

DOI:CNKI:61-1390/S.20120109.1234.024

网络出版时间:2012-01-09 12:34

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1390.S.20120109.1234.024.html>

基于 GA-SVR 的中长期径流预报

王宏伟¹, 张 鑫¹, 邱俊楠¹, 孙天青²

(1 西北农林科技大学 水利与建筑工程学院, 陕西 杨凌 712100; 2 中水北方勘测设计研究有限责任公司, 天津 300222)

[摘 要] 【目的】将遗传算法(GA)与支持向量机回归(SVR)2 种算法结合, 构建 GA-SVR 模型, 并采用该模型对径流进行预报, 为制定防洪抗旱与水资源调度方案提供依据。【方法】以陕西府谷县皇甫川水文站 1979—2003 年实测资料作为拟合样本, 2004—2008 年资料作为检验样本, 选取降水量、蒸发量为输入量, 径流为输出量, 通过 GA 优化 SVR 的结构和参数, 建立 GA-SVR 预报模型, 进而进行径流预报, 同时与基于误差反向传播算法的人工神经网络(BP-ANN)、投影寻踪回归(PPR)模型的预报结果进行对比分析。【结果】应用 GA-SVR、BP-ANN、PPR 3 个模型在径流拟合阶段的预报精度较检验阶段有所下降, 但是预报精度均达到了乙级水平, 其中以 GA-SVR 的预报精度最高, 效果最好。【结论】GA-SVR 模型实现了 SVR 参数自动化选取, 较好地解决了高度非线性、小样本、过学习等问题, 模型可行有效, 为径流预报提供了一种新途径。

[关键词] 支持向量机回归; 遗传算法; 径流预报; 精度等级

[中图分类号] TV121

[文献标识码] A

[文章编号] 1671-9387(2012)02-0201-06

Mid-long term runoff forecast based on GA-SVR

WANG Hong-wei¹, ZHANG Xin¹, QIU Jun-nan¹, SUN Tian-qing²

(1 College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China;

2 China Water Resources Beifang Investigation Design and Research CO. LTD, Tianjin, 300222, China)

Abstract: 【Objective】In order to provide some significant references for the program of flood control and drought resistance and water scheduling, the GA-SVR forecast model established by integrating GA with SVR was utilized to forecast runoff. 【Method】Hydrological data from 1979 to 2003 were chosen as a training sample and the data from 2004 to 2008 as a test sample in Huangpuchuan station in Fugu county, and then precipitation and evaporation were selected as input variables, runoff as a output variable. Structure and parameters of support vector regression were optimized by genetic algorithm, then the GA-SVR forecast model was established and runoff forecast got under way. The results were compared and analyzed with GA-SVR, BP-ANN and PPR. 【Result】The results obtained by GA-SVR, BP-ANN and PPR showed that the precision of fitting was better than test, but both reached grade B. Meanwhile, the precision of GA-SVR was best and its effect was remarkable. 【Conclusion】The GA-SVR achieved parameters automatic selection in application of support vector regression, solved highly nonlinear, small sample and learning problems. Overall, its model and method were feasible and effective, which provided a new way for runoff forecast.

Key words: support vector regression; genetic algorithm; runoff forecast; accuracy class

* [收稿日期] 2011-08-01

[基金项目] 国家高技术研究发展计划(“863”计划)项目(14110209); 国家重大科技支撑计划项目(2006BAD11B05); 西北农林科技大学博士科研启动基金项目(01140504); 西北农林科技大学科研专项(08080230)

[作者简介] 王宏伟(1985—), 男, 山西忻州人, 在读硕士, 主要从事水资源利用与保护研究。E-mail: welfare2000@139.com

[通信作者] 张 鑫(1968—), 男, 河南浙川人, 副教授, 博士, 硕士生导师, 主要从事水资源开发利用及合理配置研究。

E-mail: zhxm@163.com

准确及时的径流预报是制定防洪抗旱与水资源调度方案的重要依据,对有效管理水工程并发挥其调洪功能、合理分配水资源、保护公共安全有着重要意义。影响径流的因素主要有大气环流、太阳活动、下垫面情况、地球物理以及人类活动等,各因素的作用机制难以用精确的数学语言来准确描述,因此径流预报属于复杂的非线性系统问题^[1-3]。

