

地面水质评价的 RBF 神经网络方法

李兴旺¹, 董曼玲²

(1. 安徽水利水电职业技术学院, 安徽 合肥 230601; 2. 山东农业大学, 山东 泰安 271018)

摘要: 借助神经网络方法处理非线性问题的优势, 采用径向基函数 (RBF) 来构造多层前馈 BP 神经网络。根据某流域水系的水质监测的数据, 建立一个对地面水质进行判别的多层前馈网络数学模型。以地面水质污染主要的 7 项指标为训练样本, 利用该网络对水质进行评价, 并将计算结果与其它方法进行比较分析。结果表明, 该方法收敛速度较快, 预测精度很高, 效果优于其它方法。

关键词: 人工神经网络; BP 网络; RBF 网络; 水质评价

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2002)03-0051-04

中图分类号: X824

RBF Network Method of Evaluating Water Quality

LI Xing-wang, DONG Man-ling

(1. Anhui Water and Electricity Profession Technology Institute, Hefei City 230601, China;

2. Shandong Agriculture University, Taian City 271000, Shandong Province, China)

Abstract With the advantage of neural network in nonlinear problem, a radial basis function is used to improve conventional BP network. According to the condition of inspecting water quality in Dawen river of Huang river, the ANN model of evaluating water quality is put forward. The training stylebook takes 7 polluted target of this water quality as samples, and the water quality is evaluated using the trained network. The calculating results are analyzed and compared. This method is used to speed up the convergence and improve the performance.

Keywords artificial neural network; BP network; RBF network; water quality evaluation

由于神经网络具有通过学习逼近任意非线性映射的能力, 将神经网络应用于模式识别和预测, 可不受非线性模型类的限制, 而且便于给出工程上易于实现的算法, 这同时也给复杂系统的建模带来了一种新的、非传统的表达工具。一些文献^[1,2]里给出了利用神经网络进行地下水预测和水质评价的应用, 效果比较好。本文尝试用径向基函数 (RBF) 来构造多层前馈 BP 神经网络。根据某流域水系的水质监测的数据, 建立一个对地面水质进行判别的多层前馈网络数学模型。以地面水质污染主要的 7 项指标为训练样本, 利用该网络对水质进行评价, 并将计算结果与其它方法进行比较分析。

1 径向基函数神经网络及其学习算法

从神经网络函数逼近功能的角度来看, 神经网络可以分为全局和局部逼近网络。如果网络的一个或多个连接权系数或自适应可调参数在输入空间中的每一点对任何一个输出都有影响, 则称该网络为全局逼近网络, 如多层前馈 BP 网络。这种网络对于每一个

输入输出对, 网络的每一连接权值均需进行调整, 从而导致全局逼近网络学习速度很慢的缺点。若对输入空间中的某个局部区域, 只有少数几个连接权影响网络的输出, 则称该网络为局部逼近网络。对于每个输入输出数据对, 只有少量连接权需要调整, 从而使局部逼近网络具有学习速度快的优点。下面即介绍一种局部逼近网络径向基函数 (Radial basis function) RBF 网络。与一般神经网络类似, RBF 网络的结构如图 1 所示。

这是一个前向无反馈网络, 分为输入层、隐含层、输出层 3 层, 其中隐含层又可包括多层神经元, 每一层神经元互相没有连接, 信号只在层与层之间传递, 其中 $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示第 i 个样本点的输入矢量, $Y_j (j = 1, 2, \dots, m)$ 表示第 j 个样本点的输出矢量, $C_j (j = 1, 2, \dots, n_c)$ 表示第 j 个径向基函数的中心矢量, n_c 是隐含层神经元个数, w_{ij} 表示第 j 隐含层单元连接到第 i 个输出节点的权值, w_{i0} 为第 i 个目标节点的阈值, Y_{ij} 表示当输入第 j 个样本 x_j 时第 i 个目标节点的输出。

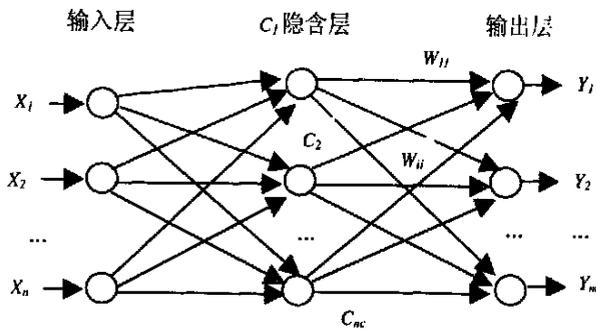


图 1 一般 RBF 网络结构图

网络输出按下式计算:

$$Y_{ij} = w_{i0} + \sum_k w_{ik} f(\|x_j - c_k\|) = \sum_{k=0}^{n_c} w_{ik} f(\|c_k - x_j\|) \quad (1)$$

