

# 基于地基激光雷达的叶倾角分布升尺度方法研究

苏伟<sup>1</sup> 展郡鸽<sup>1</sup> 李静<sup>2</sup> 马鸿元<sup>1</sup> 吴代英<sup>1</sup> 张蕊<sup>1</sup>

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 环境保护部卫星环境应用中心, 北京 100094)

**摘要:** 地基激光雷达因其具有穿透力强,能够提取植被冠层三维结构信息的优势,是提取植被叶倾角分布(Leaf angle distribution, LAD)的理想数据源,因此将地基激光雷达数据与遥感影像结合获取大尺度叶倾角分布结果颇具潜力。以河北省保定市北部4个县为研究区,利用10个玉米样地的地基激光雷达数据提取叶倾角分布结果,使用主成分正变换提取玉米实测叶倾角分布数据中信息量最大的前3个主成分,再利用神经网络模型对所提取的主成分与Landsat8反射率数据结合建立关系模型,然后将训练好的模型应用于整个研究区进行升尺度转换,最后通过主成分逆变换,得到升尺度后平均叶倾角(Mean tilt angle, MTA)结果。对升尺度后LAD与实测LAD及升尺度后MTA与实测MTA进行交叉验证,结果表明,升尺度MTA与实测MTA的验证精度( $R^2$ )为0.7862,均方根误差(RMSE)为 $3.04^\circ$ 。该结果表明,使用提取主成分方法建立光谱数据与叶倾角分布的关系模型从而达到升尺度转换的目的具有可行性,模拟精度较高,且误差较小。

**关键词:** 地基激光雷达; 叶倾角分布; 主成分分析; BP神经网络; 升尺度

中图分类号: TN959.3; Q948.1 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2016)09-0180-06

## Upscaling Leaf Angle Distribution Using Terrestrial Laser Scanning Technique

Su Wei<sup>1</sup> Zhan Junge<sup>1</sup> Li Jing<sup>2</sup> Ma Hongyuan<sup>1</sup> Wu Daiying<sup>1</sup> Zhang Rui<sup>1</sup>

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

2. Satellite Environment Center, Ministry of Environmental Protection, Beijing 100094, China)

**Abstract:** Leaf angle distribution (LAD) can be used to describe the canopy structure of vegetation completely, such as crops, trees and grass. It's one of the important parameters to quantitative description of vegetation canopy structure. At the present, there are few studies used the spectral data to inverse LAD, and results of the most existing studies of mean leaf tilt angle and leaf angle distribution were the locational inversion. Therefore, this study set the study site in five counties of Baoding City, Hebei Province, using terrestrial laser scanning (TLS) to acquire the leaf angle distribution data of maize. Combining the Landsat8 remote sensing data, firstly, the principle component analysis was taken to extract the principle information of measured leaf angle distribution of maize. Secondly, the back propagation artificial neural network was taken to model the relationship of principal information and spectral data. Then, the model was used in the whole study area to accomplish the upscaling transform. Finally, the upscaled mean tilt angel (MTA) was calculated based on the predicted LAD by principal component inverse transformation, in order to quantitate the leaf angle data. The cross validation result showed that the accuracy ( $R^2$ ) between upscaled MTA and measured MTA was 0.7862, and the mean square root error (RMSE) was  $3.04^\circ$ . Consequently, it shows that this method can realize the aim of LAD upscaling.

**Key words:** terrestrial laser scanning; leaf angle distribution; principal components analysis; back propagation neural network; upscaling

收稿日期: 2016-01-28 修回日期: 2016-03-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(41371327)

作者简介: 苏伟(1979—),女,副教授,博士生导师,主要从事农业遥感应用研究,E-mail: suwei@cau.edu.cn

通信作者: 李静(1978—),女,高级工程师,主要从事生态遥感监测与应用研究,E-mail: li\_jingly@163.com

## 引言

地基激光雷达(Terrestrial laser scanning, TLS)是一种新型的主动遥感技术,是传统雷达与现代激光技术结合的产物,通过位置、距离、角度等观测数据直接获取植被表面点的三维坐标,在高精度三维冠层信息的实时获取方面有极大的优势<sup>[1]</sup>。近年来,诸多学者利用激光雷达数据提取植被冠层结构信息,在提取单木参数、森林参数以及植被叶面积等方面取得了一定成果<sup>[2-7]</sup>。叶倾角分布(Leaf angle distribution, LAD)是影响植被冠层能量传输和辐射的重要植被结构参数之一<sup>[8]</sup>,并且决定了入射光的有效合成辐射在叶片中的分布情况,进而直接影响植物的生产能力<sup>[9]</sup>。传统的LAD直接测量方法是利用量角器与叶片表面直接接触进行量取<sup>[10]</sup>,费时费力。而常用的平均叶倾角(Mean tilt angle, MTA)间接测量方式有很大的随机性<sup>[11-12]</sup>。近年来,也出现了使用摄影法对叶倾角进行测量<sup>[13-16]</sup>,用于阔叶林和扩展型草本植被的测量,但该方法是一种只能在局部和固定数量位置上使用的方法。

