

四川草原MODIS数据的产草量估算

傅新宇^{1,2}, 唐川江^{3*}, 张新跃³, 张绪校³, 周 俗³, 黄耀欢¹, 江 东¹

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;

2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 四川省草原工作站, 成都 610041)

摘要: 四川草原是我国5大牧区之一,其可利用的天然草地占全省草原总面积的85%,准确掌握草原产草量信息对草原管理和当地经济发展具有重要意义。本研究利用2011年7月MODIS不同分辨率(250m、500m、1km)NDVI、EVI产品和同期地面调查数据(共181个采样点),对四川草原4种主要草地类型(即高寒草甸草地、高寒灌木草地、高寒沼泽草地和山地疏林草地)产草量鲜重分类型建立估产模型。研究发现,NDVI对该地区4种主要草地类型产草量的拟合效果普遍优于EVI;相对于500m和1km的遥感数据,250m的遥感数据拟合效果较好;分草地类型建立模型的效果优于对全体样本建立模型;该地区除高寒沼泽草地用幂函数模型拟合效果较好外,其余均用指数模型进行建模效果较好;对该地区各草地类型建立的最优估产模型,精度均在70%以上,回归判定系数 R^2 在0.75以上;利用最优模型对2011年四川省草原进行估产,总体估产精度约为90%。

关键词: MODIS; NDVI; EVI; 产草量

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2013.00611

1 引言

四川省草地资源丰富,是我国的5大牧区之一。草原面积共有3.13亿亩,占全省幅员面积的43%。其可利用天然草原面积2.65亿亩,占全省草原总面积的85%。四川草原地处长江黄河的上游和源头,是我国第二大藏区、第一大彝区和唯一的羌族聚居区,在生态保护、畜牧业结构调整和民族地区经济发展中都具有十分重要的作用^[1]。2011年5月我国财政部、农业部在内蒙古、新疆、西藏、青海、四川、甘肃、宁夏和云南8个主要草原牧区省(区)正式实施草原生态保护补助奖励机制政策。为了贯彻这一精神,推动草原生态恢复和草原畜牧业生产方式转变,四川省草原工作站制定了一系列的管理措施。其中,准确掌握草原产草量信息是确定草原载畜量和实施补奖机制的关键。

草原估产的主要方法有野外量测法、气象模拟模型法和遥感估算模型法3大类。遥感估算模型包括考虑草场生态过程的机理模型和基于光谱指数的统计模型。机理模型需要大量的光温热数据作

为输入,可以在微观尺度上发展应用;光谱指数法主要应用在宏观尺度上,相对简单、便捷,在局部地区准确度高但波动性较大。基于光谱指数的统计模型是目前应用的重点^[2]。利用该方法进行草原估产时,需要根据研究区的特点,选择恰当的变量建立模型。杨秀春等利用MODIS数据与同期野外实测数据建立模型对北方农牧交错带草原产草量进行估算,结果发现对草原分区建立模型优于不分区建模,NDVI与草地生物量的拟合效果最好^[3]。张连义等对锡林郭勒盟典型草原区进行估产时,也发现拟合精度最好的植被指数是NDVI^[4]。YU Long等对果洛藏族自治州的高山草甸进行研究时也得到类似结论^[5]。而梁天刚等利用MODIS植被指数对甘南草原生物量进行反演时发现,EVI可以更好地模拟该地区地上生物量鲜重^[6]。米兆荣等在对青藏高原草地进行研究时也得到了类似结论^[7]。此外,赵冰茹等对锡林郭勒草地进行估产时,分草地类型进行建模,发现不同草地类型,模型拟合结果不同^[8]。

本研究针对四川草原大面积动态监测的应用需求,利用地面实测数据与同时相不同分辨率

收稿日期:2013-01-17; 修回日期:2013-02-27.