目前关于径流预报的方法很多,如神经网络、小波分析、时间序列分析、多元线性回归、支持向量机回归(SVR)等,其中 SVR 具有全局最优、良好的泛化能力、非线性处理等优越性能,有效地解决了小样本、过学习、高维数、局部最小等问题^[4-6],成为水文预报中一个新的研究热点,且其应用也在不断发展中。廖杰等^[7]给出了 SVR 的思路、特点及关键之处,并探讨了 SVR 在径流预测中应用的可能性;马细霞等^[8]从时频分析角度出发,提出基于小波分析的 SVR 径流预测模型,得出了较满意的预测结果;刘冀等^[9]针对常规混沌预测方法的局限性,提出基于相空间重构的 SVR 预报方法,并取得了显著的预报效果。但是 SVR 在应用中还有不足之处,如其性能依赖于学习机的不敏感损失系数 ϵ 、误差惩罚因子 C 及核参数 σ 的确定,而传统的参数选取方法效率低下,且带有一定的主观性、随意性,使用效果尚不理想。遗传算法(GA)由于其强大的全局搜索能力,使 SVR 参数选取实现了自动化,提高了计算效率与性能,很好地解决了 SVR 参数确定这一难点。

为此,本研究结合府谷县黄甫川站 1979—2008 年的实测水文资料,将 SVR 和 GA 2 种智能算法相耦合,通过 GA 优化来确定 SVR 的结构和参数,建立 GA-SVR 预报模型,并将其应用到径流预报中,通过与基于误差反向传播算法的人工神经网络(BP-ANN)、投影寻踪回归(PPR)模型所得预报结果的对比与分析,验证该模型在径流预报中的有效性和优越性,以期为径流预报提供一种新的途径。

1 算法原理

1.1 SVR

设给定拟合样本集 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, $x_i \in R_m (i=1, 2, \dots, n)$, $y_i \in R$, 其中 x_i 为输入向量, y_i 是 x_i 对应的输出值, n 为样本个数, m 为 x_i 的维数, R 为实数集。通过一个非线性映射 Φ , 将数据 x_i 映射到高维特征空间 F , 并在高维特征空间里进行线性回归,使得线性回归函数不仅可以去拟合,而且对预报数据也可以得到满意的对应预报值。

设线性回归函数为: $f(x) = w^T \Phi(x) + b$, 其中 w 为超平面的权值向量, b 为偏置项。根据统计学理论,引入松弛因子 ξ_i 和 ξ_i^* , SVR 问题可转化为以下约束优化问题:

$$\min \left(\frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) \right). \quad (1)$$

$$s. t \quad y_i - w^T \Phi(x_i) \leq \xi_i + \epsilon,$$

$$w^T \Phi(x_i) - y_i + b \leq \xi_i^* + \epsilon,$$

$$\xi_i, \xi_i^* \geq 0. \quad (2)$$

式中: C 为误差惩罚因子, $C > 0$, 其作用是在经验风险和模型复杂度之间取折衷,控制对超出样本的惩罚程度; ϵ 为不敏感损失系数,用于控制回归逼近误差的大小,以控制支持向量的个数和泛化能力。式(1)中第 1 项使函数更为平坦,提高模型的泛化能力;第 2 项则使误差减小。

