中国典型植被最大光利用率模拟

朱文泉① 潘耀忠①* 何 浩① 于德永① 扈海波②

(①北京师范大学资源学院, 环境演变与自然灾害教育部重点实验室, 北京 100875; ②中国气象局, 北京城市气象研究所, 北京 100089. * 联系人, E-mail: lunwen75@163.com)

摘要 植被最大光利用率是净初级生产力(NPP)遥感估算的一个关键参数, 对它的大小一直存在分歧. 利用 NOAA/AVHRR 遥感数据、气象数据和中国 NPP 实测资料, 根据 NPP 遥感估算的建模思路, 采用改进的最小二乘法对中国典型植被的最大光利用率进行了系统的模拟, 并针对不同植被分类精度可能带来的误差对最大光利用率进行了敏感性分析. 结果表明: 文中模拟得到的中国典型植被最大光利用率介于光能利用率模型(CASA 模型)和生理生态过程模型(BIOME-BGC)的模拟结果之间, 与前人研究结果比较一致; 由植被分类精度所带来的最大相对误差仅为–5.5%~8.0%, 说明了本文模拟结果具有一定的可靠性和稳定性.

关键词 光利用率 遥感 模拟 **NPP** **NDVI** 中国

植被最大光利用率(ε_{max})是指植被在没有任何限制性的理想条件下对光合有效辐射的利用率, 它是植被本身的一种生理属性, 其取值因不同的植被类型而有所不同[1~5]. 由于全球最大光利用率的取值对植被净初级生产力(NPP)的遥感估算结果影响很大, 人们对它的大小一直存在争议[6]. Potter等[7]和Field等[8,9]认为全球植被的最大光利用率为 0.389 gC ·MJ^{-1}; 在没有气候和其他因素的限制时, Raymond等[1]认为光利用率的上限为 3.5 gC · MJ^{-1}, 而另外的研究结果则认为一些草本植物和其他植被的光利用率在 0.09~2.16 gC · MJ^{-1}之间[2~5]; 彭少麟等[6]利用GIS和RS对广东植被光利用率进行估算时, 所取的最大光利用率为 1.25 gC · MJ^{-1}, 并认为CASA模型中所使用的全球植被最大光利用率(0.389 gC · MJ^{-1})对广东植被来讲偏低. 由此可见, 最大光利用率的确定还存在很大分歧, 对其进行系统的研究势在必行.

试验点上所得到的最大光利用率实际上是该植被类型中某一点的最大光利用率, 而不是整个植被的最大光利用率[10]. 植被最大光利用率的确定不仅受植被类型的影响, 而且受空间分辨率和植被覆盖均匀程度的影响, 在目前的科研水平下无法通过试验来获得, 只能通过模拟来求取. Running等人根据生理生态过程模型BIOME-BGC对一些植被类型的最大光利用率进行了模拟[11], 但他所用的样本数据大部分来自北美, 而将这些模拟值用于全球或者其他区域则缺乏适应性. 基于此, 本文利用遥感数据、气象数据和全国NPP实测资料对中国典型植被的最大光利用率进行了模拟, 并针对不同植被分类精度可能带来的误差对最大光利用率进行了敏感性分析.

1 数据来源与预处理

(ⅰ) 遥感数据. 本研究所利用的气象卫星NOAA/AVHRR NDVI 数据, 来源于美国地球资源观测系统(Earth resources observation system: EROS)数据中心的探路者数据集(pathfinder data set: PDS), 图像空间分辨率为 8 km×8 km, 时间分辨率为月, 时间序列为 1989 年 1 月~1993 年 12 月. 所有数据均进行了几何校正、大气纠正、去云处理以及传感器退化性能的订正, 使数据具有一致性和可比性. 数据最后经投影变换处理, 选取的投影方式为 Albers Conical Equal Area 投影.

(ⅱ) 气象数据. 本研究所用的气象数据来源于中国气象局, 时间为 1989 年 1 月~1993 年 12 月, 数据内容为月降水量、月平均气温、月总太阳辐射, 以及各气象站点的经度、纬度和海拔高度, 共涉及 726 个气象站点. 模拟最大光利用率时需要栅格化的气象数据, 并从空间上与遥感数据相匹配. 利用GIS的插值工具, 根据各气象站点的经纬度信息, 通过对气象数据进行Kriging插值和基于DEM的插值[12], 获取像元大小与NDVI数据一致、投影相同的气象要素栅格图.

