

基于 NW 型小世界人工神经网络的 污水出水水质预测

张瑞成, 王宇, 李冲

(华北理工大学 电气工程学院, 河北 唐山 063009)

摘要: 为了预测污水处理出水水质, 针对污水处理过程具有多变量、非线性、时变性、严重滞后的特点, 提出了基于 NW 型小世界人工神经网络的污水处理出水水质预测模型; 首先根据污水处理系统确定模型输入输出变量个数, 然后建立了多层前向小世界神经网络模型, 并对网络模型的隐层结构进行了优化研究; 借助污水处理过程的历史数据进行了仿真研究, 结果表明: 和同规模的多层前向人工神经网络相比, 小世界神经网络对污水出水水质预测具有较高精度和收敛速度, 为污水出水水质的实时预测提供了一种有效的新方法。

关键词: 污水处理; NW 型小世界网络; 隐层结构; 预测模型

Effluent Quality Prediction of Waste Water Treatment Plant Based on NW Multi-layer Forward Small World Artificial Neural Networks

Zhang Ruicheng, Wang Yu, Li Chong

(College of Electrical Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063009, China)

Abstract: In order to predict the water quality of sewage treatment, a NW multi-layer forward small world artificial neural networks soft sensing model is proposed for the waste water treatment processes, regarding the characteristics of multivariable, nonlinear, time-varying and time lag in the treatment process. The input and output variables of the network model were determined according to the waste water treatment system. The multi-layer forward small world artificial neural networks model was built, and the hidden layer structure of the network model were studied. The waste water treatment process experiments and the training and simulation of the soft sensing model based on the experimental data were conducted. The results show that compared with the same size of the multilayer feedforward neural network, the small world neural network has a higher precision and convergence speed, and provides a new method for the real-time prediction of the wastewater.

Keywords: waste water treatment; NW small-world networks; hidden layer structure; prediction model

0 引言

污水处理受进水水质、水量、设备、工艺等诸多因素影响, 是一个复杂的多变量非线性处理过程, 水质变化具有复杂性、非线性、时变性、严重滞后的特点, 难以通过机理分析建立精确的数学模型。神经网络具有自学习、自组织、自适应、良好的非线性映射及并行处理优点, 许多学者建立了基于神经网络的污水出水水质预测模型^[1-4]。而传统的神经网络容易陷入局部极小点, 且收敛速度较慢。为此提出了一些改进的方法, 如文献 [5] 建立了基于动态云 QNN 的污水出水水质在线预测方法, 文献 [6] 建立了基于小波神经网络的污水处理厂出水水质预测。小世界网络更接近于真实的生物网络, 在合适的重连概率下具有较优的函数逼近性能和网络结构, 收敛速度快、精度高^[7-9]。为此采用基于小世界神经网络技术的辨识建模方法, 借助污水处理过程的历史数据, 建立出水水质参数的测量模型, 并对其进行仿真研究。

收稿日期: 2015-07-22; 修回日期: 2015-08-27。

基金项目: 河北省自然科学基金资助项目(F2014209192); 河北联合大学杰出青年基金资助项目(JP201301); 河北省教育厅重点资助项目(ZD20131011)。

作者简介: 张瑞成(1975-), 男, 河北丰润人, 博士, 教授, 硕士研究生导师, 主要从事模式识别与智能控制方向的研究。

1 污水出水水质预测模型的构建

1.1 模型输入输出变量的确定

在某化工污水处理厂污水处理过程中, 数小时前测得的 A、B、C、D、E 各点(如图 1)的过程变量值影响着在 E 点测得的出水 BOD₅, 总的来说, 污水处理厂处理效率主要受进水 COD(化学需氧量)浓度、pH 值、BOD₅(生物需氧量)浓度、SS(固体悬浮物)浓度、生物接触氧化池内 MLSS(混合液污泥)浓度的影响。

