

WGDWS 天气发生器在中国五大气候区的适用性

李世娟, 刘升平, 诸叶平, 张 杰

(1. 农业农村部信息服务技术重点实验室, 北京 100081; 2. 中国农业科学院农业信息研究所, 北京 100081)

摘 要: 为了检验基于干湿期的天气发生器 (Weather Generator based on Dry and Wet Spells, WGDWS) 在中国不同气候区的应用效果, 该研究利用中国五大主要气候区 16 个站点 57 a 的逐日天气数据, 通过对比生成与实测气象要素统计值, 及比较 WGDWS 与随机天气模拟器 (Daily Weather Stochastic Simulator, DWSS) 生成的气象要素统计值, 测试 WGDWS 的可用性和准确性。显著性检验表明, WGDWS 产生的每个气象要素的月值和干湿期长度与实测值相比没有显著差异。月最高、最低气温绝对误差 $\leq 0.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ 的站点比例分别达 93.8%和 96.4%, 月降水日数绝对误差 $\leq 1\text{ d}$ 的站点比例达 95.8%, 月降水量绝对误差有 91.7%的站点在 10 mm 之内, 月太阳总辐射绝对误差 2 MJ/m^2 以内的站点比例达 90.1%; 月最长干期、最长湿期、平均干期、平均湿期的平均绝对误差分别为 4.16、0.76、1.00、0.15 d。WGDWS 在温带季风和亚热带季风气候下的干湿期模拟效果优于温带大陆气候和热带季风气候。比较 WGDWS 和 DWSS 生成的逐日模拟序列的误差分布, 月最高气温、月最低气温和月总太阳辐射的误差分布高度一致。WGDWS 对月降水日数的模拟效果优于 DWSS, 即等概率条件下, WGDWS 相对误差更小, 而 DWSS 对月降水量的模拟效果优于 WGDWS。因此, WGDWS 能够准确反映长期干旱或长期阴雨天气的实际情况, 可用于生成序列逐日天气数据, 以满足气候模型、水分模型和作物生理模型的需求。

关键词: 气象学; 随机变量; 降水; 天气发生器; 干湿期; WGDWS; DWSS

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.03.009

中图分类号: TP311; S161

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2022)-03-0075-09

李世娟, 刘升平, 诸叶平, 等. WGDWS 天气发生器在中国五大气候区的适用性[J]. 农业工程学报, 2022, 38(3): 75-83.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.03.009 <http://www.tcsae.org>

Li Shijuan, Liu Shengping, Zhu Yeping, et al. Applicability of weather generator based on dry and wet spells (WGDWS) in five climate regions of China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(3): 75-83. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.03.009 <http://www.tcsae.org>

0 引 言

随着数字农业或智慧农业的飞速发展, 对其核心研究内容环境—作物系统模拟的要求越来越细致、精准。此类模型通常需要逐日天气数据, 尽管可以使用历史逐日天气数据, 但其较难获取且成本高昂^[1]。来自全球气候模型和区域气候模型的数据经常降尺度以匹配水文模型所需的空间和时间分辨率^[2-4], 但数据精确性不高。随机天气发生器 (Weather Stochastic Simulator, SWG) 是基于研究区域天气特征的数值工具, 可以产生与历史观测在统计上相似的长期气候变量系列^[5], 主要用于生成区域气候模型^[6-7]、水文模型^[8-9]和作物生理模型^[10-11]的输入值, 以评估气候变化对田间规模的作物生产、水文和土壤侵蚀方面的影响。针对 SWG 已开展了多年持续研究。

天气发生器通常涉及多个变量, 如降水、太阳辐射、温度等, 其中降水是关键变量, 每日最高、最低温度和太阳总辐射根据降水量进行建模。一种方法是采用一阶或二阶马尔可夫链模拟降水发生概率日降水由一定的概率分布模型模拟, 如指数分布、伽马分布、混合指数模

型、对数正态分布^[12]。该方法使用参数控制降水概率分布, 可提升天气发生器功能。因此, 研究人员在日降水概率模型、日降水概率分布模型、利用传统平均气候特征进行参数估计等方面进行了研究^[13]。WGEN (Weather Generator, WGEN) 是 Richardson 等^[14]提出的一类实用、应用广泛的天气发生器, 采用二态一阶马尔可夫链框架模拟降水, 即某一天降水发生的概率取决于前一天是否降水, 降水量采用双参数伽马分布建模。在此基础上多种天气发生器相继发布, 例如 CLIGEN、USCLIMATE、CLIMAK、ClimGen、CWG、VS-WGEN 和 NCC^[15-17], 都是对 WGEN 做的移植工作。基础性工作是基于 WGEN 的参数本地化^[5,18-19], 深入性工作是对一些参数和算法进行改进^[20], 比如涵盖更多变量^[21-22]或放宽对一些变量的正态约束^[17]。本团队早期开发的天气模拟器 (Daily Weather Stochastic Simulator, DWSS) 就属于此类^[23]。

但研究表明, WGEN 类型发生器产生的干湿期序列统计误差较大。Dastidar 等^[24]认为一阶马尔可夫链足以模拟降雨发生, 但低估了干旱地区最长的干旱期, 使用高阶模型的效果更好。Chin^[25]得出结论, 阶数选择取决于地方气候和季节, 同时增加参数估计会加大参数和模型的不确定性^[26]。因此, 许多学者通过模拟干湿期来模拟降水, 即假设连续干湿期的长度是独立的, 它们的分布也不同。Racsko 等^[27-28]基于半经验分布开发了

收稿日期: 2021-10-13 修订日期: 2022-01-25

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2016YFD0200600)

作者简介: 李世娟, 博士, 研究员, 研究方向为计算机农业应用、作物模拟模型研究与应用。Email: lishijuan@caas.cn

LARS-WG (Long Ashton Research Station Weather Generator) 模拟干湿期长度, 并且利用多种分布模型拟合干湿期分布^[29]。研究人员期望以干湿期为随机变量, 能够降低干湿期序列统计误差。

