doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.05.028

稻田土壤-作物系统模型参数敏感性分析与模型验证

史鑫蕊[1,2]　梁　浩[3]　周　丰[4,5]　胡克林[1,2]

(1.中国农业大学土地科学与技术学院,北京 100193;2.农业农村部华北耕地保育重点实验室,北京 100193;
3.河海大学农业工程学院,南京 210098;4.北京大学城市与环境学院,北京 100871;
5.教育部地表过程分析与模拟重点实验室,北京 100871)

摘要:为提高稻田土壤-作物模型校准过程的效率和精度,以长江中游地区两年的稻田试验数据为基础,采用 Morris 和 Sobol'两种方法对 WHCNS_Rice 模型参数进行了全局敏感性分析,并在此基础上进行模型校准和验证。结果表明,两种方法得到的模型主要敏感性参数基本一致,与 Sobol'方法相比,Morris 方法具有计算量小和筛选快速的优势。土壤水力学参数和作物参数对模型输出项均有较大的影响,尤其是土壤水力学参数中的饱和含水率、田间持水率以及犁底层饱和导水率;作物参数中生育期总有效积温、最大比叶面积和作物系数对作物生长过程影响较大;氮素转化参数中仅氨挥发一阶动力学系数和反硝化经验系数分别对氨挥发和氮反硝化有一定的影响,其余参数均不敏感。在此基础上,固定非敏感参数,重点校准上述敏感参数。模型校验结果表明,模型模拟的地上部干物质质量、作物吸氮量、蒸散量和田面水高度均与实测值吻合较好,模拟值与实测值线性回归方程的斜率和相关系数均接近于 1,P 小于 0.01,说明校验后的模型可用于模拟该地区的水稻生长过程及稻田水分动态和氮素去向。采用 Morris 方法对筛选出的模型敏感性参数进行模型校准和验证,可以大大提高模型校验的效率和精度。本研究可为稻田土壤-作物系统 WHCNS_Rice 模型参数的校准和模型的推广应用提供技术支持。

关键词:稻田;敏感度分析;Morris 方法;Sobol'方法;模型校验;WHCNS_Rice 模型

中图分类号:S152　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2020)05-0252-11　　**OSID**:

Sensitivity Analysis and Parameter Estimation for Soil – Rice System Model

SHI Xinrui[1,2]　LIANG Hao[3]　ZHOU Feng[4,5]　HU Kelin[1,2]

(1. *College of Land Science and Technology*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100193, *China*
2. *Key Laboratory of Arable Land Conservation* (*North China*), *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Beijing* 100193, *China*
3. *College of Agricultural Engineering*, *Hohai University*, *Nanjing* 210098, *China*
4. *College of Urban and Environmental Sciences*, *Peking University*, *Beijing* 100871, *China*
5. *Laboratory for Earth Surface Processes*, *Ministry of Eduction*, *Beijing* 100871, *China*)

Abstract: The nitrogen (N) transport and transformation processes in rice field is more complex than that in dry land. Process-based soil – rice system model requires many input parameters and it is difficult to calibrate, which severely restricts the model application in rice production region. To improve the calibration efficiency and reduce uncertainty in simulations, both Morris and Sobol' methods were used to analyze the global sensitivities of input parameters (soil hydraulic, crop, and N transformation parameters) of the WHCNS_Rice model and guide model calibration. Two years of rice field experiments were conducted in the middle reaches of the Yangtze River. Ponding water depth, evapotranspiration (ET), dry matter weight and crop N uptake were all collected and used to evaluate the model. Results showed that the selected sensitive parameters were almost consistent for two methods, but the Morris method could quickly and effectively screen out sensitive parameters with small calculation workload, which is an effective global sensitivity analysis method for the WHCNS_Rice model. Among all model input parameters, the soil hydraulic parameters and crop parameters had the greatest influence on the output variables of crop growth, water and N fates compared with N transformation parameters. Within the

收稿日期:2019-09-03　修回日期:2019-11-30

基金项目:国家重点研发计划项目(2016YFD0201202)和中国博士后科学基金项目(2019T120159)

作者简介:史鑫蕊(1992—),女,博士生,主要从事资源环境系统模型应用研究,E-mail:shixinrui1992@163.com

通信作者:胡克林(1971—),男,教授,主要从事土壤空间变异及溶质运移研究,E-mail:hukel@cau.edu.cn

soil hydraulic parameters, saturated moisture, field capacity and saturated hydraulic conductivity of the plowpan were the most sensitive parameters. For crop parameters, LAI, yield, dry matter weight, crop N uptake and ET were sensitive to total accumulated temperature, maximum specific leaf area and crop coefficient in different periods. Among the N turnover parameters, only the first order kinetic constant for volatilization and the denitrification empirical coefficient had some effects on ammonia volatilization and denitrification processes, respectively. Based on the results of sensitivity analysis, the sensitive parameters were calibrated to minimize error between simulated and observed measurements. The results showed that the simulated dry matter weight, crop N uptake, ET and ponding water depth were in good agreement with the measured values. Both the slopes of the linear regression equation and correlation coefficients between the simulated and measured values were close to 1 ($P < 0.01$), indicating that the model could be used to simulate soil water movement, soil N fates, and rice growth for paddy soil in the region. These results suggested that sensitivity analysis based on the Morris method can significantly improve the model calibration efficiency and reduce uncertainty in simulation, which provided technical support for parameter calibration and application of the process-based WHCNS_Rice model.

Key words: paddy soil; sensitivity analysis; Morris method; Sobol' method; model calibration; WHCNS_Rice model

0　引言

土壤-作物系统模型通过计算机程序和数学方程描述作物生长过程及碳氮元素在土壤-作物-大气连续体中的运移和转化规律[1]。与田间试验相比，不仅可以节省大量的人力物力，而且可以通过情景分析模拟不同的田间管理、气候变化、土壤属性以及作物品种等因子对作物生长、水分消耗以及碳氮运移和转化过程的影响，在水肥优化管理、品种改良以及应对气候变化等方面发挥了重要作用[2]。目前比较成熟的土壤-作物系统模型主要有 EPIC、WOFOST、DNDC、RZWQM、APSIM 和 DSSAT 等，在小麦、玉米、水稻等作物上已进行了广泛的验证和应用，但是这些模型应用于不同地区时均需要对模型参数进行校准和验证[3]。由于输入参数众多，模型参数率定过程困难。另外，参数校验过程中会产生“异参同效”现象，大大降低了模型校验的可靠性[4-5]。敏感度分析能够从众多输入参数中识别出敏感度高的参数，通过简化或固定低敏感参数，可以减小模型校验的工作量、降低不确定性[6-8]。

模型敏感度分析主要有局部和全局敏感度分析两种方法。局部敏感度法每次只改变一个参数，评价单个参数变化对模拟结果的响应，忽略了参数间的交互作用对输出结果的影响，仅适用于过程简单的线性模型[9]。全局敏感度法综合考虑各个参数及参数间的交互作用对输出结果的影响，更适合于分析具有非线性的土壤-作物模型参数的敏感度[10]。常用的全局敏感度法主要有 Morris、EFAST 和 Sobol'法等。DEJONGE 等[11]用 Morris 和 Sobol' 两种方法研究了不同灌溉条件下 CERES-Maize 模型的参数敏感性，两种方法得出的结果具有很强的相关性。宋明丹等[1]比较了 Morris 和 EFAST 两种方法得出的 CERES-Wheat 模型作物参数的敏感度，两者结果基本一致，但 Morris 方法计算工作量明显较小。EFAST 和 Sobol' 均是基于方差分析的敏感度法，精度高且稳定性强，但运算量大[12]。Morris 法可以快速地从大量的模型输入参数中识别出部分敏感度较高的参数，运算量较小，已被广泛应用于水文、生态和环境类模型的敏感度分析中[13-15]。俞双恩等[16]采用 Morris 法分析了 DRAINMOD-S 模型 6 个参数对土壤剖面含盐量的的灵敏度。高颖会等[17]采用 Morris 方法筛选出对 SWMM 模型区域洪峰流量和径流系数比较敏感的水文水力参数。JABLOUN 等[18]通过 Morris 方法得到了 Daisy 模型在模拟小麦-玉米轮作系统中作物产量和氮素淋洗的敏感参数。前人对各种模型的参数敏感度进行了大量研究，但大部分研究主要集中在旱地作物系统上，对于水田系统的研究还较少。