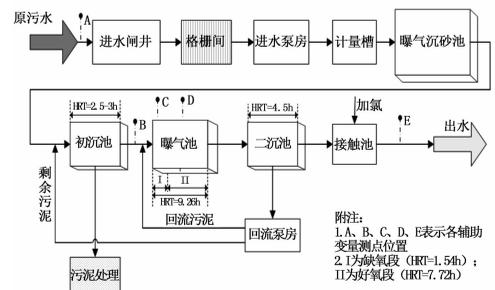


图 1 某污水厂污水处理工艺流程图

1.2 模型隐层结构的确定

在构建神经网络模型的过程中, 设基于随机化跨层连接的 NW 型多层前向神经网络有 S 个隐层。输入层为 I , 有 I 个输

入信号，其中任一输入信号用 i 表示；第 s 个隐层为 M_s ，有 M_s 个神经元，其中任一神经元用 M_s 表示；输出层为 M_o ，有 O 个输出神经元，其中任一神经元用 o 表示。神经元的输出用 u 表示，激励输出用 v 表示， u 和 v 的上标表示层，下标表示层中某个神经元。输入的学习样本集为 $X = [X_1, X_2, \dots, X_k, X_N]$ ，对应任一学习样本为 $X_k = [x_{k1}, x_{k2}, x_{ki}]$ ， $(k = 1, 2, \dots, N)$ ，与 X_k 相对应的网络实际输出 $Y_k = [y_{k1}, y_{k2}, \dots, y_{ko}]$ ，期望输出为 $d_k = [d_{k1}, d_{k2}, \dots, d_{ko}]$ ， n 为迭代次数。

在网络结构模型中神经元权值和阈值是未知量，确定 $(I+1)M_1$ 是第一个隐含层的未知量的个数， $(M_n+1)M_{n+1}$ 是第 n 隐层对应未知量个数， $(M_n+1)J$ 是输出层对应的未知量个数。那么，所有未知量个数 L 用以下公式来表示

$$L = (I+1)M_1 + \sum_{n=1}^{N-1} (M_n+1)M_{n+1} + (M_N+1)J = (I+1)M_1 + \sum_{n=0}^{N-1} (M_n+1)M_{n+1} + (M_N+1)J \quad (1)$$

其中：令 $M_0 = -1$ 。

L 个未知量 z_1, z_2, \dots, z_L 构成所求的输出向量，则实际输出是未知向量 $Z = [z_1, z_2, \dots, z_L]^T$ 的函数， $Y = \{y_k^j(Z)\}$ 。因此，总的平均误差为

$$E(Z) = \frac{1}{2K} \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^J (d_k^j - y_k^j(Z))^2 \quad (2)$$

网络训练学习中，误差函数 $E(z)$ 最终趋于零，即

$$E(Z) = \frac{1}{2K} \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^J (d_k^j - y_k^j(Z))^2 = 0 \quad (3)$$

将式 (3) 展开如下：

$$\begin{aligned} d_1^1 - y_1^1(Z) = 0, \dots, d_1^j - y_1^j(Z) = 0, d_1^1 - y_1^1(Z) = 0, \dots \\ d_2^j - y_2^j(Z) = 0, d_2^2 - y_2^2(Z) = 0, \dots, d_2^j - y_2^j(Z) = 0, \dots \\ d_k^k - y_k^k(Z) = 0, \dots, d_k^j - y_k^j(Z) = 0 \dots \end{aligned} \quad (4)$$

式 (4) 是由 $K \cdot J$ 个非线性方程构成的非线性超越代数方程组，方程总个数 S 为

$$S = K \cdot J \quad (5)$$

使得方程组有唯一解的方程为 $L = S$ ，式 (1) 可写为

$$(I+1)M_1 + \sum_{n=0}^{N-1} (M_n+1)M_{n+1} + (M_N+1) = K \cdot J \quad (6)$$

式 (6) 为网络结构方程式。

下面给出隐层分别为 1、2、3 层时的神经元个数的确定公式。

(1) 隐层为 1 个：

式 (6) 可写为

$$(I+1)M_1 + (M_1+1)J = K \cdot J \quad (7)$$

整理式 (7) 得隐层神经元个数

$$M_1 = \text{int} \left[\frac{J(K-1)}{I+J+1} \right] \quad (8)$$

(2) 隐层为 2 个：

式 (6) 可写为

$$(I+1)M_1 + (M_1+1)M_2 + (M_2+1)J = K \cdot J \quad (9)$$

式中有两个未知量 M_1, M_2 ，可取不同的计算出 M_2 ，也可取不同的 M_2 计算出 M_1 ，式 (9) 整理得

$$M_1 = \text{int} \left[\frac{J(K-1) - (J+1)M_2}{M_2 + I + 1} \right] \quad (10)$$

或

$$M_2 = \text{int} \left[\frac{J(K-1) - (J+1)M_1}{M_1 + J + 1} \right] \quad (11)$$

(3) 隐层为 3 个：

式 (6) 可写为

$$(I+1)M_1 + (M_1+1)M_2 + (M_2+1)M_3 + (M_3+1)J = K \cdot J \quad (12)$$

取 M_1, M_2 为定值，由式 (12) 可得

$$M_3 = \text{int} \left[\frac{J(K-1) - (I+1)M_1 - (M_1+1)M_2}{M_2 + J + 1} \right] \quad (13)$$

