

引用格式:白琳,徐永明,何苗,等.基于随机森林算法的近地表气温遥感反演研究[J].地球信息科学学报,2017,19(3):390-397. [Bai L, Xu Y M, He M, et al. 2017. Remote sensing inversion of near surface air temperature based on random forest. Journal of Geo-information Science, 19(3):390-397.] DOI:10.3724/SP.J.1047.2017.00390

基于随机森林算法的近地表气温遥感反演研究

白琳,徐永明*,何苗,李宁

南京信息工程大学地理与遥感学院,南京 210044

Remote Sensing Inversion of Near Surface Air Temperature Based on Random Forest

BAI Lin, XU Yongming*, HE Miao and LI Ning

Nanjing University of Information Science and Technology School of Geography and Remote Sensing, Nanjing 210044

Abstract: Near-surface air temperature is an important symbol of urban thermal environment, which is also an important factor affecting and changing the climate of the city. The data of near-surface air temperature is often in absence because the number of meteorological stations is few. In order to obtain spatial continuous near surface air temperature data, this study takes Beijing city as the research area, using Landsat5/TM data to retrieve land surface temperature, normalized difference vegetation index, modified normalized difference water index, albedo and impervious surface cover. These are combined with the meteorological station temperature and DEM as the input parameters into random forest regression model to retrieve near surface air temperature. In this study, land surface temperature was retrieved by single-channel algorithm which was proposed by Jiménez-Muoz in 2003. The impervious surface cover was calculated by the linear spectral unmixing method and Vegetation-Impervious surface-Soil (VIS) model. The random forest is one of the most effective methods of classification and it runs by constructing multiple decision tree while training and outputting the class. This study uses the R language which is a free software environment for statistical computing and graphics to achieve random forest. The results show that the random forest method has good applicability in the near surface temperature retrieval. The mean absolute error (MAE) and root mean square error (RMSE) of the random forest method are 0.80 and 1.07, respectively. Compared with the ordinary regression model, the MAE and (RMSE) accuracy increased by 0.06 and 0.09. Using R language to analyze the importance of variables, land surface temperature has the greatest influence on the results. The increase in Mean Square Error of land surface temperature is 14% and the increase in node purity of land surface temperature is 241.36%.

Key words: remote sensing; land surface temperature; near surface air temperature; random forest

*Corresponding author: XU Yongming, E-mail: xym30@nuist.edu.cn

摘要: 近地表气温是城市热环境的重要表征,是改变和影响城区气候的重要因素。为获得空间上连续的近地表气温,本文以北京市为研究区,利用Landsat5/TM数据计算分别得到地表温度、归一化植被指数、改进的归一化差异水体指数、地表反照率、不透水面盖度,并结合气象站点气温和高程作为输入参数建立随机森林模型反演近地表气温。结果表明,随机森林反演的近

收稿日期:2016-06-13;修回日期:2016-08-26.

基金项目:国家自然科学基金项目(41201369);高分辨率对地观测系统重大专项。

作者简介:白琳(1991-),女,硕士生,研究方向为3S集成与气象应用。E-mail: bailin@nuist.edu.cn

*通讯作者:徐永明(1980-),男,博士,副教授,研究方向为热红外遥感和资源环境遥感。E-mail: xym30@nuist.edu.cn

地表气温平均绝对误差(MAE)为0.80℃,均方根误差(RMSE)为1.06℃,与传统多元线性气温回归方法相比,平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)分别提高0.06℃和0.09℃。研究表明,利用随机森林模型反演近地表气温是可行的,并且具有一定的优越性。此外,对随机森林模型的输入参数进行重要性分析,地表温度对气温反演模型的影响最大,其次为高程。

关键词:遥感;地表温度;近地表气温;随机森林

1 引言

近地表气温是陆面能量平衡模型中重要的气候参数^[1],是气象观测中最基本的观测项目之一^[2],同时也是各种气象、水文和环境等模型中一个重要输入因子^[3]。目前,近地表气温数据来源主要依赖于气象站点的观测,气象站点虽能提供精确的气温数据,但气象站点的分布使其只能提供离散的有限点状数据,站点的数量以及城乡气象站点划分准确程度都对近地表气温在相关研究中的应用造成了限制^[4]。相较于气象站点的观测数据,遥感数据能够提供大范围且空间连续的地表信息和大气状况,可更好地反映空间异质度信息^[5]。

