

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2020.02.003

基于机器学习的蒸散量插补方法

刘 堃,何祺胜,荆琛琳,李金阳,陈 丽

(河海大学地球科学与工程学院,江苏 南京 211100)

摘要:以黑河流域湿地、农田、草地、柽柳、胡杨林、混合林生态系统为研究对象,结合气象因子(净辐射、温度、土壤热通量、风速、相对湿度、土壤体积含水率),分别采用多元线性回归(MLR)、决策树(CART)、随机森林(RF)、支持向量回归(SVR)、BP人工神经网络(BPANN)、深度学习(DL)等方法对蒸散量进行插补。结果表明:(a)RF、SVR、BPANN、DL在各个生态系统的蒸散量插补精度均较高($R^2=0.8\sim0.93$, $R_{MSE}=21.730\sim41.731\text{ W/m}^2$, $M_{AE}=12.153\sim26.129\text{ W/m}^2$),但SVR在柽柳、混合林生态系统的结果稍差于其他3种方法(R^2 降低了0.01~0.02),MLR插补精度最差($R^2=0.6\sim0.7$),CART结果介于之间($R^2=0.78\sim0.9$)。(b)加入土壤体积含水率能一定程度提升模型插补的精度(R^2 提高了0.01~0.06)。(c)利用建立的插补模型去插补其他年份的蒸散量,发现其精度有不同程度的下降。综合考虑模型的精度和稳定性,RF、BPANN、DL对于蒸散量的插补具有较高的精度,同时加入土壤体积含水率可以提高模型插补的精度。

关键词:机器学习;黑河流域;蒸散量;缺失数据;土壤水分;模拟插补

中图分类号:P332.2 **文献标志码:**A **文章编号:**1000-1980(2020)02-0109-07

Gap filling method for evapotranspiration based on machine learning

LIU Kun, HE Qisheng, JING Chenlin, LI Jinyang, CHEN Li

(School of Earth Sciences and Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: In this study, by selecting the wetland, farmland, grassland, tamarix chinensis, populus euphratica forest and mixed forest ecosystem in the Heihe River Basin as studying objects, several machine learning algorithms were chosen to simulate and interpolate the latent heat flux data, considering several meteorological factors including the net radiation, temperature, soil heat flux, wind speed, relative humidity, and volumetric water content of soil. These methods included multiple linear regression (MLR), decision tree (CART), random forests (RF), support vector regression (SVR), BP artificial neural network (BPANN), and deep learning (DL). The results show the following: (a) RF, SVR, BPANN and DL obtain the best results in different ecosystems with $R^2=0.8$ to 0.93 , $R_{MSE}=21.730$ to 41.731 W/m^2 , and $M_{AE}=12.153$ to 26.129 W/m^2 , but the results of SVR in tamarix and mixed forest ecosystems are slightly worse than other three methods with R^2 decreased by 0.01 to 0.02 . The results of MLR are the worst with $R^2=0.6$ to 0.7 and the results of CART are in between with $R^2=0.78$ to 0.9 . (b) By comparing whether soil moisture participating in the gap filling, it indicates that the participation of soil moisture can improve the gap-filling accuracy of models to some extent with R^2 increased by 0.01 to 0.06 . (c) At the same time, the established gap-filling model was used to interpolate the evapotranspiration of other years, and it is found that the accuracy of gap-filling result decreased in varying degrees. With comprehensive consideration of the accuracy and stability of these models, it can be found that RF, BPANN and DL are more suitable for the gap filling of evapotranspiration, and the participation of soil moisture can improve the accuracy of three models.

Key words: machine learning; Heihe River Basin; latent heat flux; data missing; soil moisture; gap filling

基金项目:国家重点研发计划(2017YFC0405801);国家自然科学基金(41101308)

作者简介:刘堃(1995—),男,硕士研究生,主要从事定量遥感研究。E-mail:liukun@hhu.edu.cn

通信作者:何祺胜,副教授。E-mail:heqis@hhu.edu.cn

引用本文:刘堃,何祺胜,荆琛琳,等.基于机器学习的蒸散量插补方法[J].河海大学学报(自然科学版),2020,48(2):109-115.

