

余先川,初晓凤,曹恒智. 基于单亲遗传算法的 SAR 图像混合像元分解. 地球物理学报, 2009, **52**(11):2886~2892, DOI:10.3969/j.issn.0001-5733.2009.11.024

Yu X C, Chu X F, Cao H Z. Decomposition of mixed pixels of SAR remote sensing images based on Partheno-Genetic Algorithm. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 2009, **52**(11):2886~2892, DOI:10.3969/j.issn.0001-5733.2009.11.024

## 基于单亲遗传算法的 SAR 图像混合像元分解

余先川,初晓凤,曹恒智

北京师范大学 信息科学与技术学院, 北京 100875

**摘 要** 已有的遥感影像混合像元分解理论方法都要求遥感影像的通道数目大于地物种类,而合成孔径雷达(SAR)的自身特点决定了 SAR 图像不可能有过多的通道数目,为解决 SAR 图像地物种类大于通道数目情况下的混合像元分解问题,本文基于单亲遗传算法提出了一种新的混合像元分解方法,创建了一种新的染色体编码方式及进化迭代方式,新算法很好地实现混合像元的分解,可以分解出比通道数目更多的地物种类. 并从北京地区 ENVISAT-ASAR 图像中截取天安门附近区域作为数据源进行实验,实验结果表明了本文算法的正确性和有效性.

**关键词** 合成孔径雷达,混合像元分解,单亲遗传,编码方式

DOI:10.3969/j.issn.0001-5733.2009.11.024

中图分类号 P631

收稿日期 2008-10-10,2009-09-11 收修定稿

### Decomposition of mixed pixels of SAR remote sensing images based on Partheno-Genetic Algorithm

YU Xian-Chuan, CHU Xiao-Feng, CAO Heng-Zhi

*College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China*

**Abstract** The existing theories and methods used for remote sensing images' mixed pixel decomposition all require that the number of image channels should be more than that of the ground types, but the characteristics of the Synthetic Aperture Radar (SAR) hinder the SAR image from having excessive channels. To solve the problem in which the SAR images' mixed pixel decomposition in circumstance of ground types being more than channels number, we propose a new method for mixed pixels' decomposition based on Partheno-Genetic Algorithm. In our algorithm, we establish a new chromosome coding method and an evolution iterative method. The new algorithm can realize the ideal mixed pixel decomposition and decompose more ground types than the number of channels. We intercept the area of the Tiananmen vicinity from the Beijing ENVISAT-ASAR image as our experiment data source and compare the result with the real ground feature. The experiment result shows that our algorithm is correct and effective.

**Keywords** Synthetic Aperture Radar (SAR), Decomposition of mixed pixels, Partheno-Genetic, Coding modes

## 1 引言

遥感图像以像元为单位来检测和获取地物信息,但在图像空间分辨率的限制下,一个像元往往覆盖几十甚至几百平方米的地面范围,其中可能包含着多种地物类型,这就形成了混合像元问题.混合像元问题不仅影响地物识别和分类精度,而且是遥感技术定量化发展的重要障碍<sup>[1,2]</sup>.合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)数据在各类遥感地学研究中得到极为广泛的应用和研究<sup>[3~6]</sup>,其混合像元问题尤为严重,尤其在地物类型分布复杂且密集的地区<sup>[7]</sup>,混合像元已成为影响 SAR 图像分类精度的关键因素之一.

遥感图像混合像元分解中的绝大部分的理论方法都要求遥感图像的通道数目要大于地物类型的种类<sup>[8,9]</sup>,而合成孔径雷达的成本、体积、重量等方面的问题决定了 SAR 图像不可能有光学遥感图像那么多的通道数目<sup>[10]</sup>.显然,地物种类大于遥感图像通道数的混合像元分解问题已成为 SAR 图像混合像元分解问题的瓶颈.

