

文章编号：1000-0240(2009)02-0239-08

针对 MODIS 数据的地表温度反演算法检验 ——以黑河流域上游为例

周 纪¹, 李 京^{1*}, 张立新²

(1. 北京师范大学 资源学院 地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875; 2. 北京师范大学/
中国科学院 遥感应用研究所 遥感科学国家重点实验室, 北京 100875)

摘要：地表温度遥感反演算法的检验与评价是确保算法能够有效应用的前提。选取 2008 年 3 月覆盖我国西北黑河流域上游地区的 Terra/Aqua MODIS 影像, 利用卫星过境时地面样方的实测地表温度数据对 MOD/MYD11A1 产品及 4 种常用的分裂窗算法进行了验证。同时, 利用典型大气探空数据构建了用于算法检验的模拟数据集。利用实测地表温度数据的验证结果表明, MOD/MYD11A1 产品及 Mao 等提出的实用性分裂窗算法精度较高, 均方根误差分别为 1.1 K、0.9 K。基于地表温度的模拟数据集验证结果表明, 在黑河上游寒旱环境下, Mao 2005 算法的均方根误差控制在 0.8 K 以内。由于研究区大气水汽含量较低, 传感器观测天顶角对于地表温度反演精度影响较小。

关键词：地表温度; MODIS; 大气辐射传输模型; 观测天顶角; 黑河

中图分类号：TP753 **文献标识码：**A

0 引言

地表温度是陆地生态环境的关键参数之一。在地表-大气的能量传输过程中, 地表温度受到地表辐射平衡的影响, 同时又是地表能量收支模型的重要输入参数。在地质学、水文学、植被监测、全球气候模型等方面, 地表温度数据均具有重要作用^[1]。基于热红外遥感数据进行地表温度的反演一直是遥感领域的研究热点之一。

NASA EOS 的 Terra/Aqua 卫星所搭载的中分辨率成像光谱仪 (MODerate-resolution Imaging Spectroradiometer, MODIS) 由于其热红外通道较多、光谱分辨率和时间分辨率较高以及大面积的覆盖范围, 在陆地生态环境监测中扮演着重要的角色。建立针对 MODIS 数据的地表温度反演算法也受到学术界的关注, Wan 等^[2]建立了针对 MODIS 数据的通用分裂窗算法, 并向全球提供 1 km 空间分辨率的地表温度产品。Wan 等^[3]提出了白天黑夜

算法, 用于生产具有 5 km 空间分辨率的地表温度产品。围绕热红外谱区的辐射传输方程, 许多学者提出了相应的分裂窗算法^[4-7], 并得到了广泛应用。

地表温度反演算法的检验是保证算法能够实际应用的重要前提。随着地表温度遥感反演算法的陆续建立, 相应的验证工作也在不断开展^[1, 8-11]。但是, 相关算法的验证工作在我国西北地区是缺乏的。本文的研究目的在于对比分析目前常用的针对 MODIS 数据的地表温度反演算法, 评价其在我国西北黑河流域上游均匀地表的适用性, 以期为算法的实际应用提供科学依据。

1 资料及处理

在国家重点基础研究发展计划 (973 计划) 项目“陆表生态环境要素主被动遥感协同反演理论与方法”与中国科学院西部行动计划 (二期) 项目“黑河流域遥感-地面观测同步试验与综合模拟平台建设”的

收稿日期：2009-01-19；修订日期：2009-03-16

基金项目：国家重点基础研究发展计划 (973 计划) 项目 (2007CB714400; 2007CB714403); 中国科学院西部行动计划 (二期) 项目 (KZCX2-XB2-09) 资助

作者简介：周纪 (1983—), 男, 四川南充人, 2005 年毕业于南京大学, 现为北京师范大学资源学院博士研究生, 主要从事资源与环境遥感研究。E-mail: zhouji@ires.ac.cn

* 通讯作者：李京 (E-mail: lijing@ires.ac.cn)

共同支持下，“黑河综合遥感联合试验”寒区试验于2008年3月12日正式开展。试验地点集中在我国西北黑河流域上游的扁都口(38.26°N, 100.97°E, 海拔2 692.0 m)、冰沟(38.07°N, 100.22°E, 海拔3 414.0 m)与阿柔(38.06°N, 100.45°E, 海拔2 960.0 m)3个试验地。试验期间开展了一系列的星-地、机-地同步试验。其中，土壤冻融辐射特征和典型地物热力性质的观测试验主要集中在扁都口地区进行。

