

基于 BP 神经网络和分解技术的 汽轮机叶片可靠性反求设计

段 巍, 王璋奇, 万书亭

(华北电力大学 机械工程系, 河北 保定 071003)

摘 要: 汽轮机叶片可靠性反求设计旨在确定叶片未知概率设计参数以满足给定的可靠度要求。针对叶片功能函数为随机变量隐性函数的情况, 提出了基于有限元、BP 神经网络和分解技术的可靠性反求设计方法, 该方法将有限元和 BP 神经网络相结合以构造功能函数与随机输入变量之间的近似解析表达式, 运用分解技术, 将求解随机设计参数的全局优化问题分解为主问题和子问题, 通过子问题直接调用标准优化工具箱得到可靠性指标, 并运用分解迭代技术对主问题求解, 从而得到随机设计参数及目标可靠性指标对各随机变量的敏感性。以某实验台汽轮机等直叶片为例, 阐述了该方法的具体实施过程。该方法数学描述简单, 并可直接应用标准优化程序, 成功地解决了隐性功能函数下叶片可靠性反求设计, 具有较好的工程应用价值。

关 键 词: 叶片; 可靠性反求设计; 有限元; BP 神经网络; 分解技术

中图分类号: TK262; O242 文献标识码: A

引 言

已知各随机变量统计分布参数(包括分布类型, 均值、标准差或变异系数)以确定汽轮机叶片可靠度或失效概率的过程称为叶片可靠性分析。当叶片功能函数为各随机变量的隐性函数时, 可采用响应面方法或神经网络方法得到叶片的可靠度^[1-2]。已知叶片可靠度来确定未知概率设计参数的过程称为叶片可靠性反求设计, 其较可靠性分析过程复杂许多, 尤其当叶片功能函数为随机变量隐性函数时。

国内对叶片可靠性分析进行了广泛研究^[3-5], 但对其进行可靠性反求设计的文献却很少。可靠性反求设计问题最早采用一阶可靠性分析方法(FORM)进行不断地重复试验求得, 即: 先给定设计参数一个数值, 通过 FORM 方法计算可靠性指标 β , 如果不符合给定可靠性指标 β^* 的要求, 再试一个值

直到满足为止。由于该方法效率低, 不被工程所接受。Der Kiureghian 等人提出了一种 FORM 反求设计方法^[6], 并引入了可靠性分析中的 Hasofer-Lind-Rackwitz-Fiessler 算法使其适应于一般极限状态函数, 可求解未知的随机设计变量。Li 和 Foschi 提出了一种单参数可靠性设计直接算法^[7], 采用 Newton-Raphson 迭代算法求解设计参数, 并应用于地震工程结构和海面钻井结构。Saranyaseontorn 和 Manuel 对该方法进行了发展, 并确定了极限状态下风力机的名义载荷^[8]。以上方法在一定程度上有效解决了可靠性反求设计问题, 但对于实际的工程应用, 还存在一些不足。首先, 设计者必须熟悉相关优化算法并合理选取迭代步长, 否则不能成功收敛; 其次, 不能给出设计变量对可靠性指标 β^* 的敏感性, 也不能给出设计结果是否具有唯一解、多解或无解的信息。此外, 在优化过程中, 均需计算功能函数对随机设计变量的一阶偏导数, 当功能函数为随机变量的隐性表达时, 就无法直接计算得到。

针对以上问题, 本研究提出基于有限元、BP 神经网络和分解技术的可靠性反求设计方法, 并对汽轮机叶片强度进行可靠性反求设计。

1 基于分解技术的可靠性反求设计

1.1 可靠性反求设计问题的描述

在可靠性分析中, 经常采用 FORM 方法得到可靠性指标 β , 该方法可以描述为一个优化问题, 即:

$$\text{目标函数: } \beta = \text{Minimum}_z \sqrt{\sum_{r=1}^s z_r^2} \quad (1)$$

$$\text{约束条件: } g(X) = 0 \quad (2)$$

$$T(X, \eta, \kappa) = Z \quad (3)$$

式中: $X = (x_1, x_2, \dots, x_s)$ —随机变量向量; $x_i (i = 1,$

2, ..., s) — 随机变量; s — 随机变量的个数; η — 随机变量的均值向量; κ — 随机变量随机特性值向量 (比如各随机变量的标准偏差或变异系数), $g(X) = 0$ 称为极限状态方程, $T(X, \eta, \kappa) = Z$ 称为转换方程, 其作用是将 X 转换为独立的标准正态空间分布向量 $Z = (z_1, z_2, \dots, z_s)$ 。

