

王德娟, 隋立春, 刘 迪. 干旱胁迫下 DNDC 模型的红枣产量参数校正[J]. 江苏农业学报, 2021, 37(3): 812-816.

doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2021.03.034

干旱胁迫下 DNDC 模型的红枣产量参数校正

王德娟, 隋立春, 刘 迪, 王 瑾, 袁欢欢, 徐家利

(长安大学地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710054)

关键词: 枣; DNDC 模型; 干旱胁迫; 敏感性分析; 参数调整

中图分类号: S165+.27 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2021)03-0812-05

Adjustment of jujube yield parameters based on DNDC model under drought stress

WANG De-juan, SUI Li-chun, LIU Di, WANG Jin, YUAN Huan-huan, XU Jia-li

(School of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China)

Key words: jujube; DNDC model; drought stress; sensitivity analysis; parameter adjustment

红枣作为南疆林果业发展的优势树种, 在新疆绿洲生产、生态建设中起着重要作用^[1]。新疆地区应用的估产方法主要有气象估计, 经验估计等^[2-3]。段丁丁等^[4]利用 DSSAT 内部的马铃薯模型对马铃薯进行了区域化模拟估产研究; 吴立峰^[5]等通过 Morris 方法和 EFAST 方法对不同灌溉水平下 CROPGRO 棉花模型进行了敏感性分析和不确定性分析; 纪甫江^[6]等通过将 CASA 模型和 WOFOST 模型进行耦合从而提高了大豆单产估算的精度。而目前对于枣的产量估算研究较少, 因此结合新疆地区的生态条件, 利用更加精准的作物生长模型将成为在枣类估产中的有效方法。

经过多年的发展和应用, 作物模型主要分为三大派系, 分别是以 ORYZA2000 模型为代表的荷兰作物模型体系, 以 CERES 模型为代表的美国作物模型体系, 以 CCSODS 模型为代表的中国作物模型体系^[7-9]。但在众多作物生长模型中用于果树产量模拟的模型较少, 其中 DNDC 模型是由美国新罕布什尔大学的李长生教授团队研发的生物地球化学模型, 该模型是农业生态系统中一系列控制碳和氮迁移转化的生物化学及地球化学反应机制的计算机模拟表达^[10]。DNDC 模型以日为步长, 通过气候、土壤、植被和管理 4 个基本生态因子对作物生长进行机理性模拟, 并通过 DNDC 模型特色的硝化反硝化作用模拟作物在生长过程中的碳、氮元素的变

化, 在进行产量预报的同时进一步实现碳、氮元素在地球生态系统中循环的模拟^[11-13]。DNDC 模型包含简单易操作的新作物类构建方法, 并且对水分处理具有单独的页面, 因此对枣树的产量模拟可操作性更高。

作物生长模型作为机理性模型需要大量的作物和实际的环境参数作为输入参数, 但只有部分参数对模型的模拟结果起决定作用, 因此参数的准确性将会直接影响模型模拟结果的真实性^[14-15]。同时试验地区的特殊环境因素也成为参数敏感性分析的关键。新疆地区特殊的地理位置及天气条件, 使得水分成为作物生长过程中不容忽视的问题。参数敏感性分析主要分为全局参数敏感性分析和局部参数敏感性分析^[16]。局部敏感性分析是指在一定范围内调整某一个参数的取值从而检验该参数对输出结果的影响, 但它却无法分析参数间的交互作用对模拟结果的影响^[17]。全局敏感性分析则检验多个参数对模型输出结果的总影响, 同时分析参数之间的交互作用对模拟结果的影响^[18]。因此在使用多参数输入的非线性作物模型模拟时, 越来越多的学者选择全局敏感性分析的方法对模型进行敏感性分析。目前常见的全局敏感性分析方法包括 Sobol 法、傅里叶振幅敏感性分析法 (FAST)、可扩展傅里叶振幅敏感性分析法 (EFAST)、LH-OAT 法、普适似然不确定性估计法 (GLUE) 等^[19]。目前基于可扩展傅里叶振幅敏感性分析法已应用于 DASST^[4]、EP-IC^[20]、WOFOST^[6]等作物生长模型的全局敏感性分析中, 但对于 DNDC 模型的敏感性分析研究较少。