1.1 实测地表温度

试验期间，扁都口地区地表覆盖类型以大面积的均匀裸地为主，夹杂有草甸等植被分布。2008年3月14日在Terra与Aqua卫星过境时刻进行了地面观测试验。由于试验区地表较为均一，我们布置了2个大小为120 m×120 m的样方(以下简称样方1、样方2)。样方均为裸土覆盖，其中样方1有稀疏麦茬分布，样方2有稀疏油菜茬分布。两个样方均划分为16个30 m×30 m的网格，卫星过境时刻在每个网格的中心采集地表辐射温度。观测试验中，每个样方利用2台手持式红外测温仪(Testo)获取地表辐射温度，测温仪的测量范围为−35.0~950.0 °C。在−20.0~19.9 °C范围内，测量精度为±1.5 °C，温度分辨率为0.1 °C。为保证记录的稳定性，在每个网格中心记录3次地表辐射温度。测温仪使用前后均使用1台可控温的标准黑体源(BDB15)进行标定，并将采集的地表辐射温度转换为地表温度^[12]：

$$T_s = \sqrt[4]{\frac{\sigma T_b^4 - (1-\varepsilon)E_e}{\varepsilon\sigma}} \quad (1)$$

式中： T_s 为地表温度； σ 为玻尔兹曼常数； T_b 为测温仪获取的地表辐射温度； ε 为地表发射率； E_e 为大气下行辐射，可通过气象参数估算。

1.2 探空资料

大气温湿度廓线对于地表温度的精确反演具有重要作用。研究所采用的大气探空资料为试验期间在冰沟、阿柔以及扁都口释放的探空气球获得，探空气球释放时间分别为2008年3月14日12:19(北京时，下同)、3月15日11:10以及3月17日11:46。获取的主要参数，包括大气各层的气温、气压、相对湿度、露点温度等。根据大气各层的温湿度与气压，可计算大气水汽含量^[13]：

$$w = \frac{1}{g} \int_{P_s}^{P_t} q(P) dP \quad (2)$$

式中： w 为整层大气水汽含量； g 为重力加速度； P_s 、 P_t 分别为地面气压和大气顶部气压； q 为比湿； P 为各层气压。通过式(2)计算所得的大气水汽含量，在本文中称实测大气水汽含量。

1.3 遥感数据

结合配套气象数据与探空资料的收集情况，获取了2008年3月14日12:30和14:10覆盖扁都口及周边区域的Terra/Aqua MODIS 1B产品。该产品提供了MODIS反射波段的大气顶层光谱辐亮度、余弦反射率以及发射波段的光谱辐亮度。此外，还收集了对应的地表温度与发射率产品(MOD/MYD11A1)、大气水汽含量产品(MOD/MYD05)等。其中，MOD/MYD11A1产品提供白天、夜间的地表温度数据以及当天的地表发射率数据，数据的空间分辨率均为1 km，通过MODIS Reprojection Tool(MRT)对其进行投影转换，并提取所需的白天地表温度与发射率数据。MOD/MYD05产品提供白天的近红外大气水汽含量产品以及夜间的红外大气水汽含量产品，在ENVI4.4环境中完成几何校正，并提取出白天的大气水汽含量数据。

大多数针对MODIS数据的地表温度反演算法均需要第31波段(10.780~11.280 μm)与第32波段(11.770~12.270 μm)的亮温数据，可通过传感器获取的光谱辐亮度计算得到：

$$T_i = \frac{C_2}{\lambda \ln(1 + C_1 / \lambda_i^5 R_i)} \quad (3)$$

式中： $i=31, 32$ 波段； T_i 为亮温； R_i 为大气顶层光谱辐亮度； λ_i 为有效波长； $C_1 = 1.19104 \times 10^8 \text{ W} \cdot \mu\text{m}^{-4} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1}$ ； $C_2 = 1.43877 \times 10^4 \mu\text{m} \cdot \text{K}$ 。

2 计算方法

2.1 辐射传输方程

地表温度遥感反演的基本原理是热红外谱区的辐射传输方程。遥感传感器所获取的热辐射能量包括3部分^[14]：1)地表目标自身的发射辐射穿过大气到达传感器的部分；2)大气下行辐射被地表反射、再穿过大气并到达传感器的部分；3)大气上行辐射。在假设地表为朗伯体的情况下，传感器所获取的辐亮度可表示：

$$L_{\text{TOA}}(\lambda) = \tau(\lambda)\varepsilon(\lambda)B(\lambda, T_s) + \tau(\lambda)(1-\varepsilon(\lambda))L_{\downarrow}(\lambda) + L_{\uparrow}(\lambda) \quad (4)$$

式中： L_{TOA} 为传感器所获取的光谱辐亮度； λ 为波

长; τ 为大气透过率; ϵ 为地表发射率; T_s 为地表温度; $B(\lambda, T_s)$ 为温度等于 T_s 时的黑体辐亮度; L_\downarrow 与 L_\uparrow 分别为大气下行辐射与上行辐射。

