

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20230371

改进时变线性汇流模型在洪水预报中的应用

白留星¹, 时焱红², 王建华¹, 王甫志³, 陶春华³

(1. 国能大渡河流域水电开发有限公司, 四川 成都 610041; 2. 四川新能工程咨询有限公司, 四川 成都 610041; 3. 国能大渡河大数据服务有限公司, 四川 成都 610041)

摘要: 从时变线性汇流模型的目标、变量及关系可看出模型存在参数静态、无法考虑区间径流影响等制约问题, 在洪水预报应用中存在显著缺陷。为此, 提出从结合混沌映射丰富模型求解多样性和加入影响算子代替区间径流两个方向对时变线性汇流模型进行改进。选用黑水河流域毛尔盖水电站多年实测径流数据, 以预报过程、洪量、洪峰及峰现时间等作为评判指标, 进行改进时变线性汇流模型的应用分析。结果表明, 改进模型整体预报合格率提升了 9.13%、确定性系数提升了 0.25, 拓展了时变线性汇流模型应用的可靠性和实用性。

关键词: 区间径流影响; 静态参数; 时变线性汇流模型; tent 混沌映射; 改进; 洪水预报

中图分类号: TV122; P388^{+.1} **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7709(2023)12-0073-05

1 引言

为解决流域汇流计算中的非线性问题, 提出时变线性汇流模型^[1], 并在洪水预报应用中验证了其适用性^[2-3]。模型通过接收上游监测断面流量过程演算至下游预报断面, 虽考虑了流域特征及河网消蓄作用, 但未考虑两断面间的区间支流基流和降雨补偿, 导致预报结果整体偏小^[3-4], 在汛期尤为明显, 常需搭配其他水文模型使用。同时在常规预报过程中参数为定值, 使得模型求解单一, 且易陷入极值。覃建明等^[5]研究了河道数据对中小河流洪水预报的重要性及影响, 说明随河网变化模型部分参数也应重新更新率定。tent 映射函数简单、分布均匀且具备良好的相关性, 在各类算法寻优中得到广泛应用。对此, 本文结合 tent 混沌映射思想, 从时变线性汇流模型结构和理论出发, 对其不足提出改进, 并通过实例应用论证了其在洪水预报中的可行性。

2 研究方法

2.1 时变线性汇流模型

时变线性汇流模型提出目的为解决河网(河段)汇流中的非线性问题和地貌汇流的联系问题。其采用线性水库结构, 并令参数为时变参数, 视河道蓄水量集中于河道重心处, 河道出流等于河道蓄水量消退形成的出流与河道入流形成的出流之和, 获得非线性解:

$$Q_t = C_s Q_{t-T_p} + (1 - C_s) I_{t-T_p} \quad (1)$$

式中, Q_t 为 t 时刻预报断面流量; C_s 为线性水库的消退系数; T_p 为河道滞时; I 为河道总入流量。

依据水量平衡原理, 引入“示储河长 L_w ”的概念, 并结合曼宁公式得:

$$C_s = 1 - CQ^{0.4} \quad (2)$$

其中 $C = 3.6j^{0.3}\Delta t / (n^{0.6}B^{0.4}L_w)$ (3)

式中, j 为河道综合比降; Δt 为演算时段; n 为河道糙率系数; B 为河道平均宽度。

当演算时段以 1 h 计时, 利用经典塞当公式求解洪水波速, 求得河道滞时表达式为:

$$T_p = 1 / [(1 - C_s)Z] \quad (4)$$

其中 $Z = \beta L_w / (\Delta t L_c)$ (5)

式中, β 为波速系数; L_c 为河网蓄量重心至出口的距离。

在时变线性汇流系统的基本方程中, C_s 随 Q 而变, 是一个时变参数, 而河网(河段)蓄泄关系整

收稿日期: 2023-02-14, 修回日期: 2023-03-29

作者简介: 白留星(1982-), 男, 硕士、高级工程师, 研究方向为水文水资源、梯级水电站电力市场运营、生产管理、经济运行与电力交易决策技术, E-mail: 12101429@ceic.com