也有学者利用多角度光谱数据,从作物的结构敏感性参数<sup>[17]</sup>和模型转换来识别作物LAD<sup>[18]</sup>。然而,由于缺少LAD的实测数据,LAD的估算结果精度没有被直接验证。ZOU等<sup>[19]</sup>利用高光谱分辨率的成像光谱数据,结合PROSAIL模型分别使用蓝光波长(479 nm)、红光波长(663 nm)组合关系及红边波长(748 nm)对叶倾角建立非线性关系,经过对摄影法所测量的6种植物平均叶倾角的验证,两种方法的验证精度(决定系数 $R^2$ )分别为0.34和0.60,均方根误差(RMSE)分别为18.7°和11.4°,尽管误差较大,但该方法为使用光谱数据计算植被平均叶倾角提供了一种新的思路。然而,该方法受限于成像光谱仪的视场范围,只能得到区域上空间分布的反演结果,且高光谱数据并非是一种能简单获取且经济的遥感数据源,因此,目前对于直接建立常用光学遥感影像的光谱信息与植被叶倾角关系研究较少。而地基激光雷达具有提取详细三维信息的优势,能够比较精确地提取植被叶倾角,因此,探索一种结合植被冠层三维信息与常用遥感数据结合并反演大尺度叶倾角的方法颇具潜力。

本文基于地基激光雷达扫描叶倾角分布数据,将叶倾角分布作为一个角度分布集合数据,并对该集合进行简单划分,得到10个叶倾角分布变量,通过主成分分析法,对叶倾角分布变量进行综合信息提取,将提取的综合信息即主成分,利用神经网络模型建立其与光谱数据的关系,从而得到

升尺度光谱-综合信息关系模型,利用主成分逆变换法计算叶倾角分布结果及平均叶倾角,并使用交叉验证的方法对平均叶倾角分布升尺度结果进行验证。

## 1 材料与与方法

### 1.1 研究区域概况

研究区位于河北省保定市北部,覆盖涿州市、高碑店市、定兴县、易县4个县市(115°29′44.985″~116°14′17.019″E, 38°56′43.625″~39°35′53.829″N),由于气候温和,四季分明,水热条件适宜农作物的种植,该地大田玉米广泛种植春、夏玉米。研究中实测数据采集时间为2015年8月25—27日,正值夏玉米灌浆期,实测数据采集点均匀分布于研究区范围内,每个采样样本数据的玉米点云扫描面积约为10 m×2 m,共获取10个地基激光雷达玉米扫描数据样本,图1为研究区Landsat8 OLI遥感影像及样本空间分布示意图。

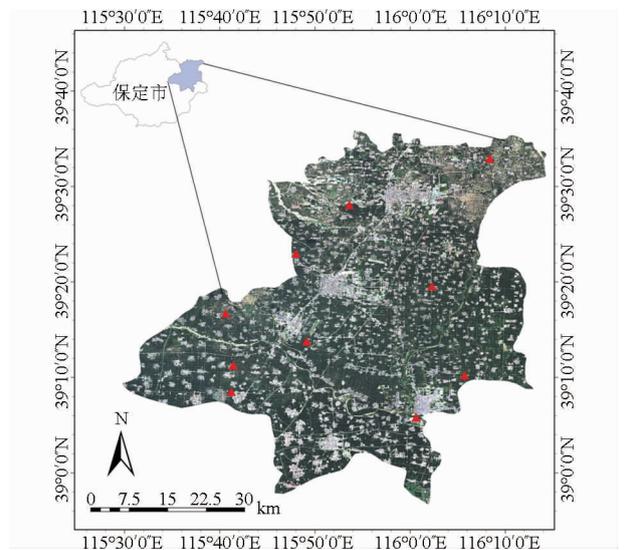


图1 研究区及采样点分布示意图(Landsat8 OLI遥感影像, R:655 nm; G:561 nm; B:483 nm)

Fig. 1 Study area and LAD sample points distribution (Landsat8 OLI remote sensing image, R:655 nm; G:561 nm; B:483 nm)

