

基于遗传算法的不同光照条件下植被和土壤组分温度反演

刘振华¹, 赵英时²

(1. 华南农业大学信息学院, 广州 510642; 2. 中国科学院研究生院, 北京 100049)

摘要: 为了提高地表土壤组分温度的反演精度, 该研究利用 ASTER 反射光谱数据获取像元组分比, 将直方图法引入遗传算法中, 从而缩小了获取遗传算法最佳搜索参数的范围, 并利用遗传算法对盈科研究区内地表非同温像元进行组分温度分解, 对非同温像元下植被、遮阴土壤、光照裸土的组分温度进行模拟。该研究采用遗传算法直接对 ASTER 热红外数据进行地表混合像元组分温度分解的方法验证。结果表明, 在考虑反射波段情况下, 模拟的组分温度与地表同步实测温度的相对误差为 7.63%~8.867%, 在不考虑反射波段情况下, 模拟的组分温度与地表同步实测温度的相对误差为 8.955%~11.832%, 表明了此方法在研究地表组分温度反演是可行性。该研究为地表组分温度反演提供新思路。

关键词: 遥感, 遗传算法, 土壤, 组分温度, 直方图

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2012.01.029

中图分类号: S127

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2012)-01-0161-06

刘振华, 赵英时. 基于遗传算法的不同光照条件下植被和土壤组分温度反演[J]. 农业工程学报, 2012, 28(1): 161-166.

Liu Zhenhua, Zhao Yingshi. Retrieval of plant and soil component temperature under different light conditions based on genetic algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(1): 161-166. (in Chinese with English abstract)

0 引言

地球表面温度是研究全球和区域地面和大气之间能量、物质交换的重要参数。大多数学者利用热红外信息进行地表温度的反演, 反演地表温度的方法主要有传统的大气校正法、单窗算法、劈窗算法^[1-8]。这些算法把像元看成同温体, 反演得到的是像元的平均温度, 而实际陆地表面几乎没有理想的均匀、同温物体, 像元平均温度存在着不确定性。对复杂目标而言, 像元内的组分温度才具有实用价值。如: 在干旱半干旱区域, 反演出混合像元中植被冠层温度和土壤表面温度, 可更精确地获取地表土壤水分含量, 实现旱情监测。组分温度物理意义明确, 更能精确地反演地表参数^[9]。针对组分温度的反演, 研究者做了大量基础理论研究, 主要是从热辐射方向性入手, 根据组分间差异明显的物理特性, 从多角度热辐射亮度数据中反演组分温度^[10-13]。但是, 这种多角度遥感提供的方向性观测信息量是十分有限的。为了提供更多组分温度反演信息量, 本文引入 ASTER (advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer) 反射光谱数据来获取各组分所占的面积比。此外, 就遥感热红外组分温度反演而言, 在非同温像元热辐射模型中, 未知参数大于已知数据, 属于欠定问题, 目前, 反演遥感模型的数理方法主要为优化方法^[13-17], 这些方法不

仅计算量大, 难以找到全局最优解, 而且不能在不确定性遥感反演问题中应用。针对此情况, 一些学者利用遗传算法来获取组分温度, 主要是根据经验赋予初始数值^[18-19]。本文利用遗传算法获取模型参数分布的直方图, 通过直方图提取初始参数值, 从而缩小搜索范围, 提高模拟精度。在此基础上, 本研究利用遗传算法求解热辐射传输方程, 获取非同温像元下植被、遮阴土壤、光照裸土的组分温度。

1 研究区与数据

研究区位于河西走廊中部黑河中游的盈科灌区(图 1), 海拔 1 419~1 600 m, 灌区总的地势是东南高西北低。灌区属大陆性寒温带干旱气候, 冬夏较长, 春秋较短, 春季多风少雨, 冬季较为寒冷, 多年平均气温 6.5~7.0℃, 最低气温-28℃, 最高气温 33.5℃, 多年平均降水量约 125 mm, 年蒸发强度 1 291 mm。研究区面积约为 1 732 500 m², 区内土地覆盖类型主要为农用地, 种植作物为小麦玉米等。

采用的卫星遥感数据为 2008 年 6 月 4 日的 ASTER。ASTER 数据在可见光-热红外波段(0.52~11.65 μm), 共有 14 个波段, 时间分辨率是 15 d。其中, 星下反射波段有 3 个, 空间分辨率为 15 m; 热红外波段有 5 个, 空间分辨率 90 m。为了提高组分温度反演精度, 利用 6S (second simulation of the satellite signal in the solar spectrum) 模型对星下 3 个反射波段进行大气校正; 同时, 使用 MODTRAN4.0 (moderate resolution transmission) 对 5 个热红外波段进行大气校正预处理^[20]。