为求解这样一个优化问题引入下面的 Lagrange 函数:

$$\begin{aligned} L = & \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) - \\ & \sum_{i=1}^m \alpha_i [w^T \Phi(x_i) - y_i + \xi_i + \epsilon + b] - \\ & \sum_{i=1}^m \alpha_i^* [y_i - (w \cdot x) + \xi_i^* + \epsilon - b] - \\ & \sum_{i=1}^m (\xi_i \gamma_i + \xi_i^* \gamma_i^*). \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $\alpha_i, \alpha_i^*, \gamma_i, \gamma_i^*$ 均 ≥ 0 , 且均为拉格朗日乘子。

对式(3)进行偏微分,令各式等于零,得:

$$\frac{\partial L}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i = 0,$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i} = \gamma_i - C + \alpha_i = 0,$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i^*} = \gamma_i^* - C + \alpha_i^* = 0,$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0. \quad (4)$$

并将式(4)代入式(3)中,引入核函数 $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i)^T \Phi(x_j)$, 得到优化问题的对偶形式为:

$$\min Q(\alpha, \alpha^*) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i \cdot x_j) -$$

$$\sum_{i=1}^m (\alpha_i + \alpha_i^*) y_i + \sum_{i=1}^m (\alpha_i + \alpha_i^*) \epsilon. \quad (5)$$

$$s. t \quad \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0,$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C,$$

$$0 \leq \alpha_i^* \leq C. \quad (6)$$

通过求解上述问题,最终得到最优决策函数为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b. \quad (7)$$

在进行空间变换的过程中使用核函数,甚至不需要知道确切的非线性变换形式,只需要定义内积运算,从而避免了高维特征空间的“维数灾难问题”^[10-12],使得高维空间中的智能学习成为可能。

只要满足 Mercer 条件的对称函数都可以作为核函数。核函数决定了特征空间的结构,能用作核函数的函数有 10 多种,但是常用的有线性核函数、多层感知器 Sigmoid 核函数、多项式核函数、径向基核函数等^[13]。线性核函数是径向基核函数的特例。Sigmoid 核函数的精确度低于径向基核函数,而且只有在一定条件下其才能成为有效的核函数^[14]。对多项式核函数而言,当其阶次较高时会使参数的优化更为复杂,相对径向基核函数其性能较差^[15]。结合文献^[16]的研究结果,本研究选择径向基核函数 $K(x_i, y_j) = \exp(-0.5\sigma^{-2} \|x - x_i\|^2)$, 作为 SVR 的核函数来进行研究。

1.2 GA

GA 是一类借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机搜索算法^[17],具有高效、并行、全局搜索等优点,不依赖于问题具体的领域,能够在搜索过程中结合优胜劣汰规则和随机信息交换机制,自动获取和积累有关搜索空间的知识,并自适应地控制搜索过程以求得最优解^[18-19]。

GA 的基本原理为:首先将具体问题模拟为生物进化问题,对决策变量进行编码(基因),由若干基

因组成 1 个染色体,然后将随机产生的染色体代入研究的目标函数,计算每个染色体的适应度值,据此进行优胜劣汰。适应值大的染色体被选择的几率高,反之,适应值小的染色体被选择的可能性小。被选择的染色体进入下一代,下一代染色体通过交叉和变异等遗传操作,产生新的染色体,即“后代”。经过若干代迭代后,算法收敛于最好的染色体,该染色体就是问题的最优解或近似解。

2 GA-SVR 径流预报模型的构建

2.1 预报因子的选择及处理

影响径流变化的因子很多,主要影响因子选取方法有相关分析法、灰色关联度分析、斯皮尔曼等级相关系数法及主成分分析法等^[20]。本研究收集陕西府谷县黄甫川水文站 1979—2008 年的实测径流($y, \text{m}^3/\text{s}$)、降水量(x_1, mm)和蒸发量(x_2, mm)资料,并进行相关性分析。 x_1, x_2 与 y 的相关系数分别为 0.83, 0.60。由相关系数检验法进行显著性检验($\alpha=0.05$)可知, x_1 和 x_2 与 y 的相关性较好,因此本研究选取降水量和蒸发量进行径流预报,其实测值见表 1。