LIANG 等[19]在参考和借鉴国外主流模型的基础上开发了适用于水稻的 WHCNS_Rice(Soil water heat carbon nitrogen simulator for rice)模型，该模型考虑了中国的气候、土壤、环境和农业管理特点，相比国外模型更适用于中国高强度集约化的管理模式，已成功用于模拟长江中游地区常规淹水和覆膜旱作条件下的水稻生长及稻田水氮迁移过程[20]。水田与旱地的环境条件及作物生长过程机理不同，水田考虑的过程更为复杂，输入参数更多，而且具有很强的非线性，这就导致模型参数校准过程更为困难，大大限制了水田模型的推广应用。此外，水田与旱地系统模型参数敏感性的异同点尚不明确。因此，本文以 WHCNS_Rice 模型为例，应用长江中游地区 2 年的水稻田间试验数据，基于 Morris 和

Sobol'两种方法对该模型进行参数敏感度分析,旨在为提高水田系统模型的校准效率及其应用提供技术指导。

1 材料与方法

1.1 数据来源

试验地位于长江中游地区的湖北省荆州农业气象试验站(30°21′N,112°9′E),种植制度为水稻-油菜轮作。研究区属湿润季风气候,年平均气温16℃,年均降雨量1 095 mm。于2017年和2018年水稻生长季进行了田间试验,对水稻生长、水分消耗及氮素去向等指标进行了动态观测。水稻品种为"丰两优香一号",2年移栽日期分别为6月6日和6月9日,收获日期分别为9月14日和9月18日,种植密度为9万株/hm^2。小区面积150 m^2(25 m×6 m),3次重复。根据当地农民管理习惯,施用纯氮230.5 kg/hm^2,纯磷26.6 kg/hm^2,纯钾40.4 kg/hm^2。氮肥分3次施用,分施比例为5∶3∶1,其中基肥和第2次追肥施用复合肥,第1次追肥施用尿素。水稻生长季内水分管理采取淹水-晒田-再次淹水-乳熟期后自然落干至收获[21]。

试验前开挖土壤剖面,取样测定0~90 cm土壤剖面各层的基本理化性质。试验地土壤类型为水耕人为土,pH值8.1,土壤有机碳质量比7.9 g/kg,全氮质量比1.2 g/kg。具体的土壤物理与水力学性质见表1。水稻生育期内白天每2 h测定一次田面水高度。通过流量计记录每次发生灌水和径流时的水量,取水样采用流动分析仪(AA3型,Bran+Luebbe,德国)测定铵态氮和硝态氮含量。2017年采用动态箱法测定氨挥发量,水稻关键生长期取植株样干燥测定秸秆和籽粒干物质质量,收获时测产,同时用碳氮元素分析仪(Flash2000型,Thermo,美国)测定植株全氮含量。其他的测定指标及方法见文献[21]。

表1 土壤剖面基本物理与水力学性质

Tab.1 Soil basic physical and hydraulic properties in soil profile

土壤深度/cm	成分质量分数/%			田间持水率/($cm^3\cdot cm^{-3}$)	萎蔫含水率/($cm^3\cdot cm^{-3}$)	残余含水率/($cm^3\cdot cm^{-3}$)	饱和含水率/($cm^3\cdot cm^{-3}$)	饱和导水率/($cm\cdot d^{-1}$)
	砂粒	粉粒	粘粒					
0~20	0.44	79.79	19.77	0.45	0.20	0.09	0.54	42.53
20~30	0.63	82.17	17.20	0.43	0.18	0.08	0.48	11.36
30~90	0.43	81.80	17.77	0.43	0.18	0.07	0.47	10.73

1.2 WHCNS_Rice 模型

WHCNS_Rice模型以天为步长,由气象数据和作物生物学参数驱动,可用于模拟水稻生长、稻田水分运动、氮素运移和转化以及热传导等过程。模型采用Penman-Monteith公式估算参考作物蒸散量。采用Green-Ampt模型和Richards方程分别模拟非饱和条件下土壤水分入渗和再分布过程,饱和条件下采用达西定律。每天的田面水高度通过水分平衡方程计算,公式为

$$P_n = P_{n-1} + I_n + P'_n - ET_n - R_n - F_n \quad (1)$$

式中 P_n、P_{n-1}——第n天、第$n-1$天田面水高度,mm

I_n——第n天灌溉量,mm

P'_n——第n天降雨量,mm

ET_n——第n天蒸散量,mm

R_n——第n天径流量,mm

F_n——第n天水分入渗通量,mm

稻田径流的计算与旱地不同,稻田通常有一定高度的田埂,将此高度作为最大田面水允许高度。在强降雨条件下,需先将水稻田池蓄满,超过田埂之后才会产生径流。

土壤有机质周转以及碳氮循环直接参考Daisy模型。土壤氮素运移过程使用对流-弥散方程描述,源汇项考虑了有机质矿化、生物固持、尿素水解、氨挥发、硝化、反硝化和作物吸收等过程。采用改进的PS123作物模型对作物生长发育进程、干物质生产和分配及作物产量形成过程进行模拟。详细的模型原理见文献[19-20]。

1.3 全局敏感性分析法

1.3.1 Morris 方法

Morris是一种基于筛选分析的全局敏感度分析方法,利用OAT(One factor at a time)搜索途径,通过计算输入参数对输出结果的基础效应进行灵敏度分析。该方法有效平衡了计算的效率和准确性,对于输入参数多且运算负荷大的模型具有很好的适用性。每个输入参数对输出结果的影响程度E_i[22]计算公式为

$$E_i(\Delta) = (y^* - y)/\Delta_i \quad (2)$$

其中
$$y^* = y(x_1, x_2, \cdots, x_{i-1}, x_i + \Delta, \cdots, x_n) \quad (3)$$

$$y = y(x_1, x_2, \cdots, x_n) \quad (4)$$

式中 y——参数i变化前的输出值

y^*——参数i变化后的输出值

Δ_i——参数i的变化量

Δ 介于 $1/(p-1)$ 和 $1-1/(p-1)$ 之间，p 表示参数的水平。

由于 Morris 方法参数取值的随机性，易造成取值误差，所以需进行 r 次重复，模型总运行次数为 $r(L+1)$ 次，L 表示参数个数。根据 Morris 方法建议，采样因子 r 设置为 10，输入参数个数 L 为 28，共运行模型 290 次。最后计算每个参数对模拟值的影响程度 E_i 的平均值 μ 和标准差 σ。μ 越大，说明参数对输出结果越敏感，而 σ 表示的是参数间的交互作用，σ 越大表示该参数与其他参数交互作用越强。

1.3.2　Sobol' 方法

Sobol' 是一种基于方差的全局敏感性分析法，通过分解输出变量的方差来定量化评价各输入参数和参数间交互作用对输出变量的影响程度[23]。假设 y 为模型输出变量；X_i 为模型输入参数（共 m 个）。y 的方差 $D(y)$ 可分解为

$$D(y)=\sum_i D_i+\sum_{i<j} D_{ij}+\sum_{i<j,k} D_{ijk}+D_{1,2,\cdots,m} \tag{5}$$

式中　D_i——参数 i 产生的方差

D_{ij}——参数 i 和 j 相互作用产生的方差

D_{ijk}——参数 i、j 和 k 相互作用产生的方差

$D_{1,2,\cdots,m}$——m 个参数共同作用产生的方差

对于参数 i，可用一阶敏感度指数 S_i 反映单个参数的敏感性，全阶敏感度指数 S_{Ti} 表示单个参数与其他所有参数的共同影响，具体公式为

$$S_i=\frac{D_i}{D} \tag{6}$$

$$S_{Ti}=1-\frac{D_{\sim i}}{D} \tag{7}$$

式中　$D_{\sim i}$——除了参数 i 之外的参数的方差

SALTELLI 等[23]建议，Sobol' 方法取样个数设置为 $n(m+2)$，其中 m 为参数个数（28 个），n 取值应大于 100。本研究计算了 n 为 1 024 时的 Sobol' 敏感度结果，需运行模型 29 696 次。