基金项目:四川省草原工作站委托项目(SC-20120621);地震行业科研专项项目(201208018-3)。

作者简介:傅新宇(1988-),女,山东人,硕士生,研究方向为资源环境遥感应用。E-mail: fuxy@lreis.ac.cn

*通讯作者:唐川江(1972-),男,四川开江人,硕士,研究方向为草原资源遥感监测。E-mail: chuanjiangt@163.com

(250m、500m、1km) MODIS 数据的 NDVI、EVI 产品, 分别对四川草原的 4 种主要草地类型的产草量进行建模, 试图确定该地区各草地类型的最优估产模型。同时, 从两个方面控制模型精度: (1) 分区、分类型建立模型, 充分利用地面观测数据; (2) 将植被指数与植被覆盖度相结合, 降低混合像元的影响。

2 产草量估算数据与方法

四川省草原主要分布在青藏高原东南边缘, 四川省的西北部; 甘孜、阿坝自治区全部和凉山自治州的一部分构成了川西北草原, 占全省草原面积的 78%; 川西北草原平均海拔 3000~4500m 以上, 与西藏、青海、甘肃、云南、贵州等省区相邻, 是我国五大牧区之一^[1,9]。川西北草原气候寒冷, 无绝对无霜期; 年均气温 -1.6~3.3℃; 月降水 500~800mm, 90% 的降水量集中在 4~10 月期间^[10]。土壤以亚高山草甸土为主, 主要草地类型为高寒草甸草地、高寒灌木草地、高寒沼泽草地和山地疏林草地; 牧草构成以莎草科、禾本科为主^[11-12]。

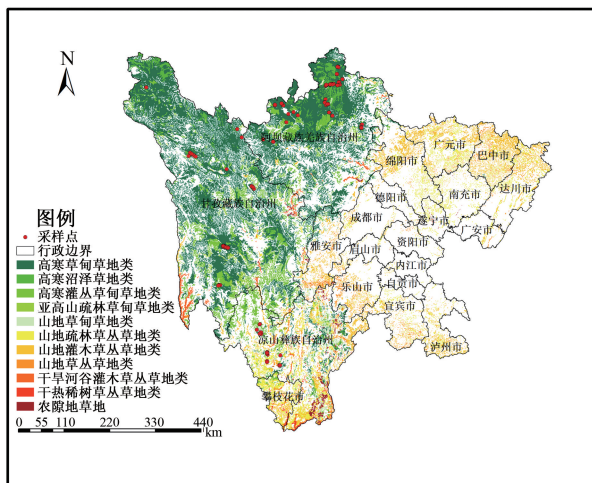


图1 研究区域及采样点分布图

Fig.1 The study area and distribution of the sampling sites

2.1 研究数据

(1) 采用的实测数据是四川省草原工作总站 2011 年的野外调查数据, 主要包括草本样方编号、经纬度、草地类型、总产草量鲜重、调查时间等信息。野外调查数据的时间集中在 2011 年 7 月 20 日至 8 月 31 日, 是牧草生长最旺盛的时期。本研究选取高寒草甸草地、高寒灌木草地、高寒沼泽草地和山地疏林草地 4 种主要草地类型作为研究对象。在对野外调查数据进行初步整理后, 最终确定 181 个

采样点作为本研究的样本数据, 其中, 高寒草甸草地类由于总面积最大, 约占四川省草原总面积的 49%^[11], 采样点数最多, 共 93 个, 其余 3 类采样点数分别为 25、36、27 个。

(2) 遥感数据为 NASA/MODIS 陆地产品组开发的 MOD13 植被指数数据集, 时间分辨率为 16d, 空间分辨率选取 250m(MOD13Q1)、500m(MOD13A1)、1000m(MOD13A2) 3 种, 数据采集时间与地面采样时间相对应。根据研究需要, 仅选取归一化植被指数(NDVI)、增强植被指数(EVI)两种植被指数, 并用 MRT 软件对植被指数数据进行投影转换及拼接处理, 设置投影为等积圆锥投影。

(3) 植被覆盖度数据由于混合像元的存在, 每个像元中会存在植被覆盖部分和非植被覆盖部分。假设每个像元的 NDVI 值可以由该像元的植被覆盖部分和非植被覆盖部分合成, 该像元的植被覆盖度 f_{ndvi} 可由 NDVI 计算, 如式(1)所示^[13]。

已有研究表明, EVI 也可以较好地反映地表植被的覆盖情况^[14]。为达到使用 EVI 建立模型时数据的一致性, 本研究也根据 EVI 计算了植被覆盖度 f_{evi} , 如公式(2)所示。