为了消除预报因子和预报对象量纲不同的影响,需要对原始数据进行归一化处理,并在模型预报后对结果进行反归一化处理。

表 1 1979—2008 年黄甫川水文站径流、降水量及蒸发量的实测值

Table 1 Measured data of runoff, precipitation and evaporation from 1979 to 2008 in Huangpuchuan hydrological station							
年份 Year	$y/(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	x_1/mm	x_2/mm	年份 Year	$y/(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	x_1/mm	x_2/mm
1979	4.33	398	904	1994	3.12	341	834
1980	2.64	230	967	1995	5.25	564	863
1981	4.51	397	991	1996	4.19	377	823
1982	4.41	384	879	1997	2.11	246	1 077
1983	4.12	362	842	1998	3.28	380	1 044
1984	5.18	430	818	1999	1.47	196	1 168
1985	3.59	371	783	2000	2.07	317	1 163
1986	3.62	374	870	2001	3.41	412	1 039
1987	2.61	326	895	2002	2.66	351	894
1988	4.17	492	887	2003	5.06	669	801
1989	3.11	332	861	2004	2.94	392	939
1990	4.36	438	828	2005	2.97	386	1 121
1991	3.17	399	906	2006	2.82	340	1 101
1992	4.90	555	775	2007	5.18	685	1 011
1993	2.50	288	910	2008	3.91	464	965

2.2 GA-SVR 模型的建立

本研究在建立 GA-SVR 径流预报模型对黄甫川站径流进行预报时,以实测值与预报值的均方误差(Mean Squared Error, MSE)最小为目标函数。

取 1979—2003 年资料为拟合样本(其中 1979—1999 年资料为训练样本, 2000—2003 年资料为试验样本), 2004—2008 年资料为检验样本。径向基核函数的参数 σ 取值范围为 $[0.1, 1\ 000]$, 误差惩罚因

子 C 的取值范围为 $[0.01, 1\ 000]$, 不敏感损失系数 ϵ 的取值范围为 $[0, 1]$ 。GA 的基本参数为: 种群最大数量 20, 迭代数 500, 交叉概率 0.4, 变异概率 0.01。

GA-SVR 模型的建立步骤为:

- 1) 对数据进行归一化处理, 并分成拟合样本(包括训练样本和试验样本)、检验样本。
- 2) 选定径向基核函数后, 确定参数 C 、 σ 及 ϵ 的上下限, 同时确定 GA 适应度函数及基本参数, 如种群大小、迭代数、交叉概率、变异概率等。
- 3) 随机选择二进制编码的初始种群 P 。
- 4) 用 K-CV(K-fold cross validation) 和拟合样本对 P 中的染色体进行选择, 并计算每个染色体的适应度函数值。
- 5) 迭代数 $t=t+1$ 。
- 6) 如果满足终止条件或达到设定的迭代数, 则转到步骤 8)。
- 7) 如果不满足终止条件且未达到设定的迭代代数, 则进行遗传操作(交叉、变异), 产生新的种群, 转到步骤 4)。
- 8) 给出最佳的 C 、 σ 及 ϵ , 并得到最优 GA-SVR 预报模型。
- 9) 对检验样本进行预报, 将其结果反归一化, 并评价预报模型的精度。

2.3 模型性能评价的指标

对径流预报模型的拟合和预报性能, 根据以下

表 2 1979—2008 年黄甫川水文站实测径流与拟合预报径流的比较

Table 2 Comparison between measured runoff value and predicted value from 1979 to 2008 in Huangpuchuan hydrological station