(ⅲ) 土地覆盖分类图. 土地覆盖分类图来源于欧盟联合研究中心(The Joint Research Centre: JRC), 原始分类图像由中国科学院遥感应用研究所编译,

分类用的遥感数据为 2000 年的 SPOT-VGT 1km 数据, 共分了 22 类(表 1), 检验后的总体分类精度为 61.8%.

(iv) NPP实测资料. NPP实测数据来源于中国林业部 1989~1993 年的林业普查资料[13], 共包括中国 17 种森林类型 690 个观测站点的植被属性数据, 数据内容为立木年龄、叶面积指数、总生物量和净初级生产力, 以及各观测点的经度、纬度和海拔高度. 净初级生产力的单位是干物质的重量, 在转换成以碳为单位时($gC \cdot m^{-2} \cdot y^{-1}$)乘了一个 0.475 的系数[14,15].

2 方法

2.1 技术流程

某一植被类型最大光利用率的模拟如图 1 所示. 对于 NPP 遥感估算模型来说, 植被 NPP 可以由植物吸收的光合有效辐射(APAR)和实际光利用率(ε)两个因子来表示:

$$\mathrm{NPP}(x,t) = \mathrm{APAR}(x,t) \times \varepsilon(x,t), \tag{1}$$

式中, APAR(x, t)表示像元x在t月份吸收的光合有效辐射(单位: $MJ \cdot m^{-2}$); $\varepsilon(x, t)$表示像元x在t月份的实际光利用率(单位: $gC \cdot MJ^{-1}$).

Potter等[7]认为在理想条件下植被具有最大光利用率, 而在现实条件下的最大光利用率主要受温度和水分的影响, 其计算如(2)式所示.

$$\varepsilon(x,t) = f_1(x,t) \times f_2(x,t) \times W(x,t) \times \varepsilon_{\max}, \tag{2}$$

式中, $f_1(x, t)$和$f_2(x, t)$表示低温和高温对光能利用率的胁迫作用(无单位), $W(x, t)$为水分胁迫影响系数(无单位), 反映水分条件的影响, $\varepsilon_{\max}$是理想条件下的最大光利用率(单位: $gC \cdot MJ^{-1}$). f_1, f_2和W的值可以根据朱文泉等人[16]的研究得到.

将(1)和(2)式合在一起则得到(3)式

$$\mathrm{NPP}(x,t) = \mathrm{APAR}(x,t) \times f_1(x,t) \times f_2(x,t) \times W(x,t) \times \varepsilon_{\max}. \tag{3}$$

对于某一试验点, 当NPP, APAR, f_1, f_2和W已知的情况下, 该试验点上的$\varepsilon_{\max}$可以由(3)式求出, 然后将计算得到的众多试验点上的$\varepsilon_{\max}$按植被类型分类, 最后根据误差最小的原则分别模拟各植被类型的最大光利用率.

对于某一植被类型来说, 其 NPP 实测值与模拟值之间的误差可用函数来表示:

$$E(x) = \sum_{i=1}^{j} (m_i - n_i x)^2, \qquad x \in [l,u], \tag{4}$$

式中, i表示某一植被类型的样本数, j为某一植被类型的最大样本数, m为NPP实测数据, n为APAR、温度和水分胁迫因子的乘积, 即$\mathrm{APAR} \times f_1 \times f_2 \times W$, x为待定的某一植被类型的最大光利用率, l和u为各植被类型最大光利用率的最小值和最大值. (4)式展开后整理得到:

$$E(x) = \sum_{i=1}^{j} n_i^2 x^2 - 2\sum_{i=1}^{j} m_i n_i x + \sum_{i=1}^{j} m_i^2, \qquad x \in [l,u], \tag{5}$$

(5)式是一元二次方程, 表现为开口向上的一条抛物线, 在区间[l, u]内必定存在最小值, 该最小值所对应的x即为模拟得到的某一植被类型的最大光利用率$\varepsilon_{\max}$.