近年来,国内外学者在利用遥感数据反演近地表气温方面开展了大量研究。气温反演方法可以大致归纳为:常规统计方法、温度-植被指数法(Temperature Vegetation Index, TVX)、神经网络方法和能量平衡方法。常规统计方法是通过建立地表温度与站点观测气温之间的线性关系来计算气温。Zhao等^[6]建立了月气温的多元回归模型,并将之与多种地统计插值方法对比,结果表明线性回归模型有更好的精度。Cresswell等^[7]在地表温度外,考虑到太阳天顶角对气温的影响,建立地温、太阳天顶角和气温的多元回归模型,估算误差在0.09~1.69℃之间。曲培青等^[8]利用Terra/MODIS和Aqua/MODIS数据分别和其它地理数据因子建立回归方程,对不同时刻估算气温的遥感数据进行最优分析。温度-植被指数法是指在浓密植被冠层表面温度近似地表温度的前提下,利用地表温度和植被指数的关系反演气温,其关键在于确定邻域窗口大小,对于空间分辨率为3 km的SEVIRI数据采用7像元×7像元^[9],空间分辨率为1 km的MODIS和AVHRR数据采用13像元×13像元^[10]。Stisen等^[11]将温度-植被指数方法与正弦函数插值相结合估算近地表气温,均方根误差在2.55~2.99℃。徐永明等^[12]改进了温度-植被指数方法,提高了该方法的精度与适用范围。能量平衡方法利用的是能量平衡原理来进行气温反演研究。Sun等^[13]利用能量平衡方程等多个计算公式推导出地表温度与气温之间的定量关系,

误差范围在0.3~3.16℃之间。

目前还未有学者将随机森林方法运用于反演近地表气温。本文基于2011年北京市Landsat5/TM的遥感影像提取了地表温度(LST),由于地表温度和近地表气温二者之间存在差异,另加入归一化植被指数(NDVI)、改进的归一化差异水体指数(MNDWI)、地表反照率(Albedo)、不透水面盖度(ISC)和高程(Altitude)6个对近地表气温有影响的因子作为随机森林的输入因子,反演近地表气温,并对反演结果及变量重要性进行了讨论。

2 研究区概况与数据源

2.1 研究区概况

北京市位于华北平原北部,毗邻渤海湾,三面环山。地理坐标为东经115.7~117.4°,北纬39.4~41.6°,中心位于北纬39°54'20",东经116°25'29"。其总面积16 410.54 km²,山区面积约10 200 km²,占总面积的62%,平原区面积约6 200 km²,占总面积的38%。山地海拔在1000~1500 m,平原海拔在20~60 m。北京属于北温带半湿润大陆性季风气候,夏季炎热多雨,冬季寒冷干燥,春秋较短,冬夏长。平原地区年均气温11~13℃,年极端最高温一般在35~40℃左右,年降水量在470~600 mm之间。

2.2 数据源

遥感数据选取Landsat5/TM数据,成像时间为2011年7月26日上午10时24分,预处理阶段结合地形图对影像进行几何精校正,利用6S辐射传输模型对第1~5波段和第7波段进行大气校正,消除大气对数据的影响。以北京市空间分辨率为30 m的数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)数据,作为研究区的高程数据。另外,利用对应时相的MODIS水汽含量产品MOD05_L2提取北京市的水汽数据。

气象数据为北京市2011年7月26日的地面自动气象站逐小时的气象观测数据,研究区范围内共有224个气象站点。由于卫星过境时不是整点时刻,所以取过境时相邻整点数据进行线性插值计算出卫星过境时的气温。图1给出了北京市的气象站点的分布状况。

3 研究方法

3.1 随机森林模型

随机森林(Random Forest)是2001年由Leo Breiman和Culter Adele开发的一种数据挖掘方法^[14],是一种现代分类与回归的机器学习技术,同时也是一种组合式的自学习技术。随机森林的基本组成单元是决策树,其优越性体现在同等运算率