年份 Year	实测径流 Measured value	拟合预报径流 Runoff of fitting and forecast			年份 Year	实测径流 Measured value	拟合预报径流 Runoff of fitting and forecast		
		GA-SVR	BP-ANN	PPR			GA-SVR	BP-ANN	PPR
1979	4.33	4.10	4.22	4.27	1994	3.12	3.38	3.87	2.82
1980	2.64	2.31	2.09	2.99	1995	5.25	5.21	4.90	5.66
1981	4.51	4.64	3.94	4.76	1996	4.19	3.70	3.58	4.60
1982	4.41	4.22	4.04	4.09	1997	2.11	2.10	1.80	2.70
1983	4.12	3.56	3.83	3.49	1998	3.28	3.19	2.97	3.96
1984	5.18	5.16	4.68	4.84	1999	1.47	1.43	1.91	0.97
1985	3.59	3.63	3.01	3.96	2000	2.07	2.13	2.35	2.47
1986	3.62	3.65	4.24	3.89	2001	3.41	3.45	3.89	2.89
1987	2.61	3.21	3.05	3.02	2002	2.66	3.42	3.02	2.86
1988	4.17	4.61	4.41	4.41	2003	5.06	5.97	5.46	5.22
1989	3.11	3.29	3.61	3.84	(2004)	2.94	3.67	3.44	3.48
1990	4.36	4.23	4.73	3.82	(2005)	2.97	2.81	3.42	3.03
1991	3.17	3.81	2.63	3.71	(2006)	2.82	2.62	3.18	3.28
1992	4.90	5.17	4.94	5.53	(2007)	5.18	5.42	4.72	5.53
1993	2.50	2.87	2.00	2.86	(2008)	3.91	4.17	4.32	4.37

对 3 个模型的拟合和预报性能进行评价, 同时根据水文情报预报规范^[21], 按确定性系数的大小进

评价指标进行评价, 其计算公式为:

1) 平均绝对误差(R_1)。

$$R_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|。 \tag{8}$$

2) 平均相对误差(R_2)。

$$R_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\%。 \tag{9}$$

3) 确定性系数(DC)。

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_0)^2}。 \tag{10}$$

式中: y_i 为实测值, $\hat{y}_i$ 为预报值, $\bar{y}_0$ 为实测值的平均值, n 为样本数量。

3 GA-SVR 径流预报模型的预报结果与分析

利用 GA-SVR 径流预报模型和交叉验证方法对拟合样本进行训练, 自动获得推广能力最好的参数组合 $\{C, \sigma, \epsilon\} = \{22, 0.24, 0.01\}$, 将此作为最终参数组合, 同时得到优化的预报模型, 其中拟合样本的拟合值见表 2。在此基础上, 对检验样本进行预报, 将其结果进行反归一化得到预报值, 并与 BP-ANN、PPR 模型的拟合及预报结果进行比较分析, 结果也列于表 2。

行精度等级划分, 结果见表 3。

表 3 GA-SVR 与其他径流预报模型拟合和检验结果的评价

Table 3 Results evaluated by GA-SVR and other forecast models between fitting and examination

评价指标 Evaluation index	拟合结果 Fitting result			检验结果 Examination resultPPR		
	GA-SVR	BP-ANN	PPR	GA-SVR	BP-ANN	PPR
R_1	0.27	0.42	0.41	0.32	0.46	0.45
$R_2/\%$	8.03	13.13	12.92	9.78	13.35	13.79
DC	0.87	0.81	0.82	0.82	0.70	0.73
预报精度	乙	乙	乙	乙	乙	乙
Accuracy of forecast	B	B	B	B	B	B

由表 3 可知,虽然 GA-SVR、BP-ANN、PPR 在拟合和检验阶段的预报精度均达到了乙级,但三者之间还是存在显著差别。在拟合样本阶段,GA-SVR 的 R_1 和 R_2 均最小,确定性系数为 0.87,BP-ANN 与 PPR 的拟合结果也较好,DC 分别为 0.81 和 0.82,不过均较 GA-SVR 稍差。在检验样本阶段,GA-SVR 的 R_1 和 R_2 均分别仅为 0.32 和 9.78%,DC 为 0.82,预报效果较好;BP-ANN 与 PPR 的预报效果次之, R_1 和 R_2 均控制在 0.5 和 14%以下,DC 分别为 0.70 和 0.73。比较可知,3 个模型在检验样本阶段的预报精度较拟合样本阶段均有一定程度下降。