本文基于单亲遗传算法<sup>[11,12]</sup>(Partheno-Genetic Algorithm, PGA)的理论提出了一种新的混合像元分解方法,研究出一种新的染色体编码方式可以完全满足混合像元分解问题中对地物含量百分比的约束条件;进而提出了一种新的染色体进化方式,使得本文算法得到了很好的混合像元分解结果,该算法可以分解出比传感器通道数目更多的地物种类.从北京地区 ENVISAT-ASAR 图像中截取天安门附近地区作为数据源进行实验,并将实验结果与地表真实地物对比,实验结果表明本文算法的正确性和有效性.

## 2 SAR 图像混合像元的数学模型

假设有  $m$  个遥感接收器,每个像素的接收向量为  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_m)^\top$ ,由于  $\mathbf{X}$  测量的模型是线性的和瞬时的,可以假设  $\mathbf{X}$  满足线性向量相乘的模型<sup>[8]</sup>.

$$\mathbf{X} = \sum_{i=1}^n a_i s_i, x_j = \sum_{i=1}^n a_{ji} s_i, \mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S}, \quad (1)$$

在这里,  $\mathbf{A} = (a_1, a_2, \dots, a_n)$  为实时的反射系数矩阵,它是未知的,随像素的变化而变化;  $\mathbf{S} = (s_1, s_2, \dots, s_n)^\top$  代表不同的地物资源,它是由不同的信源形

成的独立元,是图像每个像素中各种地物的百分比,其总和必然为 1,即满足下面的约束条件:

$$\sum_{i=1}^n s_i = 1. \quad (2)$$

SAR 图像混合像元分解的目标就是在未知  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{S}$  的前提下,依照某种算法,用接收向量  $\mathbf{X}$  计算得到地物资源的百分比,即独立元向量  $\mathbf{S}$ .

## 3 单亲遗传算法 PGA

PGA 取消了传统 GA<sup>[13~16]</sup> 中的交叉变异等算子,取而代之的是操作于一条染色体上的基因重组算子,简化了遗传操作,提高了计算效率. PGA 不要求初始群体的多样性,对“早熟收敛”问题也有较好的解决<sup>[13]</sup>. PGA 中的基本操作是基因重组,基因重组可以通过基因换位、基因段错位、基因段倒转 3 种操作来实现.

(1)基因换位操作:基因进行对换操作形成子代.分为单基因换位、基因段换位 2 种<sup>[13]</sup>.

(2)基因段错位操作:是随机确定基因段、随机选定错位位置进行整段错位移动的操作.

(3)基因段倒转操作:随机确定倒转基因段起止位置,对段内基因按中垂线作镜面反射.

## 4 基于 PGA 的新混合像元分解方法

传统的单亲遗传算法并不适用于解决遥感图像的混合像元分解问题,因为传统的 PGA 算法的编码方式和适应度函数不能很好地满足遥感图像混合像元分解中所要求的一些约束条件,即分解结果之和为 1,分解结果中每一类地物的比例应在  $[0, 1]$  范围内,等等.于是本文考虑按照如下流程设计一种新的用于混合像元分解的方法.

### 4.1 种群编码方式的设计与种群初始化

设计一种合理的编码方式,使之尽可能多地满足式(1)的要求.编码方式设计为:每条染色体包括两部分,一部分是独立元向量  $\mathbf{S}$  的二进制编码,每种地物用  $k$  ( $k$  为  $n$  的整数倍)位二进制编码表示;一部分是混合矩阵  $\mathbf{A}$  的二进制编码,每个元素用  $p$  ( $p$  为 4 的整数倍)位二进制编码表示.

#### 4.1.1 独立元 $\mathbf{S}$ 的编码方式

因为每个独立元分量都是  $0 \sim 1$  之间的小数,故考虑用不带整数部分的无符号二进制小数表示独立元分量,易知当二进制编码足够长时,此二进制编码

对应的十进制数可近似表示 0~1 之间的全部小数. 如上编码方式保证了每个独立元分量均在 0~1 之间.

如下具体的编码方式来保证  $S$  满足其分量和为 1 的约束条件.

