

基于 BP 神经网络的输电线路覆冰增长模型研究

罗毅¹, 姚毅¹, 李莺¹, 王锴¹, 邱玲²

(1. 四川理工学院自动化与电子信息学院, 四川 自贡 643000; 2. 四川理工学院计算机科学学院, 四川 自贡 643000)

摘要:分析了现有输电线路覆冰增长模型在预测中的不足以及神经网络对非线性映射变量表达的优越性,提出了一种基于 Levenberg - Marquardt 学习算法的 BP 神经网络的覆冰增长预测模型。通过实验获取的覆冰增长数据样本训练 BP 网络,利用收敛的网络进行输电线路覆冰增长的预测,仿真实验误差 1mm 以下的有 7 组数据,远高于对比模型 makkonoe 模型的 3 组,验证了模型有效性,对输电线路的覆冰研究和预防有重要意义。

关键词:输电线路;覆冰增长;BP 神经网络;Levenberg - Marquardt;预测

中图分类号:TP29

文献标识码:A

引言

随着智能电网的发展和近年来恶劣天气频发,安全可靠的电力网建设显得非常重要。2008 年的冰雪灾害造成了多起安全事故和巨大的经济损失,如何防治输电线路的覆冰灾害已经成为智能电网建设中首要解决的问题之一^[1]。

目前关于输电导线的覆冰增长模型都是导线表面微气象参数与覆冰增长的数学关系模型,这些模型的理论依据虽然已经相当完善,在模型参数严格准确条件下也能够准确地预测覆冰的增长情况。但这种严格基于数学推导的模型有很大的缺陷,即在所需气象参数分辨率达不到要求时,模型的数学公式就失去意义,不再能准确反映覆冰的增长情况。

能适应参数不严格准确的导线覆冰增长模型研究成为一项紧迫的工作,在输电线路防冰研究中,能够掌握覆冰增长规律并准确预测对导线覆冰的防治工作具有重要的指导性。为此,本文在综合研究了典型覆冰形成条件及变化规律后,仿真实现了一种基于 BP 神经网络的覆冰增长模型,并进行了性能评价。

1 覆冰增长的影响因素

覆冰是液态过冷却水滴撞击导线表面,释放潜热固化的物理过程,与热量交换和传递密切相关。导线覆冰的增长与风速、已覆冰时间及密度、降水量、水滴直径、温度、空气湿度等因素有关。覆冰的类型也有干增长与湿增长,均匀与非均匀之分^[2]。由于采用非线性的神经网络模型,故本文主要考虑风速、温度、相对湿度、压强四个参数,未考虑覆冰增长类型。预测模型系统原理图如图 1 所示,由传感器群、前置放大、多通道 A/D 变换器及信号处理等部分组成。前端监测数据的获得非常重要,其中风速、温度、相对湿度等数据都可以利用现有的传感器精确采集,从而为模型提供非常可靠的数据基础。

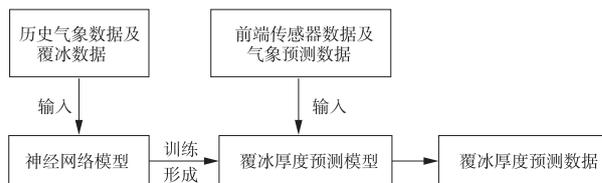


图 1 预测模型系统原理图

收稿日期:2011-12-28

基金项目:四川省电力公司资助项目(LG2010-68);人工智能实验室运行和开放式研究基金(LG2010-67)

作者简介:罗毅(1973-),男,四川南部人,副教授,硕士生,主要从事智能控制和信息处理方面的研究,(E-mail) LYLILA@126.com

2 神经网络模型的建立

在小型人工覆冰实验室模拟覆冰实验得到了风速、温度、相对湿度、压强四个主要影响因素和对应导线覆冰增长数据,根据四个输入参数及预测精度选用四层神经元的BP神经网络作为预测模型。预测模型的网络拓扑结构如图2所示,算法流程如图3所示。

