

基于粒子群优化的神经网络模型在水位流量回归分析中的应用

孙吉刚¹, 孔祥升², 孙培树¹

(1 山东省引黄济青工程博兴管理处, 山东 滨州 256500 2 山东省引黄济青工程滨州分局, 山东 滨州 256600)

摘要: 为解决传统水位流量回归模型存在着精度不高的问题, 将粒子群优化算法和神经网络相结合建立了水位流量关系拟合模型. 该模型能够根据训练样本自动分析水位流量关系, 不必预先假定具体关系函数, 比传统的计算方法具有较大的灵活性和智能性. 将粒子群优化算法和传统梯度下降法相结合, 使网络能够迅速收敛到全局极小点, 大大提高了网络的性能. 实例验证表明, 所建模型适应性强, 拟合精度高, 为水位流量关系拟合提供了新的有效方法.

关键词: 水位流量关系; 神经网络; 粒子群算法; 蚁群算法

中图分类号: TV211.1+4 **文献标识码:** A

水位和流量关系反映水位和流量的对应状态. 由于流量测验技术比较复杂, 耗资也昂贵, 难以连续进行, 而连续地观读水位则容易办到. 因此通常将连续的水位资料, 通过水位流量关系推算, 转换为连续的流量资料, 供水文计算或水文预报分析使用; 有时也因某种需要, 由流量通过水位流量关系反推水位, 如河道防汛水位, 闸坝电站下游水位等. 所以, 研究水位流量关系具有重要的实用意义^[1].

在对测量或实验数据的分析处理中, 需借助回归分析的方法来确定水位和流量关系. 传统回归法主要是按最小二乘准则对数据进行一元或多元线性回归分析. 然而, 许多实际问题是非线性的, 过去由于没有有效的非线性模型拟合方法, 只得采用近似的线性模型, 因而对实际问题描述效果很不理想^[2]. 针对这些不足, 有些学者首先假定水位流量关系为某一非线性函数, 然后借助遗传算法或蚁群算法等现代优化算法求解计算模型参数^[3-4], 但是这种方法可能产生由于结构选择不当而造成拟合精度不高的问题. 因为确定不了水位流量关系最符合何种具体函数.

人工神经网络, 是一种先进的数据挖掘技术, 它

根据已知的输入、输出样本并基于某种网络训练算法对网络进行训练. 训练成功后即可根据输入数据直接推算输出结果, 不需要预先假定具体的函数形式. 最常用的是 BP 神经网络, 已经应用于许多领域^[5-6]. 但是 BP 网络采用梯度下降法训练网络, 易使网络陷入局部极小点, 而且收敛速度慢^[7]. 将粒子群优化算法同 BP 网络结合起来, 先使用粒子群算法解出网络的初始权重, 然后使用传统的梯度下降法训练网络. 在网络陷入局部极小点时, 再次使用粒子群算法求解权重, 使网络能够达到全局极小点. 将优化后的神经网络模型应用于水位流量关系的拟合中, 以期取得更好的回归效果.

1 BP 神经网络

设网络共 3 层: 输入层、隐含层、输出层. 输入向量为 n 维, 输出向量 m 维, 隐含层共有 h 个神经元.

BP 网络调整权值的基本步骤如下:

设输出层的权矩阵为 W , w_{ij} 表示隐含层中第 i 个神经元与输出层中第 j 个神经元之间的权值, $i=1, 2, \dots, h$, $j=1, 2, \dots, m$. 输入 (隐含) 层的权矩阵为 V , v_{ij} 表示输入层中的第 i 个神经元与隐含层中第 j 个神经元之间的权值, $i=1, 2, \dots, n$, $j=1, 2, \dots, h$.

收稿日期: 2009-01-05

作者简介: 孙吉刚 (1969-) 男, 山东海阳人, 高级工程师, 主要从事水资源系统调度方面的研究.