1.3.3　参数选择、分布和范围

WHCNS_Rice 模型输入参数主要分为土壤水力学参数、氮素转化参数和作物参数 3 类。首先根据实测的土壤理化性质数据，基于土壤传递函数获得水力学参数初始值[24]，作物参数和氮素转化参数初始值参考相关文献数据或者直接采用默认值。结合文献中其他模型敏感度分析结果[10]，选择 28 个参数进行敏感性分析（表 2），其中水力学参数每层 5 个共 15 个、氮素转化参数 5 个、作物参数 8 个。由于各参数的分布概率未知，假定所有的参数服从均匀分布。模型参数取值范围采用初始值的 ±10% 作为其区间的上限和下限，采用蒙特卡洛方法对每个参数随机采样。输入参数组合的产生以及最后的结果分析均采用 SimLab 2010 软件完成[25]。

表 2　模型输入参数

Tab. 2　Model input parameters

输入参数类型	参数	初始值（校准值）
土壤水力学参数	饱和导水率 $K_{s1,2,3}$/(cm·d^{-1})	42.53(40.50)、11.36(10.80)、10.73(10.20)
	饱和含水率 $\theta_{s1,2,3}$/(cm^3·cm^{-3})	0.54(0.52)、0.48(0.48)、0.47(0.48)
	残余含水率 $\theta_{r1,2,3}$/(cm^3·cm^{-3})	0.09(0.09)、0.08(0.08)、0.07(0.07)
	田间持水率 $F_{1,2,3}$/(cm^3·cm^{-3})	0.45(0.44)、0.43(0.41)、0.43(0.42)
	萎蔫含水率 $W_{1,2,3}$/(cm^3·cm^{-3})	0.20(0.20)、0.18(0.18)、0.18(0.18)
氮素转化参数	最大硝化速率 V_n/(g·m^{-3}·d^{-1})	1.00 (1.00)
	硝化半饱和系数 K_n/(g·m^{-3})	300 (300)
	反硝化比例系数 K_d	0.60 (0.60)
	反硝化经验系数 A_d	0.05 (0.10)
	氨挥发一阶动力学系数 K_v/d^{-1}	0.050 (0.015)
作物参数	总有效积温 T_{sum}/℃	1 750 (1 650)
	水稻生育前期作物系数 K_{ini}	1.10 (1.05)
	水稻生育中期作物系数 K_{mid}	1.1 (1.2)
	水稻生育后期作物系数 K_{end}	1.1 (1.2)
	最大比叶面积 S_{max}/(m^2·kg^{-1})	25 (22)
	最小比叶面积 S_{min}/(m^2·kg^{-1})	10 (10)
	最大同化率 A_{max}/(kg·hm^{-2}·h^{-1})	65 (65)
	最大根长 R_{max}/cm	60 (60)

注：下标 1、2、3 分别代表 3 个不同土层（0 ~ 20 cm、20 ~ 30 cm、30 ~ 90 cm）；括号内的值表示校准后的参数值。

1.4　模型参数率定

根据模型敏感度分析结果，本文基于 2017 年的大田实测数据，采用试错法对 WHCNS_Rice 模型中的敏感参数进行率定。首先对土壤水力学参数进行

调整,使模型模拟的田面水高度、蒸散量、径流量等与实测值基本吻合。然后率定氮素转化参数,使氨挥发量、反硝化量、氮淋洗量、径流损失量等模拟值与实测值吻合,若缺少实测值应使模拟值接近文献参考值。最后,调整作物参数,使产量、干物质质量、吸氮量等指标的模拟值与实测值尽量吻合。由于参数间存在交互作用,不同参数调整过程会相互影响,因此该过程需要周而复始,最终大部分模拟值与实测值误差最小时模型率定过程结束。模型率定结束后,固定所有输入参数,根据 2018 年实际田间管理和气象数据运行模型,用实测的田面水高度、蒸散量、作物吸氮量和干物质质量等来验证模型。若模型模拟值与实测值误差在可接受范围内,说明模型输入参数合理,可用来模拟该地区水稻生长及稻田水分运动和氮素转化过程。

2 结果与分析

2.1 Morris 敏感度分析

2.1.1 水分输出项对不同参数的敏感度

根据模型输入参数初始值,各参数设定 ±10% 的变化范围,基于 Morris 敏感度分析方法,通过 SimLab 软件共产生了 290 组模型组合参数。不同参数组合下分别运行 WHCNS_Rice 模型,得到了 290 组不同的输出结果,最后采用 SimLab 软件进行参数敏感度分析。

图 1 为模型模拟的蒸散量(ET)、水分渗漏量、径流量和田面水高度对各输入参数的敏感度结果。ET 对中期作物系数 K_{mid} 最敏感,其次为 K_{end} 和 K_{ini},但是 σ 较低,说明与其他参数交互作用较弱(图 1a)。T_{sum} 是第 4 敏感参数,通过影响作物生育期

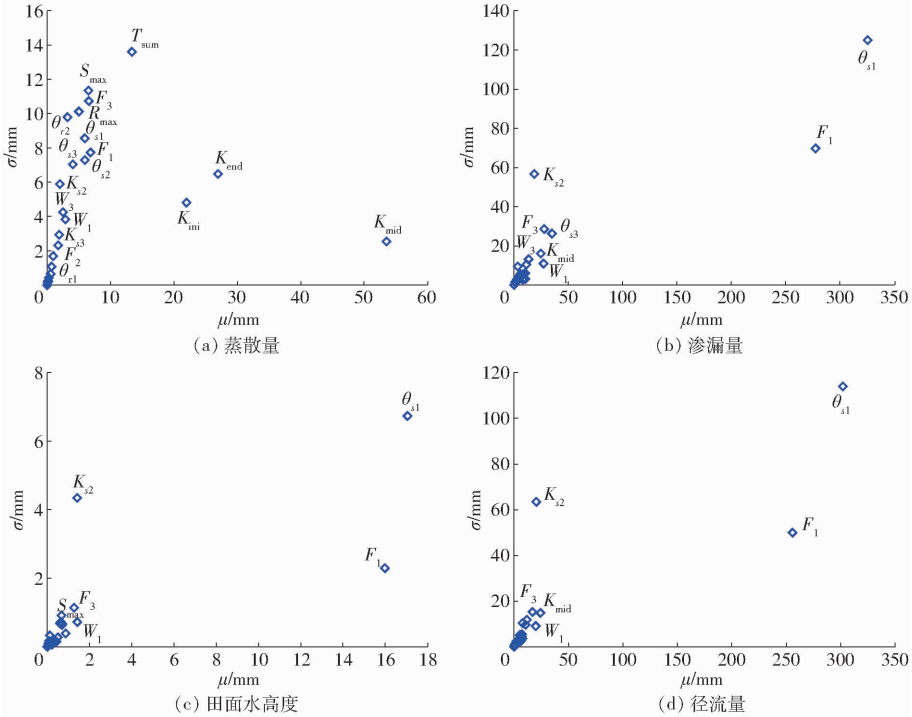

图 1 ET、渗漏量、田面水高度及径流量对 WHCNS_Rice 输入参数的 Morris 敏感度均值和标准差

Fig. 1 Average Morris mean effect and spread of WHCNS_Rice parameter with respect to ET, drainage, ponding water depth and runoff

天数间接影响 ET,与其他参数有较强的交互作用。其余参数 μ 均小于 10 mm,但是 F、S_{max}、θ_s 等参数的 σ 均较高,说明部分土壤水力学参数和作物参数有较强的交互作用。

对于田面水高度、渗漏量和径流量,敏感度最高的参数均为 θ_{s1},其 μ 和 σ 均较高(图 1)。其次为 F_1,具有较高的 μ,但 σ 相对 θ_{s1} 偏低。第 3 敏感参数是 K_{s2},其 μ 较小,但 σ 较高。表层土壤饱和含水率和田间持水率很大程度上决定了土壤的蓄水能力,K_{s2} 为犁底层土壤饱和导水率,决定了土壤水分的入渗速率。土壤蓄水率和导水率共同决定了土壤中水分的运动,从而对田面水高度、渗漏量和径流量产生显著影响。基于水分平衡原理,ET、土壤储水量、田面水高度、渗漏量和径流量,这些水分平衡项之间存在相互影响、此消彼长的关系。土体储水量的增加必然导致渗漏量降低,ET 会影响田面水高度的变化,进而对径流量产生影响。

