

混合像元组分信息的盲分解方法*

范闻捷¹ 徐希孺^{1,2}

1. 北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871; 2. 北京师范大学遥感与地理信息系统研究中心, 北京 100875

摘要 从混合像元中分解组分信息是遥感反演的重要内容. 若遥感物理过程可用线性方程组表达, 遥感测量信息矩阵就等于权重矩阵乘以混合像元的组分信息矩阵, 一般认为, 求解组分信息矩阵的前提是权重矩阵已知. 利用盲分解方法则无需已知权重矩阵, 直接将矩阵分解. 其原理是利用了遥感可测信息矩阵大量样本的统计特性, 获得分解所需的附加信息, 给出组分信息矩阵和权重矩阵的估计值. 但盲分解方法仅可以复原组分信息的波形, 不能确定幅度. 为得到混合像元的定量组分信息, 文中选择作物-土壤混合像元为主要研究对象进行盲分解研究, 解决了盲分解的幅度不确定性, 并通过数值模拟和应用实验验证了该方法. 研究表明盲分解可以成为遥感混合像元信息分解的有效工具之一, 具有良好的应用前景.

关键词 混合像元 组分信息 盲分解

1 盲分解概念及其在定量遥感应用中的应用价值

从混合像元中分解出组分信息是遥感反演的重要内容. 许多遥感物理过程可用线性方程组来描述, 可表达为 $\mathbf{X}=\mathbf{A}\mathbf{S}$. 一般来说, \mathbf{X} 为传感器测量的信息矩阵, \mathbf{S} 为混合像元各组分的信息矩阵, \mathbf{A} 为各分组的权重矩阵. 如果 \mathbf{A} 已知, 通过 $\mathbf{S}=\mathbf{A}^{-1}\mathbf{X}$, 可分解得到组分信息. 盲分解就是要在仅知道矩阵 \mathbf{X} 的条件下, 同步获得矩阵 \mathbf{A} 和 \mathbf{S} . 这是一个具有挑战性的问题.

以作物估产为例, 要想实现大面积作物估产, 需要同步获取作物的播种面积和单位面积长势. 如果把单位面积的长势用垂直植被指数(PVI)随时间的变化趋势来表达, 作物估产的遥感混合像元分解的公式可以表达^[1]为

$$PVI_{N \times T} = \mathbf{A}_{N \times J} \cdot \mathbf{V}_{J \times T}, \quad (1)$$

$PVI_{N \times T}$ 代表 N 个混合像元 T 个时相的 PVI 值, 可以通过遥感手段获得. $\mathbf{A}_{N \times J}$ 描述了每个像元内 J 个组分所占的面积比例, $\mathbf{V}_{J \times T}$ 为每个分组的 PVI 值在 T 个时相内随时间的变化规律.

传统的混合像元分解方法是利用主成分分析方法(PCA),

$$PVI_{N \times T} = \mathbf{C} \cdot \mathbf{R} = \mathbf{C} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{T}^{-1} \cdot \mathbf{R},$$

此处 \mathbf{C} 为特征矢量矩阵, \mathbf{R} 为相应的负载矩阵, \mathbf{T} 为转换矩阵, \mathbf{T}^{-1} 为它的逆矩阵. PCA 分解中每个特征矢量其实只代表方差取极大的方向, 并没有任何物理意义. 若令 $\mathbf{A}_{N \times J} = \mathbf{C} \cdot \mathbf{T}$ 则 $\mathbf{V}_{J \times T} = \mathbf{T}^{-1} \cdot \mathbf{R}$. 要获得有意义的独立成分, $\mathbf{A}_{N \times J}$ 必须已知, 才能计算 $\mathbf{V}_{J \times T}$. 反之亦然. $\mathbf{A}_{N \times J}$ 与 $\mathbf{V}_{J \times T}$ 都是遥感作物估产的未知关键参数. 能否在仅知道 $PVI_{N \times T}$ 条件下, 同时获知 $\mathbf{A}_{N \times J}$ 和 $\mathbf{V}_{J \times T}$, 这是遥感估产中的基本理论问题, 至今还没有得到妥善解决. 而这正是盲分解要回答的问题.

