

doi: 10.6046/zrzyyg.2021414

引用格式: 马俊俊,王春磊,黄晓红. 基于 ASTER 数据的地表温度遥感反演与产品检验——以黑河流域为例[J]. 自然资源遥感, 2023, 35(1): 198–204. (Ma J J, Wang C L, Huang X H. The remote sensing inversion and validation of land surface temperature based on ASTER data: A case study of the Heihe River basin[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2023, 35(1): 198–204.)

基于 ASTER 数据的地表温度遥感反演与产品检验 ——以黑河流域为例

马俊俊^{1,2}, 王春磊³, 黄晓红^{1,2}

(1. 华北理工大学人工智能学院, 唐山 063210; 2. 华北理工大学河北省工业智能感知重点实验室, 唐山 063210; 3. 自然资源部咨询研究中心, 北京 100100)

摘要: 针对黑河流域的地表类型特点和大气特征, 基于 ASTER 发射率产品和植被覆盖度法 (vegetation cover method, VCM) 计算了研究区地表发射率, 并利用改进的多层前馈神经网络 (multilayer feedforward neural network, MFNN) 算法估算了区域大气水汽含量, 通过对输入参数分组构建系数查找表, 发展了适用于 ASTER 数据遥感反演地表温度的分裂窗算法。为检验算法的适应性和精度, 利用黑河流域 2019 年的地表温度实测数据和 MODIS 温度产品对算法进行评价。结果表明, 与站点数据相比, 均方根误差在 1.81 ~ 3.01 K 之间; 在与 MODIS 数据产品交叉验证中, 本文提出的算法误差和偏差相对较小, 均方根误差在 1.11 ~ 1.75 K 之间。总体来说, 利用本算法反演得到的温度产品精度可满足气象气候学研究的需要, 算法的构建思路也可为类似的热红外传感器提供借鉴。

关键词: ASTER 数据; 地表温度; 交叉检验

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-035X(2023)01-0198-07

0 引言

地表温度 (land surface temperature, LST) 是表征地表与大气相互作用及能量平衡结果的一个关键物理参数, 是研究气候和环境变化的重要因子, 大尺度范围内的地表温度往往通过卫星遥感获得, 并已成功应用到气象气候、水文自然、生态环境等多领域的研究^[1-2]。搭载在 TERRA 卫星上的 ASTER 传感器热红外区段具有 5 个通道, 空间分辨率为 90 m, 能够提供较丰富的地表信息, 在反演高分辨率地表温度方面具有极大优势^[3]。目前, 利用 ASTER 数据反演地表温度的主导算法为温度与光谱发射率分离法^[4], 该算法是利用热红外多光谱 1 个时相的观测来同时求取温度和发射率波谱, 虽然在局地研究区中获得了较高的计算精度, 但在 MMD 模块中, 最小发射率是基于 ASTER 波谱数据库拟合的经验公式计算得到, 严重依赖波谱库的精度和广泛性, 在不同应用场景中其精度的稳定性和应用的普适性受到限制^[5-6]。

根据热力学定律, 地表向外辐射能量的峰值波长集中在 8 ~ 13 μm 的大气窗口波段, 研究者基于大气水汽在相邻热红外通道吸收的差异性发展了地表温度遥感反演的分裂窗算法^[7-8]。由于该算法在多通道传感器应用中具有极大的优越性, 也有研究者试图构建适用于 ASTER 数据的分裂窗算法, 毛克彪等^[9]对 Planck 函数进行线性简化; 孙静等^[10]基于辐射传输方程对 Planck 函数指数简化。这些算法对 Planck 函数的处理是基于 ASTER 数据第 13 和 14 通道获取的地物辐射强度散点图构建的经验关系, 对关键参数大气透过率的计算可利用多项式拟合大气透过率与大气水汽含量的关系得到, 在实际应用时需要利用先验知识预估大气水汽含量和地面温度的取值范围, 参数的容错能力相对较差。

Wan 等^[11]提出通用分裂窗算法, 因其计算效率高、容易实现而广泛应用于热红外遥感领域。本研究以通用分裂窗算法为基础, 结合研究区的地表类型特点和大气特征, 基于 ASTER 全球发射率数据集 (Global Emissivity Dataset, GED) 产品估算研究区的地表发射率, 利用改进多层前馈神经网络 (multi-

收稿日期: 2021-11-19; 修订日期: 2022-02-10

基金项目: 国家自然科学基金项目“沙尘气溶胶影响下的地表长波辐射遥感估算”(编号: 41801264)和河北省自然科学基金项目“沙尘气溶胶影响下的地表温度反演研究”(编号: D202009074)共同资助。

第一作者: 马俊俊 (1997-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为热红外遥感。Email: 3149536029@qq.com。

