中国科学: 地球科学 2010 年 第 40 卷 第 12 期: 1725 ~ 1732
www.scichina.com earth.scichina.com
《中国科学》杂志社
SCIENCE CHINA PRESS

论 文

尺度转换规律与同步反演作物播种面积和叶面积指数

范闻捷*, 闫彬彦, 徐希孺

北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871
* E-mail: fanwj@pku.edu.cn

收稿日期: 2009-10-27; 接受日期: 2010-04-06
国家自然科学基金(批准号: 40871186, 40730525, 40401036)、国家高技术研究发展计划(编号: 2009AA12Z143)、国家重点基础研究发展计划(编号: 2007CB714402)和中国科学院西部行动计划(二期)项目资助

摘要 遥感作物估产是保证粮食安全的重要手段. 然而中国田块破碎程度较高, 在中低分辨率遥感图像上混合像元所占比例很高, 混合像元信息分解问题成为中国实施遥感作物估产必须克服的首要难题. 本文基于尺度转换规律, 针对混合像元, 提出了一个同步反演作物播种面积和叶面积指数的新方法. 为解决作物的二向性反射及滤除土壤背景干扰的问题, 采用了准确、简便的作物冠层反射率模型, 利用高光谱优选波段的二阶微分方法很好地滤除了方向性和背景的干扰. 选择甘肃省张掖市盈科灌区为试验区, 区内主要作物为小麦和玉米, 以 2008 年 7 月 15 日的 Hyperion/EO-1 30 m 分辨率的高光谱数据为基础, 通过将反射率值取平均的方法获得分辨率分别为 180 和 1080 m 的图像, 构成多尺度遥感图像系列, 通过尺度转换规律反演计算了 1080 m 分辨率图像上每个像元的播种面积和平均叶面积指数. 用 2008 年 8 月 10 日的 SPOT-5 10 m 分辨率多波段图像的分类结果作为近似真值, 验证了播种面积的反演结果, 结果表明以这一方法获得的农田空间分布规律与验证值一致, 反演误差近似正态分布, 误差在 –0.1~0.1 之间; 并用地面实测的 85 个 LAI-2000 测量点配合手持 GPS 定位对平均 *LAI* 的反演结果进行了验证, 反演平均 *LAI* 的标准差为 0.34, 结果表明这一方法具有较高的可信度.

关键词
尺度转换规律
遥感作物估产
同步反演
播种面积
叶面积指数

遥感作物估产对于保障粮食安全有重要意义. 然而中国的农田田块破碎程度较高, 在中低分辨率遥感图像上混合像元所占比例很高, 如果以混合像元为单位, 按照图像分类结果去估算作物播种面积, 那么混合像元的存在显然使作物播种面积的估算难于精确.

叶面积指数(Leaf Area Index, *LAI*)和作物播种面积是遥感作物估产的两个重要参数. 叶面积指数的定义为地表单位面积柱体内叶子总表面积的一半与柱体底面积之比值[1]. 它是描述作物长势的关键指标[2~5], 也是单产模型的重要输入参数[6]. 如果将一个混合像元的信号当作一个单一的信号来反演*LAI*, 那么反演的结果将显著偏离实际值. 所以, 混合像元信息分解便成为在中国实现遥感作物估产的首要难题.

事实上, 混合像元信息分解可以用一个线性矩

引用格式: Fan W J, Yan B Y, Xu X R. Crop area and leaf area index simultaneous retrieval based on spatial scaling transformation. Sci China Earth Sci, 2010, doi: 10.1007/s11430-010-4078-9

阵分解来近似表达[7~9]:

$$X_{I\times J}=A_{I\times N}\cdot\rho_{N\times J},\qquad(1)$$

等式左边矩阵 X 为测量矩阵, 矩阵的每一个元素为传感器的一个测量值, 编号 $i(1,I)$代表像元的排序数, 而编号 $j(1,J)$代表电磁波波段编号; 而等式右边的矩阵 A 为面积比例矩阵, 编号 $n(1,N)$代表混合像元中独立成分的个数和编号, 而矩阵ρ 的每一个横矢量代表每一个独立成分的电磁波谱特征, 矩阵 A 中每一个列矢量可代表某种作物播种面积的空间分布, 而矩阵ρ中某一个横矢量的变化(波谱变化)主要反应出叶面积指数值的变化, 所以矩阵 A 和ρ 都是我们要反演得到的量.

独立成分分析法(Independent Component Analysis, ICA)可以用于同时求解A与ρ, 但该方法的前提是: 1) 各独立成分必须满足统计独立要求; 2) 独立成分中至多只有一个成分的概率密度分布函数可近似为高斯分布. 但对于要反演的 A 与ρ矩阵来说, 这两个条件均不能被满足. 传统的求解方法是在公式(1)之外, 再引入一个独立方程, 这样未知数个数等于独立方程个数, 方程组可解. 本文所提供的方法就是利用尺度转换规律为方程求解提供了新的补充信息, 但该求解方法以牺牲空间分辨率为代价, 只能提供图像粗分辨率像元内的作物播种面积和平均叶面积指数值, 还不可能直接提供高分辨率遥感图像像元内有关作物播种面积和叶面积指数值的信息.