在甘肃省黑河流域盈科灌区研究区进行了与 ASTER 卫星同步的野外试验。本研究选择盈科小麦样地和盈科

收稿日期: 2010-12-19 修订日期: 2011-10-17

基金项目: 国家重点基础研究发展规划项目(2007CB714407)

作者简介: 刘振华(1972-), 女, 河北唐山人, 副教授, 博士, 硕士生导师, 主要从事遥感应用方面的研究。广州 华南农业大学信息学院。510642。Email: grassmountain@163.com

气象站玉米样地。其中小麦样地为东西向顺垄，玉米样地为南北向顺垄。利用北京师范大学遥感科学国家重点实验室的温度可控黑体对手持式辐射仪进行定标，定标温度 26~70℃，以 5℃为间隔。使用热辐射仪同步测量了地面样地的小麦温度、光照土壤温度和遮阴土壤温度。

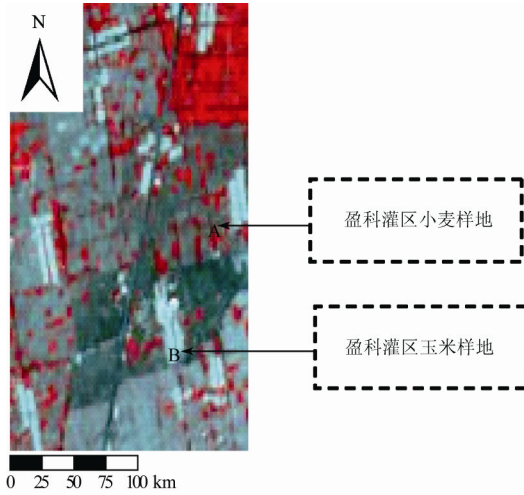


图 1 黑河流域盈科灌区研究区位置图

Fig.1 Location map of study region for Yingke irrigation area in Heihe basin

2 研究方法

2.1 非同温像元热辐射模型

针对不同覆盖度的黑河盈科研究区，考虑到像元热辐射是植被热辐射和土壤热辐射共同作用的结果，对非同温像元进行植被、遮阴土壤、光照裸土的组分温度反演。混合像元的地表热辐射能量表示为占一定比例的基本组分的热辐射能量的线性组合。即

$$L_i = f_1 \varepsilon_{is1} L_{bi}(T_{s1}) + f_2 \varepsilon_{is2} L_{bi}(T_{s2}) + (1 - f_1 - f_2) \varepsilon_{iv} L_{bi}(T_v) \quad (1)$$

式中， L_i 是在 i 波段上混合像元的辐射亮度值， $W/(sr \cdot m^2 \cdot \mu m)$ ； T_v 为植被温度，K； T_{s1} 为光照土壤温度，K； T_{s2} 为遮阴土壤温度，K； ε_{is1} 为光照土壤比辐射率； ε_{is2} 为遮阴土壤比辐射率， ε_{iv} 为植被比辐射率； f_1 为光照土壤在每个混合像元所占的面积比， f_2 为植被所占面积比， $L_{bi}(T)$ 为 i 波段上，温度为 T 时的地表普朗克黑体辐射亮度值， $W/(sr \cdot m^2 \cdot \mu m)$ ，其表达式如下

$$L_{bi}(T) = \frac{2\pi h c^2}{\lambda_i^5} \cdot \frac{1}{e^{ch/\lambda_i k T} - 1} \quad (2)$$

式中， h 为普朗克常数， $6.626 \times 10^{-34} J \cdot s$ ； c 为光速， $3 \times 10^8 m/s$ ； k 为波尔兹曼常数， $1.38 \times 10^{-23} J/K$ ； T 为绝对温度，K； λ_i 为 i 波段的波长，m。

混合像元多因素的相互影响，要准确地提取出组分温度的信息非常困难。为此，将普朗克黑体辐射量度公式简化。以 ASTER 的 5 个波段数据作为模拟计算的依据，利用 MODTRAN 模型模拟 ASTER 10~14 波段地表黑体辐射亮度。并采用 4 次多项式，对各波段进行普朗克黑体辐射亮度和地表温度之间的回归模拟，以波段 13 为例，模拟结果如图 2 所示。