2.1.2 氮素损失项对不同参数的敏感度

WHCNS_Rice 模型稻田氮素损失项主要包括氮淋洗、反硝化、氨挥发和径流损失等 4 个氮素

损失项。从模型敏感度分析结果来看，不同土层饱和含水率和田间持水率均对氮淋洗有较大的影响，氮淋洗对 θ_{s_1} 和 F_1 最敏感（图 2a）。其余敏感度较高的几个参数按 μ 值由大到小依次为 θ_{s2}、θ_{s3}、F_3、F_2、W_2，可以看出氮淋洗对各个土层的饱和含水率及田间持水率均比较敏感，这些参数值越大表示土壤蓄水能力越强，可减少水分渗漏，从而减小氮素随水分下移造成的淋洗损失。其余参数敏感度均低于5 kg/hm^2，对氮淋洗的影响较小。

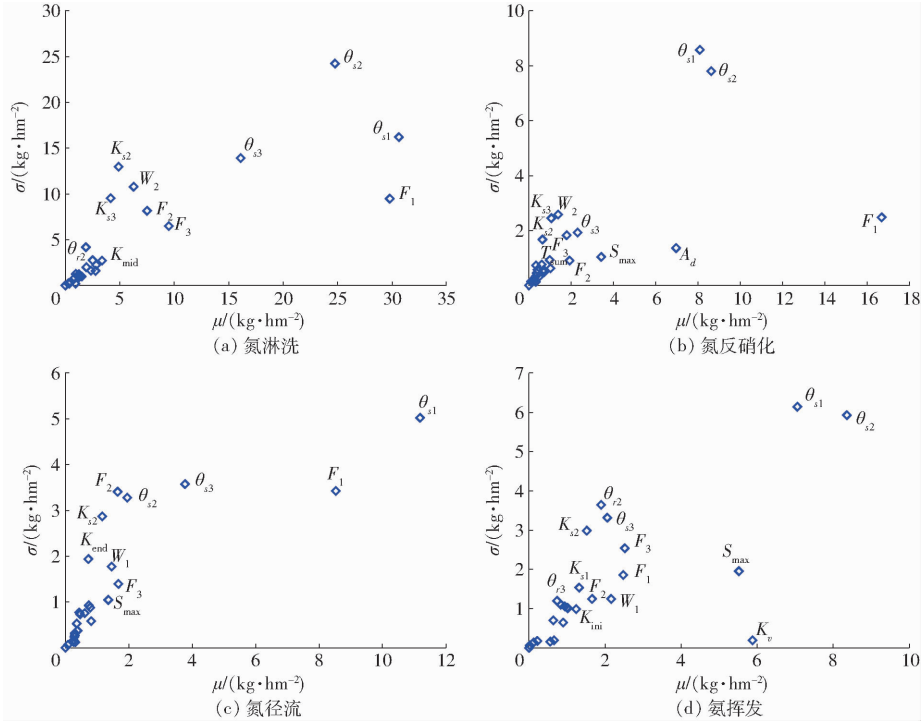

图 2　氮淋洗、反硝化、径流和氨挥发对 WHCNS_Rice 输入参数的 Morris 敏感度均值和标准差

Fig. 2　Average Morris mean effect and spread of WHCNS_Rice parameter with respect to nitrogen leaching, denitrification, runoff and ammonia volatilization

对反硝化作用影响最大的参数是 F_1，但其 σ 较低（图 2b）。其次是 θ_{s1} 和 θ_{s2}，且具有较高的 σ。反硝化作用是在厌氧条件下发生的，水力学参数通过影响土壤中的水分状况进而对反硝化产生影响。反硝化经验系数 A_d 是第 4 敏感参数，与其他参数交互作用较弱，A_d 越大，通过反硝化损失的氮素越多，对反硝化输出项有最直接的影响。

氮径流损失对输入参数的敏感性分析结果与氮淋洗相似，θ_{s1} 和 F_1 敏感度最大，其次是 θ_{s3} 和 θ_{s2}（图 2c）。高蓄水能力下可以减少降雨和灌溉时产生的径流损失。下层土壤的饱和含水率、田间持水率、饱和导水率等参数敏感度均值 μ 相对较低，但非线性效应较强，主要通过影响水分的下渗速率对径流产生间接作用。

氨挥发对 θ_{s1} 和 θ_{s2} 最敏感，且具有较强的非线性效应，上层土壤的饱和含水率通过影响土壤中的铵态氮浓度间接影响氨挥发（图 2d）。对氨挥发影响较大的第 3 个敏感参数是 K_v，K_v 越大，氨挥发速率越快。S_{max} 是第 4 敏感参数，S_{max} 决定了覆盖度，覆盖度影响了 NH_3 从水面向大气中的运动过程。不仅如此，覆盖度是影响土面或水面温度的重要原因，而氨挥发与温度密切相关，高温会加快氨逸出。

2.1.3　作物生长指标对不同参数的敏感度

从干物质质量、产量、吸氮量和叶面积指数（LAI）对模型输入参数的敏感度结果来看，这些作物生长指标均对作物参数 T_{sum} 和 S_{max} 具有较高的敏感度（图 3）。T_{sum} 控制了作物生长的物候期，T_{sum} 变大作物生育期延长，反之生育期变短，S_{max} 决定了作物冠层覆盖度，因此这两个作物参数对作物生长及产量形成均有较大影响（图 3a、3b）。土壤水力学参数 θ_{s1} 和 θ_{s2} 对干物质质量、产量和吸氮量影响较大，并与其他参数有较强的交互作用。由于水稻土一般具有犁底层，决定了水分入渗和养分淋失速率，因此 K_{s2} 对水稻生长也有一定的影响。土壤水力学参数通过影响稻田土壤中的水分状况及氮素供应水平间接影响作物生长过程。

对 LAI 影响较大的 3 个参数依次是 S_{max}、T_{sum}、S_{min}，且 σ 较高（图 3d）。S_{max} 和 S_{min} 是与 LAI 直接相关的参数，直接影响 LAI。T_{sum} 通过控制生育期的长短对 LAI 产生作用，三者共同决定了 LAI。LAI 对

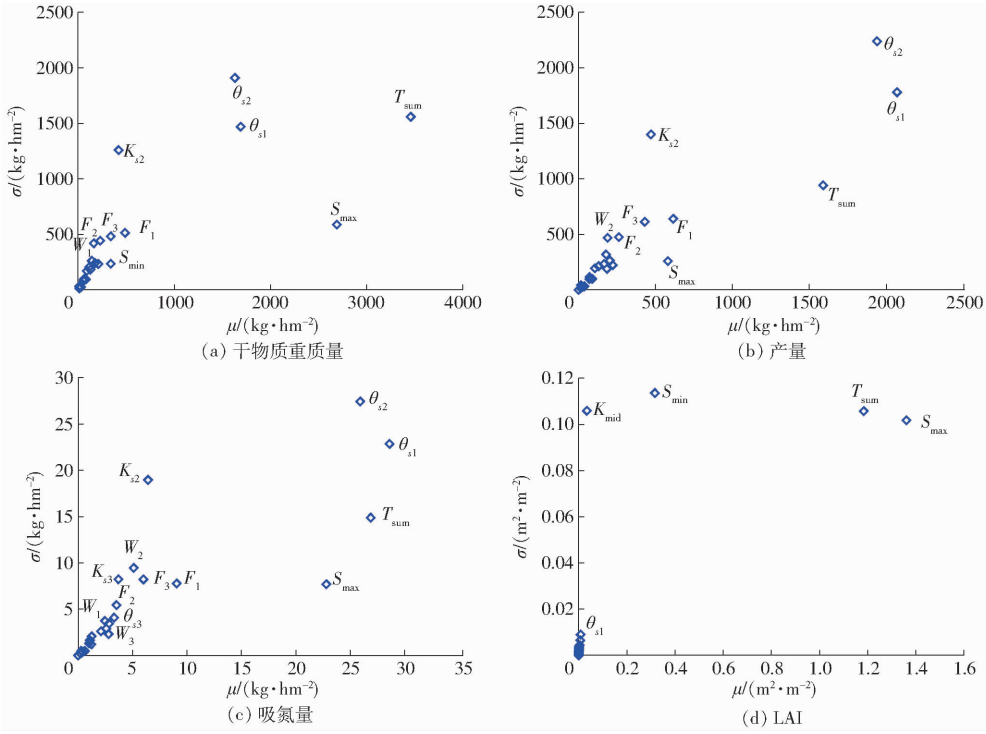

图 3 干物质质量、产量、吸氮量和 LAI 对 WHCNS_Rice 输入参数的 Morris 敏感度均值和标准差

Fig. 3 Average Morris mean effect and spread of WHCNS_Rice parameter with respect to dry matter, yield, crop uptake and LAI

