

基于 Triple-Collocation 的地面观测与卫星 遥感数据融合的雪深反演

许剑辉¹ 舒红¹

¹ 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉,430079

摘要:针对单一被动微波遥感反演雪深的精度和空间分辨率不足的问题,提出了一种星-地多源数据融合的雪深反演方法。以北疆每日站点观测雪深、AMSR-E 遥感反演雪深和 SSM/I 遥感反演雪深数据为研究对象,首先利用地统计方法结合地面站点观测数据估计北疆区域的雪深,然后采用 Triple-Collocation 方法分别估计三个雪深数据的误差方差,最后结合最小二乘原理实现星-地雪深观测数据的融合。对融合雪深与地面雪深观测数据进行验证分析,结果显示,与 AMSR-E 和 SSM/I 遥感反演雪深相比,融合的雪深与地面观测雪深的相关性更高;融合的雪深的精度有一定程度的提高。实验结果证明了多源数据融合方法的有效性。

关键词:雪深;AMSR-E;SSM/I;Triple-Collocation;最小二乘原理;遥感反演;数据融合

中图分类号:P237.9

文献标志码:A

积雪是最动态和活跃的水文学变量之一^[1],也是地球上最重要的水资源补给方式之一。雪深是积雪监测的一个重要因素,准确的雪深估计对气候、雪灾的监测非常重要。一般情况下,被动微波遥感反演的雪深具有空间分辨率低、反演精度低等问题。

针对上述问题,国内外学者提出了多种数据定量反演雪深^[2-3],尤其是在利用多源数据融合的方法反演积雪数据的研究方面,已经取得了重要的进展^[4-5]。赵亮等结合地面观测数据和遥感数据,采用时空距离权重法计算动态反演系数,最后通过反演系数进行雪深反演^[1]。Foster 等发展了一种新的 ANSA 积雪算法融合 MODIS 雪盖数据、AMSR-E 和 QuikSCAT 数据改善积雪产品^[6]。Liu 等根据格点与地面观测站点距离,通过计算每个站点的最优权重的方式对 ANSA 遥感反演的格点雪深数据进行偏差校正^[7]。这种基于最优估计理论的偏差校正方法适用于地面观测数据比较密集的区域,并不适合于地面站点稀疏的区域。

本文以北疆为研究区域,北疆气象站点雪深、

AMSR-E 和 SSM/I 遥感反演雪深为研究对象,利用一种不确定性估计的方法——Triple-Collocation 方法分别估计三个雪深数据集的误差方差,在最小二乘原理基础上实现星-地多源雪深数据的融合分析。

1 基于 Triple-Collocation 的融合方法

1.1 Triple-Collocation 方法

Triple-Collocation(TC)方法由 Stoffelen 提出,用于校正基于 Scattermeter 驱动的海洋风速,估计其误差^[8]。随后,该方法作为一个不确定估计方法被用来评价土壤湿度^[9,10]、叶面积指数^[11]等遥感数据的误差和不确定性。TC 方法的实现需要三个相互独立的数据集。为了避免误差估计过程中的数值问题,一般认为每个独立数据集的样本数大于 100^[9]。假设三个相互独立的雪深(基于站点观测的普通克里金(Ordinary kriging, OK)估计雪深、AMSR-E 和 SSM/I 雪深)和假设的雪深真值间存在如下线性关系:

收稿日期:2013-12-02

项目来源:国家自然科学基金资助项目(41171313,41331175);地理空间信息工程国家测绘地理信息局重点实验室开放研究基金资助项目(201329);湖北省自然科学基金资助项目(2014CFB725)。

第一作者:许剑辉,博士生,主要从事时空统计与数据同化研究。E-mail:xujianhui306@163.com

通讯作者:舒红,博士,教授。E-mail:shu_hong@whu.edu.cn

$$\begin{cases} \text{sdp}_x = \alpha_x + \beta_x \text{sdp}_{\text{true}} + \epsilon_x \\ \text{sdp}_y = \alpha_y + \beta_y \text{sdp}_{\text{true}} + \epsilon_y \\ \text{sdp}_z = \alpha_z + \beta_z \text{sdp}_{\text{true}} + \epsilon_z \end{cases} \quad (1)$$