由于长时间序列对区域天气特征的依赖性, 天气发生器很难直接应用于模型构建区域以外的地区, 尤其是高度区域性^[30]和模拟极端天气条件^[31-32]。高淑新等^[16]利用东北三省 15 个气象站逐日气象数据评价了 CLIGEN 天气发生器, 结果显示对日均温度模拟效果较好, 但不能较好地模拟温度的连续性和渐变性。随着应用场景需求和研究方法的逐步完善, 天气发生器研究呈现细致化和多样化趋势。比如在降水方面深入关注降水幅度和面积^[33], 开发多站点多变量天气发生器以揭示时空之间的内在关联^[34-36]; 为了推进天气发生器在大空间尺度的应用, Najibi 等^[37]研究了不同类型气候下发生器的选择方法, 以及多个发生器协同工作的可能性。

中国气候类型复杂多样, 气候稳定性差、干旱和雾霾持续发生。为了反映持续干旱和暴雨对作物生长的影响, 生成序列的逐日天气输入数据, 研究团队构建了基于干湿期的天气发生器 (Weather Generator based on Dry and Wet Spells, WGDWS)^[38]。本文选取覆盖中国五种主要气候类型共 16 个站点的逐日气象数据, 对 WGDWS 进行测试和评估, 通过比较模拟数据与真实数据确定其有效性; 与团队早期开发的天气发生器 DWSS 进行对比, 以验证 WGDWS 的准确性。期望通过本项研究, 为作物生理模型提供长序列天气数据输入, 以提升站点或区域范围农业生产模拟能力。

1 材料与方法

1.1 以干湿期为随机变量的天气发生器 (WGDWS)

WGDWS 定义了 6 个随机变量, 分别是干旱天数 (简称干期)、降水天数 (简称湿期)、日降水量、日最高气温、日最低气温和太阳总辐射。其中, 干湿期为主要变量, 其随机值由干湿期模型独立生成。其他变量是因变量, 它们在某一天的值取决于该天是处于干期还是湿期。

干湿期由干湿日组成, 将日降水量大于或等于 0.1 mm 的某天定义为湿日, 小于该阈值的某天定义为干日。连续多个干日为干期, 连续多个湿日为湿期。传统的参数化分布函数并不能很好地匹配干湿期的频率, 因此使用经验分布函数来建立干湿期随机模型 (公式 (1))。

$$F_n(x) = \begin{cases} 0, x < x_1^*, \\ \frac{\sum_{j=1}^i n_j}{n}, x_i^* \leq x < x_{i+1}^*, i = 1, 2, \dots, k-1 \\ 1, x \geq x_n^* \end{cases} \quad (1)$$

式中 $F_n(x)$ 代表事件发生频率; x 是干 (或湿) 期随机变量; x_k^* 是第 k 组观测值 ($k=1, 2, \dots, n$); x_i^* 是对观测值进行分组的第 i 组节点; $\sum_{j=1}^i n_j$ 是第 i 组的频数; n 是观测值个数。

其他气象要素 (日最高、最低温度以及太阳总辐射) 使用连续多元随机过程计算, 每日平均值和标准偏差以日状态为条件^[12]。通过消除周期性均值和标准偏差, 将每个变量的时间序列减少为残差元素的时间序列。首先从历史天气记录中确定所有变量干湿 2 d 的均值和标准差, 然后执行快速傅立叶变换方法以平滑日均值和标准差, 最后计算剩余元素。通过谐波分析, 可获取日最高温度、日最低温度和日总辐射平均数和标准差的均值和振幅。通过这些参数及相应公式, 可生成最高温度、最低温度和太阳总辐射的逐日序列。

残差变量值由以下公式生成:

$$\chi_{y,i}(j) = \begin{cases} \frac{X_{y,i}(j) - \bar{X}_i^0(j)}{\sigma_i^0(j)} p_{y,i} < 0.1 \\ \frac{X_{y,i}(j) - \bar{X}_i^1(j)}{\sigma_i^1(j)} p_{y,i} \geq 0.1 \end{cases} \quad (2)$$

式中 $p_{y,i}$ 是年日编号分别为 y 和 i 时的日降水量, mm; $X_{y,i}(j)$ 是对应于 $\chi_{y,i}(j)$ 的原变量值; $\bar{X}_i^0(j)$ 是原变量在干日的平均数; $\bar{X}_i^1(j)$ 是原变量在湿日的平均数; $\sigma_i^0(j)$ 是原变量在干日的标准差; $\sigma_i^1(j)$ 是原变量在湿日的标准差。

1.2 数据来源和类型

模型验证的气象数据来自中国国家气象局 (http://www.cma.gov.cn), 包括全国 16 个站点 1959—2015 年共 57 a 的逐日数据, 气象要素包括日最高温度、日最低温度、日降水量、日太阳辐射。本研究选取的站点涵盖了中国的五大主要气候类型, 具有较好的代表性, 因此利用这 16 个站点来验证模型在中国的可用性与准确性。具体的站点名称和代表性气候类型如表 1 所示。

表 1 16 个气象站的地理位置和所属气候类型
Table 1 Geographical locations and climate types of 16 meteorological stations

气候类型 Climate type	气象站点 Meteorological station	省份 Province	经度 Longitude	纬度 Latitude	海拔 Elevation/m
温带季风气候 Temperate monsoon climate	哈尔滨	黑龙江	45°45'E	126°46'N	142
	太原	山西	37°47'E	112°33'N	778
	北京	北京	39°48'E	116°28'N	31
	郑州	河南	34°43'E	113°39'N	110
温带大陆性气候 Temperate continental climate	乌鲁木齐	新疆	43°47'E	87°39'N	935
	和田	新疆	37°08'E	79°56'N	1375
	二连浩特	内蒙古	43°39'E	111°58'N	965
	民勤	甘肃	38°38'E	103°05'N	1368
亚热带季风气候 Subtropical monsoon climate	腾冲	云南	25°01'E	98°30'N	1655
	武汉	湖北	30°37'E	114°08'N	23
	南京	江苏	32°00'E	118°48'N	7
	南宁	广西	22°38'E	108°13'N	122
高原山地气候 Alpine climate	西宁	青海	36°43'E	101°45'N	2295
	格尔木	青海	36°25'E	94°54'N	2808
热带季风气候 Tropical monsoon climate	海口	海南	20°00'E	110°15'N	64
	景洪	云南	22°00'E	100°47'N	582