K_{mid}的敏感度较低,但具有较高的 σ,与其他参数交互作用较强。对干物质质量影响明显的 4 个参数依次为 T_{sum}、S_{max}、θ_{s1}、θ_{s2},其敏感度均值 μ 均大于 1 000 kg/hm^2,θ_{s2}、T_{sum}和 θ_{s1}的 σ 较大。与前 4 个参数相比,F_1、K_{s2}、F_3、S_{min}对干物质质量的影响相对较小,其μ 介于 300 ~ 500 kg/hm^2,干物质质量对其余参数不敏感。

对作物产量影响较大的参数依次为 θ_{s1}、θ_{s2}、T_{sum}、F_1、S_{max}、K_{s2}、F_3(图 3b)。产量对 θ_{s1}和 θ_{s2}敏感度最高,且交互作用强。从前面的结果可以看出,θ_{s1}和 θ_{s2}对各项水分消耗及氮素损失均有较大的影响,进而会对作物生长期间的水分和氮素供应状况产生作用,最终影响产量形成。作物吸氮量的敏感参数与产量基本相同,依次是 θ_{s1}、T_{sum}、θ_{s2}、S_{max}、F_1、K_{s2}、F_3、W_2。

2.2 Sobol'敏感度分析

Sobol'方法共产生了 29 696 组模型参数组合,分别运行 WHCNS_Rice 模型输出相应的结果,然后用 SimLab 2010 软件进行全局敏感度分析。图 4 为 28 个输入参数对不同作物生长、水分及氮素平衡输出项的一阶及全阶敏感度指数。一阶敏感度指数划定超过阈值 0.1 的为敏感参数。可以看出,水分输出项中蒸散量的敏感参数分别为 K_{mid}和 θ_{r1},渗漏量、径流量及田面水高度的敏感参数均为 θ_{s1}和 F_1。氮素损失项中,氮淋洗对 F_1敏感,氮径流和氮反硝化对 θ_{s1}和 F_1敏感,氨挥发对 θ_{r1}和 K_{s1}敏感。作物生长指标中,干物质质量、吸氮量和 LAI 均对 T_{sum}和 S_{max}敏感,而产量只对 T_{sum}敏感,S_{max}对其影响不大。整体上 Sobol'一阶敏感度指数得出的敏感参数与 Morris 方法基本一致,但是氮素平衡项中氮淋洗和氨挥发无法获得对其影响较大的参数,因此改用手动调参,发现参数 K_v和 A_d分别对氨挥发和氮反硝化输出结果有一定的影响,由此可见,Morris 得到的结果准确可靠。

从全阶敏感度指数看,大部分输出项很难筛选出明显的敏感参数。不同参数对蒸散量、渗漏量、径流量和田面水高度的全阶敏感度指数分别介于 0.81 ~ 1.00、0.55 ~ 0.89、0.27 ~ 0.71、0.44 ~ 0.85 之间,差异均不明显。氮素损失项中,θ_{s1}和 F_1对氮径流和氮反硝化的全阶敏感度指数明显高于其余参数,而各参数对氨挥发和氮淋洗的全阶敏感度指数差异不明显。但作物生长输出项的敏感参数比较明显,除 T_{sum}和 S_{max},θ_{s1}和 θ_{s2}也有较高的敏感度,其次为 F_1和 F_2,这也与 Morris 的结果一致(图 3)。

某一参数全阶敏感度指数与一阶敏感度指数的差值即为该参数与其余参数交互作用对模型输出项的影响程度。差值越大,表明该参数交互作用越强,这与 Morris 方法中的 σ 相对应,解释了作物生长指标中部分土壤水力学参数敏感度较高的原因(图 3)。

与 Morris 方法相比,Sobol'方法较好地考虑了参数间的交互作用,这是导致两种方法结果略有不

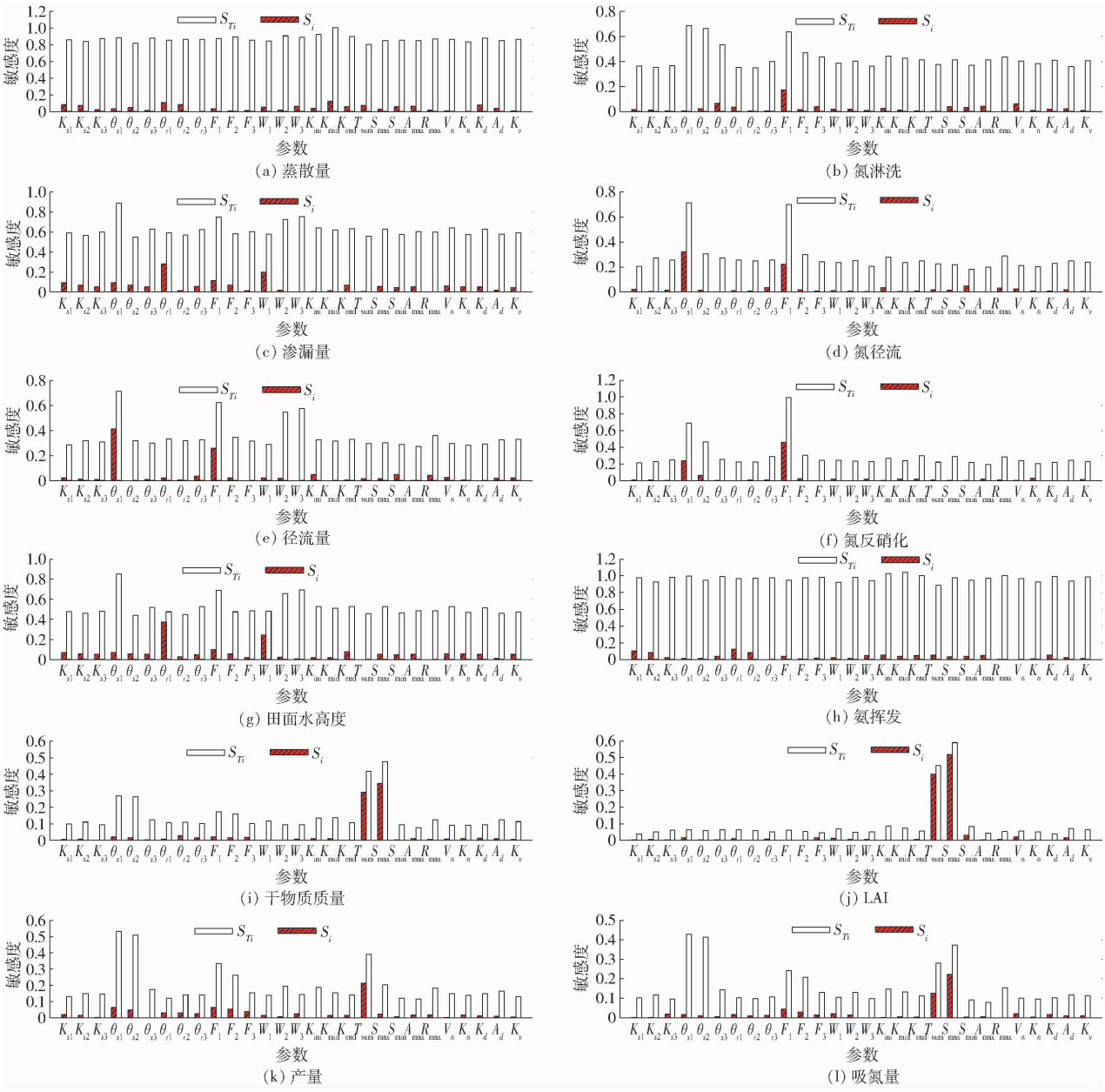

图 4　WHCNS_Rice 模型参数对不同输出项的一阶敏感度指数及全阶敏感度指数

Fig. 4　First-order and total sensitivity of WHCNS_Rice model parameters for different objective functions

