

董陈超. 基于遗传算法-生成对抗神经网络模型的宁夏自流灌区水资源优化调度研究[J]. 湖北农业科学, 2021, 60(15): 174-180, 187.

基于遗传算法-生成对抗神经网络模型的 宁夏自流灌区水资源优化调度研究

董陈超

(河海大学商学院, 江苏 常州 213022)

摘要: 针对宁夏自流灌区灌溉用水存在农作物耗水量大、用水集中、灌溉效率低等现象, 面向宁夏区域用水实际, 围绕渠道进水闸和出水口, 以满足农田基本灌溉用水为前提, 以灌溉效率最大化为目标, 采用机器学习方法, 构建遗传算法-生成对抗神经网络的宁夏自流灌区水资源优化调度模型, 并在宁夏秦汉渠管理处农场渠所管辖的 30 余公里渠道及其灌区进行验证和应用。结果表明, 模型在学习传统调度方案的基础上深度挖掘各取水口用水规律, 实现高效的取水口联合调度, 月节约灌溉用水 315 109~1 050 362 m³, 显著提高了宁夏水资源利用效率。

关键词: 灌溉水资源; 优化调度; 遗传算法; 生成对抗神经网络; 机器学习

中图分类号: TV213.9

文献标识码: A

文章编号: 0439-8114(2021)15-0174-07

DOI: 10.14088/j.cnki.issn0439-8114.2021.15.036

开放科学(资源服务)标识码(OSID): 

Optimal dispatching of water resources in artesian irrigation district of Ningxia based on genetic algorithm-generative adversarial neural network model

DONG Chen-chao

(Business School, Hohai University, Changzhou 213022, Jiangsu, China)

Abstract: In view of the phenomena of large crop water consumption, concentrated water use, and low irrigation efficiency in Ningxia artesian irrigation area. According to the actual water use in Ningxia, focusing on the water inlet and outlet of the channel, the premise is to meet the basic irrigation water of farmland, and the goal is to maximize irrigation efficiency. Using machine learning methods to build genetic algorithm-generative adversarial neural network model in Ningxia artesian irrigation districts, and verify and apply them in more than 30 kilometers of channels and irrigation areas of the Qinhan Canal Management Office in Ningxia. The results show that the model deeply excavates the water usage rules of each water intake on the basis of learning traditional scheduling schemes, establishes efficient water intake joint scheduling irrigation methods, saves 315 109~1 050 362 m³ of irrigation water per month, and significantly improves the efficiency of water resource utilization in Ningxia.

Key words: irrigation water resources; optimal schedule; genetic algorithm; generative adversarial neural network; machine learning

目前, 中国农业用水极度短缺, 农业灌溉面临严峻挑战, 农业用水每年平均亏缺 300 亿 m³。随着人口和经济的快速增长, 粮食需求不断增加, 直接导致水资源供需矛盾不断加剧^[1,2]。水资源短缺已严重影响了农业生产的发展, 如何提高灌溉过程中水资源的优化配置问题, 现已成为中国亟待解决的问题^[3]。合理地对农业用水进行规划调度、提高农业

用水利用效率, 不仅能缓解水资源供需短缺的压力, 还能使有限的水资源发挥更大的经济社会效益, 保障经济社会的可持续发展, 为全面开创节水型社会建设提供有利的支撑^[4,5]。

近年来, 国内外众多学者对水资源优化配置进行了大量的研究, 出现了很多种优化配置方法和模型。由于水资源优化配置系统存在数据来源多样

性、数据统计指标不一致、数据量庞大且复杂等问题,传统模型并不能很好地解决这些问题,由此建立了不确定性优化配置模型^[6,7],此类模型在随机环境下,使用区间数和随机变量对具有不确定性的参数进行表征并最终获得优化配置方案。Cui 等^[8]针对不确定性条件下的水资源管理,提出了一种双向模糊机会约束分数规划(DFCFP)方法对邯郸和安阳的水资源进行优化配置。与传统的双面模糊机会约束规划(DFCP)方法相比,从 DFCFP 获得的解决方案要高得多,并且 DFCFP 在节水方面具有优势。Guo 等^[9]针对多种不确定性,建立了一种模糊机会约束线性分数规划方法,用于农业水资源管理,这种方法对以前的编程方法进行了改进,可以将比率目标函数和多种不确定性表示为概率分布、模糊集及其组合。娄帅等^[10]基于免疫遗传算法构建了多阶段群决策优化模型应用于漳河流域水资源优化配置。陈述等^[11]提出了粒子群-人工蜂群混合算法应用于漳河灌区,解决多水源、长距离输配水、库塘共同调控等复杂情况下的高效用水模型的求解问题。

