

· 网络模型 ·

# BAF 处理系统的 BP 神经网络模型

陈 杰

(深圳市水务局, 深圳 518000)

**摘要:** 本文以某污水处理厂曝气生物滤池 (Biological aerated filter, BAF) 的实际运行数据为基础, 采用人工神经网络 (Artificial neural network, ANN) 方法, 建立起 BAF 处理系统的 BP 神经网络预测模型。模型运算结果表明, 预测值和实测值能较好地吻合, 起到了模拟预测的效果, 同时能优化运行状态。该模型的建立为 BAF 处理系统的预测及运行管理供了一条简便实用的途径, 具有良好的研究和工程实用价值。

**关键词:** 人工神经网络; BP 神经网络; BAF 处理系统

中图分类号: X703

文献标识码: A

文章编号: 1001-3644(2008)06-0120-05

## BP Neural Network Model for BAF Treatment System

CHEN Jie

(Shenzhen Municipal Water Affairs Bureau, Shenzhen 518000, China)

**Abstract:** In this paper, based on practical operation data from the biological aerated filter (BAF) of a sewage treatment plant, a predicting model of BP neural network for BAF treatment system was set up using the method of artificial neural network (ANN). Operation Results of the model showed that the predicting values fitted the observed ones well, which had a good performance to simulate the prediction effect as well as to optimize the running state. The establishment of this model provided a simple and practical approach for prediction and operation management of BAF treatment system. So it had good practical utility for researches and projects.

**Keywords:** Artificial neural network; BP neural network; BAF treatment system

## 1 引言

曝气生物滤池是 20 世纪 80 年代末在欧美发展起来的一种新型的污水处理技术<sup>[1,2]</sup>, 具有处理效率高、占地面积小、基建及运行费用低、管理方便和抗冲击负荷能力强等特点<sup>[3]</sup>, 已在国内外得到广泛的应用。目前, 有关 BAF 动力学模型方面的研究比较多, 这类模型主要运用动力学原理和某些工程原理, 研究微观领域的个性问题<sup>[4,5]</sup>。尽管动力学模型能精确地描述反应器的行为, 但模型中涉及较多参数, 并且其中很多参数都是相互关联的<sup>[6]</sup>, 难以应用到 BAF 的设计和运行管理中, 而

根据已有工程的实际运行数据建立的经验预测模型, 在 BAF 处理效果预测和运行管理等方面更具实际应用价值。

人工神经网络是人工建立的通过模拟生物神经网络进行信息处理的系统。ANN 的研究始于上世纪 40 年代初, 半个多世纪以来, 经历了兴起、高潮与萧条、高潮及稳定发展的曲折道路<sup>[7]</sup>。ANN 具有并行性、自组织、自适应、鲁棒性、非线性和容错性等特征<sup>[8]</sup>, 为多输入、多输出系统提供了一个有效的解决方案, 特别适合于复杂系统的优化和求解以及对内部未知系统的逼近和模拟<sup>[9]</sup>。近年来 ANN 已成为人工智能领域的前沿技术, 在模式识别、函数逼近、联想记忆、复杂控制、信号处理等领域应用广泛<sup>[10]</sup>。

本研究以某污水处理厂曝气生物滤池的实际运行数据为基础, 建立了 BAF 处理系统的 BP 神经网络

收稿日期: 2008-06-28

作者简介: 陈 杰(1959-), 男, 吉林长春人, 1992 年毕业于武汉水电学院水工结构专业, 硕士, 高级工程师, 研究方向为水资源。

络模型, 并利用该模型对处理效果进行预测, 为系统的运行管理提供指导。

## 2 BP 神经网络简介

BP 网络是一种单向传播的多层前向网络, 是当今神经网络模型中使用最为广泛的一类<sup>[11]</sup>。BP 网络是一种多层结构的映射网络, 它遵循的是信息正向传播、误差反向传播 (Back Propagation) 的原则, 能实现从输入到输出的任意非线性映射, 其典型结构<sup>[12]</sup>如图 1 所示。