建立一个  $k$  位长的标志段, 标志位置 1 代表着此位置上的基因未被选择, 标志位置 0 代表着此位置上的基因已被选择过. 首先, 从上述  $k$  位中选出  $k/n$  位, 将选出的位对应置为 1, 其他位置为 0, 得到  $s_1$  的基因段, 同时在标志段中将选出的位置为 0. 而后从标志位为 1 的字位中选出  $k/n$  个位, 将选出的位对应置为 1, 其他位置为 0, 得到  $s_2$  的基因段, 同时在标志段中将选出的位置为 0. 依次按照上述过程构造其他独立元分量  $s_i$  的基因段. 最后将这些分量的基因段连接成为一个染色体, 得到独立元向量  $S$  的初始化二进制编码.

设立标志位的方法可以保证  $S$  不同分量上的同一位基因中有且只有一个为 1. 对  $m$  个分量的二进制编码按位求和, 得到的必然是一个每位均为 1 的  $k$  位长的位段, 当位数足够长的时候, 这个位段代表

的十进制数值近似等于 1. 图 1 示例性地给出了构造  $S$  的染色体段的过程. 图 1e 说明了  $S$  的各个分量的总和为 1. 图中  $k=12, m=3$ . 图 2 是上述编码方式的一般性流程.

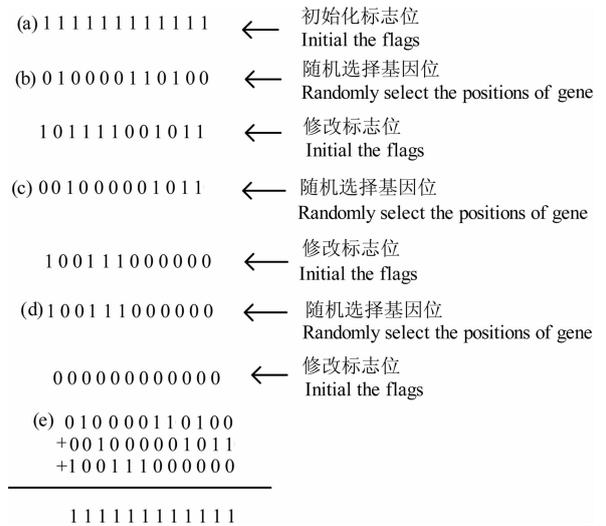


图 1  $S$  染色体段的构造示例

Fig. 1 The tectonic example of  $S$ 's chromosome section

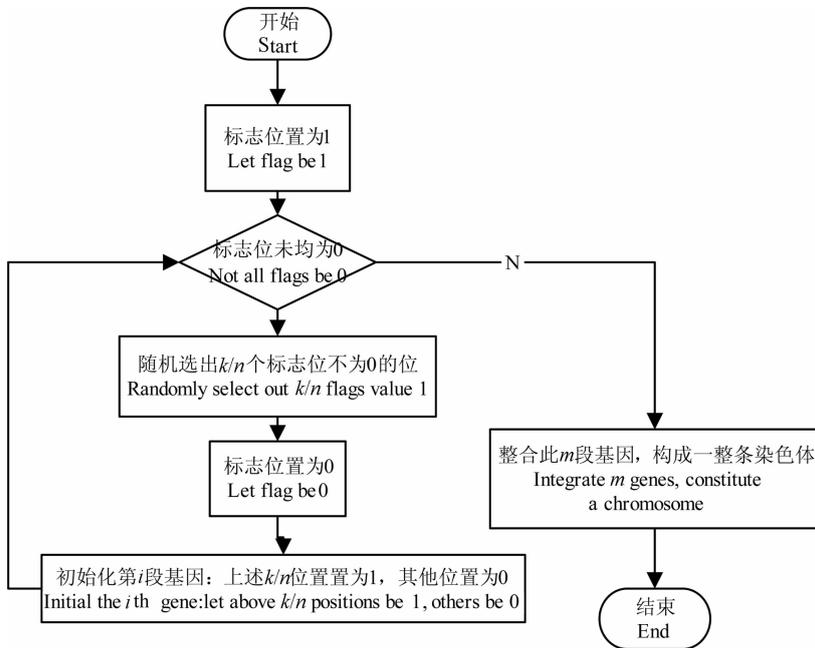


图 2  $S$  的染色体段编码流程

Fig. 2 The coding process of  $S$ 's chromosome section

4.1.2 混合矩阵  $A$  的编码方式

首先初始化混合矩阵  $A$  中的每一个元素,  $a_{ji} \approx x_j \frac{1}{1 + e^{-x_i}}$  [17]. 将  $a_{ji}$  的  $p$  位二进制编码中的前  $3p/4$  位编码用于表示  $a_{ji}$  的整数部分, 后  $p/4$  位编码表示  $a_{ji}$  的小数部分. 而后将  $A$  中每一个元素的基因段连接成为一个染色体, 得到  $A$  的初始化二进制编码.