1.3 检验方法

分月统计各站点的干湿期经验分布、日降水量 Gamma 分布参数, 并按逐日干湿状态, 对日最高温度、

最低温度和日辐射作谐波分析，获取相应参数，建立所有模型参数库。使用 WGDWS 分别生成 16 个站点 100 a 的逐日天气数据，并统计 1—12 月各月的干湿期长度、降水量、降水日数、最高温度、最低温度和太阳辐射值。由于基于干湿日的 WGEN 类型天气发生器被广泛使用，在世界范围内得到了充分验证，本文目的也是为了验证 WGDWS 的准确性，并不局限于特定的建模方法。因此同时应用 WGEN 类型天气发生器—DWSS^[23]，依照上述步骤处理。然后，通过比较 WGDWS 生成值与实测值分析所建模型的有效性，通过比较 WGDWS 与 DWSS 的性能分析所建模型的准确性。

Boulanger 等^[29]认为，日降水量随机建模最关键的是要保持月和年统计值的均值与方差一致。本文采用独立样本 *t* 检验分析 WGDWS 气象要素月生成值和实测值的显著性；采用 Kolmogorov-Smirnov(K-S)检验方法分析 WGDWS 产生的干湿期生成值和实测值的显著性。在比较 WGDWS 和 DWSS 时，分别计算生成值和实测值相对误差，建立相对误差分布曲线，比较两类发生器在等概率条件下的相对误差。

表 2 五大气候区代表站点生成和实测气象要素月统计值 *t* 检验结果 ($t_{0.05/2}=2.074$, $df=22$)
Table 2 *t*-test results of monthly values of generated and measured meteorological variables of representative stations in five major climate regions ($t_{0.05/2}=2.074$, $df=22$)

气候类型 Climate type	气象站点 Meteorological station	最高气温 Monthly maximum temperature	最低气温 Monthly minimum temperature	月降水日数 Monthly precipitation days	月降水量 Monthly rainfall	太阳总辐射 Total monthly solar radiation	最长干期 Maximum dry spell	最长湿期 Maximum wet spell	平均干期 Average dry spell	平均湿期 Average wet spell
温带季风气候 Temperate monsoon climate	哈尔滨	0.157	0.007	0.154	0.020	0.139	0.183	0.288	0.641	0.429
	太原	0.037	0.033	0.114	0.124	0.044	0.069	0.178	0.190	0.899
	北京	0.021	0.020	0.008	0.037	0.048	0.036	0.772	0.104	0.104
	郑州	0.025	0.029	0.154	0.077	0.110	0.016	0.101	0.222	1.817
温带大陆性气候 Temperate continental climate	乌鲁木齐	0.022	0.006	0.264	0.040	0.074	0.284	0.311	0.533	0.346
	和田	0.003	0.015	0.051	0.086	0.212	0.102	0.273	0.064	0.776
	二连浩特	0.028	0.013	0.192	0.198	0.056	0.451	0.196	0.325	0.458
	民勤	0.016	0.013	0.032	0.013	0.040	0.011	0.383	0.353	1.902
亚热带季风气候 Subtropical monsoon climate	腾冲	0.080	0.024	0.099	0.055	0.830	0.084	0.483	0.509	0.182
	武汉	0.023	0.018	0.075	0.169	0.147	0.082	0.621	0.902	1.649
	南京	0.001	0.006	0.286	0.045	0.197	0.227	0.111	0.420	1.872
	南宁	0.067	0.043	0.284	0.122	0.077	0.000	0.178	0.635	1.017
高原山地气候 Alpine climate	西宁	0.036	0.013	0.082	0.075	0.228	0.157	0.298	0.200	0.203
	格尔木	0.029	0.020	0.19	0.141	0.236	0.046	0.318	0.156	0.289
热带季风气候 Tropical monsoon climate	海口	0.054	0.043	0.053	0.007	0.109	1.342	1.680	0.735	2.214
	景洪	0.074	0.041	0.012	0.036	0.323	0.068	0.058	0.243	0.487

注：表中数据为 *t* 检验值；*df* 为自由度。
Note: The data in the table are *t*-test values; *df* is the degree of freedom.

2.1.2 WGDWS 生成的气象要素序列干湿期长度值检验
表 3 列出 WGDWS 针对 16 个站点干湿期生成值的绝对误差。月最长干期平均绝对误差为 4.16 d，对温带季风气候、亚热带季风气候的模拟效果较好，平均绝对误差分别为 2.52 和 1.77 d；对温带大陆性气候、热带季风气候的模拟效果较差，平均绝对误差超过了 5 d。月最长湿

2 结果与分析

2.1 WGDWS 有效性评价

2.1.1 WGDWS 生成的气象要素序列月统计值检验

对各个气象要素逐日时间序列的月统计值进行独立样本 *t* 检验，结果显示，在 0.05 水平上月统计的生成值与实测值无显著差异（表 2）。16 个站点每个气象要素共有 192 个月统计值，月最高气温和月最低气温生成值与实测值绝对误差≤0.1℃的比例分别为 53.1%和 56.8%，≤0.5℃的比例达到了 93.8%和 96.4%。最大绝对误差在青海西宁和青海格尔木的 2 月份（0.86 和 0.66℃），但两者均未超过 1℃。月降水日数绝对误差≤0.5 d 的比例占 71.9%，≤1 d 的比例占 95.8%，最大绝对误差出现在新疆乌鲁木齐的 12 月份（1.23 d）。月降水量绝对误差 81.3%的站点≤5 mm，91.7%的站点绝对误差在 10 mm 之内，绝对误差超过 20 mm 的站点有湖北武汉、广西南宁、江苏南京和海南海口，前 3 个站点属于亚热带季风气候，海南海口属于热带季风气候。月太阳总辐射绝对误差≤1 MJ/m² 的比例占 70.3%，≤2 MJ/m² 的比例为 90.1%，云南腾冲和广西南宁的误差较大，这两个站点都属于亚热带季风气候。

期、平均干期、平均湿期的模拟与实测值非常相近，吻合性很好，平均绝对误差≤1.00 d，尤其月平均湿期的平均绝对误差仅为 0.15 d。月最长湿期有 87.5%的站点小于 1.00 d，仅云南腾冲、海南海口高于 1.00 d。除新疆和田和甘肃民勤外，大多数站点的平均干期绝对误差小于 1.00 d。平均湿期的最大误差也仅有 0.34 d（海南海口）。