图1 研究区气象站点分布图

Fig. 1 Distribution map of meteorological observing station in the study area

下的高预测精度,以及相较于传统的统计方法,对非线性的数据有更好的拟合效果^[15],并且能够进行变量重要性分析,对比神经网络和支持向量机等其他暗箱方法在分析变量关系上存在优势^[16]。随机森林在遥感方面的应用主要集中在遥感图像分类上,比传统的遥感分类方法提供更好的精度^[17]。但是目前随机森林算法较少被应用于遥感定量反演方面的研究^[18]。

本文通过R语言中的random Forest数据包构建随机森林模型来反演北京市近地表气温。模型输入自变量包括地表温度(LST)、归一化植被指数(NDVI)、改进的归一化差异水体指数(MNDWI)以及地表反照率(Albedo)、高程(Altitude)和不透水面盖度(ISC),因变量为气象站点的观测气温。模型构建过程如图2,具体步骤为:

- (1)在 N 个总样本中有放回的随机抽取 n 次,得到 n 个新的训练集,未抽取的部分组成袋外数据(OOB);
- (2)每个训练集生成一个决策树,决策树每个节点从自变量中选择 $mtry$ 个,按照节点不纯度最小原则进行分支生长;
- (3)重复步骤(2) n 次,得到 n 棵决策树组成随机森林;
- (4)随机森林的结果为每棵决策树通过简单平

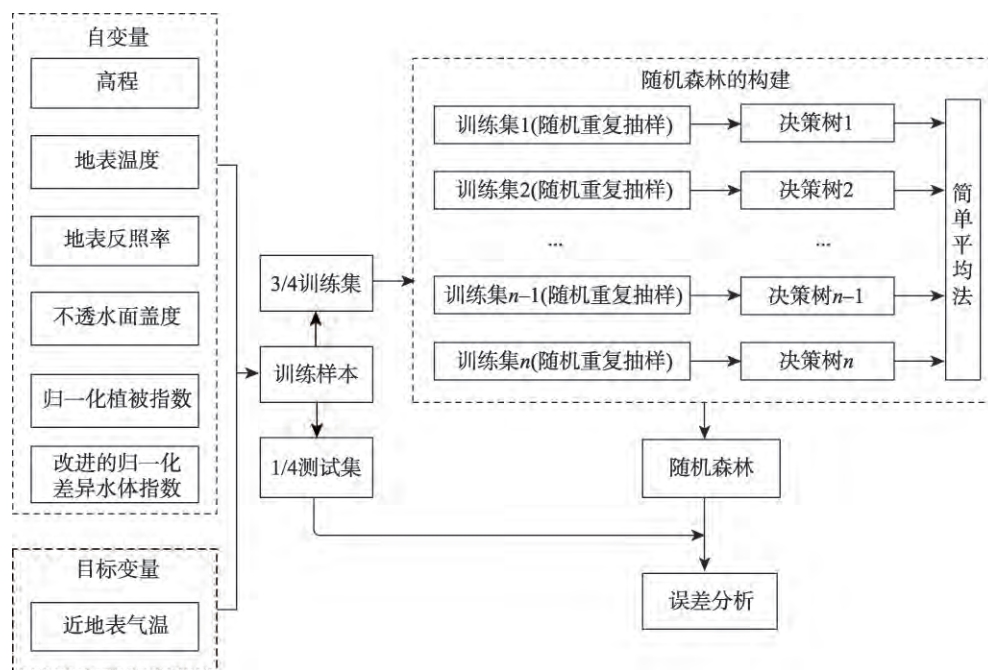


图2 随机森林模型建立过程

Fig. 2 The building process of Random Forest

均法得到的结果,预测精度利用每棵决策树的平均 OOB 来确定。

构建随机森林模型需确定树节点预选的变量个数和决策树数目 2 个关键参数,以此得到最优化的随机森林模型。树节点预选的变量个数应小于输入的参数数量,根据模型误判率最低原则,将选取 $mtry$ 为 2。决策树的数目 n 利用 R 语言绘制出相关误差与随机森林中决策树数量的关系图(图 3)进行判断,从图 3 可见,在决策树数量小于 70 时模型误差会出现较大的波动。当决策树数量大于 70 后模型误差趋于平稳,因此将决策树的数目设置为 70。