将  $S$  对应的染色体段和  $A$  对应的染色体段连接在一起, 构成一个完整的染色体. 至此, 一条染色体构建完成.

4.2 进化方式的设计与改进

混合矩阵  $A$  的基因段进化方式可选用常规方式, 如基因换位、基因段错位操作、基因段倒转操作, 等等. 但由于本文问题的约束条件, 进化后应依旧满

足各个  $s_i$  的基因段所代表的十进制数值和为 1 的这一条件,常规的基因换位操作、基因段错位操作、基因段倒转操作自然不适用于解决本文问题.设计改进的单基因换位操作如下.

为了保证进化后的基因依然是在  $S$  不同分量上的同一位中有且只有一个为 1,产生一个随机数  $q \in (1, k)$ ,将向量  $S$  不同分量上的第  $q$  位基因随机调换.这样就保证对进化后的各个  $s_i$  的二进制编码的按位和依然是一个每位均为 1 的  $k$  位长的位段,当位数足够长的时候,这个位段代表的十进制数值近似等于 1.

图 3 形象地给出了上述进化的过程.

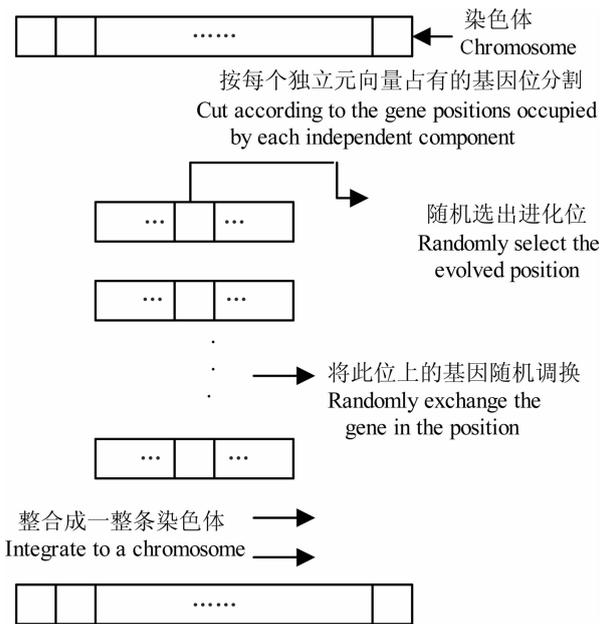


图 3  $S$  染色体段的进化方法示例

Fig. 3 The evolution method example of  $S$ 's chromosome section

### 4.3 适应度函数的选择与计算

在未知  $A$  和  $S$  的前提下,设计最大化适应度函数如下:

$$\max_{\lambda, A} L(S, A) = H(S) - \lambda E(S, A), \quad (3)$$

假设,  $H(S)$  是  $S$  的一个熵,因为  $S$  是未知的,  $H(S)$  是先验概率的熵,有<sup>[18]</sup>:

$$H(S) = - \sum_{i=1}^n s_i \ln s_i, \quad (4)$$

约束条件  $\lambda E(S, A)$  需保证分解结果  $S$  和混合矩阵  $A$  满足:

$$X = AS, \sum_{i=1}^n s_i = 1, s_i \in (0, 1). \quad (5)$$

上述的编码方式和进化方式保证了每代每条染色体中的  $s_i$  均满足  $\sum_{i=1}^n s_i = 1, s_i \in (0, 1)$ . 于是  $\lambda E(S, A)$  只要保证分解结果  $S$  和混合矩阵  $A$  满足  $X = AS$  即可. 设计误差项如下:

$$\lambda E(S, A) = \lambda^T (AS - X), \quad (6)$$

式中  $\lambda$  是一个拉格朗日变量,可以通过迭代得到,但这样会使运算变得繁琐.经过实验发现,将  $\lambda$  设为一个较大的正数同样可起到约束的目的,而且不会影响分解的精度.于是得到每个像素的适应度函数:

$$L(S, A) = - \sum_{i=1}^n s_i \ln s_i - \lambda \left( \sum_{i=1}^n a_{ji} s_i - x_j \right). \quad (7)$$

(7)式把监督学习和无监督学习结合起来,是组合目标函数.在属于独立元的先验概率的熵达到最大的同时,属于约束条件的误差项达到最小,熵和误差函数被这样统一在一个目标函数的框架内.

### 4.4 基于 PGA 的新混合像元分解方法的具体实现

因上述算法中各像元相互间没有制约关系,所以可并行地分解各个像素点.单个像素点的算法流程见图 4.

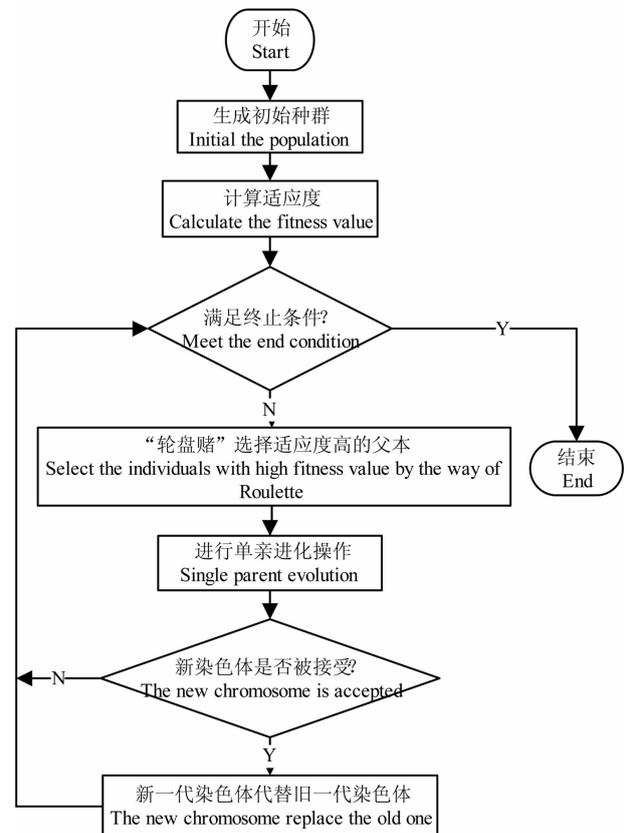


图 4 本文算法流程

Fig. 4 The flow diagram of Partheno-Genetic Algorithm

## 5 实验与分析

实验数据是北京市天安门附近区域的 ENVISAT-ASAR 图像(VV、VH 2 种极化方式), 大小为  $512 \times 512$  像素. 本文提出的算法在 VS 2005 环境下通过编程实现, 实验系统环境是: PC 机, AMD Athlon 2. 11 GHz, ATI Radeon HD 2600 PRO 显卡(256 MB), 主存 1 GB, Windows XP Professional SP2.

实验中, 每个像素拥有 40 个染色体;  $k$  取 12,  $p$  取 16,  $m$  为极化方式的个数,  $m$  取 2;  $n$  为待分类地物种类, 通过图像观察和实地考察可知, 实验地区包括如下三种地物: 水体、道路\植被(基于数据精度, 本处将植被和道路作为一类)、建筑物, 故  $n$  取 3. 选择算子采用“轮盘赌”的选择方式;  $\mathbf{A}$  选用基因换位操作进化; 循环精度取为 0. 01. 实验结果能分解为三种地物, 通过本算法分解出比通道数据(可用传感

器数目)更多的地物种类, 对于大于三类地物的分解可同样处理, 本处由于复杂性要求, 未考虑更多种类.