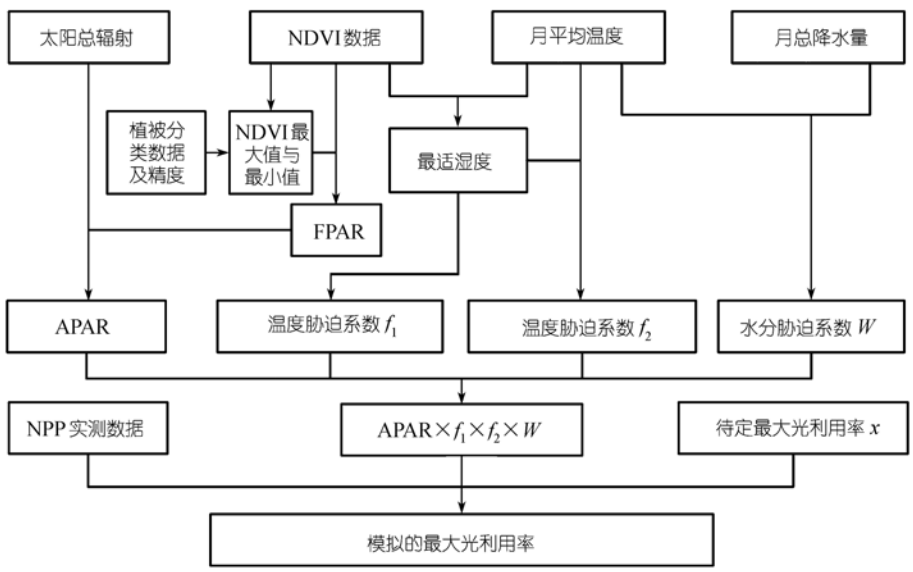

图 1　植被最大光利用率模拟流程

2.2 APAR 估算

利用遥感数据估算光合有效辐射(PAR，0.4~0.7 μm)中被植物叶子吸收的部分(APAR)是根据植被对红外和近红外波段的反射特征来实现的. 植被吸收的光合有效辐射取决于太阳总辐射和植物本身的特征，可用(6)式计算[10].

$$\mathrm{APAR}(x,t)=\mathrm{SOL}(x,t)\times\mathrm{FPAR}(x,t)\times 0.5, \quad (6)$$

式中：SOL(x, t)表示t月份在像元x处的太阳总辐射量(MJ · m^{-2})；FPAR(x, t)为植被层对入射光合有效辐射的吸收比例(无单位)；常数 0.5 表示植被所能利用的太阳有效辐射(波长为 0.38~0.71 μm)占太阳总辐射的比例.

在一定范围内，FPAR与NDVI之间存在着线性关系[2,17~19]，这一关系可以根据某一植被类型NDVI的最大值和最小值以及所对应的FPAR最大值和最小值来确定，即:

$$\mathrm{FPAR}(x,t)=\frac{(\mathrm{NDVI}(x,t)-\mathrm{NDVI}_{i,\min})\times(\mathrm{FPAR}_{\max}-\mathrm{FPAR}_{\min})}{(\mathrm{NDVI}_{i,\max}-\mathrm{NDVI}_{i,\min})}+\mathrm{FPAR}_{\min}, \quad (7)$$

式中，$\mathrm{NDVI}_{i,\max}$和$\mathrm{NDVI}_{i,\min}$分别对应第i种植被类型的NDVI最大值和最小值.

进一步的研究表明，FPAR与比值植被指数(SR)也存在较好的线性关系[8, 20, 21]，可由(8)式表示:

$$\mathrm{FPAR}(x,t)=\frac{(\mathrm{SR}(x,t)-\mathrm{SR}_{i,\min})\times(\mathrm{FPAR}_{\max}-\mathrm{FPAR}_{\min})}{(\mathrm{SR}_{i,\max}-\mathrm{SR}_{i,\min})}+\mathrm{FPAR}_{\min} \quad (8)$$

式中，$\mathrm{FPAR}_{\min}$和$\mathrm{FPAR}_{\max}$的取值与植被类型无关，分别为 0.001 和 0.95; SR由(9)式确定，$\mathrm{SR}_{i,\max}$和$\mathrm{SR}_{i,\min}$分别对应第i种植被类型的$\mathrm{NDVI}_{i,\max}$和$\mathrm{NDVI}_{i,\min}$.

$$\mathrm{SR}(x,t)=\left[\frac{1+\mathrm{NDVI}(x,t)}{1-\mathrm{NDVI}(x,t)}\right]. \quad (9)$$

