冬小麦叶面积指数遥感反演方法比较研究

谢巧云^{1,2},黄文江^{1*},蔡淑红³,梁 栋²,彭代亮¹, 张 清¹,黄林生²,杨贵军⁴,张东彦²

1. 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

2. 安徽大学, 计算机智能与信号处理教育部重点实验室, 安徽 合肥 230039

3. 河北省农业技术推广总站,河北石家庄 050011

4. 北京农业信息技术研究中心,北京 100097

摘 要 叶面积指数(leaf area index, LAI)是反映作物生长状况和进行产量预测预报的主要指标之一,对诊断作物生长状况具有重要意义。遥感技术为大面积、快速监测植被LAI提供了有效途径。利用高光谱遥感影像,结合田间同步实验数据,探讨不同方法对冬小麦叶面积指数遥感反演的能力。介绍了支持向量机、离散小波变换、连续小波变换和主成分分析四种LAI反演方法。分别利用上述四种方法构建冬小麦LAI反演模型,并对不同算法反演的LAI模型进行了真实性检验。结果显示,支持向量机非线性回归模型精度最高,对冬小麦LAI估算能力最强,反演值与实测值拟合的决定系数为0.8234、均方根误差为0.4195。离散小波变换法和主成分分析法都是基于特征提取和数据降维,其多元变量回归分析对LAI估算能力相近,决定系数分别为0.6971和0.6924,均方根误差分别为0.6058和0.5541。连续小波变换法回归模型精度最低,不适宜直接用其小波系数来反演LAI。结果表明,非线性支持向量机模型最适宜用于研究区域的冬小麦LAI反演。

关键词 叶面积指数;高光谱;支持向量机;小波变换;主成分分析 中图分类号:TP79 文献标识码:A DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2014)05-1352-05

引 言

叶面积指数是指单位地表面积上方植物叶单面面积的总和,是众多生态、陆面过程模型的重要输入参数。精确估算 植被LAI的空间变化及其对物候的响应对植被长势与光合 作用、病虫害监测、生物量估算以及碳循环都有重要意 义^[1,2]。LAI可通过传统地面测量法和遥感估算方法得到。 但传统方法仅能获得地面有限点的LAI值,遥感技术为大面 积、快速监测植被LAI提供了有效途径^[3]。遥感估算LAI的 方法主要有两类。一类是经验反演法,如Darvishzadeh^[4]、 Zhao^[5]、陈鹏飞^[6]等通过建立植被指数与叶面积指数的统计 关系来反演叶面积指数。另一类是模型反演法,如李小 文^[7]、李鑫川^[8]等致力于辐射传输模型的构建来提高LAI的 反演精度。植被的生理生化参数与光谱反射率之间的关系较 复杂,利用植被植被指数建立的线性模型往往缺乏普适性, 反演误差较大。支持向量机(support vector machines, SVM) 由于其优越的学习能力,在国内外学术界受到广泛重视^[9]。 高光谱遥感信息可以弥补基于宽波段估算 LAI 对某些细微 技术问题忽略的不足,利用高光谱开展 LAI 估算研究成为农 业定量遥感和精准农业的研究热点问题之一。但是高光谱存 在信息量大、信息相关性强以及信息冗余等问题,为数据分 析和处理带来了很多不便。小波变换(wavelet transform)^[10] 和主成分分析(principle component analysis, PCA)具有强大 的信号处理与分析能力,被广泛应用于数据压缩、特征提取 等方面。

在获取冬小麦高光谱反射率与田间实测 LAI 数据的基础上,运用支持向量机、小波变换以及主成分分析方法分别进行估算,通过对比研究这些模型方法的可行性来提高 LAI的计算效率与估算精度,为 LAI 遥感反演提供科学依据。

