

基于干湿期的随机天气发生器

李世娟, 诸叶平^{*}

(中国农业科学院农业信息研究所农业部农业信息服务技术重点实验室, 北京 100081)

摘要: 为了按不同的应用需求生成可信的任意长序列逐日天气数据, 为作物天气系统研究提供数据支持, 该文描述了一个以干湿期随机模型为基础, 组合了日降水量、温度和辐射变量随机模型的逐日天气发生器 WGDWS (Weather Generator based on Dry and Wet Spells)。它分为两部分: 以干湿期为独立随机变量的干湿期模型部分, 和依赖第一种模型生成其余天气变量的模型部分; 其天气要素的生成主要分 2 个步骤, 即首先根据月经验分布值产生一个干期或湿期长度, 然后生成干期或湿期的逐日值。利用代表中国不同地理区域的 9 个站点 1973—2003 年的逐日气象资料对天气发生器 WGDWS 进行了检验, 并与基于干湿日开发的 DWSS 天气发生器进行了比较。结果表明两者性能基本相近, 并且 WGDWS 模拟干湿期的效果更好。因此, WGDWS 天气发生器用于生成逐日天气序列是可靠的, 同时作为一个 JAVA 组件, 还可以方便地嵌入作物模型系统。

关键词: 模型; 气温; 降水; 干期; 湿期; 天气发生器

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2014.11.015

中图分类号: TP311

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2014)-11-0118-08

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 Shijuan, 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)

0 引言

随机天气发生器是一组计算机程序, 可用于产生任意长的天气变量时间序列。所产生的数据常被用作农业、生态和环境等系统模型的输入, 以便分析和评估天气对系统的潜在影响。

构造随机天气发生器, 缘起于人们试图应用作物环境系统模型早期预测作物产量。由于预测所需的未来生长季天气数据通常无从获取, 因而确定性产量预测难以编制, 但概率统计预测可以实现。Crank^[1]研究了每日天气变量的概率分布, 开发了一种按相应变量的概率分布进行随机抽样, 生成每日天气的程序, 这是见诸文献最早的一个随机天气发生器。Bond^[2]在 Crank 的工作基础上, 用 80 a 历史观测数据, 估计 5—8 月生长季每日天气变量的概率统计参数, 并用这些参数生成 100 a 的逐日降水、最高和最低温度, 为当时的作物产量概率统计预报提供输入数据。Richardson^[3]考虑了干、湿日条件下日天气变量(最高、最低温度和太阳辐射)的季节

变化和变量的自相关及互相关, 并假定日降水事件的时间序列是个两状态的一阶马尔科夫链, 且日降水量服从指数分布, 由此构造逐日天气随机模拟模型, 以生成多变量综合天气序列。Larsen 等^[4]提出一个多变量的逐日天气随机模型, 用一阶马尔科夫链和 Gamma 分布模拟日降水时间序列, 并假设最高、最低温度距平服从双变量正态分布, 用 2 参数 Gamma 分布模拟干日辐射量距晴天最大辐射量的差值, 对雨日条件下的差值则用 2 参数 BETA 分布。Richardson 等^[5]发表了一个实用性较强, 也是迄今应用较广的天气发生器 WGEN。这是一个可运行在微机上的 Fortran 程序, 在 Richardson 的模型基础上做了修正, 主要是日雨量分布采用 2 参数 Gamma 函数。他们用遍布全美 48 个州的 139 个台站资料, 统计出 48 个雨日、雨量参数和 12 个温度、辐射参数, 且制成参数列表和等值线图。WGEN 可综合生成降水、最高气温、最低气温和太阳辐射变量的逐日天气序列。此后, 有众多的天气发生器发表, 如 CLIGEN、USCLIMATE、CLIMAK、ClimGen、CWG、VS-WGEN 和 NCC 等^[6-11], 其中大量工作是对 WGEN 的移植。有些研发者采用了 WGEN 的基本架构, 但是改进了一些参数算法^[12], 或引入附加变量^[13-14], 或放宽某些变量的正态性约束^[15]等。Racsco 等^[16]开发了一个逐日天气模拟的系列方法(serial approach), 它试图克服马尔科夫链模型的局限, 改善对持续干旱或降水的模拟。Richardson

收稿日期: 2013-10-29 修订日期: 2014-04-17

基金项目: 国家 863 计划课题(2013AA102305)

作者简介: 李世娟(1975—), 女, 山东人, 副研究员, 主要研究方向为计算机农业应用、作物模拟模型研究与应用。北京 中国农业科学院农业信息研究所, 100081。Email: lishijuan@caas.cn

^{*}通信作者: 诸叶平(1958—), 女, 北京人, 研究员, 主要从事农业信息技术应用研究。北京 中国农业科学院农业信息研究所, 100081。Email: zhuyeping@caas.cn

