

利用时域数据的输电塔结构损伤神经网络评估法

祝 贺^[1, 2]

(1. 东北电力大学建筑工程学院, 吉林 132012 ; 2. 沈阳工业大学电气工程学院, 沈阳 110178)

摘 要: 输电塔结构的结构损伤检测是电力线路正常运行的重要保障手段, 通过基于时间序列分析 AR-MA 模型阐述了输电塔结构损伤预警的时间序列方法, 并基于神经网络分析方法给出了输电塔结构损伤预警的处理步骤, 从而可以有效地实现结构损伤评估。500 kV 输电塔结构损伤评估算例表明, 提出的损伤评估方法对结构损伤具有敏感性, 具备实时在线损伤预警的应用价值。

关键词: 时域数据; 输电塔结构; 结构损伤; 神经网络

基金项目: 中国电机工程学会电力青年科技创新项目(200816); 吉林省教育厅“十一五”重点科研项目(200751)

中图分类号: TM753

文献标识码: A

文章编号: 1007-1881(2009)05-0010-04

Neural Network Appraisal Method of Transmission Tower Structure

Damage by Time Domain Data

ZHU He^[1, 2]

(1. School of Architecture Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China;

2. School of Electrical Engineering, Shenyang Industrial University, Shenyang 110178, China)

Abstract: The transmission tower structure damage examination is important safeguard method of power line. This article analyzed the structure damage method based on ARMA model. The warning processing step of tower structure damage was given based on neural network analysis method in this paper, thus the structure damage might be appraised effectively. The 500 kV transmission tower structure damage appraisal example indicates that the damage appraisal method is sensitivity to the structure damage, which has the realtime online damage early warning application value.

Key words: time domain data; transmission tower structure; structure damage; neural network

输电塔是重要的电力传输承载结构, 对风荷等外界载荷反应敏感。近年来我国东南沿海频繁遭受强风作用, 强风作用对每个输电塔的影响程度是不同的, 最严重后果为输电塔的倒塔^[1], 轻度后果为输电塔的内部损伤, 而这样的损伤在塔结构的外观是无法发现的, 从而成为下次强风作用的灾变诱因。

本文利用时间序列方法, 通过有限元软件数值模拟得到输电塔的各阶模态, 利用神经网络分析法完成了输电塔结构的损伤识别。

1 神经网络法适用于输电塔结构损伤检测

输电塔结构是一种复杂的空间结构, 由于有相当的高度, 且受带电作业的影响, 对塔结构进行健康检测与损伤定位是一项艰巨的任务。对输

电塔结构进行结构损伤检测、诊断和评估是运用数学模型描述结构动力指标的过程, 对于遭受不同程度破坏的塔结构, 其本身的某些特性将发生变化, 在某个位置出现的损伤将导致结构固有频率和模态振型改变, 可以作为特定损伤的指标^[2-4]。运用有限单元法可以对不同损伤引起的模态参数的改变进行计算并保存在数据库系统中, 通过将实测模态参数的变化与存储在数据库中可能的损伤序列模态参数的变化进行损伤模式的比较与匹配, 来识别损伤。

运用神经网络进行结构损伤检测就是这样一种模式匹配, 它包括训练阶段和检验阶段, 训练阶段是建立损伤模式数据库的过程, 检验阶段就是损伤模式匹配的过程。由于神经网络具有自适应的能力, 能够通过训练阶段获得健康结构和损

伤结构所具有的有关知识和信息，且具有联想、记忆、模式匹配的能力，能够存贮学习过程中的损伤知识。神经网络本身就是一个从输入到输出的映射函数关系，具有分辨结构状态的原因及结构损伤类型的能力，因此，利用时域数据和神经网络非常适合于输电塔结构的损伤检测与损伤程度评估。

2 损伤预警时间序列方法的原理

时间序列分析是概率统计学科分析动态数据序列统计特性的一个重要分支。在结构健康检测应用中，首先沿一定高度在铁塔上布置传感器，由传感器在一定采样频率下获得的按时间先后顺序排列的检测数据（加速度时程、速度时程、位移时程）。损伤预警的时间序列方法，就是对这些检测数据建立差分形式的数学模型^[5]，再根据模型进行状态特征提取和损伤预警研究的一种方法。

对于输电塔结构，可看作 n 个自由度粘性阻尼系统，其振动微分方程可表示为：

$$M\ddot{x} + C\dot{x} + Kx = f(t) \quad (1)$$

式(1)等价于一个 $2n$ 阶非齐次微分方程组，假设单点激励为 $f(t)$ ，写出结构振动微分方程为：

$$\begin{aligned} & 2n x^{(2n)} + 2n-1 x^{(2n-1)} + \dots + 1x + 0x = \\ & 2n-2 f^{(2n-2)} + 2n-3 f^{(2n-3)} + \dots + 1f + 0f \end{aligned} \quad (2)$$