通信作者: 黄晓红 (1973-), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为信号与信息处理。Email: tshxh@163.com。

layer feedforword neural network, MFNN) 算法计算了区域大气水汽含量,通过对初始温度、大气水汽含量及发射率分组的方式,构建系数查找表,发展了适用于研究区的分裂窗算法,并利用实测数据对反演结果进行交叉验证和站点检验。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

黑河流域位于河西走廊中部,面积约 14.29 万 km²,经纬度范围为 E98°~101.5°,N38°~42°,是西北地区重要的生态功能区。气候干燥,降水稀少但集中,流域主要地表覆盖类型遍布冰雪冻土、森林、草原、河流、湖泊、绿洲、沙漠、戈壁等多元自然景观。作为我国西部生态研究的重要基地,黑河流域承担了大量的流域综合研究,为生态学及气候学研究提供了大量宝贵的实验数据支撑。其中,黑河流域生态-水文过程综合遥感观测联合实验(Heihe watershed allied telemetry experimental research, HiWATER)在黑河上中下游地区建立了多个包含涡动相关仪、大孔径闪烁仪与自动气象站的观测矩阵,获取了大量地面水文气象观测数据,为地表水热参数遥感反演研究及空间异质性研究提供了大量基础数据。

1.2 实测数据

为检验遥感反演模型的鲁棒性,本研究选取黑河流域 2019 年站点实测数据对模型反演结果进行精度检验。实测数据来自国家青藏高原科学数据中心提供的黑河流域生态-水文过程综合遥感观测联合试验站点^[12],选取张掖湿地站、垭口站、混合林站、黑河遥感站、景阳岭站、花寨子荒漠站、大沙龙、荒漠站共计 8 个自动气象站(表 1)。站点观测数据包括空气温湿度、气压、降水量、风速、风向、地表辐射温度,土壤温度等多个项目,观测时间频率为 10 min。

表 1 气象站点信息表

Tab.1 Weather station information table

站点名称	下垫面	经纬度/(°)	海拔/m
张掖湿地站	芦苇湿地	E100.4464, N38.9751	1 460
垭口站自动气象站	高寒草甸	E100.2421, N38.0142	4 148
混合林站	胡杨与柽柳	E101.1335, N41.9903	874
黑河遥感站	人工草地	E100.4756, N38.8270	1 560
景阳岭站	高寒草甸	E101.1160, N37.8384	3 750
花寨子荒漠站	盐爪爪山前荒漠	E100.3201, N38.7659	1 731
大沙龙	沼泽化高寒草甸	E98.9406, N38.8399	3 739
荒漠站	红砂荒漠	E100.9872, N42.1135	1 054

1.3 卫星遥感数据

卫星遥感数据来自 Terra 卫星的 ASTER 和 MODIS 传感器。根据处理程度不同,ASTER 数据产

品有不同的级别。其中,Level 1 产品使用最多,包括未经处理的仪器数据 Level 1A(L1A)及完成辐射计反演和几何重采样后生成的数据 Level 1B(L1B),还有已完成精确地形校正并进行了 UTM 投影的数据 Level 1T(L1T)。为便于计算,本文主要以 L1T 数据为数据源,来自美国 NASA (<http://ladsweb.nascom.nasa.gov/>),采样时间为 2019 年 1 月 1 日—12 月 31 日。综合考虑研究区位置、ASTER 影像位置、数据获取时间、云量大小、植被覆盖情况等选取了共计 220 景 L1T 影像,以及同时段影像对应的 ASTER GED 全球地表发射率产品。为进行交叉检验,还选取了同期的地表温度产品 MOD11_L2 和为了解决 ASTER 和 MODIS 数据像元尺度差异的地理定位数据 MOD03,该数据来自美国国家航空航天局(<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/>)。

2 分裂窗算法的构建

2.1 通用分裂窗算法

分裂窗算法最初由 McMillin^[7]提出并应用于海面温度反演,其算法原理是基于 2 个相邻热红外通道对大气吸收的差异性,消除地表温度反演过程中难以精准描述的大气影响。Price^[8]首次将分裂窗算法用于陆地表面温度的反演,为了提高算法的精度和普适性,陆续又有学者对其进行优化^[13]。其中比较有代表性的是 Wan 等^[11]提出的通用分裂窗算法,该算法以热红外传感器相邻波段的亮温为自变量,以辐射传输过程中牵扯到能量传输和消耗的因素,如观测角度、水汽值,大气透过率等作为修正系数因子,借助通道亮温和发射率来反演得到地表温度。其表达式如下:

$$T_s = a_0 + (a_1 + a_2 \frac{1 - \varepsilon}{\varepsilon} + a_3 \frac{\Delta \varepsilon}{\varepsilon^2}) \frac{T_{13} + T_{14}}{2} + (a_4 + a_5 \frac{1 - \varepsilon}{\varepsilon} + a_6 \frac{\Delta \varepsilon}{\varepsilon^2}) \frac{T_{13} - T_{14}}{2}, \tag{1}$$