Kolmogorov 定理^[10]：如果给定一个连续的函数： $f: [0, 1]^I \rightarrow R^J$ ，可以精确的用一个 3 层前向神经网络来实现 f 函数，其中输入有 I 个神经元在网络的输入端，有 $2I+1$ 个神经元在网络的中间层，最后 J 个神经元在输出层。

由此可以推断出在一个多层前向人工神经网络中，隐层神经元个数 $M = 2I+1$ 在隐层层数为 1 的情况下；隐层神经元个数 M_n 必定满足 $M_n < 2I+1$ ，在隐层层数为 2 层或 2 层以上的情况下，全部隐含层神经元个数之和满足下式要求：

$$\sum_{n=1}^N M_n \leq 2I + 1 \quad (14)$$

由以上分析可知，多层前向神经网络的隐层层数不超过 3 层，因此人工神经网络的结构为 3~5 层就最终被确定下来了。根据以上方程式就能确定多层网络的隐层层数和每个隐层的个数。

为了得到最优的网络隐层结构，选用以下几种神经网络结构，在学习算法一样，设定精度相同的情况下，对污水出水水质进行预测。其中输入样本为 5 个，输出样本为 1 个，隐层数和隐层神经元数分别为表中几种情况，对它们的学习次数和网络平均误差进行了比较，结果如表 1 所示。

表 1 几种网络结构对比图

隐层 1 个数	隐层 2 个数	隐层 3 个数	迭代次数	网络平均误差
2	—	—	7 241	0.971 2
3	4	—	5 091	0.646 1
3	2	—	2 711	0.718 2
4	3	5	2 594	0.425 7
4	4	4	1 260	0.645 2
3	5	12	1 785	0.556 4
2	3	8	1 173	0.133 2

“—”表示没有，从表中不难看出在设定精度相同，学习算法和其它条件都相同的情况下，输入层为 5 个神经元，隐层 1 为 2 个神经元，隐层 2 为 3 个神经元，隐层 3 为 8 个神经元，输出为 1 个神经元的结构为神经网络确定的最优结构，这种结构收敛速度最快，网络平均误差较小。

2 小世界人工神经网络的生成及算法流程

2.1 模型的生成

设计的多层前向小世界神经网络预测污水水质 BOD₅ 模型拓扑结构如图 2 所示，当 $p=0$ 时，对于 NW 神经网络中无变化，网络保持了规则连接模式；而当 $p=1$ 时，网络是随机网络和规则网络的叠加； $0 < p < 1$ 时，网络会依概率 p 随机化加边。图 2 给出了 NW 网络模型的拓扑结构，其中图 2 (b) 为 $p=0.1$ 时的 NW 型小世界神经网络。

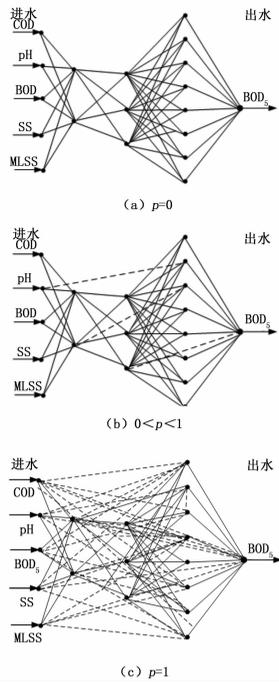


图 2 小世界神经网络预测污水出水水质 BOD₅ 模型

2.2 算法流程

算法流程包括工作信号正向传播和误差信号反向传播两个主要过程, 详见文献 [9], 这里不再赘述。

3 仿真结果与分析

从收敛精度、速度、稳定性等性能指标方面把同规模规则的 5 层前向网络和 $p=0.1$ 的 NW 型小世界人工神经网络进行对比试验。

在测试中, 网络结构如图 2 (b) 所示。跨层加边概率 p 取 0.1, 在随机化加边概率 p 上独立运行 100 次, 以迭代 10 000 次作为算法的终止条件。在实现算法中, 惯性系数 $\alpha = 0.9$, 学习速率 $\eta = 0.05$, 设定精度 $\epsilon < 0.01$ 。

图 3 (a)、(b) 分别为按图 2 (a) 规则全连接神经网络和图 2 (b) 小世界神经网络结构训练训练的收敛情况。由此可以得出小世界神经网络在 $p=0.1$ 时比规则网络具有更快的收敛速度。