将式(2)离散化，得差分方程：

$$x_k - \sum_{l=1}^{2n} a_l x_{k-l} = b_0 f_k - \sum_{l=1}^{2n-2} b_l f_{k-l} \quad (3)$$

式(3)是一个阶次为 $p = 2n$ ， $q = 2n - 2$ 的 ARMA 时间序列模型，系数 a_l ， b_l 分别为第 l 阶 AR，MA 系数， a_l ， b_l 在离散时间步长 (t) 一定时间内只与系统的固有特性 M ， C ， K 有关，引入后移算子，上式可对称地记为：

$$a(B)x_k = b(B)b_0 f_k \quad (4)$$

移项得：

$$x_k = \frac{b(B)}{a(B)} b_0 f_k \quad (5)$$

由上式可见，模型描述了一个传递函数为 $b(B)/a(B)$ 的系统， $a(B)$ 表征系统的固有特性， $b(B)$ 表征的是系统与外界的联系，以白噪声序列 $b_0 f_k$ 作为输入，说明 ARMA 时间序列模

型不需要了解系统的输入信息，而仅需相应数据 x_k 即可建立系统的参数化模型，这使得时间序列方法能够避免对载荷概率模型和结构有限元模型的依赖。

3 输电塔结构损伤评估步骤

结构损伤诊断与评估是一个逆问题求解的过程，神经网络在此方面具有巨大潜力，神经网络示意图见图1。

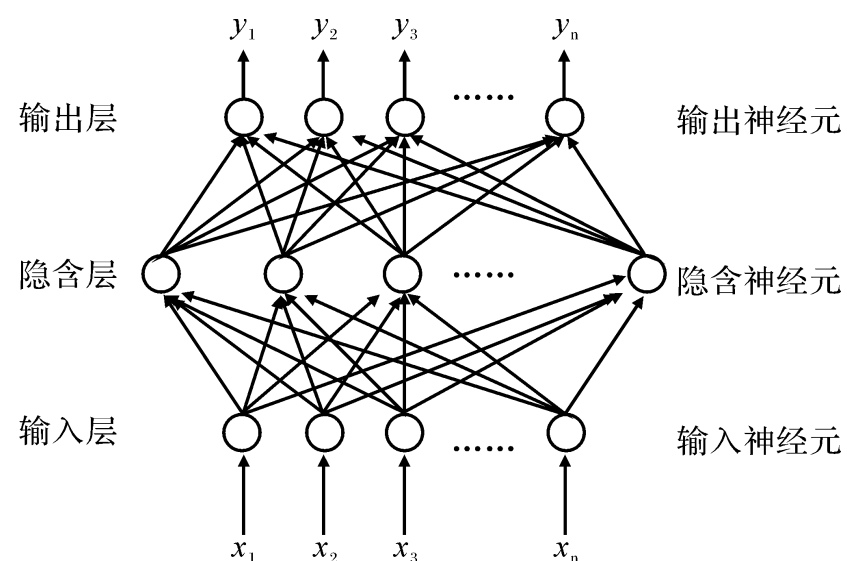


图1 神经网络示意图

(1) 采集结构健康完好状况、损伤状况下的时域检测数据，将健康状况时域监测数据分为两部分：一部分作为训练样本集 S_1 ，另一部分作为参考数据样本集 S_2 ，同时，将损伤状况下的检测数据作为待处理数据样本集 S_3 ，设 3 个样本集中等长数据样本数分别为 n_1 ， n_2 ， n_3 ，逐段进行数据标准化处理：

$$x_{ij}(t) = \frac{X_{ij}(t) - \mu_{ij}}{\sigma_{ij}} \quad (6)$$

式中： $x_{ij}(t)$ 为从第 i 个传感器获得的第 j 段响应数据； μ_{ij} 和 σ_{ij} 分别为 $X_{ij}(t)$ 的平均值和均方差。

(2) 对 3 个样本集的所有标准化数据样本建立 ARMA(p , q) 模型。

(3) 对 ARMA(p , q) 模型参数进行神经网络主成分分析。假设神经网络过滤器由输入层、隐含层、输出层组成，在训练阶段，网络的输入 ARMA(p , q) 为模型中第 j 阶 ARMA(p , q) 参数，记为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}^T$ ，输出为 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}^T$ ，为了便于计算和观察，将输出 Y 变换为包含输入 X 的信息，即神经网络的输出为 Y ：

$$y_i = k(x_i - m_i) + m_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (7)$$