通讯作者: 时焱红(1992-), 男, 工程师, 研究方向为水文情报、预报, 水库调度及应用算法等, E-mail: 565252513@qq.com

体呈线性,故称为时变线性汇流模型(简称 TLC 模型)。

2.2 模型改进

2.2.1 TLC 模型参数分析

由式(1)知,TLC 模型只有 C_s 、 T_p 两个参数,由式(2)、(4)知,两参数为 Q 函数,均随时间变化,但均为非线性解,能反映汇流的非线性特性。模型输入仅为流量 Q 和时序,并未考虑其他区间综合影响,当区间流域面积较大或降雨充沛时,必然会导致下游断面预报水量存在偏差。

C_s 表征河道的调蓄作用,由式(3)知其子集参数为 j 、 n 、 B 、 L_w 。 j 主要反映水流的动能及位能,实际应用时常取两断面之间的平均河道落差; n 的精确度对模拟河道中的流态及流速有着关键影响^[6],应用时常取经验值,但会受冲刷及植被等影响; B 直接影响流速及洪水演进,随着河道宽度变化,河床质对河流的阻力及洪水坦化产生影响,常取不同断面的综合平均宽度; L_w 表征河道地貌,应用时常在河长范围内随机取值,默认取河段河长,主要影响洪水洪峰坦化。 T_p 表征汇流滞时,即预见期,由式(5)知其子集参数为 β 、 L_w 、 L_c 。 β 反映洪水波速,结合断面形态直接反馈至流速,但当断面形态为矩形时,取 $1.67^{[1]}$; L_c 表征河道蓄量重心位置,常取 $1/2$ 河长,影响洪水传播时间。

2.2.2 基于 tent 混沌映射的改进

研究^[7]表明 tent 映射较其他混沌映射迭代速度更快、参数适配性更高、遍历性更强,具有极强的适用性。为此,针对 TLC 模型应用局限,选用 tent 映射作为参数优选迭代式,基于生成的混沌系列设计一种 TLC 模型参数自适应修正策略,随着迭代过程逐步更新 β 、 L_w 、 L_c 、 n 、 j 、 B 参数,分析各参数对模型的影响,同时拓展算法多样性,增加模型的搜索能力。tent 映射表达式为:

$$x_i^{k+1} = \begin{cases} 2x_i^k & 0 \leq x_i^k \leq 0.5 \\ 2(1-x_i^k) & 0.5 < x_i^k \leq 1 \end{cases}$$

$$k = 1, 2, \dots, k_{\max}; i = 1, 2, \dots, D \quad (6)$$

式中, k 为混沌迭代次数; i 为维度; x_i^k 为 k 次迭代后混沌矢量的第 i 维变量。

tent 映射的正常迭代需严格执行如下约束条件:

$$x_i^0 \in (0, 1) \wedge x_i^0 \notin \{1/4, 1/3, 1/2, 2/3\} \quad (7)$$

本文设计的策略具体算式为:

$$A^0 \in (0, 1) \quad A^0 \notin \{1/4, 1/3, 1/2, 2/3, 3/4\}$$

$$A^{k+1} = \begin{cases} 2A^k & 0 \leq A^k \leq 0.5 \\ 2(1-A^k) & 0.5 < A^k \leq 1 \end{cases} \quad (8)$$