等^[17]基于该方法开发了发生器 LARS-WG，并用处于不同气候区的美国、欧洲和亚洲的 18 个站点资料，与 WGEN 进行测试和比较，证实两者性能相近，并且后者对连续干旱或降水的模拟效果更好。在一些文献中，人们常将与 WGEN 相似的发生器称为 Richardson 类；而将与 LARS-WG 相近的称为系列类。

Harmel 等^[18]指出，月最高和最低温度的概率分布一般是偏斜的，用正态分布生成的温度，有可能出现缺乏物理依据的值。Schoof 等^[12]为此放弃了正态性约束，并研建了基于地表气温谱属性的天气模拟器。Lall 等^[19]分析了参数化随机模型存在的问题，提出一个单站无参的干、湿交替随机模型，并使用无参技术的核密度估算（Kernel Density Estimation, KDE）法进行概率分布函数的估计。随机天气的生成，本质上是利用天气变量的统计属性进行随机抽样。为了更好地反映模型中天气变量在空间上的相关性，Buishand 等^[20]应用最邻近重复抽样技术（nearest-neighbor resampling），实现了逐日降水和温度多站点的随机模拟。Regnier 等^[21]开发了一个逐日温度和降水随机发生器 TEMPGEN，为气候变化影响研究提供逐日天气数据。他们使用 11 组月常规统计作为输入，假设降水最可能出现在温度日较差相对较小的日子里，采用了先温度、后降水的算法时序，这与以降水模拟为基础的算法结构正好相反。王磊等^[22]基于中国 10 个主要城市气温指标建立了天气发生器模型，用 Fourier 分析和时间序列的方法进行建模，用统计模拟的方法分别生成了 1 a 的气温数据，对当地的气温指标进行预测，并对模型进行改进，通过增加模拟次数，建立了全年日均气温的点估计和区间估计。廖要明等^[23]采用两状态一阶马尔科夫链和两参数 Gamma 分布建立天气发生器，根据中国 672 个气象站点 1961—2000 年的逐日降水资料，计算了降水转移概率 $P(WD)$ 、 $P(WW)$ 及 Gamma 分布参数 Alpha 和 Beta，并分析了 4 个参数在中国各地的空间分布特征与不同地区各参数的季节分布特征。

不同类型天气发生器的开发，通常服务于不同的应用目标。有些为水质或水文学研究而设计^[24]，有些是为了给作物生长模拟模型提供数据输入^[25-26]，有些是为将 GCM's 的输出作尺度缩减处理^[27-28]。本文将描述一个基于干湿期的随机天气发生器（weather generator based on dry and wet spells, WGDWS），其开发目标是为作物模型提供长序列逐日天气输入，以便研究作物对天气条件特别是持续干旱和霪雨天气的反应。发生器是一个 JAVA 应用，可作为组件嵌入到作物模型应用系统内。

1 基于干湿期的随机天气发生器（WGDWS）的基本结构和运行机制

发生器 WGDWS 定义了 6 个随机变量，即干旱持续日数（简称干期）、降水持续日数（简称湿期）、日降水量、日最高温度、日最低温度和日太阳总辐射。其中，干、湿期是主变量，其随机值由干湿期模型独立生成；其余是倚变量，某日的取值依赖于该日是处于干期还是湿期，即它们是按干湿状态的取值有条件地生成。发生器的核心结构是干湿期模型、日降水量模型和温度辐射模型。

1.1 干湿期模型

一个随机变量的概率统计属性完整表述，是它的分布函数。鉴于一些经典的参数化分布函数不能较好地配合干湿期频数，故采用经验分布函数建立干（或湿）期随机模型^[29]。这是一种最简单的非参数化方法，它不使用任何假设。

定义干（或湿）期 x 的经验分布函数为

$$F_n(x) = \begin{cases} 0, & x < x_1^*, \\ \frac{k}{n}, & x_k^* \leq x < x_{k+1}^*, k=1, 2, \dots, n-1 \\ 1, & x \geq x_n^*. \end{cases} \quad (1)$$

式中： x 是随机变量干（或湿）期， x_k^* 是按大小排序的 x 观测值中的第 k 个观测值（ $k=1, 2, \dots, n-1$ ）。 $F_n(x)$ 表示事件发生的频率。因受限于观测样本，实际上用来构造经验分布的公式为：

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

式中： $x_i^{\#}$ 是对观测值进行分组的第 i 个节点， n_i （即 $\sum_{j=1}^i n_j$ ）是第 i 组的频数， k 是组数， n 是观测值个数。显然，式（2）表示，每月的经验分布将由 $k+1$ 个节点值和 k 个累积频率来描述，它们构成一个累积频率多边形。

1.2 日降水量模型

逐日降水量的随机模拟，采用 2 参数的 Gamma 分布，其概率密度函数 $f(p)$ 定义为：

$$f(p) = \frac{p^{\alpha-1} e^{-p/\beta}}{\beta^{\alpha} \Gamma(\alpha)} \quad (3)$$