LIU Kun, HE Qisheng, JING Chenlin, et al. Gap filling method for evapotranspiration based on machine learning [J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2020, 48(2):109-115.

蒸散量(ET)作为地表能量平衡和水文循环的重要组成部分^[1],决定着地表生态系统的水热传输,其准确的测定和估算,对于区域水资源评定、水分利用效率、干旱预测等均具有十分重要的价值。经过20多年的发展,涡动相关仪已经广泛应用于地表和大气的能量交换观测^[2-3]。涡动相关仪的观测数据通常是以30 min为一个周期,采集1 d和1 a的通量数据^[4]。然而,在观测过程中,由于各种原因(降雨、仪器故障、人为误操作等)部分观测数据会缺失,研究表明一年中有17%~50%的观测数据会缺失和被剔除^[5]。因此,如何建立有效的数据插补方法来形成完整的通量数据集成为当前亟待解决的问题^[4]。国内外学者针对涡动相关仪缺失的蒸散量提出了多种数据插补方法^[6],主要有非线性回归、动态线性回归、查找表、昼夜平均、卡尔曼滤波、人工神经网络(ANN)方法等。

目前,机器学习算法已经广泛应用于遥感研究。对于蒸散量的插补,国内外学者主要采用ANN方法进行插补^[7-9],并取得了较好的精度。但是使用其他机器学习算法(例如决策树、随机森林等)进行插补的研究却鲜有报道。此外,土壤湿度作为蒸散发的重要因子,对许多生态系统的蒸散发都有不同程度的影响^[10],而有关土壤水分要素的参与对基于机器学习的蒸散量插补结果的影响研究很少。

本文以典型干旱半干旱区湿地、农田、草地、林地生态系统为研究对象,研究作为输入变量的气象因子与蒸散量观测值之间的相关性,分析多元线性回归(MLR)、决策树(CART)、随机森林(RF)、支持向量回归(SVR)、BP人工神经网络(BPANN)、深度学习算法(DL)对缺失蒸散量的插补效果,以及土壤水分的参与对机器学习算法插补精度的影响,以期能为不同生态系统涡动相关仪观测蒸散量的插补提供理论支持。

1 数据和方法

1.1 数据选择

黑河流域位于中国西北干旱半干旱地区(97.1°E~102.1°E,37.7°N~42.7°N),是中国第二大内陆河流域,属于典型的温带大陆性干旱气候,气候干燥,降水稀少。黑河流域上游祁连山是高寒半干旱区,中、下游分别为河西走廊和额济纳平原干旱区,东西和南北差异特征显著,生态环境比较脆弱。本文主要研究黑河流域湿地、草地、农田、林地(怪柳、胡杨林、混合林)等生态系统。研究所用数据主要来自6个站点(表1),这6个站点均建有自动气象站和涡动相关仪,具有蒸散量、显热通量、气象因子等的长期连续观测数据(来源于黑河生态水文遥感试验(HiWATER)^[11-12],可以从寒区旱区科学数据中心申请获得(<http://westdc.westgis.ac.cn>))。每个站点涡动相关仪输出的都是30 min蒸散量均值,自动气象站输出的为10 min气象因子均值;由于仪器损坏、质量控制等原因,实际蒸散量输出值都有不同程度的缺失,数据缺失状况见表1。

表1 站点基本信息
Table 1 Basic information of sites

站点名称	东经/(°)	北纬/(°)	下垫面	高程/m	数据选取时间	蒸散量缺失占比/%
张掖湿地站	100.4464	38.9751	湿地	1460	2015-01-01—2015-09-25	40.3
阿柔超级站	100.4643	38.0473	高寒草地	3033	2016-01-01—2016-12-31	16.8
大满超级站	100.3722	38.8555	农田(玉米)	1556	2015-01-01—2015-12-31	36.8
四道桥超级站	101.1374	42.0012	怪柳	873	2015-01-01—2015-12-31	23.8
胡杨林站	101.1236	41.9928	胡杨林	876	2015-01-01—2015-12-31	31.2
混合林站	101.1335	41.9903	胡杨与怪柳	874	2015-01-01—2015-12-31	34.3