本研究为解决宁夏自流灌区灌溉用水紧张、水文气象条件复杂、农作物耗水量大、用水集中、灌溉效率低、水资源调度协调性差等问题,引入遗传算法-生成对抗神经网络模型,对宁夏秦汉渠管理处农场渠所管辖的 30 余公里渠道及其灌区建立水资源优化调度模型,以提高农业灌溉用水利用效率,实现节约农业用水资源目标和缓解宁夏地区农业用水供需矛盾。

1 研究区域概况

农场渠是秦渠惟一的一条支干渠,由宁夏回族自治区水利局于 1950 年勘测设计,干渠全长 31.6 km,渠首引水能力 29 m³/s。担负着吴忠市利通区、灵武市三镇、两乡和国营农场近 1.47 亿 m²农田的灌溉任务,种植作物面积占比分别为玉米 45%、水稻 25%、小麦 15%、经果林 12%、其他作物 3%,年引水量 1.7 亿 m³。渠道上各类水工建筑物数量众多,其中灌溉面积在 66 万 m²以上的斗口 34 座。年平均蒸发量相当于降水量的 6 倍,以 5、6、7 月 3 个月的蒸发量最大。

本研究对农场渠渠道上农场渠进水闸、农场渠退水闸、三号桥节制闸、梧干渠进水闸、三跌水节制闸、四号跌水节制闸、荀桥节制闸、五号跌水节制闸共 8 个水闸及其所属 70 个取水口建立灌溉用水调度模型,并将上述水工类建筑按实际位置分布和灌区分为退水闸段、龙三段、三跌水段、四跌水段、荀桥段共 5 个分段。农场渠水 I 类建筑及取水口分布如图

1 所示。

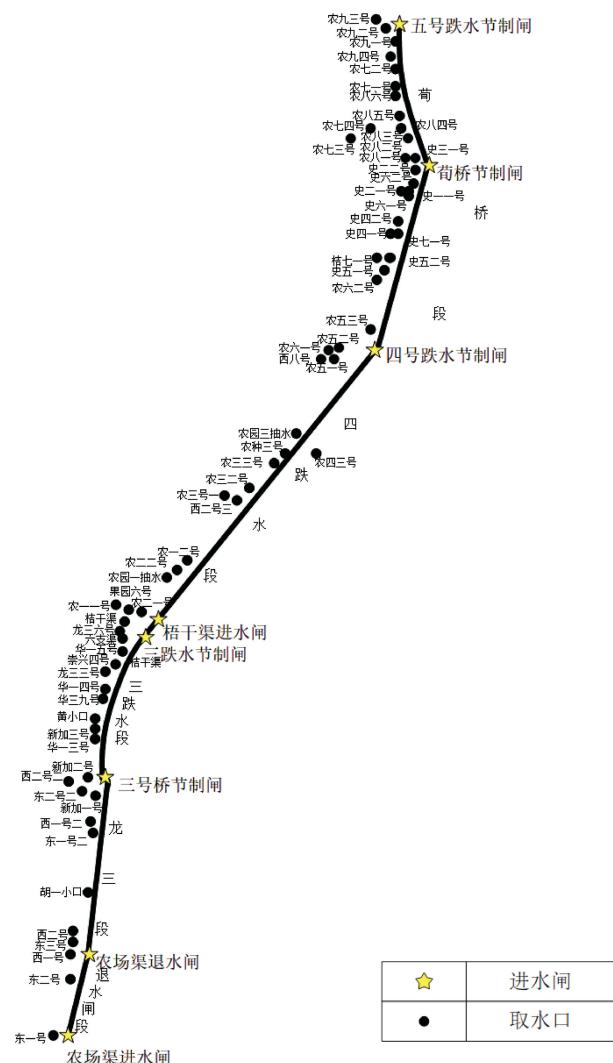


图 1 农场渠水工类建筑及取水口分布

2 研究方法与模型

本研究采用遗传算法确定较优初始方案,并使用生成对抗神经网络进行优化,提高方案灌溉用水调度效率。首先,需要确定农场渠全体水工类建筑的各类属性及各取水口历年计划灌溉用水需求,整理收集数据并对数据进行预处理,确定约束条件和构造目标函数。其次,需要对方案进行编码作为模型求解的输入。在遗传算法进行求解的过程中,最重要的是确定适应度函数以筛选高效配水方案。最后,使用生成对抗神经网络对遗传算法求解的多组高效方案进行训练,深度学习和挖掘各取水口用水规律,实现高效的取水口联合调度灌溉,在不断优化后生成更高效的灌溉方案,提高模型配水效率。模型求解流程图如图 2 所示。