### 1.2 TLS玉米扫描数据获取及预处理

使用FARO Focus 3D X330三维激光雷达扫描仪采集TLS玉米扫描数据,对目标采用2~3点的扫描方式,在数据内业处理中,利用同名点对点云数据进行拼接配准。尽管实验进行时尽量避免了有风天气,但仍会受到微风的干扰而导致噪点产生,因此,首先对拼接后的玉米点云数据进行去噪处理,然后根据实际需求,对玉米的茎、穗等非叶片组织进行剔除,得到玉米叶片点云数据。图2为玉米点云数据去噪、去茎、去穗的结果图。



图2 预处理后激光雷达玉米扫描点云示意图

Fig. 2 Results of preprocessing maize TLS cloud points

### 1.3 Landsat8 OLI 遥感影像获取及预处理

为了使实测数据采集时间与卫星过境时间相匹配,选取日期与实验时间最近的 Landsat8 OLI 影像作为实验数据,本文所采用的 Landsat8 数据采集时间为 2015 年 8 月 22 日。Landsat8 过境周期为 16 d,成像幅宽为 185 km × 185 km。Landsat8 有 2 个主要载荷:运营性陆地成像仪 (Operational land imager, OLI) 和热红外传感器 (Thermal infrared sensor, TIRS)。OLI 传感器有 9 个波段,其中包括一个 15 m 的全色波段,其余波段的空间分辨率为 30 m; TIRS 有 2 个热红外波段,空间分辨率为 100 m。根据 ZOU 等<sup>[16]</sup>使用 PROSAIL 模型对叶倾角波段敏感性分析的结果,可知蓝、绿、红、近红外波段与叶倾角变化具有较高的相关性,因此采用 OLI 传感器采集的蓝、绿、红、近红外 4 个波段对叶倾角进行模型构建。首先使用 ENVI 5.1 软件对 Landsat8 OLI 数据进行辐射定标,再使用 FLASHH 模型进行大气校正得到地表反射率,并利用研究区边界对遥感影像进行剪裁,提取出研究区。

### 1.4 研究方法

#### 1.4.1 基于 TLS 数据的玉米叶倾角分布提取

本研究计算叶倾角的方法为提取单点方向上的法向量<sup>[20]</sup>。整个冠层的激光雷达点云为一个点集合  $P = (p_1, p_2, \dots, p_i)$ , 在每一个单点上搜索邻域内的点,组成一个平面,求取该平面的法向量,通过法向量得到叶倾角。主要步骤如下:

(1) 对于任何一个单点  $p_i$ , 其邻域内  $k$  邻近点组成点集  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{ik})$ , 利用点集  $P_i$  构建平面  $T_i$ ,  $n_i$  为该平面的单位法向量,  $p_i$  为向量  $n_i$  的起点, 计算式为

$$p_i = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_{ik} \quad (1)$$

(2) 通过主成分分析法求取单位法向量。计算点集  $P = (p_{1k}, p_{2k}, \dots, p_{ik})$  的半正定协方差矩阵  $M$ , 通过求解矩阵  $M$  的特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  及其对应的特征向量  $e_1, e_2, e_3$ , 找到最小特征对应的特征向量, 该向量即为单位法向量<sup>[2,21]</sup>。  $M$  计算式为

$$M = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_i - p)(p_i - p)^T \quad (2)$$

式中  $(p_i - p)$  ——列向量

(3) 统一所有点的法向量方向。对于任何一个单点,其法向量的方向具有随机性,可能指向夹角为 180° 的 2 个相反方向。使用的方法是在某一区域内随机选取一个单位法向量构建黎曼面,使得此区域内生成树最小。

(4) 通过步骤(1)~(3) 计算出来的每个点法向量倾角范围为  $[-90^\circ, 90^\circ]$ , 对负值叶倾角取绝对值处理,得到叶倾角范围为  $[0^\circ, 90^\circ]$ , 对叶倾角频率分布以 5° 为间隔进行统计,得出叶倾角分布情况。