2004-11-30 收稿, 2004-03-16 收修稿

* 国家自然科学基金(批准号: 40401036)和国家重点基础研究发展规划(编号: G2000077900)资助项目

E-mail: fanwj@urban.pku.edu.cn

盲分解方法 (blind signals separation, BSS) 是近年来发展起来的一种信号盲分离技术^[2-4], 在信号处理、图像信息压缩以及遥感图像处理等领域中已得到广泛应用^[5-12]. 由于盲分解组分波谱振幅的不确定性, 它还没能应用于定量遥感研究中, 本文以同步反演作物播种面积和长势为例, 研究 BSS 方法的适用条件, 力图解决盲分解方法本身存在的不确定性问题, 提供一个具有盲分解性质的, 遥感混合像元信息分解方法, 并通过数值模拟和应用实验验证该方法的可行性.

2 实施盲分解的前提条件和判别准则

若对传感器测量的信息矩阵 X 进行线性变换, $WX=WA S$, 如果 $W=A^{-1}$, 则 $S=WX$, 由于 A 未知, 所以不可能有同时获得 A 和 S 的解析方法. 然而可以根据传感器测量的信息矩阵 X 的高阶统计特征同时给出 A 和 S 的估计值.

信息论认为各组分之间彼此信息独立的充要条件是 $p(y) = \prod_{i=1}^n p(y_i)$, 其中 $p(y_i)$ 代表每一个组分信息的边际概率密度函数, $p(y)$ 为体系的联合概率密度函数. 根据大数定律, 每一个独立成分都为非 Gauss 分布, 当 n 个独立随机变量叠加时, 其联合概率密度函数随着 n 的增加快速向 Gauss 分布逼近. 所以 $p(y_1, y_2)$ 比 $p(y_1)$ 或 $p(y_2)$ 更接近 Gauss 分布. 我们用四阶矩来描述概率分布的非 Gauss 性, $Kurt(y) = E\{y^4\} - 3(E\{y^2\})^2$, 其中 E 代表数学期望, 当 $Kurt(y)$ 等于零时为 Gauss 分布, 大于零时信息源的概率密度为超 Gauss 分布, 小于零时为亚 Gauss 分布.

如果用矩阵 W 对 X 进行线性变换, 有

$$Y = WX = WAS = ZS.$$

调整矩阵 W 的值, 使 Z 的某个矢量为单位矢量, 表明此时 Y 就是 S 空间的某一基矢量. 一般情况下 Y 为 S 空间基矢量的线性组合, 只要组分信息的概率密度满足非 Gauss 分布的要求, 就可以根据大数定律推断四阶矩的取值在 S 空间是不均一的, 当 Y 与 S 空间的某个基矢量相一致时, 该方向的四阶矩取非零值, 其他方向的四阶矩近似为零. 所以当矩阵 WX 的四阶矩取值为极大或者极小时, 就是

Y 与 S 空间的某一基矢量相一致.

因此实施盲分解的对象必须满足以下几个前提条件: (1) 权重系数矩阵 A 必须为常系数矩阵, 即物理过程可以用线性方程组来表达; (2) 各组分信息必须完全满足统计独立的条件; (3) 各组分信息的概率密度函数应是非 Gauss 分布, 最多只允许有一个独立成分拥有 Gauss 型概率密度函数.

无论主成分分析还是盲分解的目的都是对传感器测量的信息矩阵进行线性变换以便获得组分信息. 主成分分析是以“方差(二阶矩)极大”作为选取独立矢量的判别标准, 其分解结果很难有明确的物理意义. 而 BSS 方法用 $Kurt(y) \neq 0$ 作为选取独立矢量的判别标准, 可以直接获得彼此统计独立的组分信息. 高阶矩信息为 BSS 提供了必要的补充信息来源, 这就是 BSS 拥有盲分解特性的内在原因.