同的主要原因，但是 Sobol' 分析需要大批量运算才能得出有效的结果。另外，本文同时也计算了参数组合分别为 928 和 3 712 次时的敏感度结果，其敏感度指数出现大量的负值，无法获得准确的敏感参数。此外，Sobol' 产生的大量参数组合中个别参数在模型计算中无法输出结果，导致结果为空。这种情况下，采用与之相近的上一组模型结果作为输出值，这也造成了 Sobol' 分析结果的误差。因此，综合考虑计算量、可靠性及精度，Morris 不仅可以有效筛选出敏感参数，而且计算量较小，是适合于稻田土壤-作物系统 WHCNS_Rice 模型参数敏感度分析的有效方法。

2.3　模型校准与验证

综上模型敏感度分析结果，输入参数的变化会对模拟结果造成很大的不确定性，合理的参数值对模拟结果的准确度十分重要。在模型调参过程中，应重点关注土壤水力学参数中的 θ_s、F 和 K_s，这几个参数对水分运动、氮素运移和转化以及作物生长均有显著影响。其次是作物参数，应重点关注 T_{sum}、S_{max} 和作物系数 K。最后是氮素转化参数中的 A_d 和 K_v。以上参数是对模型敏感度较高的参数，由于参数存在很强的非线性效应，且参数间存在交互作用，需要反复调整才能达到比较理想的效果。调参过程中对于敏感度较低的参数，比如 R_{max} 等，应根据实际情况进行设置，会使模型模拟效果更好。

基于敏感度分析结果，使用 2017 年实测数据校准模型。固定非敏感参数，通过“试错法”重点校准高敏感参数，使模型模拟的干物质质量、吸氮

量、田面水高度和蒸散量与实测值尽量吻合，最后采用 2018 年实测数据验证模型，校验后的参数值见表 2。

从图 5 可以看出，模型校准年份（2017 年）的干物质质量、作物吸氮量、田面水高度和 ET 的模拟值与实测值的相关系数 r 分别为 0.998、0.979、0.502 和 0.852，与 2018 年模型验证相对应的相关系数分别为 0.998、0.985、0.879 和 0.856。其中 2017 年田面水高度模拟值与实测值的相关系数较低，主要是因为移栽后 15 ~ 27 d 田面水高度模拟值和实测值相差较大所致。由于该时段并未发生大的降雨，只有第 22、23 天有少量降雨，故有可能是人为观测误差造成的，但此误差在可接受范围内。校准（验证）的线性回归方程的斜率分别为 1.024 3、1.072 1、0.938 3 和 0.975 0（1.000 1、1.120 5、1.099 9 和 1.086 5），均接近 1，表明模拟值与实测值显著相关（$P<0.01$）（图 5）。总体来说，模型模拟的各项指标与实测值之间具有很好的一致性，校验后的 WHCNS_Rice 模型可用于模拟该地区水稻生长过程、水分消耗以及稻田氮素的迁移和转化过程。

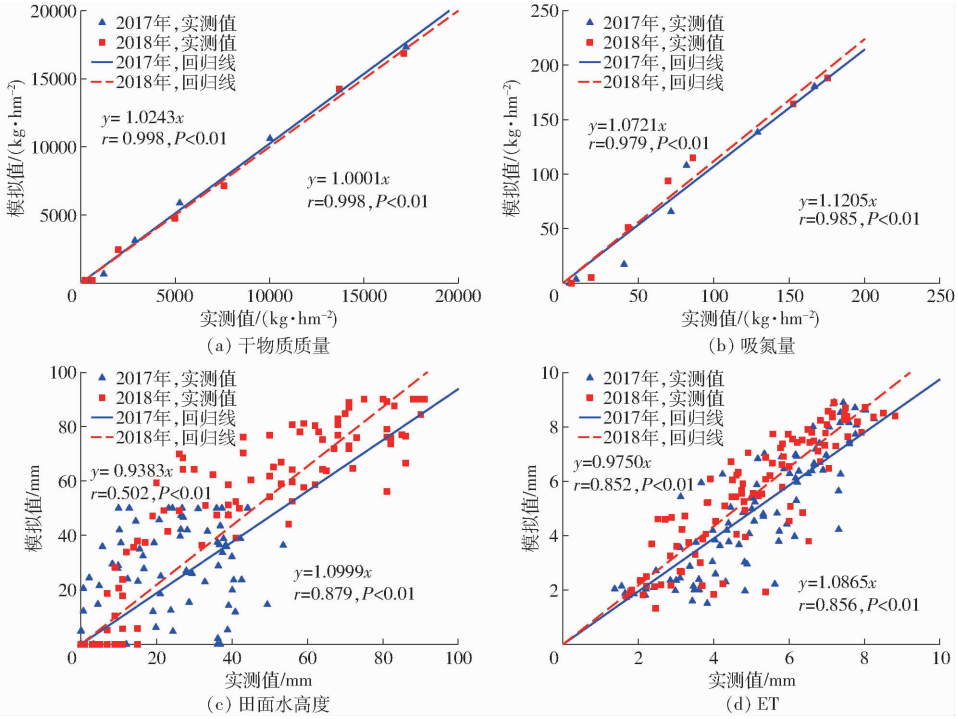

图 5 校准和验证年份模拟和实测的干物质质量、作物吸氮量、田面水高度和 ET 的相关性

Fig. 5 Measured/simulated values with linear regression line for dry matter, crop nitrogen uptake, ponding water depth and ET in 2017 and 2018

3 讨论

土壤-作物系统模型是实现数字化农田作物生长监测、预测和决策支持的重要手段[12]。模型的参数校准是模型应用的重要前提和关键步骤[26]，也是模型功能拓展的基础，同时输入参数的合理性和区域代表性决定了模拟结果的准确性。由于模型参数较多，在缺乏先验知识的情况下，模型调参过程非常困难，限制了模型的推广应用。敏感性分析可以从大量的参数中识别出敏感参数，减少模型校验的工作量和不确定性，进而提高模型校准的效率和精度。

土壤-作物模型输入参数大致可以分为 3 大类：土壤水力学参数、作物参数和碳氮转化参数，不同类型的参数对模型输出结果的影响有明显差异。梁浩等[10]对 WHCNS 模型小麦和玉米作物的参数敏感度进行了分析，结果表明土壤含水率、土壤硝态氮含量、作物产量和 LAI 的综合响应对作物参数最敏感，其次是土壤水力学参数，而氮素转化参数敏感度较低，这与本研究参数敏感度结果略有不同。本研究中除 LAI 和干物质质量外，表现为土壤水力学参数敏感度高于作物参数，尤其是水氮各输出项。这可能是由水田和旱地土壤性质及环境条件的显著差异造成的。水田与旱地土壤中的水氮运移有很大不同，土壤水力学参数是影响土壤中水分运动和氮素迁移的主要参数[27]。淹水稻田生育期内很少出现水分胁迫情况，但是由于生育期内频繁降雨和大量灌溉，很容易发生大量的径流和水分渗漏损失，其损失量就取决于土壤的水力学性质，尤其是犁底层饱和导水率，决定了稻田水分下渗速率。不仅如此，水分运动直接影响了土壤中氮素的迁移与转化过程，从而会影响土壤的供氮水平。DEJONGE 等[11]的研究结果表明，在充分灌溉条件下，CERES - Maize 模