式中： p 为日降水量，mm； $\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx$ ， α, β 为分布参数，可用日降水量历史数据估算^[3]。

$$\alpha = \frac{8.898919 + 9.059950P + 0.9775373P^2}{P(17.79728 + 11.968477P + P^2)},$$

$$\beta = \bar{p} / \alpha,$$

$$\bar{p} = \sum_{i=1}^n p_i / n,$$

$$P = \ln \bar{p} - \sum_{i=1}^n \ln p_i / n$$

α, β 将被分月估算。

1.3 日最高、最低温度和日总辐射模型

日最高、最低温度和日总辐射变量间有显著的互相关，且每个变量的时间序列亦有显著的序列相关。在扣除变量的季节变化后，其残差（或标准化）序列可用一阶 3 变量自回归模型来描述 (Richardson) [3]，即：

$$M_{y,i}(j) = AM_{y,i-1}(j) + B\epsilon_{y,i}(j) \quad (4)$$

式中： $M_{y,i}(j)$ 和 $M_{y,i-1}(j)$ 都是 (3×1) 矩阵，其元素是日最高气温、日最低气温和日太阳辐射的残差； $\epsilon_{y,i}(j)$ 是由正态分布的独立随机分量构成的 (3×1) 矩阵，每个分量服从平均数为 0、方差为 1 的正态分布。 A 和 B 是 (3×3) 矩阵，其元素由变量延迟 0 和 1 天的自相关和互相关系数构成。 $j=1,2,3$ 分别代表日最高气温、日最低气温和日太阳辐射；下标 y 为年序， i 为日序。

残差变量值由下列公式生成：

$$\chi_{y,i}(j) = \frac{X_{y,i}(j) - \bar{X}_i^0(j)}{\sigma_i^0(j)} \quad (p_{y,i} < 0.1 \text{ mm})$$

或

$$\chi_{y,i}(j) = \frac{X_{y,i}(j) - \bar{X}_i^1(j)}{\sigma_i^1(j)} \quad (p_{y,i} \geq 0.1 \text{ mm}) \quad (5)$$

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

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。用这些参数及式 (4) 和式 (5)，可生成最高温度、最低温度和总辐射的逐日序列。

发生器运行时，将按当前月的干（或湿）期经验分布，随机抽样生成相应的干（或湿）期，然后以此为前提，逐日生成降水、最高温度、最低温度和总辐射等变量值，直至期末。在每一个干（或湿）期结束时，按次日所在月的湿（或干）期经验分布进行随机抽样，生成湿（或干）期长度，并转至次日变量值的条件生成。如此反复，直至获得所需逐日天气序列值。

各天气变量的生成算法如图 1。

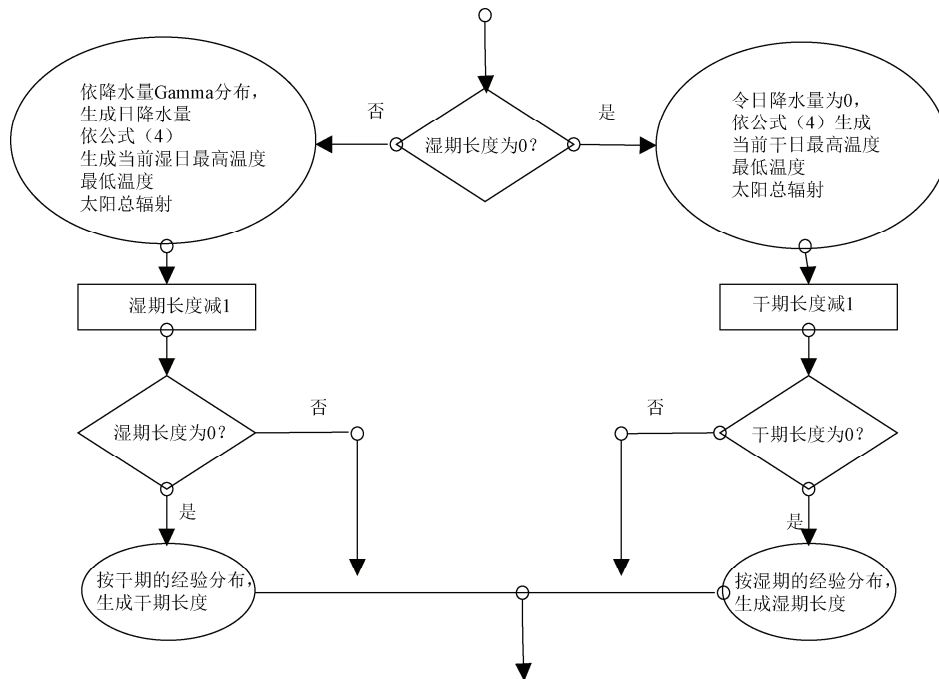


图 1 逐日天气变量的生成流程图

Fig.1 Flow chart of daily weather variables generation

2 WGDWS 的运行测试

选定涵盖中国大多数气候类型、分布于哈尔滨、喀什和广州等不同地理区域的 9 个站点，收集整理了这些站点 1973—2003 年共 30 a 的降水、最高温度、最低温度和太阳辐射逐日资料。分月统计各站的干湿期经验分布、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。应用这些参数，分别生成 9 个站点 100 a 的逐日天气数据。统计 1—12 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生成值。同时，应用一个基于干湿日转移概率的 Richardson 类发生器 DWSS^[30]，做同样的生成与统计。所有结果见表 1、表 2、图 2 和图 3。