式中, A 为自适应修正的参数项,主要包含 j 、 n 、 B 、 L_w 、 β 、 L_c 及 λ 参数。

针对无区间降雨和无支流输入等情况,本文设计加入影响算子 λ ,用于代替区间径流,则式(1)变为:

$$Q_t = Q_{t-T_p}(C_s + \lambda) + (1 - C_s)I_{t-T_p} \quad (9)$$

λ 初始值按照流域面积比确定,即:

$$\lambda = 1 - F_1/F_2 \quad (10)$$

式中, F_1 、 F_2 分别为上下游出流断面控制集雨面积。

由式(6)知,tent 映射一是需控制在 $(0, 1)$ 范围内才能正常迭代,而 TLC 模型参数为不同量纲且部分参数取值远大于 1,故在修正前需将待优化参数归一化至 $(0, 1)$ 区间,一次迭代完成后再执行反归一化处理;二是存在多个迭代不稳定点缺陷,如 0.25、0.50、0.75 时最终迭代至 0;0.2、0.4、0.6、0.8 时迭代会呈现周期性结果。为此,当归一化结果处于迭代不稳定点时,则设计下式进行规避且执行归一化:

$$A^k = \begin{cases} A^k + 0.01 & \text{约束下限} \leq A^k \leq \text{约束上限} / 2 \\ A^k - 0.01 & \text{约束上限} / 2 < A^k \leq \text{约束上限} \end{cases} \quad (11)$$

执行式(11)策略的 TLC 模型即为改进时变线性汇流模型(简称 TTLC 模型),综合函数表达式为式(9),计算流程见图 1。

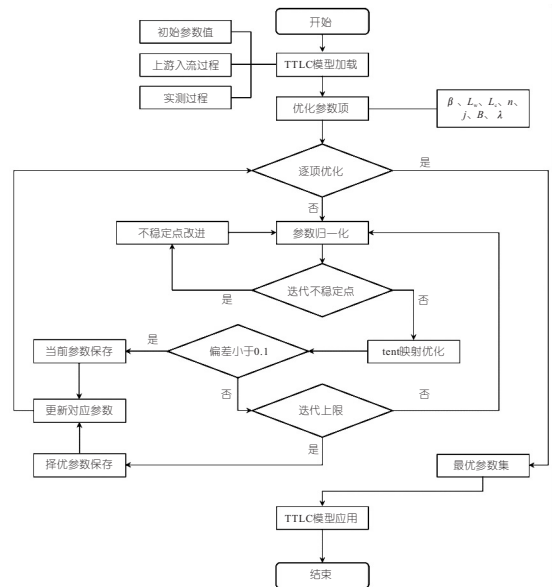


图 1 TTLC 模型计算流程图

Fig. 1 TTLC model calculation flow chart

3 实例应用

3.1 概况

黑水河位于四川省凉山州黑水县,水能资源丰富,干流规划“二库五级”水电开发方案,毛尔盖水电站系第三级电站,位于黑水河中游红岩乡至俄石坝河段,主要任务为发电,兼顾与紫坪铺水利枢纽向成都、都江堰灌区供水的作用。坝址集水面积 5 317 km²,多年平均流量为 104.2 m³/s,枯期(12 月至次年 4 月)平均流量为 35.3 m³/s,库区有黑水河干流、毛尔盖河及小黑水河汇入。电站于 2012 年投入使用,同期投运水情自动测报系统,系统共建设 15 个水情遥测站,其中干流布设黑水河水文站,距离坝址 24.8 km,控制集水面积 1 720 km²;支流毛尔盖河布设晴朗水文站,距离坝址 25.6 km,控制集水面积 2 415 km²;小黑水河布设知木林水文站,距离坝址 12.4 km,控制集水面积 564 km²,库区至 3 站区间无其他遥测站。

3.2 初始参数

对黑水河、毛尔盖河及小黑水河至库区分别构建 TTLC 模型,采用各水文站实测流量作为模型输入,初始参数采用流域前期应用经验值,参数 k 均设置为 1 000 次,结果偏差小于 0.1 时停止迭代,参数取值约束条件按各河流实际情况制定,见表 1。