式(4)表明, 求解 T_s 首先必须剔除大气的影响, 这包括 3 个大气参数: τ 、 L_\downarrow 与 L_\uparrow 。如何剔除大气的影响已成为地表温度遥感反演的基本问题之一^[15]。一般而言, 要获得与遥感影像同步的大气探空资料是较为困难的, 对于许多历史数据甚至是不可能的。因此, 基于辐射传输方程, 目前大多数关于地表温度反演的研究都围绕如何估算大气参数这一难题上开展。根据传感器热红外通道数量的不同, 已有单通道算法、分裂窗算法以及多角度算法等^[16]。

2.2 地表发射率

物体的发射率被定义为在温度 T 与波长 λ 处的辐射出射度与同温度、同波长下的黑体辐射出射度的比值。发射率是波长与角度的函数, 但为简化, 一般并未考虑发射率的角度效应。由式(3)可知, 由于地表发射率 ϵ 的存在, 即使求解出各大气参数, 也无法直接得出地表温度 T_s 。发射率的精确确定对于地表温度反演具有至关重要的影响, 在常温下, 发射相差 0.01, 实际温度可差 1 K 左右^[17]。实际上, 发射率需要在解算地表温度的同时求解, 但是这面临未知数个数多于方程个数的病态问题^[15]。目前地表温度遥感反演算法大多假定发射率已根据先验知识求解, 地表发射率通过 NDVI^[18-20] 或地表覆盖类型确定^[21]。在 MOD/MYD11A1 产品中, 地表发射率也是根据地表覆盖类型确定的^[22]。图 1 为 MOD11A1 产品提供的 2008 年 3 月 14 日扁都口及周边地区的地表发射率数据。

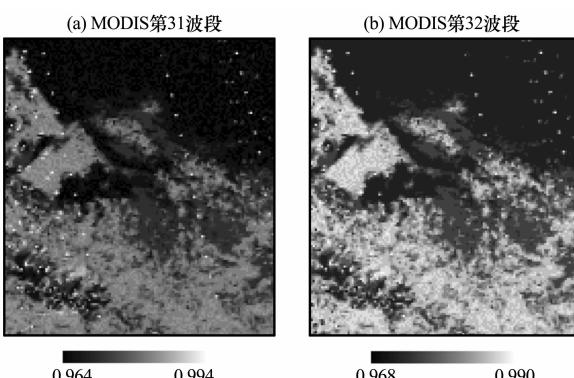


图 1 2008 年 3 月 14 日扁都口及周边地区地表发射率

Fig. 1 Land surface emissivity of Biandukou and its surrounding areas on March 14, 2008

2.3 地表温度反演算法

大气辐射传输模型(如 MODTRAN、LOWTRAN 等)可以模拟能量由地表穿过大气到达传感器的整个过程。将卫星过境时刻的大气探空资料输入大气辐射传输模型, 能够模拟出在特定传感器观测条件下的大气上行辐射、下行辐射与大气透过率等。大气辐射传输模型模拟出的各个大气参数连续的, 需要通过传感器光谱响应函数积分后转换为特定传感器的通道观测值^[23-24]:

$$x = \frac{\int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} x(\lambda) f(\lambda) d\lambda}{\int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} f(\lambda) d\lambda} \quad (5)$$

式中: x 为特定传感器的通道观测值; λ_{\min} 与 λ_{\max} 分别为传感器通道波长的上界与下界; f 为该通道的光谱响应函数。利用积分后的大气上行辐射、下行辐射与大气透过率可根据式(4)及 Planck 方程求解出地表温度 T_s , 该方法在本文中称为 RTE(Radiative transfer equation)方法。

本文选取了目前常用的针对 MODIS 数据的地表温度反演算法, 见表 1。其中, MOD/MYD11A1 产品中提供的地表温度数据即采用 Wan 等^[2]提出的分裂窗算法计算得到。为定量评价各算法对于地表温度反演的精度, 按照 Sobrino 2003、Qin 2005、Mao 2005、Mao 2008 计算了研究区的地表温度, 其中大气水汽含量来源于实测大气水汽含量与 MOD/MYD05 产品提供的近红外大气水汽含量; 地表发射率数据则来源于 MOD/MYD11A1 产品。

3 结果分析

图 2 为根据 RTE 方法、Sobrino 2003 算法反演得到的 2008 年 3 月 14 日研究区地表温度, 以及 MOD11A1 产品提供的地表温度。总体而言, 根据各算法计算得到的地表温度在空间分布格局上是相似的, 且与实际情况相符。研究区西南部的山区由于积雪覆盖, 温度在 270.0 K 左右; 大面积分布的裸地、戈壁等温度较高。