式中: T_s 为地表温度; T_{13} 和 T_{14} 分别为 ASTER 通道 13 和通道 14 对应的亮温; ε 和 $\Delta \varepsilon$ 分别为通道 13 和通道 14 对应的地表发射率值均值和差值; $a_0 \sim a_6$ 为分裂窗算法的回归系数。

2.2 分裂窗算法系数

分裂窗算法系数直接影响卫星反演的精度,为增加模型的普适性和提高反演精度,分裂窗算法系数的确定应当源于更广泛的地表和大气场景组合。相应的数据集可以通过将探空廓线数据输入到模拟

大气辐射传输过程的 MODTRAN 软件中获取,也可通过大面积的红外辐射仪以及探空仪等进行野外测量获得。由于卫星反演的是瞬时地表温度,如果利用地面测量数据建模,需测量与卫星过境时刻的同步值,而大气温湿度变化、近地面风以及气溶胶等因素都会影响野外测量值,发射率、地表温度以及气溶胶廓线等参数的测量难以达到同步。考虑到完全通过实测方法获得这些数据难度高、工作量较大且存在偶发因素,本文通过 MODTRAN 生产模拟数据集来确定分裂窗系数。

其中,大气廓线数据来自热力学初始分析资料(Thermodynamic Initial Guess Retrieval, TIGR)大气廓线库(<http://ara.abct.lmd.polytechnique.fr/index.php? paga = tigr>)。为消除云的影响,本文以 Galve 等^[14]提出的有云廓线标准,挑选出 946 条无云大气廓线,再加上 MODTRAN 自带的 6 条标准大气廓线,形成覆盖研究区范围内具有广泛代表性的大气廓线数据集。发射率数据来自 ASTER 光谱库,考虑到典型地物在 ASTER 数据通道 13 和通道 14 发射率最值范围,本文以 $[0.90, 0.96]$ 和 $[0.94, 1.0]$ 2 个分组进行数据模拟。根据 ASTER 数据红外测试角特点^[15],卫星观测天顶角(view zenith angle, VZA)选取 $0^{\circ} \sim 10^{\circ}$ 步长为 2° 。为了使算法在应用中更具代表性,在水汽和温度相邻区间设置重叠子区间,减少因参数本身带来的分组误差,大气水汽含量分 5 组: $[0, 1.5]$ g/cm², $[1.0, 2.5]$ g/cm², $[2.0, 3.5]$ g/cm², $[3.0, 4.5]$ g/cm², $[5.0, 6.5]$ g/cm²; 初始温度分组为: $[265, 280]$ K, $[275, 295]$ K, $[290, 310]$ K, $[305, 325]$ K。算法回归系数获取流程如图 1 所示。

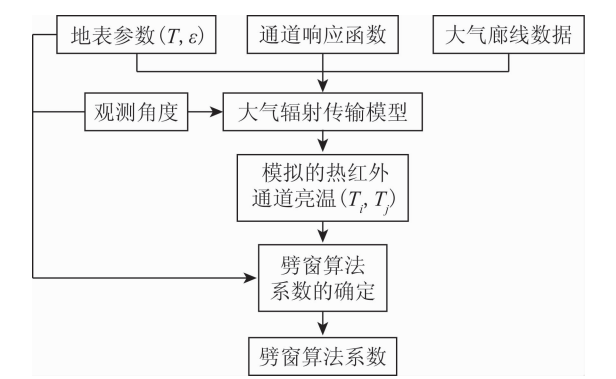


图 1 回归系数率定流程图

Fig. 1 Flow chart for obtaining the regression coefficients

2.3 地表发射率遥感反演

地表发射率与地表组分、粗糙度、土壤湿度等因素有关,其估算精度直接影响地表温度遥感反演的精度。ASTER GED 产品常用于各种地表发射率算法的验证,并可作为部分温度反演算法的输入参

数^[16]。黑河流域地表覆盖具有典型性,上游植被覆盖密度大生态系统良好,中下游降水稀少生态退化严重,戈壁荒漠居多且裸土面积较大。ASTER GED 发射率产品在裸土或裸土面积较大的像元地表精度较高,但在稀疏植被覆盖区没有考虑组分对有效发射率的影响,孟翔晨等^[17]以 ASTER GED 发射率产品为基础,借助植被覆盖度法(vegetation cover method, VCM)量化了组分的影响因素,并在稀疏植被区取得良好应用效果。其中,VCM 中有关地表有效发射率的计算式为^[18]:

$$\varepsilon = \varepsilon_v P_v + \varepsilon_s (1 - P_v) + 4 \langle d\varepsilon \rangle P_v (1 - P_v) \quad (2)$$

