

基于人工神经网络曝气机搅拌轴可靠性优化设计

段晓荏, 芮延年, 朱兴满
(苏州大学, 江苏 苏州 215021)

摘要: 曝气机搅拌轴在工作过程中, 主轴断裂时有发生, 其可靠性优化设计问题十分重要。本文通过对人工神经网络的学习研究, 以搅拌轴重量为目标函数、以轴的强度和刚度为约束条件, 构造了曝气机搅拌轴优化设计数学模型, 优化效果显著。

关键词: 人工神经网络; 搅拌轴; 优化设计

中图分类号: TH122; TP18 **文献标识码:** A

Reliability optimal design of mixing shaft in big power aeration machine based on artificial neural network

DUAN Xiao Ren, RUI Yan Nian, ZHU Xing Man
(Soochow University, Suzhou 215021, China)

Abstract: In the course of mixing shaft work in big power aeration machine, the fracture problem occur from time to time, so the reliability optimal design is very important. In this paper, studying artificial neural network, to take mixing shaft weight as objective function and take its stiffness and strength as binding terms, we make the mathematical model for mixing shaft in big power aeration machine, and the result of the optimal design is notable.

Key words: artificial neural networks; mixing shaft; optimal design

倒伞曝气机在环境保护和农业生产中得到了广泛应用。随着科学技术和生产发展的需要, 具有性能好、动力效率高、能耗低特点的大功率、大直径倒伞曝气机开始出现。但是在实际应用中, 主轴断裂问题时有发生。虽然加大主轴的直径可以改善这一问题, 但会增大成本和功率消耗。本文采用人工神经网络自学习优化特点, 以搅拌轴重量为目标函数、以轴的刚度和强度为约束条件, 去构造大功率曝气机搅拌轴优化设计数学模型, 并通过设计实例验证其模型的可行性和优化效果。

1 BP神经网络模型

目前, 在人工神经网络的实际应用中, 绝大部分采用BP网络和它的变化形式。Kolmogorov定理定义: 对于任一映射 $\phi: E^m \rightarrow R^n$, $\phi(X)=Y$ (E 为单位闭区间), ϕ 可以精确地由三层神经网络实现, 且该神经网络的第一层有 m 个神经元, 中间层有 $(2m+1)$ 个神经元, 第三层有 n 个神经元。从理论上已证明了任意一个映射都能通过一个前向三层神经网络来实现, 从而在数学上保证了三层

BP神经网络的高度非线性映射能力。一个三层BP神经网络映射关系如下所示^[1]。

具有 r 个输入和一个隐含层的BP神经网络模型结构, 其输入为:

$$p=[p^1, p^2, \dots, p^q]=[p_1, p_2, \dots, p_r]^T,$$

$$p^i=[p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{ir}]^T, \quad i=(1, 2, \dots, q),$$

$$p_j=[p_{j1}, p_{j2}, \dots, p_{jq}]^T, \quad j=(1, 2, \dots, r),$$

通过权值矩阵 w_1 , 阈值矩阵 B_1 与神经元 s_1 相连, 每个神经元通过一个求和符号, 在与输入向量 p_j ($j=1, 2, \dots, r$) 进行加权求和运算后, 形成神经元作用函数 f_1 的输入, 并经神经元作用函数 f_1 , 得到输出 A_1 , A_1 又作为神经元 s_2 的输入, 通过权值矩阵 w_2 、阈值矩阵 B_2 与神经元 s_2 相连, 再经求和、加权运算后作为神经元作用函数 f_2 的输入, 经神经元作用函数 f_2 , 得到输出 A_2 , 用公式表示为:

$$A_{1, s_1 \times q} = f_1(w_{1, s_1 \times r} \times p_r \times q + B_{1, s_1 \times q})$$

$$A_{2, s_2 \times q} = f_2(w_{2, s_2 \times s_1} \times A_{1, s_1 \times q} + B_{2, s_2 \times q})$$

在BP神经网络中,神经元作用函数 $f(x)$ 一般为(0, 1) S型函数:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