当利用 NDVI 建立模型时, 选取 f_{ndvi} 参与计算; 利用 EVI 建立模型时, 则选取 f_{evi} 参与计算。

$$f_{ndvi} = \frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \quad (1)$$

$$f_{evi} = \frac{EVI - EVI_{min}}{EVI_{max} - EVI_{min}} \quad (2)$$

其中, $NDVI_{min}$ 、 $NDVI_{max}$ 分别为整体草地 NDVI 的最小值、最大值; EVI_{min} 、 EVI_{max} 分别为整体草地 EVI 的最小值、最大值。

2.2 研究方法

根据采样点经纬度坐标, 可以得到对应点的 NDVI、EVI 及相应的植被覆盖度值(据 NDVI 计算 f_{ndvi} 或据 EVI 计算 f_{evi}); 各采样点的总产草量鲜重值(即地面实测值)与对应点 f_{NDVI} 或 f_{EVI} 相乘后, 得到该采样点的单元产草量鲜重值, 即该采样点对应的栅格单元的产草量鲜重值。用单元产草量鲜重值与对应点的 NDVI、EVI 值进行回归分析。按高寒草甸草地、高寒灌木草地、高寒沼泽草地和山地疏林草地分别建立模型。根据已有研究^[15-17], 对每种草地类型选取线性、指数、幂函数 3 种函数进行建模。

$$Y_{NDVI/EVI} = F(X_{250m, 500, 1km}) \quad (3)$$

Y 为单元产草量鲜重值, X 为不同分辨率相应

点NDVI值或EVI值, F 为线性函数、指数函数或幂函数。

对于每种草地类型,随机选取20%的采样点数据作为验证数据,剩余80%的数据用于建立模型。本研究采用平均相对误差来检验模型精度,计算公式如下:

$$REE = \sqrt{\frac{\sum [(Y_i - Y'_i)/Y'_i]^2}{N}} \quad (4)$$

其中, REE 为平均相对误差; Y_i 为单元产草量鲜重

值; Y'_i 为模型计算所得的单元产草量鲜重; N 为样点数^[15]。

3 草原产草量估产模型计算分析

3.1 草地模型分析

4类草地类型的单元产草量与对应点NDVI、EVI值在SPSS软件中建立回归模型,并用随机选取的样本对模型进行验证,各类草地的回归模型见表1、表2。

表1 单元产草量鲜重与NDVI(250m)回归关系表

Tab.1 Statistical model between unit fresh yield of grass and NDVI(250m)

草地类型	模型类型	样本数	R ²	Model
高寒草甸草地	线性模型	93	0.668	y=26357.712x-13037.257
	幂函数模型	93	0.791	y=16952.704x ^{3.45}
	指数模型	93	0.8	y=138.941e ^{5.067x}
高寒沼泽草地	线性模型	25	0.519	y=15476.632x-6190.677
	幂函数模型	25	0.874	y=12448.435x ^{3.194}
	指数模型	25	0.857	y=68.55e ^{5.647x}
高寒灌丛草甸草地	线性模型	36	0.699	y=14127.657x-4886.161
	幂函数模型	36	0.729	y=9725.516x ^{2.494}
	指数模型	36	0.793	y=111.206e ^{5.128x}
山地草甸草地	线性模型	27	0.726	y=6942.926x-1830.354
	幂函数模型	27	0.748	y=5266.173x ^{1.624}
	指数模型	27	0.766	y=438.874e ^{2.723x}
全体	线性模型	181	0.6	y=17650x-7.305
	幂函数模型	181	0.76	y=12140x ^{2.834}
	指数模型	181	0.79	y=119.182e ^{5.11x}

表2 单元产草量鲜重与EVI(250m)回归关系表

Tab.2 Statistical model between unit fresh yield of grass and EVI(250m)

草地类型	模型类型	样本数	R ²	Model
高寒草甸草地	线性模型	93	0.584	y=18057.374x-4753.882
	幂函数模型	93	0.654	y=18282.825x ^{2.234}
	指数模型	93	0.677	y=304.302e ^{5.046x}
高寒沼泽草地	线性模型	25	0.654	y=15724.792x-3692.225
	幂函数模型	25	0.554	y=21983.164x ^{2.462}
	指数模型	25	0.539	y=243.644e ^{5.545x}
高寒灌丛草甸草地	线性模型	36	0.35	y=8800.361x-1268.871
	幂函数模型	36	0.534	y=11414.758x ^{2.057}
	指数模型	36	0.499	y=145.574e ^{5.95x}
山地草甸草地	线性模型	27	0.727	y=5835.211x-783.411
	幂函数模型	27	0.759	y=5635.875x ^{1.436}
	指数模型	27	0.744	y=411.636e ^{3.196x}
全体	线性模型	181	0.49	y=14000x-3.191
	幂函数模型	181	0.59	y=16180x ^{2.249}
	指数模型	181	0.57	y=212.481e ^{5.514x}

