数, 结果如表 2 所示。从表 2 可以看出, NDII, CAI, PRI 模型拟合效果较好, 其模型的决定系数 (R^2) 分别为 0.726, 0.789, 0.885; NDVI 与 NDWI 模型拟合效果一般, 决定系数 (R^2) 分别为 0.477, 0.592; 然而, NDNI 模型拟合效果较差, 决定系数 (R^2) 仅为 0.208。由此说明, NDVI, NDWI, NDII, CAI, PRI 植被指数模型适用于修正模型的应用研究, 而 NDNI 模型则不适用。

Table 2 Regression model for total experimental data (N=200)

植被指数	回归方程	R^2
NDVI	$B=0.464+0.440\times A+0.002\times C^*$	0.477
NDWI	$B=0.027+0.610\times A+0.000\times C^*$	0.592
NDNI	$B=0.163+0.150\times A+0.001\times C^*$	0.208
NDII	$B=0.077+0.703\times A+0.002\times C^*$	0.726
CAI	$B=0.210+0.843\times A-0.009\times C^*$	0.789
PRI	$B=0.003+1.269\times A+0.001\times C^*$	0.885

注: A 为除尘前植被指数; B 为除尘后植被指数; C^* 为单位面积滞尘量, 单位为 $g\cdot m^{-2}$

构建不同滞尘量范围植被指数修正模型, 进一步探究滞尘量对植被指数的影响。实验将采集的 200 个样本随机去除 5 个, 将剩下 195 个样本按单位滞尘量范围分为 0~8, 8~11, 11~24 $g\cdot m^{-2}$ 三组, 每组 65 个。并分别从各组中随机选 15 个样本作为模型验证数据, 剩余 50 个用作模型构建。按单位滞尘量范围分别构建植被指数修正模型 a, b, c, 结果如表 3 所示。由表 3 可知, NDVI 和 PRI 修正模型随着滞尘量的增加, 修正模型效果降低; NDWI, NDII, CAI 修正模型随着滞尘量的增加, 修正模型效果反而增强。由此说明, NDVI 和 PRI 植被指数与尘埃量不仅存在线性关系, 还有非线性的相关性, 当滞尘量较大时线性关系不显著, 利用线性修正模型适用性不好; 然而, NDWI, NDII, CAI 植被指数与尘埃的线性关系显著, 当滞尘量较大时, 线性修正模型适用性增强。

Table 3 Results of regression model (N=50)

植被指数	a. 回归方程 (0~8 $g\cdot m^{-2}$)	R^2	b. 回归方程 (8~11 $g\cdot m^{-2}$)	R^2	c. 回归方程 (11~24 $g\cdot m^{-2}$) KLR ²	R^2
NDVI	$B=0.324+0.586\times A+0.008\times C^*$	0.740	$B=0.459+0.427\times A-0.004\times C^*$	0.430	$B=0.485+0.416\times A+0.002\times C^*$	0.478
NDWI	$B=0.023+0.562\times A+0.001\times C^*$	0.475	$B=0.030+0.586\times A+0.000\times C^*$	0.611	$B=0.018+0.712\times A+0.001\times C^*$	0.691
NDII	$B=0.035+0.738\times A+0.008\times C^*$	0.644	$B=0.089+0.781\times A-0.000\times C^*$	0.776	$B=0.070+0.719\times A+0.003\times C^*$	0.741
CAI	$B=0.037+0.939\times A-0.002\times C^*$	0.769	$B=-0.101+0.987\times A+0.008\times C^*$	0.837	$B=0.366+0.727\times A-0.012\times C^*$	0.799
PRI	$B=-0.018+1.348\times A+0.004\times C^*$	0.956	$B=-0.033+1.243\times A+0.005\times C^*$	0.911	$B=0.010+1.345\times A+0.001\times C^*$	0.746

注: A 为除尘前植被指数; B 为除尘后植被指数; C^* 为单位面积滞尘量, 单位为 $g\cdot m^{-2}$

2.4 修正模型检验

为检验修正模型对植被指数的修正效果,选取具有代表性,决定系数(R^2)最大且大于 0.7 的修正模型,即 NDVI 修正模型 a、PRI 修正模型 a、NDII 修正模型 b、CAI 修正模型 b 进行检验。利用与修正模型相对应的滞尘量验证数据,将样本叶片除尘前的植被指数 A 与单位滞尘量 C^* 作为变量带入相应植被指数修正模型,生成植被指数修正值 B,然后将测量值 B 与修正值 B 进行比较,检验修正精度,并计算均方根误差(RMSE),结果见图 4。NDVI, NDII, CAI, PRI 的决