由以上结果可知,无论在拟合还是在预报时,与其他 2 种模型比较,GA-SVR 的精度较高,效果突出,说明 GA-SVR 用于径流预报是可行的。

4 结 论

1)SVR 性能依赖于学习机的参数 C 、 ϵ 及 σ ,然而传统的参数选取方法耗时长、效率低下。GA 借鉴了生物界自然选择和自然遗传机制,是一种具有高效、并行、全局搜索等优点的随机搜索算法,本研究将 2 种智能算法耦合在一起,高效解决了参数寻优问题,实现了 SVR 回归参数的寻优自动化。

2)本研究将府谷县黄甫川站 1979—2003 年水文资料作为拟合样本,2004—2008 年资料作为检验样本,选取降水量、蒸发量为输入量,径流为输出量,通过 GA 来优化 SVR 的结构和参数,建立了 GA-SVR 预报模型,进而进行径流预报,同时与 BP-ANN、PPR 模型的预报结果进行了对比分析,结果表明,GA-SVR 模型在拟合与预报时,较其他 2 种模型方法精度高,预报效果较好,较好地解决了高度非线性、小样本、过学习等问题,模型可行有效,为径流预报提供了一种新途径。

[参考文献]

[1] 李彦彬,尤 风,黄 强,等.多元变量径流预测的最小二乘支持向量机模型 [J].水力发电学报,2010,29(3):28-33.

Li Y B, You F, Huang Q, et al. Least squares support vector machine model of multivariable prediction of stream flow [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2010, 29(3): 28-33. (in Chinese)

[2] 刘 佳.中长期径流预报技术及应用系统研究 [D].上海:东华大学,2011.

Liu J. Research on mid-and-long term runoff forecasting technology and application system [D]. Shanghai: Donghua University, 2011. (in Chinese)

[3] 叶碎高,彭 勇,周惠成.基于 PSO 参数辨识 SVM 的中长期径流预测研究 [J].大连理工大学学报,2011,51(1):115-120.

Ye S G, Peng Y, Zhou H C. Research on support vector machine parameter identification method for midand long-term runoff forecast based on particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2011, 51(1): 115-120. (in Chinese).

[4] 杨 旭,纪玉波,田 雪.基于遗传算法的 SVM 参数选取 [J].辽宁石油化工大学学报,2004,24(1):54-58.

Yang X, Ji Y B, Tian X. Parameters selection of SVM based on genetic algorithm [J]. Journal of Liaoning University of petroleum & chemical technology, 2004, 24(1): 54-58. (in Chinese)

[5] 王红瑞,刘晓红,唐 奇,等.基于小波变换的支持向量机水文过程预测 [J].清华大学学报:自然科学版,2010,50(9):1378-1382.

Wang H R, Liu X H, Tang Q, et al. Prediction of hydrological series based on wavelet transform and support vector machine [J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2010, 50(9): 1378-1382. (in Chinese)

[6] 王定成.支持向量机建模预测与控制 [M].北京:气象出版社,2009.

Wang B C. Model prediction and control based on support vector machine [M]. Beijing: China Meteorological Press, 2009. (in Chinese)

[7] 廖 杰,王文圣,李跃清,等.支持向量机及其在径流预测中的应用 [J].四川大学学报:工程科学版,2006,38(6):24-28.

Liao J, Wang W S, Li Y Q, et al. Support vector machine method and its application to prediction of runoff [J]. Journal of Sichuan University: Engineering Science Edition, 2006, 38(6): 24-28. (in Chinese)

[8] 马细霞,穆浩泽.基于小波分析的支持向量机径流预测模型及应用 [J].灌溉排水学报,2008,27(3):79-80.