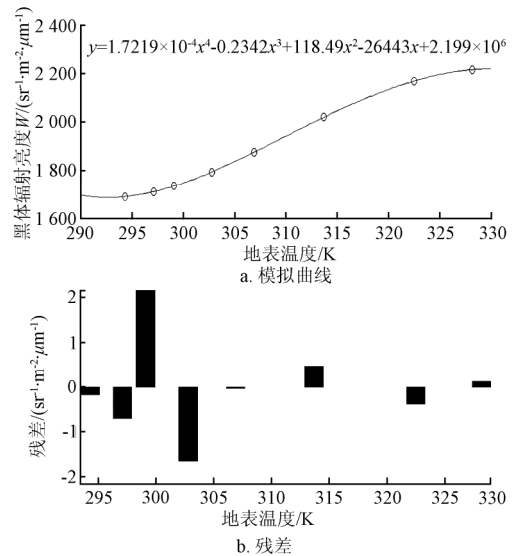


图 2 ASTER 热红外 13 波段的多项式模拟曲线及残差

Fig.2 Simulate curve and residual of ASTER thermal infrared band 13

2.2 模型参数 (f) 的获取

就热红外组分温度反演而言，目前研究基本上仅使用热红外波段数据，未知参数大于已知数据，属于欠定问题，也就是说热红外数据量不能满足组分温度反演问题。因此，为了提高组分温度反演精度，本研究把 ASTER 3 个反射光谱数据引入进来，获取像元组分所占面积比。针对黑河盈科研究区域，像元组分划分为植被、遮阴土壤、光照裸土，获取像元组分所占面积比，公式如下

$$\rho_i = f_1 \cdot \rho_{is1} + f_2 \cdot \rho_{vi} + (1 - f_1 - f_2) \cdot \rho_{is2} \quad (3)$$

式中， ρ_i 第 i 波段的窄波段光谱反射率， ρ_{vi} 为第 i 波段的植被反射率， ρ_{is1} 为第 i 波段的光照土壤反射率， ρ_{is2} 为第 i 波段的遮阴土壤反射率，其它参数同上。先利用 6S 大气校正软件对其进行大气校正，获取 3 个波段的反射率数据。根据式 (3)，对 ASTER 3 个反射光谱数据进行线性回归，获取混合像元各组分所占面积比如图 3 所示。

考虑到线性回归方法中置信度标志着反演结果的好坏，本文对线性回归的置信度进行了分析。从图 4 中可见，绝大部分像元的置信度处于 0.9~1.0 之间，小于 0.90 的像元主要位于水浇地。在非水浇地的区域，获取的组分系数误差较小，是可信的；而对于水浇地，其置信度小于 0.90，获取的组分系数误差相对较大，主要是因为回归算法使用的观测数据均非水浇地地物光谱值，由于土壤含水量的严重影响地物光谱信息，造成水浇地处误差大。此外，研究区域内分布的零星建筑物，其置信度大于 1.0，出现了错误，从而造成这些像素组分系数的不合理。

3 遗传算法求解研究区组分温度

遗传算法是模拟达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理的生物进化过程的计算模型，是一种通过模拟自然进化过程搜索最优化的方法，其优势在于可以有效地避免局部最优解。其遗传算法的数学模型如下

$$\begin{cases} \max f(X) \\ s.t. X \in R \\ R \in U \end{cases} \quad (4)$$

式中， $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 为决策变量， U 为基本空间，

$s.t.X$ 为约束条件， R 表示所有满足约束条件的解的集合， $f(X)$ 为目标函数，对组分温度来说，目标函数 $f(X) = \sum (L_{\lambda O} - L_{\lambda C})$ ， $L_{\lambda O}$ 为热红外辐射观测值， $W/(sr \cdot m^2 \cdot \mu m)$ ， $L_{\lambda C}$ 为热红外辐射模拟计算值， $W/(sr \cdot m^2 \cdot \mu m)$ 。