表 3 五大气候区代表站点干湿期统计值绝对误差

Table 3 Absolute errors of statistical values of dry and wet spells for representative stations in five major climate regions d					
气候类型 Climate type	气象站点 Meteorological station	最长干期 Maximum dry spell	最长湿期 Maximum wet spell	平均干期 Average dry spell	平均湿期 Average wet spell
温带季风气候 Temperate monsoon climate	哈尔滨	1.75	0.25	0.51	0.09
	太原	2.00	0.33	0.65	0.10
	北京	2.83	0.83	0.58	0.07
	郑州	3.50	0.42	0.61	0.16
	平均值	2.52	0.46	0.59	0.11
温带大陆性气候 Temperate continental climate	乌鲁木齐	2.00	0.75	0.31	0.08
	和田	6.67	0.42	4.50	0.17
	二连浩特	10.67	0.08	1.09	0.06
	民勤	5.08	0.25	2.05	0.14
	平均值	6.10	0.38	1.99	0.11
亚热带季风气候 Subtropical monsoon climate	腾冲	1.75	3.42	0.47	0.28
	武汉	2.67	0.58	0.40	0.18
	南京	0.83	0.25	0.27	0.22
	南宁	1.83	0.67	0.36	0.14
	平均值	1.77	1.23	0.38	0.21
高原山地气候 Alpine climate	西宁	2.17	0.33	0.62	0.07
	格尔木	7.17	0.25	1.63	0.05
	平均值	4.67	0.29	1.12	0.06
热带季风气候 Tropical monsoon climate	海口	10.00	2.25	0.99	0.34
	景洪	5.67	1.00	0.89	0.17
	平均值	7.83	1.63	0.94	0.25
所有站点平均值 Average of total stations		4.16	0.76	1.00	0.15

WGDWS 生成的干湿期是在实测历史数据干湿期经验分布基础上, 进行随机抽样生成的, 理论上生成和实测的干湿期分布之间应该无显著差异。Kolmogorov-Smirnov (K-S) 检验是比较两个经验分布之间差异是否显著的较好统计方法, 能检验两个样本分布之间的所有差异, 包括极值差异。因此本文采用 K-S 检验对月干湿

期分布进行了差异显著性检验。五大气候区 16 个站点各月干湿期分布的 D 统计值计算结果显示, 生成和实测的干湿期经验分布之间没有显著差异 ($D < D_{0.05/2}$, $P > 0.05$)。由于通常干旱出现在 1 月份, 降水出现在 7 月份, 因此列出 16 个站点 1 月干期长度和 7 月湿期长度生成值和实测值经验分布的 K-S 统计值 (D 值), 见表 4。

表 4 五大气候区代表站点生成和实测的干湿期分布 K-S 检验结果 ($D_{0.05/2}=0.545$, $df=11$)

Table 4 K-S test results for comparisons of the distributions of dry and wet spells generated and measured for representative stations ($D_{0.05/2}=0.545$, $df=11$)							
气候类型 Climate type	气象站点 Meteorological station	1 月干期长度 Length of the January dry spell			7 月湿期长度 Length of the July wet spell		
		实测值 Measured value/d	生成值 Generated value/d	K-S 检验 D 值 K-S test D -value	实测值 Measured value/d	生成值 Generated value/d	K-S 检验 D 值 K-S test D -value
温带季风气候 Temperate monsoon climate	哈尔滨	72	67	0.047	9	9	0.166
	太原	64	64	0.058	8	8	0.087
	北京	98	94	0.127	14	11	0.279
	郑州	68	66	0.076	9	9	0.150
温带大陆性气候 Temperate continental climate	乌鲁木齐	35	34	0.044	7	7	0.020
	和田	150	150	0.081	5	5	0.126
	二连浩特	79	78	0.067	6	6	0.028
	民勤	97	87	0.062	6	5	0.014
亚热带季风气候 Subtropical monsoon climate	腾冲	60	60	0.038	58	56	0.058
	武汉	36	35	0.03	12	12	0.064
	南京	35	34	0.036	9	9	0.161
	南宁	30	30	0.093	15	15	0.051
高原山地气候 Alpine climate	西宁	73	67	0.099	10	10	0.057
	格尔木	109	92	0.043	7	6	0.04
热带季风气候 Tropical monsoon climate	海口	32	31	0.045	13	12	0.055
	景洪	84	82	0.020	31	30	0.096