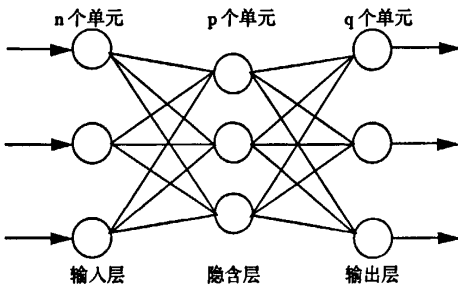


图 1 BP 网络典型结构

Fig. 1 Typical structure of BP network

BP 网络是由输入层、隐含层及输出层组成。同一层神经元之间不互连, 各层节点之间由可调节的权值相连, 节点状态由节点处激活函数描述。BP 网络激活函数经常使用 S 型的对数、双曲正切或纯线性函数<sup>[13]</sup>。

BP 算法属于  $\delta$  算法, 是一种有导师式的学习算法。输入信号从输入层经过隐含层, 然后传到输出层, 并不断计算网络输出与期望输出之间的误差。它通过连续不断地在相对于误差函数斜率下降的方向上计算网络权值和阈值的变化而逐渐逼近目标, 每一次数值和偏差的变化都与网络误差的影响成正比, 并以反向传播的方式传递到每一层, 实现多层网络学习。当误差达到期望的要求时, 学习过程结束<sup>[13,14]</sup>。

## 3 神经网络的建立

### 3.1 样本的选取及数据预处理

本文使用的数据全部取自某污水处理厂曝气生物滤池 2001 年 9 月至 2003 年 3 月间的运行数据, 去除了发生生产事故状态下的记录及一些超标排放数据, 最终选定 64 组系统稳定运行状态下的数据作为学习样本。

BAF 处理系统的影响因素较多<sup>[3]</sup>, 但在神经

网络模拟过程中, 所选用的参数并不是越多越好, 这应根据具体问题以及实际模拟效果来调整选择参数。本文根据污水的主要污染物组成特点, 选取了 7 个有代表性的进水参数作为输入层参数, 即水温、SS、COD、氨氮、MLSS (混合液悬浮固定)、MLVSS (混合液体挥发性悬浮固体) 和 SV30 (30 分钟沉降比), 以出水的 SS 和 COD 作为输出层参数。

为了提高网络的泛化能力, 需将样本分为训练样本和测试样本, 且样本之间没有交叉<sup>[15]</sup>。本文中以随机的方式从 64 组数据中选取 48 组作为训练样本, 剩下的 16 组作为测试样本。同时, 为了增加网络权值和阈值对各因子数值变化的灵敏度需对输入样本进行归一化处理 (采用 MATLAB 中的 `premnmx` 函数), 使数值差距较大的输入都落在神经元激活函数梯度最大的区域<sup>[13]</sup>。

### 3.2 建模平台

本文采用 MathWorks 公司开发的强大的数值计算软件 MATLAB7.0<sup>[15]</sup>作为建模平台, 编制计算及图形可视化程序。MATLAB 提供的函数库使笔者能够根据自己的需要调用工具箱中有关神经网络的设计与训练的子程序, 从而免去了繁琐的编程步骤, 让作者能够集中精力去思考和解决问题。

### 3.3 网络结构

神经网络结构的构建主要是指确定网络输入层、输出层的神经元数, 及隐含层的层数和神经元数。其中隐含层的层数及隐含层神经元数目决定着神经网络的运算速度、储存空间和收敛性质<sup>[13]</sup>。有研究表明<sup>[16]</sup>, 当隐含层为一层或者两层时, 收敛性能比较好。隐含层神经元数目与问题的要求、输入/输出神经元的数目都有着直接关系。隐含层神经元数目越多收敛越慢, 但是可以达到更高的精度, 特别是训练精度。然而神经元数目超过一定数值后, 继续增加不仅不能降低样本训练精度, 反而会急剧增加网络训练时间<sup>[17]</sup>。一般而言, 根据经验隐含层处理单元数目为输入层与输出层单元数目总和的一半为佳<sup>[18,19]</sup>。

根据以上分析, 本文采用三层 BP 神经网络模型, 其中输入层和输出层神经元数分别为 7 和 2, 隐含层神经元数初步确定为 4~10, 通过简单试算后, 根据训练次数和训练误差, 确定最佳的隐含层神经元数为 10, 最终确定模型的结构为 7-10-2。网络中的隐含层和输出层的激活函数选择 MATLAB 中常用的 S 型激活函数 `tansig` 函数。BAF 处理系统

