文章编号: 1672 - 3317 (2022) Supp.2 - 0058 - 07

基于能量不平衡优化 PSEB 蒸散发模型

王福兵,刘红娟,田强龙,赵子敬,邱中齐,杨泽伟,魏国孝* (兰州大学资源环境学院,兰州 730000)

摘 要:【目的】优化 PSEB 蒸散发模型参数,提高模型性能。【方法】利用兰州大学半干旱区流域地表过程与环境 变化野外科学观测站的数据,研究 PSEB 模型优化问题。采用差分进化自适应算法,其核心思想为贝叶斯理论,在 PSEB 模型中引入能量不平衡修正项(aR_n),通过构造多条马尔科夫链来估计参数的后验信息。运用传统评价指标包 括决定系数(R²)、线性回归斜率(Slope)、一致性系数(IA)、模型效率(EF)、平均偏倚误差(MBE)、均方根误 差(RMSE),对优化后的 PSEB 模型性能进行评价。【结果】运用 DREAM 算法之后,模型的部分参数和能量不平衡 修正项(aR_n)得到了很好的约束。2种方案在模型校准期线性回归斜率分别为 0.76、0.91,均方根误差(RMSE)值 分别为 91.24、78.33,方案二的斜率相比方案一更接近于 1,且方案二的 RMSE 值相比方案一降低 14%,2种方案的 一致性指数(IA)均为 0.93。在验证期,2种方案的线性回归斜率分别为 0.51、0.54,均方根误差分别为 73.14 和 67.02, 比方案一,方案二的斜率更接近于 1,且均方根误差(RMSE)降低了 8%,一致性指数(IA)分别为 0.87 和 0.88。 【结论】DREAM 算法降低了 PSEB 模型中部分参数和能量不平衡修正项的不确定性,提高了模型性能。 关键词:蒸散发模型;参数优化;能量不平衡 中图分类号: S271 文献标志码:A doi: 10.13522/j.cnki.ggps.2022286

王福兵, 刘红娟, 田强龙, 等. 基于能量不平衡优化 PSEB 蒸散发模型[J]. 灌溉排水学报, 2022, 41(Supp.2): 58-64. WANG Fubing, LIU Hongjuan, TIAN Qianglong, et al. Optimization of PSEB Evapotranspiration Model Based on Energy Imbalance[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2022, 41(Supp.2): 58-64.

0 引 言

【研究意义】蒸散发(ET)主要包括土壤蒸发(E) 和作物蒸腾(T),是地表能量平衡的主要组成部分, 多年来一直是气象学、植物学、水文学、生态学、地 理学、土壤学等众多学科关注的焦点问题之一,也是 水量平衡的重要组成部分。在农业生态系统中,超过 90%的水分损失是由ET造成的^[1],并且在实践中, 我们对陆地表面过程和植被如何影响天气和气候的 理解,在很大程度上是基于地面能量通量和大气耦合 水文循环的数值模拟^[2]。因此,在水文、生态以及全 球气候变化等诸多问题中,ET的准确估算是至关重 要的^[3]。

【研究进展】Shuttleworth-Wallance(SW)双源模型适用于冠层稀疏的作物,由于其包含简单的物理过程和良好的性能,被广泛应用于农田生态系统蒸散发的评价^[4]。越来越多的人认为,模型必须受到实测数

据的约束,并且要考虑数据的局限性给模型模拟结果 带来的不确定性,以解决过程不确定性^[5-6]。在 SW 模型的实际应用中,常用涡度测量法来减少模型参数 的不确定性,提升模型参数质量,进而模拟 AET 或将 能量进一步划分为感热和潜热。在大多数的通量站点, 感热通量(H)与潜热通量(AET)之和通常小于可利 用能量(A=R_n-G, R_n为净辐射, G 为土壤表面的热通 量),违反了能量守恒定律,这是微气象学中长期存在 的问题^[7-11]。平均而言,能量平衡比((*H*+λET)/A) 约为 70%~90%, 称为能量不平衡问题^[12-13]。之前的 研究表明, SW 模型低估了 ET^[14-17], 其中一个可能的 原因是由于能量不平衡造成的^[4]。能量不平衡由于其 输入不确定性,将直接影响模型参数,从而导致在 SW 模型校准时对参数估计产生偏差和误导。本文基 于 Vallis 等^[18]提出的 Clausius-Clapeyron 关系的近似, 提出的 SW 模型的改进模型 (PSEB), 在实践和理论 上相比 SW 模型更有优势, 减少了 SW 模型中的经验 误差。