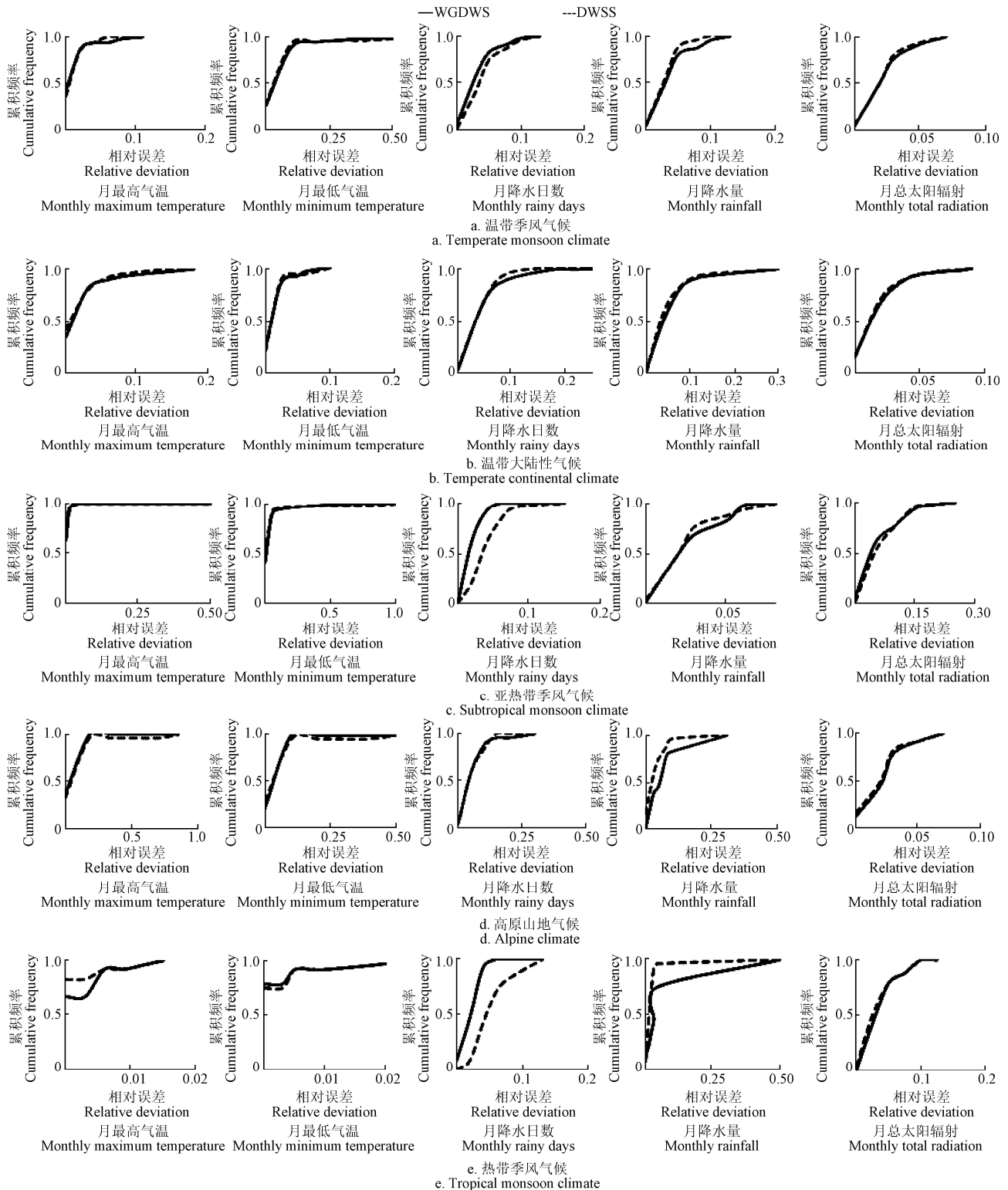
注: 表中的 K-S 检验 D 值是根据 1 月干期长度和 7 月湿期长度生成和实测值的经验分布统计而来; D 临界值为 0.545, D 值小于临界值表示没有显著差异。
Note: The K-S test D value in the table is calculated based on the empirical distribution of the generated and measured values of the length of the dry spell in January and the length of the wet spell in July. The critical value of D is 0.545, and the D value less than 0.545 indicates no significant difference.

2.2 WGDWS 准确性评价

2.2.1 WGDWS 与 DWSS 生成气象要素序列月统计值比较

DWSS 是基于干湿日转移概率的天气发生器, 此类发生器应用广泛。为了比较 WGDWS 与 DWSS 模拟干湿

期的性能, 对两类天气发生器生成的逐日天气数据进行了统计分析。针对五大气候区 16 个站点的气象要素、干湿期的月统计值, 绘制相对误差绝对值的累积频率(图 1、图 2)。



注: WGDWS 为基于干湿期的天气发生器, DWSS 为随机天气模拟器。下同。

Note: WGDWS is weather generator based on dry and wet spells; DWSS is daily weather stochastic simulator. The same below.

图 1 WGDWS 和 DWSS 生成的各气象要素月统计值相对误差累积频率

Fig.1 Cumulative frequency of relative deviation of monthly statistics of meteorological variables generated by WGDWS and DWSS

两类发生器生成的月最高温度、最低温度和太阳总辐射相对误差绝对值分布曲线非常接近, 没有显著差异

(其中黑龙江哈尔滨站点 11 月份最高气温趋于 0, 相对误差无法估计, 故剔除); 而月降水日数和月降水量有较

明显差异,这与作者利用较少站点检验 WGDWS 发生器性能时的结果一致^[38]。在等概率(即累积频率)条件下,与 DWSS 发生器相比, WGDWS 发生器生成的月降水日数往往具有更小的相对误差,而生成的月降水量则具有更大的相对误差。同时,按照不同气候区的模拟结果进行了分类统计分析(图 1),温带大陆性气候下两类发生器生成的各个气象要素相对误差绝对值分布曲线一致性最好,其余 4 种气候类型下月最高温度、最低温度、太阳总辐射的分布曲线两类发生器非常一致,月降水日数和降水量分布曲线有明显差异。对于月降水日数,高原山地气候下两类发生器生成值的相对误差绝对值非常相近,温带大陆性气候下 DWSS 优于 WGDWS,另外 3 种气候类型下 WGDWS 模拟误差小于 DWSS。对于月降水量,温带大陆性气候下两类发生器生成值的相对误差绝对值非常相近,其余 4 种气候类型下 DWSS 误差小于 WGDWS。

2.2.2 WGDWS 与 DWSS 生成干湿期统计值比较

图 2 列出两类发生器生成的 16 个站点干湿期相对误差分布。两类发生器月平均干期误差分布非常接近,对于最长干期、最长湿期和平均湿期, WGDWS 的相对误差小于 DWSS。针对不同气候类型(受篇幅限制未列出), WGDWS 生成的最长干期和最长湿期相对误差都小于 DWSS。对于平均湿期,温带大陆性气候下,两者误差分布非常接近;亚热带季风、高原山地和热带季风气候的模拟趋势与图 1 一致;温带季风气候下,低概率时 WGDWS 误差小于 DWSS,高概率时反之,但 WGDWS 的平均相对误差(概率为 50%时的相对误差)小于 DWSS。对于平均干期,温带季风气候下两者误差分布很接近,温带大陆和高原山地气候下 WGDWS 小于 DWSS,而亚热带季风和热带季风气候中则相反。

