

基于径向基函数神经网络的探空仪湿度 传感器曲线拟合

杨子宾 王晓蕾 张伟星 李萍

(解放军理工大学气象学院, 南京 211101)

摘要 针对数字式探空仪上采用的 XGH-02 型高分子碳膜湿敏电阻湿度感应元件, 采用正规化径向基函数(RBF)神经网络模型对其进行曲线拟合, 与传统的曲线拟合效果相比较, 寻求一种更加准确的湿度传感器标定和误差的校准模型。用训练样本和检验样本对建立的 RBF 模型分别进行训练和检验结果表明, 建立的 RBF 模型有效提高了湿敏电阻的准确度, 其测量的最大误差为 2.0298%(RH), 明显好于采用现用公式的测量准确度。

关键词 高分子碳膜湿敏电阻 径向基函数 神经网络 曲线拟合

引言

近年来, 探空仪逐渐采用现代电测传感器技术和数字化测量技术, 如湿度传感器摒弃了原来的鼓膜状肠衣, 而采用 XGH-02 型高分子碳膜湿敏电阻。这种湿敏电阻的电阻值随着相对湿度的增加而增大, 但相对湿度与电阻之间是非线性的, 并且它们之间的关系还与温度有关。这种湿敏电阻是不可重复性使用的, 因此在确定相对湿度与电阻之间的关系式时, 只能通过抽取同一批湿敏电阻样本进行标定, 用样本确定的关系式代表该批的输入输出特性。目前各型号所采用公式的准确度仍有待进一步提高, 研究和采用新的方法寻求相对湿度与湿敏电阻和温度之间的关系, 进一步减小误差, 对探空技术来说是十分必要的^[1~4]。

神经网络能够逼近任意非线性关系。选用性能优良、逼近能力更强和收敛速度快的神经网络, 通过训练, 可以很好地拟合湿度传感器的特性曲线。由于人工神经网络模型确立的函数关系是通过神经元间的连接权值与阈值来实现的, 只需要由网络响应值转换带来的适应值信息, 而不需要具体的函数形式^[5~7]。

1 径向基函数神经网络

径向基函数(RBF: Radial Basis Function)神经

网络是一种在高维空间进行插值和局部逼近的神经网络。径向基函数作为一种局部逼近网络, 对于每个训练样本, 只需对少量的权值和阈值进行修正, 因而训练速度较快^[6~8]。

本文采用正规化径向基函数网络进行湿度传感器的曲线拟合, 利用 MATLAB 软件进行编程实现径向基函数算法。经过训练样本训练网络, 确定网络的权值和阈值, 然后用检验样本检验网络的性能。

1.1 正规化 RBF 神经网络结构

正规化 RBF 神经网络模型(以下简称 RBF 模型)的结构如图 1 所示。其特点是: 网络具有 N 个输入节点, P 个隐节点, l 个输出节点; 网络的隐节点数等于输入样本数, 隐节点的激活函数常采用具有式(1)所示的 Gauss 形式。

$$\varphi(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

式中, $r = \|X - X^P\|$, X 为样本数据点, X^P 为样本数据点的中心, r 表示样本数据点 X 与中心 X^P 的距离; σ 为基函数的扩展常数或宽度, 可根据数据中心的散布而确定。为了避免每个径向基函数太尖或太平, 一种选择方法是将所有径向基函数的扩展常数设为:

$$\sigma = \frac{d_{\max}}{\sqrt{2P}} \quad (2)$$

式中, $d_{\max}$ 是样本之间的最大距离^[9]。

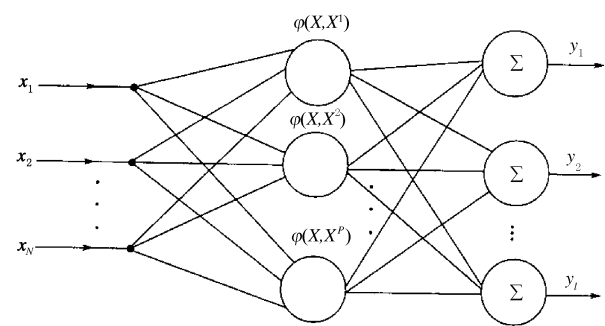


图 1 RBF 模型结构

1.2 正规化 RBF 神经网络算法

采用 RBF 模型时,隐节点数即样本数,基函数的数据中心即为样本本身,只需考虑扩展常数和输

$$U=\left\{\frac{D_1}{\ln\left[\frac{R_u(D_5t^2+D_4t+D_3)}{R_0(D_5t_0^2+D_4t_0+D_3)}\right]}-D_2\right\}[1+0.0025(t-20)] \tag{4}$$

