

灌区用水优化模型参数全局敏感性分析与不确定性优化

姜瑶^{1,2} 颜泽文¹ 黎良辉^{1,2} 闫峰^{1,2} 熊吕阳^{1,2}

(1. 南昌大学工程建设学院, 南昌 330031; 2. 南昌大学鄱阳湖环境与资源利用教育部重点实验室, 南昌 330031)

摘要: 灌区水资源优化配置中存在众多不确定性因素,而考虑不确定性因素的优化模型往往存在结构复杂、不确定性参数考虑有限、计算精度和效率较低等问题。本文将 LH-OAT (Latin hypercube - One factor at a time) 方法与灌区用水优化模型耦合,构建了灌区用水优化模型参数敏感性分析与不确定性优化方法,并以黑河流域中游典型灌区为案例研究区,对模型中 6 类共 25 个不确定性参数进行了全局敏感性分析。计算获得了模型中 25 个不确定性参数的敏感度排序,并从中筛选出 10 个高敏感性参数,以高敏感性参数作为优化模型不确定性参数输入,获得了不确定性下的灌区用水优化结果。案例分析表明,该方法有效筛选出优化模型中高敏感的关键参数,综合考虑了不确定性参数对模型优化结果的影响,大大减少了模型不确定性参数的表征数量,降低了模型复杂性,有效提高了模型计算效率,可为灌区水资源优化配置问题提供方法参考。

关键词: 敏感性分析; 灌区水资源; 优化配置; LH-OAT; 不确定性

中图分类号: S274

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)07-0372-09

OSID:



Global Sensitivity Analysis of Parameters for Irrigation Water Optimization Model and Uncertainty Optimization

JIANG Yao^{1,2} YAN Zewen¹ LI Lianghui^{1,2} YAN Feng^{1,2} XIONG Lüyang^{1,2}

(1. School of Infrastructure Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China

2. Key Laboratory of Poyang Lake Environment and Resources Utilization, Ministry of Education, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

Abstract: There are many uncertain factors in the optimal allocation of water resources in irrigated areas, while the optimization models considering the uncertainties are often faced with the problems of complex structure, limited uncertain parameters, low calculation accuracy and efficiency. Therefore, a method for parameter sensitivity analysis of irrigation water optimization model as well as uncertainty optimization was developed through coupling the Latin hypercube - One factor at a time (LH-OAT) method with an irrigation water optimization model. Taking a typical irrigation district in the middle reaches of the Heihe River basin as the case study area, the sensitivity analysis method was conducted for 25 uncertainty parameters from six categories parameters of the model, and the uncertainty optimization of irrigation water use was then realized based on the highly sensitive parameters. The sensitivity ranking of 25 uncertainty parameters in the model was calculated, and 10 highly sensitive parameters were selected. Taking the highly sensitive parameters as uncertainty parameters input for the optimization model, the optimized results of irrigation water use under uncertainty were obtained. The case study indicated that the developed method can effectively find the highly sensitive key parameters in the optimization model, and can comprehensively consider the impact of uncertainty parameters on the optimization results. The method can greatly reduce the number of uncertainty parameters to be considered in an optimization model, which reduced the model complexity and effectively improved the efficiency and accuracy of the model. The study can provide important scientific reference and practical methods for the optimal allocation of water resources in irrigated areas.

Key words: sensitivity analysis; irrigation water; optimal allocation; LH-OAT; uncertainty

收稿日期: 2022-11-21 修回日期: 2022-12-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(51909003, 52269012, 52209058)

作者简介: 姜瑶(1989—), 女, 讲师, 博士, 主要从事灌区水文过程及用水调控研究, E-mail: jiangyao313@ncu.edu.cn

通信作者: 熊吕阳(1993—), 男, 讲师, 博士, 主要从事灌区水文模型开发、农业面源污染和用水调控研究, E-mail: xionglvyang@ncu.edu.cn

0 引言

灌溉是保障粮食生产的关键,尤其在干旱地区。在水资源短缺背景下,确保合理配置灌区水资源,提高农业用水效率具有十分重要的意义^[1]。灌区水资源优化配置是实现灌区高效用水的有效手段之一。随着相关研究的发展,灌区水资源优化配置逐渐由单一目标向多目标发展,由小尺度向大尺度过度,由传统优化算法^[2-4]向智能优化算法^[5-7]发展,由确定性优化向不确定性优化发展^[8-9]。优化模型的复杂性随之增加,所涉及不确定性参数众多,从而影响了此类模型的计算效率和实用性。

模型参数敏感性分析是一种研究模型输入因素对输出变量影响程度的方法,能很好地识别影响模型性能的关键参数,在模型参数率定、参数相关性和不确定性量化等方面都发挥重要作用^[10]。模型参数敏感性分析通常分为局部敏感性分析和全局敏感性分析^[11]。局部敏感性分析相对简单,只检测单个参数的改变对模型的影响,但其忽略了其他因素交互作用对模型结果的间接影响,因此该方法存在一定局限性^[12]。全局敏感性分析能够同时考虑多个参数变化以及参数间交互作用对模型结果的影响,更适用于具有复杂非线性特征的灌区优化问题,相关方法包括 Morris 筛选法^[13]、EFAST (Extended Fourier amplitude sensitivity test) 方法^[14]、Sobol 方法^[15]、LH - OAT (Latin hypercube - One factor at a time) 方法^[16]和 GLUE (Generalized likelihood uncertainty estimation) 方法^[17]等。参数敏感性分析方法在水文模型模拟研究中已得到广泛应用^[18-19],同时在泵站系统优化中也有部分应用^[20-21],但在灌区水资源优化配置研究中的应用尚不多见。灌区水资源优化配置模型涉及的参数众多,而且由于环境、地物类型、管理等因素变化的影响导致大多数参数具有不确定性。当前研究多是直接选择某些不确定性参数并对其进行定量表征,缺少对模型参数的敏感性分析,这一方面可能忽略某些敏感性因素的影响,另一方面,过多不确定性参数的定量表征会使得模型结构复杂,增加求解过程的难度,降低模型计算效率和应用效果。因此,将敏感性分析方法应用到灌区水资源优化配置中,筛选出高敏感性的关键参数,以此进行不确定性下的灌区用水优化具有重要意义和实用价值。