实验结果如图 5 所示. 图 5a、图 5b 分别为原始图像的 VV 和 VH 极化方式图, 图 5c、图 5d、图 5e 是本文算法的混合像元分解结果, 依次为植被/道路、人工建筑物和水体图. 图 5d 中道路轮廓清晰可见, 图 5e 中建筑物群被整齐地分割了出来, 图 5c 中水体界限明显清晰. 可见本文算法的结果具有比较好的目视效果.

为进一步说明本文算法的有效性, 从 GOOGLE EARTH 上截取本文实验中所选范围的真实图像(图 6). 对比图 6 和图 5 可知, 图 5c 对应的是天安门、天坛公园内的植被及道路, 图 5d 对应的是故宫、天坛公园内的宫殿建筑、中南海内的建筑及周边其他建筑物, 图 5e 对应的是中南海、故宫的护城河及天坛公园中的少量水体.

此外, 从本文算法的处理结果中随机选取 50 个像素点的分解结果, 同时在 ENVIEW 中读出此像

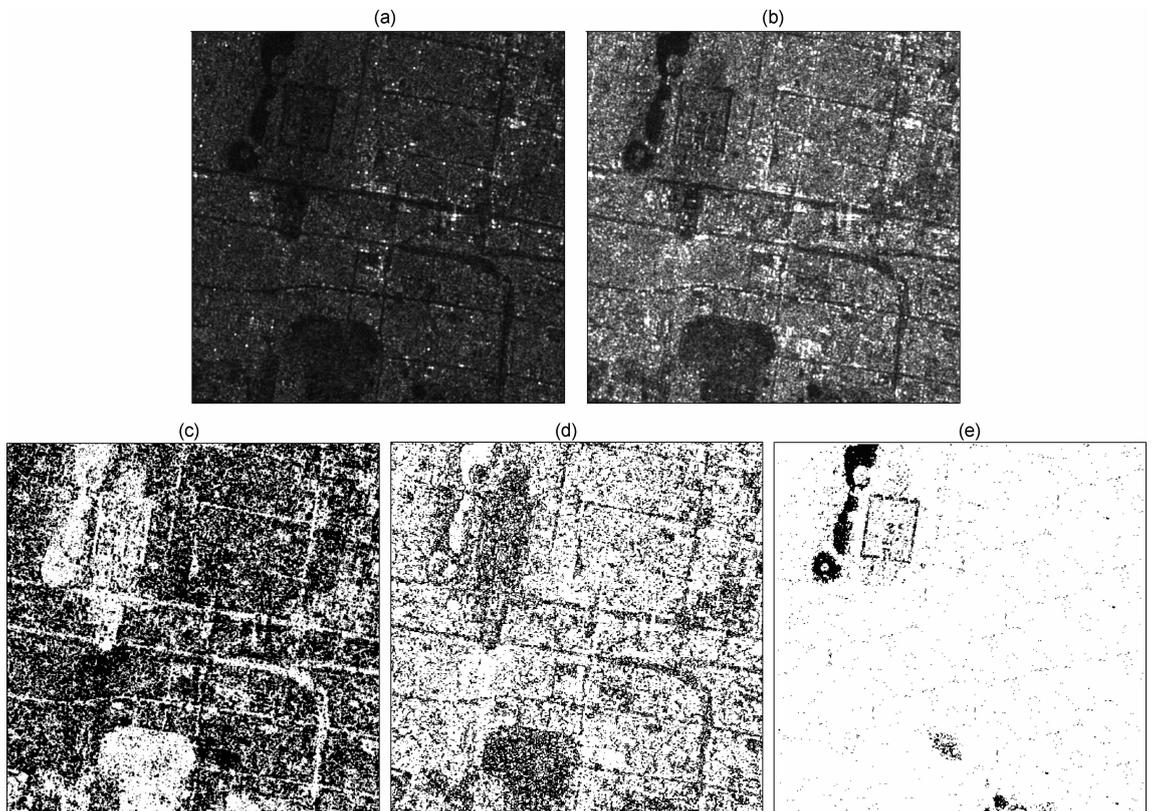


图 5 基于单亲遗传算法的 SAR 图像混合像元分解算法的分解结果( $512 \times 512$ )