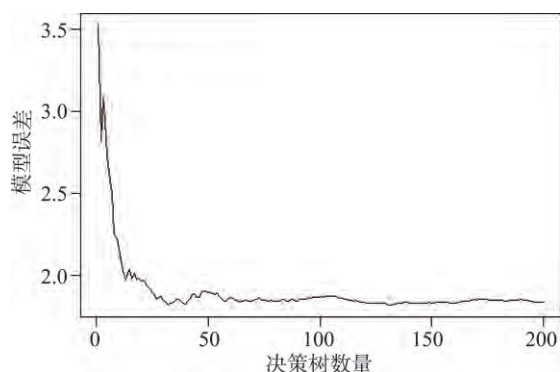


图 3 模型误差随决策树数目的变化

Fig. 3 Model error changes with the number of Decision Tree

3.2 自变量

(1) 地表温度

利用 Jiménez-Muoz 等^[19]提出的单通道算法进行地表温度的反演。

$$T_s = \gamma \cdot [\varepsilon^{-1}(\psi_1 \cdot L + \psi_2) + \psi_3] + \delta \quad (1)$$

其中,

$$\gamma = \left\{ \frac{c_2 \cdot L}{T^6} \left[\frac{\lambda^4}{c_1} L + \lambda^{-1} \right] \right\}^{-1} \quad (2)$$

$$\delta = -\gamma \cdot L + T_6 \quad (3)$$

式中: ε 是地表比辐射率,利用混合像元法进行计算; L 是传感器所接收到的辐射强度/ $W \cdot m^2 \cdot sr^{-1} \cdot \mu m^{-1}$; T 是亮度温度/K; λ 是有效作用波长(对于第 6 波段来说为 $11.457 \mu m$); c_1 、 c_2 是辐射常量,分别为 $1.19104 \times 10^8 W \cdot m^2 \cdot sr^{-1} \cdot \mu m^4$ 和 $1.43877 \times 10^4 \mu m K$; ψ_1 、 ψ_2 、 ψ_3 是大气参数,可以由大气剖面总水汽含量 w 来获得,对于 Landsat5/TM 第 6 波段,公式如下:

$$\begin{cases} \psi_1 = 0.14717 \cdot w^2 - 0.15583 \cdot w + 1.1234 \\ \psi_2 = -1.1836 \cdot w^2 - 0.37607 \cdot w + 0.52894 \\ \psi_3 = -0.04554 \cdot w^2 - 1.8719 \cdot w - 0.39071 \end{cases} \quad (4)$$

(2) 不透水面盖度

城市化程度和范围可利用不透水面量化表征^[20]。不透水表面指水不能直接通过且不能下渗到土壤中的人为景观^[21],不透水面直接改变地表特性,对城市生态环境,尤其是城市热环境有直接影响。本文利用 V-I-S 模型 (Vegetation-Impervious Surface-soil) 进行不透水面盖度的计算,该方法由 Ridd^[22]于 1995 年提出,认为在剔除景观水体外,城市下垫面构成类型主要包含植被、土壤、不透水面 3 种典型土地覆盖类型。为了确定端元光谱特征,对遥感影像进行 MNF 变换以减少数据冗余和波段之间的相关性,再通过像元纯净度 PPI 计算和 N 维散度分析提高植被、土壤、不透水面端元光谱特征的精度。确定像元内不同端元在不同光谱波段的特征值,从而确定不同端元的所占比例^[23]。

(3) 其他变量

考虑到地表海拔高度、植被覆盖、水体分布以及太阳的入射辐射对近地表气温反演的影响,除 LST 和 ISC 外,将 Altitude、NDVI、MNDWI 和 Albedo 也作为输入变量共同构建基于随机森林算法的气温反演模型。表 1 给出基于 Landsat5/TM 数据的 NDVI、MNDWI 和 Albedo 共 3 个地表特征参数计算方法。

表 1 相关指数及反照率计算方程

Tab. 1 Equations of the correlation index and albedo

自变量	方程	参考文献
NDVI	$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$	文献[24]
MNDWI	$MNDWI = (Green - MIR) / (Green + MIR)$	文献[25]
Albedo	$ashort = 0.356a1 + 0.13a3 + 0.373a4 + 0.085a5 + 0.072a7$	文献[26]