2.1 方案灌溉用水利用率计算模型

由于农场渠灌溉任务极其庞大且引水量巨大,

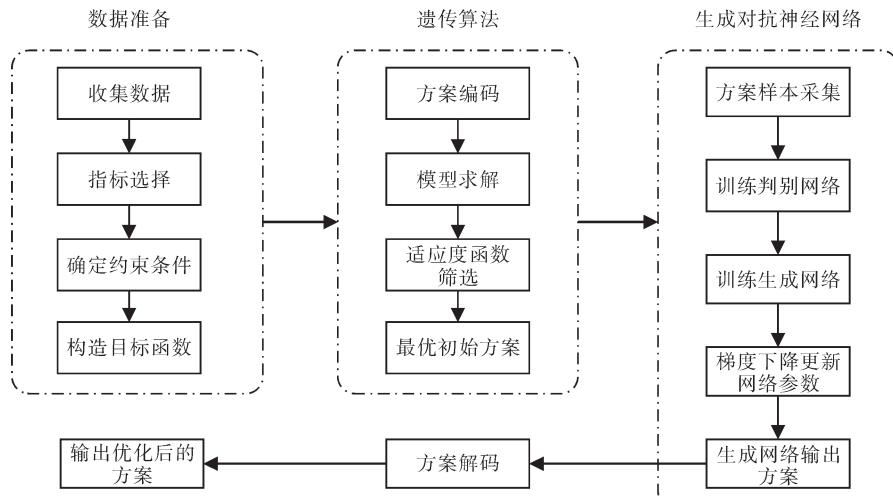


图2 模型求解流程图

灌溉过程中部分取水口可能出现少量缺水的情况。因此本研究充分考虑灌溉用水利用率和灌溉缺水量对实际灌溉造成的影响,引入缺水惩罚项将缺水方案的用水利用率适当降低,灌溉用水利用率计算公式如下:

$$f = \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (Q_{ij} - O_{ij})}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J Q_{ij}} - kW \quad (1)$$

式中, Q_{ij} 为第 i 轮第 j 批灌溉引水量, O_{ij} 为第 i 轮第 j 批灌溉排出水量, k 为缺水惩罚系数, W 为灌溉总缺水率, I, J 分别为灌溉总轮次、每轮灌溉总批次。引水量 Q 、排出水量 O 的计算公式如下:

$$Q = \int v_t dt, \quad 0 < v_t \leq v_{max} \quad (2)$$

$$O = \int u_t dt, \quad 0 < u_t \leq u_{max} \quad (3)$$

式中, v_t 为 t 时刻渠首流速, u_t 为 t 时刻渠尾流速。 v_{max} 和 u_{max} 分别表示渠首和渠尾的最大过水能力。各取水口引水量的计算公式如下:

$$A_{ni} = \int_{t_i} C_n dt_i \quad (4)$$

式中, C_n 为第 n 个取水口开启时最大过水能力, A_{ni} 为第 n 个取水口第 i 轮引水量, t_i 为取水口第 i 轮灌溉时间。方案缺水量的计算公式如下:

$$W = \sum_{n=1}^N (P_n - \sum_{i=1}^I A_{ni}) \quad (5)$$

式中, P_n 为第 n 个取水口计划灌溉水量, A_{ni} 为第 n 个取水口第 i 轮引水量。

在模型实际求解过程中,由于河流水位高度和流速等变量均为连续变量,求解较为困难。因此,模型将灌溉过程划分为若干较小的灌溉周期进行求解,每个周期中连续变量值视为定值,将连续模型离散化,以解决模型求解困难的问题。优化后的模型

为:

$$Q = \sum_{t_i}^T v_{t_i} t_i, \quad 0 < v_{t_i} \leq v_{max} \quad (6)$$

$$O = \sum_{t_i}^T u_{t_i} t_i, \quad 0 < u_{t_i} \leq u_{max} \quad (7)$$

$$A_{ni} = \sum_{t_i}^{T_i} C_n t_i \quad (8)$$

$$T = \sum_{t_i=1}^M t_i \quad (9)$$

式中, t_i 为第 i 轮灌溉周期变量, M 为灌溉轮数, T_i 为第 i 轮灌溉总周期个数, T 为方案总灌溉周期个数。

为得到河流流速与水位的关系,本研究采用 Lasso 回归对农场渠渠道各点水位、河流流速实际测量值进行拟合,并得到如下关系:

$$\varphi(h) = 3.406 h^2 + 4.786 h - 5.178 \quad (10)$$

式中, h 为水位, $\varphi(h)$ 为河流流速。

由于整个渠道全长 30 余公里及渠道上水工类建筑的存在,渠道上各处水位并非连续,若对整个渠道使用 $\varphi(h)$ 进行求解,会产生较大误差。因此,本研究充分利用渠道上进水闸、退水闸和分水闸等水工类建筑对整个渠道进行分段,每个分段分别使用 $\varphi(h)$ 对流速求值,实际验证后发现上述方法能较为精确地反映各段中水位流速关系。每个分段水位变化受到该分段段首来水量、段尾排水量以及该分段当期取水口引水量三者的共同影响,其关系如下:

$$\Delta h_{mt_i} = \frac{[\varphi(h_{m-1}) - \varphi(h_m) - \sum_{n=1}^N C_{m_n} R_{m_n}] t_i}{L_m \rho_m} \quad (11)$$