式中, U 为相对湿度,单位: %RH; $D_0 \sim D_5$ 为相应的常数, $D_0 = 1.07512$, $D_1 = -208.3803$, $D_2 = -131.1572$, $D_3 = 1.07512$, $D_4 = -2.832918 \times 10^{-3}$, $D_5 = -4.865491 \times 10^{-5}$; R_0 和 R_u 分别为活化时和标定时的湿敏电阻阻值(单位: Ω); t_0 和 t 分别为活化时及标定时的温度(单位: $^{\circ}\text{C}$)。

本文采用的数据是生产厂家在 20°C 标定条件

出节点的权值。输出层的权值常采用最小均方算法(LMS),LMS 算法的输入向量即隐节点的输出向量,权值调整公式为:

$$\Delta W_k = \eta(d_k - W_k^T \Phi) \Phi \tag{3}$$

式中, W_k 为权值矩阵; ΔW_k 为相应的权值调整矩阵; η 为权值调整的步长; d_k 为 RBF 模型输出与理想输出的差值矩阵; Φ 为由式(1)确定的基函数矩阵^[9]。

2 正规化 RBF 神经网络模型建立及结果分析

生产厂家对同一批 XGH-02 型高分子碳膜湿敏电阻抽取样本,进行湿度标定,通过函数拟合得到的这一批湿敏电阻的相对湿度计算关系式如下:

下,在不同湿度标定点所测得的湿敏电阻各个参数的标定数据。由于生产厂家标定设备的限制,相对湿度的高湿部分只能标定到 92%(RH)。本文旨在通过研究、分析和比较,寻找一种更加准确的湿度传感器标定和误差的校准模型。

训练样本的相对湿度标定点及标定数据如表 1 所示。

表 1 湿度传感器训练样本各标定点的数据

	标定点/(%RH)									
	15	50	55	92	92	75	55	50	35	15
R_0/Ω	10.2	10.2	10.2	10.2	11.5	11.5	11.5	11.5	11.5	11.5
$t_0/^{\circ}\text{C}$	25.8	25.8	25.8	25.8	26.7	26.7	26.7	26.7	26.7	26.7
R_u/Ω	11.54	25.45	29.9	368.13	288.75	111.74	38.9	32.06	19.84	13.19
$t/^{\circ}\text{C}$	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20

注: R_0 和 R_u 分别为活化时和标定时的湿敏电阻阻值(单位: Ω), t_0 和 t 分别为活化时及标定时的温度(单位: $^{\circ}\text{C}$)。

RBF 模型以训练样本 10 个标定点 4 个参数值作为输入,即 10 个输入节点,4 个隐层节点,以相对湿度的标定值作为目标输出,即输出层有 10 个输出节点。

由于不同湿度标定点的温度都是 20°C ,其径向基函数的扩展常数就为 0,使径向基函数没有意义。因此根据公式(1),采用近似求极限的方法处理,可得其径向基函数为:

$$\varphi(|t_i - \bar{t}|) = e^{-1/2} (i=1,2,\cdots,10) \tag{5}$$

式中, t_i 为相对湿度各个标定点标定时的温度值(单位: $^{\circ}\text{C}$); $\bar{t}$ 为 t_i 的中心值(单位: $^{\circ}\text{C}$)。

利用 MATLAB 软件按基于径向基函数技术的函数拟合算法及 RBF 模型的算法进行编程,程序经过 53 次的权值和阈值调整,达到了预期误差范围内的理想拟合效果,网络最终的权值和阈值分别为:

$$W = \begin{bmatrix} 1.1927 & 1.5001 & 1.3948 & 2.2527 & 12.8487 & 6.4563 & 5.3201 & 5.4644 & 4.6135 & 2.1224 \\ 0.4737 & 1.1945 & 1.5713 & 2.7825 & 13.1436 & 6.4523 & 6.0516 & 5.8919 & 3.7950 & 2.3291 \\ 5.8110 & 18.6938 & 21.5802 & 1.0999 & 4.0173 & 30.8164 & 21.1483 & 19.0166 & 12.8220 & 5.2320 \\ 5.8707 & 17.2039 & 18.0389 & 41.4108 & 38.4355 & 19.0589 & 16.8684 & 15.3608 & 11.7213 & 5.1702 \end{bmatrix}$$

