

文章编号: 1007-4619 (2001) 01-0001-07

# 用遗传算法反演连续植被的组分温度

庄家礼, 陈良富, 徐希孺

(北京大学 遥感与地理信息系统研究所, 地表过程分析与模拟教育部重点实验室, 北京 100871)

**摘 要:** 由于热红外多波段数据间具有高度的相关性和混合像元的大量存在, 使得多波段陆面温度反演精度难以提高, 并且难以得到组分温度信息. 在连续植被热辐射方向性规律的基础上, 以喜直型连续植被为例, 进行了大量的 Monte-Carlo 模拟, 建立了组分有效比辐射率与土壤表面比辐射率和植被叶面积指数之间的经验函数关系, 并以此构造目标函数, 采用遗传算法, 从热红外多角度数据中, 同时反演混合像元组分温度和土壤比辐射率以及叶面积指数. 通过对模拟的观测数据进行遗传算法反演的大量试验, 结果表明, 遗传算法反演组分温度非常稳健, 在宽松的先验知识条件下, 遗传算法可以解决不确定性反演问题. 遗传算法反演结果和野外实测数据作了比较, 证实了反演原理的正确性, 为基于热红外方向性辐射模型反演组分温度, 提供了新方法

**关键词:** 遗传算法; 组分温度反演; 多角度热红外遥感; 连续植被

**中图分类号:** TP701 **文献标识码:** A

## 1 引 言

陆面温度是区域和全球尺度上陆地表面物理过程的一个关键参数, 它综合了所有地气相互作用和能量交换的结果<sup>[1]</sup>; 在可持续发展和全球变化综合评价模型研究中, 陆面温度的变化状况是衡量环境质量和经济社会发展政策的一种很重要的标准<sup>[2]</sup>. 因此, 从热红外遥感数据中精确反演陆面温度就显得尤为得要. 许多研究人员从利用热红外多波段信息入手, 建立物理模型, 实施陆面温度的反演, 取得了很大的成果<sup>[3-5]</sup>. 但由于陆地表面一般都是混合像元, 而多波段热红外遥感数据本身不具有目标的几何结构信息, 只能把混合像元视为一个整体予以处理, 反演所得到的也只是所谓的混合像元的平均温度, 而它的物理意义是模糊不清的. 另外, 热红外多通道数据间具有高度的相关性, 以 MODIS 的 4 个热红外通道为例, 通过数据模拟计算可以确定, 其间的相关系数在 0.94—0.99 之间<sup>[6]</sup>. 在现有测量水平及仪器精度条件下, 很难达到温度反演精度小于 1 K 的目的. 而真正有实用价值的量是组分温度, 例如, 如果能反演出植被-土壤混合像元中植被冠层温度和土壤表面温度, 就可获得植被水分蒸腾量与

土壤含量<sup>[7]</sup>, 进而可以获得作物干物质产量、作物缺水指数、大气二氧化碳消耗量等, 而这些参数无论对作物长势监测、旱情监测, 还是全球气候动力模型都是至关重要的.

由于对热辐射方向性建模的研究尚处在开始阶段, 相应基于模型反演方法的研究更少. 目前对遥感模型的反演大多仍采用经典的优化方法, 如共轭方向法, 罚函数法等, 这些方法计算量大, 难以找到全局最优解, 而且不能用在不确定遥感反演问题中. 而遗传算法以其稳健性、计算简单和全局性搜索等众多优点, 已在机器学习, 过程控制和优化设计等领域取得了很大的成功, 是一种可靠的优化反演算法<sup>[8-10]</sup>. 本文在连续植被热辐射方向性模型基础上, 采用遗传算法, 从模拟和实测的热红外多角度遥感数据中同时反演混合像元的组分温度, 叶面积指数等多维参数, 为陆地表面组分温度的精确反演提供了新途径.