【切入点】针对 PSEB 模型,利用实验站的涡度 相关系统数据和气象数据,在能量方程中引入能量不 平衡修正项(*aR_n*),并利用 DREAM 算法约束模型参 数和能量不平衡修正项,来提高模型性能。【拟解决

收稿日期: 2022-05-22

基金项目:国家自然科学基金项目(41471023)

作者简介:王福兵(1998-),男。硕士研究生,研究方向为生态水文学。 E-mail: wangfb@lzu.edu.cn

通信作者:魏国孝(1966-),男。教授,博士,研究方向为半干旱区资源 与环境。E-mail: gxwei@lzu.edu.cn

的关键问题】本文主要通过研究 2021 年会宁实验站 水热通量、气象数据和叶面积指数数据,采用 PSEB 模型引入能量不平衡修正项,经参数优化后对会宁 实验站数据进行模拟及验证,同时对模型性能进行 评价。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验区位于兰州大学半干旱区流域地表过程与 环境变化野外科学观测站(35.42 N, 105.24 E, 海拔 1 951 m),地处甘肃省会宁县太平镇。研究区属于黄土 高原丘陵沟壑区,为温带半干旱季风气候。平均海 拔 2 025 m,年均降水量为 332.6 mm,主要集中在 7—9月,年平均气温为 7.9 ℃,年均无霜期 155 d。 昼夜温差大,光照充足。冬季干旱多风,夏季炎热, 地表水稀少,地下水位深。区内主要包括内山旱地、 塬旱地以及川旱地,耕地严重缺水,主要气象灾害是 干旱。研究对象为试验区内常规种植农作物玉米,试 验田为常规农耕地,玉米行距和株距分别为 0.5 m 和 0.4 m,覆膜种植。

1.2 数据来源及处理

1.2.1 涡度(EC)数据

会宁站涡度相关仪包括三维超声风速仪(CAST3, Campbell,USA)和CO₂/H₂O红外气体分析仪(Li-7500, LiCorInc., USA)。取样频率为10Hz,通过数据采集器(CR5000, Campbell,USA)采集并按30min计算平均值进行储存。利用Baldocchi(2003)的EC方法计算了潜热通量和感热通量^[19],并通过传统方法进行调整,包括三维旋转^[20]、WPL密度波动校正^[21]、频率响应校正^[22],以及消除由于降水、水凝结和系统故障而产生的虚假数据^[23]。

在处理数据过程中,对异常的数据采取以下原则 进行剔除:①降水及降水前后1h的数据;②传感器 状态异常时的数据;③明显超出物理意义的数据。对 缺失和剔除数据,可以通过湍流通量日变化绘图分析, 并且用内插法进行插补。其中潜热通量和感热通量的 计算式为^[24]:

$$LE = \lambda C_{p} \overline{\omega' p'}, \qquad (1)$$

$$H=\rho C_{\rm p} \overline{\omega' T'}, \qquad (2)$$

式中:*LE* 为潜热通量(W/m);*H* 为显热通量(W/m²); λ 为汽化潜热(J/g); ρ 为干空气密度(g/m); C_p 为空 气定压比热(J/(kg K));p'为比湿脉动量(g/m); *T* 为位温脉动量(℃); ω' 为垂直风速脉动量(m/s)。 1.2.2 气象数据