型模拟的产量、蒸散量和 LAI 对作物参数最敏感，而亏缺灌溉下田间持水率和萎蔫含水率是主要的敏感参数，由此可见，土壤中的水分状况是影响参数敏感性的重要因素。

关于作物参数对不同模型输出项的敏感度研究已经有大量报道。ZHAO 等[28]研究了 APSIM 模型输出的产量、生物量、开花期和成熟期对作物参数的敏感度，发现产量和生物量均对积温比较敏感。VANUYTRECHT 等[6]采用 AquaCrop 模型模拟分析了 4 个国家不同作物产量对参数的敏感度，结果表明水稻产量对积温、最大覆盖度敏感度较高。本研究中蒸散量、干物质质量、产量、吸氮量及 LAI 对作物参数敏感度较高，特别是 T_{sum} 和 S_{max} 两个参数，这与上述研究结果一致。除 T_{sum} 和 S_{max} 外，本研究作物参数中作物系数是第 3 敏感参数，尤其是对 ET 有较大影响。由于 WHCNS_Rice 模型中潜在作物蒸散量（ET_p）是由参考作物蒸散量（ET_0）与作物系数乘积得到的[29]，因此不同时期作物系数的大小会对 ET 产生直接影响。这与 LIANG 等[30]的研究结果不太一致，其结果中对春玉米产量影响较大的第 3 个参数是最大同化率 A_{max}，而本研究中水稻生长对 A_{max} 不敏感，这主要是由于 C3 和 C4 作物光合作用机理不同造成的，在模型中采用了不同的光合作用公式。

相对于土壤水力学参数和作物参数，模型输出项对氮素转化参数的敏感度相对较低，只有氨挥发量和反硝化量分别对 K_v 和 A_d 敏感。而梁浩等[10]的研究结果表现为最大硝化速率 V_n 和硝化半饱和系数 K_n 敏感度较高，这与本研究的结果不一致。主要是由于水田和旱地的差异造成的，大量研究表明旱地硝化作用比较强烈，土壤硝态氮含量高，而铵态氮含量较低，因此与硝化作用相关的参数敏感度高。而水田土壤中硝态氮含量明显低于铵态氮[31]，硝化能力较弱，氨挥发和氮反硝化作用比较强烈，导致两者的敏感参数正好相反。水田与旱地由于土壤水分条件不同，造成了氮素迁移和转化过程差异较大，相应的敏感参数也有较大差异，尤其是氮素转化参数，因此模型重点校准参数也应根据土壤水分状况调整。

不同的作物品种、环境条件及田间管理均会对模型参数的敏感度产生较大影响。LIANG 等[30]研究表明不同水肥管理条件下模型参数敏感度有较大的变化。ASSENG 等[32]发现不同的气候条件对产量模拟值造成了很大的不确定性。ZHAO 等[28]研究指出不同的施肥量比气候条件和土壤类型的改变对模型参数敏感度的影响更大。本文仅研究了某一特定条件下的参数敏感度，没有分析不同的土壤类型、气候条件及水肥管理等差异造成的不确定性。为了扩大 WHCNS_Rice 模型应用范围，应进一步全面系统地考虑环境条件、作物品种、管理措施等不同情况下的参数敏感度及不确定性。

4　结论

（1）采用 Morris 和 Sobol' 两种全局敏感度分析方法，分别针对作物生长、水分运动及氮素损失 3 部分输出项，具体分析了稻田土壤-作物系统 WHCNS_Rice 模型输出项对土壤水力学参数、氮素转化参数和作物参数的敏感性。结果表明，整体上 Sobol' 一阶敏感度指数得出的敏感参数与 Morris 方法基本一致，但是综合考虑计算量及精度，Morris 方法可以快速并有效地筛选出模型敏感性参数。模型各个输出项均对土壤水力学参数有较高的敏感度，尤其是对饱和含水率、田间持水率和饱和导水率的敏感度较高。其次是作物参数，其中作物生育期总有效积温、最大比叶面积和作物系数对产量、干物质质量、叶面积指数和蒸散量有较大影响，对水分运动和氮素迁移过程影响较小。相反，作物生长过程各输出项对土壤水力学参数和作物参数均有较高的敏感性。各输出项对氮素转化参数敏感度相对最低，只有氨挥发一阶动力学系数和反硝化经验系数分别对氨挥发和反硝化过程有一定的影响。

（2）水田与旱地水分条件的不同，导致水田系统土壤水力学参数敏感度高于作物参数，而旱地正好相反。另外，旱地系统由于硝化作用强烈，因此与硝化反应相关的参数（最大硝化速率 V_n 和硝化半饱和系数 K_n）对氮素输出项有较大影响，而在水田中与氨挥发和氮反硝化过程相关的参数对输出结果影响较大。

（3）基于模型参数敏感度筛选结果，根据稻田实测数据对 WHCNS_Rice 模型参数进行了校验。结果表明，模型模拟值与实测值具有较好的一致性，该模型可用于模拟长江中游地区水稻生长及稻田水氮迁移过程。该方法大大提高了模型校准效率，为土壤-作物系统模型的推广应用提供了技术支持。

参　考　文　献

[1]　宋明丹，冯浩，李正鹏，等. 基于 Morris 和 EFAST 的 CERES - Wheat 模型敏感性分析[J/OL]. 农业机械学报，2014，45(10)：124 - 131.
SONG Mingdan，FENG Hao，LI Zhengpeng，et al. Global sensitivity analyses of DSSAT - CERES - Wheat model using Morris