## 2 连续植被热辐射方向性模型

### 2.1 连续植被热辐射方向性模型

对于连续植被(植被冠层和背景土壤)的两相混合像

收稿日期: 1999-09-10; 修订日期: 2000-01-20

基金项目: 国家“九·五”攀登预选项目, 编号: 95-预-38 和国家重点基础研究发展规划项目, 编号: G2000077900

作者简介: 庄家礼(1969—), 男, 安徽省凤阳县人, 1997 年在中国科学院水土保持研究所获水土保持学专业硕士学位, 2000 年毕业于北

京大学遥感与地理信息系统研究所, 获理学博士学位, 主要从事遥感信息模型和反演研究.

元,热辐射亮度值的方向性规律可以表达为如下形式:

$$L_{\lambda}(\theta) = \epsilon_{ve}(\theta)B_{\lambda}(T_v) + \epsilon_{se}(\theta)B_{\lambda}(T_s) \quad (1)$$

其中  $L_{\lambda}(\theta)$  是在  $\lambda$  波段、 $\theta$  视角方向上混合像元的辐射亮度值,  $\epsilon_{ve}(\theta)$  和  $\epsilon_{se}(\theta)$  分别为植被冠层和土壤表面的有效比辐射率。  $T_v$  和  $T_s$  分别为植被冠层和土壤的温度,  $B_{\lambda}(T)$  为波段  $\lambda$  上, 温度为  $T$  时的宽波段普朗克黑体辐射公式。我们采用 Monte-Carlo 方法对不同叶倾角分布类型的连续植被进行了数值模拟, 结果表明不同类型的连续植被, 其组分有效发射率是单叶片比辐射率  $\epsilon_v(\theta)$ 、土壤表面的比辐射率  $\epsilon_s(\theta)$ 、植被叶倾角分布函数(LAD)和叶面积指数(LAI)的函数<sup>[11]</sup>。由此可见, 连续植被非同温混合像元的热辐射亮度值是 LAD, LAI,  $\epsilon_v(\theta)$ ,  $\epsilon_s(\theta)$ ,  $T_v$  和  $T_s$  等 6 个自变量的函数。组分温度的反演就是从测量的辐射亮度  $L_{\lambda}(\theta)$  中, 提取出植被冠层温度  $T_v$  和土壤温度  $T_s$ 。

## 2.2 模型的简化和经验表达

我们知道, 影响连续植被非同温混合像元热辐射亮度值的 6 个变量中, LAI,  $T_v$  和  $T_s$  为标量, 而 LAD,  $\epsilon_v(\theta)$ ,  $\epsilon_s(\theta)$  都是角度的函数, 为矢量。要从如此众多的相互作用的影响因素中准确地提取出组分温度的信息, 是相当困难的。因此, 在充分利用先验知识的基础上, 对问题进行简化。

我们假设叶倾角分布函数已知, 单叶片比辐射率为朗伯体, 其值为 0.97。土壤比辐射率为朗伯体, 它是一个只受土壤含水量控制的未知参数。采用 Monte-Carlo 方法, 对 LAI 从 0.1 到 6.0, 间隔 0.2 和土壤比辐射率  $\epsilon_s$  从 0.89 到 0.96, 间隔 0.01 的不同组合进行了大量的土壤和植被有效比辐射率的模拟计算。对于模拟结果, 我们以不同的视角进行了最小二乘法拟合。方程(2)–(9)分别为天顶角  $0^\circ$ ,  $10^\circ$ ,  $20^\circ$  和  $40^\circ$  时的土壤和植被有效比辐射率的拟合结果。经检验, 拟合误差在 3% 以内。