个神经元之间的权值, $i=1, 2, \dots, p$; $j=1, 2, \dots, h$

(X, Y) 为样本集中的一个样本, 其中 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$, $Y=(y_1, y_2, \dots, y_m)$. 激励函数为

$$f(\text{net}) = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}}} \quad (1)$$

该样本对应的实际输出为 $O=(o_1, o_2, \dots, o_m)$, 设隐含层的输出为 $O'=(o'_1, o'_2, \dots, o'_n)$, 其中

$$o_j = f(\text{net}_j) = \left[f \sum_{i=1}^h w_{ji} \cdot o'_i \right], \quad j=1, 2, \dots, m \quad (2)$$

$$o'_j = f(\text{net}'_j) = \left[f \sum_{i=1}^h v_{ij} \cdot x_i \right], \quad j=1, 2, \dots, h \quad (3)$$

每个样本的误差测度为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (y_k - o_k)^2 \quad (4)$$

整个样本集的误差测度为 $\sum E$.

根据负梯度方向下降法, 输出层连接权 w 的调整量

$$\Delta w_{ij} = \alpha \delta_j o'_i = \alpha (y_j - o_j) (1 - o_j) o'_i \quad (5)$$

式中 α 为学习效率.

隐含层连接权 v 的调整量为

$$\Delta v_{ij} = \alpha \sum_{k=1}^m (\delta_k \cdot w_k) (1 - o'_j) o'_j x_i$$

$$\text{令} \quad \sum_{k=1}^m (\delta_k w_k) \cdot (1 - o'_j) o'_j = \delta'_j$$

$$\text{则} \quad \Delta v_{ij} = \alpha \delta'_j x_i \quad (6)$$

2 粒子群算法

粒子群优化算法 (PSO) (Particle Swarm Optimization, 简称) 是一种源于对鸟群捕食行为的研究而发明的进化计算技术^[8-10]. 该算法具有计算简便、收敛速度快、计算精度高等优点, 应用越来越广泛.

每个粒子在 D 维空间中为 1 个点, 用

$$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$$

表示第 i 个粒子, 其个体最优解为

$$X_{pi} = (x_{pi1}, x_{pi2}, \dots, x_{pin})$$

其所对应的个体最优值为 P_i ; 全局最优解表示为

$$X_g = (x_{g1}, x_{g2}, \dots, x_{gn})$$

其所对应的全局最优值为 G . X_i 的第 k 次迭代的速度为

$$V_i^k = (v_{i1}^k, v_{i2}^k, \dots, v_{in}^k)$$

其计算公式为

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1} = w_i v_{id}^k + c_1 r_1 (x_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (x_{id}^k - x_{id}^k) \\ x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $i=1, 2, \dots, m$; $d=1, 2, \dots, n$; m 为粒子群中粒子的个数; n 为解向量的维数; c_1, c_2 分别为 2 个正

常数, 通常取 2.05; r_1, r_2 为对应于第 i 个粒子、2 个独立的、介于 $[0, 1]$ 之间的随机数; w_i 为第 i 个粒子的惯性权值, 调整其大小可以改变搜索能力的强弱. 为使粒子速度不致过大, 可设定速度上限 V_{\max} , 当 $|v_{id}| > V_{\max}$ 时, 取 $v_{id} = V_{\max}$.

粒子群优化算法的步骤如下:

步骤 1 随机给出 D 维空间初始化粒子向量的粒子 X_i^0 和速度 V_i^0 , 设定迭代次数;

步骤 2 计算每个粒子在当前状态下的适应度函数值 f_i , 以目标函数作为适应度函数;

步骤 3 将步骤 2 中计算的适应度函数值 f_i 与自身的最优值 P_i 进行比较, 如果 f_i 优于 P_i , 则用新的适应度函数值代替前一轮的自身最优值, 用相应新粒子代替原来的粒子, 得到此状态下的每个粒子的个体最优解 X_{pi} ;

步骤 4 将 f_i 中的最优值 f_g 与全局最优值 G 进行比较, 如果 f_g 优于 G 则用 f_g 代替前一轮的全局最优值, 用相应新粒子代替原来的粒子, 得到此状态下的粒子群的全局最优解 X_g ;

步骤 5 利用式 (7) 将粒子进行移动, 从而产生新的粒子群, 重复步骤 2—5 直至完成设定的迭代次数或满足事先给定的精度要求为止.