通过对 FPAR-NDVI 和 FPAR-SR 所估算结果的比较发现，由NDVI所估算的FPAR比实测值高，而由SR所估算的FPAR则低于实测值，但其误差小于直接由NDVI所估算的结果，考虑到这种情况，Los将这两种方法结合起来，取其平均值作为FPAR的估算值，此时，估算的FPAR与实测值之间的误差达到最小[1)]. 本研究最终将(7)和(8)式组合起来，取其平均值作为FPAR的估算值:

$$\mathrm{FPAR}(x,t)=\alpha\mathrm{FPAR}_{\mathrm{NDVI}}+(1-\alpha)\mathrm{FPAR}_{\mathrm{SR}} \quad (10)$$

式中，$\mathrm{FPAR}_{\mathrm{NDVI}}$为(7)式所估算的结果；$\mathrm{FPAR}_{\mathrm{SR}}$为(8)式所估算的结果；$\alpha$为两种方法间的调整系数，在本研究中统一定为 0.5(即取二者的平均值).

3 结果和讨论

3.1 中国各植被类型的 NDVI 最大值与最小值

本研究中，NDVI 最大值是指植被刚好达到全覆盖状态下的 NDVI 值，并不是指某一植被类型的 NDVI 实际所达到的最大值. 为了消除植被分类以及 NDVI 数据本身所固有的误差，本模型将植被分类精度引进来，使 NDVI 最大值随分类精度的变化而作相应调整.

NDVI 最大值分三步确定(图 2): (ⅰ) 在 0.0001 间距下求各植被类型 NDVI 最大值的概率分布(图 3); (ⅱ) 根据植被分类精度 x, 在概率分布区间[(1–x)/2, (1+x)/2]内选出该植被类型的各个像元; (ⅲ) 对选出的像元再计算一次 NDVI 概率分布，该 NDVI 概率分布的 95%下侧分位数所对应的 NDVI 值即为 NDVI 最大值，而 5%下侧分位数所对应的 NDVI 值则代表 NDVI 最小值. 第一、二步实际上是消除植被分类所带来的误差，第三步取 95%下侧分位数则在一定程度上消除了遥感影像噪声所带来的误差.

草原、草甸、荒漠等植被类型的 NDVI 最大值则与耕作植被相同；NDVI 最小值统一采用荒漠或裸地

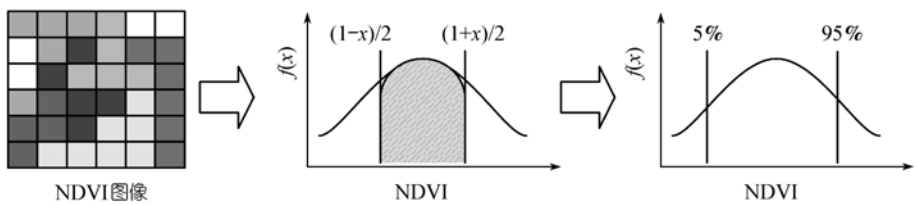

图 2 NDVI 最大值和最小值的确定(示意图)

1) Los S O. Linkages between global vegetation and climate: an analysis based on NOAA Advanced Very High Resolution Radiometer Data. Ph. D. dissertation. National Aeronautics and Space Administration (NASA), 1998