图 3 即为 10 个实测点叶倾角  $[0^\circ, 90^\circ]$  频率分布结果。

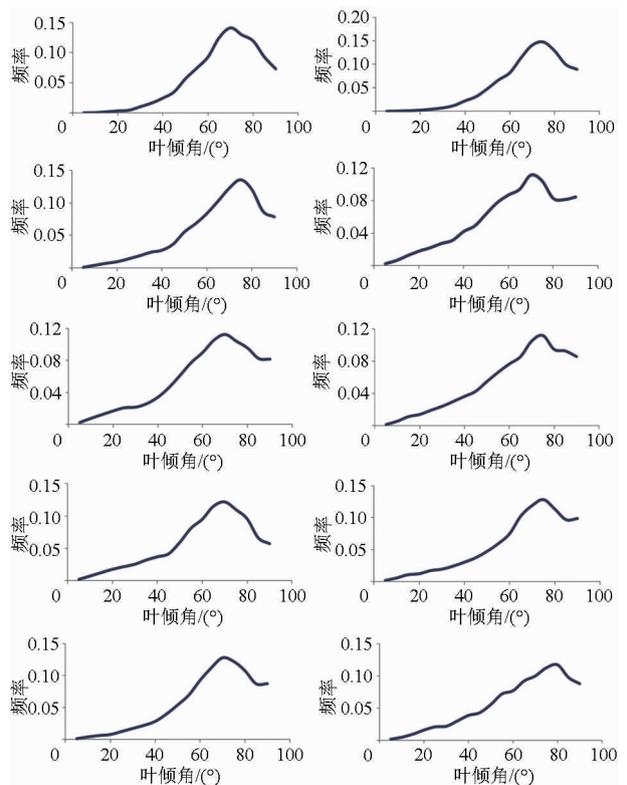


图3 实测点叶倾角频率分布结果

Fig. 3 Measured leaf area frequency distribution results

#### 1.4.2 叶倾角分布主成分提取

主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 是根据变量之间的相互关系,尽可能不丢失信息地利用若干个综合性指标表示多个变量的方法,在处理多元样本数据时,常遇到多元变量之间存在相关关系的情形,使得数据的分析复杂化,使用主成分分析可以把多元变量转换为少数几个独立的综合变量<sup>[22]</sup>。叶倾角分布作为一组连续概率分布数据,包含了实测样地玉米叶倾角的频率分布信息,为了探索叶倾角分布与光谱数据的关系,验证了近红外波段与基于叶倾角分布提取的平均值拟合模型,结果表明,光谱信息与叶倾角分布平均值之间无明显相

关关系(图 4),因此直接使用光谱数据模拟叶倾角方法是不可行的。但在辐射传输理论中,叶倾角的分布与冠层的光分布模式密切相关<sup>[23]</sup>。因此,需要选择其他方法来提取叶倾角分布信息并建立其与光谱数据之间的关系。

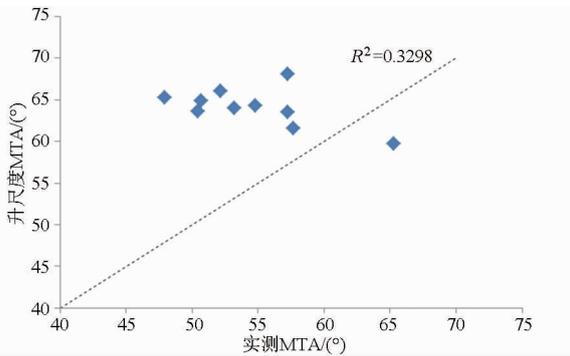


图 4 基于近红外波段模拟 MTA 结果

Fig. 4 Simulated MTA result based on infrared band

综上,将叶倾角分布所包含的信息作为数据集,不同角度范围所对应的频率作为数据集中的分量,可以通过主成分分析法对该数据中所包含信息进行综合提取,建立综合信息与玉米冠层反射率的关系模型。首先,将叶倾角频率分布结果以 $5^\circ$ 为间隔划分为 18 个叶倾角频率分布变量,对 18 个变量进行主成分分析,但根据实测玉米叶倾角分布结果来看,叶倾角主要分布于 $[40^\circ, 90^\circ]$ , $[0^\circ, 40^\circ]$ 叶倾角变量所包含的信息极少,所以将主成分分析对象改为以 $5^\circ$ 为间隔、范围为 $[40^\circ, 90^\circ]$ 的 10 个变量。通过主成分分析结果可知(表 1),前 3 个主成分包含叶倾角分布信息中 95% 以上的信息量。

表 1 叶倾角分布成分主成分分析结果

Tab. 1 Results of LAD using PCA

成分	特征值	累积贡献率/%	贡献率/%
1	5.865 440	58.65	58.65
2	3.136 556	90.02	31.37
3	0.531 234	95.33	5.31
4	0.216 852	97.50	2.17
5	0.117 585	98.68	1.18
6	0.066 476	99.34	0.42
7	0.041 485	99.76	0.24
8	0.024 255	100	0.24
9	0.000 118	100	0
10	0	100	0

### 1.4.3 基于 BP 神经网络模型的 LAD 升尺度转换

BP(Back propagation)神经网络是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈网络,是目前应用最广泛的神经网络模型之一<sup>[24]</sup>。BP神经网络的基本结构一般包含 3 层:输入层、隐含层(也称中间层)和输出层; $i$ 表示输入层的神经元数目, $j$ 表示隐