的BP神经网络预测模型的结构如图2。

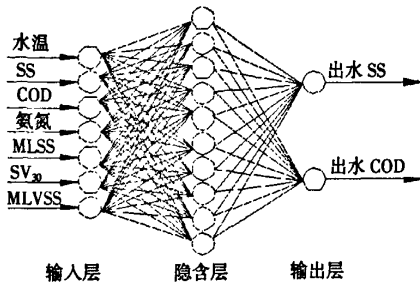


图2 BAF处理系统的BP网络模型结构图

Fig. 2 Structure of BP network for BAF treating system

### 4 神经网络的训练与预测

#### 4.1 网络训练

网络的训练采用MATLAB中的trainlm函数。网络训练精度(goal)对网络的泛化能力有重大影响:在一定范围内,随着训练精度的增加(即goal减小),网络的预测性能也随之提高,但当训练精度增加到一定值后,继续增加训练精度,将使得网

络在训练过程中引入较多的噪声,发生过拟合现象,网络的预测性能反而下降<sup>[15]</sup>。通过多次的对比分析,得到的最佳网络训练参数如下:

```
net.trainParam.epochs = 2000; % 最大训练步数
net.trainParam.show = 10; % 显示训练结果的间隔步数
net.trainParam.goal = 0.002; % 训练目标误差
net.trainParam.mu = 0.001; % 学习系数的初始值,
Marquardt 调整参数
net.trainParam.mu_dec = 0.1; % 学习系数的下降因子
net.trainParam.mu_inc = 10; % 学习系数的上升因子
net.trainParam.mu_max = 1e10; % 学习系数的最大值
net.trainParam.min_grad = 1e-10; % 训练中最小允许梯度值
```

本文中网络误差(目标值与测量值误差平方的均值)、预测值与目标值的相关系数作为网络性能的评价指标。通过改变训练参数组合,并且在每个参数组合下进行不低于1000次的网络初始化及训练,用给定的评价指标对网络进行评价,得到的最佳网络训练结果如表1~4所示。

表1 输入层到隐含层的连接权值

Tab. 1 Values of joint weigh from input layer to hidden layer

输入层 \ 隐含层	1	2	3	4	5	6	7
1	-0.782	-0.963	-1.489	-0.620	-0.403	4.694	3.574
2	-5.290	2.726	4.378	8.079	-0.056	-2.220	-3.022
3	0.284	3.738	-3.917	0.884	-0.013	-0.298	-0.851
4	9.265	0.616	-1.893	-0.166	1.898	-4.142	-0.508
5	-0.622	0.549	1.272	-0.5511	0.471	-2.730	1.109
6	-1.480	0.683	-5.946	3.699	0.216	-1.055	0.084
7	3.596	-0.806	-2.125	-0.603	-0.272	2.984	1.669
8	1.831	-2.031	-1.336	0.361	-0.840	2.869	1.009
9	-0.157	-1.932	-0.772	-0.622	-2.772	8.003	4.974
10	2.256	-0.805	-2.610	-2.726	0.018	1.438	0.922

表2 隐含层到输出层的连接权值

Tab. 2 Values of joint weigh from hidden layer to output layer

隐含层 \ 输出层	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	-1.024	3.627	0.555	-0.843	0.441	-0.078	0.541	-0.375	0.672	6.030
2	-2.821	-0.918	-2.514	0.292	-1.590	2.169	3.582	-4.813	2.905	-1.765

表3 隐含层和输出层各单元的权值

Tab. 3 Weigh value of each node in hidden layer and output layer

隐含层										输出层	
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	1	2
6.114	10.32	1.862	-6.332	0.466	1.845	1.128	0.333	6.649	-4.509	1.473	0.469

表 4 最优网络的性能指标  
Tab. 4 Performance index of the optimum network

项目	指标	训练样本		测试样本	
		网络误差	相关系数	网络误差	相关系数
出水 SS		3.430	0.987	1.414	0.997
出水 COD		0.843	0.995	1.081	0.997

4.2 网络测试

将测试样本数据代入训练得到的网络, 得到模型预测结果, 如表 5 所示。

表 5 神经网络预测值与实测值比较  
Tab. 5 Comparison between predictive values by neural network and experimental values (mg/L)