表 1 TTLC 模型参数初始值

Tab. 1 Initial values of TTLC model parameters

参数项	黑水河 TTLC 模型		毛尔盖河 TTLC 模型		小黑水河 TTLC 模型	
	初始值	约束	初始值	约束	初始值	约束
B	60	[40,90]	60	[35,80]	30	[20,40]
j	0.036	(0.02,0.05)	0.035	(0.02,0.05)	0.031	(0.02,0.04)
L_w	19	(0,24.8)	22	(0,25.6)	9	(0,12.4)
L_c	12.4	(0,24.8)	12.8	(0,25.6)	6.2	(0,12.4)
n	0.036	(0.01,0.5)	0.034	(0.01,0.5)	0.037	(0.01,0.5)
β	1.24	(0,1.67)	1.26	(0,1.67)	1.32	(0,1.67)
λ	0.14	[0,1]	0.11	[0,1]	0.08	[0,1]

注: B 单位为 m; L_w 、 L_c 单位均为 km。

3.3 应用及对比分析

TTLC 模型在初始参数的基础上,预报前取用前 1 个月的输入过程和实测入库过程执行混沌

迭代优化,取上一时刻精度最高组参数用于下一时刻预报。选用 2016~2022 年流域实测水情数据资料,共摘录 8 场洪水过程进行校验应用,结合毛尔盖水电站实测入库流量进行预报精度评定,预报结果及偏差对比见表 2。

在毛尔盖水电站入库洪水预报模拟中,由表 2 可知:①与实测对比,TTLC 模型 8 场洪水过程整体预报合格率为 81.16%、确定性系数为 0.65,预报洪水总量偏差平均值为 -13.21%、单场最大为 -17.57%;洪峰偏差平均为 -16.65%;单场最大为 -24.81%;峰现时间单场最大偏差为 -4 h。②TTLC 模型 8 场洪水过程整体预报合格率为 92.28%、确定性系数为 0.9,预报洪水总量偏差平均为 -3.6%、单场最大为 -8.13%;洪峰偏差平均为 -5.19%、单场最大为 -13.46%;单场峰现时间最大偏差为 ±2 h。

图 2 为模型预报与实测过程对比图。由图 2 可知,二者预报模拟过程总体小于实测过程,TTLC 模型预测洪水起涨过程、退水过程、峰现时间及洪峰流量与实际更加吻合,说明 TTLC 模型在无法考虑区间影响时预报水量产生显著的偏小误差,而 TTLC 模型则进行了较好的补充。模型参数结果对比见表 3。

由表 3 可知,较初始参数值, B 单场最大变幅为 6.67%、综合变幅 0.9%; j 单场最大变幅为 2.86%、综合变幅 0.87%; L_w 单场最大变幅为 1.33%、综合变幅 0.22%; L_c 单场最大变幅为 1.61%、综合变幅 0.4%; n 单场最大变幅为 5.88%、综合变幅 3.38%; β 单场最大变幅为 16.94%、综合变幅 4.98%; λ 单场最大变幅为 85.71%、综合变幅 38.97%。变幅结果表明:①自适应修正策略得到有效论证,参数能够结合前期实际情况进行动态修正,修正后的参数预报效果更好。②各参数的变幅中, λ 参数综合变幅最大,说明 TSL 模型在应用中无法考虑区间径流的