含层的神经元数目, $k$ 表示输出层的神经元数目。每一层上的神经元都通过权值与相邻层上的各神经元实现全连接。

本文在 Matlab 编程环境下建立 LAD 的升尺度模型,基于主成分分析所提取成分以及实测点对应的冠层反射率,设定训练数据的输入层参数为实测点玉米冠层对应蓝、绿、红、近红外 4 个波段反射率,输出层设置为第 1~10 主成分,以神经网络模型作为训练模型将 2 组数据建立关系模型。训练结果显示,贡献率较大的成分,其训练精度(决定系数  $R^2$ )达到 0.85~0.99,而对于信息贡献率较小的成分,其训练精度较低,仅为 0.1~0.3。将基于 10 个实测叶倾角分布数据训练好的升尺度模型应用于整个研究区,从而实现地面离散实测结果到空间连续分布反演结果的升尺度转换。

## 2 结果验证与分析

### 2.1 模拟-实测叶倾角分布的交叉验证结果

为了对模拟结果进行验证,利用留一法交叉验证<sup>[25]</sup>对 10 个实测平均叶倾角数据进行模拟结果验证。留一法交叉验证方法是:从 10 个实测数据中选择 1 个数据作为验证数据;然后使用剩下的实测数据构建模型,并用最先被排除的实测值来验证该模型的精度,如此重复 10 次。利用神经网络模型建立了 Landsat8 OLI 影像波段反射率与主成分之间的模型,为了验证模型精度,基于正变换的协方差矩阵以及特征向量,对模拟的主成分结果进行主成分逆变换,得到升尺度后每一像素所对应的叶倾角分布来实现模拟结果与实测数据的验证,并将模拟的叶倾角分布结果与实测叶倾角分布曲线叠加,其对比结果如图 5 所示。

由升尺度叶倾角分布结果(图 5)可知,升尺度叶倾角分布结果与实测叶倾角分布结果一致,频率分布最大即叶倾角分布的最大值范围在 $[65^\circ, 75^\circ]$ ,但不同实测点会有前移或后移的趋势,因实测点选取是在研究区范围内随机选择,玉米品种、种植方式会导致各实测点之间存在差异,但总体角度分布偏差较小,较为一致。10 个实测点的拟合结果在 $[40^\circ, 60^\circ]$ 范围内,实测叶倾角分布与升尺度叶倾角分布结果良好,说明该角度分布范围内所提取的主成分信息量充足,玉米冠层在 $[40^\circ, 60^\circ]$ 叶倾角分布情况下,冠层对光谱反射率呈现出较为稳定的反射信息,这与大田玉米均一的冠层结构较为吻合。