收稿日期: 2013-07-10,修订日期: 2013-11-15

基金项目:中国科学院百人计划项目(黄文江),国家自然科学基金项目(41271412)项目和安徽省高等学校省级自然科学研究项目 (KJ2013A026)资助

作者简介:谢巧云,女,1989年生,中国科学院遥感与数字地球研究所硕士研究生 e-mail, xieqiaoyun2011@gmail.com *通讯联系人 e-mail, huangwenjiang@gmail.com

1 实验部分

1.1 仪器及数据

试验于 2002 年在北京市小汤山国家精准农业研究示范 基地进行。基地于 2002 年利用(pushbroom hyperspectral imager, PHI) 仪器开展了 3 次飞行数据获取试验,时间分别是 4 月 18 日(冬小麦拔节期)、5 月 17 日(冬小麦灌浆始期)和 5 月 31 日(冬小麦浆节期)。每次飞行的航高为 1 000~1 200 m,飞行航线为 7 个航带,覆盖整个小汤山基地。PHI 是由 中科院上海技术物理所研制的面阵推扫型成像光谱仪,光谱 分辨率小于 5 nm,波长范围为 405~835 nm,共 80 个波段。 对高光谱图像进行了辐射校正、反射率转换和几何校正,最 后得到的高光谱图像的每一个象素不仅有该点的光谱反射 率,也有该点的地理大地坐标位置。校正后图像的重采样分 辨率为 1 m。

同步获取了3次地面光谱与理化参量同步采样数据。 LAI测量采用比叶重法^[11]。每次采样共有48个地面采样点, 每次生化采样数据有GPS位置记录,根据采样点的地理位 置,对地面生化采样与图像光谱进行相关分析。

1.2 反演方法

1.2.1 支持向量机

支持向量机最早是 Vapnik 等在统计学理论基础上提出 的一种新的机器学习方法^[9],它在解决非线性问题上表现出 优于统计方法的性能,其基本思想是通过非线性映射 $\Phi(\cdot)$ 将 n 维输入、l 维输出的向量: (x_k, y_k) , $x_k \in R^n$. $y_k \in R, k$ = 1,L, N 从原空间映射到高维特征空间 F,在 F 中构造最 优线性回归函数: $f(x) = \omega g \Phi(x) + b$,同时利用原空间的 核函数取代高维特征空间的点积运算,从而简化了复杂计 算。

1.2.2 小波分析

小波变换的实质是利用小波函数及小波变换系数表达一 个信号函数,从而将对原函数的研究转化为对这个叠加的权 系数的研究^[10]。

使用 MATLAB 2010a 软件,对高光谱反射率信号分别 实现连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)和 离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)。每个样本 经连续小波变换得到的小波系数个数与光谱波段数相同,变 换函数为 COEFS=*cwt*(s, scales' 'wname'),采用'wname' 小波,在正、实尺度 scales 下计算向量一维小波系数。本研 究中对样本实现尺度为 1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 共八种 尺度的连续小波变换。

利用离散小波变换对高光谱数据信号进行分解,可实现 对数据维数的压缩,变换函数为 [C, L] = uavedec(s,p, 'wname')。其中,C是输出向量,由各层分量的小波系数组 成,包括第 p 层的低频信号分量和其他各层的高频(细节)信 号分量;向量 L 包含每个分量的长度;s 为光谱信号,p 为小 波分解层数,'wname'为小波母函数。上述函数将每个光谱 信号分解为 p+1 个分信号。实验中将样本的高光谱反射率 进行 8 层小波分解,从而将原信号从 80 维(原信号包含 80 个波段)降到9维。

1.2.3 主成分分析

主成分分析法是图像处理中常用的特征提取降维算法, 它用累计贡献率大于某一值(如 99%)的前 N 个主成分代替 原来的信号,达到压缩数据的目的,以减小计算量。本研究 中样本光谱反射率经过主成分变换,前 9 个主成分分量的累 计贡献率达到 97%,因此用前 9 个主成分进行回归分析,估 算冬小麦 LAI。