表 2 模型预报与实测对比结果

Tab. 2 Comparison results of model prediction and actual measurement

洪水编号	洪水总量 /10 ⁶ m ³	洪峰 /($m^3 \cdot s^{-1}$)	水量偏差/%		洪峰偏差/%		峰现时间偏差/h		合格率/%		确定性系数	
			TLC	TTLC	TLC	TTLC	TLC	TTLC	TLC	TTLC	TLC	TTLC
20160419-25	40.40	137.00	-12.04	-8.13	-9.09	-7.41	-2	0	86.20	89.12	0.69	0.87
20160713-18	92.70	354.00	-15.33	-1.83	-16.67	-6.67	-4	-1	76.55	91.78	0.66	0.90
20190827-31	33.90	148.00	-17.57	-3.19	-24.81	2.41	1	0	71.20	91.16	0.63	0.91
20200505-14	57.20	176.00	-15.23	-4.37	-15.42	-10.95	3	2	78.90	91.13	0.72	0.91
20200914-27	67.00	335.00	-12.50	4.32	-17.36	-13.46	0	-1	82.78	90.56	0.57	0.92
20210618-23	112.00	373.00	-8.92	-3.39	-19.76	3.96	-3	-1	85.70	91.45	0.61	0.93
20210917-24	113.60	451.00	-14.52	-7.46	-20.00	-8.32	-2	0	84.41	90.45	0.71	0.91
20220320-25	21.60	62.70	-9.58	-4.79	-10.08	-1.08	-4	-2	83.50	86.60	0.60	0.85
平均			-13.21	-3.60	-16.65	-5.19			81.16	90.28	0.65	0.90

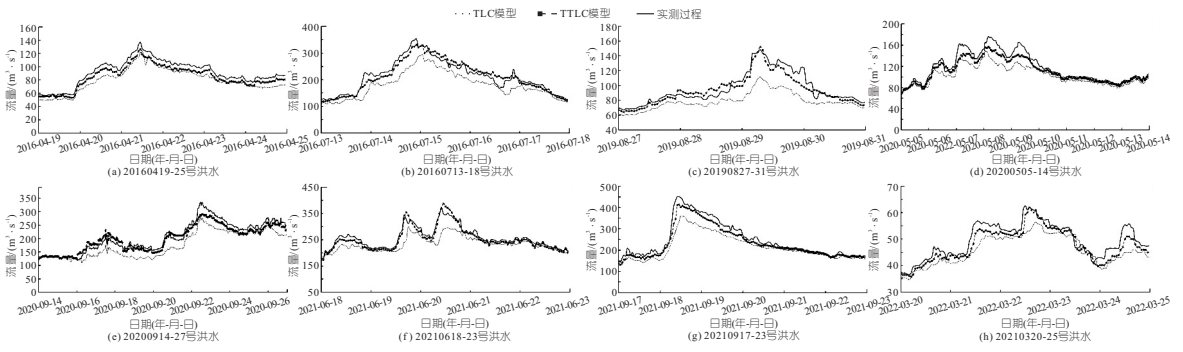


图2 模型预报与实测过程对比图

Fig. 2 Comparison between model prediction and actual measurement

表3 模型参数结果对比

Tab. 3 Comparison of model parameter results

河流	参数	20160419-25	20160713-18	20190827-31	20200505-14	20200914-27	20210618-23	20210917-24	20220320-25	平均变幅/%
黑水河	B	56.5	62.5	60	58	59.2	63	62	57.6	0.25
	j	0.036	0.035	0.037	0.035	0.034	0.037	0.037	0.034	1.04
	L_w	18.6	19.2	18.8	18.7	19.2	19.2	19.1	18.8	0.26
	L_c	12.3	12.3	12.4	12.5	12.4	12.5	12.4	12.3	0.1
	n	0.035	0.035	0.037	0.034	0.037	0.033	0.033	0.032	4.17
	β	1.37	1.45	1.23	1.23	1.23	1.37	1.36	1.39	-7.16
	λ	0.17	0.22	0.26	0.21	0.21	0.24	0.16	0.18	-47.32
	C_s	0.879	0.821	0.874	0.872	0.819	0.82	0.813	0.936	
	T_p	4.0	2.5	4.3	4.2	2.9	2.6	2.6	7.4	
	k	342	387	631	568	487	365	312	342	
	毛尔盖河	B	55	59.6	61	58	60	59.5	59	58.4
j		0.035	0.036	0.035	0.034	0.035	0.035	0.034	0.035	0.36
L_w		22.2	22.4	21.6	22.1	22.3	22.4	22.2	21.5	-0.4
L_c		12.7	12.8	13	12.6	12.9	12.6	12.5	12.8	0.49
n		0.034	0.034	0.036	0.034	0.036	0.034	0.036	0.036	-2.94
β		1.36	1.44	1.21	1.2	1.24	1.37	1.36	1.39	-4.86
λ		0.13	0.18	0.19	0.17	0.16	0.19	0.13	0.15	-47.73
C_s		0.878	0.819	0.878	0.881	0.813	0.817	0.816	0.94536	
T_p		3.4	2.2	4.1	4.0	2.5	2.2	2.3	7.8	
k		313	378	742	571	402	356	419	340	
小黑水河		B	29.1	28	30	30.2	29.8	30.6	32	29.2
	j	0.03	0.031	0.031	0.03	0.031	0.03	0.031	0.031	1.21
	L_w	9.2	9	8.6	8.8	9.1	9.3	8.9	9.1	0
	L_c	6.3	6.3	6.2	6.2	6.2	6.3	6.2	6.2	-0.6
	n	0.034	0.034	0.033	0.038	0.038	0.036	0.037	0.037	3.04
	β	1.36	1.48	1.31	1.3	1.32	1.36	1.36	1.38	-2.94
	λ	0.09	0.11	0.1	0.1	0.09	0.1	0.09	0.1	-21.88
	C_s	0.914	0.877	0.901	0.922	0.864	0.868	0.889	0.941	
	T_p	5.9	3.8	5.6	6.9	3.8	3.8	4.6	8.4	
	k	389	412	678	624	467	411	406	318	