采用每个站点30 min的有效气象因子和蒸散量观测值研究机器学习算法的插补效果,将气象因子作为输入变量,蒸散量观测值作为响应变量。草地、农田、林地生态系统用的气象因子为净辐射、温度、土壤热通量、相对湿度、风速、土壤体积含水率(表层2 cm深度)。对于湿地生态系统,因为缺少实测土壤体积含水量,同时考虑到湿地常年积水,土壤体积含水量对蒸散发的影响低于其他气象因子^[13],因此选用净辐射、温度、土壤热通量、相对湿度和风速作为气象因子。

1.2 数据预处理

由于输入变量各不相同,也不在同一个数量级上,为了消除各变量数量级差异对插补结果的影响,同时也为了加快人工神经网络和深度学习的训练和收敛速度,需要对输入变量做归一化处理。归一化公式如下:

$$Y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

(1)

式中: Y ——输入变量归一化值; x ——输入变量; $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ ——输入变量的最小值和最大值。

1.3 6 种机器学习算法

- 本文采用的机器学习算法包括 MLR、CART、RF、SVR、BPANN、DL。
- a. 多元线性回归。该算法是指 2 个或 2 个以上的自变量组成线性表达式对应一个因变量,通常用在自变量和因变量具有线性相关的条件下。
 - b. 决策树。决策树是以平方误差最小化准则来不断地分裂节点,从而递归地构建二叉决策树,并最终叶子节点的均值作为预测值。经反复试错,该算法的参数中,树的最大深度和节点样本数分别设置为 20 和 11,其他参数保持缺省值不变。
 - c. 随机森林。随机森林通过集成学习的思想将多棵决策树集成^[14-15],再通过取所有树预测均值得到 RF 的预测值。其不易发生过拟合,并具有很好的鲁棒性。经反复试验,该算法参数中,决策树个数、每颗树的最大深度和节点样本数分别设置为 100、30 和 1,其他参数保持缺省值不变。
 - d. 支持向量回归。支持向量回归是一种建立在统计学习理论的机器学习方法,通过结构风险最小原理取得全局的最优解^[16-18]。SVR 速度快,泛化能力强,能够解决小样本和高维输入空间的问题。经测试,SVR 选用 RBF 作为核函数,惩罚系数 C 设置为 200,核函数参数 G 设置为 25。
 - e. BP 人工神经网络。BP 人工神经网络是一种学习过程为信号正向传播和误差反向传播的前馈神经网络,是目前应用最广泛的一种神经网络^[19]。目前,国内外主要采用 3 层神经网络结构来插补蒸散量^[7,9],且从理论上说,单隐层 BP 网络已经有足够的映射或逼近能力。因此,本文采用 3 层网络结构,分别由输入层、隐藏层和输出层组成。每层的激活函数均设为 relu 函数,经实际测试,把隐藏层单元个数设为 200,此时插补结果最佳。
 - f. 深度学习。深度学习是在传统人工神经网络的基础上添加更多的隐藏层,以此建立复杂的非线性网络结构,从而在少量有限的样本中挖掘出数据的本质特征,用较少的参数建立复杂的函数。本文采用增加 BP 人工神经网络隐藏层数量的深度学习算法,把隐藏层设为 4 层,每层 70 个神经元,每层的激活函数设为 relu 函数,并且为了防止过拟合,把参数 L_2 (正则化项)的值设为 0.01。

上述算法中,除了深度学习是基于 Python 语言的 keras 模块建立的模型,其他算法均是基于 Python 语言的 scikit-learn 模块建立的模型。