式中： k 为一个正的常数； m_i 为训练样本集中输入矢量的第 i 个元素的平均值。

当网络训练完成后，再将训练中的输入 x 放入网络中，得到网络输出模式估计 \hat{Y} ，则训练阶段的异常指标 (\hat{Y}) 可用欧几里得距离函数表示为：

$$(\hat{Y}) = \hat{Y} - Y \quad (8)$$

检测阶段，将系列来自同一结构、未知来源的模态数据 x_i 放入训练后的神经网络中，得到网络输出 \hat{Y}_t ，其对应的检验阶段异常指标为：

$$(\hat{Y}_t) = \hat{Y}_t - Y \quad (9)$$

式中： $X_t = \{x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{nt}\}^T$ 是检验矢量的输入； $Y_t = \{y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{nt}\}^T$ 是检验矢量的期望输出，其中第 i 个元素为：

$$y_{it} = k(x_{it} - m_{it}) + m_{it} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (10)$$

如果检验阶段的异常指标 (\hat{Y}_t) 偏离训练阶段的异常指标 (\hat{Y})，则表示损伤产生，若两个序列不可分，则表示无损伤。

4 工程实例

选择 500 kV 输电塔结构，运用 ANSYS 软件开发的三维有限元模型见图 2，该模型已经通过现场实测模态参数的验证。

4.1 损伤模式样本的产生

该塔共有构件 1 368 个。安装了 100 个传感器检测结构的健康状况，配有一套便携式 16 通道计算机数据采集系统。

为获得结构动力响应的时程数据，采用高斯白噪声作为激励进行结构动力响应时程分析。加速度响应的采样频率为 100 Hz，以基底



图2 输电塔三维数值模型

激励作用开始 50 s 后开始采样，采样持续时间为 500 s。利用本文所述方法进行结构损伤特征提取，将前 300 s 获得的数据作为训练样本集，后 200 s 获得的数据作为参考数据样本集，同时，各损伤工况的相应取后 200 s 的数据作为待处理数据样本集。根据前述方法确定，模型采用 ARMA(8, 6)，主成分阶次 $m = 3$ 。

4.2 自联想神经网络异常过滤器

通过有限元分析和现场模态测试，该输电塔可以分为 4 类模态，即：整体垂直弯曲模态、整体横向弯曲模态、整体纵向弯曲模态、整体扭转模态。分别构建 4 个自联想神经网络异常过滤器。

(1) 过滤器 1：网络输入为输电塔的整体垂直弯曲模态，取前 15 阶频率，采用 BP 网络，网络结构为 15 - 7 - 7 - 15。

(2) 过滤器 2：网络输入为输电塔的整体横向弯曲模态，取前 6 阶频率，采用 BP 网络，网络结构为 8 - 6 - 6 - 8。

(3) 过滤器 3：网络输入为输电塔的整体纵向弯曲模态，取前 6 阶频率，采用 BP 网络，网络结构为 10 - 6 - 6 - 10。

(4) 过滤器 4：网络输入为输电塔的整体扭转弯曲模态，取前 18 阶频率，采用 BP 网络，网络结构为 18 - 11 - 11 - 18。

通过验证过的三维输电塔有限元模型计算出该塔在无损伤及损伤状态下的理论分析模态频率，每一个损伤模式样本集无损伤模式产生的数据长度都为 500，即每一个样本的输出都按照式(10)计算，形成一系列样本数据集，其中训练神经网络的训练样本集采用无损伤模式样本产生的 500 个数据，检验神经网络的检验样本则采用损伤模式样本产生的样本集，每个样本集都有 500 个数据。

运用训练样本集分别训练 4 个神经网络过滤器，直到满足收敛停止的要求，则过滤器训练完成。

4.3 异常检测结果

将训练样本集的输入放入 4 个训练后的异常过滤器，产生输出，按照(9)式计算出训练阶段的异常指标，如果检验阶段的异常指标序列偏离训练阶段的异常指标，则表示损伤出现并