2 结果与讨论

3次地面实验样本累计 144 个,取其中任意 108 个(占样 本总数的 75%)为训练样本,用于建立 LAI 估算模型;剩余 36 个(占样本总数的 25%)样本用于对模型估算结果进行验 证。

2.1 基于支持向量机的冬小麦 LAI 反演

使用 MATLAB 2010a 软件,结合 LIBSVM 工具箱进行 建模。建模过程主要包括核函数与参数的选取。核函数遵循 Mercer 条件,这保证了 SVM 训练的二次规划问题是凸优化 问题,即得到的最优解为全局最优解。许多学者通过分析比 较得出基于径向基核函数(radial basic function, RBF)的 SVM 在回归估计中的性能优于基于其他核函数的 SVM,因 此选取 RBF 核函数。参数的选择包括目标函数中的正则化 参数 C 和核函数中的参数 g。交叉验证法选择参数可以有效 避免过拟合现象,采用这种方法来进行参数寻优。以训练样 本的反射率数据为自变量,实测 LAI 为因变量,构造支持向 量机模型。将验证样本的估算值与实测 LAI 值进行拟合,决 定系数(R²)达到 0.823 4,均方根误差(root mean square error, RMSE)为 0.419 5。

2.2 基于小波变换的冬小麦 LAI 反演

2.2.1 一元变量回归分析

对样本高光谱反射率数据进行离散小波变换,在 MAT-LAB 软件中用 stepwisefit 函数^[12]将样本实测 LAI 分别与 1 ~9 级小波能量系数进行相关性分析,结果显示,第三和第 五小波能量系数与实测 LAI 之间存在 0.01 极显著相关,可 以用来进行回归分析。表 1 给出了小波系数与实测 LAI 之间 的最佳拟合函数以及 LAI 估算结果的验证情况。可以看出 *R²* 低于 0.41, RMSE 大于 0.75。通过单个离散小波系数与 LAI 回归分析,对冬小麦 LAI 的估算能力较低。

 Table 1
 Estimated LAI by unitary regression model based on discrete wavelet transform cofficients

能量系数	回归函数	决定系数	均方根误差
第三小波	$y = -0.028 \ 2x + 3.936 \ 4$	0.302 2	0.970 1
第五小波	$y=1.733 \ 2 \ln(x) - 4.762 \ 2$	2 0.406 7	0.752 2

2.2.2 多元变量回归分析

将样本实测 LAI 与其对应高光谱反射率数据的连续小 波变换(共八种尺度)系数、离散小波变换系数分别进行多元 回归分析,结果显示各组均达到 0.01 水平极显著相关。利用 stepwisefit 函数计算得到的回归方程估算 LAI,结果如表 2 所示。表中 CWn 代表尺度为n 的连续小波变换,DW 代表离 散小波系数。离散小波系数反演 LAI 的回归方程为(其中表 示离散小波第 N 系数)。由于每个样本高光谱反射率数据的 连续小波变换系数个数与光谱波段数相等(本实验中为 80), 因此其回归方程自变量太多,在此不赘述。

离散小波能量系数多元回归方法的 R² 为 0.697 1, RMSE 为 0.605 8,较其单个系数一元变量回归法估算精度 有了明显提高。尺度为 8 的连续小波变换系数多元回归估算 LAI 的 R² 为 0.562 8,高于其他 7 个尺度,但低于离散小波 系数多元回归预测精度。由此可见,对于多元回归分析法, 离散小波变换对数据进行降维,可以取得比连续小波变换法

 Table 2
 Estimated LAI by multiple regression model based on continuous/discrete wavelet transform coefficients

回归模型	决定系数	均方根误差
CW1	0.185 0	3.833 6
CW2	0.314 8	2.691 6
CW4	0.441 2	1.827 8
CW8	0.562 8	0.686 8
CW16	0.357 1	0.794 0
CW32	0.068 4	1.339 2
CW64	0.119 1	0.855 2
CW128	0.073 0	1.124 9
DW	0.697 1	0.605 8