基于上述情况, 本研究以红枣为例, 采用可扩展傅里叶振幅敏感性分析法, 针对干旱胁迫和正常条件下的 DNDC 模型

收稿日期: 2020-12-21

基金项目: 长安大学研究生科研实践项目 (300103714047)

作者简介: 王德娟 (1996-), 女, 山东泰安人, 硕士研究生, 主要从事定量遥感研究。(E-mail) 1525998859@qq.com

几类输入参数进行定量的全局敏感性分析。研究枣的作物参数、土壤因素在干旱胁迫和正常条件下对 DNDC 模型模拟枣产量的影响,旨在为 DNDC 枣类模型参数本地化、区域化以及未来与遥感数据的耦合提供选择敏感性分析变量的基础。

1 材料与方法

1.1 DNDC 作物生长模型与试验数据

1.1.1 DNDC 作物生长模型 DNDC 模型是以模拟作物反硝化-分解反应为主的集合多种作物的地球生物化学过程的模型^[21]。模型共包括两大部分,第一部分主要是通过气象因素、土壤因素、植被信息以及田间管理数据等对作物所处的土壤环境的动态变化进行模拟;第二部分通过输入的土壤环境因素预测模型输入参数对微生物活动影响,从而计算土壤系统中碳、氮元素的变化(主要为气体的排放)^[10,22-24]。模型通过植物中碳元素的变化计算有机物的变化,模拟产量则通过最终果实内部的碳含量进行展示,其中模型默认作物产量的 40% 是果实内部的含碳量。本研究采用的模型为 DNDC 95 版本。

与其他模型不同,DNDC 模型提供了简单易懂的作物类别开发界面,使用者可在数据库中建立新作物类别。红枣模型即为本研究在果树模型的基础上结合试验数据构造的新作物类别模型。

1.1.2 试验数据 本研究的试验区位于新疆昆玉第十四师 224 团地块。试验区共涵盖 5 块实验田,共包含采样点 10 个。

DNDC 模型的输入数据包括气象参数、土壤参数、作物参数和田间管理数据。选取的作物参数包括:最大果实产量、全株生物量中果实比例、全株生物量中叶片比例、全株生物量中茎比例、全株生物量中根比例、果实中碳氮含量比例、茎中碳氮含量比例、叶中碳氮含量比例、根中碳氮含量比例、固氮指数、需水量、适宜温度、生长积温、管束结构指数、最大作物产量、来自土壤的氮量、来自大气的氮量、需氮量、植株最大高度、黏土含量、容质量、饱和导水率、田间持水率、萎蔫点、孔隙度、有机碳量、起始硝酸根含量、起始氨气含量、酸碱度、顶部均匀土层密度和下层土壤中有机碳(SOC)沉降速率。

研究所需的气象输入数据来自中国气象数据网的中国地面气候资料日值数据集(V3.0),共包含 2015–2019 年新疆和田地区逐日最高和最低气温,日降水量,日照时数。此格式为 DNDC 模型中特有的最简格式,可避免计算太阳辐射量带来的误差。

土壤数据主要来源于当地农业局实地测量数据和《新疆土种志》中数据,土壤主要为砂性土,透水性较强,土壤肥力适中,有机质含量在 1.0%~1.5%,pH 值为 8.05。测量数据主要为土壤容质量、饱和导水率、田间持水率、有机碳含量等。模型输入的田间管理数据主要来自于当地种植标准化

操作手册和实地调查数据。实测产量数据来源于当地农业科学研究所多年的统计数据。

1.2 可扩展傅里叶振幅敏感性分析法

可扩展傅里叶振幅敏感性分析法^[25]是由 Saltelli 等结合 Sobol 法和傅里叶振幅敏感度测试法的优点所提出的基于模型方差分析的全局敏感性分析方法。EFAST 方法的基本原理是模型的输入参数的变化对模型的输出结果的方差存在影响,通过计算每一个参数(X_i)的变化对输出结果(Y)的方差的贡献率得到敏感性^[26]。其中输出结果 $Y=f(X)=f(x_1, x_2, x_3 \cdots x_n)$ 。