式中, Δh_{mt_i} 为第 m 分段在周期 t_i 里水位的变化, C_{m_n} 为第 m 分段第 n 个取水口最大过水量, R_{m_n} 为第 m 分段第 n 个取水口开闭状态, 0 代表关闭, 1 代表开启, L_m 为第 m 分段总长度, ρ_m 为第 m 分段渠道平均宽

度, t_i 为第 i 轮灌溉周期变量。每个周期 t_i 结束后通过式(11)更新水位高度, 并最终计算出渠首、渠尾在周期 t_i 中的流速:

$$v_{t_i} = \varphi(h_1) \quad (12)$$

$$u_{t_i} = \varphi(h_M) \quad (13)$$

式中, h_1 表示渠首水位高度, h_M 表示最后一段水位高度。由上述公式最终可以求得灌溉用水利用率。

2.2 遗传算法确定初始方案

遗传算法是模拟达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理的生物进化过程的计算模型, 是一种通过模拟自然进化过程求解的方法。遗传算法采用概率化方法寻优, 能够自适应地在搜索空间中调整搜索方向, 以较短时间和较少计算资源获取较优解^[12,13]。

模型在对方案进行编码的过程中充分考虑到灌溉周期的实际需求, 将每个取水口每月的灌溉任务按实际需求分为多轮进行灌溉。同时由于河流沿岸取水口总引水能力远大于渠首引水能力, 同时开启会引起河流水位骤降, 因此将河流沿岸取水口在每轮灌溉过程中分为多个批次开启。将现有的传统灌溉方案作为遗传算法的初始输入, 每个方案被设计为如下形式: $[a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1j}, a_{21}, \dots, a_{2j}, \dots, a_{mj}]$, 其中, $a_{mj} = x$ 表示第 m 轮中第 j 个取水口的灌溉批次为 x 。每个方案被编码成 $m \times j$ 个元素的有序数组, 用于遗传算法计算。交叉过程在设定的初始交叉率 λ 下将方案群中随机挑选的若干个体不同位置上的元素进行移位交换实现基因交叉, 变异过程在设定的初始变异率 μ 下改变个体元素值。适应度函数对种群中的个体按评分标准进行赋分, 选择得分较高的方案进行演化生成一个新种群, 重复上述交叉、变异和选择过程直至达到遗传算法设置的终止条件。遗传算法计算过程如图 3 所示。

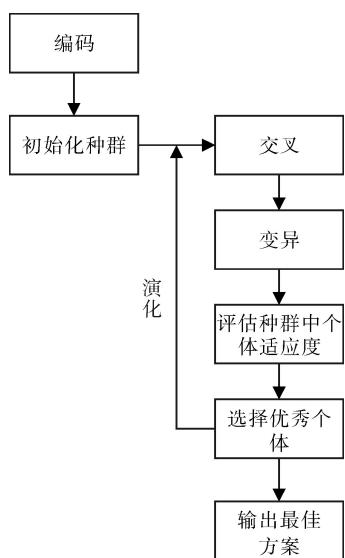


图 3 遗传算法流程图

本研究对现有传统方案进行编码后采用遗传算法优化, 使用“2.1”建立的方案灌溉用水利用率计算模型作为适应度函数, 筛选出灌溉用水利用率更高的方案并淘汰低利用率的方案, 对传统灌溉方案进行初步优化, 将多轮演化后更加高效的配水方案输出给生成对抗神经网络进行进一步优化。

2.3 生成对抗神经网络优化方案

生成对抗神经网络是一种无监督学习的生成网络, 该网络通过不断对抗博弈来学习数据的真实分布, 而后进行创新^[14,15]。生成对抗神经网络主要由一个生成器 G 和一个判别器 D 两部分组成。生成器和判别器在训练过程中不断进行动态极小极大博弈, 寻找纳什均衡点, 网络训练过程中目标函数(损失函数)为:

$$\min_G \max_D V(G, D) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log (1 - D(G(z)))] \quad (14)$$