数据编号	实测出水 SS	预测出水 SS	误差 (%)	实测出水 COD	预测出水 COD	误差 (%)
1	42	40.888	2.648	50	49.956	0.088
2	34	35.738	-5.112	40	39.316	1.710
3	16	15.915	0.531	17	16.172	4.870
4	51	49.192	3.545	24	22.704	5.400
5	72	71.685	0.438	36	35.814	0.517
6	54	55.156	-2.141	16	16.329	-2.056
7	38	35.615	6.276	34	35.707	-5.020
8	24	24.092	-0.383	59	57.404	2.705
9	24	24.404	-1.683	24	24.260	-1.083
10	29	30.033	-3.562	24	24.435	-1.812
11	31	30.038	3.103	22	21.409	2.686
12	35	34.195	2.300	29	28.747	0.872
13	35	35.872	-2.491	30	32.038	-6.793
14	14	14.133	-0.950	27	27.223	-0.826
15	17	18.710	-10.059	24	23.692	1.283
16	17	18.207	-7.100	19	19.290	-1.526

模型的训练及测试结果分别见图 3 和图 4。

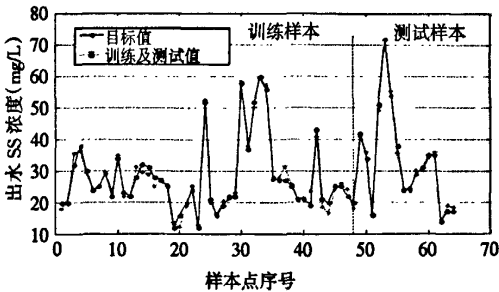


图 3 出水 SS 训练及预测结果

Fig. 3 Training and predictive results of effluent SS

SS 和 COD 的预测误差绝大部分都在 ±5% 以内, 较好的反应了整个系统的实际运行情况, 网络是稳定的, 预测结果是可靠的。

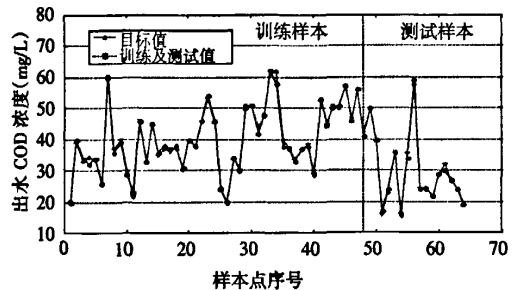


图 4 出水 COD 训练及预测结果

Fig. 4 Training and predictive results of effluent COD

从以上结果可以看出, 网络对测试样本中出水

## 5 讨论

运用神经网络对复杂的 BAF 处理系统进行模拟可以获得较好的预测效果,同时还可以确定系统的最佳运行参数。一般而言,运用动力学模型可以精确地描述反应器的行为<sup>[6]</sup>,从而确定反应器的最佳运行参数。但是对于复杂的 BAF 处理系统来说,系统的影响因素较多,应用动力学模型确定系统最佳运行参数存在较大难度,应用神经网络可以大大简化这一过程。例如,运用此模型可以预测在不同进水水质参数组合下,系统出水 SS 和 COD 的变化情况,找到一最优组合,用于指导系统的实际运行操作。

但神经网络模型也存在一定的局限性。神经网络模型是一种黑箱模型,它无法准确地识别各输入向量对输出结果的影响,从而影响了它对系统调控的稳定性和准确性。虽然神经网络存在这样的缺点,但本文得到的模型获得了较好的模拟和预测结果,从而证明神经网络用于指导 BAF 处理系统的运行管理在技术和经济上都是可行的。

## 6 结论

本文以某污水处理厂曝气生物滤池的实际运行数据为基础,采用神经网络方法,基于 MATLAB7.0 软件建立了 BAF 处理系统的 BP 网络模型,并获得了较好的模拟和测试结果。因此,BP 神经网络预测模型在 BAF 处理系统预测及运行管理方面具有良好的应用前景。

同时,在网络建立、训练和测试过程中,还得出以下结论:

- 6.1 单隐层的函数逼近效果优于双隐层。
- 6.2 不能盲目地采用增加隐含层神经元个数的方法来提高网络精度,这样会大幅度的增加训练时间,并且当神经元数超过一定数目后,继续增加并不能提高网络精度。
- 6.3 训练时应合理地选择网络训练精度(goal)。过小的 goal 值将使网络引入较多的噪声,从而使网络陷入局部最小点,发生过拟合现象;同时也会增加训练时间,甚至无法收敛。