本文将 LH - OAT 方法与灌区用水优化模型耦合,建立针对优化模型参数的全局敏感性分析方法,并以黑河流域中游盈科灌区为案例研究区,定量分析模型中不确定性参数的敏感性,筛选出高敏感性

参数,以此进行不确定性下的灌区用水优化,获得研究区考虑不确定性的灌溉用水配置方案。通过优化模型参数的全局敏感性分析,综合考虑高敏感性参数及其不确定性对优化结果的影响,从而降低模型的复杂性,提高模型效率和实用性,为不确定性下的灌区水资源优化配置提供方法参考。

1 研究方法

1.1 LH - OAT 方法

随机 OAT (One factor at a time) 方法是 MORRIS^[13]在 Monte Carlo 的基础上提出的。该方法原理为:若有 M 个参数,每次对一个参数进行随机微小扰动,其他参数不变,共进行 M 次扰动,模型运行 $M + 1$ 次,即可得到 M 个参数各自的敏感度。然而,由于 Monte Carlo 方法随机抽样,产生大量样本导致 OAT 方法的运算量变大。

针对 Monte Carlo 会产生大量样本的问题, MCKAY 等^[22]在其基础上提出了拉丁超立方 (Latin hypercube, LH) 抽样法。该方法将整个参数空间等分成 N 层,对每个参数抽样 N 次,并保证参数在每一等分层中抽样 1 次,随机组成 N 个 LH 参数组。LH 抽样法减少了样本数量,确保了敏感性分析的高效性,但仍存在一些缺点,即当所有参数都变化时,并不能明确是哪一参数输入值的变化引起的输出结果的变化。

LH - OAT 敏感性分析法将 LH 抽样法和 OAT 敏感度分析方法相结合,克服了 LH 抽样法和 OAT 方法的不足,减少了模型运行的次数和时间,也提高了准确性,有效地反映出模型输出结果随模型参数的微小改变而变化的敏感性程度。假设有 M 个参数,首先将这些参数空间等分成 N 层,然后在每一层中抽样 1 次即 1 个 LH 抽样点 (包含 M 个参数的集合),共生成 N 个 LH 抽样点。然后对每个 LH 抽样点中的参数采用 OAT 方法扰动,即每次随机改变 1 个参数,共有 M 次扰动。因此,1 个 LH 抽样点可生成 $M + 1$ 个参数组, N 个 LH 抽样点生成 $N \times (M + 1)$ 个参数组。将模型运行 $N \times (M + 1)$ 次,得到各参数的 N 次敏感度,将其取算术平均值后即可得到全局敏感度,其原理公式为

$$S_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left| \frac{O(e_{1,k}, \dots, e_{i,k} + \Delta e_{i,k}, \dots, e_{M,k}) - O(e_{1,k}, \dots, e_{i,k}, \dots, e_{M,k})}{(O(e_{1,k}, \dots, e_{i,k} + \Delta e_{i,k}, \dots, e_{M,k}) + O(e_{1,k}, \dots, e_{i,k}, \dots, e_{M,k}))/2} \right| \frac{\Delta e_{i,k}}{e_{i,k}} \quad (1)$$

式中 O ——输出变量
 $e_{i,k}$ ——第 i 个参数在第 k 个 LH 抽样层中的取值
 $\Delta e_{i,k}$ ——参数 $e_{i,k}$ 的某次扰动
 S_i ——参数 i 的全局敏感度

1.2 优化模型

本文中的灌区用水优化模型在 JIANG 等^[23]构建的区域灌溉用水优化模型基础上改进得到。该优化模型具有 2 层结构,第 1 层为非线性规划模型,以求解各子系统内灌溉用水和种植面积在不同作物-土壤单元间的最优分配问题;第 2 层采用动态规划方法来优化灌溉用水在不同子系统之间的分配。有关模型的结构与数学表达详见文献[23]。本文在原模型基础上,参考 JIANG 等^[24]提出的方法,进一步对其结构进行了改进以提高模型效率,主要包括:

①第 1 层所采用的各作物-土壤单元的作物水分生产函数(Crop water production function, CWPF)利用农业水文模型(SWAP-EPIC)与优化算法耦合的模拟-优化模型得到,相较于原模型中的现状 CWPF,其代表了各作物-土壤单元内的最优 CWPF。

②第 2 层采用基于各单元最优 CWPF 优化得到的各子系统用水-灌溉效益最优响应函数。有关该模拟-优化方法详见文献[24]。给定灌区总灌溉水量,模型从第 2 层开始依次求解,最终可得到各层最优结果。

1.3 方法构建

将 LH-OAT 方法与灌区用水优化模型耦合,对优化模型中的不确定性参数进行全局敏感性分析。耦合基于 Matlab 程序实现,具体步骤包括:

①基于所构建灌区用水优化模型,选择模型中的 M 个不确定性参数,并分别确定其取值空间。

②采用 LH 抽样法对选取的 M 个参数在值域内进行采样,共生成 N 组抽样点(每组包含 M 个参数)。

③采用 OAT 方法逐一一对每组抽样点中的参数进行扰动,生成 $N \times (M + 1)$ 个参数组。

④以各参数组作为优化模型输入,以优化模型的不同优化结果作为输出变量,重复运行优化模型 $N \times (M + 1)$ 次。

⑤按式(1)计算各参数针对不同输出变量的全局敏感度并排序,同时统计同一参数考虑所有输出变量的敏感度全局排序。

⑥根据敏感度全局排序,选择高敏感性参数并将其在合理范围内进行随机采样和组合,以此作为优化模型的不确定性输入参数,重复运行优化模型,最终得到灌区用水的不确定性优化结果(图 1)。

2 案例分析

2.1 研究区概况

以我国西北内陆黑河流域中游盈科灌区作为案

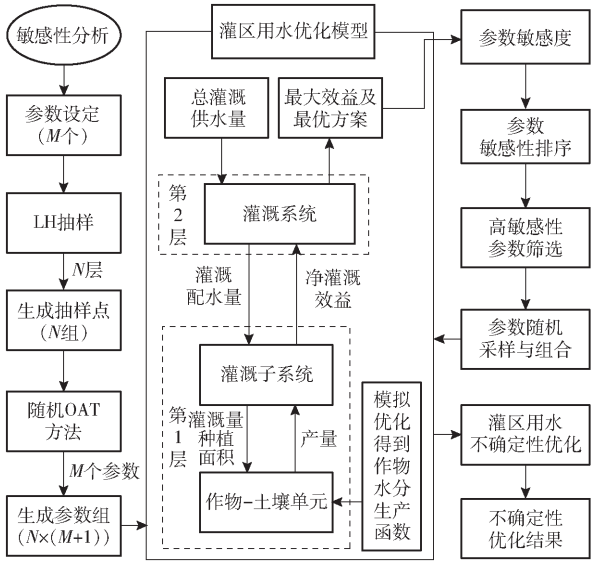


图 1 LH-OAT 方法与灌区用水优化模型耦合示意图
Fig. 1 Coupling diagram of LH-OAT method and optimization model of irrigation water use