and EFAST methods[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(10):124 - 131. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20141020&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.10.020. (in Chinese)
[2] EWERT F, RÖTTER R P, BINDI M, et al. Crop modelling for integrated assessment of risk to food production from climate change[J]. Environmental Modelling & Software, 2015,72:287 - 303.
[3] LIU S, YANG J Y, ZHANG X Y, et al. Modelling crop yield, soil water content and soil temperature for a soybean - maize rotation under conventional and conservation tillage systems in Northeast China[J]. Agricultural Water Management, 2013, 123: 32 - 44.
[4] BORGONOVO E, PLISCHKE E. Sensitivity analysis: a review of recent advances[J]. European Journal of Operational Research, 2016,248(3):869 - 887.
[5] 孙美, 张晓琳, 冯绍元, 等. 基于 PEST 的 RZWQM2 模型参数优化与验证[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(11): 146 - 153.
SUN Mei, ZHANG Xiaolin, FENG Shaoyuan, et al. Parameter optimization and validation for RZWQM2 model using PEST method[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(11): 146 - 153. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20141123&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.11.023. (in Chinese)
[6] VANUYTRECHT E, RAES D, WILLEMS P. Global sensitivity analysis of yield output from the water productivity model AquaCrop[J]. Environmental Modelling & Software, 2014, 51(1): 323 - 332.
[7] FENG K, LU Z, YANG C. Enhanced Morris method for global sensitivity analysis: good proxy of Sobol' index[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2019, 59(2): 373 - 387.
[8] 刘峻明, 潘佩珠, 王鹏新, 等. 基于 SCE - UA 算法的小麦穗分化期模拟模型参数优化[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 232 - 240.
LIU Junming, PAN Peizhu, WANG Pengxin, et al. Parameters optimization of wheat spike differentiation stages model based on SCE - UA algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 232 - 240. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20180426&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.026. (in Chinese)
[9] 徐崇刚, 胡远满, 常禹, 等. 生态模型的灵敏度分析[J]. 应用生态学报, 2004, 15(6):1056 - 1062.
XU Chonggang, HU Yuanman, CHANG Yu, et al. Sensitivity analysis in ecological modeling[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2004, 15(6):1056 - 1062. (in Chinese)
[10] 梁浩,胡克林,李保国. 基于 PEST 的土壤-作物系统模型参数优化及灵敏度分析[J]. 农业工程学报, 2016, 32(3): 78 - 85.
LIANG Hao, HU Kelin, LI Baoguo. Parameter optimization and sensitivity analysis of soil - crop system model using PEST[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(3): 78 - 85. (in Chinese)
[11] DEJONGE K C, II J C A, AHMADI M, et al. Global sensitivity and uncertainty analysis of a dynamic agroecosystem model under different irrigation treatments[J]. Ecological Modelling, 2012, 231: 113 - 125.
[12] 王连喜,张阳,李琪,等. 作物模型参数敏感性分析现状与展望[J]. 气象科技, 2018, 46(2): 382 - 389.
WANG Lianxi, ZHANG Yang, LI Qi, et al. Current status and prospects of sensitivity analysis of crop model parameters[J]. Meteorological Science and Technology, 2018, 46(2): 382 - 389. (in Chinese)
[13] GAN Y, DUAN Q, GONG W, et al. A comprehensive evaluation of various sensitivity analysis methods: a case study with a hydrological model[J]. Environmental Modelling & Software, 2014, 51: 269 - 285.
[14] CARTAILLER T, GUAUS A, JANON A, et al. Sensitivity analysis and uncertainty quantification for environmental models [C]// ESAIM: Proceedings, 2013.
[15] 孙艳伟, 把多铎, 王文川, 等. SWMM 模型径流参数全局灵敏度分析[J/OL]. 农业机械学报, 2012, 43(7): 42 - 49.
SUN Yanwei, BA Duoduo, WANG Wenchuan, et al. Global sensitivity analysis of runoff parameters of SWMM model[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(7): 42 - 49. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20120708&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.07.008. (in Chinese)
[16] 俞双恩,王宁,于智恒,等. DRAINMOD - S 模型参数的全局灵敏度分析[J]. 水科学进展, 2015(2): 271 - 278.
YU Shuang'en, WANG Ning, YU Zhiheng, et al. Global sensitivity analysis of parameters in DRAINMOD - S[J]. Advances in Water Science, 2015(2): 271 - 278. (in Chinese)
[17] 高颖会, 沙晓军, 徐向阳, 等. 基于 Morris 的 SWMM 模型参数敏感性分析[J]. 水资源与水工程学报, 2016, 27(3): 87 - 90.
GAO Yinghui, SHA Xiaojun, XU Xiangyang, et al. Sensitivity analysis of SWMM model parameters based on Morris method [J]. Journal of Water Resources & Water Engineering, 2016, 27(3): 87 - 90. (in Chinese)
[18] JABLOUN M, LI X X, ZHANG X Y, et al. Sensitivity of simulated crop yield and nitrate leaching of the wheat - maize cropping system in the North China Plain to model parameters[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2018, 263: 25 - 40.
[19] LIANG H, HU K L, BATCHELOR W D, et al. An integrated soil - crop system model for water and nitrogen management in North China[J]. Scientific Reports, 2016, 6(1): 25755.
[20] LIANG H, HU K L, QIN W, et al. Modelling the effect of mulching on soil heat transfer, water movement and crop growth for ground cover rice production system[J]. Field Crops Research, 2017, 201: 97 - 107.
[21] FU J, WU Y L, WANG Q H, et al. Importance of subsurface fluxes of water, nitrogen and phosphorus from rice paddy fields relative to surface runoff[J]. Agricultural Water Management, 2019, 213: 627 - 635.
[22] MORRISM D. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments[J]. Technometrics, 1991, 33(2): 161 - 174.
[23] SALTELLI A, TARANTOLA S, CAMPOLONGO F. Sensitivity analysis as an ingredient of modeling[J]. Statistical Science, 2000, 15(4): 377 - 395.
[24] NEMES A, ROBERTS R T, RAWLS W J, et al. Software to estimate -33 and -1 500 kPa soil water retention using the non-parametric-nearest neighbor technique[J]. Environmental Modelling & Software, 2008, 23(2):254 - 255.
[25] TARANTOLA S, BECKER W. SIMLAB software for uncertainty and sensitivity analysis[M]// Handbook of uncertainty quantification. Springer International Publishing, 2017.
[26] XIONG W, BALKOVIČ J, VAN DER VELDE M, et al. A calibration procedure to improve global rice yield simulations with EPIC[J]. Ecological Modelling, 2014, 273(8): 128 - 139.
[27] 王冬妮,马玉平,王石立,等. 东北玉米生长模型中土壤水分参数的敏感性分析[J]. 中国农业气象,2010, 31(2): 219 - 224.
WANG Dongni, MA Yuping, WANG Shili, et al. Sensitivity analysis on the soil water parameters in maize growth model in Northeast China[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2010, 31(2): 219 - 224. (in Chinese)

(下转第 271 页)

[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(3): 306 - 316. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20200335&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.03.035. (in Chinese)

[19] SEPASKHAH A R, FAHANDEZH-SAADI S, ZAND-PARSA S, et al. Logistic model application for prediction of maize yield under water and nitrogen management [J]. Agricultural Water Management, 2011, 99(1): 51 - 57.

[20] 戚琳琳. 长吉经济圈供水安全研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
QI Linlin. Research on safety of water supply in Changji Economic Circle[D]. Changchun: Jilin University, 2019. (in Chinese)

[21] 蔡甲冰, 许迪, 司南, 等. 基于冠层温度和土壤墒情的实时监测与灌溉决策系统[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(12): 133 - 139.
CAI Jiabing, XU Di, SI Nan, et al. Real-time monitoring system of crop canopy temperature and soil moisture for irrigation decision-making[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(12): 133 - 139. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20151219&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.12.019. (in Chinese)

[22] WEST G B, BROWN J H, ENQUIST B J. A general model for ontogenetic growth[J]. Nature, 2001, 413(6856): 628 - 631.

[23] WU R, MA C, CHANG M, et al. A Logistic mixture model for characterizing genetic determinants causing differentiation in growth trajectories[J]. Genetical Research, 2002, 79(3): 235 - 245.

[24] 刘洋, 栗岩峰, 李久生, 等. 东北半湿润区膜下滴灌对农田水热和玉米产量的影响[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(10): 93 - 104.
LIU Yang, LI Yanfeng, LI Jiusheng, et al. Effects of mulched drip irrigation on water and heat conditions in field and maize yield in sub-humid region of Northeast China [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(10): 93 - 104. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20151014&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.10.014. (in Chinese)

[25] 付雪丽, 赵明, 周宝元, 等. 小麦、玉米粒重动态共性特征及其最佳模型的筛选与应用[J]. 作物学报, 2009, 35(2): 309 - 316.
FU Xueli, ZHAO Ming, ZHOU Baoyuan, et al. Optimal model for dynamic characteristics of grain weight commonly used in wheat and maize [J]. Acta Agronomica Sinica, 2009, 35(2): 309 - 316. (in Chinese)

[26] 张宾, 赵明, 董志强, 等. 作物高产群体 LAI 动态模拟模型的建立与检验[J]. 作物学报, 2007, 33(4): 612 - 619.
ZHANG Bin, ZHAO Ming, DONG Zhiqiang, et al. Establishment and test of LAI dynamic simulation model for high yield population [J]. Acta Agronomica Sinica, 2007, 33(4): 612 - 619. (in Chinese)

[27] 张旭东, 蔡焕杰, 付玉娟, 等. 黄土区夏玉米叶面积指数变化规律的研究[J]. 干旱地区农业研究, 2006, 24(2): 25 - 29.
ZHANG Xudong, CAI Huanjie, FU Yujuan, et al. Study on leaf area index of summer maize in loess areas[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2006, 24(2): 25 - 29. (in Chinese)

(上接第 262 页)

[28] ZHAO G, BRYAN B A, SONG X D. Sensitivity and uncertainty analysis of the APSIM - wheat model: interactions between cultivar, environmental, and management parameters[J]. Ecological Modelling, 2014, 279: 1 - 11.

[29] JONES C A, KINIRY J R. CERES - N maize: a simulation model of maize growth and development[J]. Agricultural & Forest Meteorology, 1986, 41(3): 339.

[30] LIANG H, QI Z M, DEJONGE K C, et al. Global sensitivity and uncertainty analysis of nitrate leaching and crop yield simulation under different water and nitrogen management practices[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 142: 201 - 210.

[31] 张忠学, 陈鹏, 聂堂哲, 等. 不同水氮调控模式对稻田土壤氮素分布与有效性的影响[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(11): 217 - 226.
ZHANG Zhongxue, CHEN Peng, NIE Tangzhe, et al. Effects of different water and nitrogen regulation models on nitrogen distribution and availability in paddy soils[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(11): 217 - 226. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20181125&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.11.025. (in Chinese)

[32] ASSENG S, EWERT F, ROSENZWEIG C, et al. Uncertainty in simulating wheat yields under climate change[J]. Nature Climate Change, 2013, 3: 827 - 832.