## 参考文献:

- [1] 谢曙光,张晓健,等.曝气生物滤池最新发展和运用[J].水处理技术,2004,30(1):4-7.
- [2] 张超杰,周琪,冉华奉.曝气生物滤池处理含氟苯酚化工废水[J].四川环境,2005,24(6):1-4.
- [3] 朱正齐,姜佩华,等.曝气生物滤池(BAF)的研究进展[J].净水技术,2005,24(1):57-62.
- [4] Avae A A. Modeling mass exchange in the treatment of fluid in biological filter [J]. Wat. Chem. Tech., 1985,7:7-9.
- [5] Capdeville B, Nguyen K M. Kinetics and modeling of aerobic and anaerobic film growth [J]. Wat. Sci. Tech., 1989,2(1/2):149-170.
- [6] 王春荣,李军,等.2种不同填料曝气生物滤池处理生活污水的经验模型[J].环境污染治理技术与设备,2005,12(6):56-60.
- [7] 王鸿斌,张立毅,等.人工神经网络理论及其应用[J].山西电子技术,2006,(2):41-43.
- [8] 陈安,罗亚田.人工神经网络方法在环境科学领域应用进展[J].重庆环境科学,2003,25(9):65-70.
- [9] Tan S S, Smeins F E. Predicting grassland community changes with an artificial neural network model [J]. Ecological modeling, 1996,84:91-97.
- [10] 苏静芝,秦侠,雷蕾,等.神经网络在空气污染预报中的应用研究[J].四川环境,2008,27(2):98-101.
- [11] 胡金滨,唐旭清.人工神经网络的 BP 算法及其应用[J].信息技术,2004,28(4):1-4.
- [12] 丛爽.面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M].北京:中国科学技术大学出版社,1998.53-60.
- [13] 董长虹. Matlab 神经网络与应用[M].北京:国防工业出版社,2005.136-145.
- [14] 飞思科技产品研发中心. MATLAB6.5 辅助神经网络分析与设计[M].北京:电子工业出版社,2003.87-96.
- [15] 飞思科技产品研发中心.神经网络理论与 MATLAB7 实现[M].北京:电子工业出版社,2005.189-202.
- [16] 郭劲松,龙腾锐,等.间歇曝气活性污泥系统神经网络水质模型[J].中国给水排水,2000,16(11):15-18.
- [17] 易赛莉,雒文生.人工神经网络在 UASB 反应器处理生活污水中的模拟预测与应用[J].武汉大学学报(工学版),2004,37(1):46-50.
- [18] Huang W R, Simon F. Neural network modeling of salinity variation in Apalachicola River [J]. Water Research, 2002,36(1):356-362.
- [19] Zhang Q, Stephen J. Forecasting raw - water quality parameters for the north saskatchewan river by neural network modeling [J]. Water Research, 1997,31(9):2340-2350.

作者: [陈杰, CHEN Jie](#)  
 作者单位: [深圳市水务局, 深圳, 518000](#)  
 刊名: [四川环境](#) **ISTIC**  
 英文刊名: [SICHUAN ENVIRONMENT](#)  
 年, 卷(期): 2008, 27(6)  
 引用次数: 0次