表3 单元产草量鲜重与 NDVI(250m)、EVI(250m)优选模型对比表
Tab.3 Comparison of preferable model for NDVI(250m)and EVI(250m)

草地类型	样本数	检验样本数	指数类型	R ²	模型类型	优选模型	精度(1-REE,%)
高寒草甸草地	93	19	NDVI	0.8	指数模型	$y=138.941e^{5.067x}$	91
			EVI	0.68	指数模型	$y=304.302e^{5.046x}$	68
高寒沼泽草地	25	5	NDVI	0.87	幂函数模型	$y=12448.435x^{3.194}$	76
			EVI	0.65	线性模型	$y=15724.792x-3692.225$	70
高寒灌丛草甸草地	36	7	NDVI	0.79	指数模型	$y=111.206e^{5.128x}$	72
			EVI	0.53	幂函数模型	$y=11414.758x^{2.057}$	55
山地草甸草地	27	5	NDVI	0.77	指数模型	$y=438.874e^{2.723x}$	87
			EVI	0.76	幂函数模型	$y=5635.875x^{1.436}$	84
全体	181	36	NDVI	0.79	指数模型	$y=119.182e^{5.11x}$	70
			EVI	0.59	幂函数模型	$y=16180x^{2.249}$	60

单元产草量鲜重与 NDVI 建立模型的 R² 大多分布在 0.7-0.8 之间,与 EVI 建立模型的 R² 大多分布在 0.5-0.7 之间,仅从 R² 来看,大多数模型的拟合效果较好。其中,指数模型和幂函数模型的模拟效果要优于线性模型。无论是利用 NDVI 还是利用 EVI 建立的模型,除山地草甸草地类外,其他各类分别建模的结果都优于对于全体的建模结果。

4 种草地类型的单元产草量与 NDVI 建立的优选模型的 R² 基本都在 0.8 左右,模型精度都在 70% 以上;与 EVI 建立的优选模型的 R² 在 0.6 左右,精度 50%~80% 不等。无论是从回归效果(R²)还是模型验证精度,对于高寒草甸草地类、高寒沼泽草地类、高寒灌丛草甸草地类,以及全体样本,用 NDVI 建立模型都优于用 EVI 来建立模型。罗玲等^[18]对松嫩草原产草量的估算中也得到了类似的结果,即 NDVI

和产草量的拟合效果最好。此外,除多等^[19]对西藏藏北高原地上草地生物量估算时,也发现与 EVI 相比,NDVI 的估算结果较好。山地草甸草地类用 NDVI 和 EVI 建立模型的效果相差不大,这或许可以说明由于不同草地类型其不同的草种构成或者不同的稀疏程度,而导致 NDVI、EVI 对其敏感性有所差异。王正兴等^[20]在对锡林郭勒草原生物量的研究中也类似结论。

各草地类型单独建模的结果优于用全体样本的建模结果,说明针对不同草地类型的特点,分类建模的必要性。此外,分草地类型建模还侧面反映出海拔分区与产草量的规律性。例如,高寒灌丛草甸草地 89% 的样本分布在海拔 4000m 以上,高寒草甸草地 70% 以上的样本分布在海拔 3600~4000m,而山地草甸草地 78% 的样本分布在海拔 3600m 以下(表 4)。在以后的研究中,可以进一步探讨产草

表4 采样点的海拔分布范围表
Tab.4 Range of samples' elevation

海拔(m)	类型	该海拔区间内点数	总点数	百分比(%)
≥ 4000	高寒灌丛草甸草地	32	36	89
4000~3600	高寒草甸草地	68	93	73
≤ 3600	山地草甸草地	21	27	78
3500~3400	高寒沼泽草地	21	25	84