这里 f 是径向基函数,可以取以下几种形式之一:

$$f(x) = \frac{1}{(e^2 + x^2)^T}, \quad T > 0$$

$$f(x) = \exp^{-(x/T)^2}$$

$$f(x) = (e^2 + x^2)^U, \quad T < U < 0$$

以上函数皆是径向对称,最常用的是高斯函数:

$$R_i(x) \exp\left(\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right), \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

式中: $\|x - c\|$ 是向量 $x - c$ 的范数,它通常表示 x 和 c 之间的距离, $R_i(x)$ 在 c 处有一个唯一的最大值,随着 $\|x - c\|$ 的增大, $R_i(x)$ 迅速衰减到 0 对于给定的输入 $x \in R^n$, 只有一小部分靠近 x 的中心被激活。

RBF 神经网络的连接权的学习修正仍可采用 BP 算法。由于 $R_i(x)$ 为高斯函数,因而对任意 x 均有 $R_i(x) > 0$, 从而失去局部调整权值的优点,而事实上,当 x 远离 c 时, $R_i(x)$ 已非常小,因此可作为 0 对待。因此实际上只当 $R_i(x)$ 大于某一数值(例如 0.05)时才对相应的权值 w_{ij} 进行修改。经这样处理后 RBF 网络也同样具备局部逼近网络学习收敛快的优点。同时这样近似处理,可在一定程度上克服高斯基函数不具备紧密性的缺点。

上述采用的高斯基函数,具备表示形式简单、径向对称、光滑性好和任意阶导数均存在等优点。从理论上而言,RBF 网络和 BP 网络一样可近似任何的连续非线性函数。两者的主要差别在于使用不同的作用函数,BP 网络中的隐层节点使用的是 Sigmoid 函数,其函数值在输入空间中无限大的范围内为非零值,而 RBF 网络的作用函数则是局部的。Chen 等在文献

[3] 中证明了径向基函数可以简化神经网络的层数,任何过程可以由至多 3 级径向基函数神经网络逼近。

通过训练 (1) 式所述的径向基函数神经网络即可实现模式分类和函数逼近。训练过程主要是: (1) 确定隐含层节点个数,即选择多个基函数; (2) 选取合适的中心矢量; (3) 确定隐含层到输出层的连接权值。隐含层到输出层之间的权值可以通过一般的 Least-Mean-Square 算法 (LMS) 或者其它线性优化算法进行,所以最关键的是网络结构的确定。

2 水质评价的 RBF 网络模型的建立

对于水质综合评价的 RBF 神经网络来说,其训练样本即为水质分级标准,网络训练完成后,将网络对分级标准学习的知识和有关信息保存下来,然后输入待评价样本资料得到有关评价结论的信息,从而根据一定的规则作出有关评论结论的判断。

2.1 输入层神经元数和输入模式向量

设有需分级评价的水质样本 n 个,对每个样本,本文取如下 7 项污染指标监测值: 溶解氧 (DO)、5 日生化需氧量 (BOD5)、挥发酚、氰化物 (CN^-)、汞 (Hg)、砷 (As)、六价铬 (Cr^{6+}) 等,国家行业规范规定,根据相应于这 7 项污染指标下的水质标准浓度将水质划分为 3 个等级。由于取 7 项污染指标数,即取每一份水样有 7 项污染指标监测值,因而输入层神经元的节点数为 7。若某一流域需监测断面 m 个(现每一断面取一份水样),则网络的输入模式向量为:

$$X_k = (x_1, x_2, \dots, x_7), \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

式中, m 为学习样本个数。

2.2 隐层和隐层神经元数的确定

数学上已经证明多层前馈网络具有很强的函数映射功能,文献 [4] 已证明一个 3 层前馈 ANN 就可满足一般函数的拟合逼近问题。水质评价问题实际上是函数映射或拟合问题,3 层结构的 RBF 网络就能够满足一般需要,所以水质评价问题采用 3 层结构的 RBF 网络。下面主要确定隐单元个数。

采用“试错法”(Trial-and-Error) 确定隐层单元数。首先给定较小初始隐单元数,构成一个结构较小的 RBF 网络进行训练。如果训练次数很多或者在规定的训练次数内没有满足收敛条件,停止训练,逐渐增加隐单元数形成新的网络重新训练。

作为算例,对下面实例 1,分别采用 BP 和 RBF 网络训练方法,经过多次试验获得训练次数与隐单元的关系如表 1。其中初始权值和阈值是用 Matlab 中 rand() 函数产生均匀分布随机数矩阵^[4],控制误差根据实际要求选取,本文取为 0.001。