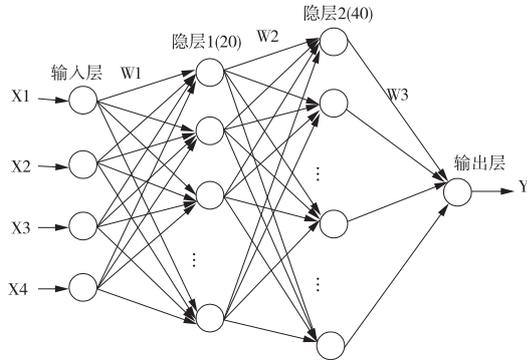


图2 预测模型的网络拓扑结构

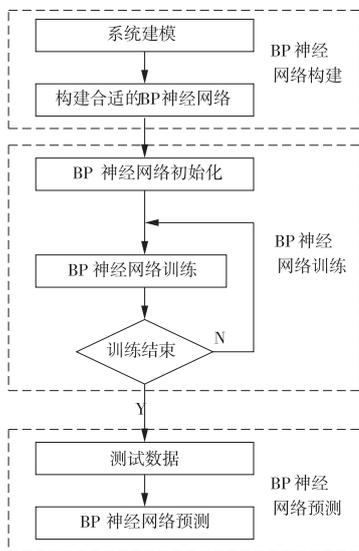


图3 预测模型的算法流程

3 预测模型的学习算法

为加快训练和收敛速度,采用一种对牛顿算法改进后不需要计算 Hessian 矩阵的学习方法:Levenberg - Marquardt 训练法。此算法中把 Hessian 阵用 $H = J^T J$ 近似替代他的梯度为 $g = J^T e$,其中 J 是雅克比(Jacobian)矩阵,e 是网络训练误差矢量。J 含有网络训练误差的一阶导数:

$$\frac{\partial E}{\partial v_{ij}} = \sum_{k=1}^n \frac{\partial E}{\partial z_k} \frac{\partial z_k}{\partial v_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial z_i} \frac{\partial z_i}{\partial v_{ij}}$$

E 是多个 z_k 的函数,但只有一个 z_i 是与 v_{ij} 相关的,各 z_k 间相互独立,而其中

$$\frac{\partial E}{\partial z_i} = \frac{1}{2} \sum_k \left[-2(t_k - z_k) \cdot \frac{\partial z_k}{\partial z_i} \right] = -(t_i - z_i)'$$

$$\frac{\partial z_i}{\partial v_{ij}} = \frac{\partial z_i}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial v_{ij}} = f'(net_i) \cdot y_j$$

所以 $\frac{\partial E}{\partial v_{ij}} = -\delta_i y_j$, 设输入点的误差为 $\delta_i = (t_i - z_i) \cdot f'(net_i)$, 其中 $f'(net_i)$ 是隐层结点的输出。

表现函数 $x_{k+1} = x_k - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e$, 当 $\mu = 0$ 时, 就是具有近似 Hessian 阵的牛顿算法。 μ 大于 0 时, LM 算法就更接近小步长的梯度法。在迭代过程中,如果训练成功就减小 μ 的值,训练失败就增加 μ 的值,直到函数减小到一定值^[3-5]。

4 模型的仿真与评价

4.1 数据预处理

选用2007年2月27日至2007年3月1日某线路的覆冰在线监测系统采集的数据。由于训练前数据范围对网络训练的收敛速度有重要影响,故对样本数据进行归一化,数据输出网络时再进行一次反归一化。

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

其中 $X = \{a, b, c, \dots\}$ 是原输入数据, X_{\min} 和 X_{\max} 是输入数据 $\{a, b, c, \dots\}$ 中的最小值与最大值, X' 是归一化后的数据。

4.2 模型的仿真

为防止模型陷入局部收敛或者过拟合现象,要把样本分成训练数据、变量数据和测试数据^[6]。本文把所有的数据样本分成三部分,其中训练组数据占全部样本的60%,变量组数据占全部样本的20%,余下的20%数据作为测试数据,对预测模型进行评价。输入节点数为4,输出结点数为1,第一隐层结点数为20,第二隐层节点数为40。学习规则采用 Levenberg - Marquardt 法 ($net.trainFcn = trainlm$) 的训练算法,训练要求精度 0.001,在 Matlab2010 环境下建模仿真。

图4为30组训练组和10组变量组训练过程的仿真实现,可以看出训练的收敛程度非常好,基本上与训练样本完全拟合。同时对训练输出值和期望输出向量做线性回归后观察回归系数,训练组的R达到了0.9906,变量组R也达到0.8703,两组训练数据输出对期望值的跟踪都较好。

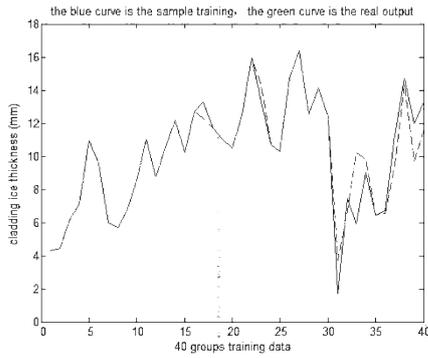


图 4 训练仿真图

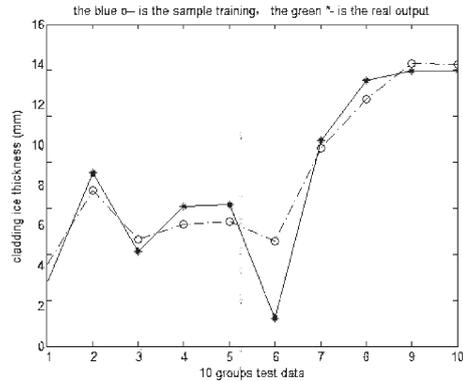
4.3 预测性能评价

训练结束后,为了检测模型的泛化性能,用前述十组微气象参数作为测试输入,把网络的覆冰厚度预测值与对应的期望输出向量进行线性回归分析,以检测模型的预测能力,预测输出和期望的仿真结果和线性回归分析如图 5 所示。