### 2.2 升尺度平均叶倾角反演结果

为了对升尺度后叶倾角分布结果与实测叶倾角分布结果进行定量化验证,对上述 2 种结果计算平

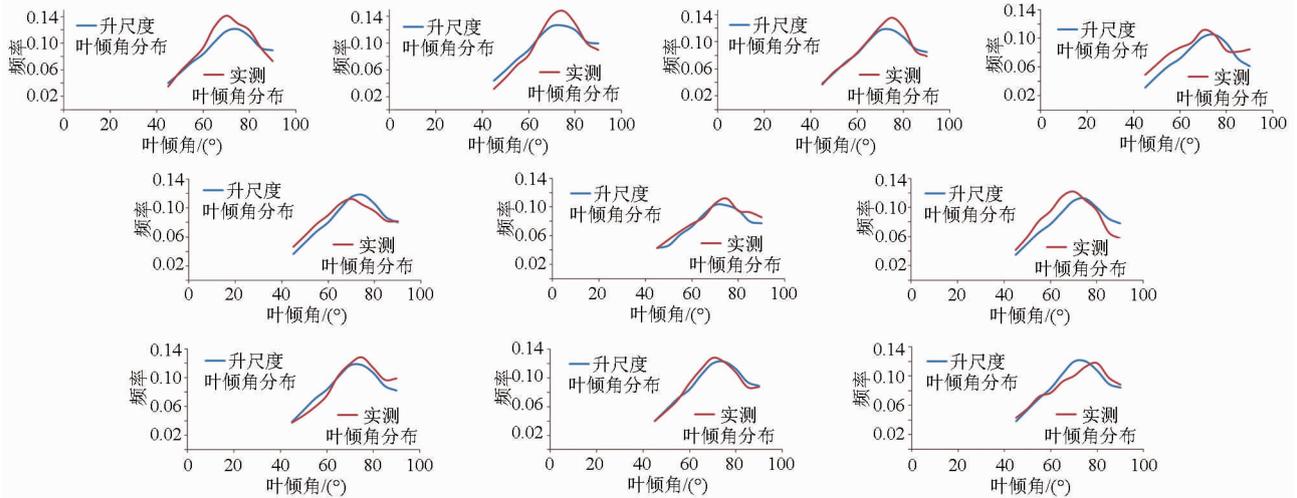


图5 升尺度和实测叶倾角分布结果对比

Fig. 5 Contrast result of upscaled and measured LAD

均叶倾角,升尺度平均叶倾角的相对误差分布为  $0.25^\circ \sim 6.62^\circ$ ,绝对误差为  $0.40\% \sim 11.45\%$  (表2),尽管不同品种玉米和不同种植方式会影响叶倾角的分布状况,但玉米作为冠层结构均一的大田作物,理论上不应出现类似于实测点4的极大误差情况,究其原因如下:在玉米激光点云预处理时,会根据玉米叶片的扫描情况,尽量完整地保留完整玉米叶片形态信息,但受到风和玉米叶片之间遮挡的影响,会导致玉米将叶倾角较小的叶尖剔除,而其他实测数据中这种数据处理误差较小,从而导致了实测点4与其他点平均叶倾角差异较大的情况。但总体来说,实测MTA与升尺度MTA的验证精度(决定系数  $R^2$ )达到了0.7862,均方根误差(RMSE)为  $3.04^\circ$ ,该结果表明,升尺度模型精度比较理想。

表2 实测与升尺度MTA误差结果

Tab. 2 Results of difference between measured MTA and upscaled MTA

实测值/( $^\circ$ )	预测值/( $^\circ$ )	相对误差/( $^\circ$ )	绝对误差/%
65.792 98	62.166 22	3.626 760	5.51
67.593 10	66.946 17	0.646 935	0.96
62.804 64	60.657 33	2.147 312	3.42
57.848 47	51.226 28	6.622 186	11.45
59.411 29	59.168 84	0.242 450	0.41
57.396 15	53.677 30	3.718 849	6.48
57.747 75	56.697 27	1.050 480	1.82
62.620 66	60.280 93	2.339 726	3.74
63.138 07	62.885 73	0.252 335	0.40
60.406 18	61.069 22	0.663 046	1.10

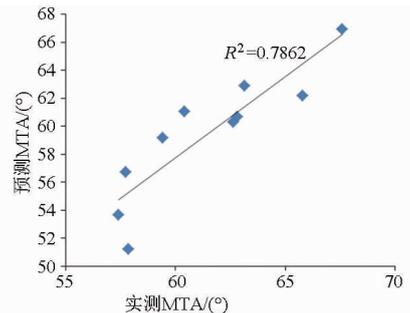


图6 升尺度与实测MTA结果对比

Fig. 6 Contrast result of upscaled and measured MTA

如图7所示。从图7可以看出,平均叶倾角集中分布于  $[55^\circ, 70^\circ]$ ,与该生育期玉米的平均叶倾角实测结果一致,玉米叶倾角分布由北向南逐渐增大,也体现出作物生长的物候特征,南部成熟较早,因此平均叶倾角较大。

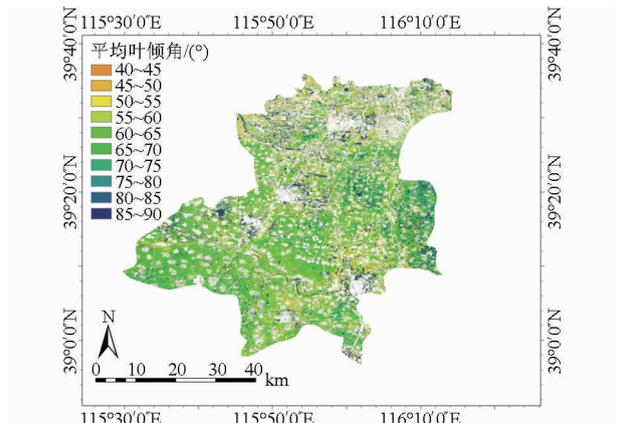


图7 玉米冠层平均叶倾角的升尺度转换结果

Fig. 7 Upscaled MTA results of maize canopy

### 2.3 平均叶倾角上推空间分布结果

为了使叶倾角分布升尺度数据能够被量化地应用于物理模型(如PROSAIL模型)研究中,使用主成分逆变换法,求取研究区内每一像素上的叶倾角分布对应的叶倾角平均值,叶倾角的空间分布结果

### 3 结论

(1)通过实验验证,直接建立Landsat8 OLI数据与平均叶倾角之间关系的方法是不可行的,但叶倾角与植被冠层反射率之间的密切关系是客观存在

的,因此需要将叶倾角信息通过其他方式进行表达,找出与冠层反射率呈强相关性的表达方式,因此将叶倾角分布看作连续分布的概率数据集合,并对该数据集合进行划分,形成合适数量的变量,并利用主成分分析法,提取变量的综合信息,进而代替叶倾角分布数据原始的数据表达方式,使其能够建立起与冠层反射率之间的关系,结果表明该方法可行。