常规气象数据采用实验站内通量观测塔附近的 Watchdog2700 小型自动气象站进行测量,主要包括 风速和方向、空气温度、相对湿度、气压、降水量、 净辐射、土壤含水率、土壤热通量、土壤温度等数据。 测量数据的时间尺度为 0.5 h,由于受到天气问题及 仪器故障的影响,所测数据会产生一定的缺失。通过 采用线性插补的方法对缺失程度在 2 h 以内的数据进 行插补,而对于缺失少于 14 d 的数据,采用平均日 变化放大进行插补。

1.2.3 其他数据

叶面积指数(LAI)在观测期每隔1周左右在试验田随机选取8株玉米,测定玉米株高、每株玉米的叶片个数以及各叶片的长、宽,用下面的公式计算叶面积指数:

$$LAI=0.75\rho_{\text{ft}}\frac{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{n}(L_{ij}B_{ij})}{m},$$
 (3)

式中:L_{ij}为每株玉米各叶片的叶长;B_{ij}为最大叶宽; n 为第 j 株的总叶片数; m 为测定株数; ρ **为种植 密度。

1.3 模型简介

1.3.1 并联的双源能量平衡模型(PSEB 模型)简介

Shuttleworth-Wallace 模型是基于复杂物理过程 分析的蒸散发模型,其研究对象分为2部分,分别为 作物冠层和冠层下地表。而对于 PSEB 模型,假设来 自土壤表面的热通量与来自冠层叶片的热通量并联, 该模型结构采用了与 SW 模型中假定的不同的电阻 排列方式。

1.3.2 模型参数优化方法及方案

本文中模型参数优化方法采用差分进化自适应 算法和 Metropolis 算法的优点(简称 DREAM 算法), 该算法在高维复杂响应面存在多个局部最优解的情 况下,可以有效地估计模型参数的后验概率密度, 它是在差分进化算法(DE)的改进算法(DE-MC) 的基础上提出的。DREAM 算法以贝叶斯理论为基 础,构造了多条马尔科夫链,用来估计参数的后验 信息^[25-26]。根据贝叶斯理论,后验概率密度的求解可 以用似然函数的求解。DREAM 算法在保持详细平衡 和遍历性的同时,可以在复杂、高度非线性和多峰目 标分布上表现出良好的效率。

为了探讨在 PSEB 模型中加入能量不平衡修正项 (αR_n)对模型性能的影响,设计了 2 种优化方案。 方案一只考虑了 7 个参数进行优化,包括:g_{max}、Q₅₀、 D₅₀、K_q、K_a、b₁、b₂。方案二在方案一的基础上加入 了能量不平衡修正项(αR_n)。

1.4 模型评价指标

为了评价模型的模拟性能,引入传统的评价指标, 主要包括:决定系数(R²)、线性回归斜率(Slope)、 一致性指数(IA)、模型效率(EF)、平均偏倚误差 (MBE)、均方根误差(RMSE)。

2 结果与分析

2.1 PSEB 模型参数估计

运用 DREAM 算法对参数的后验概率密度函数 进行统计,获得 2 种方案的后验参数直方图如图 1、 图 2 所示。

由图 1 和图 2 可知, 2 种方案的 g_{max} 、 K_a 和 b_1 都受到很好的约束,具有对称单峰分布,近似于高斯分布,因为最大气孔导度 g_{max} 是 g_s °方程中的变量, g_{max} 对于 g_s °较为敏感,并且与其他气象数据相比,

 g_{max} 的影响是独立的。 b_1 受到较好的约束,表明模型 结构误差较小或涡度相关系统测量数据的误差较小。 而参数 K_a 可以将总可用能量划分为冠层和土壤吸收 的能量,可以纠正能量输入数据的误差,对模型模拟 λ ET 有重要影响,因此 K_a 也受到很好的约束。参数 Q_{50} 、 D_{50} 和 K_q 的后验分布约束不好,因为在 PSEB 模型中 g_s^c 对参数 Q_{50} 、 D_{50} 和 K_q 不敏感。在模型中加 入 aR_n 后, a 的后验分布约束较好,倾向于出现在其 上界,出现的最大频数为 6.5×10^3 。