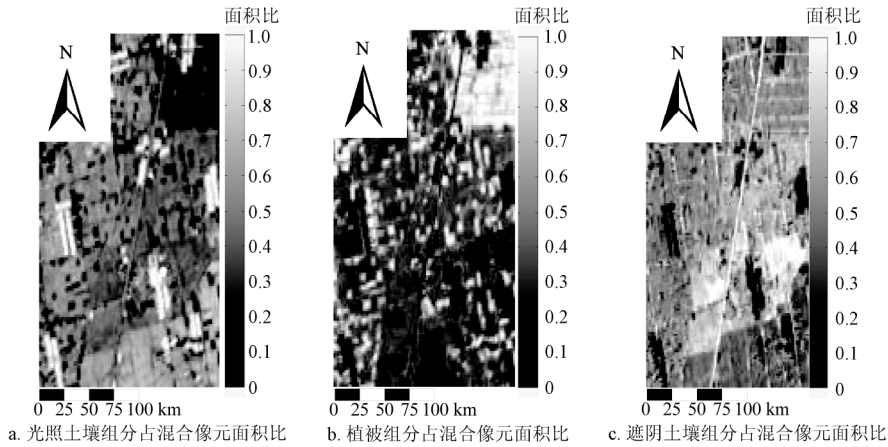


图 3 研究区 ASTER 图像混合像元各组分分布图

Fig.3 Distribution of mixed pixel componts for ASTER image in study region

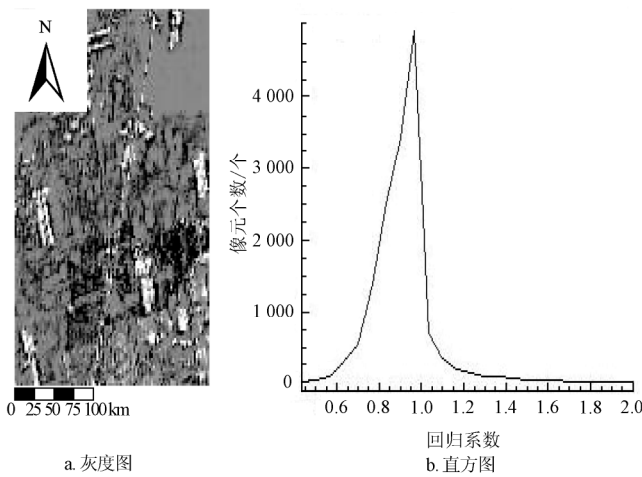


图 4 研究区线性回归置信度图

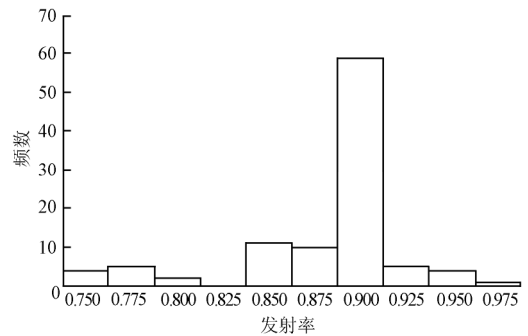
Fig.4 Diagram of linear regress confidence in study region

3.1 遗传算法参数的设定

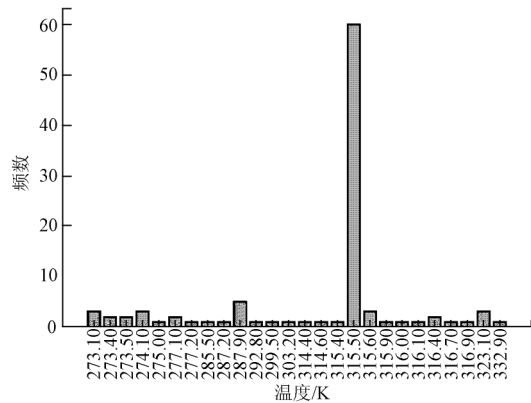
1) 参数范围的设置

与一般微分方程不同，遗传算法对初始参数模型无特别严格要求，参数范围较宽。为了缩小参数搜索范围，本文根据参数直方图的分布，获取更为精确的搜索域。选取研究区内裸土和植被 2 个试验区。对于裸土区而言，光照土壤温度、遮阴土壤温度和植被温度的初始搜索范围设定为： $T_{s1} \in [273, 343]$ ， $T_{s2} \in [273, 303]$ ， $T_v \in [273, 303]$ ；其对应的发射率初始搜索范围设定为： $\varepsilon_{s1} \in [0.5, 1.00]$ ， $\varepsilon_{s2} \in [0.8, 1.00]$ ， $\varepsilon_v \in [0.9, 1.00]$ 。通过遗传算法进行模拟分析，获取光照土壤发射率和温度直方图。鉴于初始反演的光照土壤发射率和温度直方图中，光照土壤发射率和温度的峰值较多，根据主峰值缩小搜索范围，进行第 2 模拟计算……，如此反复计算，直至光土壤发射率和温度直方图出现单峰。图 5 为 $\varepsilon_{s1} \in [0.75, 0.99]$ ，

$T_{s1} \in [273, 332]$ ，迭代次数为 100 时光照土壤发射率和对应该光照温度的直方图，此时光照土壤温度峰值为 315.5 K，与实测数据比较吻合。



a. 光照土壤发射率



b. 光照土壤温度

注：光照土壤发射率 $\in [0.75, 0.99]$ ，光照土壤温度 $\in [273, 332]$ 迭代次数为 100。

图 5 光照土壤发射率和温度直方图

Fig.5 emssivity and temperature histogram of light soil

同理，选取植被试验区，光照土壤温度、遮阴土壤温度和植被温度的初始所搜范围设定为： $T_{s1} \in [287, 323]$ ， T_{s2}

$\in [273, 303]$, $T_v \in [273, 333]$; 其对应的发射率初始搜索范围设定为: $\varepsilon_{s1} \in [0.85, 0.92]$, $\varepsilon_{s2} \in [0.8, 1.00]$, $\varepsilon_v \in [0.5, 1.00]$ 。利用直方图法获取最终植被发射率和温度的搜索范围是 $\varepsilon_v \in [0.95, 1.00]$, $T_v \in [280, 310]$ 。其中遮阴土壤温度和发射率, 是根据前人经验直接使用 $T_{s2} \in [273, 303]$, $\varepsilon_{s2} \in [0.8, 1.00]$ 。直方图寻找最佳搜索参数范围这一方法, 尤其对于缺少先验信息的参数来说, 有着极其重要的作用。