$b=[-7.9866 \quad -26.5655 \quad -28.3477 \quad -66.7048 \quad -62.2142 \quad -30.7752 \quad -25.8090 \quad -24.3195 \quad -17.8677 \quad -7.8324]$

利用 RBF 模型进行湿度电阻的曲线拟合,在权值和阈值调整过程中,拟合的总误差平方的变化曲线如图 2 所示。

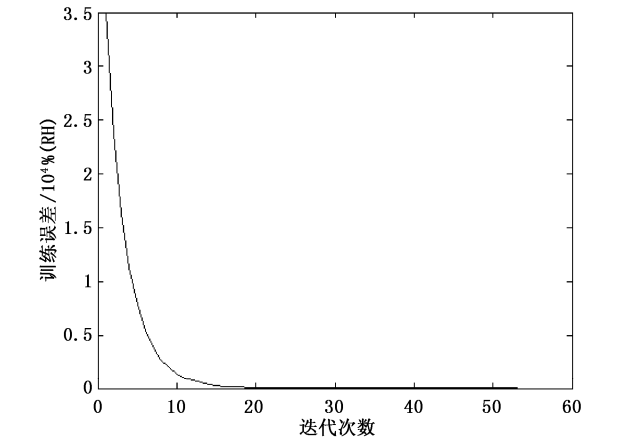


图 2 权值和阈值调整过程中拟合的总误差平方变化曲线

RBF 模型与公式(4)所得的训练样本各湿度标定点的相对湿度值及其误差如表 2 所示。

表 2 RBF 模型与公式(4)所得的训练样本

相对湿度值及其误差的对比		% (RH)				
		标定点				
		15	50	55	92	92
RBF 模型	相对湿度	14.9992	49.9988	54.9990	91.9564	91.9737
	误差	0.0008	0.0012	0.0010	0.0436	0.0263
公式(4)	相对湿度	11.54	48.89	53.81	91.12	88.16
	误差	3.46	1.11	1.19	0.88	3.84

		标定点				
		75	55	50	35	15
		75	55	50	35	15
RBF 模型	相对湿度	75.0000	54.9997	49.9995	34.9993	14.9995
	误差	0.0000	0.0003	0.0005	0.0007	0.0005
公式(4)	相对湿度	77.69	57.84	52.49	35.08	12.81
	误差	-2.69	-2.84	-2.49	-0.08	2.19

由表 2 可以看出 RBF 模型的拟合效果要明显好于公式(4)的拟合效果。

通过将 9 个检验样本输入网络模型获得的相对湿度输出值,即对训练样本建立的 RBF 模型进行 9 次检验,来检验 RBF 模型的性能。利用 RBF 模型和公式(4)所得的各个检验样本各相对湿度标定点的相对湿度误差如表 3 所示。

表 3 RBF 模型和公式(4)所得各检验样本相对湿度误差的对比

标定点	检验样本 1		检验样本 2		检验样本 3		检验样本 4		检验样本 5	
	RBF 模型	公式	RBF 模型	公式	RBF 模型	公式	RBF 模型	公式	RBF 模型	公式
15	-0.1434	4.53	0.0824	3.07	-0.3933	3.69	-0.5356	4.32	0.0540	3.70
50	-0.1110	2.26	0.2315	-0.28	-1.041	1.75	-1.5132	2.55	0.3150	1.93
55	0.0016	2.15	0.2311	-0.22	-1.1149	1.75	-1.6573	2.43	0.3875	1.96
92	-2.0298	1.38	0.0375	-0.37	0.0387	0.58	0.0390	0.83	0.0376	0.63
92	-1.7992	5.33	-0.0156	4.03	-0.4966	5.17	-0.8730	2.52	0.1173	1.81
75	-1.6972	-1.76	0.7410	-2.86	-0.5532	-1.64	-0.6747	-3.73	-0.1467	-4.48
55	-0.2626	-2.16	0.3881	-2.63	0.4704	-1.96	-0.7545	-3.36	0.4989	-4.03
50	-0.5494	-2.03	-0.3003	-2.39	-0.6383	-1.70	-0.9163	-3.10	0.4103	-3.82
35	-0.7951	0.09	-0.0674	0.25	-0.6673	0.48	-0.8899	-0.85	0.2212	-1.29
15	-0.4218	3.16	0.0207	4.37	-0.3153	3.15	-0.4123	1.66	0.0781	2.80