综上所述,利用 DREAM 算法进行参数优化,降低了 PSEB 模型中大部分参数和能量修正项的不确定性,再加入 *aR*_n 之后,部分关键参数得到了很好的约束。

2.2 模型优化后的参数分析

结合前人^[27-29]研究成果,会宁试验站的 PSEB 模

型参数先验区间通过相关文献可得,如表1所示。

表 2 为参数的最大似然估计值 (MLEs)、后验中 位数以及 95%的置信区间,对比表 1 和表 2 可知, DREAM 算法使得 2 种方案中的大部分参数的不确定 性和能量修正项得到降低,说明 DREAM 算法对 PSEB 模型的参数优化有较好的效果。

表 1 模型各参数和能量修正项的先验区间	
----------------------	--

Table 1 A priori intervals of model parameters and

energy correction terms						
先验参数	lower	upper	参考文献			
$g_{\rm max}/({\rm mm~s}^{-1})$	0	50	Kelliher et al. (1995)			
$Q_{50}/(W m^{-2})$	10	50	Leuning et al. (2008)			
D_{50} /KPa	0.5	3	Leuning et al. (2008)			
$K_{ m q}$	0	1	Leuning et al. (2008)			
K_{a}	0	1	Leuning et al. (2008)			
$b_1/(s m^{-1})$	4.5	11.3	Sellers et al. (1992)			
$b_2/(s m^{-1})$	0	8	Sellers et al. (1992)			
α	0	0.3	Wilson et al. (2002)			

2.3 模型评价

图 3 为 PSEB 模型潜热通量模拟曲线图,其中图 3 (a)、图 3 (b)为方案一中模型在校准期和验证期 潜热通量模拟曲线图;图 3 (c)、图 3 (d)为方案二 中模型在校准期和验证期潜热通量模拟曲线图。通过 分析可得 PSEB 模型对半小时尺度的潜热通量模拟较 好,模拟值与实测值的变化趋势基本一致,且在部分 时段,模拟值较实测值偏低。另外方案二的模拟效果 比方案一较好,模型性能有所提升,提升效果不明显, 可能是由于参数 K_a的影响。

表 2 PSEB 模型参数的最大似然估计(MLEs)、后验中位数(Median)及 95%置信区间(Lower, Upper)

Table 2 Maximum likelihood function value, mean value and 95% confidence interval after model parameter optimization

项目	参数值	g _{max}	Q_{50}	D_{50}	$K_{ m q}$	K_{a}	b_1	b_2	α
方案一	MLE	0.002 4	11.856 7	2.635 2	0.000 9	0.058 4	5.440 5	0.000 9	-
	Median	0.002 8	24.160 7	1.751 1	0.156 6	0.065 7	5.462 8	0.167 9	-
	Lower	0.002 8	24.067 6	1.751 1	0.155 5	0.065 6	5.461 8	0.166 5	-
	Upper	0.002 8	24.253 9	1.757 9	0.157 8	0.065 8	5.463 9	0.169 2	-
方案二	MLE	0.004 9	49.706 4	1.259 7	0.150 0	0.047 4	5.618 9	0.034 4	0.217 5
	Median	0.005 1	32.248 2	1.749 0	0.396 5	0.044 2	5.780 4	0.391 2	0.237 1
	Lower	0.005 1	32.164 4	1.749 0	0.394 6	0.044 1	5.779 2	0.388 6	0.236 9
	Upper	0.005 2	32.332 1	1.754 9	0.398 4	0.044 3	5.781 6	0.393 8	0.237 4







图 3 PSEB 潜热通量模拟曲线图

Fig.3 Simulation curve of PSEB latent heat flux

为了明确在 PSEB 模型中加入能量不平衡修正项 (*aR*_n)对模型性能的影响,使用优化方案中模型的 校准数据来运行 PSEB 模型,以 0.5 h为时间尺度, 定量分析校准期和验证期的 PSEB 模型模拟情况。以 实测值为横坐标,模型模拟值为纵坐标,画校准期半 小时尺度的模型模拟值与实测值的散点图,做线性回 归分析。如图 4 所示。