2) 选取交配概率、变异概率和种群大小的最佳组合

遗传算法中一些参数的选择对收敛性和收敛速度有很大影响。这些参数包括交配概率 P_c 、变异概率 P_m 和种群大小等, 到目前为止, 这些参数的设定还没有一个数理机理支持, 能通过反复试验获取交配概率、变异概率值和种群大小, 从而提高遗传算法收敛速度。本文选盈科小麦样地试验点, 野外实测地表组分温度作为真值, 即小麦温度 $T_v=26.2^\circ\text{C}$, 光照土壤温度 $T_{s1}=41.7^\circ\text{C}$, 遮阴土壤温度 $T_{s2}=22.1^\circ\text{C}$ 。参数设置为: $\varepsilon_{s1} \in [0.85, 0.92]$, $\varepsilon_{s2} \in [0.8, 1.00]$, $\varepsilon_v \in [0.95, 1.00]$, $T_{s1} \in [287, 323]$, $T_{s2} \in [273, 303]$, $T_v \in [280, 310]$, 迭代次数取 250。模拟结果如表 1 所示。

表 1 不同交配概率、变异概率和种群规模下模拟结果的关系
Table 1 Simulated results with different crossover, mutation probability and population size

种群数	交配概率	变异概率	$T_{s1}/^\circ\text{C}$	$T_{s2}/^\circ\text{C}$	$T_v/^\circ\text{C}$	ε_{s1}	ε_{s2}	ε_v
128	0.02	0.5	43.3	21.4	24.8	0.892	0.84	0.987
		0.7	42.9	24	25.2	0.841	0.815	0.989
		0.9	41.3	22.9	26.1	0.901	0.931	0.985
16	0.1	0.5	35.0	19.8	25.5	0.921	0.87	0.987
		0.7	41.9	22.4	24.5	0.876	0.84	0.981
		0.9	46.3	26.6	27.5	0.884	0.902	0.981
8	0.2	0.5	34.3	10.4	25.6	0.853	0.86	0.985
		0.7	43.5	16.6	23.1	0.866	0.803	0.986
		0.9	47.9	28.7	28.8	0.875	0.979	0.984

注: 迭代次数 250; ε_{s1} 为光照土壤发射率; ε_{s2} 为遮阴土壤发射率; ε_v 为植被发射率; T_{s1} 为光照土壤温度; T_{s2} 为遮阴土壤温度; T_v 为植被温度。

不同的 P_c 、 P_m 和种群规模对遗传算法模拟结果影响很大。反复试验结果显示交配概率 P_c 、变异概率 P_m 分别

设置为 0.9 和 0.02, 种群大小为 128, 这个组合为本文选定的最佳组合, 用于整个试验区的组分温度分解。

3) 获取最佳迭代次数

交配概率 P_c 、变异概率 P_m 分别设置为 0.9 和 0.02, 种群大小为 128, $\varepsilon_{s1} \in [0.85, 0.92]$, $\varepsilon_{s2} \in [0.8, 1.00]$, $\varepsilon_v \in [0.95, 1.00]$, $T_{s1} \in [287, 323]$, $T_{s2} \in [273, 303]$, $T_v \in [280, 310]$, 仍以盈科小麦样地为试验点。迭代次数取 25~250 之间时, 模拟的地表组分温度 (如图 6)。

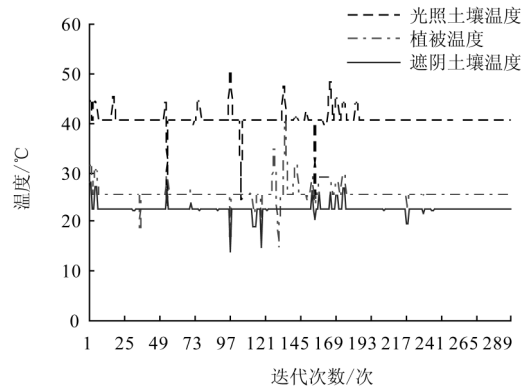


图 6 小麦样地不同迭代次数地表组分温度

Fig.6 Component temperature of soil with different iterations for wheat sample plots

从上面结果可以看出, 迭代次数对模拟结果影响很大, 迭代次数较少时, 模拟结果不稳定。当迭代次数达到 175 时, 模拟的组分温度接近实测数据, 变化不大, 当迭代次数为 200 时, 基本收敛, 当代次数到 250 次左右, 稳定。这样, 本文最佳迭代次数设置为 250。

3.2 研究区组分温度反演

根据热辐射传输方程 (式 (1)), 结合像元组分所占的面积比, 考虑到未知参数大于已知量, 采用遗传算法对整个研究区非同温像元进行植被、遮阴土壤、光照裸土的组分温度分解。反演参数的取值范围: $\varepsilon_{s1} \in [0.85, 0.92]$, $\varepsilon_{s2} \in [0.8, 1.00]$, $\varepsilon_v \in [0.95, 1.00]$, $T_{s1} \in [287, 323]$, $T_{s2} \in [273, 303]$, $T_v \in [280, 310]$ 。交配概率 P_c 为 0.9, 变异概率 P_m 为 0.02, 种群大小为 128, 迭代次数 250。组分温度反演结果及等级分布如图 7 所示。