例研究区(图 2)。盈科灌区为黑河流域中游绿洲的三大灌区之一,位于甘肃省张掖市,总面积 192 km²,其中灌溉面积约 131 km²,占总面积的 68%。盈科灌区属温带大陆性干旱气候,冬夏较长且冬季寒冷干燥,春秋较短且多风少雨。灌区年平均气温 6.5 ~ 8.5℃,日照时数达 3 000 h 以上,多年平均降雨量仅为 133 mm,无霜期 140 d 左右。灌区耕作层(0 ~ 140 cm)土壤质地主要以粉壤土和壤土为主,灌区上游(西南部)的耕作层底部也常出现砂砾石层^[25]。灌区内主要种植玉米、春小麦和一些经济作物,其中粮食作物种植面积约占总种植面积的 83%,经济作物以蔬菜为主,包括包菜、辣椒等,面积占 15% 左右^[26]。盈科灌区灌溉渠系由 1 条主干渠、2 条分干渠以及 1 000 多条下级分配渠道组成,由盈科干渠从东总干渠引黑河水进行灌溉,灌溉方式以漫灌或传统畦灌为主。盈科灌区渠系及作物土壤分布见图 2。

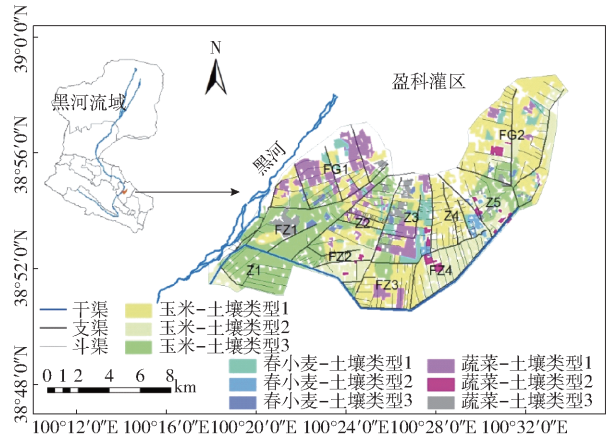


图 2 盈科灌区渠系及作物-土壤单元分布图

Fig. 2 Distribution of canal system and crop-soil unit in Yingke Irrigation District

2.2 模型参数设置

根据以往研究^[23],灌区内土壤可分为 3 种类型,即粉壤土(0~140 cm)、壤土(0~140 cm)和粉壤土(0~60 cm),分别定义为土壤类型 1~3。作物主要考虑玉米、春小麦和蔬菜(以包菜为代表)。根据灌区内 3 种土壤类型和作物的空间分布,共定义 9 种作物-土壤单元(图 2),对应 9 种类型 CWPf (表 1)。根据灌区渠系分布,共定义 11 个渠系控制区(图 2),作为优化模型第 2 层的子系统,各渠系控制区包含不同的作物-土壤单元,其内不同作物-土壤单元之间的优化为优化模型的第 1 层。优化模型中各参数设置参考文献[23]。

表 1 作物水分生产函数(CWPf)类型及其对应单元
Tab.1 Types of crop water production function (CWPf) corresponding to different crop-soil units

水分生产函数类型	对应作物-土壤单元
CWPfc1	玉米-土壤类型 1
CWPfc2	玉米-土壤类型 2
CWPfc3	玉米-土壤类型 3
CWPfw1	春小麦-土壤类型 1
CWPfw2	春小麦-土壤类型 2
CWPfw3	春小麦-土壤类型 3
CWPfv1	蔬菜-土壤类型 1
CWPfv2	蔬菜-土壤类型 2
CWPfv3	蔬菜-土壤类型 3

为分析模型中不确定性参数的敏感性,共选取

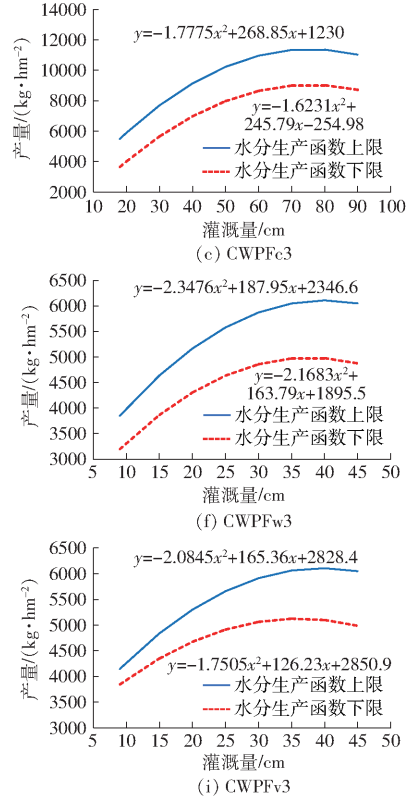
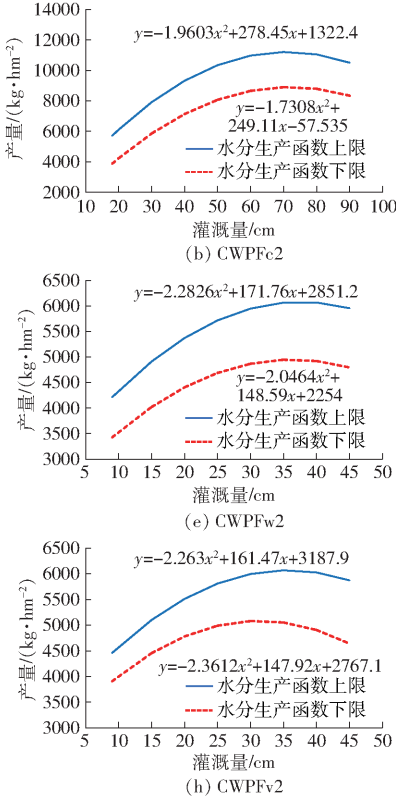
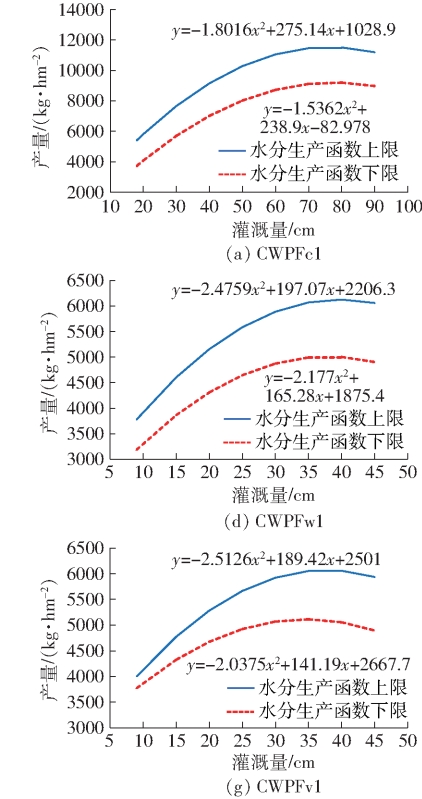