$$\begin{aligned} \epsilon_{ve}(0^\circ) = & 0.273293 - 0.15733\epsilon_s - \\ & 0.144285\epsilon_s e^{-LAI} + 0.0760112LAI \quad (2) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \epsilon_{se}(0^\circ) = & 0.243051 + 0.451605\epsilon_s + \\ & 0.29744\epsilon_s e^{-LAI} - 0.0904303LAI \quad (3) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \epsilon_{ve}(10^\circ) = & 0.211238 - 0.154504\epsilon_s - \\ & 0.2341\epsilon_s e^{-LAI} + 0.0984485LAI \quad (4) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \epsilon_{se}(10^\circ) = & 0.245139 + 0.52439\epsilon_s + \\ & 0.227038\epsilon_s e^{-LAI} - 0.0983833LAI \quad (5) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \epsilon_{ve}(20^\circ) = & 0.34595 - 0.100522\epsilon_s - \\ & 0.294335\epsilon_s e^{-LAI} + 0.102586LAI \quad (6) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \epsilon_{se}(20^\circ) = & 0.275032 + 0.443805\epsilon_s + \\ & 0.277794\epsilon_s e^{-LAI} - 0.0992709LAI \quad (7) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \epsilon_{ve}(40^\circ) = & 0.434913 - 0.00961546\epsilon_s - \\ & 0.492418\epsilon_s e^{-LAI} + 0.0929863LAI \quad (8) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \epsilon_{se}(40^\circ) = & 0.235931 + 0.3259115\epsilon_s + \\ & 0.448464\epsilon_s e^{-LAI} - 0.0904124LAI \quad (9) \end{aligned}$$

我们以 MODIS 的第 29 波段作为模拟计算的依据, 它的宽波段普朗克黑体辐射公式  $B_{\lambda}(T)$  为:

$$\begin{aligned} B_{29}(T) = & 0.0077(T - 240)^2 + \\ & 0.3903(T - 240) + 17.586 \quad (10) \end{aligned}$$

图 1 给出了  $\theta=30^\circ$ ,  $\epsilon_s=0.93$ ,  $T_s=300$  K 时, 植被冠层温度和叶面积指数对辐射亮度值的影响。图 2 为  $\theta=30^\circ$ ,  $\epsilon_s=0.93$ ,  $T_v=295$  K 时, 土壤温度和叶面积指数对辐射亮度值的影响。

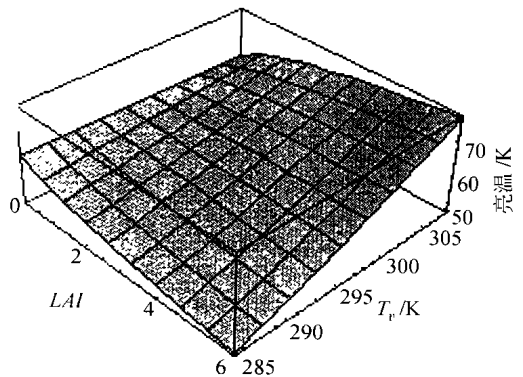


图 1  $\theta=30^\circ$ ,  $\epsilon_s=0.93$ ,  $T_s=300$  K 时, LAI,  $T_v$  和辐射亮度值之间的关系

Fig. 1 Relationship between LAI,  $T_v$  and radiance at  $\theta=30^\circ$ ,  $\epsilon_s=0.93$  and  $T_s=300$  K

## 3 组分温度的遗传算法反演

### 3.1 遗传算法概述

为了揭示自然系统的适应性过程, John Holland 模仿自然演化的基本原理, 根据生物遗传的优化法则提出了遗传算法(Genetic Algorithm)<sup>[12]</sup>。它采用简单的编码技术来表示各种复杂的结构, 并通过对一组编码进行简单的遗传操作和优胜劣汰的自然选择来指导学习和确定搜索的方向。遗传算法求解问题不是直接作用在问题的解空间上, 而是利用解的某种编码表示。我们必须使用某种数据结构把每个待求参数编码形成基因, 基因的不同组合形成不同

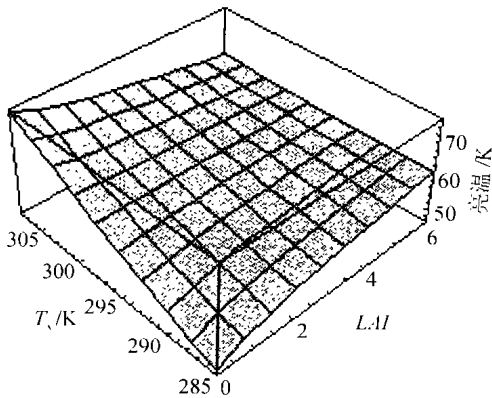


图2  $\theta=30^\circ$ ,  $\epsilon_s=0.93$ ,  $T_v=295$  K 时,  $LAI$ ,  $T_s$  和辐射亮度值之间的关系