2.1 WGDWS 生成的序列月统计检验

每个天气变量逐日时间序列的月统计值 t 检验显示（表 1），在 $P=0.01$ 水平上，生成值和实测值并无显著差异。在每个天气变量所有站点的 108 个月统计值中，最高气温、最低气温的生成与实测值之差（简称误差） $\leq 0.3^\circ\text{C}$ 的分别占 87% 和 93%， $\leq 0.5^\circ\text{C}$ 的分别占 96% 和 94%。最高气温和最低气温误差最大值均出现在哈尔滨 2 月，分别为 0.9°C 和 0.7°C 。月降水日数误差小于 1 d 的占 92%，其余 8% 虽误差大于等于 1 d，但小于 2 d。月降水量误差 ≤ 10 和 ≤ 15 mm 的分别占 91% 和 95%；广州 7 月份误差大至 43.5 mm。月总辐射误差 ≤ 1 kJ/m^2 的占 64%， ≤ 2 kJ/m^2 的占 89%；广州站 3、4 月误差均高达 3.5 kJ/m^2 。

表 1 不同地理站点生成和实测天气序列月统计差异显著性 t 检验 ($t_{0.01}=2.819$, $df=22$)

Table 1 Significance t test of differences between generated and observed monthly weather statistics in different geographical sites

站点 Site	月序 Month	最高气温		最低气温		降水日数		降水量		总辐射	
		Maximum temperature/ $^\circ\text{C}$		Minimum temperature/ $^\circ\text{C}$		Rainy day/d		Rainfall/mm		Total radiation/ $(\text{kJ}\cdot\text{m}^{-2})$	
		实测 Observed	生成 Generated	实测 Observed	生成 Generated	实测 Observed	生成 Generated	实测 Observed	生成 Generated	实测 Observed	生成 Generated
北京 Beijing	1	1.9	2.1	-8.2	-8.0	1.8	1.9	2.9	2.9	8.2	8.5
	2	5.3	5.8	-5.3	-4.9	2.4	1.8	4.6	3.4	11.1	10.9
	3	11.9	12.1	0.7	0.8	3.3	3.0	8.5	7.4	14.7	14.1
	4	20.3	20.3	8.1	8.0	4.8	4.5	22.5	21.4	17.9	17.5
	5	26.2	26.3	13.8	13.9	5.7	5.8	33.8	30.8	20.5	20.1
	6	30.1	30.2	18.9	18.9	9.8	9.4	77.3	75.4	19.7	20.6
	7	31.0	31.1	22.1	22.1	13.6	13.0	174.2	170.3	17.2	19.1
	8	29.9	29.9	20.9	20.8	11.9	11.1	158.0	149.2	16.3	17.2
	9	26.0	26.0	15.0	15.0	7.6	7.6	42.7	40.9	15.0	14.3
	10	19.0	19.0	8.0	8.0	5.4	5.3	25.7	25.8	11.6	11.1
	11	10.0	10.2	0.0	0.1	3.5	3.5	8.9	8.9	8.3	8.7
	12	3.7	3.7	-5.7	-5.5	2.0	2.4	3.0	3.9	7.0	7.5
	t	0.028		0.016		0.145		0.076		0.088	
哈尔滨 Harbin	t	0.006		0		0.002		0.030		0.123	
郑州 Zhengzhou	t	0.006		0.005		0.044		0.072		0.119	
武汉 Wuhan	t	0.021		0.012		0.026		0.091		0.132	
广州 Guangzhou	t	0.062		0.056		0.032		0.098		0.253	
乌鲁木齐 Urumchi	t	0.029		0.009		0.406		0.294		0.067	
喀什 Kashi	t	0.012		0.021		0.012		0.386		0.005	
昆明 Kunming	t	0.062		0.050		0.070		0.039		0.139	
沈阳 Shenyang	t	0.026		0.018		0.001		0.005		0.128	

对干湿期分布的生成值和观测值的差异显著性检验，采用的是 Kolmogorov-Smirnov (K-S) 统计量 D 。9 个站点各月干湿期分布的 D 统计量计算结果表明，在 $P=0.05$ 水平上，生成和实测的经验分

布并无显著差异。这是可预期的，因 WGDWS 所生成的干湿期，正是依据其实测的经验分布，通过随机抽样获得的。表 2 列出了各站 1 月干期和 7 月湿期经验分布的统计量 D 值。

表 2 生成的干湿期分布 K-S 检验 ($n=10, D_{0.05}=0.409$)
Table 2 K-S tests of generated dry and wet spell distributions