可靠性反求设计问题就是找到 η 和 κ , 使可靠性指标 $\beta_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 达到要求的可靠性指标 $\beta_i^* (i = 1, 2, \dots, n)$, 其中下标 i 表示第 i 种失效模式。其数学描述为: 确定设计参数 η 和 κ 使目标函数:

$$\beta_i^* = \text{Minimum}_{Z_i} \sqrt{\sum_{r=1}^s z_{ir}^2}, i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$\text{约束条件: } g_i(X_i) = 0 \quad (5)$$

$$Z(X_i, \eta, \kappa) = Z_i \quad (6)$$

在求解式(4)~式(6)的过程中, 由于不能直接使用标准优化工具包, 使问题的求解变得很困难, 因此, 采用分解技术, 将该问题分解为简单的主问题和子问题进行求解。

1.2 分解技术中的主问题

对于第 j 次迭代, 将 $\beta_i^{(j)}$ 表示为:

$$\beta_i^{(j)} = f_i(\eta^{(j)}, \kappa^{(j)}), i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

式中: $f_i(\eta, \kappa) - \beta_i$ 是 η 和 κ 的函数。对式(7)进行泰勒展开, 得到 n 个线性方程:

$$\beta_i^* = \beta_i^{(j)} + \sum_{\forall m} \frac{\partial f_i(\eta, \kappa)}{\partial \eta_m} (\eta_m - \eta_m^{(j)}) + \sum_{\forall l} \frac{\partial f_i(\eta, \kappa)}{\partial \kappa_l} (\kappa_l - \kappa_l^{(j)}), i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

式中: η_m, κ_l — 待求设计变量; $\eta_m^{(j)}, \kappa_l^{(j)}$ — 第 j 次迭代得到的 η_m, κ_l 的值。

对于第 j 次迭代, 主问题就是求解线性方程式(8), 从而得到 η_m 和 κ_l 。

1.3 分解技术中的子问题

在第 j 次迭代中, 主问题中的可靠性指标 $\beta_i^{(j)}$ 是通过子问题计算得到。由于在式(8)中需要确定函数 $f_i(\eta, \kappa)$ 对设计变量的偏导数, 也就是 $\beta_i^{(j)}$ 对设计变量的偏导数, 因此对子问题进行必要修改, 引入中间变量 (η_0, κ_0) 并附加相应的约束条件, 子问题表示为:

目标函数:

$$\beta_i^{(j)} = \text{Minimum}_{Z_i, \eta_0, \kappa_0} \sqrt{\sum_{r=1}^s z_{ir}^2}, i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

$$\text{约束条件: } g_i(X_i) = 0 \quad (10)$$

$$T(X_i, \eta_0, \kappa_0) = Z_i \quad (11)$$

$$\eta_0 = \eta^{(j)} \quad (12)$$

$$\kappa_0 = \kappa^{(j)} \quad (13)$$

在子问题中, 依据偏微分链即可获得 $\beta_i^{(j)}$ 对设计变量的偏导数, 即:

$$\lambda_m = \frac{\partial f_i(\eta, \kappa)}{\partial \eta_m} = \frac{\partial f_i(Z_i, \eta_0, \kappa_0)}{\partial \eta_0} \cdot \frac{\partial \eta_0}{\partial \eta_m} \quad (14)$$

$$\lambda_l = \frac{\partial f_i(\eta, \kappa)}{\partial \kappa_l} = \frac{\partial f_i(Z_i, \eta_0, \kappa_0)}{\partial \kappa_0} \cdot \frac{\partial \kappa_0}{\partial \kappa_l} \quad (15)$$

因此, 主问题可以修改为:

$$\beta_i^* = \beta_i^{(j)} + \sum_{\forall m} \lambda_m^{(j)} (\eta_m - \eta_m^{(j)}) + \sum_{\forall l} \lambda_l^{(j)} (\kappa_l - \kappa_l^{(j)}), i = 1, 2, \dots, n \quad (16)$$