(a) VV 极化方式 SAR 原始图像; (b) VH 极化方式 SAR 原始图像; (c) 本文算法的分解结果——植被/道路图;

(d) 本文算法的分解结果——人工建筑物图; (e) 本文算法的分解结果——水体图.

Fig. 5 Decomposition of mixed pixels of SAR remote sensing images based on Partheno-Genetic Algorithm ( $512 \times 512$ )

(a) VV polarization SAR image; (b) VH polarization SAR image; (c) The result of our algorithm—vegetation/roads map;

(d) The result of our algorithm—artificial buildings map; (e) The result of our algorithm—water map.



图 6 GOOGLE EARTH 对应地理坐标的截图

Fig. 6 The screenshot corresponding to geographical coordinates in GOOGLE EARTH

素对应的地理坐标,再在 GOOGLE EARTH 中对应读出这一地理坐标下的真实地物,配合实地验证,计算每种地物的成分含量比例.采用如下方法对分解精度作定量衡量:计算真实地物的成分含量比例设为  $p_1, p_2, p_3$ , 真实地物成分含量的比例和必为 1. 分解精度为

$$k = 1 - \frac{1}{3} \left( \frac{|p_1 - s_1|}{p_1} + \frac{|p_2 - s_2|}{p_2} + \frac{|p_3 - s_3|}{p_3} \right), \quad (8)$$

式中用  $\frac{1}{3} \left( \frac{|p_1 - s_1|}{p_1} + \frac{|p_2 - s_2|}{p_2} + \frac{|p_3 - s_3|}{p_3} \right)$  计算平均误差. 这 50 个随机选择的像素点的平均分解精度为 90.82%. 限于篇幅无法给出上述所有点的精度结果. 从 50 个随机点中随机选择出的 5 个像素点的分解精度,得到表 1.

表 1 随机选择 5 个点的分解精度

Table 1 The decomposition accuracy of randomly selected five points

	结果中 植被\道路分量	结果中 建筑物分量	结果中 水体分量	真实地表目测比例	分解精度
1	0.010107	0.034766	0.954883	中南海内,纯水体	95.50%
2	0.587402	0.433105	0.062500	城建区,道路、建筑参半,无水体	94.75%
3	0.656298	0.231176	0.025000	天安门附近,道路、建筑均有,但道路面积约为 75%	89.33%
4	0.058203	0.785195	0.216635	城建区,除了少量池塘类水体,其他均为建筑,建筑物面积约为 80%	94.92%
5	0.0273438	0.090918	0.881494	中南海海心岛附近,除岛内建筑均为水体,水体约为 90%	94.43%

## 6 结 论

本文提出了一种基于单亲遗传算法的混合像元分解的新方法,提出了一种新的染色体编码方式和新的染色体进化迭代方式,完全满足混合像元分解问题模型的约束条件,实验表明本文算法可以分解出比通道数目更多地物种类,同时具有较高的分解精度和较好的目视结果.该方法用于遥感光学图像混合像元分解,效果会更明显,对于地表结构复杂地区的高精度地物分类、目标检测及识别等问题有较重要的理论和现实意义.