表 1 3种网络的训练次数与隐单元数的关系

隐单元数	2	4	6	8	10	12	15
BP网络	发散	3 700- 发散	2 860- 发散	1 600- 11 500	1 180_ 3 100	1 200- 1 620	1 580- 2 370
RBF网络	发散	103- 发散	68- 558	50- 398	32- 140	38- 211	48- 368

由表 1可以看出,当隐含单元数小于 8时,网络易陷入局部极小,难以达到所要求的精度(表 1中表示为发散);当隐含单元数为 8时,训练次数明显减少,再增加隐含单元数对训练次数影响不大。由此可以看出,选取隐单元数的最佳值为 8~ 12

2.3 输出和期望输出

一般地,输出层的神经元个数取为水质等级,根据国家地面水环境质量标准(GB3838- 88),将地面水质定为 3个等级,则取输出层的神经元节点数为 3 期望输出为: 1级水质取为(1. 0, 0. 0, 0. 0), 2级水质取为(0. 0, 1. 0, 0. 0), 3级水质取为(0. 0, 0. 0, 1. 0)。

3 RBF网络预测的稳定性测试

为了对 RBF网络的预测精度进行分析,选用文献[2]的例子来对汾河的兰村、石滩、河津 3个断面的水质资料进行评价。针对水质综合评价是个非线性关系较为复杂的问题,本文建立了一个含有 7个输入神经元节点、10个隐含神经元节点和 3个输出神经元节点的人工神经网络。利用 BP网络和 RBF网络分别训练 100次,其统计结果见表 2

由于神经网络的初始权值和阈值是利用 Matlab 误差语言中的 rand()函数^[5](即产生均匀分布随机数矩阵)选取,因而利用同一网络训练时每次预测可能有一些偏差,为了考察网络的稳定性,用 BP和 RBF网络分别对水质进行 100次预测,结果统计如表 1 由表 1知,用 BP网络对石滩断面水质和河津断面水质评价时有一定的误差,而 RBF网络精度均达到 100%,其水质评价结果与文献^[2]完全相同。同 BP网络相比,RBF网络预测的精度高,稳定性好。

图 2为用 BP网络和 RBF网络训练次数与误差

收敛速度的关系图。取控制误差为 0. 001, RBF网络平均只需 40次训练就可以达到精度的要求,而 BP网络平均需要 2 000多次才能满足要求。可见用 RBF网络的训练速度快。

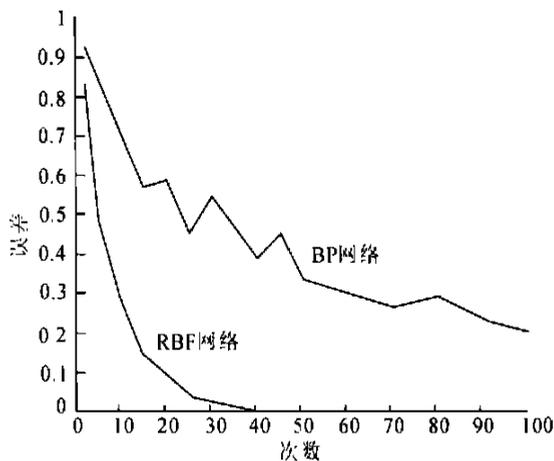


图 2 网络训练次数与误差关系

4 用 RBF网络评价黄河流域某水系的水体质量

对黄河流域的某水系进行评价,黄河流域的某水系设立了东周、雪野等 9个水质监测站,对 1991- 1993年间每年分别在丰、平、枯水期取样监测,各断面指标实测浓度的平均值列于表 3

本文取径向基函数为(2)式的高斯函数,初始权值和阈值用 Matlab 语言中的 rand()函数随机选取^[5],控制误差取为 0. 001 为了便于训练,需将样本的输入输出数据均限定在 [0, 1]区间内,因此还必须对样本进行归一化处理。利用上述 RBF网络进行网络训练,其评价结果见表 3

表 2 汾河水水质评价结果统计

断面	BP网络计算结果统计				RBF网络计算结果统计				总评
	I 类次数	II 类次数	III类次数	评价	I 类次数	II 类次数	III类次数	评价	
兰村	100			I	100			I	I
石滩	3	97		II		100		II	II
河津		6	94	III			100	III	III