Ma X X, Mu H Z. Runoff prediction model and its application based on wavelet analysis and support vector machine [J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2008, 27(3): 79-80. (in Chi-

nese)

[9] 刘 冀,王本德,袁晶瑄,等. 基于相空间重构的支持向量机方法在径流中长期预报中应用 [J]. 大连理工大学学报,2008,48(4):591-595.

Liu J,Wang B D,Yuan J X,et al. Application of support vector machine based on phase-space reconstruction to medium-term and long-term runoff forecast [J]. Journal of Dalian University of Technology,2008,48(4):591-595. (in Chinese)

[10] 林剑艺,程春田. 支持向量机在中长期径流预报中的应用 [J]. 水利学报,2006,37(6):681-686.

Lin J Y,Cheng C T. Application of support vector machine method to long-term runoff forecast [J]. Journal of Hydraulic Engineering,2006,37(6):681-686. (in Chinese)

[11] Vapnik V. Statistical learning theory [M]. New York:Springer,1998.

[12] Smola A J,Schoelkopf B. A tutorial on support vector regression [J]. Statistics and Computing,2004,14:199-222.

[13] 胡国杰,魏晓妹,蔡明科,等. 混沌支持向量机模型及其在地下水动态预报中的应用 [J]. 西北农林科技大学学报:自然科学版,2011,39(2):230-234.

Hu G J,Wei X M,Cai M K,et al. Prediction model of chaotic based on support vector machine and its application to underground Water [J]. Journal of Northwest A&F University: Nat Sci Ed,2011,39(2):230-234. (in Chinese)

[14] Lin H T,Lin C J. A study on sigmoid kernels for SVM and the training of non-PSD kernels by SMO-type methods [R]. Taipei:National Taiwan University,2003.

[15] 李盼池,许少华. 支持向量机在模式识别中的核函数特性分析 [J]. 计算机工程与设计,2005,26(2):302-304.

Li P C,Xu S H. Support vector machine and kernel function characteristic analysis in pattern recognition [J]. Computer Engineering and Design,2005,26(2):302-304. (in Chinese)

[16] 畅明琦,刘俊萍. 兰州站径流支持向量机预测 [J]. 水力发电学报,2010,29(4):32-38.

Chang M Q,Liu J P. Prediction of the runoff at Lanzhou station with a support vector machine model [J]. Journal of Hydroelectric Engineering,2010,29(4):32-38. (in Chinese)

[17] 毕书东. 多目标优化遗传算法的研究 [D]. 安徽淮南:安徽理工大学,2007.

Bi S D. Research in multi-object optimization genetic algorithm [D]. Huainan, Anhui: Anhui University of Science and Technology,2007. (in Chinese)

[18] 王小平,曹立明. 遗传算法 [M]. 西安:西安交通大学出版社,2002.

Wang X P,Cao L M. Genetic algorithm [M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press,2002. (in Chinese)

[19] 李华昌,谢淑兰,易忠胜. 遗传算法的原理与应用 [J]. 矿冶,2005,14(1):87-90.

Li H C,Xie S L,Yi Z S. Theory and application of genetic algorithm [J]. Mining and Metallurgy,2005,14(1):87-90. (in Chinese)

[20] 汤成友,官学文,张世明. 现代中长期水文预报方法及其应用 [M]. 北京:中国水利水电出版社,2008.

Tang C Y,Guan X W,Zhang S M. The advanced methods for mid-long term hydrological forecasting and its application [M]. Beijing:China WaterPower Press,2008. (in Chinese)

[21] 水利部水利信息中心. SL 250—2000 水文情报预报规范 [S]. 北京:中国水利水电出版社,2000.

Hydrological Bureau of Ministry of Water Resources. SL 250—2000 Standard for hydrological information and hydrological forecasting [S]. Beijing: China WaterPower Press,2000. (in Chinese)