1 反演方法

1.1 作物二向性反射模型

冠层的反射率可近似表达为 $\rho=\rho^1+\rho^m$, 其中 ρ^1 代表一次散射贡献量, ρ^m 为多次散射贡献量[10]:

$$\begin{aligned}\rho^1=\rho_{\mathrm{g}}&\left\{\mathrm{e}^{-\lambda_0\left[\frac{G_{\mathrm{s}}}{\mu_{\mathrm{s}}}+\frac{G_{\mathrm{v}}}{\mu_{\mathrm{v}}}-\frac{G_{\mathrm{v}}}{\mu_{\mathrm{v}}}\cdot\Gamma(\phi)\right]LAI}\right.\\&\left.+\left[\mathrm{e}^{-\lambda_0\frac{G_{\mathrm{v}}}{\mu_{\mathrm{v}}}\cdot LAI}-\mathrm{e}^{-\lambda_0\left[\frac{G_{\mathrm{s}}}{\mu_{\mathrm{s}}}+\frac{G_{\mathrm{v}}}{\mu_{\mathrm{v}}}-\frac{G_{\mathrm{v}}}{\mu_{\mathrm{v}}}\cdot\Gamma(\phi)\right]LAI}\right]\frac{E_{\mathrm{d}}}{\mu_{\mathrm{s}}F_0+E_{\mathrm{d}}}\right\}\\&+\rho_{\mathrm{v}}\left\{\left(1-\mathrm{e}^{-\lambda_0\frac{G_{\mathrm{v}}}{\mu_{\mathrm{v}}}\cdot LAI\cdot\Gamma(\phi)}\right)\right.\\&\left.+\left[\mathrm{e}^{-\lambda_0\frac{G_{\mathrm{v}}}{\mu_{\mathrm{v}}}\cdot LAI\cdot\Gamma(\phi)}-\mathrm{e}^{-\lambda_0\frac{G_{\mathrm{v}}}{\mu_{\mathrm{v}}}\cdot LAI}\right]\frac{E_{\mathrm{d}}}{\mu_{\mathrm{s}}F_0+E_{\mathrm{d}}}\right\},\end{aligned}\qquad(2)$$

其中G_{v}, G_{s}分别为传感器视线方向和太阳光照方向的G函数值, 它代表叶子体密度为“1”时叶子向射线垂直面的投影值[11]; $\mu_{\mathrm{v}}=\cos\theta_{\mathrm{v}}$, $\mu_{\mathrm{s}}=\cos\theta_{\mathrm{s}}$, θ_{v} 和θ_{s}分别为传感器视线方向的天顶角和太阳光照方向的天顶角; λ_0是为了描述群聚效应而引入的尼尔逊参数[12]; $\Gamma(\phi)$ 是为描述热点效应而引入的经验函数, ϕ 为视线方向和太阳照射方向之间的夹角, $\Gamma(\phi)=\exp(-\phi/(\pi-\phi))$, 其中 $0<\phi\leqslant\pi$, 故$\Gamma(0)=1$, $\Gamma(\pi)=0$, 当ϕ 由 0 向π变化时, $\Gamma(\phi)$由 1 以负指数形式趋于 0, 其实该经验函数表达了叶子光照与叶子可见之间的统计平均相关关系, 对单片叶子而言光照叶子是否可见与光线射向、视线方向、叶子取向三者之间的相互关系有关, 如果把叶子取向近似为各向同性, 那么对冠层而言这样的相关关系仅取决于光线射向与视线方向之间的相对夹角而已, 用这样的方式替代复杂的Kussk等类型的模型[13,14]不失为一种在精确与简便之间取得平衡的方法; $\mu_{\mathrm{s}}F_0$ 为太阳直射对目标构成的辐照度, E_{d}为天空亮度对目标构成的辐照度; ρ_{g}与ρ_{v}分别为土壤背景与叶子的半球反射率. 数值模拟表明, 在波长 0.68~0.71 和 0.73~0.75 μm范围内多次散射可以忽略不计, 故一次散射项足以描述植被冠层的二向反射特征[15].

1.2 背景干扰的滤除——高光谱二阶微商

在波长 0.68~0.71 μm范围内, 叶片光谱二阶微分远大于背景(土壤、水体、混凝土、沥青)光谱二阶微分, 即 $\rho''_{\mathrm{v}}\gg\rho''_{\mathrm{g}}$ [15], 令 $L_S=\dfrac{E_{\mathrm{d}}}{\mu_0F_0+E_{\mathrm{d}}}$, 为天空散射光比例, $b=\lambda_0\dfrac{G_{\mathrm{v}}}{\mu_{\mathrm{v}}}$, $b'=\lambda_0\dfrac{G_{\mathrm{v}}}{\mu_{\mathrm{v}}}\Gamma(\phi)$, 则有

$$x=\frac{\rho''}{\rho''_{\mathrm{v}}}=L_S(1-\mathrm{e}^{-b\cdot LAI})+(1-L_S)(1-\mathrm{e}^{-b'\cdot LAI}).\qquad(3)$$

故二阶微分方法可以有效滤除背景干扰, 以便更精确的反演 LAI.