对子问题的求解可直接调用标准优化工具包 (如 Matlab 优化工具箱) 得到 $\beta_i^{(j)}$ 并计算出主问题所需参数 $\lambda_m^{(j)}$ 和 $\lambda_l^{(j)}$, 然后将其带回主问题进行迭代求解, 直到收敛, 收敛条件为相邻两次迭代结果之差小于给定误差。而最后迭代计算出的 λ_m 和 λ_l 即为可靠性指标 β^* 对设计参数变量 η_m 和 κ_l 的敏感性。对于单个随机设计变量的迭代过程如图 1 所示, 图中 β^* 为目标可靠性指标, η^* 为迭代收敛后得到的设计变量。

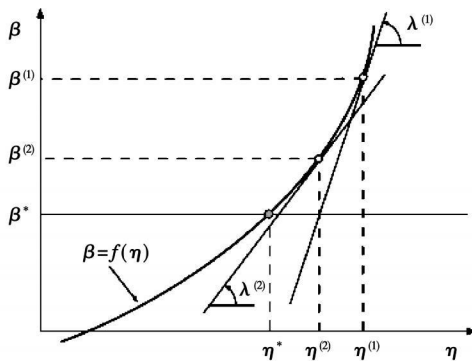


图 1 单参数主问题的迭代示意图

式(16)可写成如下矩阵形式:

$$A \begin{pmatrix} \eta \\ \kappa \end{pmatrix} = \beta^* - \beta^{(j)} + A \begin{pmatrix} \eta^{(j)} \\ \kappa^{(j)} \end{pmatrix} \quad (17)$$

令: $B = \beta^* - \beta^{(j)} + A \begin{pmatrix} \eta^{(j)} \\ \kappa^{(j)} \end{pmatrix}$

式中: A — 方程组的系数矩阵, $\gamma = A | B$ 称为方程组的增广矩阵。

方程组解的情况可根据矩阵 A 和 γ 秩的关系进行判断:

(1) 当 $\text{rank}(A) \neq \text{rank}(\gamma)$ 时, 解不存在。其中 $\text{rank}(\cdot)$ 表示矩阵的秩。

(2) 当 $\text{rank}(A) = \text{rank}(\gamma) = n$ 时有唯一解, n 为约束数目。

(3) 当 $\text{rank}(A) = \text{rank}(\gamma) < n$ 时有多解。

为了得到唯一解, 待求设计变量的数目至少等于约束数目, 但当约束数目与设计变量数目相等时并不一定确保得到唯一解。

1.4 计算步骤

已知各失效模式下目标可靠性指标 $\beta^* = (\beta_1^*, \beta_2^*, \dots, \beta_n^*)$, 随机变量向量 X 和给定收敛误差 ϵ , 求设计参数 η 和 κ 的计算步骤如下:

- (1) 初始化: 给 X , η 和 κ 赋初值并设迭代次数 $j=1$;
- (2) 调用优化工具箱求解子问题, 并计算 λ_m 和 λ_l ;
- (3) 检查解的存在性, 如果 $\text{rank}(A) \neq \text{rank}(\gamma)$, 无解并停止计算, 否则进入步骤(4);
- (4) 求解主问题, 得到设计参数 η 和 κ 新的近似值, 并令 $j=j+1$;
- (5) 判断是否收敛, 如果设计参数的变化大于给定的误差 ϵ , 返回步骤(3)继续计算, 否则进入步骤(6);
- (6) 检查解的唯一性, 如果 $\text{rank}(A) = \text{rank}(\gamma) = n$, 则解唯一, 得到 η^* 和 κ^* 及相应的敏感性 λ_m^* 和 λ_l^* ;
- (7) 如果 $\text{rank}(A) = \text{rank}(\gamma) < n$, 则有多解, 进入步骤(8);

(8) 令 ξ^* 为方程 $A \begin{pmatrix} \eta \\ \kappa \end{pmatrix} = 0$ 的一个解, α 为 $A \begin{pmatrix} \eta \\ \kappa \end{pmatrix} = B$ 的解, 得到通解 $\begin{pmatrix} \eta \\ \kappa \end{pmatrix} = \alpha + \xi^*$ 。