3.1 基于地表实测数据的精度检验

由于 MODIS 的热红外波段空间分辨率为 1 000 m, 因此, 将地面样方内各采样点的多次观测数据平均后, 再与其对应的像元地表温度进行对比。由于在 Sobrino 2003、Mao 2005、Qin 2005 以及 Mao 2008 算法中, 大气水汽含量是一个关键参数, 因此, 分别采用了 MOD/MYD05 产品提供的

表 1 针对 MODIS 数据的地表温度反演算法

Table 1 Algorithms for retrieving land surface temperature based MODIS data

算法来源与简称	算法形式	说明
Wan 等(1996) ^[2] (Wan 等 1996)	$T_s = C + (A_1 + A_2 \frac{1-\epsilon}{\epsilon} + A_3 \frac{\Delta\epsilon}{\epsilon^2}) \frac{T_{31} + T_{32}}{2}$ $+ (B_1 + B_2 \frac{1-\epsilon}{\epsilon} + B_3 \frac{\Delta\epsilon}{\epsilon^2}) \frac{T_{31} + T_{32}}{2}$	$\epsilon = 0.5(\epsilon_{31} + \epsilon_{32})$; $\Delta\epsilon = \epsilon_{31} - \epsilon_{32}$; A_i 和 B_i ($i=1, 2, 3$)、 C 通过查找表获得
Sobrino 等(2003) ^[4] (Sobrino 2003)	$T_s = T_{31} + a_1 + a_2(T_{31} - T_{32}) + a_3(T_{31} - T_{32})^2$ $+ (a_4 + a_5 w)(1-\epsilon) + (a_6 + a_7 w)\Delta\epsilon$	$\epsilon = 0.5(\epsilon_{31} + \epsilon_{32})$; $\Delta\epsilon = \epsilon_{31} - \epsilon_{32}$; w 为大气水汽含量
覃志豪等(2005) ^[6] (Qin 2005)	$T_s = A_0 + A_1 T_{31} - A_2 T_{32}$	各系数为 T_{31} 、 T_{32} 、 ϵ_{31} 、 ϵ_{32} 、 τ_{31} 、 τ_{32} 的函数
Mao 等(2005) ^[5] (Mao 2005)	$T_s = (C_{32}(B_{31} + D_{31}) - C_{31}(D_{32} + B_{32}))$ $/ (C_{32}A_{31} - C_{31}A_{32})$	各参数为 T_{31} 、 T_{32} 、 ϵ_{31} 、 ϵ_{32} 、 τ_{31} 、 τ_{32} 的函数
毛克彪等(2008) ^[7] (Mao 2008)	形式同 Mao 等(2005)	Mao 2005 算法的改进

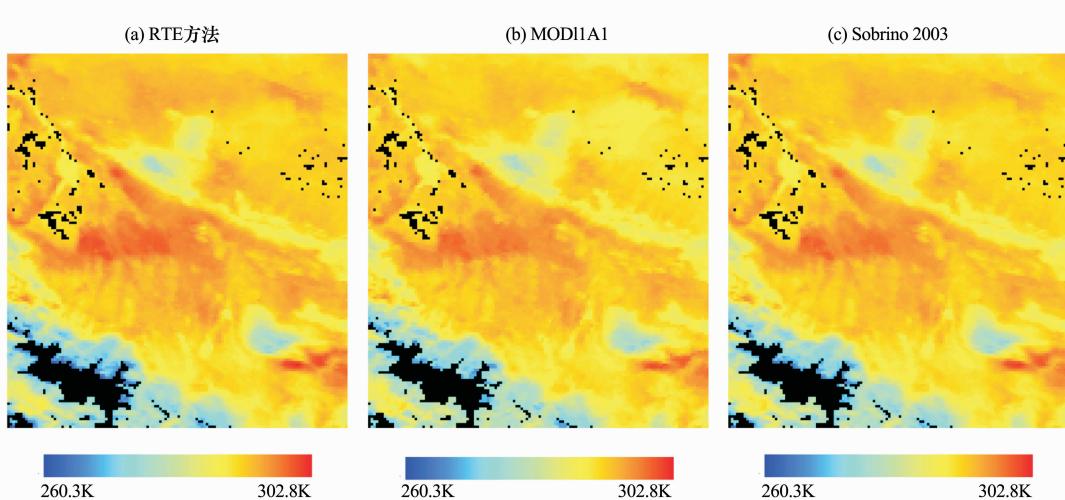


图 2 据 2008 年 3 月 14 日 Terra MODIS 数据反演得到的研究区地表温度分布(黑色为云像元)

Fig. 2 Land surface temperatures of the study area retrieved from Terra MODIS data
on March 14, 2008 (the black pixels are cloud pixels)