该函数是一个连续可微的函数,因此,可以严格利用梯度法进行推算,其权值修正的解析式十分明确。

2 曝气机主轴BP神经网络模型

2.1 建立神经网络模型

应用神经网络方法进行多失效模式相关的可靠性优化设计,其主要过程如下:

(1) 根据给定的零部件系统可靠度设计要求,应用简单界限估计法,初步确定各失效模式可靠度的界限。

(2) 先不考虑各失效模式之间的相关性,仅以各失效模式的可靠度作为约束条件进行优化设计,得到初始设计点。

(3) 在初始设计点附近的有限邻域内,对设计变量进行不同水平的组合,应用随机模拟方法进行可靠性分析。

(4) 建立神经网络模型,将可靠性分析获得的设计变量和可靠度数据作为神经网络的训练样本。通过网络训练,模拟得到设计变量与零部件各失效模式可靠度和系统可靠度之间的显性函数表达式。

(5) 将零部件的系统可靠度作为约束条件(或目标函数)进行优化设计,得到最终优化设计点。

2.2 曝气机主轴应力分析

BDY-4000型倒伞型叶轮表面曝气机如图1所示。主轴是其重要的组成部分。为了保证安全可靠,按传统的设计方法往往把主轴直径设计得较粗,以致功率消耗大、用材多。

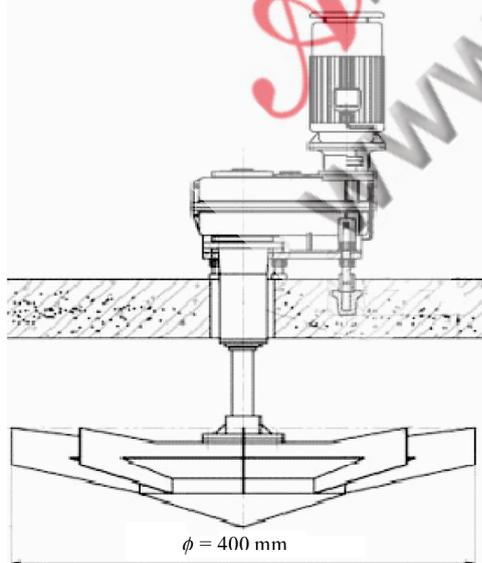


图1 BDY-4000型倒伞型叶轮表面曝气机结构简图

曝气机在正常工作的情况下,主轴一方面受到减速器扭矩 M_n 的作用,另一方面叶轮在旋转时,也会受到水的冲击力,即弯矩作用。冲击力的大小跟叶轮直径大小有关系,且弯矩是不断变化的,它的大小经过长期的实验证明符合正态分布,这样就可以利用人工神经网络对其进行可靠性优化设计。

在计算轴的可靠性时必须考虑轴在制造过程中产生的误差 Δd ,轴的标准差为 σ_d :

$$\sigma_d = \frac{\Delta d}{3} = \frac{\zeta D}{3}$$

式中, ζ 为轴径的制造误差系数。

由于曝气机主轴主要承受扭矩作用,通常设计为等直径空心轴。基本随机参数向量为:

$$X = [D d M_n E G S]^T = [x_1 x_2 x_3 x_4 x_5 x_6]^T$$

式中: D 为主轴的外径(设计变量); d 为主轴的内径(设计变量); M_n 为传递扭矩; E 为材料的弹性模量; G 为材料的剪切弹性模量; S 为材料的剪切强度。

轴的截面尺寸 D 、 d 为设计变量。对等直径空心轴,要求重量最小,即要求截面积最小,按均值模型求解,目标函数定义为:

$$E\{f(X)\} = E\left\{\frac{\pi(D^2 - d^2)}{4}\right\} = E\left\{\frac{\pi(x_1^2 - x_2^2)}{4}\right\}$$