1.5 算例

为了说明上述算法的有效性并进行对比, 本算例引自文献 [6]。已知极限状态函数:

$$G = \exp[-\eta(z_1 + 2z_2 + 3z_3)] - z_4 + 1.5 \quad (18)$$

随机变量向量 $Z = (z_1, z_2, z_3, z_4)$ 为标准正态分布空间向量, 目标可靠性指标 $\beta^* = 2.0$, 收敛误差 $\epsilon = 10^{-4}$ 。

情况 1: 假设 η 为确定性的设计参数, 求 η 。

初始化 $Z^{(1)} = (0.2, 0.2, 0.2, 0.2)$, $\eta^{(1)} = 0.15$, 运用本算法迭代结果见表 1, 经过 5 次迭代即可满足误差要求。此外, 可靠性指标 β^* 对设计参数 η 的敏感性, $\frac{\partial \beta^*}{\partial \eta} = -0.9952$, 表明当 η 增大一个 $\Delta\eta$, β^* 将降低 $0.9952\Delta\eta$ 。

情况 2: 假设 η 为对数正态分布的随机变量, 并且变异系数 $\kappa = 0.3$, 求 η 的均值 η , 以满足 β^* 。

由于 η 为对数正态分布, 首先将 η 转化为等效

标准正态分布空间变量, 即:

$$z_5 = \frac{\ln \eta - \ln(\eta / \sqrt{1 + \kappa^2})}{\sqrt{\ln(1 + \kappa^2)}} \quad (19)$$

子问题的目标函数为: $\beta = \text{Minimum} \sqrt{\sum_{r=1}^5 z_r^2}$

约束条件为式 (18) 和式 (19), 依据本算法迭代求得唯一解, 如表 2 所示。敏感性 $\frac{\partial \beta^*}{\partial \eta} = -0.88832$, $\frac{\partial \beta^*}{\partial \kappa} = -0.0308$ 。

表 1 情况 1 的迭代过程

	J=1	J=2	J=3	J=4	J=5
Z	0.2	0.2079	0.2222	0.2186	0.2182
	0.2	0.4159	0.4445	0.4373	0.4365
	0.2	0.6239	0.6667	0.6560	0.6548
	0.2	2.1461	1.8812	1.8298	1.8256
η	0.15	0.3099	0.3623	0.36711	0.36714
β	3.0	2.2828	2.0568	2.0044	2.0000

表 2 情况 2 的迭代过程

	J=1	J=2	J=3	J=4	J=5
Z	0.2	0.2085	0.2218	0.2178	0.2173
	0.2	0.4170	0.4437	0.4356	0.4347
	0.2	0.6255	0.6656	0.6535	0.6521
	0.2	2.1427	1.8734	1.8212	1.8168
η	0.15	0.3119	0.3670	0.37243	0.37248
β	3.0	2.2873	2.0591	2.0048	2.0000

2 有限元—BP 神经网络—分解技术

当功能函数不能显性表示为随机变量函数时, 就不能直接调用标准优化程序求解子问题, 此时需要构造一近似函数来代替功能函数。

神经网络具有良好的柔韧性和自适应性, 在理论上可以逼近任何一个连续的非线性函数^[9-11], 因此, 用神经网络来拟合功能函数, 已成为结构可靠性分析中的一个重要研究方向^[12-14]。然而将神经网络应用于可靠性反求设计中的文献很少, Jin Cheng 将神经网络与传统 FORM 可靠性反求设计方法相结合^[15], 探索了神经网络在可靠性反求设计中的应用, 但该方法求解的是确定性设计变量。

本研究将 BP 神经网络与基于分解技术的可靠性反求设计方法相结合, 利用有限次的有限元计算构造网络训练样本, 通过对网络的学习和训练, 得到功能函数近似解析表达, 然后采用分解技术求解随机设计参数。具体计算过程如下:

- (1) 对研究对象进行参数化有限元建模, 确定

随机输入变量向量 X 、设计参数 η 和 κ ;

(2) 根据实际情况确定功能函数;

(3) 构造 BP 神经网络, 确定网络的输入和输出;

(4) 利用有限元计算获得 BP 网络训练样本和验证样本;

(5) 当样本的训练误差和验证误差达到预期要求时, 网络训练成功并记录各层之间的权值和阈值, 得到功能函数与输入变量之间的近似解析表达式;