对于一个多参数相互作用的模型, $S_{T,i}$ (参数 x_i 的总敏感度)反映了 S_i (参数的直接贡献率)以及 $S_{ij} \sim S_{1,2 \cdots i \cdots k}$ (参数间的互相作用)对模型输出总方差的贡献率,可表示为各阶敏感度之和:

$$S_{T,i} = S_i + S_{ij} + S_{ijm} + \cdots + S_{1,2 \cdots i \cdots k} \quad (1)$$

EFAST 将敏感度划分为 2 个指标,一个为一阶敏感度即单参数的影响;另一个为全局敏感度即多个参数之间的相互作用的影响^[27]。

DNDC 模型包含多参数相互作用的过程,因此全局敏感性分析方法更适合 DNDC 模型的参数敏感性分析。EFAST 方法通过对模型方差的分解,从而定量地得到每个参数的一阶敏感度及总敏感度。

1.3 试验设计

本研究的目的是为模型本地化选择敏感参数,试验设计方案如下:

在干旱胁迫和正常条件下对 DNDC 模型作物参数进行全局敏感性分析,并对比两者对模型最终模拟结果的影响,进一步调整模型参数。其中根据试验区域的实际情况,该地区的年降水总量平均为 100 mm,因此大部分水分来源于农田灌溉,设置干旱胁迫灌溉量为正常灌溉量的 75% 和 50%,在这种情况下分析红枣的 19 个作物参数和 12 个土壤参数,从中筛选最敏感参数,从而为模型本地化调整提供依据。

方案一:在正常水分条件和干旱胁迫条件下对 DNDC 模型的作物参数、土壤参数、田间管理参数进行全局敏感性分析。通过 EFAST 方法筛选出在正常条件和干旱胁迫条件下对模型有关键影响的敏感参数。

方案二:在方案一筛选出敏感参数的基础上,调整模型的参数,进一步优化输入数据,获取模拟结果。将调整前后的模拟结果与实测结果进行误差分析,通过相对误差这一指标进一步评价模型的精度。

研究采用的全局敏感性分析主要借助敏感性分析软件 Simlab 对模型的各个参数进行敏感性分析。该软件主要是利用蒙特卡洛方法对红枣的作物参数以及土壤参数进行随机采样,并利用全局敏感性分析法分解方差从而对输入参数进行敏感性分析。首先利用 Simlab 选择采样方法(本研究选取的为 EFAST 法,该方法认为分析结果有效时采样数需

大于参数个数的 65 倍)^[20]进行采样,生成输入参数,采样次数为4 000次。利用 Python 编写程序将参数编写为 DNDC 模型规定的输入格式,随后将参数输入到模型中得到模拟结果,将各参数和输出结果利用 EFAST 方法进行全局敏感性分析。本研究将全局敏感度大于 0.1、一阶敏感度大于 0.05 的参数确定为敏感参数。