量在不同海拔分区的规律。

3.2 尺度效应分析

本研究除了利用 250m 的 NDVI 对产草量进行估算外,还用同时相 500m 和 1000m 的 NDVI 数据进行了尝试(表 5)。高寒草甸草地类和高寒沼泽草地类,均为 250m 时效果最好,回归决定系数 R² 均在

0.8 以上,精度大于 75%;随分辨率下降,回归效果变差,尤其是回归判定系数 R² 波动较大。这可能是由于空间分辨率降低,图像记录细节能力减弱,混合像元数增多,误差变大^[7]。然而,随分辨率降低,山地草甸草地类的回归效果没有明显改变,判定系数 R² 在 0.7-0.77 之间变动,模型精度变化不大;高寒灌丛草甸草地类随分辨率变化,回归效果没有明

表5 单元产草量与不同分辨率NDVI的回归关系

Tab.5 Statistical model between fresh yield of grass and NDVI with different resolution

草地类型	分辨率(m)	R ²	优选模型	精度(1-REE,%)
高寒草甸草地	250	0.8	$y=138.941e^{5.067x}$	91
	500	0.74	$y=234.633e^{4.326x}$	73
	1000	0.62	$y=321.07e^{3.894x}$	73
高寒沼泽草地	250	0.87	$y=12448.435x^{3.194}$	76
	500	0.69	$y=18474.398x^{4.763}$	75
	1000	0.32	$y=16977.430x^{4.369}$	69
高寒灌丛草甸草地	250	0.79	$y=111.206e^{5.128x}$	72
	500	0.78	$y=139.852e^{4.71x}$	73
	1000	0.86	$y=134.931e^{4.924x}$	81
山地草甸草地	250	0.77	$y=438.874e^{2.723x}$	87
	500	0.74	$y=627.44e^{2.15x}$	87
	1000	0.7	$y=634.159e^{2.142x}$	89

显规律。

3.3 草地最优估产模型

根据模型分析以及尺度分析得出适用于各草地类型的最优估产模型如表6所示。从最优模型可

以看出,与植被指数EVI相比,NDVI能更好地反映该地区各类草地的产草量情况;250m分辨率的数据对于建立模型精度最高;该地区除高寒沼泽草地用幂函数模型拟合效果较好外,其余均用指数模型进行建模效果较好,其中,高寒草甸草地模型精度最高,在90%以上,高寒灌丛草甸草地精度

表6 草地最优估产模型表

Tab.6 Optimal models for estimation of grass yield

草地类型	指数类型	分辨率	R ²	优选模型	模型	精度(1-REE,%)
高寒草甸草地	NDVI	250m	0.8	指数模型	$y=138.941e^{5.067x}$	91
高寒沼泽草地	NDVI	250m	0.87	幂函数模型	$y=12448.435x^{3.194}$	76
高寒灌丛草甸草地	NDVI	250m	0.79	指数模型	$y=111.206e^{5.128x}$	72
山地草甸草地	NDVI	250m	0.77	指数模型	$y=438.874e^{2.723x}$	87
全体	NDVI	250m	0.79	指数模型	$y=119.182e^{5.11x}$	70

最低也在70%以上;各最优模型的R²均在0.77以上。总体来说,对于各草地类型的模型拟合效果较好。

4 产草量估算

对于高寒草甸草地、高寒沼泽草地、高寒灌丛草甸草地、山地草甸类,选用各类草地的最优模型进行估产(表6),四川省内其他类型草地选用全体样本的最优模型进行估产,四川省2011年的产草量估算结果如图2所示。对估算结果进行分市统计,统计结果见表7。