站点 Site	K-S 统计量 D value	
	1 月干期长度 Length of dry spell in January	7 月湿期长度 Length of wet spell in July
	北京 Beijing	0.135
广州 Guangzhou	0.020	0.096
哈尔滨 Harbin	0.084	0.149
喀什 Kashi	0.032	0.017
昆明 Kunming	0.010	0.045
沈阳 Shenyang	0.052	0.121
乌鲁木齐 Urumchi	0.042	0.047
武汉 Wuhan	0.060	0.067
郑州 Zhengzhou	0.080	0.108

2.2 WGDWS 与 DWSS 生成的天气数据质量对比

如前所述, WGDWS 是基于干湿期而建立的。为了比较 WGDWS 与基于干湿日的 Richardson 类随机天气模拟器 DWSS 的性能, 对采用 2 类模型所生成的逐日天气数据进行了比较分析。

图 2 和图 3 是这 2 个天气发生器生成的天气变

量逐日时间序列月统计值和干湿期统计值的相对误差绝对值分布图。它们是以每个天气变量的 108 个月统计值的生成值和实际值的相对误差绝对值为样本, 对其累积频率进行统计绘制而成。图 2 显示, 2 个发生器生成的最高气温、最低气温和太阳总辐射月统计值相对误差绝对值的分布曲线(图 2a、2b、2e)极为相近(北京 11 月最低气温实测值为 0, 相对误差不确定, 故从样本中剔除, 因此样本数为 107); 但月降水日数和月降水量的误差分布有明显差异。根据分布曲线(图 2c), 在等概率(即累积频率)条件下, 发生器 WGDWS 比 DWSS 生成的月降水日数, 一般具有更小的相对误差, 包括有更小的平均相对误差(即对应于概率为 50%时的相对误差)。反之, 曲线(图 2d)表明, 生成的月降水量, 用发生器 WGDWS 比用 DWSS 一般具有更大的相对误差, 包括平均相对误差。

图 3 显示, 用 WGDWS 比用 DWSS 生成的最长干期、最长湿期和平均湿期(图 3a、3b、3d)都具有更小的相对误差, 包括平均相对误差; 两者生成的平均干期(图 3c), 其误差分布则非常接近。