3 作物播种面积和长势信息的 BSS 分解

通过对作物播种面积和长势信息实施同步盲分解方法的数值实验, 本文试图表明 BSS 是遥感信息反演的可行方法之一. 在我国黄河以北地区与冬小麦同期生长的作物很少, 黄河以南同期生长的作物主要为油菜, 通过对地面样地光谱测量, 土壤、冬小麦与油菜地的 PVI 值随时间地变化规律如图 1 所示. 作物长势地好坏表现在其 PVI 值随时间的变化规律上的不同^[1].

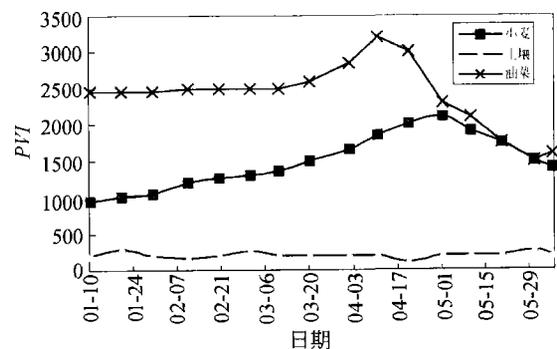


图 1 小麦、油菜和土壤的 PVI 值随时间变化

3.1 BSS 分解的幅度不确定性问题

若将(1)式展开为

$$PVI_{N \times T} = C_{N \times J} \cdot D_{J \times T} = A_{N \times J} \cdot \Lambda^{-1} \cdot \Lambda \cdot V_{J \times T}, \quad (2)$$

其中, $C_{N \times J}$ 和 $D_{J \times T}$ 是 BSS 分解得到的组分信息矩阵和权重矩阵, Λ 为任意的常系数对角矩阵. 此式表明盲分解可以保持组分的波形不变, 但幅度可以取任意值. 这种模糊特性对于定量遥感来说是致命的, 所以能否克服这一不确定性是 BSS 能否用于遥感定量分析的关键问题. 应用公式(2)进行混合像元盲分解, 并令 $C_{N \times J} = A_{N \times J} * \Lambda^{-1}$, 因此,

$$a_{vj} = \frac{c_{vj}}{\Lambda_{jj}}, \quad (3)$$

其中 a_{vj} 为矩阵 $A_{N \times J}$ 的元素, c_{vj} 为矩阵 $C_{N \times J}$ 的元素.

因为
$$\sum_{j=1}^J a_{vj} = 1, \quad (4)$$

联立求解方程组(3), (4)就可以得到准确的 $|\Lambda|$ 矩阵. 例如本文选择土壤-冬小麦混合像元, 独立成分为 2 个, 选择两个冬小麦与土壤面积比例有差异的像元, 则 $N=2, J=2$, 有: $a_{11} + a_{12} = 1$;

$$a_{21} + a_{22} = 1; a_{11} = \frac{c_{11}}{\Lambda_{11}}; a_{12} = \frac{c_{12}}{\Lambda_{22}}; a_{21} = \frac{c_{21}}{\Lambda_{11}}; a_{22} =$$

$$\frac{c_{22}}{\Lambda_{22}}. \text{ 联立求解得: } \Lambda_{11} = \frac{c_{12}c_{21} - c_{22}c_{11}}{c_{12} - c_{22}}, \Lambda_{22} =$$

$$\frac{c_{12}c_{21} - c_{22}c_{11}}{c_{21} - c_{11}}. \text{ 将其代入(3), 可以计算出 } A_{2 \times 2} \text{ 与}$$

$V_{2 \times T}$. 可见引入公式(4)这个附加条件解决了 BSS 分解的不确定性问题.

3.2 BSS 算法选择

利用 BSS 进行混合像元盲分解需要满足三个条

件, 其中的二个条件对于作物长势监测很容易满足. 至于概率密度函数的类型问题可以通过四阶矩来判定. 土壤的 PVI 值随时间的变化曲线是一条统计意义上的直线, 根据计算 $Kurt(y)$ 近似为零, 因此满足 Gauss 分布. 而冬小麦和油菜 PVI 的 $Kurt(y)$ 值均小于零, 为亚 Gauss 分布, 因此可以满足 BSS 分解的条件.