1.4 插补模型的建立与性能评价

综合考虑数据质量和气象数据的缺失程度,分别选取草地(2016 年全年),农田、林地(均为 2015 年全年),湿地(2015-01-01 至 2015-09-25)生态系统中的 10 min 气象数据和 30 min 蒸散量观测值作为研究数据。因为气象数据缺失很少,因此采用线性插值法补充完整^[20],同时为了与 30 min 蒸散量相对应,把 10 min 气象数据取均值处理为 30 min 气象数据。选用各生态系统 30 min 蒸散量未缺失部分和对应的 30 min 气象数据作为训练和测试样本数据的来源,其中训练样本用于插补模型的训练,测试样本作为人工制造的缺失值,通过训练好的模型在测试样本上的模拟值与测试样本的观测值(真值)进行比较,研究插补的效果。选用决定系数 R^2 、均方根误差 R_{MSE} 、绝对平均误差 M_{AE} 评价测试样本模拟值与观测值之间的相关性与离散程度。

2 结果与分析

2.1 蒸散量与气象因子的相关性分析

为了确定所选气象因子对于蒸散量插补的有效性,选取湿地、草地、农田、林地的输入气象因子与对应的蒸散量观测值进行相关性分析。结果(表 2)表明,在置信度水平为 0.05 和 0.01 时,湿地、草地、农田、林地的蒸散量均与所选气象因子存在显著相关关系。因此,可以选用净辐射、温度、土壤热通量、相对湿度、风速、土壤体积含水率 6 个气象因子来建立插补模型。

2.2 蒸散量模型插补结果

采用不同机器学习算法计算湿地、草地、农田、林地有无土壤体积含水率情况下蒸散量的插补值,其与观测值之间的 R^2 、 R_{MSE} 和 M_{AE} 见表 3。

表2 蒸散量与气象因子间的相关性

Table 2 Correlation between latent heat flux and meteorological factors

气象因子	蒸散量					
	湿地	草地	农田	怪柳	胡杨林	混合林
风 速	0.196 **	0.072 **	0.024 *	0.238 **	0.122 **	0.020 *
温 度	0.642 **	0.604 **	0.592 **	0.603 **	0.583 **	0.625 **
相对湿度	-0.492 **	-0.283 **	-0.333 **	-0.274 **	-0.254 **	-0.284 **
净辐射	0.803 **	0.833 **	0.789 **	0.725 **	0.697 **	0.671 **
土壤热通量	0.222 **	0.682 **	0.455 **	0.266 **	0.563 **	0.532 **
土壤体含水量	—	0.253 **	0.425 **	0.375 **	0.299 **	0.267 **

注: * 是在0.05水平上双侧显著相关; ** 是在0.01水平上双侧显著相关。

表3 6种机器学习模型蒸散量的插补结果

Table 3 Gap-filling results of latent heat flux using six machine learning models

生态系统	模型	无土壤体含水量率			有土壤体含水量率		
		R^2	$R_{MSE}/(W \cdot m^{-2})$	$M_{AE}/(W \cdot m^{-2})$	R^2	$R_{MSE}/(W \cdot m^{-2})$	$M_{AE}/(W \cdot m^{-2})$
湿地	MLR	0.715	64.272	47.952			
	CART	0.872	51.223	31.813			
	RF	0.914	41.731	25.753			
	SVR	0.914	41.618	25.539			
	BPANN	0.918	40.659	25.230			
	DL	0.918	40.597	25.129			
草地	MLR	0.709	35.172	26.156	0.712	34.901	26.150
	CART	0.901	25.129	15.135	0.905	25.084	15.078
	RF	0.916	22.909	13.261	0.925	22.279	12.769
	SVR	0.919	22.419	12.704	0.928	21.730	12.153
	BPANN	0.913	22.889	13.324	0.925	22.139	12.959
	DL	0.914	22.794	13.265	0.925	22.542	13.254
农田	MLR	0.693	68.642	48.747	0.707	67.070	47.774
	CART	0.835	50.496	28.845	0.896	40.169	23.613
	RF	0.873	44.170	25.376	0.929	33.056	19.199
	SVR	0.876	43.876	24.816	0.927	33.498	19.305
	BPANN	0.876	44.013	26.353	0.931	32.536	19.297
	DL	0.878	42.840	25.503	0.928	33.176	19.833
怪柳	MLR	0.678	63.171	44.115	0.682	62.773	44.064
	CART	0.839	45.029	23.811	0.876	39.285	20.231
	RF	0.879	38.631	19.731	0.912	32.955	16.173
	SVR	0.873	39.787	19.371	0.897	35.742	18.013
	BPANN	0.879	38.809	20.482	0.912	34.244	18.086
	DL	0.876	41.652	21.365	0.914	32.732	16.109
胡杨林	MLR	0.634	57.470	39.000	0.637	57.194	38.986
	CART	0.781	44.486	25.417	0.813	41.044	23.200
	RF	0.834	38.733	21.548	0.863	35.239	19.261
	SVR	0.833	38.954	21.352	0.868	34.730	18.859
	BPANN	0.837	38.383	22.014	0.865	35.312	20.071
	DL	0.832	39.453	22.776	0.867	35.816	19.844
混合林	MLR	0.644	52.899	39.257	0.654	52.139	39.053
	CART	0.808	39.106	21.938	0.868	32.369	17.682
	RF	0.860	33.142	18.278	0.915	26.267	14.270
	SVR	0.862	33.015	17.804	0.895	28.794	15.981
	BPANN	0.862	31.757	18.801	0.911	26.446	15.385
	DL	0.863	32.345	18.047	0.914	26.965	15.855