报警。根据传感器数据提取结构损伤异常指标见图3。

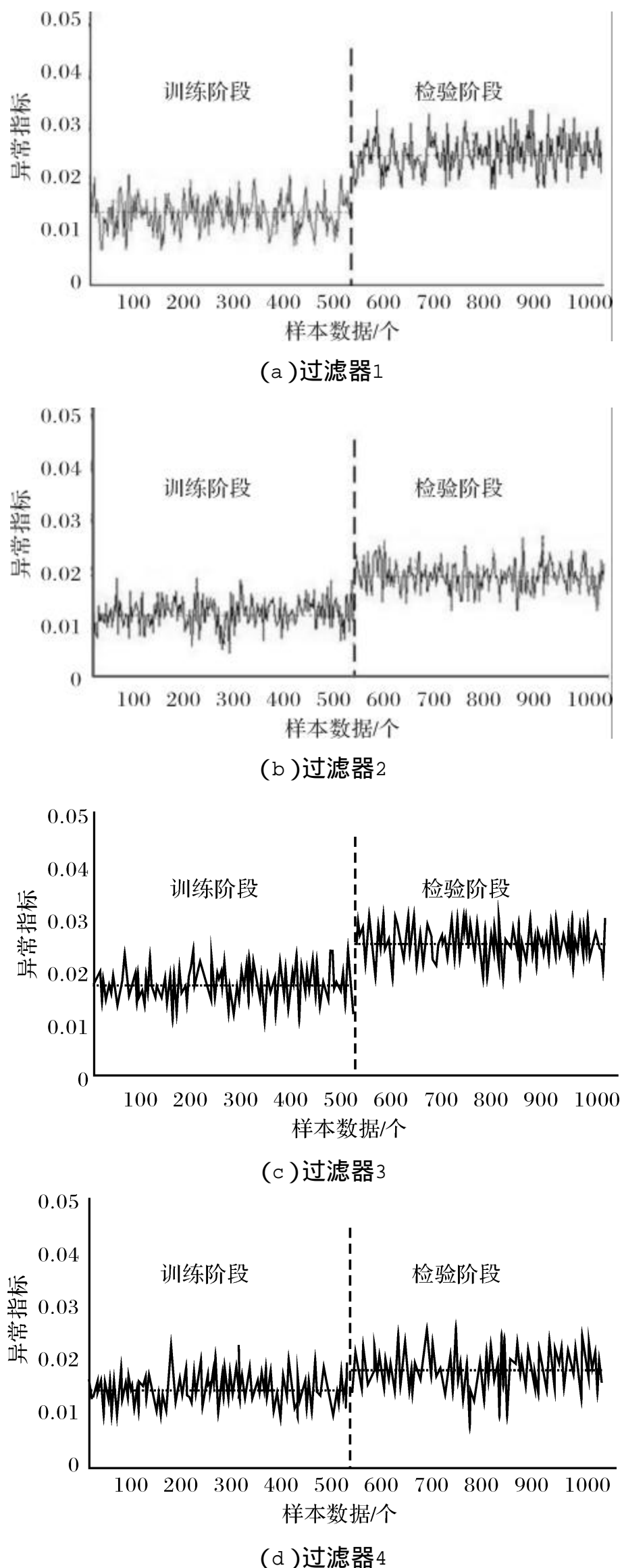


图3 损伤样本的异常指标与样本数据的关系

图3 显示了损伤样本训练阶段和检验阶段的异常指标，其中前500 个为训练样本的异常指标，后500 个为检验样本的异常指标。过滤器1、2、3 的检验异常指标明显偏离训练异常指标，对损伤的产生给与明确的预警。过滤器4 的检验异常指标与训练异常指标刚好可区分。

5 结语

利用时域数据，基于神经网络，通过建立输电塔结构位移、速度响应和结构动力参数之间的非线性关系，成功达到了利用时域数据进行结构损伤评估的目的，并为后续的合理确定损伤位置做了前期铺垫。

参考文献：

- [1] 祝 贺, 徐建源. 基于有限体积法的输电杆塔风场数值模拟[J]. 中国电力, 2008, 41(12): 60-63.
- [2] 尹 娟. 利用时域数据进行结构评估的神经网络方法[J]. 工程建设与设计, 1999(2): 11-13.
- [3] Juan R, Angel C A. Structural damage identification from dynamic test data[J]. Struct Engrg ASCE, 1995, 120(8): 2439-2449.
- [4] Yao G C, Chang K C, Lee G Z. Damage diagnosis of steel frames using vibrational signature analysis[J]. Engrg Mech, ASCE, 1992, 118(9): 1949-1961.
- [5] 欧进萍, 何 林, 肖仪清. 基于ARMA 模型和自由振动提取技术的海洋平台结构参数识别[J]. 应用数学和力学, 2003, 24(4): 398-404.
- [6] 姜绍飞. 基于神经网络的结构优化与损伤检测[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 132-154.

收稿日期: 2009-05-19

作者简介: 祝 贺(1978-), 男, 黑龙江讷河人, 讲师, 博士研究生, 主要从事输电工程教学研究。

(本文编辑: 杨 勇)

欢迎刊登广告