式中, sdp_{true} 为真实的雪深; sdp_x 、 sdp_y 和 sdp_z 分别为 OK(01,OK) 估计雪深、AMSR-E 和 SSM/I 遥感反演雪深; ϵ_x 、 ϵ_y 和 ϵ_z 分别为 OK、AMSR-E 和 SSM/I 雪深估值的误差, 均值为 0。通过估算式(1)的均方根误差来表达每个雪深数据的误差方差。

方程两边除以 $\beta_i (i=x, y, z)$, $\text{sdp}_i^* = (\text{sdp}_i - \alpha_i) / \beta_i$, $\epsilon_i^* = \epsilon_i / \beta_i$ 并移项, 整理得到:

$$\begin{cases} \text{sdp}_x^* = \text{sdp}_{\text{true}} + \epsilon_x^* \\ \text{sdp}_y^* = \text{sdp}_{\text{true}} + \epsilon_y^* \\ \text{sdp}_z^* = \text{sdp}_{\text{true}} + \epsilon_z^* \end{cases} \quad (2)$$

通过式(2)中三个等式两两相减消除未知的真值 sdp_{true} , 然后进行交叉相乘并取均值, 最后得到每个估计的雪深数据误差的方差。由于残差 ϵ_x^* 、 ϵ_y^* 和 ϵ_z^* 相互独立, 有 $\langle \epsilon_x^* \epsilon_y^* \rangle = \langle \epsilon_x^* \epsilon_z^* \rangle = \langle \epsilon_y^* \epsilon_z^* \rangle = 0$ 。

$$\begin{cases} \sigma_x^{*2} = \langle \epsilon_x^{*2} \rangle = \langle (\text{sdp}_x^* - \text{sdp}_y^*)(\text{sdp}_x^* - \text{sdp}_z^*) \rangle \\ \sigma_y^{*2} = \langle \epsilon_y^{*2} \rangle = \langle (\text{sdp}_y^* - \text{sdp}_z^*)(\text{sdp}_y^* - \text{sdp}_x^*) \rangle \\ \sigma_z^{*2} = \langle \epsilon_z^{*2} \rangle = \langle (\text{sdp}_z^* - \text{sdp}_x^*)(\text{sdp}_z^* - \text{sdp}_y^*) \rangle \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\langle \cdot \rangle$ 表示均值计算。为了估计出不同雪深数据误差的方差, 需要计算出式(1)中相应的回归系数 α_i 和 $\beta_i (i=x, y, z)$ 。由于难以精确获取真实的雪深数据 sdp_{true} , 任意选择其中一个数据集 sdp_{OK} 作为参考数据, 并设置 $\alpha_x = 0, \beta_x = 1$ 。考虑到式(1)的对称性, ϵ_x^{*2} 、 ϵ_y^{*2} 和 ϵ_z^{*2} 的计算与参考数据的选择无关。式(1)调整为:

$$\begin{cases} \text{sdp}_x = \text{sdp}_{\text{true}} + \epsilon_x \\ \text{sdp}_y = \alpha_y + \beta_y \text{sdp}_{\text{true}} + \epsilon_y \\ \text{sdp}_z = \alpha_z + \beta_z \text{sdp}_{\text{true}} + \epsilon_z \end{cases} \quad (4)$$

对式(4)中的等式两边分别计算其均值(即计算区域雪深的空间均值), 然后将式(4)减去其均值, 并且令 $\text{sdp}' = \text{sdp} - \langle \text{sdp} \rangle$, 将得到的三个等式两两相乘并取均值, 最终计算出相应的回归系数:

$$\begin{cases} \beta_y = \langle \text{sdp}'_y \text{sdp}'_z \rangle / \langle \text{sdp}'_x \text{sdp}'_z \rangle \\ \beta_z = \langle \text{sdp}'_y \text{sdp}'_z \rangle / \langle \text{sdp}'_x \text{sdp}'_y \rangle \\ \alpha_y = \langle \text{sdp}_y \rangle - \beta_y \langle \text{sdp}_x \rangle \\ \alpha_z = \langle \text{sdp}_z \rangle - \beta_z \langle \text{sdp}_x \rangle \end{cases}$$