标定点	检验样本 6		检验样本 7		检验样本 8		检验样本 9	
	RBF 模型	公式	RBF 模型	公式	RBF 模型	公式	RBF 模型	公式
15	0.1129	4.35	0.0422	6.74	0.2296	2.58	-0.0089	3.57
50	0.5013	3.19	0.4678	5.27	0.9318	0.83	0.2132	1.55
55	0.6156	3.06	0.6320	5.15	1.13	1.01	0.3376	1.58
92	0.0374	0.27	0.0376	1.51	0.0370	-0.13	0.0378	-0.44
92	0.1547	1.86	0.1156	2.52	0.1891	2.27	0.0952	1.63
75	0.1159	-4.70	0.1433	-2.67	-0.2558	-3.58	-0.4481	-3.01
55	0.7680	-5.26	0.3806	-2.18	0.8534	-3.79	0.3285	-2.26
50	0.6513	-5.23	0.2993	-1.91	0.7724	-3.58	0.2180	-1.91
35	0.3937	-3.18	0.1675	0.35	0.5246	-1.48	0.0462	0.27
15	0.1524	0.18	0.0637	2.95	0.2179	1.20	-0.0004	2.38

由表 3 可以看出利用 RBF 模型的拟合效果要明显好于公式(4)的效果,且检验样本经过 RBF 模型计算,其输出结果最大误差为 2.0298%(RH),符合相对湿度测量的误差要求。因此,由训练样本训练的 RBF 模型在同一批高分子碳膜湿敏电阻中具有良好的移植性,即在同一批高分子碳膜湿敏电阻的标定和误差校准时,可以通过抽取一定量的训练样本训练得到的 RBF 模型来对这批传感器进行标定和误差校准。

3 结束语

由上述 RBF 模型的拟合曲线和计算公式计算的训练样本和检验样本的结果和误差对比来看,RBF 模型的标定误差要明显小于计算公式的标定误差,并且 RBF 模型具有良好的移植性。因此,在 高分子碳膜湿敏电阻的标定以及实际测量过程中,利用 RBF 模型来进行相对湿度的计算,将会提高相对湿度的测量准确度。此外,径向基网络只需知道输入输出量就可以建立一个有关网络的隐函数,就

像黑匣子一样,不必像用传统回归方法一样,考虑选择模型的各个因子,避免了因子选择的主观性以及建立方程后的各种显著性检验^[7~8]。

参考文献

[1] 张伟星. 高空气象探测教程[M]. 北京:解放军出版社,2006.

[2] 林晔. 大气探测学教程[M]. 北京:气象出版社,1993.

[3] 徐文静,郭亚田,黄炳勋,等. GTS 探空仪碳湿敏元件性能测试分析及相对湿度订正[J]. 气象科技,2007,35(3):423-428.

[4] 张立功,陈志斌,王勇. L 波段雷达-电子探空仪系统对比观测分析[J]. 气象科技,2007,35(1): 123-126.

[5] 金龙. 人工神经网络技术发展及在大气科学领域的应用[J]. 气象科技,2004,32(6): 385-387.

[6] 周开利,康耀红. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计[M]. 北京:清华大学出版社,2005:101-103.

[7] 董长虹. Matlab 神经网络与应用[M]. 北京:国防工业出版社,2007:121-124.

[8] 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,2005:116-119.

[9] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京:机械工业出版社,2009:163-170.

Curve Fitting of Humidity Sensor Used in Digital Sonde Based on RBF Neural Network

Yang Zibin Wang Xiaolei Zhang Weixing Li Ping

(Institute of Meteorology, PLA Univ. of Sci. & Tech., Nanjing 211101)

Abstract: The curve fitting of XGH-02 macromolecule carbon hygristor used in digital sondes is studied, based on the model of RBF (Radial Basis Function) neural network. Compared with the traditional method of curve fitting, a more precise model of sensor and error calibration is presented. The training and testing of the RBF neural network the model with training and testing samples indicates that the model of the RBF neural network can improve the accuracy of humidity resistance effectively, and the maximum error of measurement is 2.0298% (RH), which is smaller than that of the existing formula.

Key words: macromolecule carbon hygristor, RBF, neural network, curve fitting