**致 谢** 感谢遥感国家重点实验室中国科学院遥感应用研究所董庆研究员为本文提供实验数据.

## 参考文献(References)

[1] Muramatsu K, Furumi S, Fuiiwaru N, et al. Pattern decomposition method in the albedo space for Landsat TM

and MSS data analysis. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, **21**(1):99~119

[2] Cheng-I Chang, Hsuan Ren, Chein-Chi Chang, et al. Estimation of subpixel target size for remotely sensed imagery. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, **42**(6):1309~1320

[3] 单新建, 李建华, 马 超. 昆仑山口西 M<sub>s</sub>8.1 级地震地表破裂带高分辨率卫星影像特征研究. *地球物理学报*, 2005, **48**(2):321~326

Shan X J, Li J H, Ma C. Study on the feature of surface rupture zone of the west of Kunlunshan pass earthquake (M<sub>s</sub>8.1) with high spatial resolution satellite images. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 2005, **48**(2):321~326

[4] 戴前伟, 冯德山, 何继善. Kirchhoff 偏移法在探地雷达正演图像处理中的应用. *地球物理学进展*, 2005, **20**(3):849~853

Dai Q W, Feng D S, He J S. The application of Kirchhoff's migration method in the image processing of the ground penetrating radar forward simulate. *Progress in Geophysics* (in Chinese), 2005, **20**(3):849~853

[5] 杨 枕, 陈克雄, 周脉鱼等. SAR 图像中目标的检测和识别研究进展. *地球物理学进展*, 2007, **22**(2):617~621

- Yang G, Chen K X, Zhou M Y, et al. Study evolution of detection and recognition on target in SAR image. *Progress in Geophysics* (in Chinese), 2007, **22**(2): 617~621
- [6] 冯伟, 吴如山, 马在田. 单向传播子的局部平面波分解以及在定向照明分析和目标特征成像中的应用. *地球物理学进展*, 2007, **22**(1): 171~178
- Feng W, Wu R Sh, Ma Z T. Local plane wave decomposition of one-way propagator and the applications to directional illumination analysis and target-structure oriented imaging. *Progress in Geophysics* (in Chinese), 2007, **22**(1): 171~178
- [7] Shaw G, Burke H. Spectral imaging for remote sensing. *Lincoln Laboratory Journal*, 2003, **14**(1): 3~28
- [8] Tatiana M, Kuplich T M. Classifying regenerating forest stages in Amazonia using remotely sensed images and a neural network. *Forest Ecology and Management*, 2006, **234**(1-3): 1~9
- [9] Zhang Y, Shao M Z. Decomposing mixed pixels by means of RBF neural network. *Journal of Remote Sensing*, 2004, **7**: 285~289
- [10] 彭望球, 余先川, 周涛等译. 遥感与图像解译. 第四版. 北京: 电子工业出版社, 2003
- Thomas M L, Ralph W K. Remote Sensing and Image Interpretation. Fourth Edition. John Wiley & Sons Inc., 2000
- [11] Chao Ding, Ye Cheng, Miao He. Two-level genetic algorithm for clustered traveling salesman problem with application in large-scale TSPs. *Tsinghua Science & Technology*, 2007, **12**(4): 459~461
- [12] Zhang Xiaowei, Liu Sanyang. A new interval-genetic algorithm. *Third International Conference on Natural Computation*, 2007, **24**(4): 193~197
- [13] Zhao X L, Althouse M L G. Least squares subspace projection approach to mixed pixel classification for hyperspectral images. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, **36**(3): 898~912
- [14] Goldberg D E. Genetic Algorithm, in Search, Optimize and Machine Learning. New York: Addison Wesley, 1993. 372~385
- [15] Vicente Valls, Francisco Ballestín, Sacramento Quintanilla. A hybrid genetic algorithm for the resource-constrained project scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 2008, **185**(2): 495~508
- [16] 陈慧琴, 刘刚. 用整数编码的单亲遗传算法求解组合优化问题. *武汉理工大学学报: 交通科学与工程版*, 2003, **27**(2): 241~243
- Chen H Q, Liu G. Integer coding based on single parent genetic algorithm for optimization of combination problem. *Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering)* (in Chinese), 2003, **27**(2): 241~243
- [17] Harold Szu, Ivica Kopriva. Artificial neural networks for noisy image super-resolution. *Optics Communications*, 2001, **198**(1-3): 71~81
- [18] Brian A Telfer, Harold H Szu. Energy functions for minimizing misclassification error with minimum-complexity networks. *Neural Networks*, 1994, **7**(5): 80~89

(本文编辑 何燕)