式中, x 表示输入网络的真实数据, $p_{data}(x)$ 表示真实数据的分布函数, z 表示输入网络的噪声, $p_z(z)$ 表示噪声服从的分布函数。 $D(x)$ 表示判别器判断输入数据为真实数据的概率, $D(G(z))$ 表示判别器判断生成器生成的数据 $G(z)$ 为真实数据的概率。判别器 D 需要区分真实样本 x 和生成的伪样本 $G(z)$, 判别器准确地判断出真实样本体现在最大化 $D(x)$ 的对数损失函数, 以及伪样本体现在最小化 $D(G(z))$ 的对数损失函数, 即使得 $D(x) \rightarrow 1, D(G(z)) \rightarrow 0$ 。在生成网络中, 生成器通过最大化 $D(G(z))$ 的对数损失函数, 使得判别器 D 将自身生成的伪样本鉴别为真, 最终使生成样本接近数据的真实分布。生成对抗神经网络将“2.2”中遗传算法输入的方案作为真实数据, 通过 G 和 D 的不断对抗, 在学习输入调度方案的基础上深度挖掘各取水口用水规律, 创新地生成更加高效、优化的灌溉方案, 并通过“2.1”建立的灌溉用水利用率计算模型选取更优方案, 同时更新最优方案库, 最终实现灌溉方案的进一步优化, 极大地提高用水利用效率。

由于训练过程中生成器生成的数据集与真实数据集的支撑集呈高维空间的低维流形分布, 使判别器训练过好, 而生成器训练不足, 导致生成器梯度消失, 因此本研究改用优化后的生成对抗神经网络 Wasserstein GAN^[16,17]。

3 实例分析

本研究选取农场渠计划灌溉水量最大、最典型的 5 月进行实例验证, 并将灌溉任务按照实际需求分为 3 轮进行(第一轮为 5 月 1—10 日, 第二轮为 5 月

11—20日,第三轮为5月21—30日),70个取水口最

大过水能力及灌溉计划水量如表1所示。

表1 取水口最大过水能力及灌溉计划水量

取水口	最大过水能力 计划水量/ m^3			取水口	最大过水能力 计划水量/ m^3				
	m^3/s	第一轮	第二轮		m^3/s	第一轮	第二轮		
东一号	0.55	15 199	7 550	9 937	农五二号	1.20	614 304	170 539	294 538
东二号	0.38	12 197	6 059	7 974	农六一号	2.30	763 819	507 413	288 763
东三号	0.80	224 462	66 491	232 062	农园一号抽水	0.45	31 660	63 731	41 665
西一号	0.30	636	316	416	农四一号	0.45	272 160	233 280	220 320
西二号	1.00	115 612	23 266	119 319	农四二号	0.55	362 880	90 720	90 720
胡一小口	0.20	2 163	1 074	1 414	农园三抽水	0.55	22 752	45 800	29 943
东一号二	0.50	10 368	51 699	66 629	农种三号	0.45	11 621	23 393	15 293
东二号二	0.80	191 234	103 086	219 502	史五一号	0.60	8 410	29 333	23 717
西一号二	0.50	29 284	23 408	75 064	梧七一号	0.80	18 662	57 859	37 901
西二号二	0.80	42 091	363 064	239 424	史五二号	1.20	30 053	126 144	122 342
新加一号	0.43	42 091	38 506	37 066	史七一号	1.20	171 720	116 467	116 467
新加二号	0.50	82 211	70 449	92 479	史四一号	0.80	28 829	51 854	67 219
新加三号	0.30	97 419	45 715	202 418	史四二号	0.80	12 643	47 059	47 059
黄小口	0.50	58 400	54 768	86 684	史六一号	1.00	42 062	84 671	55 355
华一三号	1.00	323 034	188 866	329 047	史一一号	0.60	13 510	27 196	17 780
龙三九号	0.35	66 666	36 300	67 965	史二一号	0.80	27 058	54 469	35 609
华一四号	0.50	188 649	75 867	189 429	史六二号	1.00	30 514	64 310	48 571
龙三三号	0.20	61 920	20 781	59 136	史二二号	0.60	18 576	235 627	61 301
崇兴四号	0.80	101 568	37 738	90 306	史三一号	1.20	9 360	252 346	121 810
华一五号	0.50	63 554	38 883	73 101	农五三号	1.20	446 487	117 662	178 401
龙三六号	0.80	60 179	197 559	130 563	农六二号	1.60	129 686	119 131	63 288
六支渠	2.40	518 868	246 776	294 136	农八一号	1.20	41 929	84 403	55 180
梧干渠	8.00	5 283 648	1 934 640	3 065 904	农七一号	0.80	9 427	4 683	6 163
果园六号	1.00	90 517	44 966	59 177	农七二号	0.80	40 865	82 260	53 248
农一一号	1.60	677 030	197 236	243 332	农七三号	0.90	51 824	104 320	68 201
农二一号	2.00	748 843	148 017	280 526	农七四号	1.20	38 619	77 741	50 824
西二号三	0.50	56 063	112 854	73 780	农八二号	0.80	44 354	89 285	58 371
西八号	0.80	106 070	73 800	73 454	农八三号	1.20	90 330	181 834	118 876
农一二号	1.00	217 326	68 774	187 632	农八四号	0.80	36 090	72 648	47 495
农二二号	1.50	463 393	42 725	203 948	农八五号	1.20	23 947	48 204	31 514
农三一号	1.80	70 796	142 511	93 169	农八六号	0.80	39 903	80 325	52 514
农三二号	1.20	317 391	236 131	260 496	农九一号	1.00	36 700	73 877	48 298
农三三号	1.80	255 542	111 686	221 558	农九二号	1.20	77 332	155 668	101 770
农四三号	1.40	508 478	54 936	258 768	农九三号	1.50	73 931	148 822	97 295
农五一号	1.60	621 014	166 061	301 162	农九四号	1.20	33 659	67 755	44 296