Fig. 2 Relationship between  $LAI$ ,  $T_s$  and radiance at  $\theta=30^\circ$ ,  $\epsilon_s=0.93$  and  $T_v=295$  K

的染色体,一种染色体对应着一个生物个体,而生物群体则由特定数目的染色体表示。可能的编码表示方法是无限的,具体编码表示方案的确定很大程度上依赖于问题的性质和遗传算子的设计。在设计了编码方案以后,典型的遗传算法步骤如下:

(1) 随机产生一个包含  $N$  个染色体的群体,每个染色体代表问题的一个可能的解。

(2) 计算每个染色体在群体中的适应性。

(3) 重复下面(a)–(c)步骤,直到产生  $N$  个新染色体(即子代)。

(a) 从当前群体中选择一对染色体(亲本),任何染色体被选中的可能性与其适应性成正比。

(b) 以给定的概率  $p$  交换所选中的染色体对,对于所有的位置,选中作为交换位置的可能性是相同的。另外还有  $1-p$  的概率不交换,此时两个子代是亲本的准确复制品。

(c) 对两个子代进行突变(如对于二进制编码,对其中一位从 0 变为 1,或从 1 变为 0),所有位置突变的概率相同,然后将得到的染色体放到新群体中。

(4) 用新群体替换当前群体。

(5) 跳转到第 2 步。

在自然界中,个体的适应性就是它的繁殖力,它直接关系到其后代的数量。在遗传算法中,适应函数是用来区分群体中个体好坏的标准,是进行自然选择的唯一依据。改变群体内部结构的操作都是通过适应性加以控制的。优胜劣汰的选择机制使得具有高适应性的染色体的个体有较高的存活概率。我们确定了适应性的度量标准后,就可以采用不同的选择策略,根据适应性的高低来选择作为父本的个人。

体。对于被选中的父本,我们既可以对其进行克隆操作,增加优秀个体在群体中的比例,提高群体的平均适应性,也可以使其两两杂交,产生具有父代个体优良特性的新个体,并维持群体规模,还可以通过适量的突变,引入新个体,保证生物群体的种类多样性。按照上述步骤,进行多次迭代,在群体中产生了一个或多个很合适的染色体。这些候选解中适应性最高的那个就是所求问题的解。

遗传算法采用群体为单位展开搜索,并且它只使用解的适应性信息(目标函数),所以,它不需要微分等复杂的数学计算,可以在很大程度上找到整体最优解,避免陷入局部最优,而且,当组成染色体的参数数目很多时,并不增加遗传算子操作的复杂性,能很好地解决多维参数的优化问题。

### 3.2 遗传算法实施

首先,确定参数的编码表达方式。我们将待反演的 4 个参数  $T_v$ ,  $T_s$ ,  $LAI$  和  $\epsilon_s$  作为基因,采用传统的二进制编码方案,把每个基因编成二进制代码,4 个基因首尾相接组成一个染色体。根据参数的物理意义,并加入适当的先验信息,为每个参数确定取值区间。每个基因的二进制串长根据反演参数所要达到的精度,可以任意给定。

其次,确定遗传算子。遗传算子的设计与编码方案的选择和待求问题的性质关系很大。在二进制编码条件下,我们选择了单点式杂交,即按照轮盘式选择策略,我们选中两个父串,产生一个随机数以决定交叉点的位置,一个父串交叉点之前的代码和另一个父串交叉点之前的代码互换。杂交算子通过对选中的两个染色体进行基因互换来实现子代的生成,因此,杂交算子的操作可以保持父代的优良特性,有利于局部搜索的实施。在二进制编码中,变异算子比较简单,它只是以一定的变异概率将所选个体的位取反,变异算子的操作可以改变父代的特点,有利于扩大算法的搜索范围,找到全局最优解。