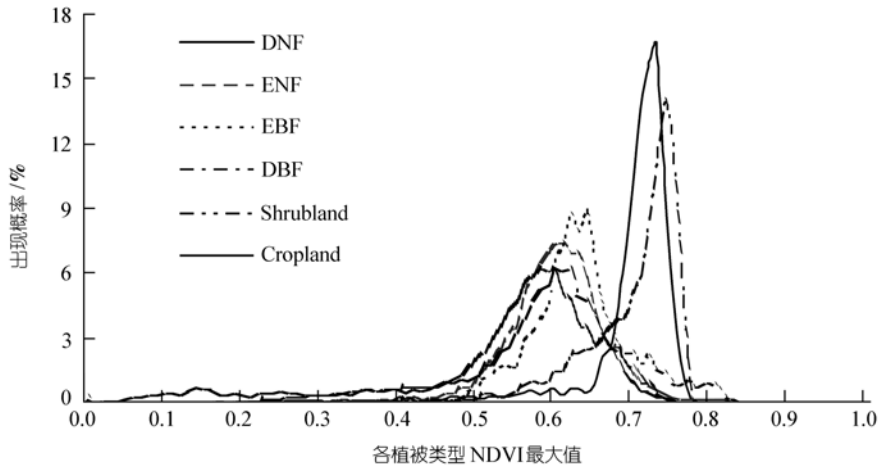

图 3 中国部分植被类型 NDVI 最大值的概率分布

DNF 落叶针叶林; ENF 常绿针叶林; EBF 常绿阔叶林; DBF 落叶阔叶林; Shrubland 灌丛; Cropland 耕作植被

表 1 中国各植被类型 NDVI 和 SR 的最大值与最小值

代码	植被类型	像元数	$NDVI_{max}$	$NDVI_{min}$	SR_{max}	SR_{min}
1	落叶针叶林	4339	0.738	0.023	6.63	1.05
2	常绿针叶林	15104	0.647	0.023	4.67	1.05
3	常绿阔叶林	6502	0.676	0.023	5.17	1.05
4	落叶阔叶林	8690	0.747	0.023	6.91	1.05
5	灌丛	11905	0.636	0.023	4.49	1.05
6	疏林	958	0.636	0.023	4.49	1.05
7	海边湿地	287	0.634	0.023	4.46	1.05
8	高山、亚高山草甸	11675	0.634	0.023	4.46	1.05
9	坡面草地	4364	0.634	0.023	4.46	1.05
10	平原草地	7940	0.634	0.023	4.46	1.05
11	荒漠草地	10184	0.634	0.023	4.46	1.05
12	草甸	11773	0.634	0.023	4.46	1.05
13	城市	65	0.634	0.023	4.46	1.05
14	河流	958	0.634	0.023	4.46	1.05
15	湖泊	1240	0.634	0.023	4.46	1.05
16	沼泽	1015	0.634	0.023	4.46	1.05
17	冰川	1887	0.634	0.023	4.46	1.05
18	裸岩	4528	0.634	0.023	4.46	1.05
19	砾石	13657	0.634	0.023	4.46	1.05
20	荒漠	12661	0.634	0.023	4.46	1.05
21	耕地	30046	0.634	0.023	4.46	1.05
22	高山、亚高山草地	10931	0.634	0.023	4.46	1.05

的 5%下侧分位数(表 1). 95%的NDVI值代表植被处于全覆盖状态，此时对应的$FPAR_{max}$应为 1(本研究中所有植被类型的$FPAR_{max}$取 0.95)；5%的NDVI值代表裸地，它对应的$FPAR_{min}$应为 0(本研究中所有植被类型的$FPAR_{min}$取 0.001).

3.2 中国典型植被类型的最大光利用率

表 2 列出了中国主要植被类型所模拟的ε_{max}. 灌木的实测数据较少，本文根据已有的文献资料[22~25],

表 2 中国典型植被类型的最大光利用率

代码	植被类型	样本数	最大光利用率/gC · MJ^{-1}			NPP实测平均值 /gC · m^{-2} · y^{-1}	NPP 实测值标准差	NPP实测值范围 /gC · m^{-2} · y^{-1}	Running等人模拟值/gC · MJ^{-1}
			最小值	最大值	模拟值				
1	落叶针叶林	39	0.159	2.453	0.485	490	160.9	179~824	1.103
2	常绿针叶林	110	0.204	2.553	0.389	396	121.2	179~806	1.008
3	落叶阔叶林	356	0.256	2.521	0.692	672	271.9	114~1669	1.044
4	常绿阔叶林	142	0.407	2.194	0.985	1017	278.9	407~1913	1.259
5	针阔混交林	21	0.242	0.74	0.475	472	128.3	257~717	
6	常绿、落叶阔叶混交林	22	0.461	1.295	0.768	723	141.4	414~1098	1.116
7	灌丛	9			0.429	364			0.768
8	草地				0.542	231	64.9		0.608
9	耕作植被				0.542				0.604
10	其他				0.542				

取其平均NPP实测值 364 gC · m^{-2} · y^{-1}, 本研究中灌丛APAR、温度和水分胁迫因子乘积n的平均值为 847.6 MJ · m^{-2} · y^{-1}, 由此推算得到灌丛的平均最大光利用率为 0.429 gC · MJ^{-1}; 中国温带草原的NPP为 230.6±64.9 gC · m^{-2} · y^{-1}[26], 本研究中温带草原APAR、温度和水分胁迫因子乘积n的平均值为 425.6 MJ · m^{-2} · y^{-1}, 由此推算得到温带草原的平均最大光利用率为 0.542 gC · MJ^{-1}; 耕作植被、沼泽、草甸等其他矮生植被类型的最大光利用率均以温带草原为准.