注:有无土壤体含水量率指输入变量是否含有相应的值。

整体来看,各生态系统最好插补结果的决定系数都比较高($R^2>0.83$),其中草地和农田模拟结果最好,其次是湿地、怪柳和混合林,胡杨林模拟结果最差。

由表3可知,MLR在每种生态系统的插补均表现最差,这表明气象因子与蒸散量之间是复杂的非线性

关系,不适合用简单的线性模型。其次,CART 要好于线性回归的插补结果,而相比 MLR、CART、RF、SVR、BPANN、DL 在每种生态系统的结果均更好。在湿地、草地、农田、胡杨林生态系统中,RF、SVR、BPANN、DL 算法的结果差异并不是很显著。柽柳、混合林生态系统,SVR 的结果要稍差于 RF、BPANN、DL 的结果,可能是因为柽柳、混合林的实测气象数据和蒸散量包含一些噪声,而 SVR 对数据噪声比较敏感^[21],导致噪声带来的错误被扩大,从而影响了插补结果。总之,对于干旱半干旱区的湿地、草地、农田、林地生态系统,RF、BPANN、DL、SVR 均可以得到较理想的插补结果,但是 SVR 稳定性稍差于其他 3 种方法。

相比无土壤体积含水率情况,在土壤体积含水率参与的情况下,农田、柽柳、胡杨林、混合林的 R^2 、 R_{MSE} 、 M_{AE} 均有显著提高,但草地相比却并没有显著提高。在蒸发旺盛的生长季(3—10 月),草地的土壤体积含水率大部分都在 30% 以上(图 1),相比其他生态系统,其下垫面水分比较充足,这导致土壤水分对蒸散发的影响相对较弱;同时草地生态系统中土壤水分与蒸散发的相关性最弱(表 2),这些因素表明,在半小时尺度下草地生态系统的土壤水分对蒸散发的影响程度相对较弱。因此,土壤水分的加入并未使草地的插补精度有明显提高。