根据实际情况, 选择固定点(fixed point)算法对(1)式进行混合像元分解. 固定点算法基于互信息极小与负熵极大的等效性, 利用牛顿迭代算法进行快速稳健的迭代计算^[13-15]. 计算步骤如下:

- (1) 随机选取面积比例权重矩阵 A 的初始值;
- (2) 令 $A^+ = E\{Vg(A^T V)\} - E\{g'(A^T V)\}A$;
- (3) 令 $A = A^+ / \|A^+\|$;
- (4) 若迭代不收敛, 返回第 2 步.

g 为非线性函数, 通常采用下面两个: $g_1(u) = \tanh(a_1 u)$ (其中 $1 \leq a_1 \leq 2$, 是一个常数), $g_2(u) = u \exp(-u^2/2)$, 本文选用 $g_2(u)$ 函数进行迭代.

4 反演结果与误差分析

由于 BSS 本质上是一种统计计算方法, 所以对样本的数量要求较高, 在本文中样本可以根据需要在时间轴上内插获得, 然后在迭加和不迭加测量误差的情况下依(1)式生成观测信息矩阵, 模拟混合像元 PVI 观测值的曲线(图 2). 并以此为基础进行混合像元盲分解数值模拟研究.

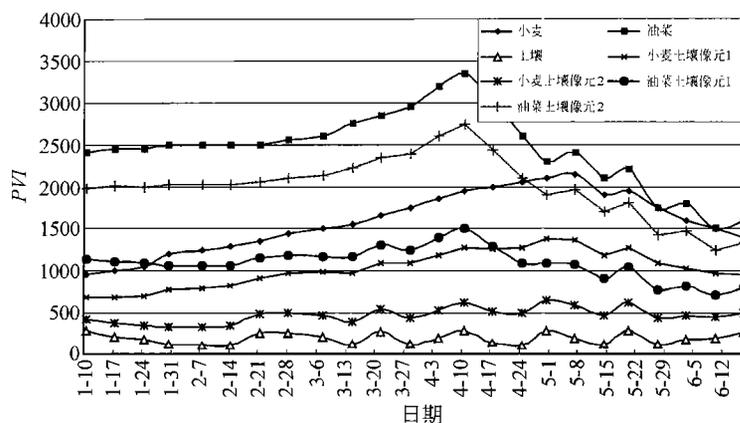


图 2 模拟混合像元 PVI 观测值

当分解不迭加误差的两组分混合像元测量信息矩阵时,土壤-小麦和土壤-油菜混合像元利用BSS分解得到的冬小麦和油菜的 $PVI(t)$,都能保持良好的波形,但幅度与组分原值相差较大,甚至发生波形倒置(图3(a)).图4为求解 Δ 矩阵后,计算得到的面积比例矩阵和组分 PVI 值.与线性混合

前的 PVI 值的误差小于10%,甚至较为微小的变化也能反演出来.模拟实验同时表明反演误差大小与混合像元 PVI 的样本数有非常显著的关系,从图5可以看出,随着混合像元 PVI 样本数的增大,面积比例矩阵的反演误差方差显著减小.