### 参考文献(19条)

1. 谢曙光, 张晓健, 王占生. [曝气生物滤池最新发展和运用](#) [期刊论文]-[水处理技术](#) 2004(1)
2. 张超杰, 周琪, 冉华奉. [曝气生物滤池处理含氟苯酚化工废水](#) [期刊论文]-[四川环境](#) 2005(6)
3. 朱正齐, 姜佩华, 陈季华. [曝气生物滤池\(BAF\)的研究进展](#) [期刊论文]-[净水技术](#) 2005(1)
4. Awaev A A. [Modeling mass exchange in the treatment of fluid in biological filter](#) 1985
5. Capdeville B, Nguyen K M. [Kinetics and modeling of aerobic and anaerobic film growth](#) 1989(1/2)
6. 王春荣, 李军, 王宝贞, 张国柱. [2种不同填料曝气生物滤池处理生活污水的经验模型](#) [期刊论文]-[环境污染治理技术与设备](#) 2005(12)
7. 王鸿斌, 张立毅, 胡志军. [人工神经网络理论及其应用](#) [期刊论文]-[山西电子技术](#) 2006(2)
8. 陈安, 罗亚田. [人工神经网络方法在环境科学领域应用进展](#) [期刊论文]-[重庆环境科学](#) 2003(9)
9. Tan S S, Smeins F E. [Predicting grassland community changes with an artificial neural network model](#) 1996
10. 苏静芝, 秦侠, 雷蕾, 姚小丽. [神经网络在空气污染预报中的应用研究](#) [期刊论文]-[四川环境](#) 2008(2)
11. 胡金滨, 唐旭清. [人工神经网络的BP算法及其应用](#) [期刊论文]-[信息技术](#) 2004(4)
12. 从爽. [面向MATLAB工具箱的神经网络理论与应用](#) 1998
13. 董长虹. [Matlab神经网络与应用](#) 2005
14. 飞思科技产品研发中心. [MATLAB6. 5辅助神经网络分析与设计](#) 2003
15. 飞思科技产品研发中心. [神经网络理论与MATLAB7实现](#) 2005
16. 郭劲松, 龙腾锐, 高旭, 黄天寅. [间歇曝气活性污泥系统神经网络水质模型](#) [期刊论文]-[中国给水排水](#) 2000(11)
17. 易赛莉, 雒文生. [人工神经网络在UASB反应器处理生活污水中的模拟预测与应用](#) [期刊论文]-[武汉大学学报\(工学版\)](#) 2004(1)
18. Huang W R, Simon F. [Neural network modeling of salinity variation in Apalachicola River](#) 2002(1)
19. Zhang Q, Stephen J. [Forecasting raw-water quality parameters for the north saskatchewan river by neural network modeling](#) 1997(9)

### 相似文献(10条)

1. 学位论文 杨治明. [人工神经网络及其在图像识别中的应用研究](#) 2003

本文的研究工作是结合市内某信息科技公司的“印鉴自动识别系统”研发项目开展的, 作者在深入分析了人工神经网络的各种数学模型及算法的基础上, 重点剖析了前馈神经网络的算法思想, 对其进行了实用、有效的改进, 并将它成功的应用于“图象识别技术”, 取得了较为满意的成果。文中作者详细分析了经典BP算法, 找出了经典BP算法造成误差震荡的原因, 提出了理论上的解决方案。以此为基础, 对经典BP算法、BP网络结构、学习样本数据的处理等方面进行了综合的改进, 论文作者从计算机软件的角度, 实现了这些改进措施并利用大量的实例对改进方案和软件功能进行了验证。作者以硕士论文为中心所开展的应用研究, 在广泛吸收了前人的科研成果的基础上, 创造性的将其应用于模式识别领域, 在“图象识别”等方面进行了一系列尝试性的应用, 效果明显。作者所建立的基于BP神经网络的“图象识别”数学模型对数字图象处理也具有一定的参考价值。 本文首先对人工神经网络的基本理论和基本模型进行了论述, 简要介绍了在人工神经网络应用和研究领域当前几种主导的数学模型和机器学习算法: BP、Hopfield、SOFM、Boltzmann机、CMAC神经网络等; 第2章深入分析了BP神经网络模型和算法, 重点分析了该算法存在的问题, 剖析经典BP算法造成误差震荡的原因, 并提出了理论上改进方案。第3章给出了作者利用VC++实现改进BP算法的程序设计思想和部分源代码, 并简要介绍了作者编写的基于BP神经网络的“机器学习软件”; 第4章介绍了基于BP神经网络的“机器学习软件”的部分应用领域及其应用效果; 最后是作者应用BP神经网络和基于BP神经网络的“机器学习软件”在“图象识别”技术研究方面的研究成果, 包括数学模型介绍和图象识别实用效果。

## 2. 学位论文 [宋玉强](#) [神经网络在时间序列预测中的应用研究](#) 2005

时间序列预测是动态数据分析处理的一个重要方面,在科学、经济、工程等诸多应用中都存在着在历史数据的基础上预测未来的问题,是一个具有相当实际价值的应用研究领域。时间序列预测是一个多学科交叉的研究领域,本论文在神经网络和时间序列预测的理论指导下,将神经网络方法引入时间序列预测,进行深入的理论、方法与模型的研究工作。本论文简要介绍了时间序列预测的基本概念、各种模型,分析了基于神经网络的时间序列预测方法,探讨了BP神经网络的模型与结构,BP学习规则,构建了基于BP神经网络的时间序列预测模型,研究了神经网络的规模、推广能力等问题。并利用建立的BP神经网络模型,对两个具体的时间序列进行了预测,结果非常理想,说明本文所建立的基于BP神经网络的时间序列预测模型具有很好的预测能力和较佳的推广能力,验证了本文构建的基于BP神经网络的时间序列预测模型的有效性和普适性。本论文总结了前人研究成果,针对前人研究的不足,提出了作者自己的观点和想法,并把它们付诸实践,力求为我国企业进行基于历史数据的时间序列的预测提供有效的手段,为推广神经网络技术做出努力。