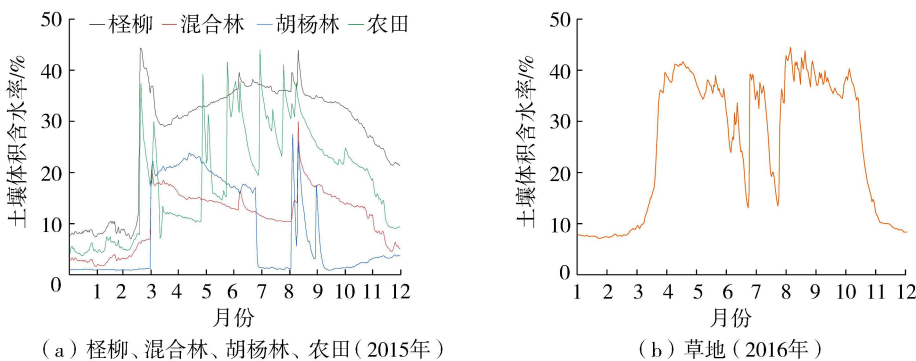


图 1 林地、农田、草地的日土壤体积含水率变化

Fig. 1 Change of daily soil moisture in farmland, woodland and grassland

为了研究插补模型的泛化能力,选用草地(2015 年)、农田(2016 年)、柽柳(2016 年)、胡杨林(2014 年)、湿地(2016 年)生态系统的气象数据和蒸散量观测值(气象因子和时间尺度与训练模型保持一致)作为测试样本,用已训练好的插补模型计算测试样本的模拟值,并与测试样本的真值进行比较。从整体结果看,无论土壤水分是否参与,各生态系统在其他年份的插补精度均有一定程度的降低。其中草地插补精度降低的幅度最小(R^2 降低 0.02 ~ 0.03),最好模拟精度为 $R^2=0.9 \sim 0.91$, $R_{MSE}=31.817 \sim 32.446 \text{ W/m}^2$, $M_{AE}=17.232 \sim 18.627 \text{ W/m}^2$,而湿地、农田、柽柳、胡杨林、混合林插补精度降低的幅度较大(R^2 降低 0.1 ~ 0.2)。

2.3 插补效果分析

为了检验机器学习算法对蒸散量的插补效果,以农田为例,采用人工神经网络算法,分别选用有土壤体积含水率和无土壤体积含水率 2 种数据集,对 2015 年缺失蒸散量进行插补,得到一年连续的蒸散量,并以 6 月 8 日为例分析插补效果(图 2 中虚线框代表原始观测值缺失部分),同时将插补完整的蒸散量与净辐射进行比较和分析,结果见图 2 ~ 3。

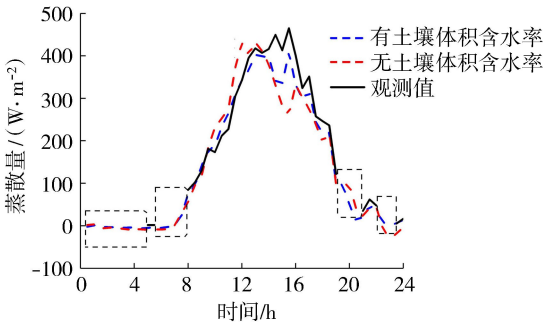


图 2 蒸散量插补效果

Fig. 2 Gap-filling effect of latent heat flux

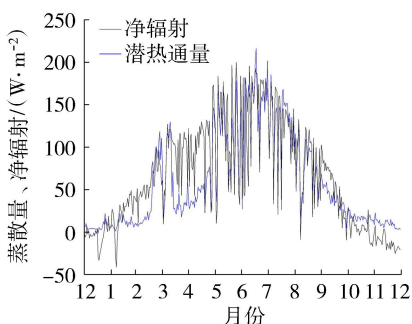


图 3 插补完整蒸散量与净辐射日变化对比

Fig. 3 Comparison of interpolation completed latent heat flux to net radiation

由图2可以看到有土壤水分参与的结果要优于无土壤水分参与的结果,更贴近实测曲线的变化趋势。净辐射作为蒸散发的能量来源,是影响蒸散量变化的主要因子,从蒸散量与净辐射的变化趋势可对插补效果做定性分析。从图3可以看到,两者变化趋势比较接近,有较好的相关关系。通过上述分析,表明插补结果比较合理可信。

3 结 语

MLR在各个生态系统的蒸散量插补精度均最差($R^2=0.6\sim0.7$),CART次之($R^2=0.78\sim0.9$),而RF、SVR、BPANN、DL的插补精度较高($R^2=0.83\sim0.93$);在怪柳、混合林生态系统,相比RF、BPANN、DL,SVR的插补精度稍低,表明其稳定性偏差。此外,土壤水分参与插补要比土壤水分不参与插补可以获得更高的精度(R^2 提高了 $0.01\sim0.06$)。以已建立的插补模型去插补其他年份的蒸散量,发现其精度有不同程度的下降。