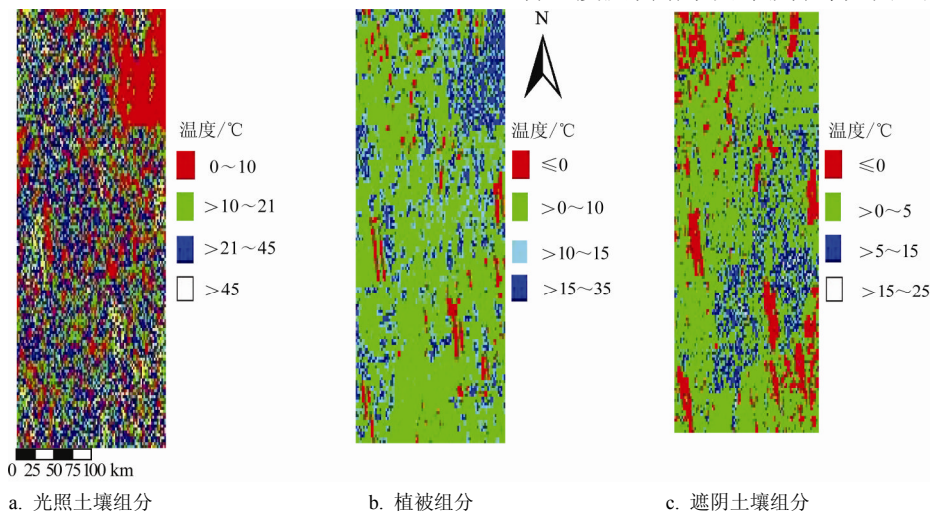


图 7 研究区组分温度等级分布图

Fig.7 Rank distribution of component temperature in study region

从图 7 可以看出, 在利用反射数据获取像元组分比情况下, 研究区域内光照土壤组分温度数据分布范围是 $0\sim 55^{\circ}\text{C}$ 之间, 其中, 大于 21°C 的主要分布植被覆盖稀少的裸土区; 植被组分温度大于 10°C 的主要集中在植被覆盖浓密的区; 遮阴土壤组分温度大于 5°C 的, 主要集中在水浇地和植被覆盖区; 整体上讲, 基本符合野外实际地物格局分布特征。但在水浇地区, 模拟的遮阴土壤温度比实际误差出现较大, 原因是土壤含水量降低了地物遥感光谱信息引起的。此外, 研究区内的零星分布的建筑物, 组分温度反演结果是错误的, 这在获取像元组分比是已经做了说明。

3.3 结果验证

为了验证方法的有效性, 本文仍采用遗传算法 (同样的参数设置), 直接对 ASTER 热红外 5 个波段进行组分温度分解, 并对 2 种方法进行比较分析与验证, 结果如表 2 所示。

表 2 研究区模拟与实测数据误差分析

地表类型	考虑反射波段时, 模拟温度/ $^{\circ}\text{C}$	不考虑反射波段时, 模拟温度/ $^{\circ}\text{C}$	实测温度/ $^{\circ}\text{C}$	考虑反射波段时, 误差/%	不考虑反射波段时, 误差/%
小麦	26.4	23.1	26.2	7.630	11.832
光照裸土	43.6	43.8	40.2	8.458	8.955
遮阴土壤	22.1	18.1	20.3	8.867	10.837

由表 2 可以看出, 在考虑反射波段情况下, 计算得出的模拟数据与地表同步实测的温度值, 相对误差在 $7.63\%\sim 8.867\%$ 之间, 其中光照和遮阴土壤误差相对值较大, 主要原因为 2008 年 6 月初这个时期, 小麦样地中的小麦覆盖率基本上达到了最大, 光照和遮阴土壤所占面积比较小, 影响了组分温度反演结果。而在不考虑反射波段情况下, 两者相对误差在 $8.955\%\sim 11.832\%$ 之间, 比前者误差大。显然, 由于反射光谱数据的引入, 不仅增加了组分温度反演的信息量, 而且也提高其反演精度。

组分温度的反演结果和实测值之间的差距由于遗传算法解决的是欠定模型, 此模型演化以正模型的模拟值和野外实测数据之间的差值尽可能小为最终目标, 一直搜索最佳结果, 但很难获取最优解, 从而对反演结果也产生影响。

图 8 是 2 种组分温度反演方法的误差分布图。图 8 中每个像元值为该像元 5 个热红外波段相对误差的最大值。其中, 将遗传算法模拟出的组分温度、发射率值代入公式 (4), 反求 ASTER 5 个热红外波段的热辐射亮度, 将其作为模拟值; 遥感卫星 ASTER 自身热辐射亮度数据作为观测值。