式中: ε_v 为植被发射率,植被在热红外波段的发射率比较稳定,可由 ASTER 波谱库中的植被发射率波谱结合 ASTER 光谱响应函数取平均得到; P_v 为植被覆盖度,可利用 NDVI 计算^[19]得到; ε_s 为裸土发射率,采用 ASTER GED 产品来反演,并对空缺位置进行填补; $\langle d\varepsilon \rangle$ 为不同植被高度和距离取值的平均值。在稀疏植被覆盖区按照每一个 ASTER GED 像元分为植被和裸土 2 部分提出的像元发射率 ε_A 的概念,裸土发射率 ε_s 的表达式为:

$$\varepsilon_s = (\varepsilon_A - \varepsilon_v P_v) / (1 - P_v) \quad (3)$$

2.4 大气含水量遥感反演

大气含水量(water vapor content, WVC)是影响大气透过率的关键因素,现行的 WVC 红外遥感反演思路主要是基于水汽在吸收光谱段和大气窗口光谱段的差分吸收特性来确定^[20]。比如近红外波段的通道比值法^[21]、热红外波段的分裂窗协方差-方差比算法^[22]等,通过构建 WVC 与大气透过率或透过率比值之间的拟合关系或经验方程来实现。尽管这些算法在一定区域内取得了良好效果,但经验模型同时又限制了应用范围。Zhang 等^[23]提出利用多层前馈神经网络(multilayer feedforward neural network, MFNN)来描述辐射传输过程中各参量之间复杂且高度非线性的关系,发展了基于热红外通道的发射率、亮温值以及初始温度来估算 WVC 的方法,并利用 MODIS WVC 产品数据和无线电探空仪数据进行了验证,取得了较好的反演精度和应用效果。

基于此,本研究利用 MFNN 来构建基于 ASTER 数据的 WVC 估算方法。其中,亮温和发射率分别选取对水汽吸收影响较大的第 10、11、13 和 14 通道作为输入,并通过调整输入层神经元和隐藏层来构建最佳网络结构。算法精度如表 2 所示,当输入层节点数为 8,隐藏层为 18 时,算法的均方根误差最

低,为 0.37 g/cm²,当隐藏节点为 20 个时出现了过拟合现象。

表 2 WVC 估算均方根误差

Tab.2 Root mean square error between estimated value and actual WVC (g/cm²)

隐藏层节点	输入层节点			
	7	8	9	10
15	0.47	0.460	0.430	0.450
18	0.41	0.370	0.380	0.369
20	0.44	0.375	0.373	0.377

3 算法敏感性分析与产品检验

3.1 算法敏感性分析

由于算法系数对应于不同的分组区间,决定了算法误差主要来源于分组时出现的误判,本文以水汽和发射率分组误差为例来进行说明。对于水汽,主要考虑 0.5 g/cm² 的水汽容错误差造成分组落在临近区间时所造成的温度反演误差。当 $\varepsilon \in [0.94, 1.0]$, $T \in [290, 310]$ K, $VZA = 0^\circ$, 选取 $WVC \in [1.0, 1.5]$ g/cm² 对应的模拟数据组,分别以 $WVC \in [0.0, 1.5]$ g/cm² 和 $WVC \in [1.0, 2.5]$ g/cm² 对应的分组系数进行温度反演(结果如表 3 所示)。其中, $WVC \in [0.0, 1.5]$ g/cm² 低水汽组对应的系数为[32.03,0.87,0.11,−0.48,6.48,7.84,−19.76],进行温度反演得到的 LST 值的范围是 290.0~307 K; $WVC \in [1.0, 2.5]$ g/cm² 高水汽组对应的系数为[37.84,0.85,0.11,−0.40,7.26,7.90,−31.10],温度反演得到的 LST 值的范围是 290.4~307.8 K。虽然 2 组水汽分组对应系数反演温度的 LST 偏差和均值差值相对较小,分别为 0.36 K 和 0.62 K,但在高温度区水汽分组误差所造成的温度反演误差较大,相对偏差超过 2 K,水汽估算精度对最终结果影响较大。

表 3 水汽值敏感性分析表

Tab.3 Water vapor value sensitivity analysis table

状态	$\varepsilon \in [0.94, 1.0], T \in [290, 310]$ K	
水汽分组/(g·cm ⁻²)	$WVC \in [0.0, 1.5]$	$WVC \in [1.0, 2.5]$
LST 值的范围/K	[290.0,307]	[290.4,307.83]
均值/K	298.5	299.12
两组 LST 偏差/K	0.36	
均值差值/K	0.62	