最后确定目标函数。在第 2 节中,利用方程(1),可以根据我们拟合出来的不同角度土壤和植被的有效比辐射率计算公式(方程(2)–(9))和热红外波段普朗克黑体辐射公式(方程(10))计算  $T_v$ ,  $T_s$ ,  $LAI$  和  $\epsilon_s$  取不同值时,相应角度辐射亮度  $L_\lambda(\theta)$  的值。我们把测量值记为  $L_\lambda^k(\theta)$ ,则可以构造如下目标函数

$$F = - \sum_{\theta} (L_\lambda(\theta) - L_\lambda^k(\theta))^2 \quad (11)$$

根据目标函数值  $F$  的大小确定反演参数组合的适应性, 目标函数值  $F$  越大, 适应性越强; 但目标函数值不同的变换方法对不同的选择策略影响不同。

确定了编码表达方式、遗传算子的不同组合和目标函数以后, 按照遗传算法的演化步骤, 迭代直到满足给定的终止准则为止。此时得到的适应性最高的一组参数值就是我们所要的反演参数值。

由于遗传操作间的高度非线性作用和大量随机性和不确定性因素的引入, 所以从理论上分析遗传算法的作用机理非常困难。它的有效性严重地依赖很多因素, 如群体规模、迭代次数、杂交概率  $P_c$  和突变概率  $P_m$  等, 其中群体规模尤为明显<sup>[8]</sup>。下面我

们采用模拟的数据, 通过实验来说明不同影响因素对反演结果的影响, 据此找到遗传算法控制参数的最佳组合。

### 3.3 群体规模和迭代次数对反演结果的影响

我们取真值  $T_v^t=295$ ,  $T_s^t=300$ ,  $LAI^t=2.5$  和  $\epsilon_s^t=0.94$ , 杂交概率为 0.9, 变异概率为 0.1, 反演参数区间为  $T_v \in [273, 320]$ ,  $T_s \in [273, 320]$ ,  $LAI \in [0.1, 6.0]$ ,  $\epsilon_s \in [0.89, 1.0]$ , 在群体规模  $Popsiz$  分析取 8, 50 和 100, 迭代次数  $Ngen$  分别取 30, 100 和 500 时, 利用  $0^\circ, 10^\circ, 20^\circ$  和  $40^\circ$  角的模拟数据进行反演获的结果见表 1。

表 1 群体规模和迭代次数的不同组合反演出来的参数值

Table 1 The retrieved parameters value at different combination of population size and generation number

迭代次数	群体规模											
	8				50				100			
	$T_v$	$T_s$	$LAI$	$\epsilon_s$	$T_v$	$T_s$	$LAI$	$\epsilon_s$	$T_v$	$T_s$	$LAI$	$\epsilon_s$
30	309.41	287.496	1.44	0.997	299.580	295.936	1.90	0.937	294.952	302.147	2.20	0.884
100	309.41	290.305	1.10	0.998	297.092	296.216	2.20	0.975	294.506	299.778	2.50	0.959
500	308.29	290.615	1.20	0.997	296.503	296.355	2.10	0.990	294.998	299.770	2.48	0.945

从表 1 可以看出, 迭代次数和群体规模必须都达到一定的阈值后, 反演结果才能达到足够的精度。图 3 显示了  $Popsiz = 100$  时, 群体中目标函数适应值的均值、最大值、最小值和方差随迭代次数变化的情况。从图 3 中可以看出, 当  $Popsiz = 100$ , 迭代次数达到 250 时, 群体中适应值的均值已经收敛到  $-0.019$ , 方差 0.009。可见, 迭代次数高于 250 后, 就能保证算法收敛, 从而获得反演的最优解。