在校准期,结合图 4 和表 3 进行分析可得,在方 案二中模型对*λET*的模拟性能优于方案一。对方案一 与方案二的潜热通量的模拟值与实测值做线性回归分析,斜率分别为0.76、0.91。*RMSE*的值分别为91.24、78.33,方案二的线性回归方程的斜率比方案一的斜率更接近于1,方案一对*λET*模拟值低估了24%,方案二的*RMSE*值从方案一的91.24 W/m²降低到了78.33 W/m²,降低了14%,方案二对*λET*的模拟值低估了9%。方案一和方案二的*MBE*值分别为28.12、-9.89, *IA*均为0.93。相比方案一,方案二的模型性能提升较为明显,模型性能有所改善。



图 4 校准期 PSEB 模型对潜热的模拟值与实测值的线性回归拟合图

Fig.4 Linear regression fitting diagram of simulated value and measured value of latent heat by PSEB model in calibration period

表 3 PSEB 模型校准期潜热通量(λET)的模拟评价指标



图 5 验证期 PSEB 模型对潜热的模拟值与实测值的线性回归拟合图

Fig.5 Linear regression fitting diagram of simulated value and measured value of latent heat by PSEB model in verification period 表 4 PSEB 模型验证期潜热通量(λET)的模拟评价指标

Table 4 Simulation evaluation index of latent heat flux in the validation period of PSEB model

指标	斜率	截距	R^2	IA	EF	MBE	RMSE
方案一	0.51	24.80	0.59	0.87	0.50	29.87	73.14
方案二	0.54	25.28	0.59	0.88	0.53	23.22	67.02

在验证期,设置相同的参数和能量修正项,结合 图 5 和表 4 进行分析可得,在方案二中模型对λET 的 模拟性能优于方案一。对方案一与方案二的潜热通量 的模拟值与实测值做线性回归分析, 斜率分别为 0.51、 0.54, *RMSE* 的值分别为 73.14、 67.02, 方案二的线 性回归方程的斜率比方案一的斜率更接近于 1, 方案

一对λET 的模拟值低估了 49%, 方案二的 RMSE 值从 方案一的 73.14 W/m²降低到了 67.02 W/m²,降低了 8%, 且方案二对λET 的模拟值低估了 46%。2 种方案 的 IA 分别为 0.87、0.88。与方案一相比, 方案二的模 型性能同样得到了提升, 但提升幅度较小。

综上所述, 在校准期和验证期, PSEB 模型加入 能量不平衡修正项 (*αR*_n), 明确处理了能量输入数据 的误差, 提高了模型性能。

3 讨 论

总的来说,结果表明,DREAM 算法成功地降低 了模型中大多数参数和能量不平衡修正项的假定先 验不确定性。这表明获得的蒸散发数据包含足够的信 息来估计这些参数和能量不平衡修正项。

较为明显的是,在模型中加入能量不平衡修正项 之后,参数α的直方图明显偏离高斯分布,且主要集 中于其上界。将α的先验区间修改为(0,0.1)进行 测试,结果表明,α的直方图近似于高斯分布,与α 的区间为(0,0.3)相比达到了较好的模型性能。然 而,α的后验值的平均值为0.54,大于报告值。因此, 尽管更小的区间长度可以使参数的分布更加合理,但 却导致了参数的后验值不合理。

加入了能量不平衡修正项后,模型的模拟精度仍 未达到预期。可能是由于在一些特殊情况下,冠层和 土壤表面之间发生了双向的辐射和对流能量交换,从 而使模型的模拟效果。

4 结 论

 利用 DREAM 算法对 PSEB 模型参数及能量 修正项(*aR_n*)进行优化,降低了模型中部分参数和 能量修正项的不确定性,是其得到了很好的约束。

2)在 PSEB 模型中加入能量不平衡修正项(*aR_n*), 不仅降低了部分模型参数和能量修正项的不确定性, 而且模型性能得到了提高。通过分析 PSEB 模型对 0.5 h 潜热通量的模拟发现,模拟值与实测值的变化趋 势基本一致,在部分时段,模拟值较实测值偏低。