根据式(1),发射率的不确定性主要表现在 $\frac{1-\varepsilon}{\varepsilon}$ 和 $\frac{\Delta\varepsilon}{\varepsilon^2}$,提取其系数用 α 和 β 表示为:

$$\alpha = a_2 \frac{T_{13} + T_{14}}{2} + a_5 \frac{T_{13} - T_{14}}{2}, \quad (4)$$

$$\beta = a_3 \frac{T_{13} + T_{14}}{2} + a_6 \frac{T_{13} - T_{14}}{2}。 \quad (5)$$

选取 $\varepsilon \in [0.94, 1.0]$, $T_s \in [290, 310]$, $VZA = 0^\circ$,分 $WVC \in [0.0, 1.5]$ 和 $WVC \in [5.0, 6.5]$ 这 2 种极端干燥和极端潮湿的极端天气条件,利用 2.2 节模拟得到的回归系数 T_{13} 和 T_{14} 来研究 α 和 β 的敏感性变化。发现干燥条件下的 α 和 β 平均值为 51.68 K 和 −103.8 K,潮湿条件下是 21.3 K 和 −40.76 K,干燥条件是潮湿条件的 2 倍多,表明 $\frac{1-\varepsilon}{\varepsilon}$ 和 $\frac{\Delta\varepsilon}{\varepsilon^2}$ 在潮湿天气下对 LST 反演模型的敏感性小于干燥天气。由于发射率输入的不确定性导致的 LST 误差可表示为:

$$\delta LST = \sqrt{\alpha^2 \delta \left(\frac{1-\varepsilon}{\varepsilon}\right)^2 + \beta^2 \delta \left(\frac{\Delta\varepsilon}{\varepsilon^2}\right)^2}, \quad (6)$$

式中: $\delta(\frac{1-\varepsilon}{\varepsilon})$ 和 $\delta(\frac{\Delta\varepsilon}{\varepsilon^2})$ 分别为输入参量 $\frac{1-\varepsilon}{\varepsilon}$ 和 $\frac{\Delta\varepsilon}{\varepsilon^2}$ 的不确定性导致的 LST 值误差,当 $\delta(\frac{1-\varepsilon}{\varepsilon})$ 和 $\delta(\frac{\Delta\varepsilon}{\varepsilon^2})$ 为 0.01 时,干燥天气条件下的 LST 值误差范围为 1.2~1.6 K,潮湿条件下的 LST 值误差范围为 0.2~0.9 K。

3.2 算法精度评价

热红外地表温度遥感产品的验证主要有基于实测地表温度的检验方法、基于辐亮度的检验方法、交叉比较以及时间序列分析法等^[24],本研究采取 MODIS 数据交叉验证和地面实测站点验证对算法精度进行评价。

3.2.1 MODIS 数据的交叉验证

MODIS 和 ASTER 传感器载于同一卫星,且其热红外波段设置具有较高一致性,在一定程度上减轻了时间匹配带来的误差^[25]。MODIS 数据的空间分辨率是 1 km,而 ASTER 数据的分辨率是 90 m,在验证中需要进行尺度转换。本研究采用 Liu 等^[26]提出的将 ASTER 数据缩放到 1 km 与 MODIS 数据匹配。尺度上,以站点所在像元为中心并忽略空间异质性带来的误差影响,以邻近像元组拼接形成 0.99 km×0.99 km 范围内的平均温度直接与 MODIS 数据产品进行比较。时间上,以 ASTER 数据成像时间为基准,对于误差时间在 10 min 以内的数据,直接对应;误差时间在 10~30 min 的数据,采取相邻两侧最近时间点线性插值来获取;对于时间误差大于 30 min 的数据则直接剔除。

3.2.2 实测站点数据验证

地面实测数据来自黑河流域地表过程综合观测

网自动气象站红外测温仪,数据采样间隔为 10 min,具有较好的时间连续性。为同卫星数据进行匹配,利用临近时间点的温度进行线性插值得到卫星过境时对应的温度值。由于所选站点在像元尺度上地形起伏不大,地表相对均质,站点测量值可以近似代表观测站点所在的像元温度值。

3.2.3 分析与讨论

利用本文提出的算法模型在黑河流域 8 个站点的反演结果与实测温度数据及 MODIS 温度产品的比较结果如表 4 和图 2 所示,均方根误差 (root mean square error, RMSE) 在 1 ~ 3 K 之间,基本满足气象气候研究中对温度产品的容许误差要求。与站点数据相比,本文的反演结果与 MODIS 产品更为接近,无论是 RMSE 和均值偏差均相对较小。由于卫星遥感反演得到的一个像元尺度的平均值,以站点的单点实测值代表像元尺度的实际值本身就会带来一定的误差;另外,在数据匹配过程中,当有风或地面湍流时,利用相邻时间点来进行线性插值也会带来误差,使得利用实测站点数据的检验结果误差偏大。在站点实测数据检验中,均方根误差的最大值是张掖湿地站,为 3 K 左右。