大气水汽含量数据以及根据大气剖面资料计算的大气水汽含量。

将地表温度反演值与地面样方实测值对比结果表明, MOD/MYD11A1 产品提供的地表温度的平均误差与均方根误差分别为 -0.8 K、 1.1 K, RTE 方法的平均误差与均方根误差分别为 -0.7 K、 1.0 K。在利用 MOD/MYD05 大气水汽含量产品进行地表温度反演时(表 2), 各算法均低估了地表温度。其中, Mao 2005 算法的精度最高, 平均误差与均方

根误差分别为 -0.7 K、 0.9 K; Mao 2008 算法误差较大, 平均误差与均方根误差达到 -2.3 K、 2.4 K; Sobrino 2003 算法、Qin 2005 算法的精度间于二者之间。基于实测大气水汽含量数据反演地表温度时(表 3), Sobrino 2003 算法误差保持不变, 说明该算法对于大气水汽含量并不敏感, 其余 3 种算法误差增大。算法误差增大的原因, 可能是由于冰沟的海拔较高, 大气水汽含量较扁都口低, 导致反演得到的地表温度偏小。

表 2 基于 MOD/MYD05 大气水汽含量产品的地表温度反演值误差

Table 2 Errors of land surface temperatures retrieved from water vapor provided by MOD/MYD05 products

遥感数据	样方	地表温度/K			
		实测值	Sobrino 2003	Qin 2005	Mao 2005
Terra-MODIS 样方 2	样方 1	292.2	290.7	290.6	292.1
	291.7	289.5	289.5	290.8	288.9
Aqua-MODIS 样方 2	样方 1	294.2	292.9	293.9	293.7
	294.3	292.2	293.1	292.9	291.6
平均误差			-1.8	-1.3	-0.7
均方根误差			1.8	1.5	0.9
					2.4

表 3 基于实测大气水汽含量的地表温度反演值误差

Table 3 Errors of land surface temperatures retrieved from water vapor provided by radiosonde atmospheric profiles

遥感数据	样方	地表温度/K			
		实测值	Sobrino 2003	Qin 2005	Mao 2005
Terra-MODIS 样方 2	样方 1	292.2	290.7	290.4	289.7
	291.7	289.5	289.2	288.3	288.9
Aqua-MODIS 样方 2	样方 1	294.2	292.9	292.7	291.6
	294.3	292.2	291.9	290.9	291.7
平均误差			-1.8	-1.8	-2.0
均方根误差			1.8	1.8	2.1
					3.0

3.2 基于 MODTRAN 模拟数据的精度检验

为进一步分析 Sobrino 2003 算法、Mao 2005 算法、Qin 2005 算法以及 Mao 2008 算法在黑河流域的适用性,选取研究区 3 条大气探空数据,通过 MODTRAN 辐射传输模型构建了验证数据集。利用 MODTRAN 模型进行多次模拟时,按照以下规则:1)为反映试验期间黑河上游区域地表热力性质,模拟的地表温度为 260.0~300.0 K,步长为 5.0 K;2)为反映 MODIS 传感器的不同倾斜观测角度,传感器观测天顶角设定为 0°~50°,步长为 10°;3)地表类型为裸土,在 MODIS 第 31、32 波段的发射率分别为 0.986、0.991^[5]。结合 MODIS 第 31、32 波段的光谱响应函数,对传感器在这两个通道获取的光谱辐亮度、星上亮温进行了计算。此后,将相关参数输入各算法中计算地表温度,所需的大气水汽含量采用实测值。基于模拟数据的各算法误差见表 4。

表 4 表明,在地表发射率、大气水汽含量没有误差的情况下, Sobrino 2003 算法会高估地表温度,其平均误差、均方根误差分别为 0.9 K、2.1 K。其余 3 种算法均对地表温度产生低估,其中 Mao

表 4 基于模拟数据的各算法误差

Table 4 Algorithm errors of the four simulated dataset

	Sobrino 2003	Qin 2005	Mao 2005	Mao 2008
平均误差 / K	0.9	-0.6	-0.5	-0.7
均方根误差 / K	2.1	1.2	0.8	1.7

2005 算法精度较高,均方根误差 0.8 K; Qin 2005 算法与 Mao 2008 算法的误差介于以上两种算法之间。

大气水汽含量作为上述算法的重要参数,对于地表温度的反演可能存在重要影响。为评价各算法对于大气水汽含量的敏感性,在大气水汽含量误差为 -40.0%、-20.0%、20%、40%^[7] 的情况下计算地表温度,并对其平均误差和均方根误差进行了统计,如表 5 所示。表 5 表明,在大气水汽含量相对误差为 -40.0%~40.0% 范围内变化时,Sobrino 2003 算法的精度与采用实测大气水汽含量时的误差一致,说明该算法对于大气水汽含量不敏感。同时,Qin 2005 算法对于大气水汽含量也不敏感,均方根误差在 1.0 K~1.3 K 范围内变化,并且在对大气水汽含量低估的情况下能够略微提高地表温