最后将计算得到的系数代入式(3), 即可得到不同雪深数据集的误差方差:

$$\begin{cases} \sigma_x^{*2} = \langle \text{sdp}'_x{}^2 \rangle - \langle \text{sdp}'_x \text{sdp}'_y \rangle \cdot \langle \text{sdp}'_y \text{sdp}'_z \rangle / \langle \text{sdp}'_y \text{sdp}'_z \rangle \\ \sigma_y^{*2} = \langle \text{sdp}'_y{}^2 \rangle - \langle \text{sdp}'_x \text{sdp}'_y \rangle \cdot \langle \text{sdp}'_y \text{sdp}'_z \rangle / \langle \text{sdp}'_x \text{sdp}'_z \rangle \\ \sigma_z^{*2} = \langle \text{sdp}'_z{}^2 \rangle - \langle \text{sdp}'_y \text{sdp}'_z \rangle \cdot \langle \text{sdp}'_x \text{sdp}'_y \rangle / \langle \text{sdp}'_x \text{sdp}'_z \rangle \end{cases} \quad (5)$$

1.2 星-地雪深数据融合

将普通克里金估计雪深、AMSR-E 与 SSM/I 反演雪深产品进行融合, 得到一个数据质量更好的雪深反演数据^[12]:

$$\hat{\text{sdp}}_m = \omega_x \text{sdp}_x + \omega_y \text{sdp}_y + \omega_z \text{sdp}_z \quad (6)$$

式中, $\hat{\text{sdp}}_m$ 为融合的雪深估计值; sdp_x 、 sdp_y 和 sdp_z 分别为 OK 估计的雪深, AMSR-E 反演雪深和 SSM/I 反演雪深; ω_x 、 ω_y 和 ω_z 分别为 OK、AMSR-E 和 SSM/I 雪深的相对权重。为了保证融合雪深估计值是无偏的, 需要满足条件 $\omega_x + \omega_y + \omega_z = 1$ 。最后根据最小二乘原理求出式(6)相应的权重系数:

$$\begin{cases} \omega_x = \sigma_y^{*2} \sigma_z^{*2} / (\sigma_x^{*2} \sigma_y^{*2} + \sigma_y^{*2} \sigma_z^{*2} + \sigma_z^{*2} \sigma_x^{*2}) \\ \omega_y = \sigma_z^{*2} \sigma_x^{*2} / (\sigma_x^{*2} \sigma_y^{*2} + \sigma_y^{*2} \sigma_z^{*2} + \sigma_z^{*2} \sigma_x^{*2}) \\ \omega_z = \sigma_x^{*2} \sigma_y^{*2} / (\sigma_x^{*2} \sigma_y^{*2} + \sigma_y^{*2} \sigma_z^{*2} + \sigma_z^{*2} \sigma_x^{*2}) \end{cases} \quad (7)$$

2 研究区域与数据

以北疆为研究区域, 区域空间位置为 $42^{\circ}12'N \sim 49^{\circ}12'N, 79^{\circ}48'E \sim 92^{\circ}36'E$, 包括两大山脉(天山和阿尔泰山)和一大盆地(准格尔盆地)。北疆地区地形复杂, 地貌多样, 海拔最高达到 6 300 m, 最低仅为 170 m。

研究所选用的遥感雪深为中国西部环境与生态科学数据中心提供的逐日的积雪厚度分布数据。用于反演该雪深数据集的原始数据来自美国国家雪冰数据中心处理的两个不同传感器 AMSR-E 和 SSM/I 的逐日亮温。通过对不同传感器的亮温进行交叉定标, 提高亮温在时间上的一致性, 然后利用文献^[13]在 Chang 算法基础上针对中国地区进行修正的算法反演得到经纬度投影的遥感雪深。实验进行多源数据融合前, 采用最邻近插值法对空间分辨率为 25 km 的雪深进行插值, 得到 0.01° 空间分辨率的雪深。

实验采用同一天的站点雪深(北疆 48 个站点雪深日值数据集)与遥感反演雪深进行融合分析。站点雪深是对积雪过程累积量的一个测量值, 和

遥感瞬时观测值在天尺度下具有可比性。由于北疆地区站点稀少,为了获取较高精度的 OK 插值结果,选择 10% 的空间均匀分布的站点(5 个站点:布尔津、塔城、奇台、伊宁和乌鲁木齐)的雪深数据作为验证数据,最后 90% 的站点(43 个站点)的雪深进行普通 OK 插值分析,得到 0.01° 空间分辨率的雪深。整个北疆地区获取的 0.01° 空间分辨率的 OK、AMSR-E 和 SSM/I 雪深分别有 450、259 个像元。采用 2007 年 1 月 1 日(001)、1 月 15 日(015)和 1 月 30 日(030)OK 估计雪深、AMSR-E 和 SSM/I 雪深进行融合分析。