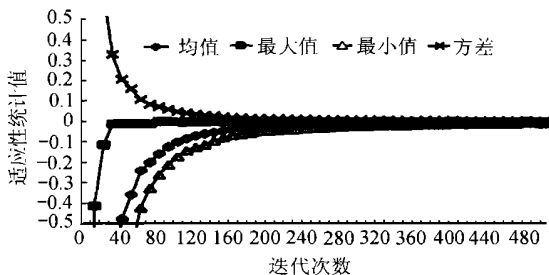


图 3 目标函数适应值随迭代次数的变化情况

Fig. 3 Fitness statistics of objective function changed with generation number

### 3.4 杂交概率和突变概率对反演结果的影响

我们知道, 遗传算法中, 杂交操作可以保持群体中的优良特性, 使得算法在较优解的局部区域内搜索。而突变操作, 可以保持群体的种类多样性, 使得算法在较大的解空间中全局搜索。因此, 杂交概率 ( $p_c$ ) 和突变概率 ( $p_m$ ) 的大小, 直接影响着局部搜索和全局搜索的平衡, 从而, 影响着算法的收敛。我们取  $Popsiz = 50$ ,  $Ngen = 250$ , 其它参数取值和 3.3 节中参数取值一致时, 不同  $p_c$  和  $p_m$  对反演结果的影响见表 2。从表 2 中可以看出, 不同的  $p_c$  和  $p_m$  对反演结果的影响很大。由于群体数量没有达到保证算法收敛的规模, 一般而言, 我们可以通过调整  $p_c$  和  $p_m$  的取值来增加算法的收敛速度。

### 3.5 不确定性对反演结果的影响

在前面的试验中, 为了反演  $T_v$ ,  $T_s$ ,  $LAI$  和  $\epsilon_s$  这 4 个参数, 我们必须采用  $0^\circ, 10^\circ, 20^\circ$  和  $40^\circ$  角的模拟观测数据。如果我们去掉一个或两个角度的观测数据, 只采用 2 个或 3 个角度的模拟观测数据进行 4 个参数的反演, 对反演结果会有什么影响呢?

当  $Popsiz e = 100$ ,  $Ngen = 250$ , 反演参数区间为  $T_v \in [273, 320]$ ,  $T_s \in [273, 320]$ ,  $LAI \in [0.1, 6.0]$ ,  $\epsilon_s \in [0.89, 1.0]$ , 其它参数取值和 3.3 节中参数取值一致时, 采用不同角度得到的反演结果见表 3。表 3 中, 最后两行带有“★”号的反演结果是在反演参数区间为  $T_v \in [288, 308]$ ,  $T_s \in [288, 308]$ ,  $LAI \in [0.1, 6.0]$ ,  $\epsilon_s \in [0.89, 0.96]$ , 其它参数不变的情况下得到的。由表 3 我们可以看出, 不同的观测角度对参数反演的重要性是不同的; 在不增加任何信息的情况下, 不确定性反演使得反演精度降低; 对于不确定性反演, 增加先验信息, 反演精度明显改善。

### 3.6 遗传算法组分温度反演的野外检验

我们于 1999 年 4 月 13 日至 18 日在山东禹城中国科学院实验站冬小麦遥感观测试验场进行了野外观测。正向模型模拟所需要的参数如冬小麦叶倾角分布函数、叶面积指数等由中国科学院地理科学与资源研究所项月琴研究员负责测量。测量得到的冬小麦单叶面和土壤表面垂直方向上的比辐射率分别为 0.97 和 0.94。我们选取天顶角  $0^\circ, 20^\circ$  和  $40^\circ$  的观测值来反演叶面积指数 ( $LAI$ ) 和组分温度 ( $T_v, T_s$ )。为了有效地说明反演状况, 我们选择了两种典型类

型的观测目标:

(1) 冬小麦叶面积指数较低, 组分温度差异较大。

观测时间为 1999 年 4 月 17 日 13 时 21 分, 观测方位为顺垄观测, 从南到北, 观测天顶角:  $-81^\circ - 0^\circ - 81^\circ$ 。参数反演结果列于表 4 的目标 1。

(2) 冬小麦叶面积指数较高, 组分温度差异较小。

观测时间为 1999 年 4 月 17 日 14 时 2 分, 观测方位为顺垄观测, 从北到南, 观测天顶角:  $81^\circ - 0^\circ - 81^\circ$ 。参数反演结果列于表 4 的目标 2。