3.3 模型验证方法

随机森林在样本选取上的随机性使其本身具有交叉验证的优点,当决策树的数目足够多时,基本可以保证每个样本分别作为训练样本和测试样本,有效地避免了过度拟合的结果。但是为了进一步验证算法,本文从数据集中随机抽取了 3/4 的样本(168 个样本)作为训练数据集,剩下的 1/4 样本(56 个样本)作为测试数据集。首先利用训练集数据建立随机森林模型,然后利用测试集数据对建立的模型进行精度评价,根据平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)来判断模型的优劣。

4 结果与分析

4.1 验证结果

基于168个样本的LST、Altitude、NDVI、MNDWI、Albedo和ISC与对应站点气温构建随机森林模型,再利用另外56个样本对由该168个样本建立的随机森林模型进行验证。MAE为0.80℃,RMSE为

1.06℃,反演精度较好,随机森林对于近地表气温的反演有较好的适用性,对气温的估算效果较好。图4(a)给出随机森林方法反演的测试集气温与实际观测气温的散点图。图中样本大部分聚集在1:1线周围,有较高拟合度,以30℃为界线,温度高于30℃的样本分布比低于30℃的样本更贴近1:1线,表明随机森林在温度较高时反演精度更好。

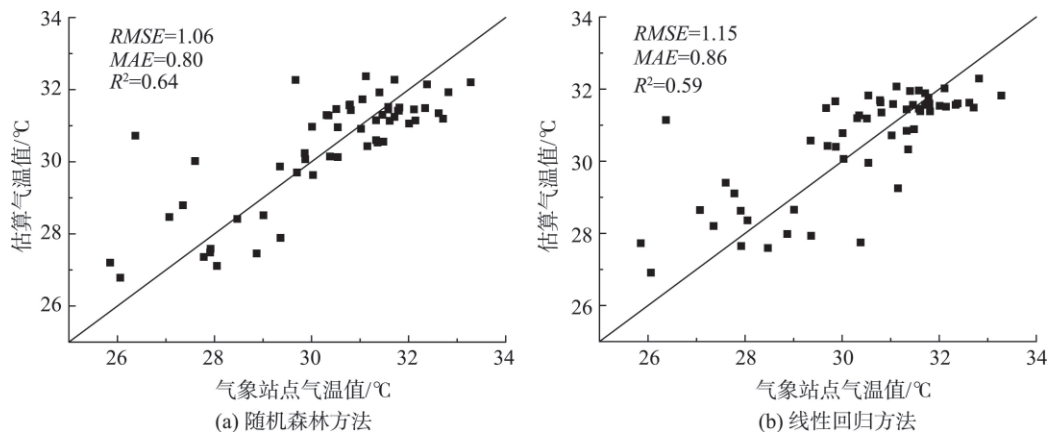


图4 随机森林反演和线性回归反演的气温值与观测值的散点图

Fig. 4 Scatter plot of measured air temperature versus derived air temperature from Random Forest and Linear Regression

另外,基于相同的训练集和测试集使用了传统的多元线性回归方法对气温进行估算,建立了以LST、NDVI、MNDWI、Albedo、Altitude及ISC为自变量、以气温为因变量的多元线性方程,与随机森林算法进行对比分析。图4(b)给出了线性回归方程反演的测试集气温与站点观测气温散点图。从图可见,大部分样本也分布在1:1线周围,但比随机森林反演结果略微松散,拟合程度没有随机森林好。线性回归方程的MAE为0.86℃,RMSE为1.15℃。总体上看,随机森林模型的反演精度要高于线性回归方法。这是因为随机森林并不是单纯的线性拟合,所以在针对较多因子时,具有更好的灵活性和预测性。另外,在气温较低时,无论是随机森林模型还是线性回归方法气象站点的气温值和估算气温值都相差较大,说明在温度较低时,反演误差相对较高。

计算各个气象站点随机森林反演近地表气温和观测气温之间的绝对值,得到北京市近地表气温绝对误差空间分布图(图5)。从图5可见,北京市气温的反演误差具有较明显的空间分布特征:中心城区的误差总体上比较低,而郊区的误差比较高,在高海拔地区这一特征尤为明显。这可能是由于