3 结果及讨论

3.1 雪深数据间的相关系数及权重值

由于站点观测雪深、AMSR-E 和 SSM/I 雪深的来源是相互独立的,满足 TC 方法需要三个数据集相互独立。本文主要采用了 001、015 和 030 共 3 d OK 估计雪深、AMSR-E 和 SSM/I 雪深进行多源雪深数据的融合分析。首先根据公式 $sdp' = sdp - \langle sdp \rangle$ (sdp 为原始雪深, $\langle sdp \rangle$ 为平均雪深, sdp' 为雪深异常值)分别计算三个雪深数据的异常值;然后在 TC 理论框架下,根据式(5)计算每个雪深产品的误差方差。由于基于 TC 方法的误差方差的估计是建立在三个数据的相互关系上,我们可以通过分析雪深数据之间的相关系数来评价三个数据之间的互相关关系。从表 1 可以看出,AMSR-E 雪深数据与 SSM/I 雪深数据具有最强的相关系数。AMSR-E 雪深与 OK 估计雪深具有次强的相关性,而 OK 估计雪深与 SSM/I 雪深间的相关性最弱。两个遥感雪深是在 Chang 算法基础上分别采用不同的修正算法对亮温反演得到的,具有相似的反演原理,因此,它们的相关性较强。然而,站点雪深是地面直接测量得到的,通过 OK 插值方法得到 OK 估计雪深。所以 OK 估计雪深与 AMSR-E 和 SSM/I 雪深的相关性较弱。

在最小二乘原理的框架下,结合基于 TC 估计的误差方差,利用式(7)分别计算三个雪深数据的权重。表 2 显示了不同时刻三个雪深数据所占的权重,其中 AMSR-E 雪深占的权重最大。OK 估计雪深的权重比较大,权重最小的是 SSM/I 雪深。从表 1 和表 2 可以看出,和其他两个雪深数据的相关系数最大的雪深数据,其占的权重也最大。

表 1 不同雪深数据间的相关系数

Tab. 1 Correlation Coefficient (R) Between Different Snow Depth Products

	$R_{OK-AMSR-E}$	$R_{OK-SSM/I}$	$R_{AMSR-E-SSM/I}$
001	0.160*	0.127*	0.713*
015	0.245*	0.204*	0.598*
030	0.179*	0.133*	0.576*

注: * $p < 0.000 1$ 。

表 2 利用 TC 估计的雪深数据的权重

Tab. 2 Weights of Different Snow Depth Products Obtained from Triple-Collocation

	ω_{OK}	ω_{AMSR-E}	$\omega_{SSM/I}$
001	0.223	0.625	0.152
015	0.327	0.418	0.255
030	0.349	0.467	0.184

3.2 融合雪深的空间分布

图 1 为星-地多源雪深的融合结果。一般情况下,被动微波不能探测到 5 cm 以下的浅层积雪,由于 AMSR-E 和 SSM/I 雪深反演时建立的反演模型存在误差,使得反演模型计算得到的积雪厚度出现 0 或者小于 5 cm 的情况,如 AMSR-E 遥感反演雪深数据在北疆中部出现一小块雪深为 0 的区域,AMSR-E 和 SSM/I 反演结果都有小于 5 cm 的样本。本实验采用的车涛^[13]反演的 AMSR-E 和 SSM/I 雪深产品保留了雪深为 0 和小于 5 cm 的情况。OK 估计的雪深整体上都比较平滑,因为地统计插值过程中没有考虑其他因素如高程、气温等的影响,导致 OK 估计值在有些情况并不能很好地反映区域情况。特别是在北疆中部沙漠地区,几乎没有地面雪深观测站点,地统计方法会降低该区域雪深的精度,而这种情况下卫星遥感数据能够较好地反演该区域的雪深情况。AMSR-E 和 SSM/I 遥感反演的雪深空间分辨率低,通过插值方法和星-地多源雪深数据的融合方法能够获取高空间分辨率的、高精度的雪深数据,如图 1 所示。融合的雪深较好地保持了原始遥感数据的整体空间格局,同时通过融入高精度地面观测的雪深数据信息而有效地提高雪深数据的测量精度,如图 1 中 TC 所示。从图 1 中还发现,融合的雪深比 AMSR-E 和 SSM/I 雪深整体上细节不明显,这是由于 OK 估计雪深整体上比较平滑引起的。