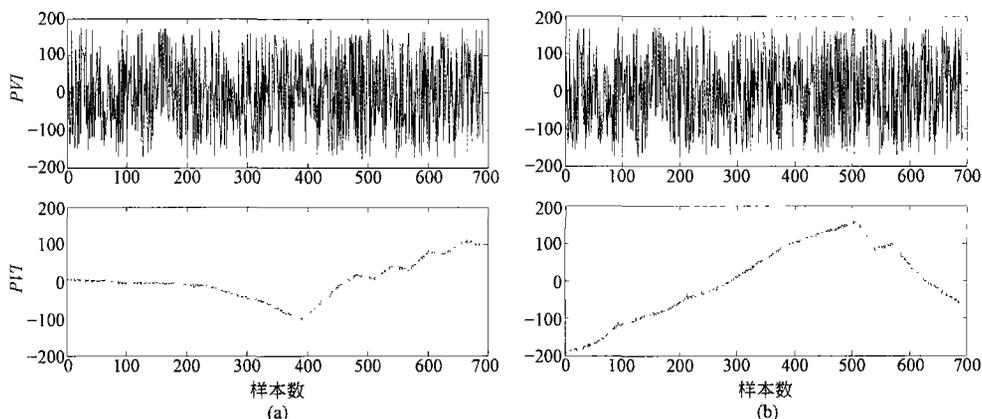


图3 BSS分解的组分 PVI 值

(a) 土壤-油菜混合像元分解的组分 PVI 值;(b) 土壤-小麦混合像元分解的组分 PVI 值

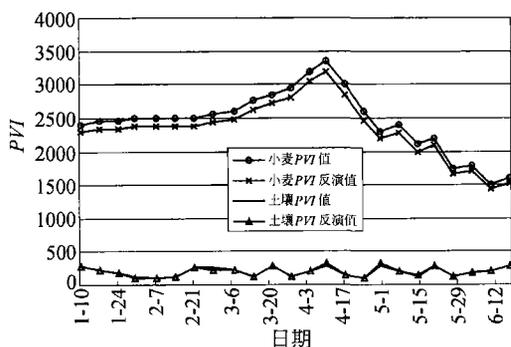


图4 小麦和土壤 PVI 时间谱反演结果

当分解不迭加误差的土壤-小麦-油菜三组分混合像元测量信息矩阵时,利用BSS分解得到的信息矩阵,与图2相比,波形出现了较大偏差(图6(a)),面积比例矩阵和组分 PVI 值反演误差极大.主要原因是油菜和冬小麦的 PVI 时间谱相关性较

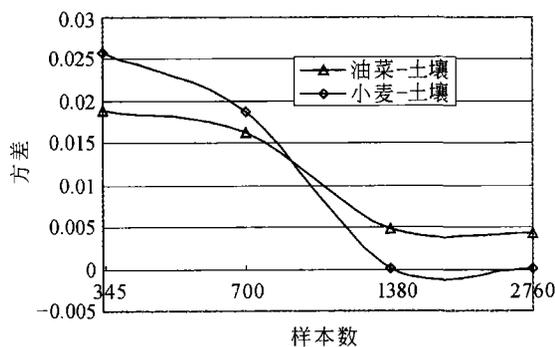


图5 面积比例矩阵反演误差与样本数的关系

强,导致测量信息矩阵的条件数明显增大所致.为了避免这一问题,提高反演精度和稳定性,我们采用分段反演的方法,将混合像元 PVI 时间谱分成两段分别反演,以降低矩阵的条件数.反演结果证明此方法较为有效(图6(b)).