综合考虑模型的插补精度和稳定性,对于旱半干旱区湿地、草地、农田、林地生态系统,随机森林(RF)、BP人工神经网络(BPANN)、深度学习(DL)更适合用来插补,可以取得较好的结果,同时加入土壤水分可以在一定程度上提升机器学习模型插补的精度。

本研究虽较全面地分析了MLR、CART、RF、SVR、BPANN、DL对于旱半干旱区生态系统缺失蒸散量的插补效果、但这些算法在湿润区、干旱区等其他环境的生态系统是否适用,还需要进一步的研究和验证。

参考文献:

[1] 张霞,李明星,马柱国.近30年全球干旱半干旱区的蒸散变化特征[J].大气科学,2018,42(2):251-267. (ZHANG Xia, LI Mingxing, MA Zhuguo. Evapotranspiration variability over global arid and semi-arid regions from 1982 to 2011[J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences, 2018,42(2): 251-267. (in Chinese))

[2] BALDOCCHI D, VALENTINI R, RUNNING S, et al. Strategies for measuring and modelling carbon dioxide and water vapor fluxes over terrestrial ecosystems[J]. Global Change Biology,1996,2(3):159-168.

[3] AUBINET M, GRELLE A, IBROM A, et al. Estimates of the annual net carbon and water exchange of forests: the EUROFLUX methodology[J]. Advances in Ecological Research,2000,30:113-175.

[4] 徐自为,刘绍民,徐同仁,等.涡动相关仪观测蒸散量的插补方法比较[J].地球科学进展,2009,24(4):372-382. (XU Ziwei, LIU Shaomin, XU Tongren, et al. Comparison of the gap filling methods of evapotranspiration measured by eddy covariance system[J]. Advances in Earth Science,2009,24(4): 372-382. (in Chinese))

[5] FALGE E, BALDOCCHI D, OLSON R, et al. Gap filling strategies for defensible annual sums of net ecosystem exchange[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2001,107(1):43-69.

[6] MOFFAT A M, PAPAIE D, REICHSTEIN M, et al. Comprehensive comparison of gap-filling techniques for eddy covariance net carbon fluxes[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2007, 147(3/4):209-232.

[7] SCHMIDT A, WRZESINSKY T, KLEMM O. Gap filling and quality assessment of CO₂ and water vapour fluxes above an urban area with radial basis function neural networks[J]. Boundary-Layer Meteorology, 2008, 126(3): 389-413.

[8] WANG K, DICKINSON R E. A review of global terrestrial evapotranspiration: observation, modeling, climatology, and climatic variability[J]. Reviews of Geophysics, 2012, 50(2): RG000373.1-RG000373.54.

[9] 张琨,朱高峰,白岩,等.基于人工神经网络的涡度相关仪观测蒸散量的数据插补方法[J].兰州大学学报(自然科学版),2014,50(3):348-355. (ZHANG Kun, ZHU Gaofeng, BAI Yan, et al. Gap filling for evapotranspiration based on BP artificial neural networks[J]. Journal of Lanzhou University (Natural Sciences), 2014,50(3):348-355. (in Chinese))

[10] 肖宇,马柱国,李明星.陆面模式中土壤湿度影响蒸散参数化方案的评估[J].大气科学,2017,41(1):132-146. (XIAO Yu, MA Zhuguo, LI Mingxing. Evaluation of the parameterizations of soil moisture influence on evapotranspiration in land surface models[J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences, 2017,41(1): 132-146. (in Chinese))

[11] LIU Shaomin, LI Xin, XU Ziwei, et al. The Heihe integrated observatory network: a basin-scale land surface processes observatory in China[J]. Vadose Zone Journal, 2018, 17(1):180072.