(1) 强度约束

轴的抗扭截面模量为:

$$\omega_p = \frac{\pi D^3 (1 - \alpha^4)}{16}$$

$$\sigma_{\omega p} = \frac{3\pi \sigma_d D^2 (1 - \alpha^4)}{16}$$

式中, $\alpha = d/D$; ω_p 为抗扭截面模量(mm^3); $\sigma_{\omega p}$ 为考虑制造误差的抗扭截面模量(MPa)。

根据应力-强度干涉理论,以应力极限状态表示的状态方程为:

$$g_1(X) = S - \tau = S - M_n / \omega_p \geq 0$$

式中: τ 为主轴所受的扭转应力。

轴的抗弯截面模量为:

$$\omega = \frac{\pi D^3 (1 - \alpha^4)}{32}$$

$$\sigma_{\omega} = \frac{3\pi \sigma_d D^2 (1 - \alpha^4)}{32}$$

式中, ω 为抗弯截面模量(mm^3); σ_{ω} 为考虑制造误差的抗弯截面模量(MPa)。

应力极限状态表示的状态方程为:

$$g_2(X) = \sigma_n - \sigma = \sigma_n - M / \omega \geq 0$$

式中: σ_n 为材料的许用弯曲应力; σ 为主轴所受的弯曲应力; M 为主轴所受的弯矩(Nm)。

(2) 刚度约束

为保证轴的正常工作的要求,设计时还应满足扭转刚度的要求,取传动轴的许用扭转角 $\theta = 2^\circ$ 。根据材料力学

技术与方法

Technique and Method

理论, 传动轴扭转刚度对应的状态方程为:

$$g_3(x) = \theta_0 - \theta = \theta_0 - \frac{64LT}{\pi G(D-d)(D+d)^3} \geq 0$$

(3) 临界转速条件

$$g_4(x) = 10.75 \times 10^7 \times \frac{\sqrt{D^2 + d^2}}{L^2} - Kn_{\max} \geq 0$$

式中, n_{\max} 为轴的最高转速; K 为临界转速的安全系数, 其取值范围为 $=1.2 \sim 2.0$ 。

(4) 制造工艺条件

$$g_5(x) = D - d - 2 \geq 0$$

$$g_6(x) = 85 - D \geq 0$$

2.3 优化求解模型

根据可靠性分析的简单界限理论, 主轴系统可靠度的区间估计为^[2]:

$$\prod_{i=1}^m R_i \leq R_s \leq R_{\min} \leq R_i$$

式中: m 为各失效模式数, $m=4$; R_i 为各失效模式可靠度; R_{\min} 为 R_i 的最小值; R_s 为系统可靠度。

在不考虑各失效模式之间的相关性, 以各失效模式作为约束的条件下, 进行优化设计^[3], 其优化设计模型为:

$$\begin{cases} \min f(X) = E \{ \pi(D^2 - d^2) / 4 \} \\ s.t. p \{ g_i(X) \geq 0 \} \geq R_s^0 \quad (i=1,2,3,4) \\ g_i(X) \geq 0 \quad (i=5,6) \end{cases}$$

3 实例计算

受企业委托, 对其主要产品 BDY-4000 型倒伞型叶轮表面曝气机搅拌轴进行可靠性优化设计。

优化设计前原搅拌轴尺寸为: 管外径 $D=159$ mm, 管内径 $d=100$ mm。故设计初值 $x[D, d]^T = [159, 100]^T$ 。

允许误差 $\varepsilon = 1 \times 10^{-4}$, 得初始设计点如表 1 所示。

表1 优化计算的初始设计点

系统可靠度要求 $R \geq R_s^0 (i=1,2)$	D / mm	d / mm	迭代次数 k
0.9990	140.0000	99.5438	5
0.9995	140.0000	99.4357	4

考虑各失效模式之间的相关性, 应用随机模拟神经网络方法, 以轴的系统可靠度作为约束条件进行可靠性优化设计。在初始设计点附近的有限邻域内, 对设计变量进行不同水平的组合(设计变量较少时, 可以采用全面试验方法; 设计变量较多时, 可以采用正交设计或均匀设计方法以减少样本数)。本文采用全面试验方法, $[D, d]^T$ 分别在区间 $D=[136, 140]$ 和 $[96, 100]$ 均匀选取 9 个数据, 组合得到 81 个样本数据。应用随机模拟方法进行可靠性分析, 选取模拟次数为 5 000 次, 计算得到对应的可靠度 $R=[R_1, R_2, R_3, R_4, R_5]^T$, 对设计变量样本数据 x 进