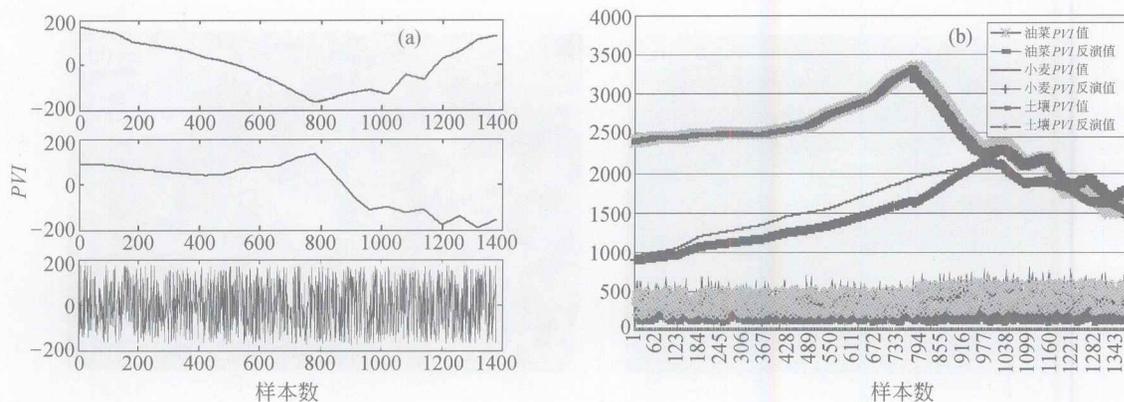


图6 土壤—小麦—油菜三组分混合像元的BSS分解

(a) 油菜; (b) 小麦

为了解BSS固定点算法对噪声的敏感性,分别对土壤—小麦,土壤—油菜混合像元的组分PVI时间谱源信息矩阵叠加5%,10%,20%的高斯随机误差,生成测量信息矩阵.分解后结果见表1.可见BSS方法对误差没有明显的放大作用.由于噪声的影响,分解后的信息矩阵随机高频波动较大,利用二次样条函数进行滤波后,反演结果有明显改善(图7).

表1 迭加误差后作物PVI时间谱反演结果

迭加误差/%	小麦(PVI*100)				油菜(PVI*100)			
	最大误差	最小误差	平均误差	标准差	最大误差	最小误差	平均误差	标准差
5	1.909	0.0001	0.558	0.64	5.40	0.001	1.62	1.86
10	3.63	0.001	0.8754	1.09	9.09	0.00033	2.23	2.70
20	5.27	0.01	1.332	1.60	16.09	0.02	3.60	4.46

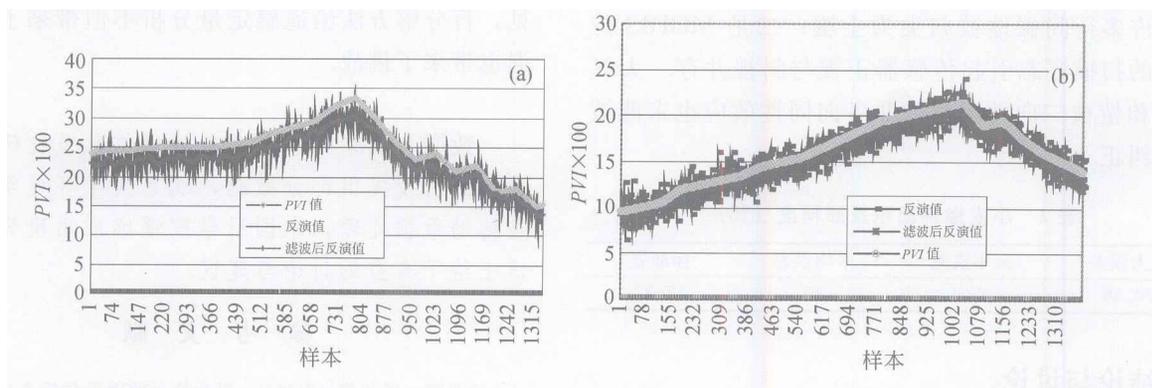


图7 迭加误差后的作物PVI时间谱反演结果

(a) 油菜; (b) 小麦

5 实验验证

为实际验证混合像元盲分解方法的有效性,选择中国河北省衡水县境内37.45—37.75°N,115.40—115.80°E范围为实验区(图8),实验时间为2002年11月10日至2003年6月10日,在这段时间内试验区主要的作物为冬小麦,因此混合像元

主要由冬小麦和土壤两个组分组成.我们选取300景MODIS 250 m反射率产品(MD09)(经过大气纠正)计算混合像元的PVI值,在此基础上进行大尺度遥感混合像元分解.同时利用2003年5月10日的ETM影像,将图像插值为25 m分辨率,进行人机监督分类后,并统计冬小麦的播种面积,作为验证数据(8(b)).