(2) 利用神经网络模型将地面离散的实测叶倾

角分布数据进行尺度上推反演,从而得到误差小、效果稳定的全区域叶倾角分布尺度上推结果。

(3) 考虑研究中对叶倾角分布数据的实际应用,通过主成分逆变换法,将通过神经网络模型模拟得到的表达叶倾角信息的主成分数据,转换为每一像素上的叶倾角分布,进而将叶倾角分布定量化反演得到每一像素(30 m × 30 m)平均叶倾角。通过验证结果可知,平均叶倾角的验证精度较高,误差较小。

#### 参 考 文 献

- 1 AHMED O S, FRANKLIN S E, WULDER M A. Characterizing stand-level forest canopy cover and height using Landsat time series, samples of airborne LiDAR, and the random forest algorithm [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2015, 101: 89 – 101.
- 2 ZHENG G, MOSKAL L M. Spatial variability of terrestrial laser scanning based leaf area index [J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2012, 19(10): 226 – 237.
- 3 XU Guangcai, PANG Yong, LI Zengyuan. Classifying land cover based on calibrated full-waveform airborne light detection and ranging data [J]. *Chinese Optics Letters*, 2013, 11(8): 87 – 92.
- 4 赵阳,余新晓. 三维激光技术无损测量林分结构因子适用性研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2013, 50(7): 35 – 41. ZHAO Yang, YU Xinxiao. Applicability of 3D laser technology in noninvasive measurement of stand structure in forestry [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, 50(7): 35 – 41. (in Chinese)
- 5 郑莎莎,董品亮,王成,等. 基于 LiDAR 点云数据的树冠空隙度指数分析 [J]. *国土资源遥感*, 2014, 26(4): 103 – 110. ZHENG Shasha, DONG Pinliang, WANG Cheng, et al. Lacunarity analysis of LiDAR point clouds for tree crowns [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2014, 26(4): 103 – 110. (in Chinese)
- 6 苏伟,郭皓,赵冬玲,等. 基于优化 PROSAIL 叶倾角分布函数的玉米 LAI 反演方法 [J]. *农业机械学报*, 2016, 47(3): 234 – 241, 271. SU Wei, GUO Hao, ZHAO Dongling, et al. Leaf area index retrieval for maize canopy using optimized leaf angle distribution function of PROSAIL model [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(3): 234 – 241, 271. (in Chinese)
- 7 苏伟,展郡鸽,张明政,等. 基于机载 LiDAR 数据的农作物叶面积指数估算方法研究 [J]. *农业机械学报*, 2016, 47(3): 272 – 277. SU Wei, ZHAN Junge, ZHANG Mingzheng, et al. Estimation method of crop leaf area index based on airborne LiDAR data [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(3): 272 – 277. (in Chinese)
- 8 ROSS J. *The radiation regime and architecture of plant stands* [M]. Dordrecht: Springer Science & Business Media, 2012.
- 9 GUTSCHICK V P. Joining leaf photosynthesis models and canopy photon-transport models [M] // Vanderbilt V C, Grant L. *Photon-Vegetation Interactions*, Springer Berlin Heidelberg, 1991: 501 – 535.
- 10 CAMPBELL G S, NORMAN J M. *An introduction to environmental biophysics* [M]. 2nd ed. New York: Springer, 1998.
- 11 WELLES J M, NORMAN J M. Instrument for indirect measurement of canopy architecture [J]. *Agronomy Journal*, 1991, 83(5): 818 – 825.
- 12 WELLES J M, COHEN S. Canopy structure measurement by gap fraction analysis using commercial instrumentation [J]. *Journal of Experimental Botany*, 1996, 47(9): 1335 – 1342.
- 13 ZOU X, MÖTTUS M, TAMMEORG P. Photographic measurement of leaf angles in field crops [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2014, 184: 137 – 146.
- 14 PISEK J, RYU Y, ALIKAS K. Estimating leaf inclination and G-function from leveled digital camera photography in broadleaf canopies [J]. *Trees*, 2014, 25(5): 919 – 924.
- 15 PISEK J, SONNENTAG O, RICHARDSON A D. Is the spherical leaf inclination angle distribution a valid assumption for temperate and boreal broad leaf tree species? [J]. *Agricultural & Forest Meteorology*, 2013, 169: 186 – 194.
- 16 HUANG W J, NIU Z, WANG J H. Identifying crop leaf angle distribution based on two-temporal and bidirectional canopy reflectance [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(12): 3601 – 3609.
- 17 JACQUEMOUD S, VERHOEF W, BARET F. PROSPECT + SAIL models: a review of use for vegetation characterization [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113: S56 – S66.
- 18 BACOUR C, JACQUEMOUD S, LEROY M. Reliability of the estimation of vegetation characteristics by inversion of three canopy reflectance models on airborne POLDER data [J]. *Agronomie*, 2002, 22(6): 555 – 565.
- 19 ZOU X, MÖTTUS M. Retrieving crop leaf tilt angle from imaging spectroscopy data [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2015, 205: 73 – 82.