对于式 (7), 建议采用线性递减权 (LDW (Linearly Decreasing Weight) 策略^[10-11], 即

$$w^k = (w_{ini} - w_{end}) (K_{max} - k) / K_{max} + w_{end} \quad (8)$$

式中: k 为当前进化代数; K_{max} 为最大进化代数; w_{ini} 为初始惯性权值; w_{end} 为进化至最大代数时的惯性权值. 试验表明, 权值 w 将影响 PSO 的全局与局部搜索能力: w 值较大, 全局搜优能力强, 则局部搜优能力弱; 反之, 局部搜优能力增强, 则全局搜优能力减弱.

3 基于粒子群优化神经网络的水位流量函数

使用优化后的神经网络自动来发掘水位流量关系.

设有 N 组实测水位流量数据 (H_i, Q_i) , $i=1, 2, \dots, N$, 按下述公式做标准化处理.

$$x_i = (H_i - H_{min}) / (H_{max} - H_{min}) \quad (9)$$

$$y_i = (Q_i - Q_{min}) / (Q_{max} - Q_{min}) \quad (10)$$

式中: x_i, y_i 分别为处理后的输入和输出的训练样本, 均为比值, 无量纲, $i=1, 2, \dots, N$; Q_{min}, Q_{max} 分别为数据中流量的最小值和最大值; H_{min}, H_{max} 分别为数据中水位的最小值和最大值.

利用所得的训练样本, 通过遗传程序进行模型的自动寻优, 即找出理想的水位流量函数. 利用所得

函数计算出的是标准化后的流量，根据式（10）转化回实际值即可。

用残差平方和、平均绝对误差以及平均相对误差来衡量，计算式为

$$Er_1=\sum_{i=1}^N(\hat{Q}-Q_i)^2$$
 (11)

$$Er_2=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N|\hat{Q}-Q_i|$$
 (12)

$$Er_3=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N|\hat{Q}-Q_i|Q_i^{-1}$$
 (13)

表 1 水位流量关系拟合数据

水位 /m	15 50	14 90	14 10	14 55	12 60	12 47	12 67	8 30	11 40	10 30	10 70	9 48	7 77
实际流量 /(m³· s ⁻¹)	596	561	542	574	435	433	448	204	372	309	331	258	182
计算流量 /(m³· s ⁻¹)	597	562	528	545	437	431	445	207	371	308	330	260	182

表 2 各种模型拟合结果比较

模型	残差平方和	平均绝对误差	平均相对误差 /%
优化权重神经网络	1 072 0	5 00	1 06
最小二乘法 ^[1]	2 136 3	9 85	2 10
遗传算法 ^[3]	3 837. 4	8 76	1 81
蚁群算法 ^[4]	3 817. 0	8 76	1 81

设置神经网络的输入层神经元个数为 1，输出层神经元个数为 1，隐层神经元个数通过实验定为 40，学习效率取 0.5，训练次数为 2 000，神经网络计算结果见表 1。

可由式 $Q=4.3069\times H^{827.2}$ 得出最小二乘法结果。由

$$Q=4.3638\times H^{822.0}$$

得出遗传算法结果。由

$$Q=4.2622\times H^{822.1}$$

得出蚁群算法结果。

从表 2 的结果比较中可以看出，无论哪种评价指标，粒子群优化权重的神经网络模型拟合效果优于其他算法。

5 结 语

针对传统 BP神经网络的不足，将粒子群优化算法同神经网络结合，建立了水位流量关系拟合模型。该模型避开预先假定具体函数式的局限，通过网络自动建立模型结构，避免了由于结构不合理而造成拟合效果不够理想的缺陷。利用实际资料，将基于粒子群优化神经网络模型与最小二乘法、遗传算法、蚁群算法模型计算结果进行比较，结果表明，新模型的水位流量拟合精度最高，而且具有强大的自动搜索模型的