模型进行遗传算法求解过程中各参数的取值如下: $m=3$, $j=70$, $x=1,2,3$, $t=600$,即共有3轮灌溉任务,70个取水口分为3批错峰开启,一个灌溉周期为600 s。其中 $x=1$ 表示每轮的第1批(该轮第1天)开启, $x=2$ 表示每轮的第2批(该轮第4天)开启, $x=3$ 表示每轮的第3批(该轮第7天)开启。为确定遗传算法中交叉率和变异率,本研究采用交叉验证和网格搜索,得到最佳组合为交叉率 $\lambda=0.7$,变异率 $\mu=0.02$ 。每轮迭代种群个体数为100,共进行40轮演化生成4 000个方案。适应度函数对种群中个体方案解码

后带入上文所构建的模型中,以式(1)中扣除缺水惩罚项的灌溉用水利用率为得分,筛选出较优个体,淘汰适应度较低的个体。所得方案结果如图4所示。

由图4分析可知,随着遗传算法的不断进行,种群中方案的灌溉用水利用率在不断提高,方案的灌溉缺水量在震荡减少,出现震荡的原因是部分高效的灌溉方案容忍少量缺水量以提高灌溉效率。此外,每一轮种群中最优个体的适应度波动提升,方案灌溉用水利用率波动提高。随着种群不断演化,第一至三轮的平均灌溉时间和总平均灌溉时间均波动

下降,表明种群中方案的灌溉效率不断提高、灌溉时间不断减少。

将遗传算法进行 40 轮演化后生成的 200 个最优方案输入到生成对抗神经网络中,生成对抗神经网络对最优方案库进行采样,并将生成器生成的伪样本同时输入到鉴别器中训练鉴别器,鉴别器根据其损失函数更新自身网络参数,并将其对生成器生成的伪样本的判别结果作为生成器的损失函数反馈给生成器更新其网络参数。每轮对抗过程中,对生成器生成的方案采用方案灌溉用水利用率计算模型计算,扣除缺水惩罚项的灌溉用水利用率,并动态更新最优方案库。生成对抗神经网络进行 100 轮对抗,每轮生成器生成 40 个优化的方案,共生成 4 000 个优化的方案。随着训练不断进行,生成器逐渐学得高效灌溉方案的真实数据分布,判别器对生成器生成的伪样本鉴别准确率不断下降,生成器不断优化灌溉方案和提高灌溉用水利用率。其训练过程中方案扣除缺水惩罚项的平均灌溉用水利用率(即得分)如表 2 所示。由表 2 可知,在第 1~70 轮的训练过程中,生成器与鉴别器不断对抗博弈,生成器生成的方案的平均灌溉效率迅速提升。而在第 71~100 轮的训练过程中,生成器生成的方案的平均灌溉效率基

本保持不变,表明模型此时已训练完成。

对遗传算法和生成对抗神经网络分别生成的 4 000 个方案中最优 100 个方案进行对比分析,结果如图 5 所示。可以看出生成对抗神经网络将遗传算法求解的最优 100 个方案的平均灌溉用水利用率从 90.9% (图中橙色线) 提升至 91.7% (图中绿色线), 最优 100 个方案中极优方案的提升效果更为明显, 从 91.1% 提升至 94.1%, 优化效果显著。其最优 100 个方案分布(红色点代表遗传算法最优 100 个方案, 蓝色点代表生成对抗神经网络 GAN 最优 100 个方案)。