3)在模型校准期, RMSE 值从 91.24 降低至 78.33, 相比方案一,方案二的模型性能改善较为明显。而在 验证期, RMSE 从 73.14 降低至 67.02,模型性能同样 得到了提升,但提升较小。

参考文献:

 MORISON J L, BAKER N R, MULLINEAUX P M, et al. Improving water use in crop production[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society of London Series B, Biological Sciences, 2008, 363(1 491): 639-658.

- BONAN G B. Ecological Climatology: Concepts and Applications[M].
 Third edition. New York: Cambridge University Press, 2016.
- [3] XU C Y, SINGH V P. A review on monthly water balance models for water resources investigations[J]. Water Resources Management, 1998, 12(1): 20-50.
- [4] WEI G X, ZHANG X Y, YE M, et al. Bayesian performance evaluation of evapotranspiration models based on eddy covariance systems in an arid region[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2019, 23(7): 2 877-2 895.
- [5] PENMAN H L. Natural Evaporation from Open Water, Bare Soil and Grass[J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A Mathematical and Physical Sciences, 1948, 193(1 032): 120-145.
- [6] MCCOLL K A. Practical and theoretical benefits of an alternative to the penman-monteith evapotranspiration equation[J]. Water Resources Research, 2020, 56(6): N/a.
- [7] VALLIS G K, PARKER D J, TOBIAS S M. A simple system for moist convection: The Rainy-B énard model[J]. Journal of Fluid Mechanics, 2019, 862: 162-199.
- [8] NORMAN J M, BECKER F. Terminology in thermal infrared remote sensing of natural surfaces[J]. Remote Sensing Reviews, 1995, 12(3/4): 159-173.
- [9] BONAN G B. Forests and climate change: Forcings, feedbacks, and the climate benefits of forests[J]. Science, 2008, 320(5882): 1 444-1 449.
- [10] WILLIAMS M, RICHARDSON A D, REICHSTEIN M, et al. Improving land surface models with FLUXNET data[J]. Biogeosciences, 2009, 6(7): 1 341-1 359.
- [11] TWINE T E, KUSTAS W P, NORMAN J M, et al. Correcting eddy-covariance flux underestimates over a grassland[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2000, 103(3): 279-300.
- [12] EDER F, DE ROO F, KOHNERT K, et al. Evaluation of two energy balance closure parametrizations[J]. Boundary-Layer Meteorology, 2014, 151(2): 195-219.
- [13] RUSSELL E S, LIU H P, GAO Z M, et al. Impacts of soil heat flux calculation methods on the surface energy balance closure[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2015, 214/215: 189-200.
- [14] LEUNING R, VAN GORSEL E, MASSMAN W J, et al. Reflections on the surface energy imbalance problem[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2012, 156: 65-74.
- [15] VALLIS G K, PARKER D J, TOBIAS S M. A simple system for moist convection: the Rainy-B énard model[J]. Journal of Fluid Mechanics, 2019, 862:162-199.
- [16] REED D E, FRANK J M, EWERS B E, et al. Time dependency of eddy covariance site energy balance[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2018, 249: 467-478.
- [17] 周彦昭, 李新. 涡动相关能量闭合问题的研究进展[J]. 地球科学进

展, 2018, 33(9): 898-913.