除了上述原因之外,湿地站点由于地表含水量较大且地表覆盖类型复杂,其发射率的估算难度较大,发射率 0.01 的误差就会造成温度反演结果 1 ~ 2 K 的误差,间接误差也会影响最终的结果。在与 MODIS 产品的比较中,由于 2 个传感器在同一颗卫星上,数据获取的时间相对一致,尺度转换中由于地表在像元尺度相对均质,使得卫星产品之间的误差相对较小。

表 4 遥感反演值与地面实测和 MODIS 产品比对结果
Tab. 4 Comparisons of the estimation value with site data and MODIS product

站点	样本数	RMSE/K		均值偏差/K	
		地面 实测值	MODIS 获取值	地面 实测值	MODIS 获取值
张掖湿地站	116	3.01	1.11	-1.08	0.12
埡口站自动气象站	109	2.15	1.75	-0.36	0.55
混合林站	118	2.38	1.46	-0.26	1.92
黑河遥感站	118	2.54	1.11	0.98	-0.33
景阳岭站	108	2.80	1.48	-1.42	0.08
花寨子荒漠站	139	1.81	1.18	-0.29	-0.35
大沙龙	121	2.48	1.21	-0.87	-0.13
荒漠站	104	2.42	1.68	-1.31	0.64

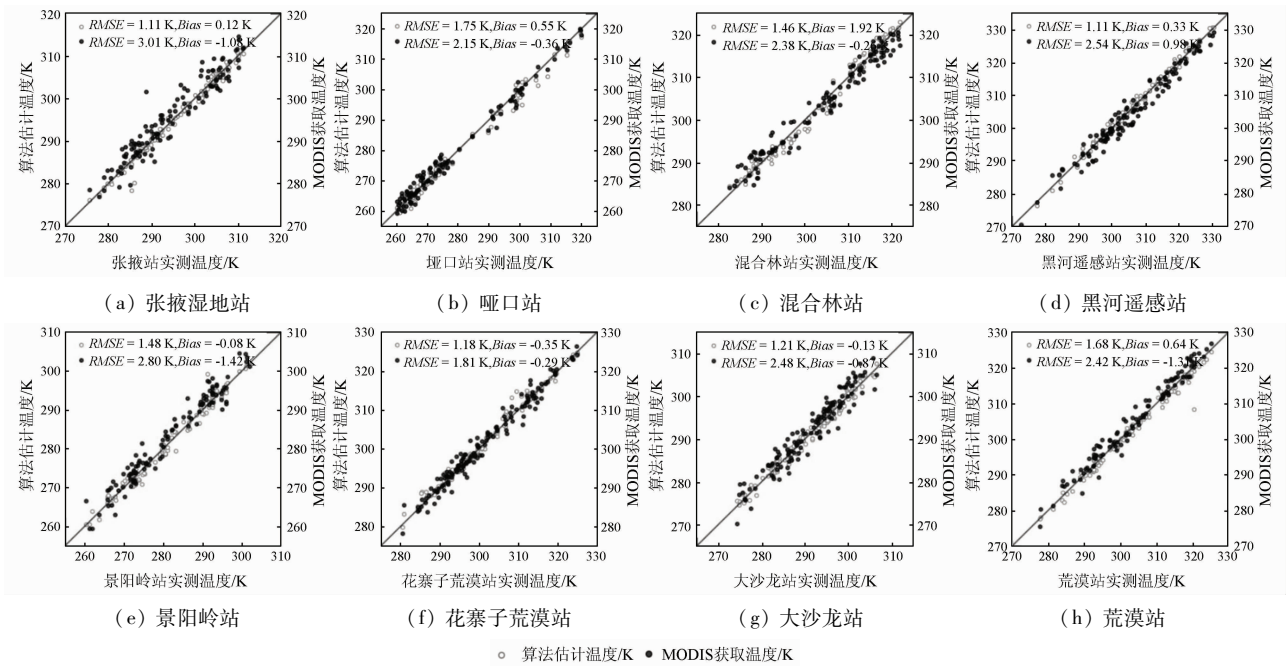


图 2 模型反演值与实测值散点图
Fig. 2 Scatter diagram of the estimation value and site data

4 总结

精准的高分辨率地表温度产品对于地表热辐射和气象气候研究具有重要意义。本文根据黑河流域的地理位置特征和地表覆盖特点,基于 ASTER 数据

构建了适用于研究区的地表温度遥感分裂窗算法。本文的创新点主要有:

1) 基于 ASTER GED 产品发展了适用于稀疏植被覆盖区的发射率估算方法,并利用通道发射率、亮温值以及初始温度改进多层前馈神经网络计算了区域大气水汽含量。

2)以参数分组的方式构建了模型系数查找表,发展了适用于研究区的通用分裂窗算法。

3)利用黑河流域 2019 年 220 景的数据生成产品与实测数据和 MODIS 温度产品的进行交叉验证。结果表明,与站点数据相比, RMSE 在 1.81 ~ 3.01 K 之间;与 MODIS 数据相比,本文提出的算法误差相对较小, RMSE 在 1.11 ~ 1.75 K 之间,均值偏差也相对较小。因此,利用本算法反演得到的温度产品可满足气象气候学研究的需要。

另外,本研究提出的分裂窗算法构建思路也可应用在类似的传感器中,支持其他热红外传感器更为便宜的生产地表温度产品,例如, Sentinel - 3 和 FY - 3 MERIS 等。需要注意的是,尽管本文的算法模型在黑河流域检验结果相对较好,但与实测数据比较中一些误差较大的站点也需要引起注意,特别是部分站点中间变量估算误差传递并影响最终结果的问题,比如,湿地地区土壤水分的变化引起的发射率误差问题,大气含水量估算误差导致的分组误差问题等,今后的研究中需要进一步考虑这些问题的影响,以增加算法的普适性。

参考文献 (References):

[1] 李召良,段四波,唐伯惠,等. 热红外地表温度遥感反演方法研究进展[J]. 遥感学报,2016,20(5):899-920.

Li Z L, Duan S B, Tang B H, et al. Research progress in inversion methods of thermal infrared land surface temperature remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5):899-920.

[2] Anderson M C, Kustas W P, Norman J M, et al. Mapping daily evapotranspiration at field to continental scales using geostationary and polar orbiting satellite imagery[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2011, 15(1):223-239.

[3] 程博,刘少峰,杨巍然. Terra 卫星 ASTER 数据的特点与应用[J]. 华东地质学院学报, 2003(1):15-17.

Cheng B, Liu S F, Yang W R. The characteristics and application of Terra satellite ASTER data[J]. Journal of East China Institute of Geology, 2003(1):15-17.

[4] Gillespie A, Rokugawa S. A temperature and emissivity separation algorithm for Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(4):1113-1126.

[5] 杨杭,张立福,张学文,等. TASI 数据的温度与发射率分离算法[J]. 遥感学报, 2011, 15(6):1248-1264.

Yang H, Zhang L F, Zhang X W, et al. The separation algorithm of temperature and emissivity for TASI data[J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(6):1248-1264.

[6] 张允祥,李新,韦玮,等. 基于多通道温度与发射率分离算法的敦煌场地红外特性研究[J]. 光学学报, 2019, 39(10):309-317.

Zhang Y X, Li X, Wei W, et al. Research on infrared characteristics of Dunhuang site based on multi-channel temperature and emis-

sivity separation algorithm[J]. Acta Optics, 2019, 39(10):309-317.

[7] McMillin L M. Estimation of sea surface temperatures from two infrared window measurements with different absorption[J]. Journal of Geophysical Research, 1975, 80(36):5113-5117.

[8] Price J C. Land surface temperature measurements from the split window channels of the NOAA-7 AVHRR[J]. Journal of Geophysical Research Atmospheres, 1984, 89(5):7231-7237.

[9] 毛克彪,唐华俊,陈仲新,等. 一个从 ASTER 数据中反演地表温度的分裂窗算法[J]. 遥感信息, 2006(5):7-11.

Mao K B, Tang H J, Chen Z X, et al. A split-window algorithm for retrieving land surface temperature from ASTER data[J]. Remote Sensing Information, 2006(5):7-11.

[10] 孙静,赵萍,叶琦. 一种 ASTER 数据地表温度反演的分裂窗算法[J]. 遥感技术与应用, 2012(5):728-734.

Sun J, Zhao P, Ye Q. A split window algorithm for retrieving surface temperature from ASTER data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2012(5):728-734.

[11] Wan Z, Dozier J. A generalized split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from space[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1996, 34(4):892-905.

[12] Liu S M, Li X, Xu Z W, et al. The Heihe integrated observatory network: A basin-scale land surface processes observatory in China[J]. Vadose Zone Journal, 2018, 17(1):1-21.

[13] Ri C G, 柳钦火,历华,等. 针对 Terra/MODIS 数据的改进分裂窗地表温度反演算法[J]. 遥感学报, 2013(4):830-840.

Ri C G, Liu Q H, Li H, et al. Improved split-window land surface temperature retrieval algorithm for Terra/MODIS data[J]. Journal of Remote Sensing, 2013(4):830-840.