图 3 盈科灌区不同作物-土壤单元内作物水分生产函数
Fig.3 CWPf for different crop - soil units in Yingke Irrigation District

6 类参数进行分析,分别为 CWPf、水价、作物价格、作物种植成本、灌溉量约束和总可用灌溉水量(地表水和地下水),共计 25 个参数。其中,CWPf 考虑由气候变化引起的函数本身的不确定性,针对 9 种作物-土壤单元,分别利用 1.2 节所述模拟-优化模型^[24]获得不同气候类型(适宜和不适宜)下的最优 CWPf,其中,适宜和不适宜气候年份参考文献[24]分别采用 2012 年和 2010 年。以这 2 年的气象数据驱动模拟-优化模型,从而确定各单元 CWPf 变化的上下限,如图 3(不同 CWPf 所对应土壤-作物单元及其分布见图 2 和表 1)所示。其他不确定性参数根据其现状实际值进行上下浮动一定比例确定其取值空间,如表 2 所示。敏感性分析的输出变量设定为优化模型的目标值——净灌溉效益 G 和决策变量——作物灌溉量 X 和作物种植面积 A 。对 25 个参数分成 10 层进行 LH 抽样(即 $M=25, N=10$),对每个 LH 抽样点采用 OAT 方法,模型总运行次数为 $10 \times (25 + 1)$ 次,针对不同输出变量,根据式(1)计算每个参数对应的敏感度。

2.3 敏感性分析结果

针对不同输出变量,计算得到 25 个参数的全局敏感度(图 4)及其排序(表 3),将各参数对不同输出变量的敏感度排序最小值作为其敏感度全局排序(表 3)。参考文献[16]及参数敏感度全局排序结果,将参数敏感性划分为 4 个等级,排序为 1 的定义

表 2 模型待分析参数及其取值

Tab.2 Parameters to be analyzed and their value ranges

参数类型	参数	数值
灌溉量约束	春小麦最小灌溉量 $X_{w,min}/\text{mm}$	200 ~ 270
	蔬菜最小灌溉量 $X_{v,min}/\text{mm}$	450 ~ 520
	玉米最小灌溉量 $X_{c,min}/\text{mm}$	350 ~ 420
	春小麦最大灌溉量 $X_{w,max}/\text{mm}$	420 ~ 470
	蔬菜最大灌溉量 $X_{v,max}/\text{mm}$	870 ~ 920
	玉米最大灌溉量 $X_{c,max}/\text{mm}$	670 ~ 720
总可用灌溉水量	灌区总地表水灌溉量 Q_s/m^3	$6.161 \times 10^7 \sim 8.211 \times 10^7$
	灌区总地下水灌溉量 Q_g/m^3	$3.331 \times 10^7 \sim 4.109 \times 10^7$
作物价格	春小麦价格 $P_w/(\text{元} \cdot \text{kg}^{-1})$	1.8 ~ 2.8
	蔬菜价格 $P_v/(\text{元} \cdot \text{kg}^{-1})$	3.4 ~ 5.0
	玉米价格 $P_c/(\text{元} \cdot \text{kg}^{-1})$	2.0 ~ 3.0
作物种植成本	春小麦种植成本 $C_{w,p}/(\text{元} \cdot \text{kg}^{-1})$	0.2 ~ 0.4
	蔬菜种植成本 $C_{v,p}/(\text{元} \cdot \text{kg}^{-1})$	0.6 ~ 0.8
	玉米种植成本 $C_{c,p}/(\text{元} \cdot \text{kg}^{-1})$	0.4 ~ 0.6
水价	地表水价格 $C_{as}/(\text{元} \cdot \text{m}^{-3})$	0.1 ~ 0.2
	地下水价格 $C_{ag}/(\text{元} \cdot \text{m}^{-3})$	0.7 ~ 1.1

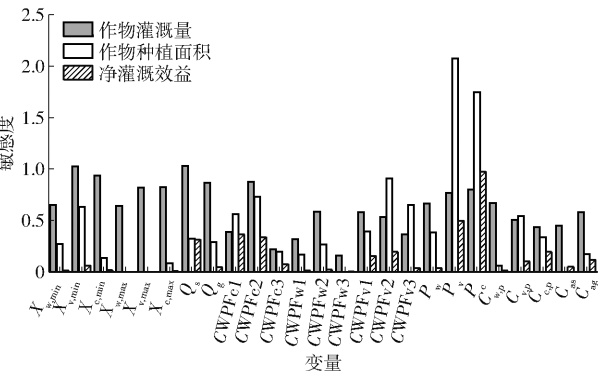


图 4 不同输出变量的参数敏感度计算结果

Fig.4 Sensitivity of parameters for different output variables

为极敏感参数,排序为 2 ~ 5 的为较敏感参数,排序为 6 ~ 10 的为一般敏感参数,排序在 11 及以后的为不敏感参数。

2.3.1 参数对决策变量的敏感性分析

以作物灌溉量 X 为输出变量时,其对总地表水灌溉量 Q_s 和蔬菜最小灌溉量约束 $X_{v,min}$ 最为敏感,敏感度超过了 1.0,对总地下水灌溉量 Q_g 和其他灌溉量约束 (X_{min} 和 X_{max}) 均有较强敏感性,敏感度多大于 0.8 (图 4),这与实际情况相符合,即可用水量与灌溉量约束直接影响优化时作物灌溉量的分配。同时,作物价格 P 对 X 也有较大的影响,其敏感度为 0.6 ~ 0.8,排序为 8 ~ 11 (图 4 和表 3),表明在优化过程中作物价格会通过影响灌溉收益来影响灌溉量分配。相较上述参数, X 对 CWPF 的敏感度总体较小,平均敏感度小于 0.5 (图 4),排序主要在 15 以后 (表 3)。 X 对 C_{ag} 的敏感性强于 C_{as} ,这可能是由