1.3 混合像元的高光谱二阶微商

鉴于背景反射率对高光谱二阶微商的贡献在特定波长范围内可以忽略, 设a_v代表混合像元内作物田块所占的面积比例, 则

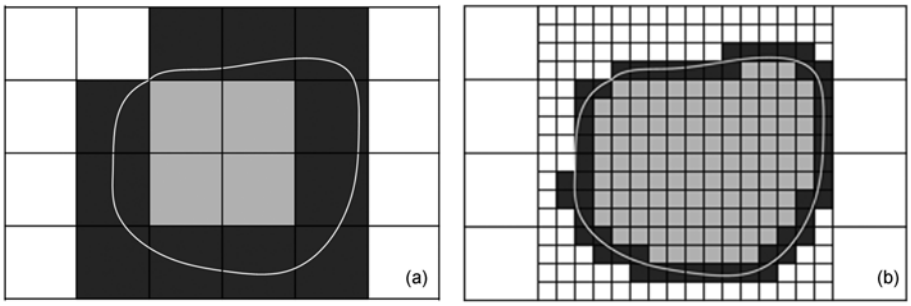


图 1　不同分辨率遥感图像混合像元面积示意图

(a) 粗分辨率情况; (b) 高分辨率情况. 白色代表作物, 灰色代表异质, 黑色代表混合像元

$$x=\frac{\rho''}{\rho''_{\mathrm{v}}}=a_v[L_s(1-\mathrm{e}^{-b\cdot LAI})+(1-L_s)(1-\mathrm{e}^{-b'\cdot LAI})], \quad (4)$$

其中a_v与LAI均为未知数, 故方程(4)为不定式.

1.4　尺度转换规律

1.4.1　尺度概念

假设对象由作物(可近似为连续植被)和异质(包括所有非作物类型地物)所构成, 如图 1 所示. 图 1(a)和(b)分别表示用不同空间分辨率传感器去观察同一地区的遥感图像, 可见混合像元总是出现在不同类型地物的边界上, 随着空间分辨率的提高, 混合像元所占面积比例迅速减少, 所以当像元尺度小到某个值时, 混合像元所占比例可以忽略, 那么纯作物像元所占面积就可以近似为作物播种面积.

空间尺度就是指遥感图像像元的空间分辨率r, 定义相对尺度r_R[16]为

$$r_R=r/r_0, \quad (5)$$

此处r_0指零级尺度像元的空间分辨率, 在零级尺度上混合像元所占比例极少, 以至于可以忽略不计. 如果相邻两级像元尺度之比为一个常数d, 则

$$r_R=d^n, \text{ 或 } n=\log_d r_R, \quad (6)$$

其中n为尺度级数, 所以n=0 代表r=r_0, 此时像元可以近似为纯像元, 遥感反演获得的LAI值接近真值, 可用 LAI_0 表示, $n\geqslant 1$时存在LAI的尺度效应, n级像元的叶面积指数反演值可用LAI_n表示. 尺度转换规律就是描述LAI_n与LAI_0之间关系的规律.

1.4.2　不同尺度的作物播种面积比例

对于同一目标, 可以用不同分辨率的传感器观察, 所得的结果并不相同, 这就是所谓的“尺度效应”[17,18], 设目标分别被 0 级、1 级和 2 级尺度传感器像元所观察, 如图 2 所示, 斜线部分代表作物, 空白部分代表异质, 1 级尺度像元由 2×2 个 0 级像元所构成, 2 级尺度像元由 2×2 个 1 级像元所构成, $a_v(n)$代表n级像元内作物所占的面积比例, $a_v(0)\equiv 1$, 那么对于 4 个 1 级像元来说, 其植被覆盖比例$a_{v,1}$值分别为 1/4, 3/4, 0 和 1/4(顺序为先从左向右再从上向下), 那么包含植被像元的植被覆盖比例均值$a_{v,1,a}$为 5/12, 对于 2 级像元, 含有植被的 1 级像元所占的面积比例$a_{v,2}$=3/4, 那么此时该 2 级像元的$a_v(2)$=$a_{v,2}$a$_{v,1,a}$=5/16, 这正是该 2 级像元内植被所占的面积比例, 即播种面积比例.

依此类推, $a_v(n)=a_{v,n}a_{v,n-1,a}\cdots a_{v,1,a}$, 事实上$a_v(n)$随$n$的变化规律受制于目标内异质块尺度结构, 异质块的最大尺度有限, 所以当N级像元尺度大于最大异质块尺度时, $N+1$ 级像元为纯异质块像元的发生概率趋于零, 即 $a_{v,N+1}\to 1$.