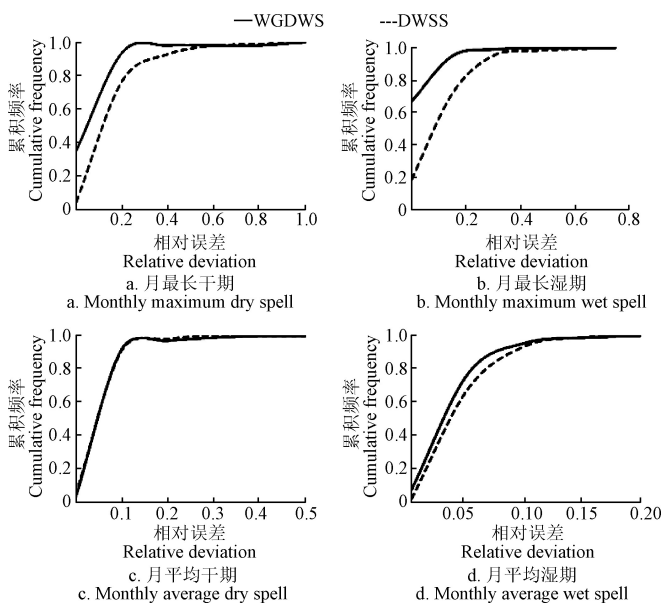


图 2 WGDWS 和 DWSS 生成的干湿期相对误差分布

Fig.2 Relative error distribution of dry and wet spells generated by WGDWS and DWSS

3 讨论

3.1 WGDWS 在不同气候区的模拟性能

不同天气发生器采用的算法和适用地区有差异,因此很难直接对比它们在不同气候区的表现。Vu 等^[39]评估了 5 种不同的随机天气发生器模型,发现不同气候下其表现存在差异,需根据天气模式以及模型对不同水资源部门的适用性进行验证。本文对针对中国地区构建的天气发生器(WGDWS)进行了适应性验证。WGDWS 气象要素月生成值与实测值无显著差异,热带季风和亚热带季风气候条件下月降水量绝对误差较大(>20 mm),亚热带季风气候下(云南腾冲)月太阳总辐射绝对误差较大(>4 MJ/m²)。从 WGDWS 生成的干湿期长度值来看, WGDWS 对温带季风气候、亚热带季风气候的模拟效果较好,对温带大陆性气候、热带季风气候的模拟效果较差,但 K-S 检验表明 WGDWS 生成值和实测值的月干湿期经验分布之间没有显著差异。

以干湿日为随机变量的建模方法是一种应用广泛且广为接受的建模方法, DWSS 即基于该方法构建。温带大陆性气候各要素月统计数据模拟结果一致性最好,高原山地气候除月降水量以外,其余各气象要素月均值一致性较好。对于温带季风和亚热带季风气候,月最高气温、月最低气温和月总太阳辐射的误差分布非常接近。月降水日数 WGDWS 模拟效果好于 DWSS,月降水量 DWSS 模拟效果好于 WGDWS。这与 Tseng 等^[40]的研究结果一致。对于热带季风气候,除 DWSS 模拟的月最高气温优于 WGDWS 外,其他规律均符合上述特征。

在模拟干湿期方面,所有站点的统计结果显示,两类发生器生成的月平均干期误差分布一致,其余 3 个参数 WGDWS 的相对误差均小于 DWSS。对于不同的气候区, WGDWS 对最长早期、最长湿期和平均湿期的模拟效果优于 DWSS,但平均干期两类发生器差异较大。温带季风气候条件下两者一致,亚热带季风与热带季风下 DWSS 误差小于 WGDWS,温带大陆性气候与高原山地气候 WGDWS 误差小于 DWSS。正因如此,所有站点统计结果中,出现了两类发生器生成的平均干期误差分布很接近的情况。

3.2 增加站点和数据对测试结果的影响

作者在 2014 年曾利用 9 个站点 30 a 的数据进行过测试^[38],这次测试增加了近 1 倍站点和近 1 倍数据,同时对站点也有所要求,涵盖了中国五大气候类型,能够代表中国典型气候特点。从 WGDWS 生成的各个气象要素逐日时间序列的月统计值来看,增加站点和数据量可以明显提高生成值的准确性。5 个气象要素月生成值与实测值更接近,比如月最低温度绝对误差在 0.5 °C 以内的比例由 94.0%提高到了 96.4%,月太阳总辐射绝对误差小于 1 MJ/m² 的比例由 64.0%提高到了 70.3%。从两类发生器的对比结果来看,增加站点和数据量后,两类发生器生成的月降水量误差分布差距变小,但月降水日数的误差分布依然有较大差距。增加站点和数据量后,两类发生器生成的平均干期误差分布具有更好的一致性,最长干

期、最长湿期和平均湿期的误差分布差距都变小。虽然站点和数据量增加抵消了部分差异,但对于干湿期统计量模拟,WGDWS 还是优于 DWSS。

4 结 论

本文利用中国 16 个站点 1959—2015 年共 57 a 的逐日数据对基于干湿期构建的天气发生器进行了检验,得出以下结论:

1) 基于干湿期的天气发生器 (Weather Generator based on Dry and Wet Spells, WGDWS) 气象要素月生成值与实测值之间没有显著差异。除亚热带季风气候区外 (有 3 个站点月降水量绝对误差超过 20 mm), WGDWS 产生的气象要素月均值与实测值均有较好的一致性,月最高、最低气温绝对误差 $\leq 0.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ 的站点比例分别达 93.8% 和 96.4%,月降水日数绝对误差 $\leq 1\text{ d}$ 的比例达 95.8%,月降水量绝对误差 91.7% 站点在 10 mm 之内,月太阳总辐射绝对误差 2 MJ/m^2 以内的比例达 90.1%。WGDWS 对温带季风和亚热带季风气候干湿期长度值的模拟要优于温带大陆和热带季风气候,平均绝对误差分别为 2.52 和 1.77 d。

2) WGDWS 对最长干期、最长湿期和平均湿期的模拟性能要好于随机天气模拟器 (Daily Weather Stochastic Simulator, DWSS),相同误差下 WGDWS 三要素累积频率都要高于 DWSS,能更准确地反映长期干旱或长期阴雨天气。

3) 相对误差累积频率对比结果显示,不同气候类型下,WGDWS 在模拟月降水日数方面优于 DWSS,在模拟月降水量方面 DWSS 优于 WGDWS。

4) 增加站点和测试年份可以抵消部分差异,提高模型生成值的准确性。与 DWSS 相比,WGDWS 月最低温度绝对误差在 $0.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ 以内的比例由 94.0% 提高至 96.4%,月太阳总辐射绝对误差小于 1 MJ/m^2 的比例由 64.0% 提高至 70.3%。总体上 WGDWS 干湿期模拟性能优于 DWSS。