注:表中参数结果为对应场次洪水优化后的综合平均值。

劣势;参数 n 、 β 、 B 、 j 综合变幅次之,说明不同时期的洪水过程中洪水对河道的冲刷作用,导致模型受到干扰影响,印证了静态参数模式在预报中应用的局限性;参数 L_w 、 L_c 综合变幅相对较小,说明未受人类干扰的天然河道调蓄的稳定性,模型应用时可结合流域实际情况按经验取值,当作常数处理。③综合平均 k 为 440 次左右,由于参数迭代修正,后台统计 TTLC 模型预报耗时增加了约 4.8 s,印证了迭代不稳定点规避策略可行及 tent 映射的高效性,在常规的预报作业中,模型带

来的时间成本对比预报精度增益可忽略不计。

综上所述,TTLC 模型各项偏差均低于 TLC 模型,整体合格率及确定性系数均高于 TLC 模型,各参数的变化符合模型基础理论,预报过程更接近实际洪水演进过程,验证了改进模型预报应用可行性。

4 结论

a. TTLC 模型在一定程度上弥补了 TLC 模

型无降雨输入的空白,实现模型参数“由静到动”,丰富了算法种群,可有效避免参数过早收敛,无需配合其他水文模型便可高效完成预报应用,具有一定的推广性。

b. 基于本文模型改进思路,可进一步探索思考配合其他搜索算法、挖掘更多的影响因素完善模型应用。

参考文献:

- [1] 赵人俊. 时变线性系统流域汇流模型[J]. 水文, 1991(4):22-24.
- [2] 岳丽丽,李致家,贾静. 时变线性汇流模型在半湿润半干旱地区的应用[J]. 水电能源科学, 2016, 34(12):46-48,14.

- [3] 陶春华,时焱红,王甫志. 基于机器学习的来水预报多模型对比应用[J]. 水力发电, 2021, 47(11):15-19.
- [4] 孙启,许吉龙,王朋,等. 改进灰色一产汇流耦合模型在无资料地区径流预报中的应用[J]. 水电能源科学, 2021, 39(11):44-47.
- [5] 覃建明,陈洋波,李明亮,等. 河道数据对流溪河模型预报中小河流洪水的影响[J]. 人民长江, 2018, 49(12):23-29.
- [6] SHAHVERDI KAZEM, TALEBMORAD HOSSEIN, TSAKIRIS G. Automating HEC-RAS and linking with particle swarm optimizer to calibrate manning's roughness coefficient[J]. Water resources management, 2023, 37(2):975-993.
- [7] 张浩,沈继红,张铁男,等. 一种基于混沌映射的粒子群优化算法及性能仿真[J]. 系统仿真学报, 2008(20):5462-5465,5470.