通过数值模拟, 平均$a_v(n)$满足指数衰减规律[16]:

$$\overline{a_v(n)}=\mathrm{e}^{-pn}(1-c)+c, \quad (7)$$

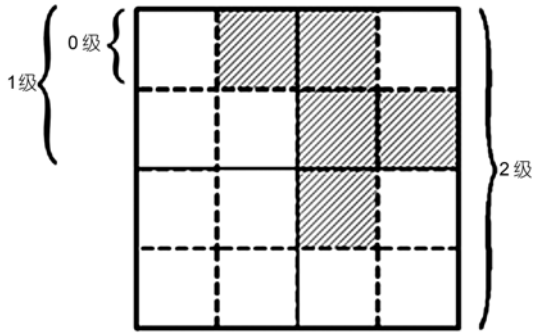


图 2　一个假想的 2 级像元构成方式

阴影部分为作物, 其余部分为异质

其中c和p为两个表述局地异质块尺度结构的常数[19]. 当n=0 时, $\overline{a_v(0)} \equiv 1$, 当 $n \to \infty$ 时, $\overline{a_v(n)} \to c$.

1.5 多尺度同步反演$a_v(n)$与$LAI_{0,a}$

设同一对象被 3 个空间尺度的传感器所观察, 他们分别为 1 级、2 级和 3 级尺度, 并分别获得这 3 个尺度的二阶微商的均值, x_1, x_2和x_3. 对于一个n级像元, 由于

$$\rho_n = a_v(n)\rho_0 + [1 - a_v(n)]\rho_g,$$

其中ρ_0代表 0 级尺度作物像元的反射率, 可以用(2)式表示, 所以,

$$\frac{\rho_n''}{\rho_v''} = a_v(n)\frac{\rho_0''}{\rho_v''}.$$

因此, 这 3 个尺度的二阶微商的均值都可以表达为 0 级像元对应值的统计平均

$$\begin{aligned} x_n &= \overline{\frac{\rho_{n,i}''}{\rho_v''}} = \overline{a_{v,i}(n)\frac{\rho_{0,j}''}{\rho_v''}} \\ &= \overline{a_{v,i}(n)\left[L_s(1-e^{-b\cdot LAI_{0,j}}) + (1-L_s)(1-e^{-b'\cdot LAI_{0,j}})\right]}, \end{aligned} \quad (8)$$

其中下标"0"代表零级尺度像元, 下标i代表第i个n级尺度像元, 下标j代表第j个 0 级像元. 鉴于$a_{v,i}(n)$与$LAI_{0,j}$是彼此统计独立的量

$$\begin{aligned} x_n &= \overline{\frac{\rho_{n,i}''}{\rho_v''}} \\ &= \overline{a_{v,i}(n)}\overline{\left[L_s(1-e^{-b\cdot LAI_{0,j}}) + (1-L_s)(1-e^{-b'\cdot LAI_{0,j}})\right]}. \end{aligned} \quad (9)$$

考虑到零级叶面积指数(LAI_0)存在空间变化, 对于第j个零级像元, 令$LAI_{0,j}$=$LAI_{0,a}$+$\Delta LAI_{0,j}$, 其中$LAI_{0,a}$代表零级像元LAI的平均值, $\Delta LAI_{0,j}$代表第j个零级像元LAI的涨落值, 那么式(9)中后面一项可以写为

$$\begin{aligned} &\overline{[L_s(1-e^{-b\cdot LAI_{0,j}}) + (1-L_s)(1-e^{-b'\cdot LAI_{0,j}})]} \\ &= [L_s(1-\overline{e^{-b\cdot(LAI_{0,a}+\Delta LAI_{0,j})}}) + (1-L_s)(1-\overline{e^{-b'\cdot(LAI_{0,a}+\Delta LAI_{0,j})}})]. \end{aligned}$$

假设$\Delta LAI_{0,j}$服从正态分布, 对上式进行Taylor展开, 其中

$$\overline{e^{-b(LAI_{0,a}+\Delta LAI_{0,j})}} = e^{-bLAI_{0,a}}\overline{e^{-b\Delta LAI_{0,j}}} = e^{-bLAI_{0,a}}\left(1+\frac{b^2}{2}V_{LAI,0}\right),$$

其中$V_{LAI,0}$代表 0 级尺度真实LAI的方差. 为了保持公式形式不变, 引入等效零级平均叶面积指数$LAI_{0,a,d}$, 令

$$e^{-bLAI_{0,a,d}} = e^{-bLAI_{0,a}}\left(1+\frac{b^2}{2}V_{LAI,0}\right),$$

那么,

$$LAI_{0,a,d} = LAI_{0,a} - \frac{1}{b}\ln\left(1+\frac{b^2}{2}V_{LAI,0}\right), \quad (10)$$

根据数值模拟[16], n级LAI方差可用下式近似:

$$V_{LAI,n} = V_{LAI,0}\cdot e^{-n}, \quad (11)$$

$V_{LAI,n}$可以从n级尺度图像中获得, 那么可以通过公式(11)计算得到$V_{LAI,0}$. 则

$$\begin{aligned} x_n &= \overline{\frac{\rho_{n,i}''}{\rho_v''}} \\ &= \overline{a_{v,i}(n)}\left[L_s(1-e^{-b\cdot LAI_{0,a,d}}) + (1-L_s)(1-e^{-b'\cdot LAI_{0,a,d}})\right]. \end{aligned} \quad (12)$$

公式(12)表明如果考虑到零级像元LAI存在空间变化, 只要引入等效零级平均叶面积指数$LAI_{0,a,d}$, 那么反演公式形式不变.