山区地形多变,地-气能量交换过程更复杂所导致的。这也与图4反映的随机森林模型在气温低值区误差更大的特征相吻合。

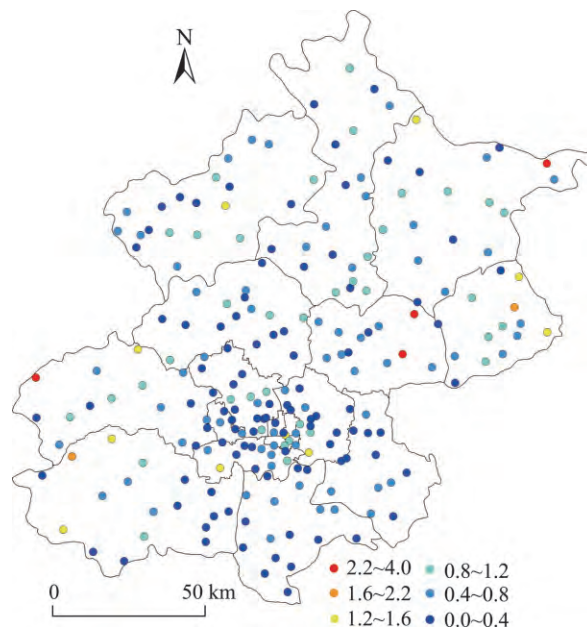


图5 北京市近地表气温反演绝对误差分布图

Fig. 5 Distributions of absolute error of the estimated near-surface air temperature in Beijing

4.2 变量重要性分析

R语言提供的重要性函数可以直接对变量重要性进行分析,主要评价指标为精度平均减少值IncMSE和节点不纯度平均减少值IncNodePurity。IncMSE指将该变量随机取值后随机森林模型估算误差相对于原来误差的升高幅度。IncMSE值越大,说明该变量越重要。IncNodePurity是指该变量对各个决策树节点的影响程度。IncNodePurity值越大,说明该变量越重要。表2给出气温随机森林模型的变量重要性。从表2可以看出,在输入的自变量中地表温度是最重要的输入参数,地表通过长波辐射、蒸散、湍流交换等形式与近地表气温进行能量交换,地表温度和近地表气温之间有很强的相关性,因此地表温度对于模型的影响最大。高程也是影响气温空间分布及地气温关系的重要因子,研究区域内包含山地与平原,存在海拔差异,从而使其重要性仅次于地表温度。NDVI、MNDWI、ISC和Albedo这4个参数表征了地表的植被、水体、不透水面覆盖信息及地表反射太阳辐射的能力,这些下垫面特征通过对地气温关系的影响而间接影响模型反演精度,相对而言重要性要明显低于地表温度和海拔2个变量。

表2 随机森林变量重要性

Tab. 2 The importance of forests random variables

	精度平均减少值/%	节点不纯度平均减少值
LST	14.28	241.36
Altitude	12.82	213.30
NDVI	3.43	60.15
MNDWI	3.77	82.89
Albedo	4.82	61.09
ISC	2.50	42.74

4.3 计算结果

将北京市的LST、NDVI、Altitude、MNDWI、Albedo以及ISC这6个自变量代入随机森林模型,计算得到北京市近地表气温空间分布图(图6)。从图6可见,北京市近地表气温呈现出显著的空间差异性:中心城区的气温较高,呈现出城市热岛特征;从中心城区到郊区气温逐渐降低,城区周围农田的温度通常低于城区3~5℃,而山地的气温则显著低于农田,并且山地呈现海拔越高气温越低的趋势。北京市反演气温与实际气象站点气温分布情况总体上一致,最高气温和最低气温都在合理范围内,无异常值出现,很好地反映了北京市的气温分布状况。