定系数(R^2)分别为 0.547, 0.430, 0.653, 0.960 和 RMSE 分别为 0.035, 0.020, 0.112, 0.009。检验结果表明,通过修正模型修正后的植被指数精度达到了一定要求。因此,在以后利用植被指数进行大面积反演、评估时,可以结合一定的植被滞尘量数据,并运用植被指数修正模型的方法对植被指数进行修正优化,降低甚至去除植被尘埃对植被指数结果的影响,更真实的反映植被生理特征,使研究的结果更加准确可信。

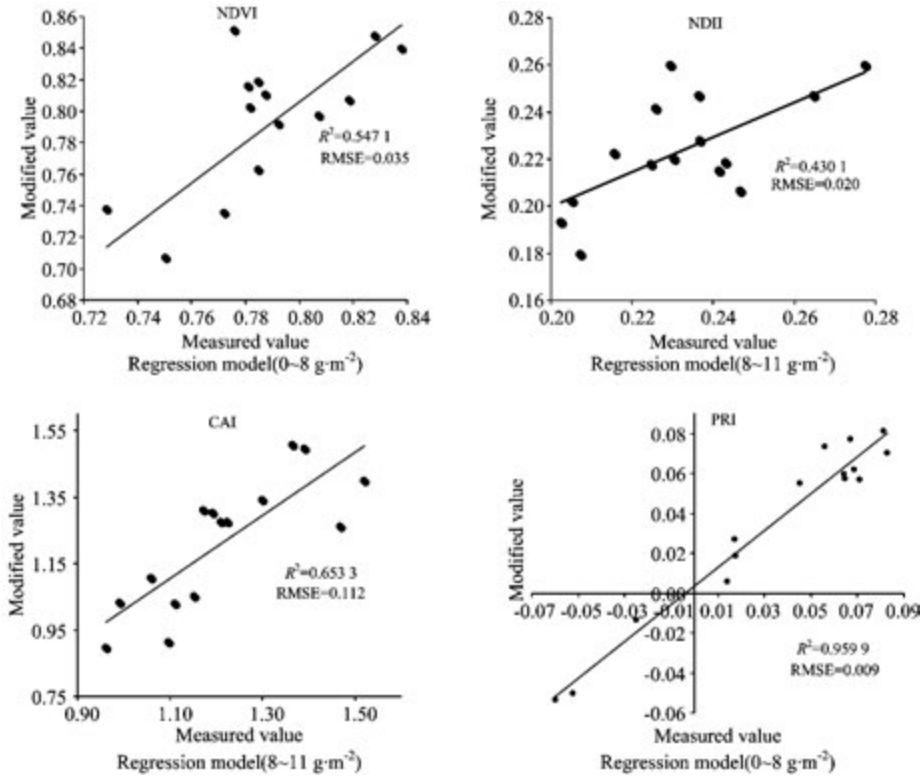


Fig 4 Comparison of modified and measured value(N=15)

3 结论

以大叶黄杨为例,通过研究叶片滞尘对植被光谱及植被指数的影响,得出如下结论。

(1)在除尘前与除尘后叶片光谱曲线走势基本一致,且蓝边、红边均出现在 520 和 705 nm 处,表现出典型的植被光谱特征。然而,在 350~700, 750~1 350, 1 500~1 850, 1 900~2 100 nm 波段范围内,尘埃对叶片光谱反射率影响显著。

(2)通过对比除尘前与除尘后的六种植被指数分布特征直方图,发现叶片滞尘对植被指数影响也较大,因此在以后进行有关植被指数的研究时,还应考虑尘埃对植被指数的影响。

(3)通过滞尘量范围的分段讨论表明,NDVI 和 PRI 植

被指数与尘埃量不仅存在线性关系,还有非线性的相关性,当滞尘量较大时线性关系不显著;然而 NDWI, NDII, CAI 植被指数与尘埃量的线性关系显著,当滞尘量较大时,线性修正模型适用性增强。