参 考 文 献

- [1] Verdin A, Rajagopalan B, Kleiber W, et al. A conditional stochastic weather generator for seasonal to multi-decadal simulations[J]. *Journal of hydrology*, 2018, 556: 835-846.
- [2] Li X, Babovic V. Multi-site multivariate downscaling of global climate model outputs: An integrated framework combining quantile mapping, stochastic weather generator and Empirical Copula approaches[J]. *Climate Dynamics*, 2019, 52(9/10): 5775-5799.
- [3] Peleg N, Molnar P, Burlando P, et al. Exploring stochastic climate uncertainty in space and time using a gridded hourly weather generator[J]. *Journal of Hydrology*, 2019, 571: 627-641.
- [4] 范田亿, 张翔, 黄兵, 等. TRMM 卫星降水产品降尺度及其在湘江流域水文模拟中的应用[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(15): 179-188.
Fan Tianyi, Zhang Xiang, Huang Bing, et al. Downscaling of TRMM satellite precipitation products and its application in hydrological simulation of Xiangjiang River Basin[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2021, 37(15): 179-188. (in Chinese with English abstract)
- [5] Wilks D S, Wilby R L. The weather generation game: a review of stochastic weather models[J]. *Progress in Physical Geography*, 1999, 23(3): 329-357.
- [6] Khazaei M R, Hasirchian M, Zahabiyou B. An improved daily weather generator for the assessment of regional climate change impacts[J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2021, 146(1/2): 475-487.
- [7] Bert F E, Rovere S L, Macal C M, et al. Lessons from a comprehensive validation of an agent based-model: The experience of the pampas model of argentinean agricultural systems[J]. *Ecological Modelling*, 2014, 273: 284-298.
- [8] Dai C, Qin X S. Assessment of the effectiveness of a multi-site stochastic weather generator on hydrological modelling in the Red Deer River watershed, Canada[J]. *Hydrological Sciences Journal*, 2019, 64(13): 1616-1628.
- [9] 乔成龙, 杜灵通, 潘海珠, 等. 基于 SEBAL 模型评估干旱半干旱区人工灌丛植被对陆表蒸散的影响[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(10): 110-117.
Qiao Chenglong, Du Lingtong, Pan Haizhu, et al. Evaluating the effects of revegetated shrub on land surface ET in arid and semiarid areas using SEBAL model[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2021, 37(10): 110-117. (in Chinese with English abstract)
- [10] 熊勤学, 胡佩敏, 马艳. 前期降水指数结合 SAR 数据提取作物渍害空间分布信息[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(5): 175-183.
Xiong Qinxue, Hu Peimin, Ma Yan. Extracting the spatial distribution information of crop sub-surface waterlogging using antecedent precipitation index and sentinel-1A SAR data[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2021, 37(5): 175-183. (in Chinese with English abstract)
- [11] Verdin A, Rajagopalan B, Kleiber W, et al. BayGEN: A bayesian space-time stochastic weather generator[J]. *Water Resources Research*, 2019, 55(4): 2900-2915.
- [12] Richardson C W. Stochastic simulation of daily precipitation, temperature, and solar-radiation[J]. *Water Resources Research*, 1981, 17(1): 182-190.
- [13] Shu G. A simple method for generating daily rainfall data[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1986, 36(4): 363-376.
- [14] Richardson C W, Wright D A. WGEN: A Model for Generating Daily Weather Variables[M]. Washington D C, USA: U.S. Dept. of Agriculture, Agricultural Research Service, 1984.