方程(7), (10), (11)和(12)可用于同步反演作物播种面积和叶面积指数均值, 方程组中有 5 个未知数$LAI_{0,a}$, c, p, b 和 b', 未知数个数多于方程个数, 为了求解, 需要有 3 个尺度的遥感数据, 根据式(10)可以得到如下方程组:

$$\begin{cases} x_3 = \overline{a_{v,i}(3)}\left[L_s(1-e^{-b\cdot LAI_{0,a,d}}) + (1-L_s)(1-e^{-b'\cdot LAI_{0,a,d}})\right], \\ x_2 = \overline{a_{v,i}(2)}\left[L_s(1-e^{-b\cdot LAI_{0,a,d}}) + (1-L_s)(1-e^{-b'\cdot LAI_{0,a,d}})\right], \\ x_1 = \overline{a_{v,i}(1)}\left[L_s(1-e^{-b\cdot LAI_{0,a,d}}) + (1-L_s)(1-e^{-b'\cdot LAI_{0,a,d}})\right]. \end{cases} \quad (13)$$

同时, 根据式(6)有

$$\begin{cases} \overline{a_{v,i}(3)} = e^{-3p}(1-c) + c, \\ \overline{a_{v,i}(2)} = e^{-2p}(1-c) + c, \\ \overline{a_{v,i}(1)} = e^{-p}(1-c) + c, \end{cases} \quad (14)$$

那么有

$$\frac{x_3 - x_1}{x_2 - x_1} = \frac{\overline{a_{v,i}(3)} - \overline{a_{v,i}(1)}}{\overline{a_{v,i}(2)} - \overline{a_{v,i}(1)}} = \frac{e^{-2p}-1}{e^{-p}-1}. \quad (15)$$

式(15)为一元二次方程, 求解该方程可得到p值, 同样可以简单的得到c值, 从而得到每个大像元的a_v值, 代入方程组, 得到

$$x_3 / \overline{a_{v,i}(3)} = L_s(1-e^{-b\cdot LAI_{0,a,d}}) + (1-L_s)(1-e^{-b'\cdot LAI_{0,a,d}}). \quad (16)$$

将式(10)及(11)代入式(16)中, 便可求得$LAI_{0,a}$. 严格的

讲, 每一个 0 级像元的ϕ值并不相同, 但Hyperion/EO-1 扫描宽度仅为 7.5 km, ϕ的变化较小, 因此本文忽略了 b 和 b' 的尺度效应. 反演过程应注意选择合适的尺度级数, 以便降低方程组中三个方程的相关性, 提高求解精度.

2　试验验证

2.1　数据及预处理

研究区域为甘肃省张掖市的盈科灌区, 位于38.75°~39.12°N , 100.33°~100.52°E, Hyperion图像成像时间为 2008 年 7 月 15 日, 此时该地区主要的作物为小麦和玉米, 小麦已经封垄, 可以近似为连续植被. 本次实验为黑河综合遥感联合试验(WATER)的一部分[20].

由于Hyperion在VNIR波段较多的波段数目(70个), 并具有较高的光谱分辨率(10 nm), 对植被特征的监测具有优势, 选择Hyperion数据用于同步反演作物播种面积和平均*LAI*值. Hyperion是搭载在EO-1 卫星上的高光谱成像光谱仪, 以推扫方式成像, 地面空间分辨率 30 m, 一景Hyperion数据覆盖地面 180 km×7.5 km面积[21].

本文使用的Hyperion产品为L1R产品, 经过辐射校正, 没有进行几何校正. 在定量使用Hyperion数据前, 需要对其进行一系列预处理. 在几何校正后, 去除 242 个波段中没有定标的波段和水汽影响严重的波段, 在VNIR光谱范围内剩余 47 个波段. 对图像进行辐射定标转化为亮度图像, 然后采用“全局均衡”方法[22]的去除条纹以及SMILE效应. 本文采用FLAASH (Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hyperion)模块进行大气校正, 得到地面反射率图像, 对比图像大气校正前后的植被和土壤光谱(图 3), 大气校正效果显著. 由于光谱的二阶微分对噪声非常敏感, 本文用 MNF 变换去除光谱上一些小的抖动, 结合 FFT 变换和低通滤波滤除光谱上的高频噪声成分.

选择 2008 年 8 月 10 日成像于该地区的 SPOT-5 多光谱数据(地面分辨率 10 m)作为验证数据, 对 SPOT-5 多光谱图像的处理后, 结合广泛的地面调查将图像分为城市、水体、小麦、玉米、针叶林、灌丛、行道树、草、其他农田、荒山、隔壁和沙土共 12 个类别, 分类精度较高. 为了配准, 将 SOPT-5 图像以 Hyperion 图像为依据进行几何校正, 校正精度在 0.5 个像元以内.