2 结果与分析

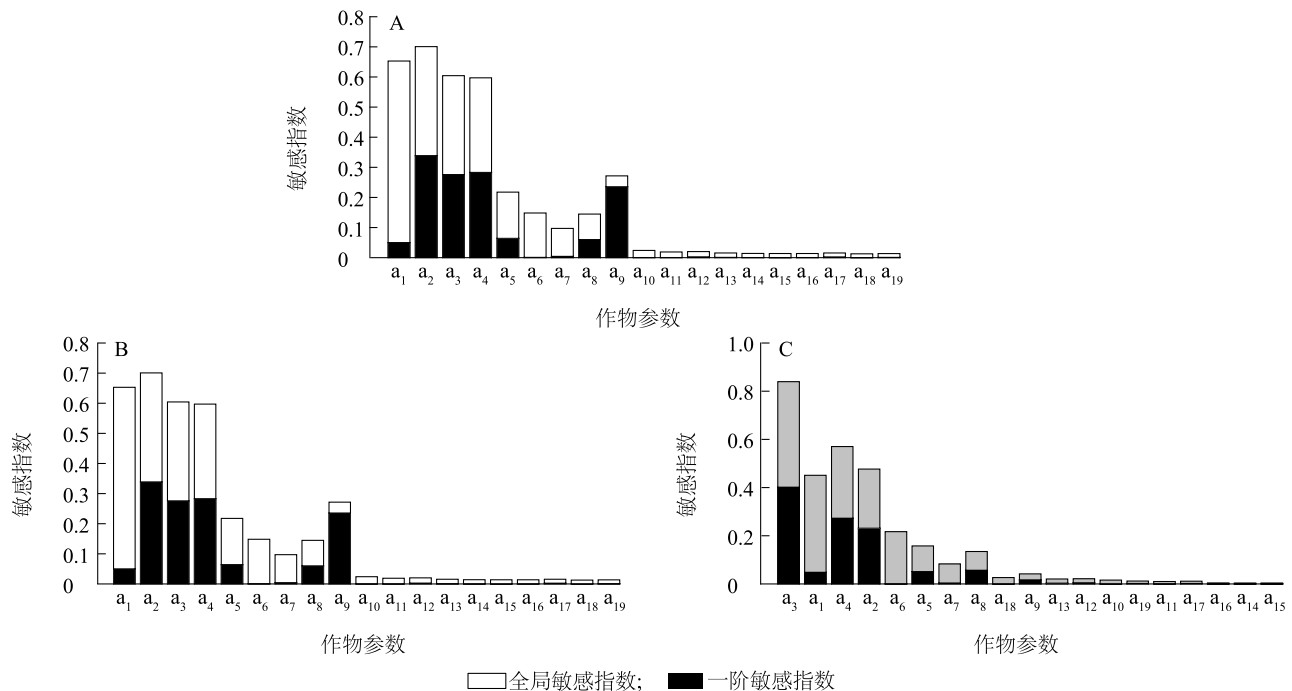
2.1 正常条件下和干旱胁迫下作物参数全局敏感性分析对比

本试验共针对 DNDC 模型中 19 个作物参数分别进行正常条件下和干旱胁迫条件下的敏感性分析。由图 1 可知,在干旱胁迫下和正常条件下的全局敏感参数筛选中,筛选的参数一致性较高,但参数的敏感度却不相同。其中正常条件下和 75%水分条件下筛选出的敏感参数的敏感度由大到小为:全株生物量中果实比例>最大作物产量>生长积温>需水量>植株最大高度>适宜温度,而 50%水分条件下的敏感参数的敏感度由大到小为:生长积温>全株生物量中果实比例>需水量>最大作物产量>适宜温度>植株最大高度。

由以上的敏感度排序可知,在正常条件下作物参数中最敏感的参数为全株生物量中果实比例,它解释了 60% 的方差,该参数为模型中产量在所有生物量中所占的比例。最大

作物产量、生长积温、需水量三者的敏感度较为接近,分别解释了 36%、32%和 31%的方差。其中最大作物产量是描述作物产量上限,生长积温则描述了整个生长期所需的温度,需水量描述了作物生长所需的水分条件。植株最大高度和适宜温度分别解释了 15.3%和 14.7%的方差,植株最大高度反映的是植株的潜在高度,在一定程度上也会影响生物量的分配,适宜温度描述的是作物生长的适宜温度,一定程度上反映了生长期的生长速率。当水分条件减少为 75%时,筛选的敏感参数的敏感度排序和数值都与正常条件下高度一致,而在水分条件减少至 50%时,敏感参数的敏感度排序和数值发生了变化。

由图 1c 可知,与正常条件相比,在干旱胁迫下,生长积温和适宜温度的敏感度排列顺序发生了改变,且敏感度增大。这主要是因为这 2 个参数均与温度有关,红枣是喜光喜温作物^[28],因此在水分缺失的情况下,温度就成为对产量方差影响最大的参数。最大果实产量、需水量、最大作物产量、植株最大高度分别解释了 40%、29%、24%和 10%的方差。说明,在水分条件为 75%时,对敏感参数的敏感度并无影响,而当水分条件为 50%时,其对敏感参数的敏感度有影响。



A: 正常条件下作物敏感参数; B: 75%水分条件下作物敏感参数; C: 50%水分条件下作物敏感参数。a₁: 全株生物量中果实比例; a₂: 最大作物产量; a₃: 生长积温; a₄: 需水量; a₅: 植株最大高度; a₆: 适宜温度; a₇: 最大果实产量; a₈: 固氮指数; a₉: 全株生物量中叶片比例; a₁₀: 需氮量; a₁₁: 管束结构指数; a₁₂: 根中碳氮含量比例; a₁₃: 果实中碳氮含量比例; a₁₄: 来自大气的氮量; a₁₅: 来自土壤的氮量; a₁₆: 全株生物量中根比例; a₁₇: 茎中碳氮含量比例; a₁₈: 全株生物量中茎比例; a₁₉: 叶中碳氮含量比例。