从表 2 中可以看出, 本文模拟得到的ε_{max}介于CASA模型所使用的ε_{max}(0.389 gC · MJ^{-1})和Running等人[11]的模拟结果之间. 除常绿针叶林的ε_{max}刚好为0.389 gC · MJ^{-1}外, 其他植被类型的ε_{max}均大于CASA模型所使用的ε_{max}, 这与彭少麟等人[6]认为CASA模型所使用的最大光利用率对广东植被来说偏低的结论是一致的. Running等人是根据生理生态过程模型BIOME-BGC来模拟各植被类型的ε_{max}, 所得结果其实是数公顷面积上的试验点上的模拟值; 而本文则是基于 8 km×8 km分辨率的遥感数据、结合NPP实测资料来模拟, 其空间分辨率和植被覆盖均匀程度均较小, 因此由本文模拟得到的ε_{max}应该低于Running等人的模拟结果才属正常. 从表 2 中还可以看出, 本文模拟得到的ε_{max}的上下限也与前人研究结果比较接近[1~5]. 尽管Running等人的模拟结果高于本文的模拟值, 但它们却都落在中国各植被类型最大光利用率的范围之内, 这说明不同模拟过程所得到的ε_{max}的大致范围是比较接近的, 而ε_{max}的区域适应性则应充分考虑它们各自所存在的差异.

3.3 最大光利用率对植被分类精度的敏感性分析

本文最大光利用率的确定不仅依赖于植被类型, 而且还间接依赖于各植被类型的分类精度, 因为在对最大光利用率进行模拟时, 需预先知道各实测点的FPAR, 而FPAR的求取涉及到NDVI和SR最大值, 它们均是根据植被类型及其分类精度来确定的.

植被分类精度一般都是利用野外观测数据来作最终检验, 然而, 就全国范围来说, 有三方面的因素会造成分类精度评价时的不确定性: (ⅰ) 野外采样点一般都比较有限, 而且分布也不完全是随机的, 存在一定的人为因素, 如: 有些地方难以到达, 就很可能没有采样点. (ⅱ) 野外采样点和遥感数据之间存在尺度不匹配的问题. 随着空间范围的增大, 空间异质性也会增强, 在这个空间范围内本身也可能存在多种植被类型. (ⅲ) 对于遥感数据的分类结果, 存在分类方向性的问题, 致使各种光谱比较接近的类型之间存在混分现象, 也使得不同植被类型的分类精度各不相同, 如: 水体的分类精度较高、森林和高灌木之间易存在混分类型. 因此, 由野外采样点所得到的分类精度也只能是一个对真实值的逼近值.

本文所用的中国植被分类图的总体分类精度为61.8%, 由此我们预先设定各类别的真实分类精度在35%~85%之间, 然后以 5%的间距来分析其对最大光利用率的影响.

表3和图4显示了不同分类精度下的中国典型植被最大光利用率模拟结果, 随着分类精度的升高, 各植被类型的最大光利用率也逐渐增大. 根据最大光利用率对植被分类精度敏感性的不同, 可以很明显