2.2　计算播种面积和平均 *LAI*

为了排除不同传感器获取的数据大气效应、图像获取时的太阳-目标-传感器几何关系、传感器波段等不同以及图像之间配准误差可能引入的反演误差来源, 仅仅验证本文提出的方法的精度, 用同一景 Hyperion 数据进行 6×6 个(尺度级数为 2 级)和 36×36 个(尺度级数为 3 级)像元反射率平均值构建另外两个尺度的遥感数据, 1~3 级尺度像元空间分辨率分别为 30, 180 和 1080 m. 共 3 个尺度, 可以得到 6 个方程, 如方程组(13)和(14), 反演得到作物播种面积和平均叶面积指数值. 公式中所用的参数的获取方法如表 1 所示.

2.3　计算结果与误差分析

图 4 为播种面积比例分布图(a)和 SPOT-5 多光谱数据分类图的统计结果(b)的对比, 同时给出 Hyperion 假彩色合成图像(c)作为参考, 示意每个 3 级尺度像元

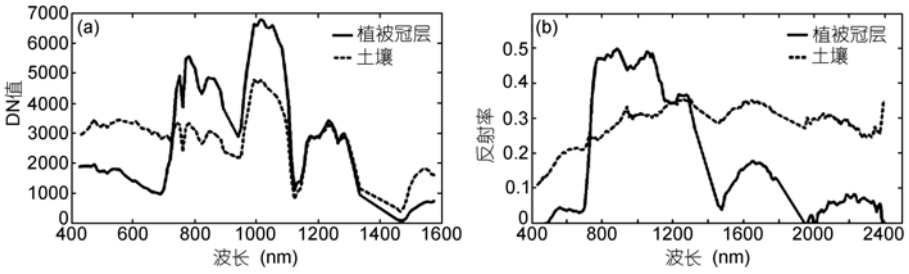


图 3　大气校正前后的光谱对比

(a) 大气校正前的 DN 值; (b) 大气校正后的反射率

表 1　输入参数

参数	说明	获取手段
G 函数	叶倾角分布	地面实际测量
θ_v, θ_s	观测和太阳天顶角	从遥感数据头文件中获取
λ_0	尼尔逊参数	低级尺度结果平均
ϕ	相对角度	低级尺度结果平均
L_S	天空散射光比例	太阳光度计 CE318 测量
ρ_v	叶片光谱	ASD (350~2500 nm)光谱仪测量

的组成成分. 可以看出反演得到的作物播种面积比例和实际的作物播种面积比例大体上分布规律一致, 并符合实际情况.

以 SPOT-5 分类数据的统计结果作为播种面积比例反演结果的验证数据, 反演结果绝对误差直方图如图 5 所示, 误差分布近似正态分布, 均值为–0.026, 误差主要分布在–0.1~0.1 之内, 个别像元误差绝对值大于 0.2, 相对误差也近似于正态分布, 均值为–2.127%, 相对误差在 10%以内(表 2). 图 6 为反演值和真实值散点图, 反演值和真实值具有较高的相关性, 散点大致分布在 45°参考线附近.

平均叶面积指数的验证数据为 2008 年 7 月 14 和 15 日用LAI-2000 冠层分析仪在盈科绿洲约 50 km^2 内随机取点观测的*LAI*, 配合手持GPS定位, 在图像覆盖区域内共有 85 个地面点, 分布于 21 个空间分辨率为 1080 m的 3 级尺度像元内, 由于其中 3 个像元内植被构成复杂, 长势差异较大, 而地面测量仅一个