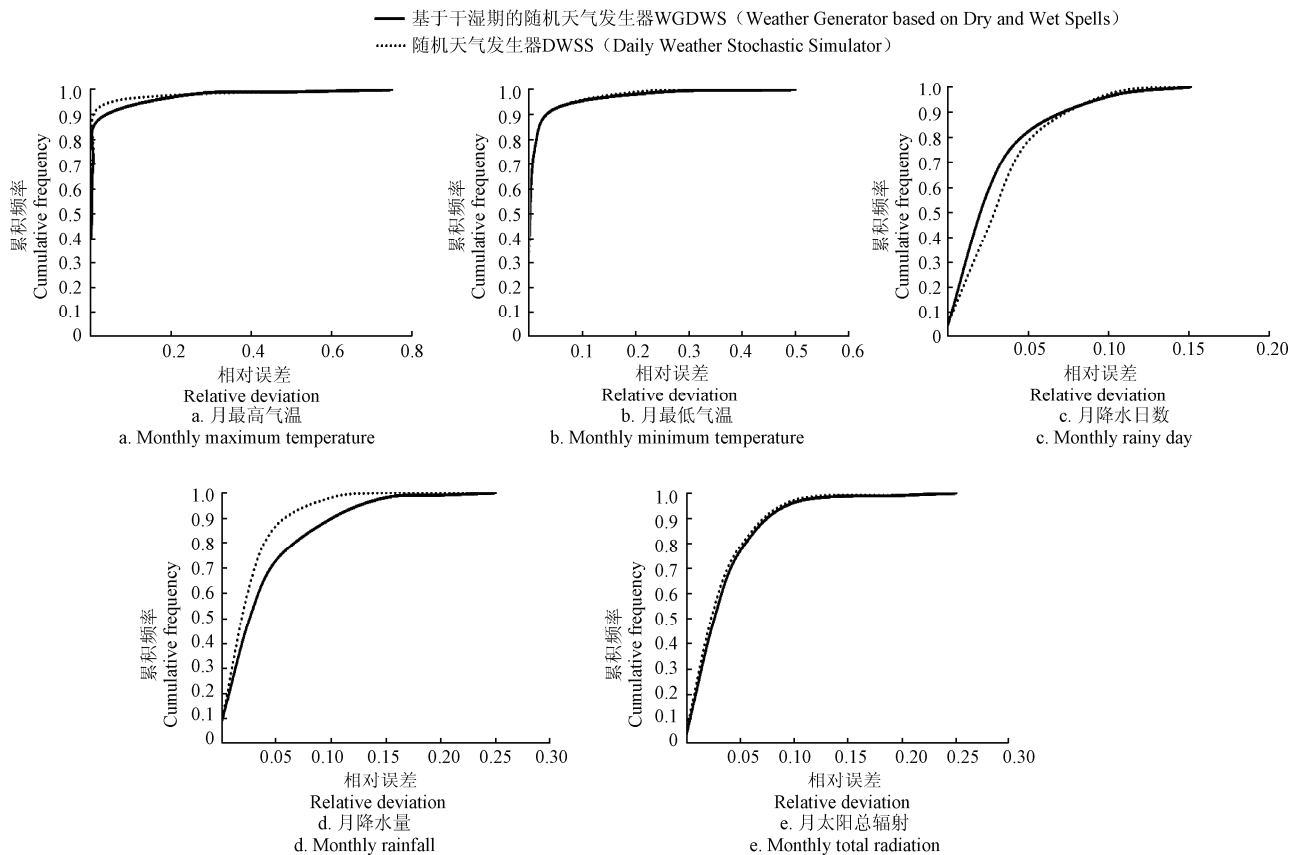


图 2 WGDWS 和 DWSS 生成序列月统计值相对误差分布图
Fig.2 Distribution of monthly statistics generated by WGDWS and DWSS

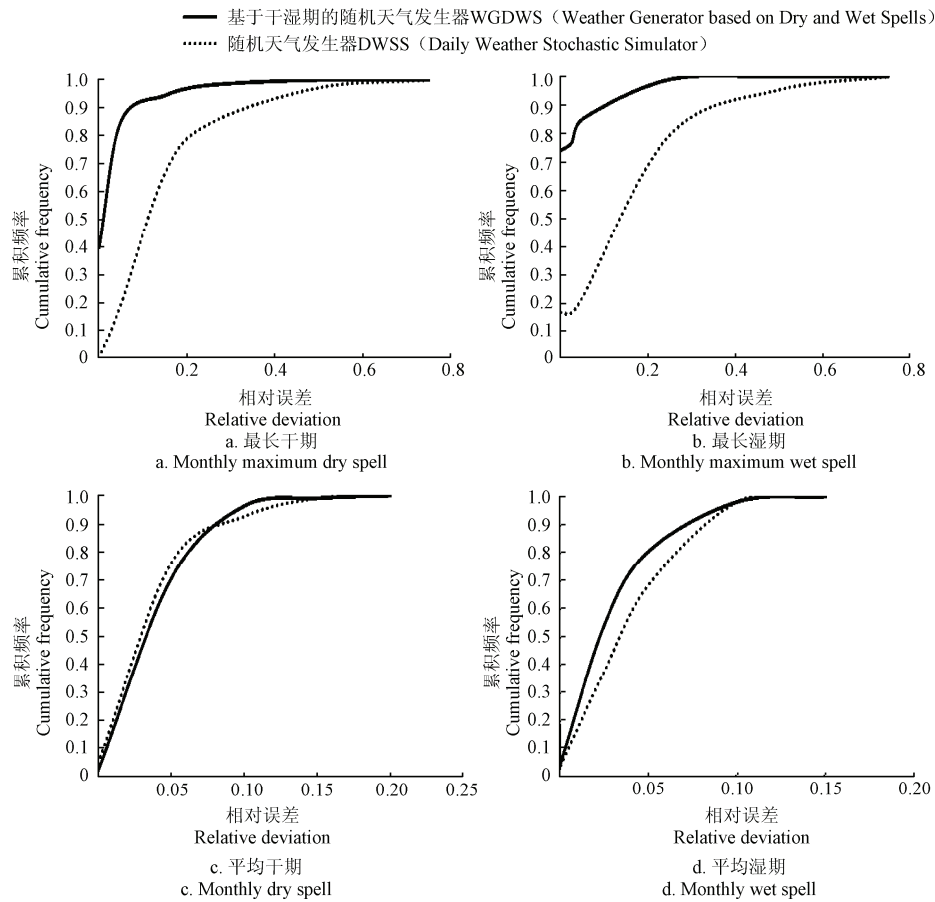


图 3 WGDWS 和 DWSS 的干湿期生成值相对误差分布图

Fig.3 Distribution of monthly dry and wet spells generated by WGDWS and DWSS

3 结 论

t 和 K-S 统计检验表明，基于干湿期模型的天气发生器 WGDWS 所提供的长序列随机天气数据和实际天气相比较，月气候特征无显著差异。在从事作物品种气候适应性分析和种植风险评估时，这些人工数据可用作作物天气模型系统的输入。但是，对不同地理区域，WGDWS 所提供的数据质量不同。与目前应用最为普遍的基于干湿日转移概率的天气发生器相比，两者性能基本相近，但 WGDWS 模拟干湿期的性能更好，因而在研究作物对持续干旱和霖雨天气的反应时，可提供更为有效的长序列逐日天气输入。

致谢：本文所用气象资料承蒙中国气象局气象资料室提供，作者谨表诚挚谢意。

[参 考 文 献]