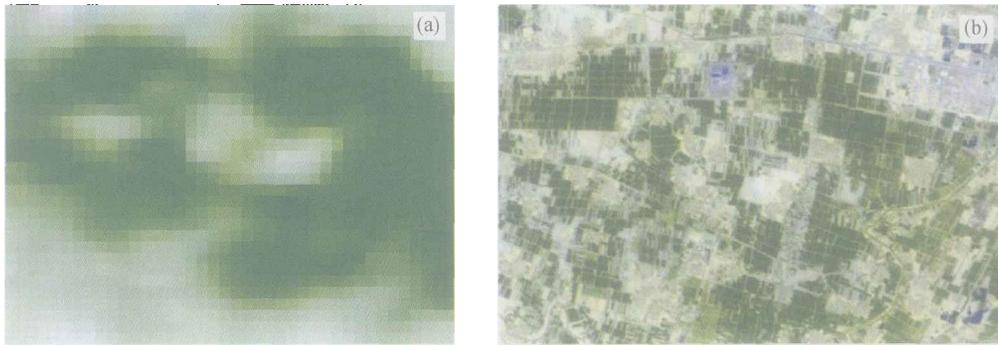


图8 实验区影像

(a) MODIS影像; (b) ETM影像

抽取 MODIS 数据中的1200 个像元, 进行混合像元分解后求得的冬小麦播种面积, 统计反演精度如表 2 所示. 实验结果表明利用 BSS 算法反演的冬小麦和土壤组分的面积比例与实际较为接近, 较 ETM 验证结果偏高. 小麦 PVI 时间谱曲线的趋势与数值和实测值较为接近, 但部分时间偏大或偏小. 造成误差的主要原因有两个: 一是 250 m 的 MODIS 影像与 30 m 分辨率的 ETM 影像之间存在着较大的尺度差异, ETM 更能反映地表的不均一性, 许多行间裸地被归类为土壤; 二是 MODIS 传感器的扫描姿态引起传感器正视与斜视并存, 大气效应和植被二向性反射的非各向同性效应也未能被精确纠正.

表 2 小麦播种面积反演精度 (%)

最大误差	最小误差	平均误差	标准差
70.56	0.01	15	17.32

6 结论与讨论

本文针对作物播种面积和长势信息分解问题, 解决了盲分解固有的幅度信息不确定性问题, 研究结果证明遥感混合像元组分信息盲分解方法是一个可行的遥感定量反演方法. 它是混合像元信息分解的新发展, “盲”是其基本特征, 这种方法也为从混合高光谱信息中分解各组分光谱信息提供了可能. 所以它的应用价值不仅限于低空间分辨率多时相遥感图像的定量分析, 在高光谱信息反演、陆面温度反演等领域内也有较大的应用潜力.

根据本文的实例, 大范围冬小麦播种面积估算精度在 15% 左右, 还不能完全满足实用的要求, 其原因除了大气纠正和地表二向性反射等问题外, 就盲分解方法本身而言, 也面临新的挑战: (1) 如果组分信息具有较高的相似性(相关性), 则反演精度将受到影响, (2) 需要同步反演的组分数目越多、计算越复杂, 精度将难以得到保证, (3) 遥感反演中存在着非线性模式, 大噪声小信号等特殊问题, 目前使用的盲分解方法对此类问题还难以凑效. 可见, 盲分解方法给遥感定量分析不但带来了新的机遇也带来了挑战.

致谢 北京大学遥感与地理信息系统研究所李培军副教授提供部分数据, 北京大学环境学院纪中奎协助数据处理, 中国科学院遥感应用研究所刘强博士给予有益的讨论与建议.