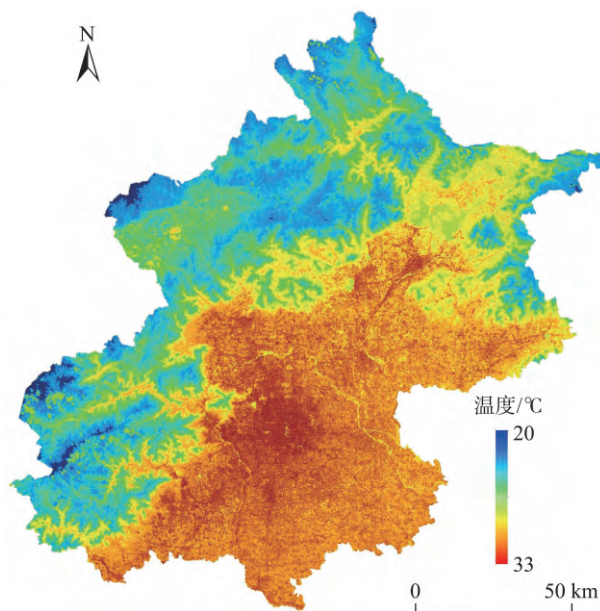


图6 北京市近地表气温图

Fig. 6 Map of near surface air temperature in Beijing

5 结论

本文首次采用随机森林方法对北京市近地表气温进行遥感反演,证明了随机森林在定量遥感中的可利用性及其在气温反演上的优越性。结果表明:①随机森林模型适用于近地表气温的反演,平均绝对误差为0.80℃、均方根误差为1.06℃,与多元线性回归模型相比随机森林的反演精度更为理想(多元回归模型的平均绝对误差为0.86℃、均方根误差为1.15℃);②在气温反演模型的输入参数中,地表温度对模型反演精度的影响最大,其次是高程,二者在随机森林模型中占有决定性地位。北京市近几年夏季无云的Landsat/TM遥感影像较少,加之对应时相卫星过境时气温数据不易获取,限制本文目前只能针对单个时相的数据进行探讨,存在局限性,后续可利用其他遥感数据进行更进一步的分析。

参考文献 (References):

- [1] Mao K B, Tang H J, Wang X F, et al. Near-surface air temperature estimation from ASTER data based on neural network algorithm[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008,29(20):6021-6028.
- [2] 齐述华,王军邦,张庆员,等.利用MODIS遥感影像获取近地层气温的方法研究[J].遥感学报,2005,9(5):570-575.