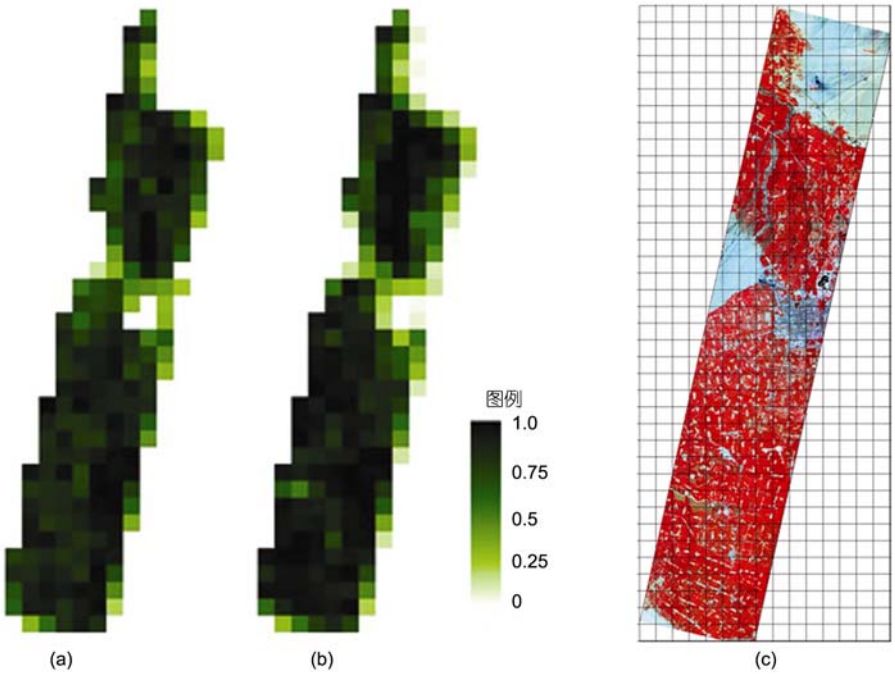


图 4　作物播种面积比例反演

(a) 反演结果; (b) SPOT-5 分类统计结果; (c) Hyperion 假彩色合成图像

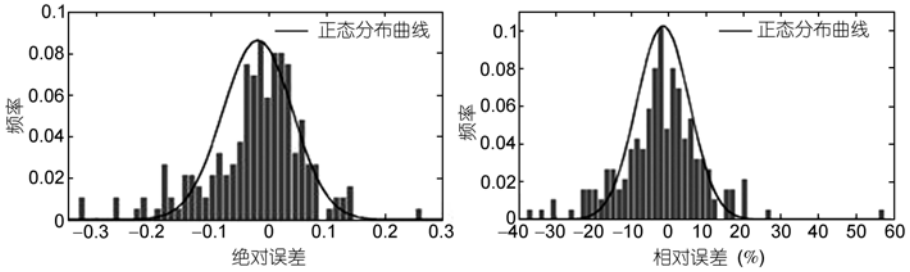


图 5　播种面积比例反演结果误差分布

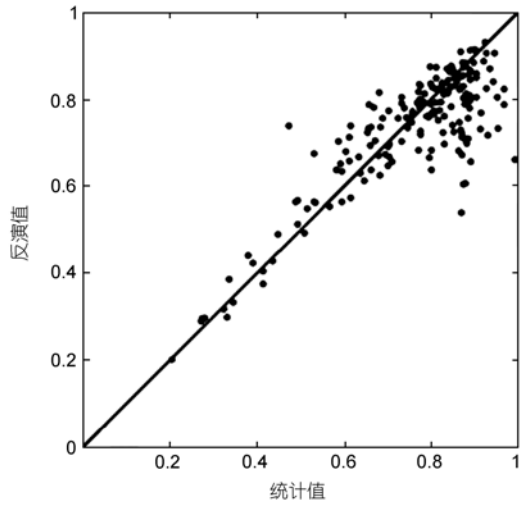


图 6　播种面积比例反演值和由 SPOT-5 分类图获得的统计值散点图

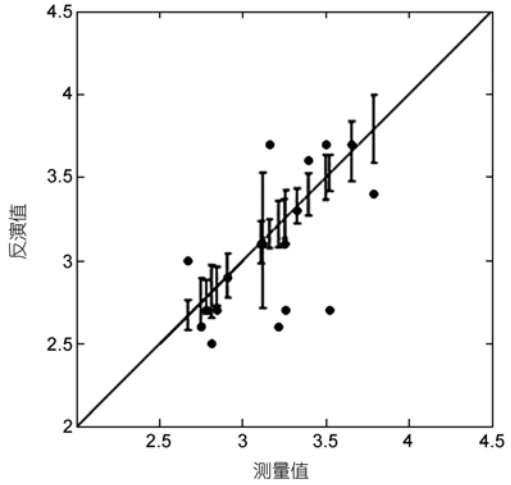


图 7　*LAI* 测量值和反演值散点图

图中的竖线代表 LAI-2000 测量得到的 LAI±标准差后的范围

表 2　播种面积反演结果误差分析

	均值	标准差	最小误差	最大误差
绝对误差	–0.026	0.086	2.630×10^{-4}	0.331
相对误差(%)	–2.127	11.414	0.030	56.104

表 3　平均 *LAI* 值反演结果误差分析

	均值	标准差	最小误差	最大误差
绝对误差	–0.110	0.340	0.010	0.825
相对误差(%)	–3.279	10.427	0.322	23.404

点, 测量值不能代表整个大像元内的真实值, 实际验证只采用了 18 个像元. 将每个 3 级尺度像元内的所有地面测量值进行平均作为该像元的 *LAI* 均值的验证数据, 18 个像元的测量值和反演值关系如图 7 所示, 误差分析见表 3, 反演误差均值为–0.11, 最小误差为 0.01, 最大误差为 0.825, 相对误差平均值为–3.28%, 仅个别像元误差较大. 由图 7 可见, 反演值普遍小于测量值, 这是因为在验证的过程中同样存在尺度效应, 验证所用一系列尺度数据的 0 级尺度像元对应的地面分辨率为 5 m, 尽管在 5 m×5 m 尺寸上纯像元存在的概率已经很高, 但是仍然有混合像元的存在, 换言之, 在 0 级尺度像元中仍然存在异质块.