分市统计结果(图3)显示,凉山自治州、甘孜自治州和阿坝自治州产草量鲜重值分别为139.36亿

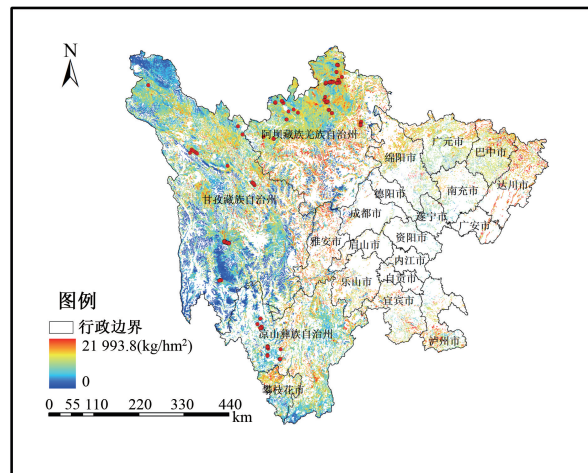


图2 四川省2011年产草量分布图

Fig.2 Estimation of fresh yield of grass in Sichuan Province in 2011

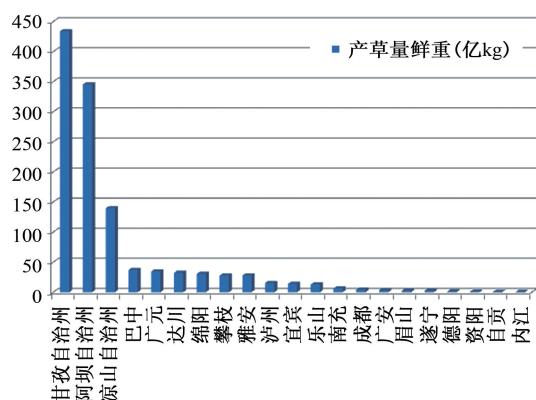


图3 2011年四川省产草量分市统计结果

Fig.3 Statistical results of fresh yield of grass in each city of Sichuan

kg、433.88 亿 kg 和 345.4 亿 kg, 3 地区产草量总和占全省产草量的 78% 以上, 而这 3 个地区也正是川西北草原所在的位置, 即四川省草原的主要分布区。根据模型估算, 2011 年四川省全省产草量鲜重为 1170.446 亿 kg; 四川省草原总站 2011 年监测结果显示, 当年全省产草量鲜重约为 1059 亿 kg, 估算与实际结果相差约 10%, 总体估算精度约为 90%。

5 结论

本研究利用 MODIS 数据不同分辨率 (250m、500m、1km) EVI、NDVI 产品与同期地面实测数据, 对川西北草原 4 种主要草地类型进行分类建模, 试图探求适用于该地区各草地类型的最优估产模型, 结论如下:

(1) 在四川草原, NDVI 对各草地类型产草量的拟合效果优于 EVI; 分草地类型建模的效果优于全体样本建模; 250m 分辨率的数据拟合效果最好。

(2) 对四川草原 4 种主要草地类型确定了最优估产模型, 除高寒沼泽草地用幂函数模型拟合效果较好外, 其余均用指数模型进行建模效果较好。模型精度均在 70% 以上, R^2 均在 0.77 以上。

(3) 利用最优模型对 2011 年四川省草原进行估产, 估产精度约为 90%, 估产效果较好, 能够达到实际应用精度。但是, 由于各草地类型不同的生态特征, 还存在很多可能对草原估产产生一定影响的干扰因素。因此, 下一步的研究工作应集中在不同区域影响草原产量的主导生态要素方面, 以获取更精确的产草量估算模型。

参考文献:

- [1] 周俗, 唐川江, 张新跃. 四川省草原生态的主要问题及治理对策[J]. 草业科学, 2004, 21(12): 28-32.
- [2] 陶伟国, 徐斌, 杨秀春. 草原产草量遥感估算方法发展趋势及影响因素[J]. 草业学报, 2007, 16(2): 1-8.
- [3] 杨秀春, 徐斌, 朱晓华, 等. 北方农牧交错带草原产草量遥感监测模型[J]. 地理研究, 2007, 26(2): 213-221.
- [4] 张连义, 张静祥, 包红霞, 等. 典型草原植被生物量遥感监测模型——以锡林郭勒盟为例[J]. 草业科学, 2008, 25(4): 31-36.
- [5] Long Y, Li Z, Wei L, *et al.* Using remote sensing and GIS technologies to estimate grass yield and livestock carrying capacity of alpine grasslands in Golog Prefecture, China [J]. *Pedosphere*, 2010, 20(3): 342-351.
- [6] 梁天刚, 崔霞, 冯琦胜, 等. 2001-2008 年甘南牧区草地地上生物量与载畜量遥感动态监测 [J]. 草业学报, 2009, 18(6): 12-22.
- [7] 米兆荣, 张耀生, 赵新全, 等. NDVI 和 EVI 在高寒草地牧草鲜质量估算和植被动态监测中的比较[J]. 草业科学, 2010, 27(6): 13-19.
- [8] 赵冰茹, 刘闯, 刘爱军, 等. 利用 MODIS-NDVI 进行草地估产研究——以内蒙古锡林郭勒草地为例[J]. 草业科学, 2004, 21(8): 12-15.
- [9] 陈琳. 川西北草原的退化和建设[J]. 草业科学, 1986, 3(1): 55-58.
- [10] 侯众. 川西北草地退化现状及改良对策[J]. 四川畜牧兽医, 1991(2): 44-45.
- [11] 张新跃, 周俗, 唐川江, 等. 四川省天然草原生产力监测方法研究[J]. 草业科学, 2011, 28(10): 1859-1863.
- [12] 赵勇, 汪源泉. 加强四川草原保护建设促进经济社会可持续发展[C]. 中国草原可持续发展战略——中国草原可持续发展战略论坛论文集, 2004.
- [13] 刘军会, 高吉喜. 气候和土地利用变化对中国北方农牧交错带植被覆盖变化的影响 [J]. 应用生态学报, 2008, 19(9): 2016-2022.
- [14] 郭玉川, 何英, 李霞. 基于 MODIS 的干旱区植被覆盖度反演及植被指数优选[J]. 国土资源遥感, 2011(2): 115-118.
- [15] 徐斌, 杨秀春, 陶伟国, 等. 中国草原产草量遥感监测[J]. 生态学报, 2007, 22(2): 405-413.
- [16] 关德新, 王安志, 金昌杰, 等. 基于 MODIS 数据的草地生物量估算模型比较 [J]. 应用生态学报, 2008, 27(11): 2028-2032.
- [17] 金云翔, 徐斌, 杨秀春, 等. 内蒙古锡林郭勒盟草原产草量动态遥感估算 [J]. 中国科学: 生命科学, 2012, 41(12): 1185-1195.
- [18] 罗玲, 王宗明, 任春颖, 等. 基于 MODIS 数据的松嫩草原产草量遥感估算模型与空间反演[J]. 农业工程学报, 2010(5): 182-187.

- [19] 除多,次仁多吉,王彩云,等.利用 MODIS 数据估算西藏高原地表植被覆盖度[J].遥感技术与应用,2010(5): 707-713.
- [20] 王正兴,刘闯,赵冰茹,等.利用 MODIS 增强型植被指数反演草地地上生物量[J].兰州大学学报:自然科学版,2005, 41(2):10-16.

Estimation of Grass Yield Based on MODIS Data in Sichuan Province, China

FU Xinyu^{1,2}, TANG Chuanjiang^{3*}, ZHANG Xinyue³, ZHANG Xuxiao³, ZHOU Su³,
HUANG Yaohuan¹ and JIANG Dong¹

(1. *State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China*; 2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*;
3. *Sichuan Grassland General Workstation, Chengdu 610041, China*)

Abstract: Grassland in Sichuan Province is one of the five most important pastoral areas in China. Available natural grassland accounts for 85% of the total grassland area of Sichuan Province. Accurate grass yield is significant for management of grassland and local economics. In this study, data of MODIS-NDVI/EVI with different resolution (250m, 500m, 1km) in July of 2011 was utilized to model the relationship between grass yield of the four main types (i.e., alpine meadow type, alpine shrub grassland, alpine swamp grassland and mountain drain grassland) and RS data, respectively. Vegetation coverage combined with NDVI/EVI was used to reduce the effect of mixed pixel. The main conclusions are as follows: NDVI was better than EVI to establish the relationship. Data of 250m was ideal among data of different resolution tested. Model for each main type of grassland was better than model for all the four grassland types. Exponential model was better to simulate the relationship compared with other models for the four main types of grassland except for alpine swamp grassland. And for alpine swamp grassland, power function model was better. Optimization model for each of the four main type grassland was obtained. Accuracy of each optimization model was more than 70% while R^2 was larger than 0.75. Then these optimization models were utilized to estimate grass yield of Sichuan Province in 2011 and the accuracy of estimation was about 90%. This suggests that these optimization models are feasible and the accuracy is satisfied in practice.

Key words: MODIS; NDVI; EVI; yield of grass

***Corresponding author:** TANG Chuanjiang, E-mail: chuanjiangt@163.com