## 3. 学位论文 [蒋宏民](#) [神经网络在预测蛋白质二级结构中的应用研究](#) 2004

蛋白质的研究是生命科学的基础和重大核心问题之一。对于蛋白质结构的研究,一直是热门的课题。研究蛋白质的功能要深入了解它们的结构,特别是空间结构,因为结构决定功能。生命的功能和它的结构,二者是统一的。有什么样的结构必定有什么样的功能,反之亦然。本文首先研究了神经网络的基本理论及相关的网络模型;同时对蛋白质结构预测技术进行了归类和系统的分析与研究,阐明了神经网络理论用于蛋白质结构预测的可行性和内在潜力;在此基础上,本文重点研究了BP神经网络算法,针对蛋白质二级结构的预测,建立了基于结构分类的BP神经网络算法模型和基于同源家族分类的BP神经网络算法模型,并进行了实验验证。理论分析和实验证明BP神经网络算法模型的蛋白质二级结构预测结果确实好于其它方法。

## 4. 期刊论文 [李世平](#)、[武文波](#) [神经网络及其在遥感图像处理中的应用—矿山测量](#)2007(3)

为了研究神经网络在遥感图像处理中的应用,通过分析神经网络的特点、BP神经网络的原理、模型及算法;提出了利用BP神经网络进行遥感图像分类、图像压缩的方法和特点,并且对神经网络图像分类方法和传统方法进行了比较。结果表明,神经网络在遥感图像处理中的应用前景广阔,需不断深入研究。

## 5. 学位论文 [赖晓春](#) [基于神经网络的电阻点焊质量监测研究](#) 2007

电阻点焊质量受到多种因素的影响而不易稳定,这在一定程度上限制了点焊技术的广泛应用,因此发展一种非破坏性的、低成本、诊断可靠性高的焊点质量评判系统对于现实生产是非常有意义的。研究表明点焊过程动态信号蕴含着大量直接或间接反映焊点质量的信息,其特征分析研究、并行处理、信息融合是建立焊点质量监测模型,实现在线无损评估的关键。本文以点焊质量预测为目的,以焊接过程中焊接电流、电极压力和电极位移为主要研究对象,借助现代信号分析方法,分析信号的时频特征,并在此基础上提取信号时域统计特征,构建了多信息融合的特征向量数据集合描述焊接过程,运用误差反向传播网络(BackPropagation Networks,简称BP网络)模型,建立了焊点接头强度的预测模型。测试结果表明,基于BP神经网络的点焊质量监测模型准确率较高、泛化能力较好,在焊点质量预测中具有较强的实用价值。论文工作主要包含以下内容:选择Rogowski电流传感器、光栅位移传感器,压电晶体传感器,对焊接电流、电极位移和电极压力等与焊接质量相关的实时信号进行数据采集,并传送至上位机进行可视化处理。利用时域和频域分析方法对焊接信号进行特征分析,试图从信号的角度寻找对焊接过程的描述。分析表明,电极位移信号能够反映熔核的生长过程。信号的频域特征不明显,因此,特征主要在时域中分析和提取。针对电极位移信号提取了最大位移量(Smax)、平均位移(Smean)、位移标准差(Sdev)、位移下降量(S2w)和位移平均上升速率(Supv)等5个特征分量,通过灰色关联度分析确定构筑多信息融合的特征向量。采用正交试验法,以尽可能少的试验次数获取覆盖范围全面的试验数据。利用BP神经网络工具箱(Neural Network Toolbox,简称NNT),以焊点过程电极位移、焊接电流、电极压力、等6个特征向量作为输入向量,焊点的抗拉剪切强度为输出向量,建立点焊过程参数与焊接接头力学性能之间的三层BP神经网络映射模型,尝试不同的网络结构比较,确定合适的网络结构对电阻点焊质量进行预测。并对普通BP算法运算速度慢等缺点提出分析并提出了相应的改善方法,使模型的运算速度和精度得到了明显提高,并能对焊点的抗拉剪切强度进行较好的预测。