- [15] Kinnell P I A. CLIGEN as a weather generator for RUSLE2[J]. *Catena*, 2019, 172: 877-880.
- [16] 高淑新, 宋晓巍, 李琳琳, 等. CLIGEN 天气发生器在中国东北三省模拟温度的适用性评价[J]. *气象与环境学报*, 2019, 35(4): 77-84.
- Gao Shuxin, Song Xiaowei, Li Linlin, et al. Applicability evaluation of the GLIGEN weather generator on the simulation of temperature in three provinces of Northeast China[J]. *Journal of Meteorology and Environment*, 2019, 35(4): 77-84. (in Chinese with English abstract)
- [17] Chen J, Brissette F P, Leconte R. A daily stochastic weather generator for preserving low-frequency of climate variability[J]. *Journal of Hydrology*, 2010, 388(3/4): 480-490.
- [18] Wilks D S. Use of stochastic weather generators for precipitation downscaling[J]. *Wiley Interdisciplinary Reviews Climate Change*, 2010, 1(6): 898-907.
- [19] Chowdhury A K, Lockart N, Willgoose G, et al. Development and evaluation of a stochastic daily rainfall model with long-term variability[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2017, 21(12): 6541-6558.
- [20] Chowdhury A K, Kar K K, Shahid S, et al. Evaluation of spatio-temporal rainfall variability and performance of a stochastic rainfall model in Bangladesh[J]. *International Journal of Climatology*, 2019, 39(11): 4256-4273.
- [21] Parlange M B, Katz R W. An extended version of the richardson model for simulating daily weather variables[J]. *Journal of Applied Meteorology*, 2000, 39: 610-622.
- [22] Sommer P S, Kaplan J O. A globally calibrated scheme for generating daily meteorology from monthly statistics: Global-WGEN (GWGEN) v1.0 [J]. *Geoscientific Model Development*, 2017, 10: 3771-3791.
- [23] 诸叶平, 王世耆. 随机天气模型及其 JAVA 实现[J]. *电子学报*, 2007, 35(12): 2267-2271.
- Zhu Yeping, Wang Shiqi. Stochastic modeling of daily weather and its implementation in Java[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(12): 2267-2271. (in Chinese with English abstract)
- [24] Dastidar A G, Ghosh D, Dasgupta S, et al. Higher order Markov chain models for monsoon rainfall over West Bengal[J]. *Indian Journal of Radio & Space Physics*, 2010, 39(1): 39-44.
- [25] Chin E H. Modelling daily precipitation occurrence process with Markov chain[J]. *Water Resources Research*, 1977, 13(6): 949-956.
- [26] Dobi-Wantuch I, Mika J, Szeidl L. Modelling wet and dry spells with mixture distributions[J]. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 2000, 73: 245-256.
- [27] Racsko P, Szeidl L, Semenov M A. Serial approach to local stochastic weather models[J]. *Ecological Modelling*, 1991, 57(1/2): 27-41.
- [28] Semenov M A, Brooks R J. Spatial interpolation of the LARS-WG stochastic weather generator in Great Britain[J]. *Climate Research*, 1999, 11(2): 137-148.
- [29] Boulanger J P, Martinez F, Penalba O, et al. Neural network based daily precipitation generator (NNGEN-P)[J]. *Climate Dynamics*, 2007, 28: 307-324.
- [30] Ng J L, Abd Aziz S, Huang Y F, et al. Generation of a stochastic precipitation model for the tropical climate[J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2018, 133(1/2): 489-509.
- [31] Wilcox C, Aly C, Vischel T, et al. Stochastorm: A stochastic rainfall simulator for convective storms[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2021, 22: 387-404.
- [32] Pfliegerer P, Jezequel A, Legrand, J, et al. Simulating compound weather extremes responsible for critical crop failure with stochastic weather generators[J]. *Earth System Dynamics*, 2021, 12(1): 103-120.[33]
- [33] Ullrich S L, Hegnauer M, Nguyen D V, et al. Comparative evaluation of two types of stochastic weather generators for synthetic precipitation in the Rhine basin[J]. *Journal of Hydrology*, 2021, 601: 126544.
- [34] Ahn K H. Coupled annual and daily multivariate and multisite stochastic weather generator to preserve low- and high-frequency variability to assess climate vulnerability[J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 581: 124443.
- [35] Nguyen V D, Merz B, Hunderdeich Y, et al. Comprehensive evaluation of an improved largescale multi-site weather generator for Germany[J]. *International Journal of Climatology*, 2021, 41: 4933-4956.
- [36] Waheed S Q, Grigg N S, Ramirez J A. Development of a parametric regional multivariate statistical weather generator for risk assessment studies in areas with limited data availability[J]. *Climate*, 2020, 8: 93.
- [37] Najibi N, Mukhopadhyay S, Steinschneider S. Identifying weather regimes for regional-scale stochastic weather generators[J]. *International Journal of Climatology*, 2021, 41: 2456-2479.
- [38] 李世娟, 诸叶平. 基于干湿期的随机天气发生器[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(11): 118-125.
- Li Shiju, Zhu Yeping. Stochastic weather generator based on dry and wet spells[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2014, 30(11): 118-125. (in Chinese with English abstract)
- [39] Vu T M, Mishra A K, Konapala G, et al. Evaluation of multiple stochastic rainfall generators in diverse climatic regions[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2018, 32(5): 1337-1353.
- [40] Tseng H W, Yang T C, Kuo C M, et al. Application of multi-site weather generators for investigating wet and dry spell lengths under climate change: A case study in southern Taiwan[J]. *Water Resources Management*, 2012, 26: 4311-4326.

Applicability of weather generator based on dry and wet spells (WGDWS) in five climate regions of China

Li Shijuan, Liu Shengping, Zhu Yeping, Zhang Jie

(1. Key Laboratory of Agri-information Service Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100081, China;

2. Agricultural Information Institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China)

Abstract: A weather generator can be defined as a statistical model for the daily sequences, usually considering the multiple weather variables, such as precipitation, radiation, humidity, and temperature. The conventional weather generator has been mostly used the dry and wet days as random variables. But, the generated time series can contain a relatively large error in the dry and wet spell, due mainly to the key variable of precipitation. Fortunately, a Weather Generator Using Dry and Wet Spells (WGDWS) can be served as a new weather generator, particularly for the dry and wet spells as random variables. In this study, the usability and accuracy of WGDWS were evaluated on the daily weather data from 16 stations located in five major climate regions of China. The statistical values of generated and measured meteorological variables and the statistical values generated by WGDWS and DWSS (a weather generator based on the dry and wet daily transition probability developed by the research group) were compared. A significance test was performed on the monthly values of each climate variable, and the dry- and wet-spell lengths generated by WGDWS. The results showed that there were no significant differences from the measured values. The WGDWS has been widely expected to generate a long series of daily weather data, thereby meeting the climate, moisture, and crop physiological models. Specifically, 93.8% and 96.4% of the absolute errors in the monthly maximum and minimum temperatures were within 0.5°C of the measured values. Some 95.8% of the absolute errors were < 1 d in the monthly rainfall days. Also, 91.7% of monthly rainfall was < 10 mm, where the absolute errors in the monthly rainfall were higher for the tropical and subtropical monsoon climates, exceeding 20 mm. The absolute error in 70.3% of the total monthly solar radiation was within 2 MJ/m², where the error was larger (> 4 MJ/m²) for the subtropical monsoon climate (Tengchong, Yunnan Province). According to the length of the wet and dry spells, the simulated values of the maximum monthly wet, average dry, and wet spell were very consistent with the measurement, with the average absolute errors < 1 d. There was a slightly larger average relative error of the maximum dry spell of the month (4.16 d). In climate type, the WGDWS was used to simulate the temperate and subtropical monsoon climates better than the temperate continental and tropical monsoon climates. A comparison was made on the monthly error distributions of the daily simulation sequences generated by the WGDWS and DWSS (a weather generator using the dry and wet daily transition probability that was previously developed by the research group). There was a consistency in the error distributions for the monthly maximum temperature, monthly minimum temperature, and monthly total solar radiation. The WGDWS simulation of monthly precipitation days was better than that of DWSS, where there was a relatively smaller error of WGDWS under the condition of equal probability. Nevertheless, the DWSS simulation of monthly precipitation was better than that of WGDWS. According to the dry- and wet-spell lengths in the daily series, there was a very close error distribution of the monthly average dry spell of the WGDWS and DWSS. The relative error of WGDWS was smaller than that of DWSS in the maximum dry and wet spell, and the average wet spell. Anyway, the WGDWS simulations were better than those of DWSS in most climate types, except for the average dry spells of the subtropical monsoon and tropical monsoon climates. The WGDWS can be widely expected to better simulate the maximum dry and wet spell, and the average wet spell, compared with the DWSS. Therefore, the WGDWS can accurately reflect the actual conditions in the long-term drought or long-term rainy weather.

Keywords: meteorology; random variable; precipitation; weather generator; dry and wet spells; WGDWS; DWSS