[1] Crank K N. Simulating Daily Weather Variables[M]. Washington: USDA, Statistical Reporting Service, 1977.
 [2] Bond D C. Generating Daily Weather Values by Computer Simulation Techniques for Crop Yield Forecasting Models[M]. Washington: U.S. Dept. of

Agriculture, Agricultural Research Service, (formerly USDA-ESCS), 1979.
 [3] Richardson C W. Stochastic simulation of daily precipitation of temperature and solar radiation[J]. Water Resources research, 1981, 17(1): 182—190.
 [4] Larsen G A, Pense R B. Stochastic simulation of daily climatic data for agronomic models[J]. Agronomy Journal, 1982, 74: 510—514.
 [5] Richardson C W, Wright D A. WGEN: A Model for Generating Daily Weather Variables[M]. Washington: U.S. Dept. of Agriculture, Agricultural Research Service, 1984.
 [6] Johnson G L, Hanson C L, Hsrdegree S P, et al. Stochastic weather simulation: Overview and analysis of two commonly used models[J]. Journal of Applied Meteorology, 1996, 35(1): 1878—1896.
 [7] 胡云华, 贺秀斌, 郭丰. CLIGEN 天气发生器在长江上游地区的适用性评价[J]. 中国水土保持科学, 2013, 11(6): 58—65.
 Hu Yunhua, He Xiubin, Guo Feng. An applicability assessment of the weather generator CLIGEN used in the upper Yangtze River[J]. Science of Soil and Water Conservation, 2013, 11(6): 58—65. (in Chinese with English abstract)
 [8] Stockle C O, Campbell G S, Nelson R. Clim Gen Manual[M].

- Pullman: Biological Systems Engineering Department, Washington State University, 1999.
- [9] 林而达, 张厚宣, 王京华, 等. 全球气候变化对中国农业影响的模拟[M]. 北京: 中国农业出版社, 1997. Lin Erda, Zhang Houxuan, Wang Jinghua, et al. Impact of Changing Climate on Agriculture in China[M]. Beijing: China Agricultural Press, 1997. (in Chinese with English abstract)
- [10] 马晓光, 沈佐锐. 随机天气发生器的可视化编程及其将来在农业生态学上的应用[J]. 中国农业科学, 2002, 35(12): 1473—1478. Ma Xiaoguang, Shen Zuorui. Visual programming stochastic weather generator and its applications to ecological study in future[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2002, 35(12): 1473—1478. (in Chinese with English abstract)
- [11] 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.
- [12] Schoof J T, Arguez A, Brolley J, et al. A new weather generator based on spectral properties of surface air temperatures[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2005, 135(1-4):241-251.
- [13] Nicks A D, Richardson C W, Williams J R. Evaluation of the EPIC model weather generator[C]. Sharpley, A. N. and Williams, J. R., Erosion/Productivity Impact Calculator Model Document//USA: USDA-ARS Technical Bulletin 1798, 1990, 235.
- [14] Hanson C L, Johnson G L. GEM (Generation of weather Elements for Multiple applications): Its application in areas of complex terrain[C]. Karel Kovar, Hydrology, water resources and ecology in Headwaters/Wallingford: International Association of Hydrological Sciences(IAHS) Press, 1998: 27—32.
- [15] 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(1): 610—622.
- [16] Racsco P, Szeidl L, Semenov M. A serial approach to local stochastic weather models[J]. Ecological Modelling, 1991, 57(1/2): 27—41.
- [17] Richardson C W, Barrow E M, Semenov M A, et al. Comparison of the WGEN and LARS-WG stochastic weather generators for diverse climates[J]. Climate Research, 1998, 10(2): 95—107.
- [18] Harmel R D, Richardson C W, Hanson C L, et al. Evaluating the adequacy of simulating maximum and minimum daily air temperature with the normal distribution[J]. Journal of Applied Meteorology, 2002, 41(7): 744—753.
- [19] Lall U, Rajagopalan B, Tarboton D G. A nonparametric wet/dry spell model for resampling daily precipitation[J]. Water Resources Research, 1996, 32(9): 2803—2823.
- [20] Buishand T A, Brandsma T. Multisite simulation of daily precipitation and temperature in the Rhine Basin by nearest-neighbor resampling[J]. Water Resources Research, 2001, 37(11): 2761—2776.
- [21] Regnier J, St-Amant R. Stochastic simulation of daily air temperature and precipitation from monthly normals in North America north of Mexico[J]. International Journal of Biometeorology, 2007, 51(5): 415—430.
- [22] 王磊, 吴蔚, 李树良. 基于 WEGN 模型对我国主要城市气温的模拟和预测[J]. 数理统计与管理, 2011, 30(2): 191—200. Wang Lei, Wu Wei, Li Shuliang. Simulation and prediction of Chinese major cities' temperature based on WEGN model[J]. Journal of Applied Statistics and Management, 2011, 30(2): 191—200. (in Chinese with English abstract)
- [23] 廖要明, 陈德亮, 谢云. 中国天气发生器非降水变量模拟参数分布特征[J]. 气象学报, 2013, 71(6): 1103—1114. Liao Yaoming, Chen Deliang, Xie Yun. Spatial variability of the parameters of the Chinese stochastic weather generator for daily non-precipitation variables simulation in China[J]. Acta Meteorologica Sinica, 2013, 71(6): 1103—1114. (in Chinese with English abstract)
- [24] 张徐杰, 许月萍, 高希超, 等. CCSM3 模式下汉江流域设计暴雨计算[J]. 水力发电学报, 2012, 31(4): 49—53. Zhang Xujie, Xu Yueping, Gao Xichao, et al. Estimation of design storm in Han River basin with CCSM3 model[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2012, 31(4): 49—53. (in Chinese with English abstract)
- [25] Li Shijuan, Zhu Yeping. Evaluating simulation model based on generated weather data[C]//Li D and Zhao C, Computer and Computing Technologies in Agriculture V, Part III: IFIP Advances in Information and Communication Technology//Boston: Springer, 2012: 129—135.
- [26] Zinyengere N, Mhizha T, Mashonjowa E, et al. Using seasonal climate forecasts to improve maize production decision support in Zimbabwe[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2011, 151(12): 1792—1799.
- [27] Somkiat A, Federico B, Guillermo P, et al. Linking weather generators and crop models for assessment of climate forecast outcomes[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2010, 150(2): 166—174.
- [28] Burkhard O. A method for downscaling global climate model calculations by a statistical weather generator[J]. Ecological Modelling, 1995, 82(2): 199—204.
- [29] 王世耆, 诸叶平, 李世娟. 干湿持续期随机模拟[J]. 应用气象学报, 2009, 2(2): 179—185. Wang Shiqi, Zhu Yeping, Li Shijuan. Stochastic simulation for dry and wet spell[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2009, 2(2): 179—185. (in Chinese with English abstract)
- [30] 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