从图 1 还可以看出,2007 年 1 月份属于积雪累积期,最大积雪深度主要集中在阿尔泰山、塔城、伊犁和乌鲁木齐地区。

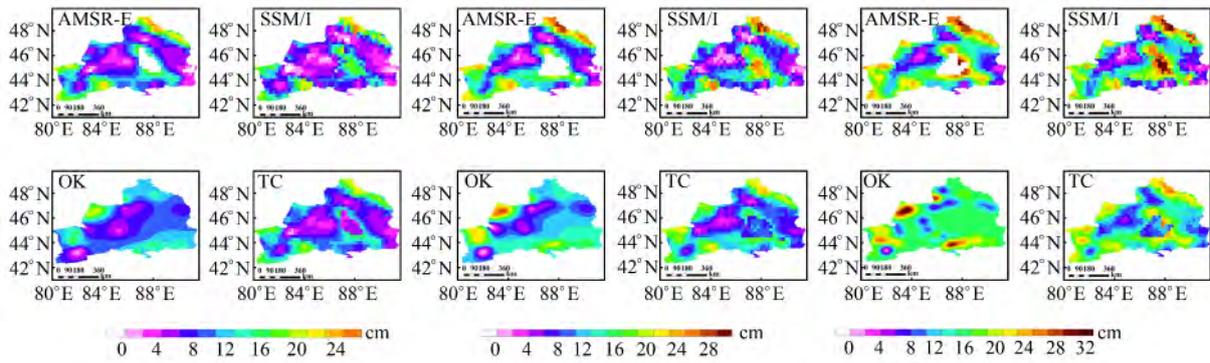


图1 不同雪深数据的融合结果

Fig.1 Merged Map of TC from Different Snow Depth Products

3.3 融合结果的验证

图2(a)~2(c)分别为43个站点对应的AMSR-E、SSM/I和基于TC融合的雪深的散点图。地面观测站点雪深与对应AMSR-E雪深的相关系数仅为0.307(001)、0.424(015)和0.314(030),与SSM/I雪深的相关系数仅为0.312、0.377和0.298,而与融合后的TC雪深数据的相关系数分别提高到0.616、0.780和0.753。

图3(a)~3(c)为5个站点对应的反演雪深

与站点雪深的散点图。融合后的雪深与站点雪深的相关系数分别为0.307(图3(a))、0.568(图3(b))和0.428(图3(c)),与AMSR-E、SSM/I和站点雪深的相关系数相比,相关系数提高最小的为1月15日,分别提高了67.98%和69.09%。另外,与AMSR-E和SSM/I雪深数据相比较,基于TC的雪深与站点雪深的均方根误差分别减少了10.42%和27.88%(001)、19.72%和30.09%(015)、24.24%和37.63%(030)。

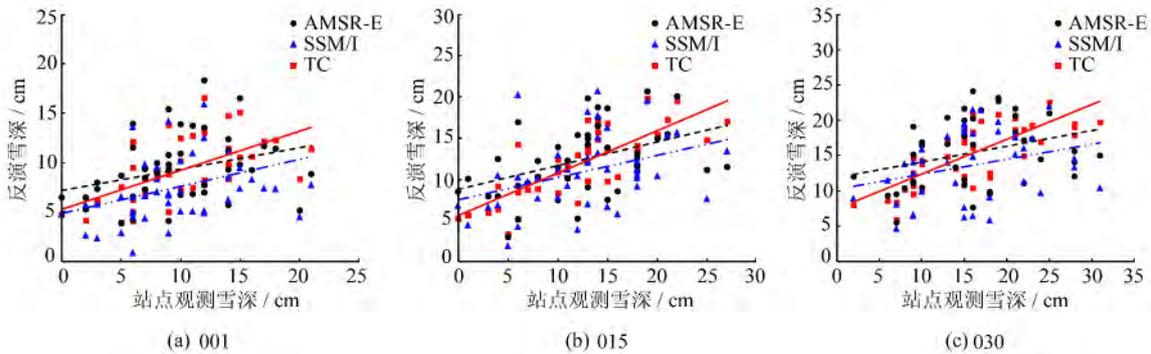


图2 AMSR-E、SSM/I和TC雪深数据的比较(43个站点)

Fig.2 Comparison of AMSR-E, SSM/I and TC-based Snow Depth Products(43 Stations)