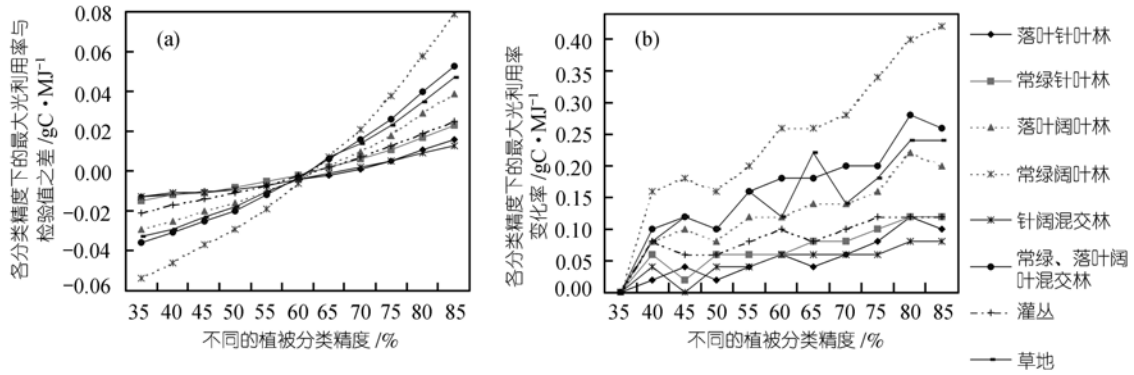

图 4　不同分类精度下的中国典型植被最大光利用率变化情况

(a) 不同分类精度下的最大光利用率同总体检验精度(61.8%)下的最大光利用率之差随分类精度的变化情况; (b) 不同分类精度下的最大光利用率变化速率

表 3　不同分类精度下的中国典型植被最大光利用率模拟值

类型代码[a)]	不同分类精度下的中国典型植被最大光利用率模拟值/gC·MJ^{-1}											
	61.8%	35%	40%	45%	50%	55%	60%	65%	70%	75%	80%	85%
1	0.485	0.472	0.473	0.475	0.476	0.478	0.481	0.483	0.486	0.49	0.496	0.501
2	0.389	0.374	0.377	0.378	0.381	0.384	0.387	0.391	0.395	0.40	0.406	0.412
3	0.692	0.663	0.667	0.672	0.676	0.682	0.688	0.695	0.702	0.71	0.721	0.731
4	0.985	0.931	0.939	0.948	0.956	0.966	0.979	0.992	1.006	1.023	1.043	1.064
5	0.475	0.462	0.464	0.464	0.466	0.468	0.471	0.474	0.477	0.48	0.484	0.488
6	0.768	0.732	0.737	0.743	0.748	0.756	0.765	0.774	0.784	0.794	0.808	0.821
7	0.429	0.408	0.412	0.415	0.418	0.422	0.427	0.431	0.436	0.442	0.448	0.454
8	0.542	0.509	0.513	0.519	0.524	0.532	0.538	0.549	0.556	0.565	0.577	0.589
9	0.542	0.509	0.513	0.519	0.524	0.532	0.538	0.549	0.556	0.565	0.577	0.589
10	0.542	0.509	0.513	0.519	0.524	0.532	0.538	0.549	0.556	0.565	0.577	0.589

a) 类型代码同表 2

地将各植被类型概括为三个大类(图 4): 常绿阔叶林对植被分类精度极其敏感, 随着分类精度的提高, 其最大光利用率呈显著上升趋势, 绝对变化幅度为–0.054~0.079 gC · MJ^{-1}, 相对变化幅度介于–5.5%~8.0%之间, 而且变化极快(图 4(b)); 其次为落叶阔叶林、阔叶(常绿、落叶)混交林、草地及其他植被, 它们对植被分类精度的敏感性基本相同, 最大光利用率的绝对变化幅度在–0.029~0.039 gC · MJ^{-1}之间, 相对变化幅度为–4.2%~5.6%; 敏感性最低的是落叶针叶林、针阔混交林、常绿针叶林及灌木, 它们的最大光利用率总体变幅最小, 最低达–0.013~0.016 gC · MJ^{-1}, 相对变化幅度为–2.7%~3.3%, 变化率也很平稳, 基本在一条水平线上波动(图 4(b)). 各植被类型最大光利用率对分类精度的敏感性差异主要是由各植被类型内部的异质性程度和分类精度不同造成的, 如常绿阔叶林的敏感性最高, 这可能有两方面的原因: 一是它的分类精度相对较低, 混分现象严重(如高灌丛被混分进来); 二是常绿阔叶林内部本身的空间异质性较强, 这可能与它存在很多不同的亚型以及在全国大部分地方广泛分布有关.

总体看来, 植被分类精度对最大光利用率的模拟影响较小, 其最大可能产生的相对误差仅为–5.5%~8.0%(由常绿阔叶林产生), 这说明了本文模拟结果具有一定的稳定性. 尽管某一植被类型的最大光利用率只能通过模拟得到, 我们无法给出它的确切值, 但却可以知道它的大致范围(表 3), 如: 落叶

针叶林的最大光利用率为 0.472~0.501 gC · MJ^{-1}, 常绿阔叶林为 0.931~1.064 gC · MJ^{-1}.

致谢 本工作由国家自然科学基金项目(批准号: 40371001)和国家重点基础研究发展规划项目 (批准号: G2000018604)资助.