参 考 文 献

- 徐希骞, 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(12): 946—949
- Hyvarinen A, Oja E. Independent component analysis: Algorithms and applications. Neural Networks, 2000, 13: 411—430
- Comon P. Independent component analysis, a new concept? Signal Processing, 1994, 36: 287—314.
- Jutten C, Herault J. Blind separation of sources, Part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic structure. Signal Processing, 1991, 24: 1—102
- Amari S, Cichocki A, Yang H H. A new learning algorithm for blind signal separation. In: Touretzky D S, et al. eds, Advances

- in Neural Information Processing Systems 8. Cambridge, MA: MIT Press, 1996, 757—763
- 6 Cardoso J F. Info max and maximum likelihood for blind source separation. *IEEE SPLetter*. 1997, 4—112
- 7 陈华富, 尧德中. 独立成分分析的梯度算法及应用. *信号处理*, 2001, 17(6): 506—509
- 8 Lennon M, Mercier G, Mouchot M C, et al. Spectral unmixing of hyperspectral images with the independent component analysis and wavelet packets. In: *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '01*. 2001, 2896—2898
- 9 Tu T M, Huang P S, Chen P Y. Blind separation of spectral signatures in hyperspectral imagery *Vision, Image and Signal Processing, IEEE Proceedings*, 2001, 148 (4): 217—226
- 10 Inglada J, Adragna F. Blind source separation applied to multi-temporal series of differential SAR interferograms. *IGARSS '02*, 2002, 1240—1242
- 11 Loghmani M A, Naceur M S, Boussema M R. Mixed pixel decomposition of satellite images based on source separation method. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '02*. 2002, 2: 914—916
- 12 Farah I R, Ahmed M B. Satellite image analysis based on the method of blind separation of sources for the extraction of information. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '02*, 2002, 2: 919—921
- 13 Hyvarinen A. The fixed-point algorithm and maximum likelihood estimation for independent component analysis. *Neural Processing Letters*, 1999, 10(1): 1—5
- 14 Hyvarinen A, Oja E A fast fixed-point algorithm for independent component analysis. *Neural Comp*, 1997, 9: 1483—1491
- 15 Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. *IEEE TransNN*, 1999, 11: 626—634

6 亿年前最古老地衣的发现

——中美科学家在地球早期生命研究方面又取得重大进展

在国家自然科学基金委员会等部门的资助下, 以我国年青古生物学家、中国科学院南京地质古生物研究所研究员袁训来为首的一个中美科学家研究组于 2005 年 5 月 13 日在美国 *Science* 杂志发表了“6 亿年前的地衣”, 这一重大发现标志着中美科学家在地球早期生命研究方面又取得重大进展. 合作者是美国维吉尼亚工学院肖书海博士和堪萨斯大学 T. Talyor.

袁训来研究员等在 *Science* 上发表的新发现的地衣化石保存于贵州省瓮安磷矿距今约 6 亿年的黑色磷块岩中, 它们是由球状蓝藻和真菌组成, 真菌的丝状体环绕球状蓝藻分布, 部分丝状体的一端还与一个梨形的真菌孢子相连. 从蓝藻和真菌的保存来看, 它们与泥盆纪和现代的地衣具有类似的结构特点. 发现的意义在于:

(1) 使已知最早的地衣化石的地质记录提前了整整 2 亿年, 地质时代为前震旦纪 (埃迪卡拉纪). 在地质记录中, 地衣化石非常稀少, 以前报道的最早的地衣化石来自苏格兰距今约 4 亿年前的泥盆纪硅质结核中; 真菌化石的报道也很少. 最早的、可靠的真菌化石记录是距今约 4.6 亿年的奥陶纪.

(2) 证实了分子生物学的推测.

自泥盆纪之后 (3.55 亿年), 由子囊菌 (或担子菌) 与蓝藻 (或绿藻) 共生形成的地衣对地表岩石进行广泛的改造作用, 现代海洋中的真菌, 特别是子囊菌与蓝藻、绿藻、褐藻或红藻都有不同程度的寄生和共生关系. 从共生真菌的分子系统树的研究来看, 不同地衣的起源时间各不相同, 而与蓝藻相结合的壶菌或根菌的起源时间可能更早.

(3) 表明在 6 亿年前的海洋中蓝藻与真菌已经发展到了相互依存的共生关系, 同时也预示着在维管植物登陆前的两亿年间, 地衣可能已经对地表岩石圈进行了改造, 并成为陆地生态系统建立的先行者.

(供稿: 刘羽 姚玉鹏)