(6) 运用分解技术求解随机设计参数。

3 等直叶片可靠性反求设计

本研究选用文献[16]中实验台用汽轮机等直叶片, 在稳定工况下其力学模型可以简化为受均布载荷 q 和离心力载荷 F 的悬臂梁, 如图 2。截面形状为矩形, l 、 b 、 t 分别为叶片的长度、宽度和厚度, ω 、 E 、 ρ 分别为叶片的转速、弹性模量和密度, 叶片材料为 1Cr13, 屈服强度为 σ_s , 各参数统计特性如表 3 所示。计算该叶片长度均值 μ_l 和厚度均值 μ_t 。

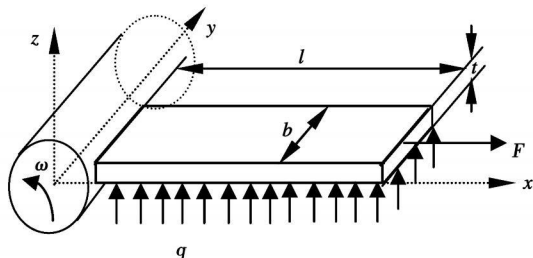


图 2 叶片的力学模型

表 3 叶片参数的统计特性

	均值 μ	变异系数 κ	分布类型
L	? (待求参数)	0.02	正态
b/m	0.028	0.02	正态
t	? (待求参数)	0.02	正态
$\rho/kg \cdot m^{-3}$	8.75×10^3	0.05	正态
$E/N \cdot m^{-2}$	2.17×10^{11}	0.05	正态
q/N	1 000	0.1	对数正态
$\omega/r \cdot min^{-1}$	3 000	0.01	正态
$\sigma_s/N \cdot m^{-2}$	370×10^6	0.05	对数正态
r/m	0.15	—	—

3.1 对叶片进行参数化有限元建模, 确定随机输入变量向量 X 、参数 η 和 κ 。

随机输入变量向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_8) = (l, b,$

$t, \rho, E, q, \omega, \sigma_s)$

$$\eta = (\mu_l, \mu_b, \mu_t, \mu_\rho, \mu_E, \mu_q, \mu_\omega, \mu_{\sigma_s})$$

$$= (\mu_l, 0.028, \mu_t, 0.875e^4, 0.217e^{12}, 1\ 000, 3\ 000, 370e^6)$$

$$\kappa = (\kappa_l, \kappa_b, \kappa_t, \kappa_\rho, \kappa_E, \kappa_q, \kappa_\omega, \kappa_{\sigma_s})$$

$$= (0.02, 0.02, 0.02, 0.05, 0.05, 0.1, 0.01, 0.05)$$

式中: μ_l 和 μ_t —通过可靠性反求设计需要确定的设计参数。

叶片采用板壳单元, 共划分为 32 个单元和 45 个节点。

3.2 根据失效模式确定功能函数

3.2.1 功能函数 $g_1(X)$

由强度极限条件得:

$$g_1(X) = \sigma_s - f_1(\circ) \tag{20}$$

式中: $f_1(\circ)$ —叶片上的最大应力; σ_s —材料的屈服强度;

3.2.2 功能函数 $g_2(X)$

由最大变形条件得:

$$g_2(X) = \hat{Q}_{max} - f_2(\circ) \tag{21}$$

式中: \hat{Q}_{max} —许用最大变形, 取 $\hat{Q}_{max} = l/100$; $f_2(\circ)$ —叶片的最大变形; g_1, g_2 — X 的隐性函数。

3.3 设定目标可靠性指标

$\beta^* = (\beta_1^*, \beta_2^*) = (3.0, 3.0)$, 它们对应的可靠度均为 0.998 65, 初设 $\mu_l = 0.4$ m, $\mu_t = 0.005$ m, 收敛误差 $\epsilon = 0.001$ 。

