

文章编号: 0253 - 9993 (2005) 06 - 0741 - 05

基于神经网络技术的主通风机首次故障时间分析

阎善郁, 王洪德

(大连交通大学 环境科学与工程学院, 辽宁 大连 116028)

摘要: 针对矿用主通风机系统的可维修特性, 将神经网络技术与系统可靠性工程理论相结合, 提出基于 BP 网络的首次故障时间模型识别方法和基于自适应神经网络的可靠性参数估计方法, 旨在使矿井通风系统可靠性工程与人工智能等学科理论的交叉渗透. 将机器学习引入矿用主通风机可靠性研究过程中, 以提高系统可靠性分布类型识别和参数估计的自动化和智能化水平.

关键词: 主通风机首次故障时间; BP 神经网络; 模型识别; 参数估计

中图分类号: TD441 **文献标识码:** A

Analysis on main fan first failure time based on neural network technique

YAN Shan-yu, WANG Hong-de

(College of Environment Science & Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China)

Abstract: Aimed at the reparable characteristic of main ventilated machine system used in mine, combined neuron network technique with system reliability engineering theories, and put forward the method about the system first failure time identify model based on the BP neural network and the method about system reliability parameters estimation based on the adaptive neuron network. The purpose are to make the mine ventilated system reliability engineering infiltrated across with the artificial intelligence subject theory etc, and inducted the machine learning to the course of the study on main ventilated machine reliability using in mine, and advanced automatization and intelligentization level to identify system reliability distribution model and to estimate the parameters

Key words: main fan first failure time; BP neural network; model recognize; parameter estimation

可维修的矿井通风系统中主通风机首次故障时间是描述主通风机投入使用后首次故障的一个可靠性参数. 它可用于评估主通风机的生产、使用、维护质量等, 是可靠性评估的一个重要指标. 如何采用科学、合理的研究方法有效地评估各类矿用主通风机首次故障时间, 最终形成统一的国家标准, 以便采取必要措施防止故障的发生, 是创造良好井下工作环境, 保障煤矿安全生产的重要任务之一.

目前, 国内外对矿用主通风机首次故障时间的确定, 大多采用传统的数理统计分析方法或专家评价方法等, 实践表明, 这些方法存在诸多弊端. 本文应用神经网络技术实现矿用主通风机可靠性模型的建立和参数估计, 避免了传统数理统计方法的局限性、专家评价的主观性以及数据来源的单一性而导致的可靠性模型和各因素之间不客观的简化. 特别是对于解决诸如矿用主通风机系统这种非线性、离散系统的安全可靠性评价过程中评价因素之间的耦合性等关键问题有着独特的优势; 同时, 这一方法有着较好的模型组织形式和计算机工作平台, 是复杂系统可靠性评价技术的发展方向, 有着广泛的应用前景^[1].

收稿日期: 2005 - 05 - 13

作者简介: 阎善郁 (1955 -), 男, 辽宁大连人, 副教授, 硕士生导师. Tel: 0411 - 84106791, E - mail: hongde1688@126.com

1 基于 BP网络的可靠性模型识别系统

可靠性模型在系统可靠性工程和管理中起着十分重要的作用,从实验室或现场收集到的可靠性数据经分析整理,获得有用的信息,并以此识别出恰当的可靠性模型.一个可靠性模型识别系统一般包括故障数据预处理、故障数据标准化、特征提取、分类器等几个部分,整个识别系统如图 1所示.

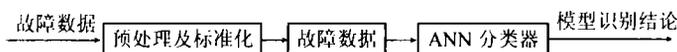


图 1 ANN可靠性模型识别过程

Fig. 1 ANN reliability model recognizing process

由于 BP网络具有强大的模式匹配和非线性映射功能,故用来构建复杂系统可靠性模型识别系统.

1.1 系统可靠性特征的提取

可靠性模型模式识别的首要任务是特征提取,即从系统可靠性数据(包括故障数据或寿命数据)中获取其分布特征的信息.基本要求是:提取的特征应能使分布识别的性能最佳;尽量减小要处理的信息量;保证模型识别系统的稳定性.