3　结论与讨论

本文针对中国田块高度破碎、混合像元普遍存在的情况, 提出了一个利用多个尺度的遥感数据, 从低分辨率的遥感数据中同时准确获取混合像元的平均 *LAI* 值和作物播种面积的方法. 该方法严格讲不属于混合像元信息分解方法, 只是一种传统意义下求解方法, 基于尺度转换规律所提供的信息使同步反演 *LAI* 平均值和播种面积成为可能, 同时以牺牲空间分辨率为代价.

从概念上来说, 单个混合像元中作物播种面积所占比例的多少具有不可预测的随机性, 要实现混合像元信息分解, 一般需要求助于统计平均规律. 事实上, 无论是独立成分分析法(ICA)还是本文所提供的方法, 它们都依赖于统计规律, 这就是产生“以牺牲空间率为代价”的真实原因. 对统计规律而言, 个别样本值可能显著偏离平均值, 而多年的实践表明, 作物播种面积和作物产量年际间的变化量小于 5%, 所以要把该方法用于遥感作物监测, 如何提高监测精度便成为核心问题, 显然其难点不在于提高测量精度, 减少计算误差等方面, 而是统计规律不善于预测小概率事件, 总之要在中国真正实现遥感作物估产仍是一件任重而道远的任务.

致谢　参与“黑河综合遥感联合试验(WATER)”项目的专家和同学采集了大量地面数据, 联合试验购买了丰富遥感图像和提供了 SPOT-5 分类数据, 审稿人提出宝贵意见, 在此一并致谢.

参考文献

1 Chen J M, Black T A. Defining leaf area index for non-flat leaves. Plant Cell Environ, 1992, 15: 421—429
2 Badhwar G D, MacDonald R B, Metha N C. Satellite-derived leaf-area-index and vegetation maps as input to global carbon cycle models—A hierarchical approach. Int J Remote Sens, 1986, 7: 265—281
3 Baret F, Guyot G. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. Remote Sens Environ, 1991, 35: 161—173
4 Bonan G B. Land-atmosphere interactions for climate system models: Coupling biophysical, biogeochemical, and ecosystem dynamical processes. Remote Sens Environ, 1995, 51: 57—73
5 Bicheron P, Leroy M. A method of biophysical parameter retrieval at global scale by inversion of a vegetation reflectance model. Remote Sens Environ, 1999, 67: 251—266
6 Maas S J. Use satellite data to improve model estimates of crop yield. Agron J, 1988, 80: 655—662
7 徐希孺, 周莲芳, 朱晓红. 混合像元的因子分析方法及其在大范围冬小麦播种面积估算中的应用探讨. 科学通报, 1989, 34: 946—949
8 Fan W J, Xu X R. A method for blind separation of components information from mixed pixel. Prog Nat Sci, 2006, 16: 760—765
9 陶欣, 范闻捷. 高光谱数据组分信息的盲分解方法. 北京大学学报(自然科学版), 2008, 11: 73—78
10 金慧然, 陶欣, 范闻捷, 等. 应用北京一号卫星数据监测高分辨率叶面积指数的空间分布. 自然科学进展, 2007, 17: 1229—1234
11 Ross J. The Radiation Regime and Architecture of Plant Stands. The Hague-Boston-London: W. Junk Publishers, 1981
12 Nilson T. A theoretical analysis of the frequency of gaps in plant stands. Agric Meteorol, 1971, 8: 25—38
13 Kuusk A. The hot spot effect of a uniform vegetative cover. Sov J Remote Sens, 1985, 3: 645—658
14 Jupp D, Strahler A H. A hotspot model for leaf canopies. Remote Sens Environ, 1991, 38: 193—210
15 Fan W J, Xu X R, Liu X C, et al. The accurate LAI retrieval method based on PROBA/CHRIS data. Hydrol Earth Syst Sci, 2010, in press
16 徐希孺, 范闻捷, 陶欣. 遥感反演连续植被叶面积指数的空间尺度效应. 中国科学 D 辑: 地球科学, 2009, 39: 79—87
17 Chen J M, Black T A. Measuring leaf area index of plant canopy with branch architecture. Agric Meteorol, 1991, 57: 1—12
18 Chen J M. Spatial scaling of a remotely sensed surface parameter by contexture. Remote Sens Environ, 1999, 69: 30—42
19 Tao X, Yan B Y, Wang K, et al. Scale transformation of leaf area index product retrieved from multi-resolution remotely sensed data: Analysis and case studies. Int J Remote Sens, 2009, 20: 5383—5395
20 李新, 马明国, 王建, 等. 黑河流域遥感-地面观测同步试验: 科学目标与试验方案. 地球科学进展, 2008, 23: 897—914
21 Beck R. EO-1 User Guide Version. 2.3, 2003, http://eo1.usgs.gov
22 谭炳香, 李增元, 陈尔学, 等. EO_1Hyperion 高光谱数据的预处理. 遥感信息, 2005, (6): 36—47