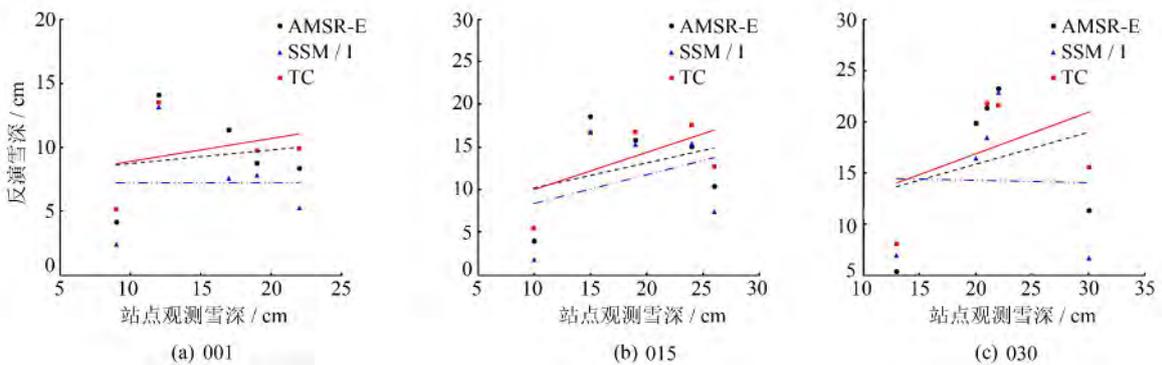


图3 AMSR-E、SSM/I和TC雪深数据的比较(5个站点)

Fig.3 Comparison of AMSR-E, SSM/I and TC-based Snow Depth Products(Five Stations)

4 结 语

针对地面观测站点雪深、AMSR-E 微波遥感反演雪深和 SSM/I 微波遥感反演雪深数据,提出了一种基于误差分布加权计算的多源数据融合方法,能有效地提高雪深的反演精度,融合的雪深有效地反映了积雪时空分布的变化。

然而,本文只对同一种类型的不同来源的数据进行空间上的融合分析研究,研究还存在一些不足,在后续的研究中,将针对不同类型的积雪数据(如雪盖、雪深)和更多来源的遥感数据,以雪深反演为目标,进行多源积雪数据的时空融合分析研究,获取高精度的雪深时空分布图。

致谢:感谢中国气象局乌鲁木齐沙漠气象研究所提供站点雪深数据,中国西部环境与生态科学数据中心(<http://westdc.westgis.ac.cn>)提供 AMSR-E 和 SSM/I 微波遥感反演雪深数据。