- 22 马慧. 基于 ANSYS 的混凝土重力坝抗震优化设计研究[D]. 北京:华北电力大学, 2014.  
MA Hui. A study on anti-seismic optimization of concrete gravity dam based on ANSYS[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2014. (in Chinese)
- 23 陈力,刘青泉,李家春. 坡面细沟侵蚀的冲刷试验研究[J]. 水动力学研究与进展(A辑), 2005, 20(6): 761-766.  
CHEN Li, LIU Qingquan, LI Jiachun. Scouring experimental study on rill erosion on the slope [J]. Chinese Journal of Hydrodynamics, 2005, 20(6): 761-766. (in Chinese)
- 24 赵春红,高建恩,王飞,等. 含沙量对坡面流水动力学特性的影响研究[J]. 农业机械学报, 2013, 44(9): 79-85.  
ZHAO Chunhong, GAO Jian'en, WANG Fei, et al. Effects of sediment load on hydrodynamic characteristics of overland flow[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(9): 79-85. (in Chinese)
- 25 HORTON Roberte, LEACH Hr, VLIET Rvan. Laminar sheet-flow [J]. Eos Transactions American Geophysical Union, 1934, 15(2):393.
- 26 EMMETT Williamw. The hydraulics of overland flow on hill slopes[J]. US Geol. Survey Prof. Paper 662-A, 1970.
- 27 LUKS H, MERZ W. Use of the salt tracing technique to determine the velocity of overland flow [J]. Soil Technology, 1992, 5(4):289-301.
- 28 吴持恭. 水力学(上)[M]. 4版. 北京:高等教育出版社, 2008.
- 29 和继军,孙莉英,李君兰,等. 缓坡面细沟发育过程及水沙关系的室内试验研究[J]. 农业工程学报, 2012, 28(10): 138-144.  
HE Jijun, SUN Liying, LI Junlan, et al. Experimental study on rill evolution process and runoff-sediment relationship for gentle slope[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(10): 138-144. (in Chinese)
- 30 NEARING M A, FOSTER G R, LANE L J, et al. A process-based soil erosion model for USDA-water erosion prediction project technology [J]. Transactions of the ASAE, 1989, 32(5): 1587-1593.

~~~~~  
(上接第 185 页)

- 20 刘婷. 基于 PROSAIL 模型和多源数据的玉米关键生育期 LAI 反演方法研究[D]. 北京:中国农业大学, 2015.  
LIU Ting. Inversion of leaf area index of maize at the key growth stages based on PROSAIL model and multi-source data [D]. Beijing: China Agricultural University, 2015. (in Chinese)
- 21 马利霞,郑光,何维. 叶方向三维空间分布的地面激光雷达反演与分析[J]. 遥感学报, 2015, 19(4):609-617.  
MA Lixia, ZHENG Guang, HE Wei. Retrieving three-dimensional spatial distribution of leaf orientation using terrestrial LiDAR data [J]. Journal of Remote Sensing, 2015, 19(4): 609-617. (in Chinese)
- 22 密长林,马爱功,张晓东. 主成分分析在遥感影像数据中的实例应用[J]. 山东国土资源, 2013, 29(7):69-71,76.  
MI Changlin, MA Aigong, ZHANG Xiaodong. Practical application of principal component analysis in remote sensing image processing [J]. Shandong Land and Resources, 2013, 29(7): 69-71,76. (in Chinese)
- 23 张军,王一鸣,赵燕东. 基于椭圆函数的棉花叶倾角分布动态模拟[J]. 农业机械学报, 2009, 40(4):157-160,183.  
ZHANG Jun, WANG Yiming, ZHAO Yandong. Dynamic simulation of leaf inclination angle distribution based on ellipsoidal function[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(4):157-160,183. (in Chinese)
- 24 姜方方. 基于地理要素趋势面的 LAI 尺度转换方法研究[D]. 北京:中国农业大学, 2015.  
JIANG Fangfang. Research on the method of scale transformation for LAI based on geographic trend surface [D]. Beijing: China Agricultural University, 2015. (in Chinese)
- 25 STONE M. Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions [J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 1974, 36(2):111-147.