从误差图可以看出, 在考虑反射波段时, 除建筑物用地外, 研究区整体误差基本上集中在 $0\sim 0.2$ 之间; 在不考虑反射波段时, 获取的相对误差比较大但零星分布建筑物的误差, 并不这么突出; 显然反射波段的高分辨率, 能够为组分温度的分解, 提供更多的信息。

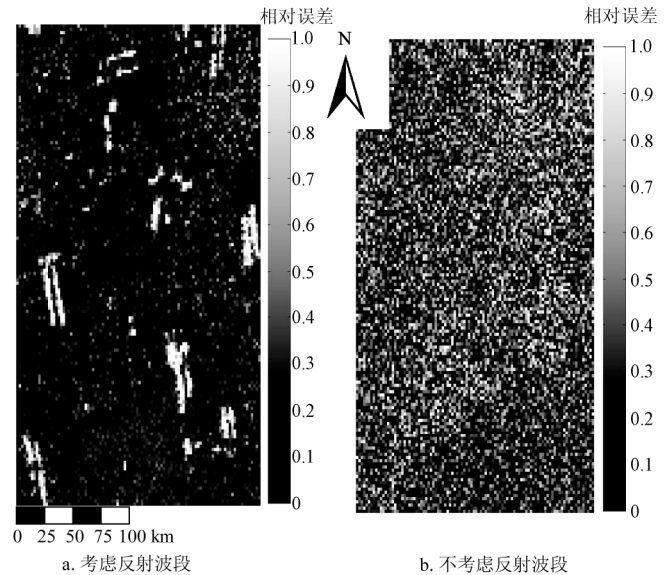


图 8 2 种组分温度反演方法的相对误差图

Fig.8 Distribution of relative error for component temperature retrieved with two methods

4 结论

1) 该文利用 ASTER (advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer) 反射光谱数据, 获取地表组分面积比, 在组分温度反演中, 模拟温度数据与地表同步实测的温度相比, 误差精度在 $7.63\%\sim 8.867\%$ 之间; 而在不考虑光谱反射数据时, 误差精度在 $8.955\%\sim 11.832\%$ 之间; 由于反射光谱数据的引入, 增加了组分温度反演的信息量, 提高其反演精度;

2) 该文采用直方图寻找遗传算法最佳搜索参数范围, 最终土壤和植被参数设置为: 光照土壤发射率 $\varepsilon_{s1} \in [0.85, 0.92]$, 植被发射率 $\varepsilon_v \in [0.95, 1.00]$, 光照土壤温度 $T_{s1} \in [287, 323]$, 植被温度 $T_v \in [280, 310]$ 。该直方图法提高反演速度和精度, 对于缺少先验信息的参数来说, 尤为重要。

3) 鉴于混合像元热辐射是植被热辐射和土壤热辐射共同作用的结果, 利用遗传算法, 对非同温混合像元进行植被、遮阴土壤、光照土壤的组分温度分解, 经地面实测数据验证, 最大误差主要集中在遮阴土壤和水浇地, 从理论和实践上均证明此方法可行性。

[参考文献]

- [1] 徐希孺, 柳钦火, 陈家宜. 遥感陆面温度[J]. 北京大学学报: 自然科学版, 1998, 34(2): 248—253.
Xu Xiru, Liu Qinhuo, Chen Jiayi, The remote sensing of land surface temperature[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 1998, 34(2): 248—253. (in Chinese with English abstract)
- [2] Zhang Renhua, Li Zhaoliang, Tang Xinzhai, et al, Relativity of isothermal definition and its scaling effects in quantitative thermal infrared remote sensing[C]// Proceedings of the first International Symposium on Recent Advance in Quantitative Remote Sensing, Valencia, 2002: 590—597.
- [3] 甘甫平, 陈伟涛, 张绪教, 等. 热红外遥感反演陆地表面温度研究进展[J]. 国土资源遥感, 2006, 67(1): 6—11.