参 考 文 献

- [1] Zhao Liang, Zhu Yuxiang, Yang Hong, et al. A Dynamic Approach to Retrieving Snow Depth Based on the Technology of Integrating Satellite Remote Sensing and in Situ Data[J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 2013, 71(4): 769-782 (赵亮,朱玉祥,杨弘,等.一种基于卫星遥感与地面测站数据融合技术的雪深动态反演方法[J].气象学报,2013,71(4):769-782)
- [2] Liu Hai, Chen Xiaoling, Song Zhen, et al. Study of Characteristic Parametric Selection and Model Construction for Snow Depth Retrieval from MODIS Image[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(1): 113-116 (刘海,陈晓玲,宋珍,等.MODIS 影像雪深遥感反演特征参数选择与模型研究[J].武汉大学学报·信息科学版,2011,36(1):113-116)
- [3] Liu Yan, Ruan Huihua, Zhang Pu, et al. Kriging Interpolation of Snow Depth at the North of Tianshan Mountains Assisted by MODIS Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(4): 403-405 (刘艳,阮惠华,张璞,等.利用 MODIS 数据研究天山北麓 Kriging 雪深插值[J].武汉大学学报·信息科学版,2012,37(4):403-405)
- [4] Foster J L, Hall D K, Eylander J, et al. Blended Visible, Passive Microwave and Scatterometer Global Snow Products[C]. The 64th Eastern Snow Conference, New Foundland, Canada, 2007
- [5] Hall D K, Foster J L, Kumar S, et al. Improving the Accuracy of the AFWA-NASA (ANSA) Blended Snow-cover Product over the Lower Great Lakes Region[J]. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 2012, 9(1): 1 141-1 161
- [6] Foster J L, Hall D K, Eylander J B, et al. A Blended Global Snow Product Using Visible, Passive Microwave and Scatterometer Satellite Data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(5): 1 371-1 395
- [7] Liu Y, Peters-Lidard C D, Kumar S, et al. Assimilating Satellite-based Snow Depth and Snow Cover Products for Improving Snow Predictions in Alaska[J]. *Advances in Water Resources*, 2013, 54: 208-227
- [8] Stoffelen A. Toward the True Near-surface Wind Speed: Error Modeling and Calibration Using Triple-Collocation[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans* (1978-2012), 1998, 103(C4): 7 755-7 766
- [9] Scipal K, Holmes T, De Jeu R, et al. A Possible Solution for the Problem of Estimating the Error Structure of Global Soil Moisture Data Sets[J]. *Geophysical Research Letters*, 2008, 35(24): L24403
- [10] Leroux D J, Kerr Y H, Richaume P, et al. Spatial-Distribution and Possible Sources of SMOS Errors at the Global Scale[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 133: 240-250
- [11] Fang H, Wei S, Jiang C, et al. Theoretical Uncertainty Analysis of Global MODIS, CYCLOPES, and GLOBCARBON LAI Products Using a Triple-Collocation Method[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 124: 610-621
- [12] Yilmaz M T, Crow W T, Anderson M C, et al. An Objective Methodology for Merging Satellite-and Model-based Soil Moisture Products[J]. *Water Resources Research*, 2012, 48(11): W11502, doi:10.1029/2011WR011682
- [13] Che Tao. Study on Passive Microwave Remote Sensing of Snow and Snow Data Assimilation Method[D]. Lanzhou: Cold and Arid Regions Environmental and Engineering Research Institute, CAS, 2006 (车涛.积雪被动微波遥感反演与积雪数据同化方法研究[D].兰州:中国科学院寒区旱区环境与工程研究所,2006)

(下转第 486 页)

For the surface covered by vegetation, surface emissivity was retrieved by AMSR-E with the help of the MODIS atmospheric profile product. Through analyzing the statistical relationship of emissivity polarization difference, an algorithm for retrieving PWV was built. Compared with the GPS results, the root mean square error of our algorithm is 7.4 mm. Regional consistency was found between the results from MODIS and our algorithm.

Key words: Beijing-Tianjin-Hebei Region; precipitable water vapor; AMSR-E; polarization difference

First author: WANG Yongqian, PhD, associate professor, specializes in the theories and methods of retrieving surface and atmosphere parameters by remote sensing. E-mail: wyqq@cuit.edu.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, Nos. 41471305, 41301653, 41405036; the Open Research Fund Program of Chongqing Meteorological Bureau, No. Kfj-201402; the Project of Preeminent Youth Fund of Sichuan Province, No. 2015JQ0037.

.....
(上接第 473 页)

The Triple-Collocation-based Fusion of In-situ and Satellite Remote Sensing Data for Snow Depth Retrieval

XU Jianhui¹ SHU Hong¹

¹ State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Because of the insufficient accuracy and spatial resolution of snow depth products retrieved by passive microwave remote sensing, a new multi-sources data fusion approach is developed for retrieving snow depth. The data from different sources contains visible, passive microwave satellite and in-situ data. The daily in-situ, AMSR-E and SSM/I retrieved snow depth products are used in this study. First, combining in-situ snow depth, the snow depth of Northern Xinjiang is estimated through geostatistical analysis. Then the error variances of each product are calculated using a triple collocation (TC) method. Finally, the new snow depth products are obtained by merging in-situ, AMSR-E and SSM/I snow depth data in a least squares criterion where the optimal weights of each product are determined with the TC-based error variances. The merged snow depth is validated against in-situ snow depth and exhibits a higher correlation with in-situ observations than that with original AMSR-E and SSM/I snow depth. The results with higher accuracy demonstrate the effectiveness of our approach.

Key words: snow depth; AMSR-E; SSM/I; Triple-Collocation; least square method; remote sensing retrieval; data fusion

First author: XU Jianhui, PhD candidate, specializes in spatio-temporal data analysis and data assimilation. E-mail: xujianhui306@163.com

Corresponding author: SHU Hong, PhD, professor. E-mail: shu_hong@whu.edu.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, Nos. 41171313, 41331175; the Open Research Fund of the Key Laboratory of Geo-informatics of National Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation, No. 201329; the Hubei Provincial Natural Science Foundation of China, No. 2014CFB725.