式中： Er_1 、 Er_2 、 Er_3 分别为残差平方和、平均绝对误差以及平均相对误差； \hat{Q} 为利用模型计算出的流量，（ m^3/s ）误差越小，拟合的精度越高。

4 算 例

某水文站共有 13 组水位流量的原始观测数据，见表 1。首先采用传统算法计算模型参数^[1-4]，然后同粒子群优化神经网络模型结果进行比较，结果见表 2。

能力，使用方便，适应性强，有推广应用价值。

参 考 文 献

[1] 黄才安. 水位流量回归的优化研究[J]. 水利水电技术, 1995 26(10): 2—5

[2] 杨卫东, 李伟娟. 南宁站洪水期水位流量关系曲线的直接拟合[J]. 广西水利水电, 2003(3): 15—19

[3] 詹世昌, 徐婕. 蚁群算法在水位流量关系拟合中的应用[J]. 杭州师范学院学报: 自然科学版, 2005 4(2): 109—113

[4] 杨晓华, 陆桂华, 郦建强. 自适应加速遗传算法及其在水位流量拟合关系中的应用[J]. 水文, 2002 22(2): 14—18

[5] 蒋宗礼. 人工神经网络导论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001

[6] 邱林, 陈守煜, 聂相田. 模糊模式识别神经网络预测模型及其应用[J]. 水科学进展, 1998 9(3): 258—264

[7] 金菊良, 魏一鸣, 杨晓华. 基于遗传算法的神经网络相及其在洪水灾害承灾体易损性建模中的应用[J]. 自然灾害学报, 1998 7(2): 53—60

[8] Kennedy J, Eberhart R. C. Particle swarm optimization[C] //Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway NJ: IEEE Press, 1995: 1942—1948

[9] Eberhart R, C. Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C] //Proceedings of the sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, Nagoya, Japan: IEEE Press, 1995: 39—43

[10] 李智, 郑晓. 粒子群算法在农业工程优化设计中的应用[J]. 农业工程学报, 2004 20(3): 15—18

(下转第 24 页)

Experimental Study on Optimum Floodway's Bodily Form of Guannaozhou Hydroelectric Station

DONG Zhi-hui LIU Qiong-yi ZHANG Jin-ming

(Scientific Research Institute of Pearl River Resources, Guangzhou 510611, China)

Abstract The structures of the spillway and floodway are studied in hydraulic model test on a physical model of Guannaozhou Hydroelectric Station. Consequently, the shape of the spillway designed in the original design is revised so as to solve the problems that the bucket scour both the downstream right bank's silt and form some deep scouring pits. Four optimum schemes are pointed out after comparing with the experiment's results. No. 4 scheme is recommended to optimize the form of flip bucket. Optimum geometry of flip bucket is provided through modulating form of guide wall, width of outlet, angle of flip bucket and adopting chute block. These can make flow smoother, eliminate energy and meet safeguard of lower reaches of a river.

Key words Guannaozhou Hydroelectric Station; tunnel; chute block; flip bucket optimum

(上接第 11页)

Application of Neural Network Model Based on Particle Swarm Optimization in Regression Analysis about Water Level and Flow

SUN Ji-gang, KONG Xiang-sheng, SUN Pei-shu

(1. Department of Boxing Management in Project of Water Diversion from Yellow River to Qingdao, Binzhou 256500, China;

2. Bureau of Binzhou in Project of Water Diversion from Yellow River to Qingdao, Binzhou 256600, China.)

Abstract In order to resolve the problem of low precision from traditional water level-flow regression model, a model of neural network optimized by particle swarm optimization is established to describe the relation between water level and flow. The model which is more flexible and intelligent can find the optimal structure automatically by training and can avoid the inconvenience of establishing concrete formula. The new model is compared with traditional methods and the outcomes show that the model of neural networks optimized by particle swarm optimization has high accuracy and is effective. The model provides a new approach to mine the relation between water level and flow.

Key words the relations between water level and flow; neural network; particle swarm algorithm; ant colony algorithm