从表 4 可以看出, 组发温度和叶面积指数的反演结果和实测值之间有一定的差距。由于遗传算法演化的唯一驱动力是正模型的模拟值和野外实测数据之间的差值尽可能地小, 所以一切影响正模型精度和测量精度的因子都会对反演结果产生影响。首先, 叶面积指数和叶倾角分布函数的测量非常复杂, 很难测量出准确数值; 其次, 单叶面和土壤表面比辐射率都是朗伯体假设, 而且测量精度难以保证; 第三, 温度场既有时间特性又有空间特性, 用点温度计测量冬小麦和土壤的温度, 破坏了其表面的辐射平衡, 难以测量到可靠的组分温度。因此, 反演精度的进一步提高有待于模型精度和测量精度的改进。

表 2  $Popsiz e = 50$ ,  $Ngen = 250$  时,  $p_c$  和  $p_m$  对反演结果的影响

Table 2 The effect of  $P_c$  and  $P_m$  on retrieved parameters when  $Popsiz e = 50$ ,  $Ngen = 250$

$p_m$	$p_c$											
	0.4				0.6				0.7			
	$T_v$	$T_s$	$LAI$	$\epsilon_s$	$T_v$	$T_s$	$LAI$	$\epsilon_s$	$T_v$	$T_s$	$LAI$	$\epsilon_s$
0.01	293.548	314.126	4.2	0.859	296.5	299.071	2.33	0.926	294.664	309.444	3.23	0.817
0.1	295.287	299.079	2.45	0.955	295.039	298.606	2.30	0.965	294.058	301.570	3.05	0.951
0.2	296.555	295.841	2.13	0.998	293.548	303.047	2.89	0.927	295.083	299.511	2.43	0.945

表 3 不确定性对反演结果的影响

Table 3 The effect of uncertainty on retrieved result

反演角度	反演参数			
	$T_v$	$T_s$	$LAI$	$\epsilon_s$
$0^\circ, 10^\circ, 20^\circ, 40^\circ$	294.986	299.505	2.47	0.951
$10^\circ, 20^\circ, 40^\circ$	296.704	299.823	0.487	0.887
$0^\circ, 20^\circ, 40^\circ$	297.155	306.405	2.44	0.747
$0^\circ, 10^\circ, 40^\circ$	294.944	301.384	2.62	0.918
$0^\circ, 10^\circ, 20^\circ$	297.21	296.875	2.24	0.968
$0^\circ, 40^\circ$	309.401	293.13	0.97	0.798
$0^\circ, 10^\circ, 20^\circ$ (★)	294.97	300.81	2.58	0.927

表 4 组分温度的野外测量值和遗传算法反演值的比较

Table 4 Comparison between retrieved parameters and ground truth data

测量样地	$T_e$		$T_s$	
	实际测量值	反演值	实际测量值	反演值
目标 1	26.5—27.5	23.838	31—37.7	35.575
目标 2	25.5—26.4	24.486	26.2—26.7	28.254

## 4 结论和讨论

陆面温度遥感反演广泛使用多波段热红外数据,但是,一方面多波段遥感数据间存在高度的相关性,使得反演结果对误差的影响非常敏感;另一方面多波段遥感数据不包含地物几何结构信息,很难提取很有应用价值的组分温度信息。多角度热红外遥感数据拥有目标三维结构信息,能够比较容易地提取组分温度信息。我们在连续植被热辐射方向性模型的基础上,以喜直型连续植被为例,借助于先验知识,建立不同角度的组分有效比辐射率和土壤表面比辐射率和叶面积指数的经验函数关系。采用模拟的观测数据,检验控制参数对遗传算法反演组分温度的影响,并且考察了不确定性对遗传算法反演的适应性。遗传算法是基于自然遗传和自然选择原理的自适应搜索和优化算法,它以群体为单位在解空间全局性搜索的优势,使其反演得到的结果比传统优化方法得到的结果更稳定,降低了测量数据间相关性带来的反演结果对误差敏感性的影响。遗传算法计算简单,不需要微分等复杂的数学运算,特别适合于高维参数的反演。只要群体规模和迭代次数达到一定阈值,遗传算法用于多角度组分温度反演是很稳健的。我们利用野外实测数据对遗传算法反演组分温度进行了试验,由于测量误差和模型误差的大量存在,反演得到的参数和测量值有一定的差异。我们只有进一步改进模型,提高参数的测量精度,才能反演得到满足实用要求的组分温度。

## 参考文献 (References)

[1] Wan Zhengming, Dozier J. A generalized split-window algorithm for

retrieving land-surface temperature from space [J]. *IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sens.*, 1996, **34**(4): 892—905.