为便于对所研究问题的处理,可把输出数据描述为经验分布函数,设 $G(x)$ 为经验分布函数, $x = 1, 2, \dots, N$ 为样本的顺序统计量观测值^[1],则有

$$G(x) = \begin{cases} 0 & (x < x_1), \\ i/N & (x = x_i), \\ 1 & (x = x_N). \end{cases} \quad (1)$$

用 $F(x, \theta)$ 表示样本对应的理论分布函数,其参数可以是标量或向量.这里所说的理论分布是指某一分布族中最接近于经验分布函数的分布.由于分布由参数唯一确定,所以满足下面最优原则的参数唯一确定了最接近的分布,确定 θ^* 使

$$\min D = \min \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [G(x_k) - F(x_k, \theta^*)]^2. \quad (2)$$

利用式(2)求得的最优解 θ^* 即为最接近分布参数,令

$$D_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [G(x_k) - F_i(x_k, \theta_i^*)]^2 \quad (i = 1, 2, \dots, L), \quad (3)$$

式中, $F_i(\cdot)$ 为第 i 个标准分布族; L 为标准分布族个数; N 为样本容量.

显然 D_i 描述了故障数据(或寿命数据)的特征,但为了处理方便,对 D_i 进行了指数规格化,取特征量为

$$I_i = \exp \left\{ c \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [G(x_k) - F_i(x_k, \theta_i^*)]^2 \right\}, \quad (4)$$

式中, c 为一适当比例常数.

1.2 基于 BP网络的可靠性模型识别系统设计

本系统所设计的待识别分布模型有 4 种,即正态分布、负指数分布、Weibull 分布和对数正态分布,分别用 I_1 , I_2 , I_3 和 I_4 表示.其中 $I_1 \sim I_4$ 是由式(4)提取的模型特征量.首先,从以上 4 种已知标准分布随机生成的数据中提取的特征量作为 BP 网络的输入学习样本.用矩阵 P 表示,目标输出用 T 表示,即

$$P = \begin{bmatrix} \text{正态} & \text{负指数} & \text{Weibull} & \text{对数正态} \\ 0.946\ 5 & 0.206\ 7 & 0.418\ 7 & 0.372\ 8 \\ 0.268\ 3 & 0.937\ 3 & 0.485\ 2 & 0.423\ 6 \\ 0.325\ 6 & 0.223\ 1 & 0.987\ 5 & 0.430\ 1 \\ 0.321\ 2 & 0.012\ 4 & 0.323\ 0 & 0.977\ 2 \end{bmatrix}, \quad T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

其次，设计可靠性模型识别的 BP 网络。网络结构取为 4 - 3 - 4，即输入、输出层各 4 个神经元，隐含层 3 个神经元。相关参数选择：最大学习次数 $m_e = 8\ 000$ ，期望误差最小值 $e_g = 0.002$ ，修正权值学习速率 $l_r = 0.01$ ，一般 $l_r = 0.01 \sim 0.07$ 。程序^[2]在 MATLAB 6.0 环境下运行，相应的训练过程曲线如图 2 所示。

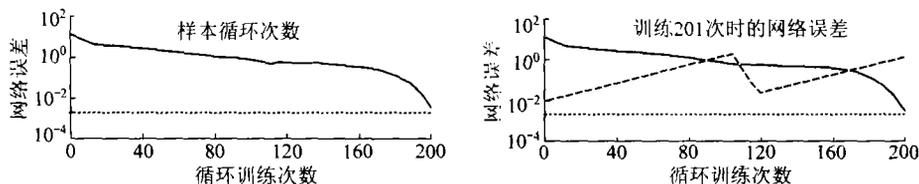


图 2 ANN 模型选择训练过程

Fig. 2 ANN model choice training process

最后，用随机数生成负指数分布、正态分布、Weibull 分布和对数正态分布各 20 组作为检验样本，用训练好的网络进行识别，其识别率见表 1。

表 1 ANN 系统对可靠性模型的识别率

Table 1 identifying rate about ANN system to reliability model

分布类型	正态分布	负指数分布	Weibull 分布	对数正态分布
识别率 / %	98	92	94	92

Weibull 过程模型作为主通风机系统故障率分布函数时，其首次故障时间通常也服从 Weibull 分布^[3]。

2 基于自适应神经网络的可靠性参数估计

在识别出系统可靠性模型后，即可对其进行模型的构建和设计工作。具体是通过系统构成要素等相关寿命数据的分析整理，确定这些随机变量的分布规律和参数。本文采用一种基于自适应神经网络技术的方法实现主通风机系统可靠性参数的估计。