- Gan Fuping, Chen Weitao, Zhang Xujiao, et al. The progress in the study of thermal infrared remote sensing for retrieving land surface temperature[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2006, 67(1): 6—11. (in Chinese with English abstract)
- [4] Cracknell A P, Xue Y. Dynamic aspects study of surface temperature from remotely sensed data using advanced thermal inertia model[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(6): 2517—2532.
- [5] 覃志豪, Zhang Minghua, Arnon Karnieli, 等. 用陆地卫星 TM6 数据演算地表温度的单窗算法[J]. *地理学报*, 2001, 56(4): 456—466.
- Qin Zhihao, Zhang Minghua, Arnon Karnieli, et al. Mono-window algorithm for retrieving land surface temperature from landsat TM6 data[J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2001, 56(4): 456—466. (in Chinese with English abstract)
- [6] Juan C, Jiménez-Muñoz, José A Sobrino. A generalized single-channel method for retrieving land surface temperature from remote sensing data[J]. *Journal of Geophysical Research*, 2003, 108(D22): 4688—4695.
- [7] Sobrino J A, Jimenez-Munoz J C, Leonardo Paolini. Land SU/Ce temperature retrieval from LANDSAT TM 5[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90(4): 434—440.
- [8] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003: 380—400.
- [9] Norman J M, Kustas W P, Humes K S. Source approach for estimating soil and vegetation energy fluxes in observations of directional radiometric surface temperature[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1995, 77(3/4): 263—293.
- [10] 陈良富, 柳钦火, 范文捷, 等. 行播作物热辐射方向性孔隙率模型[J]. *中国科学: D 辑*, 2002, 45(12): 1087—1098.
- Chen Liangfu, Liu Qinhuo, Fan Weijie, et al. A bi-directional gap model for simulating the directional thermal radiance of row crops[J]. *Science in China, Ser D*, 2002, 45(12): 1087—1098.
- [11] 王锦地, 李小文, 孙晓敏, 等. 用热辐射方向性模型反演非同温像元组分温度[J]. *中国科学: E 辑*, 2000, 30(增刊): 54—60.
- Wang Jindi, Li Xiaowen, Sun Xiaomin, et al. Component temperatures inversion for remote sensing pixel based on directional thermal radiation model[J]. *Science in China: Series E*, 2000, 30(Suppl): 54—60. (in Chinese with English abstract)
- [12] Li, Z-I, Zhang Renhua, Sun Xiaomin, et al. Experimental system for the study of the directional thermal emission of natural surfaces[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(1): 245—259.
- [13] van der Tol C, van der Tol S, Verhoef A, et al. A Bayesian approach to estimate sensible and latent heat over vegetated land surface[J]. *Hydrol Earth Syst Sci*, 2009, 13(6): 749—758.
- [14] Xu Xiru, Fan Wenjie, Chen Liangfu. The matrix expression of thermal radiative characteristics for open complex[J]. *Science in China, Ser, D*, 2002, 45(7): 654—661.
- [15] Timmermans J, Verhoef W, vander Tol C, et al. Retrieval of canopy component temperatures through Bayesian inversion of directional thermal measurements[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2009, 13(7): 1249—1260.
- [16] Tarantola A. Inverse Problem Theory and Methods for Model Parameter Estimation[M]. *Society for Industrial and Applied Mathematics*. 2005, 40—96.
- [17] 黄华国, 辛晓洲, 柳钦火, 等. 扩展 CUPID 模型模拟土壤组分温度分布[J]. *农业工程学报*, 2007, 23(1): 139—145.
- Huang Huaguo, Xin Xiaozhou, Liu Qinhuo, et al. Modeling soil component temperature distribution by extended CUPID model[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2007, 23(1): 139—145. (in Chinese with English abstract)
- [18] 徐希孺, 陈良富, 庄家礼. 基于多角度热红外遥感的混合像元组分温度演化反演方法[J]. *中国科学: D 辑*, 2001, 31(1): 81—88.
- Xu Xiru, Chen Liangfu, Zhuang Jiali. Genetic inverse algorithm for retrieval of component temperature of mixed pixel by multi-angle thermal infrared remote sensing data[J]. *Science in China; Ser, D*, 2001, 44(4): 363—372.
- [19] Song Xiaoming, Zhao Yingshi. Study on component temperatures inversion using satellite remotely sensed data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2007, 28(11), 2567—2579.
- [20] Liu Zhenhua, Zhao Yingshi. Application of MODTRAN and 6S models to atmospheric correction of MODIS image data[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2002, 6(Suppl): 217—222.

Retrieval of plant and soil component temperature under different light conditions based on genetic algorithm

Liu Zhenhua¹, Zhao Yingshi²

(1. Information of College South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China;

2. The Graduate School, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100038, China)

Abstract: In order to improve component temperature retrieval precision, the component ratio of pixel was acquired by reflectance spectrum data of ASTER(advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer). Because the histogram method was introduced to the genetic algorithm, the optical ranges of parameters research were reduced. And the improved genetic algorithm was used to retrieve three component temperatures: vegetation, sunlit soil and shade soil temperature in the YingKe study area and three temperatures were simulated. To provide a good test data, the retrieval of component temperatures by genetic algorithm under condition of only considering thermal radiation was validated. The results showed that comparing simultaneous field data, the error range of simulated temperature under condition of considering thermal radiation and reflectance data was 0.763%-8.867%, and the error range of simulated temperature under condition of only considering thermal radiation was 8.955%-11.832%, the study results show that the new method is feasible and provide a new way of thinking for retrieval of land surface component temperature.

Key words: remote sensing, genetic algorithms, soil, component temperature, histogram