[2] Janssen M. Modeling Global Change-The Art of Integrated Assessment Modeling [M]. Edward. UK. Elgar Publishing Limited, 1998.

[3] Wan Zhengming, Li Zhaoliang. A physics-based algorithm for retrieving land-surface emissivity and temperature from EOS/MODIS Data [J]. *IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sens.*, 1997, **35**(4): 980—996.

[4] Li Zhaoliang, Becker F. Feasibility of land surface temperature and emissivity determination from AVHRR data [J]. *Remote Sens. Environ.*, 1993, **43**: 67—85.

[5] Xu Xiru, Liu Qinhuo, Chen Jiali. Synchronous Retrieval of Land Surface Temperature and Emissivity [J]. *Science in China (Series D)*, 1998, **41**(6): 658—668.

[6] Chen Liangfu, Zhuang Jiali, Xu Xiru. The correlation of multi-channel thermal infrared remote sensing information and its effect on retrieval of land surface temperature [J]. *Chinese Science Bulletin*, 1999, **44**(17): 1627—1632.

[7] Jackson R D. Canopy Temperature and crop water stress [J]. *Irrigation Science*, 1984, **5**: 43—80.

[8] Deb K. Genetic Algorithms for Function Optimization [A]. Herrera F, Verdegay J L. Genetic algorithms and soft computing [C]. Physica-Verlag, Springer-Verlag Company, 1996, 3—29.

[9] Winter G, Galan M, Cuesta P, Greiner D. Genetic algorithms: A stochastic improvement technique; tools, skills, pitfalls and examples [A]. Winter G, Periaux J, Galan M, Cuesta P. Genetic algorithms in engineering and computer science [C]. USA. John Wiley and Sons, 1996, 217—247.

[10] Pan Zhengjun, Kan Lishan, Chen Yuping. Evolutionary Computation [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1998. [潘正军, 康立山, 陈毓屏. 演化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 1998.]

[11] Chen Liangfu, Zhuang Jiali, Xu Xiru *et al.* The Concept of Effective Emissivity of Non-isothermal Mixed Pixel and Its Test [J]. *Chinese Science Bulletin*, 2000, **45**(7): 788—795.

[12] Holland J H. Adaptation in Natural and Artificial Systems [M]. The University of Michigan Press, 1975.

## Retrieval of Component Temperature of Continuous Vegetation Using Genetic Algorithm

ZHUANG Jia-li, CHEN Liang-fu, XU Xi-ru

(MOE Laboratory for Earth Surface Processes and Inst. of Remote Sensing & GIS, Peking Univ., Beijing 100871, China)

**Abstract:** Due to high correlation coefficients among multi-channel thermal infrared data and mixed pixels widely existed, it is difficult to improve the accuracy of retrieved land surface temperature; further more, component temperature can not be retrieved from multi-channel thermal infrared data. In this paper, taken erectophile type continuous vegetation as an example, we did many Monte-Carlo simulations, and established empirical analytic expressions of component effective emissivities with soil emissivity and leaf area index. Empirical analytic expressions were used to construct objective function, and genetic algorithm was employed to synchronously retrieve component temperature, soil emissivity and *LAI* from thermal infrared multi-angle data. Many experiments of genetic algorithm inversion from simulated data were conducted, results show that it is very robust to retrieve component temperature using genetic algorithm, and genetic algorithm can cope with uncertainty inversion problem pretty well if we take full advantage of priori knowledge. Comparison between inversion results and ground-truth data were made. This paper offers a new method to retrieve component temperature from multiangle thermal infrared data based on the model of directionality of thermal radiance

**Key words:** genetic algorithm; inversion of component temperature; multi-angle thermal infrared remote sensing; continuous vegetation