图 1 昆玉农业示范园区红枣作物参数的敏感度

Fig.1 Sensitivity index of jujube crop parameters in Kunyu agricultural demonstration park

2.2 正常条件下和干旱胁迫下土壤参数全局敏感性分析

在正常条件下,共筛选得到 2 个敏感参数,分别为田间持水率和孔隙度。其中田间持水率解释了 72.7% 的产量方差,田间持水率描述的是土壤所能稳定保持的土壤含水量,也间接反映了作物可利用土壤水分的上限。孔隙度是有关土壤孔隙的指数,它通过影响作物与水、空气的接触进而影响作物的生长发育,它解释了 27% 的产量方差。这 2 个参数都与土壤的持水能力有关,均通过影响土壤与外界的水分交互来影响作物的生长,因此也间接说明了水分对枣树生长的重要性。而在 2 种干旱胁迫条件下筛选得到的敏感参数,不论是从参数的一致性还是参数具体的敏感度,都与在正常条件下筛选的参数高度一致。这也进一步证明了土壤的理化性质对红枣产量的重要性,在其他条件发生改变时,土壤参数对产量的影响较为稳定。

2.3 参数校正

针对 2015–2019 年 5 年间的数据对参数进行校正,实现模型的本地化。在正常条件下,在参数调整前模型的模拟产量整体低于实测产量,且相对误差最高达到 24%,说明模型存在很大的调整空间。在 75% 水分条件下,模型的相对误差最高达到 25%。而在 50% 水分条件下,模型参数调整前的相对误差最高达到 38%,已经达到无法忽略误差的程度。由此可见水分是影响产量的重要因素。在干旱胁迫条件下,5 年间的所有产量模拟值均远低于实际值,这也为红枣的田间管理提出了一定的管理要求,水分和温度是红枣生长过程中至关重要的因子。在完成参数敏感性分析的基础上,在已筛选出敏感参数基础上对参数进行调整,主要校正的参数为敏感度较高的温度,以及土壤参数中的田间持水率和土壤容质量等与水分相关的参数。经过参数调整后,模型的相对误差控制在 8% 以内,模型精度显著提升。因此,模型的敏感性分析对模型本地化和提高模型精度有重要意义。

3 讨论

作物参数在干旱胁迫下和正常条件下,两者筛选的敏感参数呈现出一致性,但敏感参数的敏感度却不相同,当水分条件为 50% 时,与温度相关的作物参数的敏感度上升。但在土壤参数中,不论是从筛选出敏感参数的一致性还是敏感度上,水分条件的变化并未对土壤参数的敏感参数筛选产生影响。

通过对正常条件下和干旱胁迫条件下的参数进行敏感性分析,筛选得到对枣树作物模型模拟时敏感度高的参数,进一步对模型的输入参数进行调整。调整主要对正常条件下的敏感参数进行调整,且参考干旱胁迫时的敏感参数作为辅助,经过参数调整后,模型模拟产量的相对误差控制在 8% 以内,模型的精度进一步提高。

参考文献:

[1] 王雨,李占林,刘晓红.新疆枣标准化生产技术推广专题一;

新疆枣发展现状及品种选择[J].新疆林业,2019(2):18-20.