2.1 自适应神经网络模型结构

一个线性的、具有 r 个输入， s 个相并联神经元形成一层的自适应线性神经网络模型，如图 3 所示。其中输入矢量 P 的每个元素 p_k ($k = 1, 2, \dots, r$)，通过权值矩阵 W 与每个输出神经元相连；每个神经元通过一个求和符号在与输入矢量进行加权求和运算后，形成激活函数的输入矢量，并经激活函数 $f(\cdot)$ 作用后，得到输出矢量 A ，即

$$A_{S \times 1} = f(W_{S \times r} \times P_{r \times 1} + B_{S \times 1}), \quad (5)$$

式中， S 为神经元的个数； $B_{S \times 1}$ 为偏差矢量。

自适应线性神经网络模型采用的激活函数为线性函数，其输入输出关系为

$$A = f(W \times P + B) = W \times P + B,$$

如对 W 增加一列，可以将偏差 B 并入 P ，上式可变成

$$A = f(W \times P) = W \times P.$$

2.2 数值模拟

设随机产生子样容量为 20，参数 $\lambda = 2.5$ ， $\beta = 30$ 的二参数 Weibull 分布数据，见表 2。用中位秩法对观测数据排序，用文献 [2] 所设计的神经网络训练后得知：对参数 $\lambda = 2.5$ ， $\beta = 30$ 的二参数 Weibull 分布，经过 30 000 次训练得 $\hat{\lambda} = 2.314\ 9$ ， $\hat{\beta} = 30.245\ 9$ ，此结果与解析法的结论相同，优于概率值得到的估计值 $\lambda = 2.23$ ， $\beta = 31.07$ 。

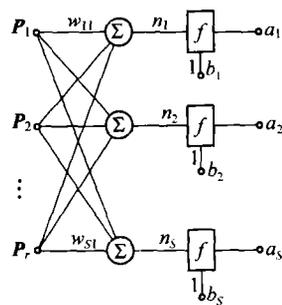


图 3 自适应线性神经网络结构

Fig. 3 The adaptive linearity neuron network structure

表 2 Weibull分布随机数

Table 2 Weibull distribution random numbers

样本序号	样本值								
1	78.0	5	17.4	9	23.5	13	38.8	17	34.5
2	11.3	6	19.4	10	24.9	14	29.7	18	37.0
3	13.8	7	20.6	11	26.6	15	31.2	19	42.5
4	15.9	8	22.3	12	28.5	16	33.4	20	51.4

3 主通风机首次故障时间的确定

3.1 主通风机首次故障的统计分析

针对神东煤炭责任有限公司、铁法煤业集团、阜新煤业集团等所属一些矿井 1K - 58No. 24型离心式主通风机的资料搜集分析, 获得该类主通风机首次故障数据, 见表 3。

表 3 20台 1K - 58No. 24型离心式主通风机首次故障时间

Table 3 Twenty 1K - 58No. 24 centrifugal style main ventilation first failure time

序号	首次故障时间								
1	1 200	5	200	9	1 226	13	192	17	734
2	544	6	830	10	2 124	14	402	18	1 368
3	986	7	382	11	500	15	372	19	600
4	2 100	8	1 228	12	244	16	454	20	280

表 3中, 严重故障 2次, 都发生在发动机总成。一次是祁连塔矿回风斜井主通风机的叶片断裂并甩出; 另一次是上湾矿风井主通风机与电动机之间齿轮联轴器表面有严重划痕、刮伤, 造成电动机突然熄火, 经查是由于电动机轴过度磨损造成的。一般故障 18次, 其中叶轮和扩散器总成 8次, 风机的传动部总成 8次, 电动机系统 2次。从故障原因分析, 大多是由于质量不过关及维护不当造成的。