(4)通过对修正模型 NDVI, NDII, CAI, PRI 精度验证表明,修正模型已达到一定精度要求,在以后进行大面积反演、评估时,可以结合滞尘量信息对植被指数进行修正处理,能在一定程度上降低叶片滞尘对植被指数的影响。

随着植被指数在农业、生态、环境等领域的广泛的应用,获取更真实、更准确的植被指数显得尤为重要,而植被的滞尘效应却对光谱形成干扰,很难真实地反映植被理化特征,对植被指数的准确获取有较大影响。为此本研究表明,结合滞尘量信息及植被指数修正模型切实有效的对植被指数进行优化,对往后的植被指数等研究具有重要意义。

References

- [1] Yan C, Niu Z, Wang J, et al. *Journal of Remote Sensing*, 2005, 9(6): 742.
- [2] Gamon J A, Penuelas J, Field C B. *Remote Sensing of Environment*, 1992, 41(1): 35.
- [3] Clevers J. *Remote Sensing of Environment*, 1989, 29(1): 25.
- [4] Major D J, Baret F, Guyot G. *International Journal of Remote Sensing*, 1990, 11(5): 727.
- [5] Jackson R D, Pinter Jr P J. *Remote Sensing of Environment*, 1986, 20(1): 43.
- [6] Yan X, Shi W Z, Zhao W J, et al. *Spectroscopy Letters*, 2014, 47: 536.
- [7] Xiao Shenliang, Chen Zhongxin. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2007, 23(4): 410.
- [8] Rouse Jr J W, Haas R H, Schell J A, et al. *NASA Special Publication*, 1974, 351: 309.
- [9] Gao B C. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 58(3): 257.
- [10] Fourty T, Baret F, Jacquemoud S, et al. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 56(2): 104.
- [11] Hardisky M A, Klemas V, Smart M. *Spartina Alterniflora*, 1983. 77.
- [12] Daughtry C S T, Nagler P L, Kim M S, et al. *Near Infrared Spectroscopy: The Future Waves*, 1996. 505.
- [13] Gamon J A, Penuelas J, Field C B. *Remote Sensing of Environment*, 1992, 41(1): 35.

The Study Based on Rectification of Vegetation Indices with Dust Impact

CHEN Fan-tao^{1, 2}, ZHAO Wen-ji^{1, 2*}, YAN Xing³

1. Key Laboratory of 3D Information Acquisition and Application of Ministry of Education, Capital Normal University, Beijing 100048, China
2. Resources, Environment and Geographic Information System Key Laboratory of Beijing, Capital Normal University, Beijing 100048, China
3. The Department of Land Surveying and Geo-Informatics, The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong, China

Abstract Vegetation indices are the simplest and most effective metric parameters representing the features of vegetation cover and growth condition. This paper used *Euonymus japonicas* Thunb as a study case and collected 200 leaf samples in 20 locations. Using electronic analytical balance and ASD hyperspectral radiometer with Win FOLIA leaf area meter obtained the data of the amount of dust, spectral information and leaf area. Through comparative analysis between dust and clean leaves, differences of spectral curve and vegetation indices were apparent. Then, combined with dust weight and spectral data, dust correction models for vegetation indices were built. The analysis results showed that the spectral curve between clean and dust leaves has typical characteristics: blue edge and red edge were at 520 and 705 nm; however, dust influenced leaf reflectance significantly in range of 350~700, 750~1 350, 1 500~1 850, 1 900~2 100 nm wavelength, and had a greater impact on vegetation indices. With dust weight increasing, the linear correlation of dust with NDVI and PRI was non-significant, but that with NDWI, NDII and CAI was still significant. The verification of correction models showed that coefficient of determination (R^2) of NDVI, NDII, CAI and PRI were 0.547, 0.430, 0.653 and 0.96 and their root mean square error (RMSE) was 0.035, 0.020, 0.112 and 0.009 respectively. Furthermore, it showed that applying dust correction models can improve the accuracy of vegetation indices calculation.

Keywords *Euonymus japonicas*; Spectral data; Vegetation index; Amount of dust absorption; Regression analysis

(Received Jun. 30, 2014; accepted Oct. 15, 2014)

* Corresponding author