表 3 1991—1993年大汶河水系 9个监测站水质浓度值和评价结果

mg/L

断面	DO	BOD ₅	挥发酚	CN ⁻	Hg	As	Cr ⁶⁺	RBF网络评价结果
东周	13.1	1.0	0.000	0.000	0.000	0.001	0.002	I
雪野	12.7	1.5	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	I
莱芜	8.0	29.4	0.008	0.000	0.000	0.010	0.0008	III
羊流	12.4	1.5	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	I
临汶	8.4	9.0	0.016	0.000	0.00009	0.012	0.000	III
北望	6.0	37.5	0.059	0.018	0.00009	0.016	0.001	III
戴村	9.2	7.8	0.063	0.012	0.00044	0.076	0.000	III
白楼	8.0	11.4	0.0397	0.048	0.00038	0.092	0.003	III
石汶	12.5	0.8	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	I

用 RBF神经网络模型进行水质评价是神经网络方法在水质综合评价中应用的探索,实例表明它能提高水质评价的精度,模型输入项可根据实际地区的水质特征,通过分析影响该区水质的主要因素获得。

RBF理论为多层前向式网络的学习提供了一种新颖而有效的手段。RBF网络不仅具有良好的推广能力,而且避免了像反向传播那样繁琐、冗长的计算,克服了计算时容易陷入局部极小的问题,其学习速度也是常用 BP算法无法比拟的。

[参 考 文 献]

[1] 杨建强,罗先香.地下水动态预测的径向基函数法[J].

水文,2001,21(4): 1-3.

[2] 纪桂霞,李培红.水环境质量评价的人工神经网络模型及应用[J].华北水利水电学院学报,1999,20(1): 60-62.

[3] Chen T, Chen H. Approximation capability to functions of several variables, nonlinear functions and operator by radial basis function neural network [J]. IEEE Trans on Neural Networks 1995, 6: 904-910.

[4] 阎平凡,张长水.人工神经网络与模拟进化计算[M].北京:清华大学出版社,2000. 40-56.

[5] 闻新,周露,等. MATLAB神经网络应用设计[M].北京:科学出版社,2000. 207-260.

(上接第 4页)

2 主要技术参数

最大锯切树枝直径为 $h = 100\text{mm}$,最大修整高度为 6m ,输出轴极限转速可达 $10\ 000\ \text{r. p. m}$,电机功率为 $0.48\ \text{kW}$ 。电机额定电压 $220\ \text{V}$,工作头重量为 $2.9\ \text{kg}$

3 修枝过程中的运动分析及力学验算

3.1 运动分析

高枝修枝机工作时,其主运动是圆锯片的转动(其平均线速度用 V 表示),其进给运动为操作者通过操纵杆给工作头一个向前的的直线运动(其运动速度用 V_f 表示),因此圆锯片的相对运动轨迹为一摆线,由于 $V \gg V_f$,所以是短幅摆线。在进行计算时以圆弧近似代替摆线。

圆锯片最大运动速度

$$V_{\max} = \pi \cdot D \cdot n / 60 \times 10^3 = 130.83\ \text{m/s}$$

进给速度为 $V_f = V_{fz} \cdot Z \cdot n / 60 \times 10^3$ (手工进给 $4 \sim 8\ \text{m/min}$)

齿数 $Z = (0.3 \sim 0.4) D / S = 47 \sim 67$ (取 50)

锯片厚度 $S = 0.1D^{1/2} = 1.6\ \text{mm}$

齿距 $t < (8 \sim 10)S$

3.2 修枝过程切削功率

修枝过程圆锯的切削为横向锯切,影响切削力的有多个因素:树种、每齿进给量 V_{fz} 、锯路宽度 b 、锯齿的锐利程度 a_p 、切削角度 W 、斜挫角 h_1 以及木材含水率 a_w 等。

横向锯切功率为

$$N = KbV_f / 60 \times 10^2$$

初单位切削力(以桦木为例)

$$K = 8 - 1.8b + (0.058 - 0.0008V)$$

$$J = 1.84(* 9.81\ \text{MPa})$$

式中: V — 刀具斜磨角; J — 前角。

以桦木为例计算横向锯切功率:

$h = 100$ (锯路高度最大时),齿距 $t = 15.7$

手工进给 V_f 取 $7\ \text{m/min}$, $N = 0.42\ \text{kW}$

切削力为 $F_C = N / V = 3.2\ \text{N}$

4 修枝实验

笔者选择马尾松、晴叶杨、光皮桦 3种径级 $H = 110$ 的树枝进行了修枝实验。从验算分析和实验结果可以证明该高枝修枝机具的研制可大大减轻园林工人的劳动强度,提高工作效率,非常适用于我国的园林修枝,达到了设计要求。

但在切削刀具上如能做一些改进,如利用硬质合金圆锯片,机具的性能将改善。在刀头上做一些结构变动该机可做为一些经济林果品的采收器。

(参考文献略)

辛继红¹, 全腊珍¹, 王宏斌², 任述光¹

(1.湖南农业大学 工程技术学院,湖南 长沙 41012&

2.西北农林科技大学,陕西 杨凌 712100)