表 5 不同大气水汽含量误差条件下各算法的温度反演误差
Table 5 Algorithm errors due to the errors of water vapor contents

大气水汽含量相对误差 /%	地表温度反演平均误差(K)/均方根误差(K)			
	Sobrino 2003	Qin 2005	Mao 2005	Mao 2008
-40.0	0.8/2.1	-0.3/1.0	-0.5/0.6	-0.6/1.6
-20.0	0.8/2.1	-0.5/1.1	-1.0/1.5	-1.2/2.2
20.0	0.9/2.1	-0.6/1.2	2.2/6.7	-3.6/5.3
40.0	0.9/2.1	-0.7/1.3	-2.0/8.5	-7.2/11.7

度反演精度。Mao 2005 算法与 Mao 2008 算法对大气水汽含量较为敏感，低估大气水汽含量可适当提高地表温度反演精度，但是在高估大气水汽含量时，地表温度反演误差迅速增大。在水汽含量误差为 40.0% 时，二者的均方根误差分别达到 8.5 K 和 11.7 K。

3.3 传感器观测角度的影响

文献表明^[25]，MODIS 传感器较大的观测角对于地表反演精度具有影响。利用根据模拟数据集分析了传感器观测天顶角与地表温度反演误差的关系，二者的散点图如图 3，其中地表温度通过 Mao 2005 算法反演得到。相关分析表明，地表温度反演误差并不依赖于传感器观测角。这是由于研究区大气水汽含量较低，大气透过率较高，传感器在较大观测角度和较小观测角度获取影像时，大气路径上透过率差别较小。对冰沟、阿柔及扁都口地区获得的大气剖面资料模拟结果表明，当 MODIS 垂直观测与天顶角为 50° 时，MODIS 第 31 波段大气透过率变化为 0.017~0.024，第 32 波段大气透过率变化为 0.030~0.037。同时，这两个波段倾斜观

测所导致的大气透过率均产生变化时，观测角对地表温度反演的影响可能减小^[25]。

4 结论与讨论

MODIS 数据在地表温度遥感研究中发挥着日益重要的作用。针对 MODIS 数据的地表温度反演算法的精度验证与适用性评价，对于改进相关算法进而为陆地生态环境研究提供精确的地气界面参数具有积极意义。本文以我国西北寒旱环境中的均匀地表为研究对象，对 MOD/MYD11A1 产品以及其他 4 种地表温度反演算法进行了检验。基于地面样方实测地表温度数据的验证表明，MOD/MYD11A1 产品精度较高，均方根误差为 1.1 K。在采用 MOD/MYD05 大气水汽含量产品作为水汽参数时，Mao 2005 算法精度较高，其均方根误差为 0.9 K。这两种方法提供的地表温度精度与采用辐射传输方程法的计算结果接近。

为弥补地面实测数据较少的不足，利用黑河流域试验中获取的典型大气探空构建了算法的验证数据集，并对相关算法做了进一步检验。验证结果表明，在地表发射率、大气水汽含量无误差的情况下，Mao 2005 算法均方根误差控制在 0.8 K 以内；Qin 2005 算法的均方根误差为 1.2 K，对于大气水汽含量并不敏感；Sobrino 2003 算法与 Mao 2008 算法精度较低。针对模拟数据集的分析还表明，由于研究区大气水汽含量较低，传感器倾斜观测角度对于地表温度反演精度的影响并不显著。

“星-地”同步的地表温度观测数据对于相关算法的验证具有重要意义。因此，建立一套长时间序列的地表温度数据集是必要的。观测仪器自身误差、标定误差等对于算法精度评价的影响也需要进一步分析，这将是后续研究工作的重点。此外，由于试验条件的限制，我们未能获得地表发射率的实测数据，因此，在本文中未考虑发射率对地表温度反演的影响，这部分工作将在以后的研究中进行。

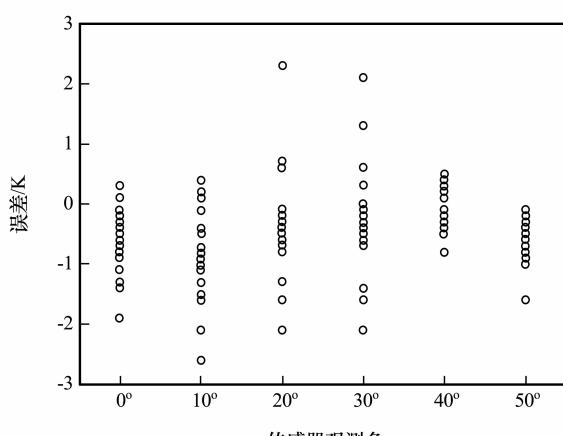


图 3 传感器观测天顶角对于地表温度反演误差的影响

Fig. 3 Impact of sensor view-angle on land surface temperature retrieval

致谢: 研究所用的 MODIS 数据来源于美国地质调查局(USGS)、美国宇航局(NASA)戈达德空间飞行中心; 野外试验得到中国科学院寒区旱区环境与工程研究所的支持; 北京师范大学、中国科学院遥感应用研究所的同学参加了野外试验, 在此一并表示感谢。