## 6. 期刊论文 [董晓兰](#)、[吴卫](#)、[李晓慧](#) [BP神经网络在压铸模优化设计中的应用—模具制造](#)2006,6(10)

阐述了在压铸过程中飞边产生的原因和相应的预防措施以及BP神经网络的基本原理和算法,利用BP神经网络来预测压铸件飞边的大小,从而达到优化于压铸模设计的目的。

## 7. 学位论文 [缪志刚](#) [基于BP神经网络的销售预测模型](#) 2007

传统的销售预测方法往往只考虑一部分影响销售的因素,无法表达影响需求的各种因素之间复杂的相互作用,建立的模型相对简单。而神经网络具有良好的非线性映射能力和自学习能力,它可以通过学习把基本需求、季节因素、周期因素、市场活动等影响需求的因素以及它们之间复杂的相互作用以权值的形式固化在神经网络中。因此,作者把BP神经网络技术应用于销售预测,建立了相应的销售预测模型。仿真结果表明,该模型预测精度较高和较好的泛化能力,有一定的实际应用意义。本论文探讨了BP神经网络的模型与结构,BP学习规则,构建了基于BP神经网络的时间序列预测模型,研究了神经网络的规模、推广能力等问题。本论文简要介绍销售预测和神经网络的基本知识,时间序列预测的基本概念、各种模型,分析了基于神经网络的时间序列预测方法。简要介绍了BP神经网络在MATLAB的设计和实现,介绍了如何在MATLAB中创建BP神经网络,如何对网络进行初始化、训练,和模拟,并进行MATLAB编程实现所设计的BP网络。本论文对某公司销售进行了实例预测研究,证明本文所建立的模型和研究方法是实用而有效的,不仅简化了网络结构,而且提高了预测精度。结果比较理想,说明本文所建立的基于BP神经网络的时间序列预测模型具有较好的预测能力和较佳的推广能力。本论文在前人研究成果的基础上,针对现实复杂经济系统的客观需要,提出了作者自己的观点和想法,并把它们付诸实践,希望可以对神经网络技术用于实际预测做出一点贡献。

## 8. 期刊论文 [董晓兰](#)、[吴卫](#)、[李晓慧](#)、[DONG Xiao-lan](#)、[WU Wei](#)、[LI Xiao-hui](#) [BP神经网络及其在压铸模具优化设计中的应用—模具技术](#)2006(6)

阐述了在压铸过程中飞边产生的原因和相应的预防措施以及BP神经网络的基本原理,利用BP神经网络来预测压铸件的飞边的大小,再与模拟结果进行比较,从而达到优化压铸模具设计的目的。

## 9. 期刊论文 [刘占魁](#)、[张立丰](#) [应用BP神经网络确定露天矿边坡角—西部探矿工程](#)2004,16(3)

应用神经网络理论,提出了预测露天矿边坡角的新方法。通过收集到的边坡角的实例,对所建立的BP网络模型进行训练与预测。预测结果表明,人工神经网络模型预测露天矿边坡角有很高的精度,对露天矿边坡角的设计有很高的参考价值。

## 10. 期刊论文 [吴秀华](#)、[吕霞](#)、[罗海燕](#)、[WU Xiu-hua](#)、[L\(U\) Xia](#)、[LUO Hai-yan](#) [神经网络在电力系统无功电压优化中的应用—沈阳农业大学学报](#)2008,39(6)

电力系统无功电压的优化是提高电能质量、保证电压稳定的有效而重要的手段,国内外对无功优化的研究历时已久,但系统中实时的无功优化控制仍是一大难题。神经网络集若干新兴学科于一体,具有强大的信息分布式存储和并行处理功能,适于解决大型复杂的非线性多变量系统的相关问题。利用神经网络中的BP网络,对目前日趋复杂的电力系统的无功电压优化问题提出解决方案,避免了解多变量非线性混合约束方程组的难题,使得问题的解决方案更可行。通过对IEEE-30节点系统和辽宁省某局的实际数据分析测试表明,BP神经网络应用于无功电压优化是可行的。同时,探讨了BP神经网络中的结构参数和算法参数的改进对网络泛化性能的影响,从而提出了一些提高神经网络泛化性能,减小泛化误差的有效措施,使神经网络输出精度得到进一步提高。

本文链接: [http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_schj200806029.aspx](http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_schj200806029.aspx)

下载时间: 2009年12月29日