[Qi S H, Wang J B, Zhang Q Y, et al. Study on the esti-

- mation of air temperature from MODIS data[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2005,9(5):570-575.]
- [3] 祝善友,张桂欣.近地表气温遥感反演研究进展[J].*地球科学进展*,2011,26(7):724-730. [Zhu S Y, Zhang G X. Progress in near surface air temperature retrieved by remote sensing technology[J]. *Advances in Earth Science*, 2011,26(7):724-730.]
- [4] 曲培青,施润和,刘剋,等.基于遥感和BP人工神经网络的城乡气象站点划分分析[J].*地球信息科学学报*,2010,12(5):726-732. [Qu P Q, Shi R H, Liu K, et al. Discrimination of urban and rural meteorological stations based on remote sensing and BP artificial neural network[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2010,12(5):726-732.]
- [5] 徐永明,覃志豪,万洪秀.热红外遥感反演近地层气温的研究进展[J].*国土资源遥感*,2011(1):9-14. [Xu Y M, Qin Z H, Wan H X. Advances in the study of near surface air surface air temperature retrieval from thermal remote sensing[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2011, 1:9-14.]
- [6] Zhao C, Nan Z, Cheng G. Methods for modelling of temporal and spatial distribution of air temperature at landscape scale in the southern Qilian mountains, China[J]. *Ecological Modelling*, 2005,189(s1-2):209-220.
- [7] Cresswell M P, Morse A P, Thomson M C, et al. Estimating surface air temperatures from Meteosat land surface temperatures using an empirical solar zenith angle model[J]. *International Journal of Remote Sensing*,1999,20(6):1125-1132.
- [8] 曲培青,施润和,刘朝顺,等.基于MODIS地表参数产品和地理数据的近地层气温估算方法评价——以安徽省为例[J].*国土资源遥感*,2011(4):78-82. [Qu P Q, Shi R H, Liu C S, et al. The evaluation of MODIS data and geographic data for estimating near surface air temperature: A case of Anhui Province[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2011,4:78-82.]
- [9] Prihodko L, Goward S N. Estimation of air temperature from remotely sensed surface observations[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997,60(3):335-346.
- [10] Vancutsem C, Ceccato P, Dinku T, et al. Evaluation of MODIS land surface temperature data to estimate air temperature in different ecosystems over Africa[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010,4(2):449-465.
- [11] Stisen S, Sandholt I, Norgaard A, et al. Estimation of diurnal air temperature using MSG SEVIRI data in West Africa[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007,10(2):262-274.
- [12] 徐永明,覃志豪,沈艳.基于MODIS数据的长江三角洲地区近地表气温遥感反演[J].*农业工程学报*,2011,27(9):63-68. [Xu Y M, Qin Z H, Shen Y. Estimation of near surface air temperature from MODIS data in the Yangtze River Delta[J]. *Transactions of the CSAE*, 2011,27(9):63-68.]
- [13] Sun Y, Wang J F, Zhang R H, et al. Air temperature retrieval from remote sensing data based on thermodynamics[J]. *Theoretical & Applied Climatology*, 2005,80(1):37-48.
- [14] Breiman L. Random Forests[J]. *Machine Learning*,2001, 45(1):5--32.
- [15] 方匡南,吴见彬,朱建平,等.随机森林方法研究综述[J].*统计与信息论坛*,2011,26(3):32-38. [Fang K N, Wu J B, Zhu J P, et al. A review of technologies on random forests[J]. *Statistics&Information Forum*, 2011,26(3):32-38.]
- [16] 张雷,王琳琳,张旭东,等.随机森林算法基本思想及其在生态学中的应用——以云南松分布模拟为例[J].*生态学报*,2014,34(3):650-659. [Zhang L, Wang L L, Zhang X D, et al. The basic principle of random forest and its applications in ecology: A case study of *Pinus yunnanensis*[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2014,34(3):650-659.]
- [17] 田绍鸿,张显峰.采用随机森林法的天绘数据干旱区城市土地覆盖分类[J].*国土资源遥感*,2016,28(1):43-49. [Tian S H, Zhang X F. Random forest classification of land cover information of urban areas in arid regions based on TH-1 data[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2016,28(1):43-49.]
- [18] Gleason C J, Im J. Forest biomass estimation from airborne LiDAR data using machine learning approaches[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012,125(125):80-91.
- [19] Jiménez-Muñoz J C, Sobrino J A. A generalized single-channel method for retrieving land surface temperature from remote sensing data[J]. *Journal of Geophysical Research*, 2003,108(D22):2015-2023.
- [20] 邹春城,张友水,黄欢欢.福州市城市不透水面景观指数与城市热环境关系分析[J].*地球信息科学学报*,2014,16(3):490-498. [Zou C C, Zhang Y S, Huang H H. Impacts of impervious surface area and landscape metrics on urban heat environment in Fuzhou City, China[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2014,16(3):490-498.]
- [21] Chester L Arnold Jr, C James Gibbons. Impervious surface coverage: The emergence of a key environmental indicator[J]. *Journal of the American Planning Association*, 1996,62(2):243-258.
- [22] Ridd M K. Exploring a V-I-S (Vegetation-Impervious Surface-Soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1995,16(12):2165-2185.
- [23] 徐永明,刘勇洪.基于TM影像的北京市热环境及其与不

- 透水面的关系研究[J].生态环境学报,2013,22(4):639-643. [Xu Y M, Liu Y H. Study on the thermal environment and its relationship with impervious surface in Beijing city using TM image[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2013,22(4):639-643.]
- [24] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS[A]. Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium[C]. 1974: 309-317.
- [25] 徐涵秋.利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究[J].遥感学报,2005,9(5):589-595. [Xu H Q. A study on information extraction of water body with the modified normalized difference water index(MNDWI) [J]. Journal of Remote Sensing, 2005,9(5):589-595.]
- [26] 阿布都瓦斯提·吾拉木,秦其明.基于辐射模拟反演 ETM+数据宽波段反照率[J].北京大学学报:自然科学版,2007,43(4):474-483. [Ghulam A, Qin Q M. Calculation of ETM+ broadband albedos by radiative simulations [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2007,43(4):474-483.]