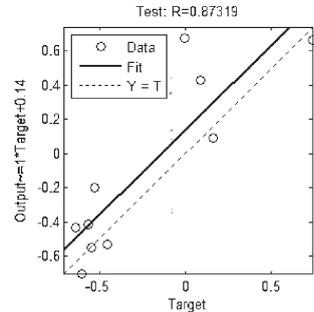
再把同一组数据利用现常用的输电线路覆冰数学模型 Makkonen 模型进行预测,并将其预测值与本文预测值同列于表 1 中。

根据表中的预测数据,可以得到本文方法的误差在 1 mm 以下的预测占测试数据的 70%,误差在 1~2 mm 的预测占数据的 20%,误差在 2mm 以上的预测占 10%。而 Makkonen 模型误差在 1 mm 以下的预测占数据

的 30%,误差在 1~2 mm 的预测占数据的 20%,误差在 2 mm 以上的占数据的 50%。由此可见,基于 BP 神经网络的输电线路覆冰模型在覆冰增长预测过程中要明显优于传统的数学模型。



(a)测试组数据的冰厚仿真图



(b)预测数据和实际冰厚度的线性拟合度

图 5 预测模型的测试和线性拟合度分析

表 1 某线路微气象数据、覆冰情况及预测值表

时 间	垂直载荷 (N)	环境温度 (°C)	环境湿度 (%)	风速 (m/s)	气压 (MPa)	覆冰厚度 (mm)	本文预测 (mm)	Makkonen 模型 (mm)
2. 27/12:15	18925	-8	84	5	827.06	5.0654	5.2139	6.2161
2. 28/02:19	20444.6	-7	85	5	825	5.5905	6.1227	4.9243
2. 28/05:25	21700.7	-7	85	3	823.17	7.494	7.8404	7.7563
2. 28 /10:41	23028	-6	83	4	822.25	9.0148	9.0012	9.3257
2. 28/16:53	21293.96	-6	82	2	824.08	7.0649	6.8496	10.2157
2. 28/22:10	24799.09	-7	80	3	823.11	13.3491	12.6132	11.843
2. 28/23:14	24739.28	-7	80	3	822.16	10.9236	11.0242	13.9154
3. 1/02:23	27466.82	-8	80	3	823.17	10.6422	12.3784	14.3233
3. 1/05:32	27921.41	-8	80	7	825.23	10.9342	10.0131	16.4162
3. 1/07:40	28112.81	-8	81	11	826.37	9.9906	6.6903	12.6743

5 结束语

本文提出的基于 B-P 神经网络的输电线路覆冰增长模型具有自适应、自组织、自学习、推理及联想记忆功能,能处理多种不确定性因素,能给出具体条件下的覆冰模式和治理方案。用 B-P 神经网络模型来解决输电

线路覆冰增长预测的方法,能有效解决传统数学模型难以适应各种随机性和非线性因素问题,从而较好地解决导线覆冰厚度预测的计算及仿真问题。本模型的应用可提高输电线路的安全性能,能提高对输电线路覆冰的预测和除冰、风险评估水平。

参考文献:

- [1] 刘春城,刘 佼.输电线路导线覆冰机理及雨淞覆冰模型[J].高压电技术,2011,37(1):241-248.
- [2] 刘浩梁,陆佳政,周力行,等.微气象条件下架空地线的覆冰增长[J].电力建设,2010,31(4):5-8.
- [3] 张 欣.递归神经网络的并行 LM 算法[J].机械管理开发,2008,23(6):170-171.
- [43] 宁爱平.基于 LM 算法的 BP 神经网络的混沌背景下瞬态弱信号检测[J].科技情报开发与经济,2007,17(6):217-218.
- [5] 缪新颖,褚金奎,杜小文.LM-BP 神经网络在大坝变形预测中的应用[J].计算机工程与应用,2011,47(1):220-222.
- [6] 李晓慧.基于 MATLAB 的 BP 神经网络的应用[J].科技信息,2010(26):86-87.

Study on Transmission Line Ice Accretion Mode Based on BP Neural Network

LUO Yi¹, YAO Yi¹, LI Ying¹, WANG Kai¹, QIU Ling²

(1. School of Automation and Electronic Information, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China;

2. School of Computer Science, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China)

Abstract: After analyzing the deficiency of existing prediction accuracy of ice accretion on transmission lines and the superiority of neural network for nonlinear variable mapping, a new method based on BP neural network which taked the Levenberg-Marquardt learning algorithm was proposed. This new prediction model was practiced by the ice growth data of experiment. Using the convergent prediction model, a successful ice growth prediction experiment was set up. The simulation result shows that there are 7 groups of prediction error less than 1mm, which is much better than the 3 groups of Makkonoe model. The prediction simulation verified that this new prediction model is a effective model. This new model plays a significant role in the prediction and prevention research.

Key words: transmission line; ice accretion; BP neural network; L-M algorithm; prediction