4 000 个方案中最佳方案如表 3 所示。方案中各取水口对应的第一轮、第二轮、第三轮列中的值表示该取水口在该轮中开启的批次。由表 3 可知, 最优方案中, 各轮灌溉中第一批次开启的取水口个数较多、引水量较大使得渠道水位下降, 而各轮灌溉中第三批开启的取水口个数较少、引水量较少使得渠道水位上升。渠道发挥水库作用调节灌溉过程中引水需求时空上的不平衡状态, 通过这种调节可以缩短灌溉时间, 减少渠首引水量, 节约灌溉水资源。此外, 实际灌溉方案的制定应权衡缺水造成的损失和因此提升的灌溉效率, 可以允许一定的灌溉缺水量而最大化整体灌溉效益。

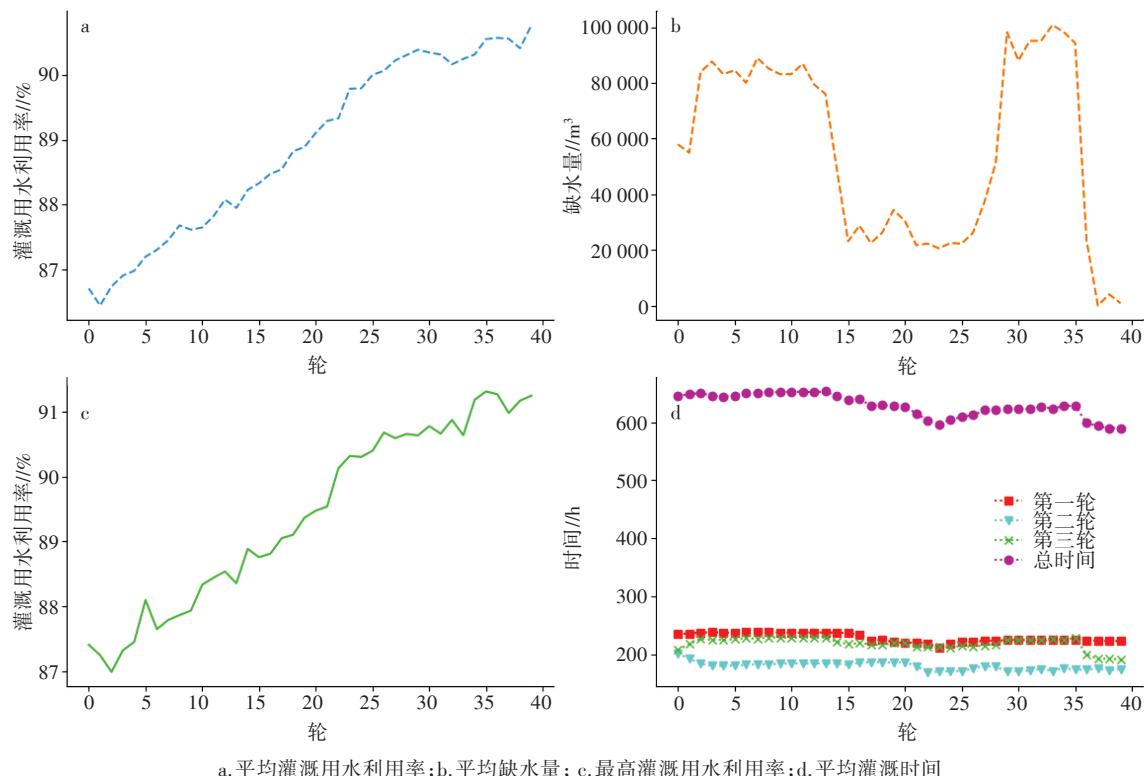


图 4 遗传算法计算结果

表 2 GAN 训练过程平均灌溉用水利用率

轮次	1~10	11~20	21~30	31~40	41~50	51~60	61~70	71~80	81~90	91~100
GAN 平均灌溉用水利用率//%	2.848	8.631	40.272	59.573	71.821	86.524	91.678	92.012	92.068	92.108