[14] Galve J M, Coll C, Caselles V, et al. An atmospheric radiosounding database for generating land surface temperature algorithms[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2008, 46(5):1547-1557.

[15] 李珊珊,蒋耿明. 基于通用分裂窗算法和 Landsat - 8 数据的地表温度反演研究[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(2):284-295.

Li S S, Jiang G M. Research on land surface temperature inversion based on general split window algorithm and Landsat - 8 data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018, 33(2):284-295.

[16] Jiang J X, Li H, Liu Q H, et al. Evaluation of land surface temperature retrieval from FY - 3B/VIRR data in an arid area of northwestern China[J]. Remote Sensing, 2015, 7(6):7080-7104.

[17] 孟翔晨,历华,杜永明,等. 基于 ASTER GED 产品的地表发射率估算[J]. 遥感学报, 2016, 20(3):382-396.

Meng X C, Li H, Du Y M, et al. Estimation of surface emissivity based on ASTER GED products[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(3):382-396.

[18] 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(3):167-184.

[19] Sobrino J A, Jimenez - Muoz J C, Soria G, et al. Land surface emissivity retrieval from different VNIR and TIR sensors[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2008, 46(2):316-327.

[20] 杨亮彦,孔金玲,王雅婷,等. 旱区大气水汽含量遥感反演算法研究[J]. 测绘科学,2020,45(5):95-100.
Yang L Y, Kong J L, Wang Y T, et al. Research on remote sensing inversion algorithm of atmospheric water vapor content in arid area [J]. Science of Surveying and Mapping, 2020, 45(5):95-100.

[21] 李红林,李万彪. MODIS 近红外资料反演大气水汽总含量[J]. 北京大学学报(自然科学版),2008(1):121-128.
Li H L, Li W B. Retrieving total atmospheric water vapor content from MODIS near-infrared data[J]. Journal of Peking University (Natural Science Edition), 2008(1):121-128.

[22] Li Z L, Li J, Su Z G, et al. A new approach for retrieving precipitable water from ATSR2 split-window channel data over land area [J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(24):5095-5117.

[23] Zhang S, Xu L, Ding J, et al. A neural network based algorithm for the retrieval of precipitable water vapor from MODIS data[J]. Lecture Notes in Electrical Engineering, 2010, 67:909-916.

[24] 马晋,周纪,刘绍民,等. 卫星遥感地表温度的真实性检验研究进展[J]. 地球科学进展,2017,32(6):615-629.
Ma J, Zhou J, Liu S M, et al. Research progress on authenticity verification of satellite remote sensing of land surface temperature[J]. Advances in Earth Science, 2017, 32(6):615-629.

[25] Duan S B, Li Z L, Cheng J, et al. Cross-satellite comparison of operational land surface temperature products derived from MODIS and ASTER data over bare soil surfaces-ScienceDirect[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 126(4):1-10.

[26] Liu Y, Hiyama T, Yamaguchi Y. Scaling of land surface temperature using satellite data: A case examination on ASTER and MODIS products over a heterogeneous terrain area[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 105(2):115-128.

The remote sensing inversion and validation of land surface temperature based on ASTER data: A case study of the Heihe River basin

MA Junjun^{1,2}, WANG Chunlei³, HUANG Xiaohong^{1,2}

(1. School of Artificial Intelligence, North China University of Technology, Tangshan 063210, China; 2. Hebei Provincial Key Laboratory of Industrial Intelligent Perception, North China University of Technology, Tangshan 063210, China; 3. Consulting & Research Center of Ministry of Natural Resources, Beijing 100100, China)

Abstract: Given the land surface types and atmospheric features of the Heihe River basin, this study calculated the surface emissivity of the study area using the ASTER Global Emissivity Database and the vegetation cover method (VCM) and estimated the atmospheric water vapor content using the improved multilayer feed-forward neural network (MFNN). Moreover, by establishing the coefficient lookup table of input parameter groups, this study developed an ASTER data-based split-window algorithm for the remote sensing inversion of land surface temperature. To validate the applicability and accuracy of the split-window algorithm, this study elevated the algorithm using the measured site data on the land surface temperature of the Heihe River basin in 2019 and MODIS instruments. Compared with the site data, the results of the split-window algorithm had root mean square errors of 1.81~3.01 K. In the cross-validation using the MODIS instruments, the split-window algorithm had relatively small errors and deviations, with root mean square errors of 1.11~1.75 K. Overall, the accuracy of the land surface temperature obtained from the inversion using the split-window algorithm can meet the needs of meteorological and climatological studies. Moreover, the development philosophy of the split-window algorithm can be used as a reference for similar thermal infrared sensors.

Keywords: ASTER data; land surface temperature; cross-validation

(责任编辑: 李 瑜)