表 3 参数敏感度排序

Tab.3 Ranking of sensitivity of parameters

参数	全局排序	作物灌溉	作物种植	净灌溉
		量	面积	效益
P_c	1	8	2	1
P_v	1	9	1	2
Q_s	1	1	12	5
$X_{v,min}$	2	2	6	12
CWPFv2	3	17	3	6
CWPFc1	3	21	7	3
$X_{c,min}$	3	3	19	18
CWPFc2	4	4	4	4
Q_g	5	5	13	14
CWPFv3	5	22	5	15
$X_{c,max}$	6	6	20	22
$C_{c,p}$	7	20	11	7
$X_{v,max}$	7	7	25	24
$C_{v,p}$	8	18	8	10
CWPFv1	8	15	9	8
C_{ag}	9	16	17	9
P_w	10	11	10	16
$C_{w,p}$	10	10	21	21
CWPFc3	11	24	16	11
$X_{w,min}$	12	12	14	19
$X_{w,max}$	13	13	24	25
C_{as}	13	19	23	13
CWPFw2	14	14	15	17
CWPFw1	18	23	18	20
CWPFw3	22	25	22	23

于地下水价高于地表水价,地下水价波动对 X 的影响更大。总体上, X 受模型输入参数的影响较大,很多输入参数对 X 的敏感度大于 0.5。

以作物种植面积 A 为输出变量时,其对作物价格 P ,尤其是蔬菜和玉米的价格 (P_v 和 P_c) 非常敏感,敏感度大于 1.0,其次对部分 CWPF、作物种植成本 C_p 和最小灌溉量约束 X_{min} 也呈较强敏感性 (图 4 和表 3)。对于同类参数, A 对春小麦相关参数的敏感性较蔬菜和玉米的同类参数低 (图 4 和表 3),这可能是由于蔬菜和玉米的价格和产量较春小麦高,在优化中考虑到效益最大化的问题,蔬菜和玉米的种植面积分配优先于春小麦。总体上, A 对 CWPF、 P 、 C_p 和 X_{min} 的敏感性明显大于其他参数,表明作物种植面积的分配与作物产量及其收益更密切。

2.3.2 参数对目标值的敏感性分析

以目标值净灌溉效益 G 为输出变量时,其对玉米价格 P_c 呈极敏感,对 P_v 、 Q_s 、CWPFc1 和 CWPFc2 均呈较强敏感性,对地下水价格 C_{ag} 、作物种植成本 ($C_{c,p}$ 和 $C_{v,p}$)、CWPFv1 和 CWPFv2 呈一般敏感性。

总体上, G 对 CPWF 和价格相关参数都有不同程度的敏感性,这是由于作物产量和价格相关参数直接影响净灌溉效益。然而,相较于蔬菜和玉米, G 对与春小麦有关的所有参数均不敏感,这是由于春小麦的产量在 3 种作物中最小且价格偏低,即其潜在灌溉收益最低,导致优化中春小麦对灌溉效益的影响最小,故其相关参数也最不敏感。另外, G 对 Q_g 不敏感,但对 Q_s 呈敏感性,这是由于在优化中地表水灌溉量大约是地下水灌溉量的 3 倍,且地表水价较低,在优化中具有优先性,故地表水灌溉量的不确定性会对作物灌溉配水带来较大影响,进而影响净灌溉效益。

2.3.3 参数敏感性全局分析

参数敏感度全局排序结果表明,玉米和蔬菜的价格(P_c 和 P_v)、总地表水灌溉量 Q_s 为 3 个极敏感参数(表 3 中排序为 1)。其中, P_c 和 P_v 对 X 的影响较小,但对 G 和 A 的影响明显,而 Q_s 对于 X 极敏感,但对于 G 和 A 较敏感,因此综合考虑参数对于不同输出变量的敏感性,上述 3 个参数均表现为极敏感。较敏感参数有 7 个,涵盖了最小灌溉量约束($X_{v,min}$ 、 $X_{c,min}$)、4 种类型的 CWPF 以及总地下水灌溉量 Q_g (表 3 中排序为 2~5)。一般敏感参数共有 8 个,包括各作物种植成本 C_p 、地下水价格 C_{ag} 、玉米和蔬菜的 X_{max} 以及春小麦价格 P_w 和 1 类 CWPF(CWPFv1)(表 3 中排序为 6~10)。总体上,作物价格、玉米和蔬菜的 CWPF、总可用灌溉水量以及最小灌溉量约束的敏感性较强,其不确定性对优化模型的影响较大。

2.4 优化结果分析

根据参数敏感度全局排序,选取极敏感和较敏感参数(即全局排序 1~5)作为优化模型的不确定性输入参数,包括部分作物价格(P_c 和 P_v)、部分 CWPF(CWPFc1、CWPFc2、CWPFv2 和 CWPFv3)、部分灌溉量约束($X_{v,min}$ 和 $X_{c,min}$)以及总可用灌溉水量(Q_s 和 Q_g)共计 10 个参数,其他参数则不再考虑其不确定性,仍参照以往研究设置^[23]。根据灌区实际情况,设置 10 个不确定性参数的变动范围,其中 CWPF 的变动范围仍参考图 3,其他参数的变动范围如表 4 所示。对所选 10 个不确定性参数,在其变动范围内采用 LH 抽样法随机生成 N 个参数组($N \geq 20$,每组包含 10 个参数),作为优化模型的不确定性参数输入,以此最终得到灌区用水的不确定性优化结果。