更高的精度。

2.3 基于主成分分析的冬小麦 LAI 反演

2.3.1 一元变量回归分析

与 2.2.1 类似,将样本实测 LAI 分别与高光谱反射率数 据每个主成分分量进行相关性分析,仅第二主成分与实测 LAI 之间达到 0.01 极显著相关,用其反演 LAI 的最佳方程 为 y=0.026~6x+2.100 9,估算值与实测值拟合, R^2 为 0.665 7, RMSE 为 0.620 0。

2.3.2 多元变量回归分析

与 2.2.2 类似,将样本的实测 LAI 与对应高光谱反射率 数据的所有主成分分量进行相关性分析,达到 0.01 水平极 显著相关。由 stepwisefit 函数计算得到的回归方程为

 $y = 0.026\ 6x_2 + 0.008\ 3x_3 + 0.011\ 6x_4 - 0.016\ 3x_5 + 0.026\ 2x_7 - 0.023\ 8x_9$

其中 x_N 代表第 N 个主成分分量,验证结果 R² 为 0.692 4, RMSE 为 0.554 1。

2.4 对比分析

对比 2.2.1 和 2.3.1 可以发现, 一元变量回归法精度均 偏低, 但其中利用主成分第二分量估算 LAI 决定系数达到 0.665 7, 优于单个离散小波系数估算结果, 表明主成分分量 包含光谱信息比离散小波系数更集中。

对比 2.2.2 和 2.3.2 可以发现,高光谱反射率数据的离 散小波变换系数、主成分分量以及连续小波变换系数与冬小 麦 LAI 关系密切,相关性均达到极显著水平。离散小波系数



Fig. 1 Estimated results

和主成分分量多元变量回归分析对冬小麦 LAI 的预测能力 相近,估算值与实测 LAI 拟合 R² 大于 0.69, RMSE 小于 0.61,较一元变量回归分析得到明显提升。表明各样本光谱 反射率离散小波能量系数之间相关性较小,具有很强的信息 互补性;同样,光谱反射率的主成分分量之间相关性也较 小,具有很大的互补特征。连续小波变换由于系数冗余,估 算精度偏低。

综合比较 2.1~2.3 可以得出结论,在上述反演方法中, 支持向量机模型精度最高,离散小波变换和主成分分析次 之,连续小波变换模型中尺度 8 效果优于其他尺度,但此方 法所有尺度变换模型精度均偏低。将4 种多元回归模型反演 的冬小麦 LAI 与地面实测值进行拟合,散点图如图 1((b)中 CWT-scale 8 表示尺度为 8 的连续小波变换)。图 1 更加直观 地显示了四种模型预测结果与实测值的对应关系。从图中可 以看出,支持向量机模型的验证样本点具有更好的拟合效 果,其余三种模型预测结果均存在过高、过低的估算值,尺 度为 8 的连续小波能量系数回归模型偏差最大。

3 结 论

利用高光谱数据进行作物 LAI 遥感反演进行了尝试,探 讨不同方法对冬小麦 LAI 的估算能力。综合比较结果显示, 支持向量机非线性模型决定系数最高、均方根误差最低,取 得最佳效果,可以用于冬小麦 LAI 预测;线性模型中,离散 小波变换法和主成分分析法基于对光谱数据进行特征提取降 维,其特征系数的多元线性回归对 LAI 有一定预测能力,但 精度低于支持向量机模型。连续小波变换法得到的小波系数 冗余,多元回归预测精度偏低,此方法尚不足以用来估算冬 小麦 LAI。

支持向量机方法具有较好的非线性解释性,有效改善了 高估、低估现象,因此更适合用于进行冬小麦 LAI 反演研 究。连续小波变换的优势在于相似性检测、奇异性分析,离 散小波变换更适合数据降维,故离散小波变换回归分析估算 LAI 的能力优于连续小波变换。推测连续小波变换在病虫害 监测等领域有更好的应用效果,有待进一步研究。