参考文献(References):

- [1] Wang K, Wan Z, Wang P, et al. Evaluation and improvement of the MODIS land surface temperature/emissivity products using ground-based measurements at a semi-desert site on the western Tibetan Plateau[J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, **28**(11): 2549–2565.
- [2] Wan Z, Dozier J. A generalized split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from space [J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 1996, **34**(4): 892–905.
- [3] Wan Z, Li Z L. A physics-based algorithm for retrieving land-surface emissivity and temperature from terra moderate resolution imaging spectroradiometer[J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 1997, **35**(4): 980–996.
- [4] Sobrino J A, Kharraz J E L, Li Z L. Surface temperature and water vapour retrieval from MODIS data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, **24**(24): 5161–5182.
- [5] Mao K, Qin Z, Shi J, Gong P. A practical split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from MODIS data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, **26**(15): 3181–3204.
- [6] Qin Zhihao, Gao Maofang, Qin Xiaomin, et al. Methodology to retrieve land surface temperature from MODIS data for agriculture drought monitoring in China[J]. Journal of Natural Disasters, 2005, **14**(4): 64–71. [覃志豪, 高懋芳, 秦晓敏, 等. 农业旱灾监测中的地表温度遥感反演方法——以 MODIS 数据为例[J]. 自然灾害学报, 2005, **14**(4): 64–71.]
- [7] Mao Kebiao, Tang Huajun, Zhou Qinbo, et al. Improvement for split-window algorithm and influence analysis of water vapor content for retrieval accuracy[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2008, **33**(2): 116–119. [毛克彪, 唐华俊, 周清波, 等. 实用劈窗算法的改进及大气水汽含量对精度影响评价[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2008, **33**(2): 116–119.]
- [8] Wan Z M, Zhang Y L, Zhang Q C, et al. Validation of the land-surface temperature products retrieved from Terra Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer data[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, **83**: 163–180.
- [9] Wan Z M, Zhang Y L, Zhang Q C, et al. Quality assessment and validation of the MODIS global land surface temperature [J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, **25**(1): 261–274.
- [10] Wan Z M. New refinements and validation of the MODIS Land-Surface Temperature/Emissivity products[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, **112**: 59–74.
- [11] Wang W H, Liang S L, Meyers T. Validating MODIS land surface temperature products using long-term nighttime ground measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, **112**: 623–635.
- [12] Huang Miaofen, Xing Xufeng, Liu Suhong, et al. The spatial heterogeneity of surface temperature measured by thermal infrared radiometer [J]. Resources Science, 2007, **29**(2): 97–103. [黄妙芬, 邢旭峰, 刘素红, 等. 红外辐射计遥测地表温度空间变异特征[J]. 资源科学, 2007, **29**(2): 97–103.]
- [13] Meng Xianhong, Lü Shihua, Zhang Tangtang. Testing, improvement and application of MODIS near infrared water vapor products— taking Jinta oasis in Heihe River Basin as a case study [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2007, **26**(2): 107–111. [孟宪红, 吕世华, 张堂堂. MODIS 近红外水汽产品的检验、改进及初步应用——以黑河流域金塔绿洲为例[J]. 红外与毫米波学报, 2007, **26**(2): 107–111.]
- [14] Weng Q H, Lu D S, Schubring J. Estimation of land surface temperature-vegetation abundance relationship for urban heat island studies[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, **89**: 467–483.
- [15] Tian Guoliang. Thermal Remote Sensing [M]. Beijing: Electronics Industry Publishing House, 2006. [田国良. 热红外遥感[M]. 北京: 电子工业出版社, 2006.]
- [16] Dash P, Götsche F M, Olesen F S, et al. Land surface temperature and emissivity estimation from passive sensor data: theory and practice-current trends[J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, **23**(13): 2563–2549.
- [17] Zhang Renhua. Experimental Models for Remote Sensing and Land Surface Foundation [M]. Beijing: Science Press, 1996. [张仁华. 实验遥感模型及地面基础[M]. 北京: 科学出版社, 1996.]
- [18] Van De Griend A A, Owe M. On the relationship between thermal emissivity and the normalized difference vegetation index for natural surfaces[J]. International Journal of Remote Sensing, 1993, **14**: 1119–1131.
- [19] Valor E, Caselles V. Mapping land surface emissivity from NDVI: Application to European, African, and South American areas [J]. Remote Sensing of Environment, 1996, **57**: 167–184.
- [20] Sobrino J A, Raissouni N, Li Z L. A comparative study of land surface emissivity retrieval from NOAA data [J]. Remote Sensing of Environment, 2001, **75**: 256–266.
- [21] Snyder W C, Wan Z, Zhang Y, et al. Classification-based emissivity for land surface temperature measurement from space [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, **19**(14): 2753–2774.
- [22] Wan Z. MODIS Land-Surface Temperature algorithm theoretical basis document (LST ATBD), Version 3.3[EB/OL]. http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/atbd_mod11.pdf.
- [23] Jim nez-Mu oz J C, Sobrino J A. A generalized single-channel method for retrieving land surface temperature from remote sensing data [J]. Journal of Geophysical Research, **108**(D22): (doi: 10.1029/2003JD003480).
- [24] Liang S L. Quantitative Remote Sensing of Land Surfaces [M]. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2004.
- [25] Gao Maofang, Qin Zhihao, Gao Mingwen, et al. Calibration of view angle for retrieving land surface temperature from the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2007, **22**(3): 433–437. [高懋芳, 覃志豪, 高明文, 等. MODIS 数据反演地表温度的传感器视角校正研究[J]. 遥感技术与应用, 2007, **22**(3): 433–437.]