参 考 文 献

1 Raymond E, Hunt J R. Relationship between woody biomass and PAR conversion efficiency for estimating net primary production from NDVI. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15: 1725~1730

2 Ruimy A, Saugier B. Methodology for the estimation of terrestrial net primary production from remotely sensed data. Journal of Geophysical Research, 1994, 97: 18515~18521

3 Goetz S J, Prince S D. Remote sensing of net primary production boreal forest stands. Agricultural and Forest Meteorology, 1996, 78: 149~179[DOI]

4 Paruelo J M, Epstei H E, Lauenroth W K, et al. ANPP estimates from NDVI for the central grassland region of the United States. Ecology, 1997, 78(3): 953~958

5 McCrady R L, Jokela E J. Canopy dynamics, light interception, and radiation use efficiency of selected loblolly pine families. Forest Science, 1998, 44(1): 64~72

6 彭少麟, 郭志华, 王伯荪. 利用 GIS 和 RS 估算广东植被光利用率. 生态学报, 2000, 20(6): 903~909

7 Potter C S, Randerson J T, Field C B, et al. Terrestrial ecosystem production: a process model based on global satellite and surface data. Global Biochemical Cycle, 1993, 7: 811~841

8 Field C B, Randerson J T, Malmström C M. Global net primary production: Combining ecology and remote sensing. Remote Sensing of Environment, 1995, 51: 74~88[DOI]

9 Field C B, Behrenfeld M J, Randerson J T, et al. Primary production of the biosphere: integrating terrestrialand oceanic components. Science, 1998, 281: 237~240[DOI]

10 朴世龙, 方精云, 郭庆华. 利用 CASA 模型估算我国植被净第一性生产力. 植物生态学报, 2001, 25(5): 603~608

11 Running S W, Thornton P E, Nemani R, et al. Global terrestrial gross and net primary productivity from the earth observing system. In: Sala O, Jackson R, Mooney H, eds. Methods in ecosystem science. New York: Springer-Verlag, 2000, 44~57

12 潘耀忠, 龚道溢, 邓磊, 等. 基于 DEM 的中国陆地多年平均温度插值方法. 地理学报, 2004, 59(3): 366~374

13 Ni J, Zhang X S, Scurlock J M O. NPP Multi-Biome: Chinese Forests Data, 1989-1994. Available on-line [http://www.daac.ornl.gov/] from Oak Ridge National Laboratory Distributed Active Archive Center, Oak Ridge, Tennessee, USA, 2001

14 Raich J W, Rastetter E B, Mellillo J M, et al. Potential net primary productivity in South America: Application of a global model. Ecological Applications, 1991, 1: 399~429

15 Scurlock J M O, Cramer W, Olson R J, et al. Terrestrial NPP: Towards a consistent data set for global model evaluation. Ecological Applications, 1999, 9(3): 913~919

16 朱文泉, 陈云浩, 潘耀忠, 等. 基于 GIS 和 RS 的中国植被光利用率估算. 武汉大学学报(信息科学版), 2004, 29(8): 694~698

17 Hatfield J L, Asrar G, Kanemasu E T. Intercepted photosynthetically active radiation in wheat canopies estimated by spectral reflectance. Remote Sensing of Environment, 1984, 14: 65~75[DOI]

18 Sellers P J. Canopy reflectance, photosynthesis, and transpiration. International Journal of Remote Sensing, 1985, 6: 1335~1371

19 Huemmrich K F, Goward S N. Spectral vegetation indices and the remote sensing of biophysical parameters. Proceeding of International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Institute of Electrical and Electronics Engineers, Houston Texas, 1992, 1017~1019

20 Los S O, Justice C O, Tucker C J. A global 1 ° by 1 ° NDVI dataset for climate studies derived from the GIMMS continental NDVI data. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15: 3493~3518

21 Sellers P J, Randall D A, Collatz J A, et al. A revised land-surface parameterization (SiB2) for GCMs. Part 1: Model Formulation. Journal of Climate, 1996, 9: 676~705[DOI]

22 金小华, 刘宏刚, 宋永昌. 安徽黟县次生灌丛和灌草丛生产力的研究. 植物生态学与地植物学学报, 1990, 14(3): 267~273

23 陈遐林, 马钦彦, 康峰峰, 等. 山西太岳山典型灌木林生物量及生产力研究. 林业科学研究, 2002, 15(3): 304~309

24 唐建维, 张建候, 宋启示, 等. 西双版纳热带人工雨林生物量及净第一性生产力的研究. 应用生态学报, 2003, 14(1): 1~6

25 刘江华, 徐学选, 杨光, 等. 黄土丘陵区小流域次生灌丛群落生物量研究. 西北植物学报, 2003, 23(8): 1362~1366

26 樊江文, 钟华平, 梁飚, 等. 草地生态系统碳储量及其影响因素. 中国草地, 2003, 25(6): 51~58

(2005-09-15 收稿, 2005-10-11 接受)