Application of Improved Time-varying Linear Confluence Model in Flood Forecasting

BAI Liu-xing¹, SHI Yan-hong², WANG Jian-hua¹, WANG Fu-zhi³, TAO Chun-hua³

(1. CHN Energy Dadu River Basin Hydropower Development Co., Ltd., Chengdu 610041, China;

2. Sichuan Xinneng Project Consulting Co., Ltd., Chengdu 610041, China;

3. CHN Energy Dadu River Big Data Service Co., Ltd., Chengdu 610041, China)

Abstract: From the objectives, variables and relations of the time-varying linear confluence model, it can be seen that the model has some constraints such as static parameters and the inability to consider the influence of interval runoff, and there are significant defects in the application of flood prediction. Therefore, the time-varying linear confluence model is improved by combining the chaotic mapping with the rich model to solve the diversity and adding the influence operator to replace the interval runoff. Using the measured runoff data of Maoergai Hydropower Station in the Heishui River basin for many years, and taking the forecast process, flood volume, flood peak and peak time as the evaluation index, the application analysis of the improved time-varying linear confluence model is carried out. The results show that the overall prediction qualification rate of the improved model is increased by 9.13%, and the certainty coefficient is increased by 0.25, which expands the reliability and practicability of the application of the time-varying linear confluence model.

Key words: interval runoff impact; static parameters; time-varying linear confluence model; tent chaotic mapping; improvement; flood forecasting

(上接第 112 页)

Inversion of Hydraulic Parameters of Rural Water Supply Network Based on Intelligent Optimization Algorithm

LIU Cheng-rong¹, QIE Zhi-hong¹, WU Xin-miao¹, ZHANG Hong-mei², WANG Wei-zhe³

(1. College of Urban and Rural Construction, Agriculture University of Hebei, Baoding 071001, China;

2. Head Office of Rural Water Supply, Shijiazhuang 050011, China; 3. Baoding Survey and Design Institute of

Water Conservancy and Hydropower, Baoding 071001, China)

Abstract: The friction factor of pipeline is a key parameter in the design calculation, operation scheduling optimization and fault diagnosis of water supply system. In order to determine this parameter accurately, an intelligent back-analysis method of pipe section friction factor based on dynamic search fireworks algorithm (dynFWA) coupled with hydraulic calculation model of pipe network was proposed. The partial derivative relationship between node water pressure and friction factor was taken as the node sensitivity. In the improved genetic algorithm, the maximum sum of node maximum sensitivity was taken as the goal to optimize the layout of monitoring points. Based on the optimized water pressure monitoring value at the monitoring point, the dynFWA algorithm was used to inverse the friction factor of each pipe section with the objective of minimizing the average double error between the water pressure monitoring value and the calculated value. In order to verify the inversion performance of dynFWA algorithm, the inversion of friction factor by dynFWA algorithm and particle swarm optimization (PSO) algorithm were compared. The results show that the maximum relative errors of the inverse value of the friction factor are 17.7% and 0.7% before and after the optimization of the monitoring points, which proves the necessity of the monitoring point selection and the superiority of the improved genetic algorithm for the monitoring point selection. Under the condition that the water pressure at the monitoring node is added to noise, the relative errors of the friction factor inversion results based on the dynFWA algorithm and the PSO algorithm are 9.67% and 14.33% respectively, and the maximum relative errors between the actual water pressure value and the simulated water pressure value at the monitoring point are 0.358% and 0.655%, which proves that the dynFWA algorithm has higher accuracy in the parameter inversion problem compared with the PSO algorithm.

Key words: rural water supply network; improved genetic algorithm; dynamic search fireworks algorithm; monitoring point optimization; inversion of hydraulic parameters