- [2] 官景得,张玉兰,戴小笠,等.基于 3 种回归模型的红枣产量动态预报[J].安徽农业科学,2010,38(34):19260-19262.
- [3] 李鹏飞,王青青,毋建宏,等.基于灰狼优化算法的最小二乘支持向量机红枣产量预测研究[J].安徽农业科学,2020,48(6):218-222.
- [4] 段丁丁,何英彬,于金宽,等.DSSAT-SUBSTOR 马铃薯模型的参数敏感性分析及适宜性评价[J].安徽农业大学学报,2019,46(3):521-527.
- [5] 吴立峰,张富仓,范军亮,等.不同灌水水平下 CROPGRO 棉花模型敏感性和不确定性分析[J].农业工程学报,2015,31(15):55-64.
- [6] 纪甫江,蒙继华,方慧婷.基于 CASA-WOFOST 耦合模型的大豆单产遥感估算研究[J].遥感技术与应用,2020,35(2):406-415.
- [7] WIT D C T. Photosynthesis of leaf canopies[R]. Netherlands, Wageningen: Wageningen University, 1965.
- [8] BOUMAN B, KEULEN H V, LAAR H, et al. The 'School of de Wit' crop growth simulation models: A pedigree and historical overview[J]. Agricultural Systems, 1996, 52(2):171-198.
- [9] JONES J W, HOOGENBOOM G, PORTER C H, et al. The DSSAT cropping system model[J]. European Journal of Agronomy, 2003, 18(3/4):235-265.
- [10] LI C S, FROLKING S, FROLKING T A. A model of nitrous oxide evolution from soil driven by rainfall events; 1. Model structure and sensitivity[J]. Journal of Geophysical Research, 1992, 97:9759-9776.
- [11] LI C S, FROLKING S, FROLKING T A. A model of nitrous oxide evolution from soil driven by rainfall events; 2 model applications[J]. Journal of Geophysical Research, 1992, 97:9777-9783.
- [12] LI C S, FROLKING S, HARRISS R. Modeling carbon biogeochemistry in agricultural soils[J]. Global Biogeochemical Cycles, 1994, 8:237-254.
- [13] 李长生.生物地球化学的概念与方法——DNDC 模型的发展[J].第四纪研究,2001,21(2):89-99.
- [14] CLEVERS J G P W, VAN LEEUWEN H J C. Combined use of optical and microwave remote sensing data for crop growth monitoring[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 56(1):42-51.
- [15] LAUNAY M, GUERIF M. Assimilating remote sensing data into a crop model to improve predictive performance for spatial applications[J]. Agriculture Ecosystems and Environment, 2005, 111(1/4):321-339.
- [16] SALTELLI A. Sensitivity analysis; could better methods be used? [J]. Journal of Geophysical Research Atmospheres, 1999, 104(D3):3789-3793.
- [17] MARIO PARUGGIA. Sensitivity analysis in practice: a guide to assessing scientific models[J]. Journal of the American Statistical Association, 2006, 101(473):398-399.
- [18] SONG X, ZHANG J, ZHAN C, et al. Global sensitivity analysis in hydrological modeling: review of concepts, methods, theoretical

- framework, and applications [J]. *Journal of Hydrology*, 2015, 523:739-757.
- [19] YANG J. Convergence and uncertainty analyses in Monte Carlo based sensitivity analysis [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2011, 26(4):444-457.
- [20] 吴 锦,余福水,陈仲新,等.基于 EPIC 模型的冬小麦生长模拟参数全局敏感性分析[J].*农业工程学报*,2009,25(7):136-142.
- [21] PATHAK H, LI C, WASSMANN R. Greenhouse gas emissions from Indian rice fields: calibration and upscaling using the DNDC model[J]. *Biogeosciences*, 2005, 2(2):113-123.
- [22] SMITH W N, DESJARDINS R L, GRANT B, et al. Testing the DNDC model using N₂O emissions at two experimental sites in Canada [J]. *Canadian Journal of Soil Science*, 2002, 82 (3): 365-374.
- [23] SMITH W N, GRANT B B, DESJARDINS R L, et al. Evaluation of two process-based models to estimate N₂O emissions in Eastern Canada[J]. *Canadian Journal of Soil Science*, 2008, 88(2):251-260.
- [24] TANG H, QIU J, RANST E V, et al. Estimations of soil organic carbon storage in cropland of China based on DNDC model [J]. *Geoderma*, 2006, 134(1):200-206.
- [25] SALTELLI A, TARANTOLA S, CHAN K. A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output [J]. *Technometrics*, 1999, 41(1):39-56.
- [26] CUIKIER R I, LEVINE H B, SHULER K E. Nonlinear sensitivity analysis of multiparameter model systems[J]. *Journal of Computational Physics*, 1978, 26(1):1-42.
- [27] 李旭华,孙建新. Biome-BGC 模型模拟阔叶红松林碳水通量的参数敏感性检验和不确定性分析[J].*植物生态学报*,2018,42(12):1131-1144.
- [28] 时 颖,张阿慧.若羌县红枣种植的气候条件分析及高产栽培技术[J].*农民致富之友*,2018(22):51.

(责任编辑:陈海霞)