行归一化处理为:

$$x_i = \frac{x_i - 0.5[\max(x_i) + \min(x_i)]}{0.5[\max(x_i) - \min(x_i)]} \quad (i=1,2)$$

将归一化处理后的 x - R 数据作为神经网络的训练样本。选用 2-5-5 的三层神经网络结构, x 和 R 分别作为网络的输入和输出参数。传递函数均选用对数 Sigmoid 函数 $\delta(x) = 1/(1+e^{-x})$, 各失效模式可靠度 R_1 、 R_2 、 R_3 、 R_4 和系统的可靠度 R_s (记为 R_5) 为:

$$R_k = \delta \left[b_{2k} + \sum_{j=1}^5 v_{kj} \delta \left(b_{1j} + \sum_{i=1}^2 \omega_{ji} x_i \right) \right] \quad (k=1,2,3,4,5)$$

式中, ω_{ji} 、 v_{kj} 为网络的连接权值; b_{1i} 、 b_{2k} 为网络的连接阈值。

选取学习速率 η 、动量系数 k_f 和训练误差 Δd_{ij} 分别为 0.6、0.8、 10^{-7} , 进行网络训练, 获得训练后的网络参数。训练后的人工神经网络给出了设计变量 x 与可靠度 R 之间的显性函数表达式, 以系统可靠度 R_s 作为约束条件进行优化设计。 R_s^0 分别取 0.99 和 0.995, 优化后的最终设计点如表 2 所示。

表2 应用人工神经网络得到的优化设计点

系统可靠度要求 $R \geq R_s^0 (i=1,2)$	D / mm	d / mm	神经网络模拟
0.990	140.000	99.538	$R_1=0.994$
			$R_2=0.991$
			$R_3=0.990$
			$R_4=0.990$
			$R_5=0.991$
0.995	140.000	99.457	$R_1=0.997$
			$R_2=0.995$
			$R_3=0.995$
			$R_4=0.995$
			$R_5=0.997$

由 Matlab 仿真的误差如图 2 所示。

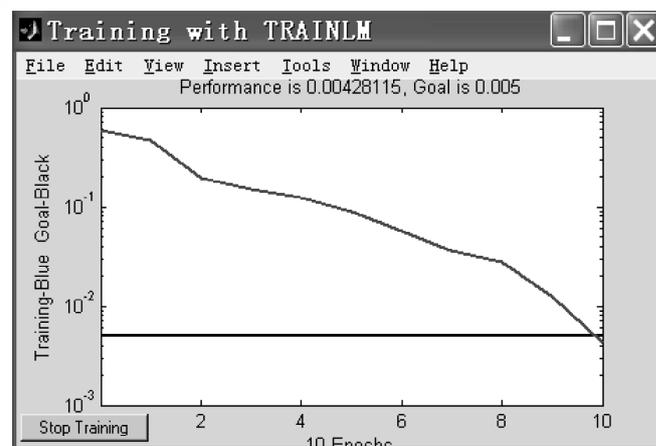


图2 应用 Matlab 仿真的误差性能曲线

(下转第 75 页)