Validation of Algorithms for Retrieving Land Surface Temperature Based on MODIS Data ——A Case Study in the Upper Reaches of Heihe River

ZHOU Ji¹, LI Jing¹, ZHANG Li-xin²

(1. State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, College Institute of Resources Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 2. State Key Laboratory for Remote Sensing Science, Beijing Normal University and Institute of Remote Sensing Applications of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100875, China)

Abstract: Land surface temperature (LST) plays an important role in terrestrial eco-system, and its determination has crucial influences on land surface processes, such as radiation budgets, energy balance and so on. LST retrieval based on thermal remote sensing images provided by satellite or aircraft platforms has become a hot-spot in researches about remote sensing. Because of high temporal resolution, the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) provides abundant data sources for LST monitoring. With in situ measurements of LST data and simulated dataset based on MODTRAN code, the commonly used algorithms are evaluated in this study, and their applicability and feasibility are investigated.

A field experiment was carried out in the upper reaches of Heihe River in West China during March 2008. The interesting sites included Biandukou, Binggou and Arou. Two MODIS 1B images covering Biandukou area observed on March 14, 2008, by Terra and Aqua MODIS were collected. When the satellites passed, in situ measurements of LST were conducted in two sample plots, 120 m × 120 m. In addition, three radiosonde atmospheric profiles collected at the three sites were collected. Five commonly used algorithms for LST retrieval from MODIS data were examined. Validations of algorithms follow the two aspects: 1) Validating MOD/MYD11A1 products and the other four algorithms with in situ measurements of LST; 2) Validating all the algorithms with simulated dataset except for the generalized split-window algorithms.

Key words: land surface temperature; MODIS; atmospheric radiative transfer model; view zenith angle; Heihe River

Firstly, LST were calculated following all the algorithms with the water vapor content provided from MOD/MYD05 product. Validation with in situ measurements of LST reveals that the averaged error and root mean squared error (RMSE) of LST provided by MOD/MYD11A1 product were -0.8 K and 1.1 K, and those of the practical split-window algorithms proposed by Mao *et al.* (2005) were -0.7 K and 0.9 K, respectively. The accuracy of Mao *et al.* (2008) was the worst, with the averaged error and RMSE were -2.3 K and 2.4 K, respectively. On the other hand, the accuracies of algorithms proposed by Qin *et al.* (2005), Mao *et al.* (2005, 2008) became worse if the in situ measurements of water vapor content were used. The reason may be the water vapor content is referred the atmospheric profile acquired at Binggou, while the in situ measurements of LST were observed at Biandukou.

Secondly, a simulated dataset were established with the three radiosonde atmospheric profiles and MODTRAN code. The results show that the split-window algorithm proposed by Mao *et al.* (2005) holds the highest accuracy, with the averaged error and RMSE -0.5 K and 0.8 K. The algorithm provided Sobrino *et al.* (2003) has the worst accuracy, with the averaged error and RMSE 0.9 K and 2.1 K, respectively. Sensitivity analysis revealed that the algorithms provided by Mao *et al* (2005, 2008) are sensitive to water vapor content, while algorithms proposed by Sobrino *et al.* (2003) and Qin *et al.* (2005) are stable to water vapor content.