由图 5 可以看出,不同渠系之间的配水量存在明显空间差异,同时由于不确定性参数的影响,同一渠系的配水量也存在明显波动,如控制区 Z4 的地表

表 4 优化模型敏感性参数变动范围
Tab.4 Range of sensitivity parameters of optimization model

参数	数值
$P_c/(元 \cdot kg^{-1})$	2.0 ~ 2.7
$P_v/(元 \cdot kg^{-1})$	3.2 ~ 3.5
Q_s/m^3	$6.557 \times 10^7 \sim 8.211 \times 10^7$
Q_g/m^3	$3.331 \times 10^7 \sim 4.109 \times 10^7$
$X_{c,min}/mm$	370 ~ 420
$X_{v,min}/mm$	470 ~ 520

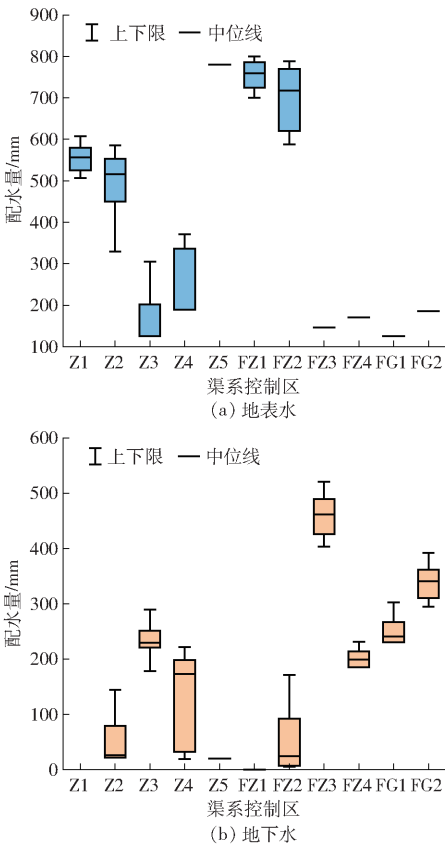


图 5 各渠系控制区灌溉配水量优化结果
Fig.5 Optimized irrigation water allocated to each canal command area

水和地下水配水量分别为 188.4 ~ 370.7 mm 和 32.2 ~ 221.8 mm,表现出较大的不确定性。同时,可注意到,地下水配水量的波动比地表水更明显,这可能是因为地下水水价较高,对灌溉效益影响更大,因此其价格的不确定性引起地下水配水量较大的波动。另外,部分渠系的地表水配水量波动很小,如 FZ3、FZ4、FG1 和 FG2,这可能是这些渠系控制区的单方水效益较低,其配水量往往倾向分配最小值,受参数不确定性的影响较小。

不同渠系控制区内各作物种植面积优化结果如图 6(图中 C、W 和 V 分别表示玉米、春小麦和蔬菜)所示。从图 6 可以看出,各渠系控制区内玉米和蔬菜的种植面积比春小麦的种植面积波动更明显,这

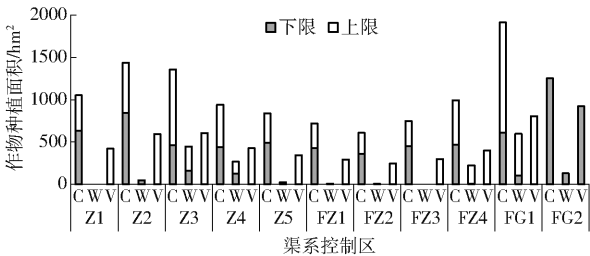


图6 各渠系控制区作物种植面积优化结果
Fig.6 Optimized results of crop planting area
in each canal command area

主要是由于春小麦产生的经济效益偏低,优化中种植面积往往会优先分配给玉米和蔬菜这些高效益作物,因此其受敏感参数不确定性的影响更大。同时,不同渠系间的作物种植面积分配及其波动也存在明显差异,这主要与控制区内作物-土壤单元分布有较大关系。

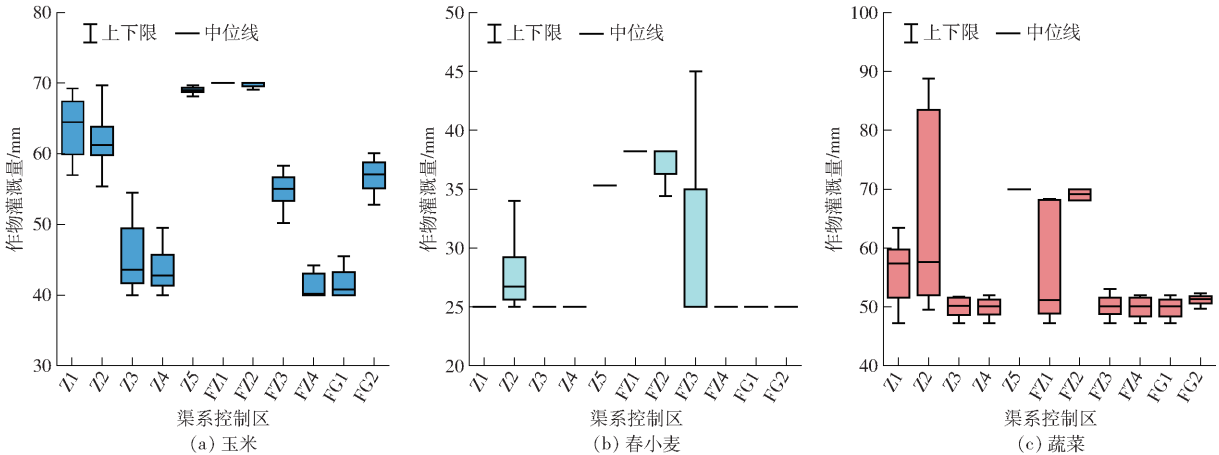


图7 各渠系控制区内各作物灌溉量优化结果

Fig.7 Optimal field irrigation water allocated to different crops in each canal command area

3 讨论

案例分析表明,本文所提出的基于 LH - OAT 的灌区用水优化模型敏感性分析与不确定性优化方法可以合理且高效地识别出高敏感性参数,并能够反映出多种敏感参数及其不确定性对优化结果的综合影响,是分析优化模型中不确定性参数全局敏感性的有效可行方法。其优势具体表现为:

(1)以往灌区水资源优化配置研究很少对模型中参数的敏感性进行定量分析,这不仅容易影响结果分析的准确性,而且在构建不确定性优化模型时,容易忽略部分敏感性参数的不确定性及其对优化结果的影响。本文将 LH - OAT 方法与灌区用水优化模型耦合,对优化模型中涉及的众多不确定性参数进行全局敏感性分析,以此获得各参数的敏感度排序,并筛选出高敏感参数作为不确定性参数输入,从而较全面地考虑了优化模型中的敏感性参数及其不确定性,且计算效率较高,具有实用性。

图7为不同渠系内不同作物灌溉量的优化结果。由图7可知,各渠系之间作物灌溉量呈现出较大差异,如控制区Z1内的玉米灌溉量为57.0~69.3 mm,而控制区FZ4内的玉米灌溉量仅为40.0~44.2 mm。相比而言,玉米灌溉量的空间差异较蔬菜和春小麦明显,如春小麦灌溉量在许多渠系控制区几乎一致,这也与各作物的经济效益密切相关。由于不确定性参数的影响,各渠系内作物的灌溉量也表现出明显波动,但由于不同渠系内基本参数(如作物和土壤分布)等的差异,作物灌溉量的波动幅度在不同渠系之间呈现出较大不同,如控制区Z2内的蔬菜灌溉量为49.3~88.8 mm,呈现出较大不确定性,而一些渠系控制区内的蔬菜灌溉量波动为50 mm左右,春小麦的灌溉量几乎不变。

(2)相比以往灌区用水不确定性优化模型仅考虑某几个不确定性因素并予以量化表征,本文所提出方法可较全面地同时考虑多种敏感性参数的不确定性,通过这些参数的随机采样和组合,开展不确定性下的灌区用水优化。这种方式一方面不再需要分析不确定性参数的特征或分布规律来对其进行量化表征,从而降低了模型的复杂性,提高了优化计算的效率;另一方面优化结果能反映众多敏感性参数的综合影响,而不仅仅是某一因素的单一影响。

4 结论

(1)针对灌区水资源优化配置过程中存在众多不确定性参数而影响模型效率的问题,将 LH - OAT 方法与灌区用水优化模型耦合,构建了基于 LH - OAT 方法的灌区用水优化模型参数敏感性分析与不确定性优化方法。将该方法应用于黑河流域中游盈科灌区的灌溉用水优化中,分别以优化模型的目标值——净灌溉效益 G 和决策变量——

作物灌溉量 X 和作物种植面积 A 为输出变量,以 6 类共 25 个不确定性参数为输入变量,定量确定了各参数针对不同输出变量的敏感度及其全局排序,筛选出 10 个高敏感性参数,并将高敏感参数作为模型不确定性参数输入,获得了不确定性下的灌区用水优化结果。

(2) 各参数对不同输出变量的敏感性存在差异,综合考虑各输出变量,极敏感参数为玉米和蔬菜的价格及总地表水灌溉量,较敏感参数涉及蔬菜、玉

米最小灌溉量约束、4 种类型的作物水分生产函数以及总地下水灌溉量,合理反映出不确定性参数对优化结果的综合影响。

(3) 基于高敏感性参数的灌区用水不确定性优化高效可行,较全面地考虑了高敏感的不确定性参数,从而大大降低不确定性下优化模型结构和求解的复杂性,提高模型效率,并且能综合考虑多种不确定性参数对优化结果的影响,为灌区水资源优化配置研究提供了实用且有效的方法参考。

参 考 文 献

[1] 陈红光,王琼雅,李晓宁,等. 基于区间两阶段鲁棒优化模型的灌区水资源优化配置[J]. 农业机械学报, 2019, 50(3): 271 – 280.
CHEN Hongguang, WANG Qiongya, LI Xiaoning, et al. Optimal water resources planning based on interval-parameter two-stage robust stochastic programming model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(3): 271 – 280. (in Chinese)

[2] PROVENCHER B, BURT O. Approximating the optimal ground water pumping policy in a multiaquifer stochastic conjunctive use setting[J]. Water Resources Research, 1994, 30(3): 833 – 843.

[3] PAUL S, PANDA S N, KUMAR D N. Optimal irrigation allocation: a multilevel approach[J]. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 2000, 126(3): 149 – 156.

[4] SINGH A. Optimal allocation of resources for the maximization of net agricultural return[J]. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 2012, 138(9): 830 – 836.

[5] 杨娜,付强,李荣东,等. 连续蚁群算法在水稻灌溉制度优化中的应用[J]. 农业工程学报, 2010, 26(增刊): 134 – 138.
YANG Na, FU Qiang, LI Rongdong, et al. Application of ant colony algorithm based continuous space in optimizing irrigation regime of rice[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(Supp.): 134 – 138. (in Chinese)

[6] 陈晓楠,段春青,邱林,等. 基于粒子群的大系统优化模型在灌区水资源优化配置中的应用[J]. 农业工程学报, 2008, 24(3): 103 – 106.
CHEN Xiaonan, DUAN Chunqing, QIU Lin, et al. Application of large scale system model based on particle swarm optimization to optimal allocation of water resources in irrigation areas[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(3): 103 – 106. (in Chinese)

[7] KARAMOUIZ M, ZAHRAIE B, KERACHIAN R, et al. Crop pattern and conjunctive use management: a case study[J]. Irrigation and Drainage, 2010, 59(2): 161 – 173.

[8] 李茉,姜瑶,郭萍,等. 考虑不同层次利益主体的灌溉水资源优化配置[J]. 农业机械学报, 2017, 48(5): 199 – 207.
LI Mo, JIANG Yao, GUO Ping, et al. Irrigation water optimal allocation considering stakeholders of different levels[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(5): 199 – 207. (in Chinese)

[9] GUO P, WANG X, ZHU H, et al. Inexact fuzzy chance-constrained nonlinear programming approach for crop water allocation under precipitation variation and sustainable development[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2014, 140(9): 5014003.

[10] 马瀚青,张琨,马春峰,等. 参数敏感性分析在遥感及生态水文模型中的研究进展[J]. 遥感学报, 2002, 26(2): 286 – 298.
MA Hanqing, ZHANG Kun, MA Chunfeng, et al. Research progress on parameter sensitivity analysis in ecological and hydrological models of remote sensing[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2002, 26(2): 286 – 298. (in Chinese)

[11] SALTELLI A, TARANTOLA S, CHAN K P S. A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output[J]. Technometrics, 1999, 41(1): 39 – 56.