3.2 基于 BP神经网络的主通风机首次故障时间模型识别

大量工程实践及理论分析^[4,5]证明: 基于随机过程的可修系统首次故障时间一般服从负指数分布或 Weibull分布。以 $I = [I_1, I_2, I_3, I_4]$ 作为输入矢量, 输入到前面已训练好的 BP网络中, 由该网络的输出矢量 $Y = [y_1, y_2, y_3, y_4]^T$ 即可确定最合适的待识别可靠性模型, 识别结果为

$$I_1 = 0.2352, I_2 = 0.1205, I_3 = 0.9802, I_4 = 0.3308;$$

$$y_1 = 0.1080, y_2 = 0.1132, y_3 = 0.9756, y_4 = 0.4235$$

由各输入矢量所对应输出结果比较可知, $y_3 = 0.9756$ 最贴近输入矢量值, 故该 BP网络识别的模型最符合 Weibull分布, 这与文献 [2] 的推算结果相一致, 故选定 Weibull分布作为主通风机首次故障时间的可靠性模型。

3.3 基于自适应神经网络的主通风机首次故障分布参数估计

基于自适应神经网络技术, 可得到主通风机首次故障数据服从 Weibull分布的参数估计。设主通风机首次故障时间的密度函数^[1]为

$$f(x) = -\left(\frac{x}{\lambda}\right)^{\alpha-1} e^{-\left(\frac{x}{\lambda}\right)^{\alpha}}, \quad (6)$$

式中, α , λ 分别为形状参数和尺度参数, $\alpha > 0$ 。

其故障分布函数 $F(t) = 1 - \exp[-(t/\lambda)^\alpha]$, 可靠性函数为

$$R(t) = \exp[-(t/\lambda)^\alpha]. \quad (7)$$

令

$$y = \ln[-\ln R(t)], \quad x = \ln t \quad (8)$$

则式 (7) 简化为

$$y = x - \ln \lambda \quad (9)$$

以中位秩作为 $R(t)$ 的估计量^[5], 即

$$R(t_i) = 1 - (i - 0.3) / (n + 0.4) \quad (i = 1, 2, \dots, n),$$

取 $n = 20$, 则将首次故障时间 t_i 代入式 (8), 可得 (x_i, y_i) . 令输入向量 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, 目标向量 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$. 将 X 和 Y 代入前面设计的自适应线性神经网络, 经 MATLAB 程序运行之后, 得到 Weibull 分布的参数估计: $\lambda = 1.533 2$, $\beta = 886.223 1$. 由此可知, 主通风机首次故障时间密度函数、相应的故障时间分布函数和可靠度函数分别为

$$f(x) = \frac{1.533 2 t^{1.533 2 - 1}}{886.223 1^{1.533 2}} \exp\left[-\left(\frac{t}{886.223 1}\right)^{1.533 2}\right],$$

$$F(t) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{t}{886.223 1}\right)^{1.533 2}\right],$$

$$R(t) = \exp\left[-\left(\frac{t}{886.223 1}\right)^{1.533 2}\right].$$

依据上述模型, 即可推导出主通风机运转不同时期的可靠性指标值, 从而可针对不同时期的运行状态, 采取相应地技术和管理措施, 避免故障甚至事故的发生.

4 结 语

(1) 提出了基于 BP 网络的矿井通风系统可靠性模型识别方法, 将 ANN 的机器学习引入到了矿用主通风机系统可靠性分布的识别过程, 得到的结论与解析方法识别的结果相一致.

(2) 提出了基于自适应线性神经网络的可靠性模型参数估计方法, 并将该方法应用于负指数分布、Weibull 分布以及正态分布的参数估计.

(3) 通过对主通风机首次故障时间的统计分析, 建立了基于 BP 网络的主通风机首次故障时间可靠性模型识别模型, 以及基于自适应神经网络的主通风机系统可靠性参数估计模型.

参考文献:

- [1] 黄祥瑞. 可靠性工程 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1990. 123 ~ 130.
- [2] 王洪德, 马云东. 矿井通风系统可靠性理论与应用研究 [M]. 北京: 煤炭工业出版社, 2004. 218 ~ 226.
- [3] 王洪德, 马云东. 基于自适应神经网络的通风系统故障过程及其规律研究 [J]. 安全与环境学报, 2004 (6): 135 ~ 138.
- [4] 姜 华, 余 群. 基于随机过程理论的复杂可修系统可靠性规律研究 [J]. 质量与可靠技术, 2003 (9): 30 ~ 34.
- [5] 蒋仁言, 左明健. 可靠性模型与应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 1999. 46 ~ 52.