References

- [1] WANG Ji-hua, ZHAO Chun-jiang, HUANG Wen-jiang, et al(王纪华,赵春江,黄文江,等). Quantitative Remote Sensing Theory and Application in Agriculture(农业定量遥感基础与应用). Beijing: Science Press(北京:科学出版社), 2008.
- [2] Huang Wenjiang, Huang Muyi, Liu Liangyun, et al. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2005, 21(4): 97.
- [3] XING Ya-juan, LIU Dong-sheng, WANG Peng-xin(邢雅娟, 刘东升, 王鹏新). Advances in Eerth Science(地球科学进展), 2009, 24 (4): 444.
- [4] Darvishzadeh R, Atzberger C, Skidmore A K. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(23): 6199.
- [5] Zhao D H, Yang T W, An S Q. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 14(1): 169.
- [6] CHEN Peng-fei, YANG Fei, DU Jia(陈鹏飞,杨飞,杜佳). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2013, 29(11): 124.
- [7] Li Xiaowen, Strahler A H. IEEE Trans. Geosic. Rem. Sens., 1995, 33: 466.
- [8] LI Xin-chuan, XU Xin-gang, BAO Yan-song, et al(李鑫川,徐新刚,鲍艳松,等). Scientia Agricultura Sinica(中国农业科学), 2012, 45 (17): 3486.
- [9] Corinna Cortes, Vladimir Vapnik. Machine Learning, 1995, 20(3): 273.
- [10] Vahid Nourani, Aida Hosseini Baghanam, Jan Adamowski, et al. Journal of Hydrology, 2013, 476: 228.
- [11] LIU Rong-yuan, WANG Ji-hua, YANG Gui-jun, et al(刘镕源,王纪华,杨贵军,等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2011, 27(3): 220.
- [12] George Alan Blackburn, Jelle Garke Ferwerda. Remote Sensing of Environment, 2008, 112: 1614.

Comparative Study on Remote Sensing Invertion Methods for Estimating Winter Wheat Leaf Area Index

XIE Qiao-yun1, 2, HUANG Wen-jiang1*, CAI Shu-hong3, LIANG Dong2, PENG Dai-liang1, ZHANG Qing1,

HUANG Lin-sheng², YANG Gui-jun⁴, ZHANG Dong-yan²

- Key Laboratory of Digital Earth Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China
- 2. Key Laboratory of Intelligent Computer & Signal Processing, Ministry of Education, Anhui University, Hefei 230039, China
- 3. Hebei Agricultural Technique Extension Station, Shijiazhuang 050011, China
- 4. Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China

Abstract The present study aims to explore capability of different methods for winter wheat leaf area index inversion by integrating remote sensing image and synchronization field experiment. There were four kinds of LAI inversion methods discussed, specifically, support vector machines (SVM), discrete wavelet transform (DWT), continuous wavelet transform (CWT) and principal component analysis (PCA). Winter wheat LAI inversion models were established with the above four methods respectively, then estimation precision for each model was analyzed. Both discrete wavelet transform method and principal component analysis method are based on feature extraction and data dimension reduction, and multivariate regression models of the two methods showed comparable accuracy (R^2 of DWT and PCA model was 0.697 1 and 0.692 4 respectively; RMSE was 0.605 8 and 0.554 1 respectively). While the model based on continuous wavelet transform suffered the lowest accuracy and didn't seem to be qualified to inverse LAI. It was indicated that the nonlinear regression model with support vector machines method is the most eligible model for estimating winter wheat LAI in the study area.

Keywords Leaf area index; Hyperspectral; Support vector machine; Wavelet transform; Principle component analysis

* Corresponding author

(Received Jul. 10, 2013; accepted Nov. 15, 2013)