[12] LIU Shaomin, XU Ziwei, WANG Weizhen, et al. A comparison of eddy-covariance and large aperture scintillometer measurements with respect to the energy balance closure problem[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2011, 15(4): 1291-1306.

[13] 王昊,许士国.扎龙湿地芦苇沼泽蒸散发计算与分析[J].水利水电技术,2005,36(2):22-24,28. (WANG Hao, XU Shiguo.

Calculation and analysis on reed swamp evapotranspiration in Zhalong wetland [J]. Water Resources and Hydropower Engineering,2005,36(2):22-24,28. (in Chinese))

[14] 吴志明,李建超,王睿,等. 基于随机森林的内陆湖泊水体有色可溶性有机物(CDOM)浓度遥感估算[J]. 湖泊科学, 2018, 30(4): 979-991. (WU Zhiming, LI Jianchao, WANG Rui,et al. Estimation of CDOM concentration in inland lake based on random forest using Sentinel-3A OLCI[J]. Journal of Lake Sciences, 2018, 30(4): 979-991. (in Chinese))

[15] 崔东文,金波. 基于随机森林回归算法的水生态文明综合评价[J]. 水利水电科技进展,2014,34(5):56-60. (CUI Dongwen,JIN Bo. Comprehensive evaluation of water ecological civilization based on random forests regression algorithm[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2014,34(5):56-60. (in Chinese))

[16] 霍文博,朱跃龙,李致家,等. 新安江模型和支持向量机模型实时洪水预报应用比较[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2018,46(4): 283-289. (HUO Wenbo,ZHU Yuelong, LI Zhijia, et al. Comparison of Xin’ anjiang model and support vector machine model in the application of real-time flood forecasting[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2018,46(4):283-289. (in Chinese))

[17] 崔东文. 多组群教学优化算法-神经网络-支持向量机组合模型在径流预测中的应用[J]. 水利水电科技进展,2019,39(4):41-48. (CUI Dongwen. Combined model of multi-group teaching optimization algorithm-neural network-support vector machine in runoff prediction application[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2019, 39(4): 41-48. (in Chinese))

[18] 蒋汝成,顾世祥. 基于水贫困指数及 MSCS-SVM 模型的云南省水安全评价[J]. 水利经济,2018,36(5):7-12. (JIANG Rucheng,GU Shixiang. Evaluation of water safety in Yunnan Province based on water poverty index and MSCS-SVM model[J]. Journal of Economics of Water Resources,2018,36(5):7-12. (in Chinese))

[19] 彭立顺,蔡润,刘进波,等. 基于遗传优化神经网络的高速公路路基沉降量预测[J]. 地震工程学报,2019,41(1):124-130, 207. (PENG Lishun,CAI Run,LIU Jinbo, et al. Settlement prediction of highway subgrades based on genetic optimization neural network[J]. China Earthquake Engineering Journal,2019,41(1):124-130,207. (in Chinese))

[20] 张琨. 遥感蒸散发模型参数敏感性分析与优化方法研究[D]. 兰州:兰州大学,2018.

[21] 鲁淑霞. 基于支持向量机的多光谱数据分类[D]. 保定:河北大学,2007.

(收稿日期:2019-07-20 编辑:刘晓艳)

+++++

• 简讯 •

世界水日和中国水周

为唤起公众的水意识,加强水资源保护,1993 年 1 月 18 日第四十七届联合国大会根据联合国环境与发展大会制定的《21 世纪行动议程》中提出的建议,通过了第 193 号决议,确定自 1993 年起,将每年的 3 月 22 日定为“世界水日”。水利部确定每年的 3 月 22—28 日为“中国水周”,从 1991 年起,我国还将每年 5 月的第二周作为城市节约用水宣传周。

2020 年 3 月 22 日是第二十八届“世界水日”,3 月 22—28 日是第三十三届“中国水周”。联合国确定 2020 年“世界水日”的宣传主题为“水与气候变化”(water and climate change)。经研究确定,我国纪念 2020 年“世界水日”和“中国水周”活动的宣传主题为“坚持节水优先,建设幸福河湖”。

(本刊编辑部供稿)