[12] 史鑫蕊,梁浩,周丰,等. 稻田土壤-作物系统模型参数敏感性分析与模型验证[J]. 农业机械学报, 2020, 51(5): 252 – 262,271.
SHI Xinrui, LIANG Hao, ZHOU Feng, et al. Sensitivity analysis and parameter estimation for soil – rice system model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(5): 252 – 262,271. (in Chinese)

[13] MORRIS M D. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments[J]. Technometrics, 1991, 33(2): 161 – 174.

[14] 崔金涛,丁继辉,YESILEKIN Nebi,等. 基于 EFAST 的 CERES – Wheat 模型土壤参数敏感性分析[J]. 农业机械学报, 2020, 51(12): 276 – 283.
CUI Jintao, DING Jihui, YESILEKIN Nebi, et al. Sensitivity analysis of soil input parameters of CERES – Wheat model based on EFAST method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(12): 276 – 283. (in Chinese)

- [15] 张质明,王晓燕,李明涛. 基于全局敏感性分析方法的 WASP 模型不确定性分析[J]. 中国环境科学, 2014, 34(5): 1336 – 1346.
ZHANG Zhiming, WANG Xiaoyan, LI Mingtao. Uncertainty analysis of WASP based on global sensitivity analysis method[J]. China Environmental Science, 2014, 34(5): 1336 – 1346. (in Chinese)
- [16] 能锋田,姜瑶,徐旭,等. 基于 LH – OAT 方法的 SWAP – EPIC 模型参数敏感性分析[J]. 中国科技论文, 2016, 11(7): 739 – 745.
NENG Fengtian, JIANG Yao, XU Xu, et al. Sensitivity analysis for SWAP – EPIC model using the LH – OAT method[J]. China Sciencepaper, 2016, 11(7): 739 – 745. (in Chinese)
- [17] BEVEN K, BINLEY A. The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction[J]. Hydrological Processes, 1992(6): 279 – 298.
- [18] 宋晓猛,孔凡哲,占车生,等. 基于统计理论方法的水文模型参数敏感性分析[J]. 水科学进展, 2012, 23(5): 642 – 649.
SONG Xiaomeng, KONG Fanzhe, ZHAN Chesheng, et al. Sensitivity analysis of hydrological model parameters using a statistical theory approach[J]. Advances in Water Science, 2012, 23(5): 642 – 649. (in Chinese)
- [19] 徐会军,陈洋波,李昼阳,等. 基于 LH – OAT 分布式水文模型参数敏感性分析[J]. 人民长江, 2012, 43(7): 19 – 23.
XU Huijun, CHEN Yangbo, LI Zhouyang, et al. Analysis on parameters sensitivity of distributed hydrological model based on LH – OAT method[J]. Yangtze River, 2012, 43(7): 19 – 23. (in Chinese)
- [20] 李传奇,崔佳伟,马梦蝶,等. 泵站动态规划优化模型的全局敏感性分析方法及应用[J]. 水电能源科学, 2019, 37(5): 159 – 163.
LI Chuanqi, CUI Jiawei, MA Mengdie, et al. Global sensitivity analysis of dynamic programming optimization model of pumping station and its application[J]. Water Resources and Power, 2019, 37(5): 159 – 163. (in Chinese)
- [21] 张焱炜,李传奇,孙策,等. 基于分解协调法的梯级泵站优化模型局部敏感性分析[J]. 中国农村水利水电, 2020(5): 128 – 138.
ZHANG Yanwei, LI Chuanqi, SUN Ce, et al. Local sensitivity analysis of cascade pumping station optimization model based on decomposition-coordination method[J]. China Rural Water and Hydropower, 2020(5): 128 – 138. (in Chinese)
- [22] MCKAY M D, BECKMAN R J, CONONER W J. Comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code[J]. Technometrics, 1979, 21(2): 239 – 245.
- [23] JIANG Y, XU X, HUANG Q, et al. Optimizing regional irrigation water use by integrating a two-level optimization model and an agro-hydrological model[J]. Agricultural Water Management, 2016, 178: 76 – 88.
- [24] JIANG Y, XIONG L, XU Z, et al. A simulation-based optimization model for watershed multi-scale irrigation water use with considering impacts of climate changes[J]. Journal of Hydrology, 2021, 598: 126395.
- [25] JIANG Y, XU X, HUANG Q, et al. Assessment of irrigation performance and water productivity in irrigated areas of the middle Heihe River basin using a distributed agro-hydrological model[J]. Agricultural Water Management, 2015, 147: 67 – 81.
- [26] 姜瑶. 黑河中游绿洲多尺度农业水文过程及用水效率的模拟分析与优化调控研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2017.
JIANG Yao. Simulation analysis and optimal regulation for agro-hydrological processes and water use efficiency on multiple scales of the middle Heihe River basin[D]. Beijing: China Agricultural University, 2017. (in Chinese)

(上接第 338 页)

- [19] LI J, MA W, LI Q, et al. Multi-view real-time acquisition and 3D reconstruction of point clouds for beef cattle[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 197: 106987.
- [20] 赵宇亮,曾繁国,贾楠,等. 基于 DeepLabCut 算法的猪只体尺快速测量方法研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 249 – 255.
ZHAO Yuliang, ZENG Fanguo, JIA Nan, et al. Rapid measurements of pig body size based on DeepLabCut algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 249 – 255. (in Chinese)
- [21] GUO Y, LIU Y, GEORGIOU T, et al. A review of semantic segmentation using deep neural networks[J]. International Journal of Multimedia Information Retrieval, 2018, 7(2): 87 – 93.
- [22] 王可,郭浩,刘威林,等. 基于点云旋转归一化的猪体体尺测点提取方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(增刊1): 253 – 259.
WANG Ke, GUO Hao, LIU Weilin, et al. Extraction method of pig body size measurement points based on rotation normalization of point cloud[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(Supp.1): 253 – 259. (in Chinese)
- [23] QI C R, SU H, MO K, et al. PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 652 – 660.
- [24] QI C R, YI L, SU H, et al. PointNet++: deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30: 1 – 14.
- [25] KUNDU A, LI Y, REHG J M. 3D – RCNN: instance-level 3D object reconstruction via render-and-compare[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 3559 – 3568.