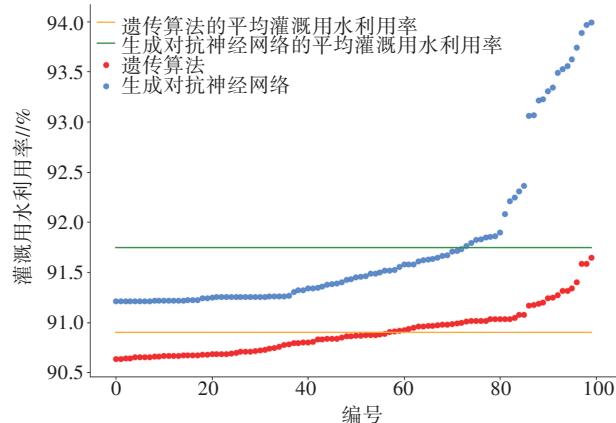


图5 遗传算法和生成对抗神经网络算法最优100个方案对比

表3 模型最佳方案

取水口	第一轮	第二轮	第三轮	取水口	第一轮	第二轮	第三轮
东一号	2	3	1	农五二号	1	1	1
东二号	1	3	2	农六一号	2	1	3
东三号	2	1	1	农园一抽水	3	2	2
西一号	3	3	1	农四一号	1	1	1
西二号	3	2	2	农四二号	1	3	3
胡一小口	1	3	2	农园三抽水	3	1	3
东一号二	3	1	3	农种三号	2	2	3
东二号二	1	3	3	史五一号	1	2	2
西一号二	1	3	1	梧七一号	1	2	3
西二号二	2	1	3	史五二号	3	1	3
新加一号	3	3	1	史七一号	2	1	3
新加二号	1	1	3	史四一号	2	3	1
新加三号	1	1	1	史四二号	2	1	1
黄小口	3	1	1	史六一号	2	1	1
华一三号	2	2	2	史一一号	3	3	3
龙三九号	3	2	2	史二一号	2	2	3
华一四号	1	2	2	史六二号	2	3	3
龙三三号	1	1	1	史二二号	2	1	2
崇兴四号	2	2	2	史三一号	1	2	3
华一五号	1	2	2	农五三号	1	3	3
龙三六号	3	1	3	农六二号	1	1	2
六支渠	1	1	1	农八一号	1	2	2
梧干渠	1	1	1	农七一号	1	1	1
果园六号	1	2	1	农七二号	1	2	2
农一一号	1	3	2	农七三号	1	2	3
农二一号	2	1	1	农七四号	1	2	1
西二号三	2	1	2	农八二号	3	1	2
西八号	3	1	2	农八三号	2	2	2
农一二号	1	3	1	农八四号	3	3	1
农二二号	1	2	2	农八五号	1	3	3
农三一号	3	1	2	农八六号	3	3	2
农三二号	1	1	3	农九一号	3	1	1
农三三号	1	3	3	农九二号	1	2	2
农四三号	1	3	2	农九三号	3	1	1
农五一号	1	1	2	农九四号	3	1	1

4 结论

1)本研究采用的遗传算法-生成对抗神经网络模型,在求解过程中能够避免求导和函数连续性的限定。遗传算法通过不断交叉、变异、选择,在特定适应度函数下采用的随机化指导技术能够对本文编码后的方案进行高效搜索,提高现有传统方案的灌溉效率。

2)遗传算法-生成对抗神经网络模型能够在学习传统调度方案的基础上深度挖掘各取水口用水规律,从灌区整体灌溉角度出发统筹规划,突破按时、按需、顺序、局部灌溉的传统模式,实现各取水口的联合灌溉调度。

3)生成对抗神经网络对遗传算法优化后的方案进一步优化,验证结果表明采用遗传算法-生成对抗神经网络模型能够将最优100个方案的平均灌溉用水利用率从90.9%提升至91.7%,对于最优方案集中的极优方案的提升程度能够达到3%,月节约灌溉用水315 109~1 050 362 m³。

4)本研究未考虑上游来水不确定性对灌溉过程产生的影响,缺乏对灌溉用水分配过程中存在的风险的分析。下一步将侧重研究多个灌区之间灌溉用水优化配置的问题,引入不确定性因素并充分考虑上游灌区来水情况对本灌区的影响,实现更大规模的灌区用水优化配置。

参考文献:

- [1]付强,肖圆圆,崔嵩,等.基于多目标模糊规划的灌区多水源优化配置[J].农业机械学报,2017,48(7):222~227,221.
- [2]宫兴龙,付强,邢贞相,等.土地利用方式对平原-丘陵-湿地交融区水资源的影响[J].农业机械学报,2018,49(6):254~262.
- [3]WANG Y, CHEN Y, PENG S. A GIS framework for changing cropping pattern under different climate conditions and irrigation availability scenarios[J]. Water resources management, 2011, 25(13): 3073~3090.
- [4]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.
- [5]王玉宝,吴普特,孙世坤,等.我国粮食虚拟水流动对水资源和区域经济的影响[J].农业机械学报,2015,46(10):208~215.
- [6]LIU X M, HUANG G H, WANG S, et al. Water resources management under uncertainty: Factorial multi-stage stochastic program with chance constraint [J]. Stochastic environmental research and risk assessment, 2016, 30(3): 945~957.
- [7]WANG S, HUANG G H. A multi-level taguchi-factorial two-stage stochastic programming approach for characterization of parameter uncertainties and their interactions: An application to water resources management [J]. European journal of operational research, 2015, 240(2):572~581.
- [8]CUI L, LI Y P, HUANG G H. Double-sided fuzzy chance-con-

(下转第187页)