技术与方法

Technique and Method

半径、螺旋角和齿轮的旋转方向绘制圆弧。将圆弧向投影平面投影，生成如图 4 所示的扫描轨迹^[7]。

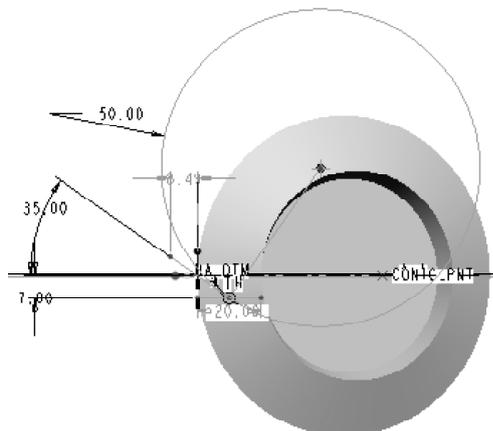


图 4 圆弧扫描曲线

(5)生成完整模型。通过扫描混合命令沿投影曲线，生成第一个齿廓，之后通过复制、阵列得到其他齿形。定义旋转角度 $d111=360/Z$ ，阵列个数 $p112=Z-1$ ，得到完整非等顶隙弧齿锥齿轮的模型，同样的方法可得到小齿轮的模型，如图 5 所示为大小弧齿锥齿轮模型图。图 6 所示为弧齿锥齿轮副装配图。



图 5 大小齿轮完整模型

由于齿轮的各个参数与齿轮的模数 M 、齿数 Z 和分锥角 $THETA$ 等建立了关系，因此只要按设计要求修改模数、齿数等参数以及扫描曲线，就可得到不同弧齿锥齿轮副^[8-10]。为以后的分析计算提供了方便。



图 6 圆弧锥齿轮副装配图

本文介绍了格利森制非等顶隙的渐开线弧齿锥齿轮副的造型方法，按照此种方法将参数稍做改动就可以创建等顶隙的渐开线弧齿锥齿轮副。

参考文献

- [1] 蔡春源. 新编机械设计手册. 沈阳: 辽宁科学技术出版社, 1993.
- [2] 安虎平, 孟刚. 齿轮渐开线齿面及其三维实体建模[J]. 机械研究与应用, 2006, 15(5).
- [3] 路懿, 陈修龙. 圆锥齿轮实体参数化逆向造型设计[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(1).
- [4] 孙桓, 陈作模. 机械原理. 北京: 高等教育出版社, 1996.
- [5] 谭雪松. Pro/ENGINEER 中文版机械设计实战训练. 北京: 人民邮电出版社, 2004.
- [6] 刘秀杰, 徐瑞银. 基于 Pro/ENGINEER 的特征建模方法[J]. 煤矿机械, 2008, 29(7).
- [7] 肖志信. 基于 Pro/E 的圆锥齿轮参数化建模技术研究[J]. 煤矿机械, 2007, 28(7).
- [8] 王霄. Pro/Engineer Wildfire 3.0 典型机械零件设计手册. 北京: 化学工业出版社, 2007.
- [9] 于志伟. Pro/Engineer 野火版 3.0 零件设计完全手册. 北京: 人民邮电出版社, 2007.
- [10] 周凯红, 王元勋, 李春植, 等. 格利森圆弧螺旋锥齿轮副的实体造型方法[J]. 计算机仿真, 2003, 20(8).

(收稿日期: 2008-12-12)

(上接第 72 页)

从图 2 可以看出: 应用人工神经网络, 对 BDY-4000 型倒伞型叶轮表面曝气机搅拌轴进行可靠性优化设计, 经过很短的训练时间就可以达到较高的计算精度, 且预测值误差较小。

本文通过对人工神经网络的学习研究, 以搅拌轴重量为目标函数、分别以轴的强度与刚度临界转速以及制造工艺为约束条件, 构造了曝气机搅拌轴优化设计数学模型。运用该数学模型, 通过对 BDY-4000 型倒伞型叶轮表面曝气机搅拌轴可靠性优化设计, 实例证

明, 本方法大功率曝气机搅拌轴尺寸优化效果明显。

参考文献

- [1] NOLAN M K. Optimal design of systems that evolve over time using neural networks [J]. Proc. SPIE, 2007: 6555-655514.
- [2] GOH A T C, KULHAWY F H. Reliability assessment of geotechnical serviceability state using neural networks [J]. GeoCongress, 2006.
- [3] 芮延年. 现代设计方法及其应用[M]. 苏州: 苏州大学出版社, 2005.

(收稿日期: 2008-12-20)