Sinaca, 2007, 35(12): 2267—2271. (in Chinese with

English abstract)

Stochastic weather generator based on dry and wet spells

Li Shijuan, Zhu Yeping*

(Key Laboratory of Agri-information Service Technology, Ministry of Agriculture, Agricultural Information Institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China)

Abstract: Climate change is important for agriculture and the environment. Changing rainfall amounts have positively or negatively impact on plant growth. The reduction in solar radiation can potentially reduce the photosynthesis, growth of plants and potential evaporation. Stochastic weather generators can generate a long series of weather variable statistics, which usually are used as the input of system models to analyze and evaluate the effect of climate on systems. This paper described a stochastic weather generator WGDWS which consisted of dry and wet spell, daily precipitation, solar radiation, and maximum and minimum temperature models. It included two types of models. The first one was a dry and wet spell model in which dry and wet spell lengths were defined as an independent stochastic variable respectively, and it was the principal model. The second one referred to other weather variables whose modeling was dependent on the first one. The generation of weather element values mainly contained two steps: generating a dry or wet spell length based on their empirical distribution in a month, and then generating the daily value of each variable in the related period. The generator could provide any length of time series of daily weather stochastic values as input data for the driving of crop models. The observed 1973 -2003 daily weather data from nine meteorological sites in different geographical region in China were used to determine model parameters of a generator in two types of generator, including WGDWS which was based on dry and wet spell and DWSS which was based on dry and wet days. After generating 100 years of daily weather variables, including total solar radiation, maximum temperature, minimum temperature and precipitation, at the above nine sites with the help of WGDWS and DWSS, monthly statistics of these variables were computed. A T-test showed that there was no significant difference between the generated and observed monthly statistics for different geographical regions at the 1% significant level. The differences of generated and observed maximum temperatures under 0.3°C accounted for 87%, and the value for minimum temperature was 93%. The absolute errors of the number of rainy days under one day was 92%, and the monthly total precipitation errors under 10mm and 15 mm were 91% and 95% respectively. The absolute errors of the monthly total radiation under 2 kJ/m² were 89%. The K-S test was conducted to detect differences between the observed and simulated values for dry and wet spells. No significant differences were found at $P=0.05$. The relative deviations of monthly statistics generated by WGDWS and DWSS were compared. The relative deviations of maximum temperature, minimum temperature, and total radiation for these two kinds of models were similar. There were obvious differences in relative deviations for the number of rainy days and rainfall. In short, WGDWS had similar performance to generate meteorological data to DWSS, and its accuracy to simulate dry and wet spells and number of rainy days was higher than DWSS. The study indicated that the data generated by WGDWS could be used as input for a crop models, especially for studies on the response of crops to persistent drought and continued rainy weather.

Key words: models; temperature; precipitation; dry spell; wet spell; weather simulator

更 正

“新型锤片式饲料粉碎机分离流道内物料运动规律”（作者：汪建新，张广义，曹丽英，《农业工程学报》2013年29卷第9期）一文中，基金项目：国家自然科学基金资助项目（81105189）编号出现笔误，正确编号为51105189，特此更正。

作 者