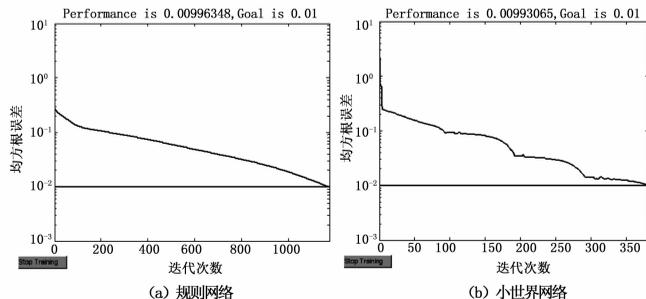


图 3 网络训练跟踪图

图 4 (a)、(b) 分别为上述 2 种网络的出水水质 BOD₅ 预测结果, * 表示网络预测值。通过以上两种网络仿真比较, 可以总结二者在收敛速度、精度和稳定性等方面的差异: 规则神经网络效果差; 多层前向小世界神经网络的收敛速度快、精度高; 通过比较 BOD₅ 预测结果和实测值, 可以确定多层前向小

世界神经网络的预测效果比同规模的规则多层前向神经网络效果好的多。

表 2 是两种网络的误差比较, 从均方误差性能函数 (MSE) 值可以看出多层前向小世界人工神经网络的训练精度和预测精度很高, 要远远优于规则多层前向神经网络。

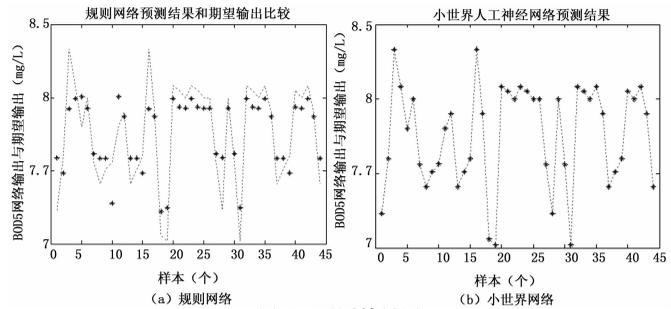


图 4 预测结果图

表 2 规则网络和小世界网络的 MSE 比较

网络	MSE
规则多层前向神经网络	0.133 2
($p=0.1$) 多层前向小世界神经网络	0.001 0

4 结论

(1) 建立了基于 NW 型小世界人工神经网络的污水处理出水水质预测模型, 并对网络模型的隐层结构进行了优化研究。当网络结构为 5-2-3-8-1 时收敛速度最快, 网络平均误差较小。

(2) NW 型多层前向小世界人工神经网络的预测精度和收敛速度要远远优于同规模规则多层前向人工神经网络。

(3) 小世界人工神经网络模型运行速度快, 能够对出水水质信息做快速预测, 有利于应变随时可能发生的水质波动情况, 为污水出水水质的实时预测提供了一种有效的新方法。

参考文献:

- [1] 鲁明, 王文成, 洪锋. 神经网络在污水处理过程中的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (5): 1546-1548.
- [2] 关学忠, 宋韬略, 徐延海, 等. 污水处理中 BP 神经网络与 Elman 神经网络的预测比较 [J]. 自动化技术与应用, 2014, 33 (10): 1-3.
- [3] 李明河, 许俊杰. 基于神经网络的污水处理软测量模型研究应用 [J]. 工业控制计算机, 2012, 25 (6): 37-38.
- [4] Meng Yanjing; Gao Ximing. Application and Studies on Model of Sewage Treatment by Neural Network [J]. Microcomputer Information, 2009, 25: 165-166.
- [5] 马亮, 杨萍萍, 谷学静, 等. 基于动态云 QNN 的污水出水水质在线预测方法 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (3): 700-702.
- [6] 王文成, 李珂, 陈忠雪. 污水处理参数的小波神经网络软测量技术 [J]. 自动化仪表, 2014, 35 (9): 61-64.
- [7] 潘一飞, 李华强, 贺含峰. 小世界网络下电网连锁故障预测 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2013, 25 (2): 148-153.
- [8] Simard D, Nadeau L, Kroger H. Faster learning in small-world neural networks [J]. Physics Letters A, 2005, 336 (1): 8-15.
- [9] 张瑞成, 李冲. 小世界人工神经网络模型及其应用研究 [J]. 计算机仿真, 2011, 28 (10): 95-98.
- [10] 刘耦耕, 李圣清, 肖强晖. 多层前馈人工神经网络结构研究 [J]. 湖南师范大学自然科学学报, 2004, 27 (1): 26-30.