- [18] SHUTTLEWORTH W J, GURNEY R J. The theoretical relationship between foliage temperature and canopy resistance in sparse crops[J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 1990, 116(492): 497-519.
- [19] BALDOCCHI D D. Assessing the eddy covariance technique for evaluating carbon dioxide exchange rates of ecosystems: Past, present and future[J]. Global Change Biology, 2003, 9(4): 479-492.
- [20] 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, 1999, 30: 113-175.
- [21] WEBB E K, PEARMAN G I, LEUNING R. Correction of flux measurements for density effects due to heat and water vapour transfer[J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 1980, 106(447): 85-100.
- [22] XU Z W, LIU S M, LI X, et al. Intercomparison of surface energy flux measurement systems used during the HiWATER-MUSOEXE[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2013, 118(23): 13140-13157.
- [23] WEI G X, ZHOU L L, LIU H J, et al. Improving evapotranspiration model performance by treating energy imbalance and interaction[J].

Water Resources Research, 2020, 56(9): N/a.

- [24] 郭映,董阳,党慧慧,等.基于不同时间尺度玉米蒸散蒸腾量及其影响因素[J].资源科学,2014,36(7):1501-1508.
- [25] TER BRAAK C J F. A Markov Chain Monte Carlo version of the genetic algorithm Differential Evolution: Easy Bayesian computing for real parameter spaces[J]. Statistics and Computing, 2006, 16(3): 239-249.
- [26] 刘晓文. 陆地生态系统过程模型参数估计及其在碳水通量模拟中的研究:以CEVSA模型为例[D]. 兰州: 兰州大学, 2020.
- [27] SELLERS P J, HEISER M D, HALL F G. Relations between surface conductance and spectral vegetation indices at intermediate (100 m² to 15 km²) length scales[J]. Journal of Geophysical Research, 1992, 97(D17): 19033.
- [28] LEUNING R, ZHANG Y Q, RAJAUD A, et al. A simple surface conductance model to estimate regional evaporation using MODIS leaf area index and the Penman-Monteith equation[J]. Water Resources Research, 2008, 44(10): W10419-N/a.
- [29] KELLIHER F M, LEUNING R, RAUPACH M R, et al. Maximum conductances for evaporation from global vegetation types[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 1995, 73(1/2): 1-16.

Optimization of PSEB Evapotranspiration Model Based on Energy Imbalance

WANG Fubing, LIU Hongjuan, TIAN Qianglong, ZHAO Zijing, QIU Zhongqi, YANG Zewei, WEI Guoxiao^{*} (College of Earth and Environmental Sciences, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

Abstract: [Objective] The purpose of this paper is to optimize the parameters of PSEB evapotranspiration model and improve the performance of the model. [Method] The optimization of PSEB model was studied using the data of the field scientific observation station of surface process and environmental change in the semi-arid area of Lanzhou University. The differential evolution adaptive algorithm is adopted, and its core idea is Bayesian theory. The correction term of energy imbalance (αR_n) is introduced into PSEB model, by constructing multiple Markov chains to estimate the posterior information of parameters. The traditional evaluation indexes including determination coefficient (R^2), linear regression slope (*Slope*), consistency coefficient (*IA*), model efficiency (*EF*), mean bias error (*MBE*) and root mean square error (*RMSE*) are used to evaluate the performance of the optimized PSEB model.

[Result **]** After using dream algorithm, some parameters and energy imbalance correction items (αR_n) of the model is well constrained. During the model calibration period, the linear regression slopes of the two schemes are 0.76 and 0.91 respectively, and the root mean square error (*RMSE*) values are 91.24 and 78.33 respectively. The slope of scheme 2 is closer to 1 than that of scheme 1, and the RMSE value of scheme 2 is 14% lower than that of scheme 1, and the consistency index (*IA*) of the two schemes is 0.93. In the validation period, the linear regression slopes of the two schemes are 0.51 and 0.54 respectively, and the root mean square errors are 73.14 and 67.02 respectively. Compared with scheme 1, the slope of scheme 2 is closer to 1, the root mean square error (*RMSE*) is reduced by 8%, and the consistency index (*IA*) is 0.87 and 0.88 respectively. **[**Conclusion **]** DREAM algorithm reduces the uncertainty of some parameters and energy imbalance correction items in PSEB model and improves the performance of the model.

Key words: evapotranspiration model; parameter optimization; energy imbalance