3.4 构造 BP 神经网络, 确定网络的输入和输出

3.4.1 网络模型的构建

采用典型三层 BP 网络结构, 包括输入层、隐含层和输出层, 如图 3 所示。

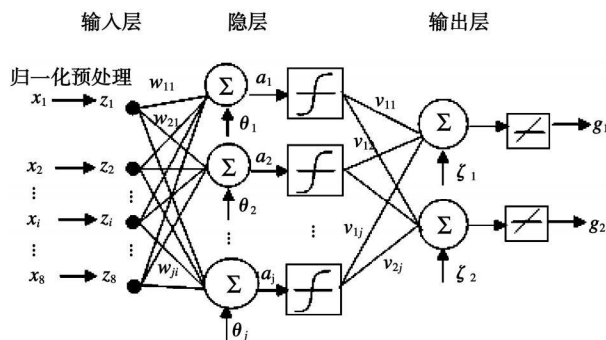


图 3 三层 BP 网络结构

由于 X 中各分量在数值上相差很大, 不能直接作为网络输入, 应首先进行归一化处理, 转化为等效标准正态空间上的随机变量 $Z = (z_1, z_2, \dots, z_8), Z$

中各分量分别对应输入层的 8 个节点, 输入节点通过隐层与输入层之间的连接权值 w_{ji} 及阈值 θ_j ($j = 1, 2, \dots, l$) 的线性运算被传递到隐层, 其中 j 为隐层中第 j 个节点, l 为隐层中节点的个数 (本研究设为 7), a_j 为隐层中第 j 个节点的激励值, 激励函数选用非线性 S 型函数^[17], 输出层节点数 k 为 2, 代表功能函数 g_1 和 g_2 的预期输出值, 该层采用纯线性激励函数, v_{kj} 为隐层和输出层之间的权值, ξ_k 为输出层第 k 个节点的阈值。

3.4.2 随机输入变量的预处理

采用 Rosenblatt 变换将 X 转化为等效标准正态空间上的随机向量 Z , 具体变换为:

$$\begin{aligned} z_1 &= \frac{l - \mu_l}{\mu_l \cdot \kappa_l}, z_2 = \frac{b - \mu_b}{\mu_b \cdot \kappa_b}, z_3 = \frac{t - \mu_t}{\mu_t \cdot \kappa_t}, \\ z_4 &= \frac{\rho - \mu_\rho}{\mu_\rho \cdot \kappa_\rho}, z_5 = \frac{E - \mu_E}{\mu_E \cdot \kappa_E}, \\ z_6 &= \frac{\ln q - \ln(\mu_q / \sqrt{1 + \kappa_q^2})}{\sqrt{\ln(1 + \kappa_q^2)}}, z_7 = \frac{\omega - \mu_\omega}{\mu_\omega \cdot \kappa_\omega}, \\ z_8 &= \frac{\ln \sigma_s - \ln(\mu_s / \sqrt{1 + \kappa_s^2})}{\sqrt{\ln(1 + \kappa_s^2)}} \end{aligned} \quad (22)$$

3.5 调用有限元计算程序, 构造网络训练样本并对网络进行训练

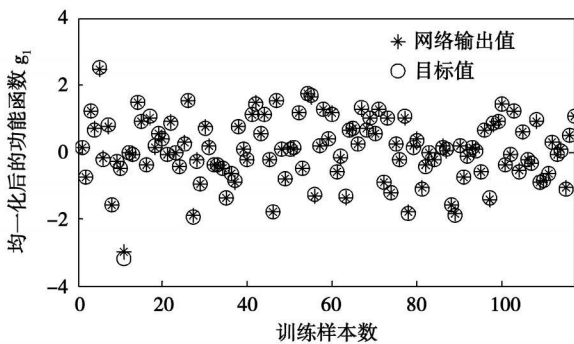


图 4 g_1 训练样本的目标值和输出值

采用中心指数设计抽样法^[1], 调用确定性有限元 147 次, 得到网络训练样本。将这些样本分为两类, 其中 117 个样本用于训练 BP 网络, 其余 30 个样本用以验证已训练好的 BP 网络, 当训练误差不大于 0.001, 验证误差不大于 0.005 时, BP 网络训练成功。具体训练过程可参看文献 [17], BP 网络经 10 次迭代后收敛, 训练误差为 0.000 5; g_1 、 g_2 的验证误差分别为 0.003 6 和 0.002 4 小于给定误差要求, 因此该网络训练成功。图 4 和图 5 分别为 g_1 训练样本及验证样本的输出值和目标值, 其中纵坐标为均一化后的 g_1 值。对训练成功的神经网络, 记录网络各层之间的权值

w 、 v 和阈值 θ , ξ , 并计算功能函数对随机输入变量的一阶偏导数, 具体计算见文献 [18]。

3.6 运用分解技术求解随机设计参数

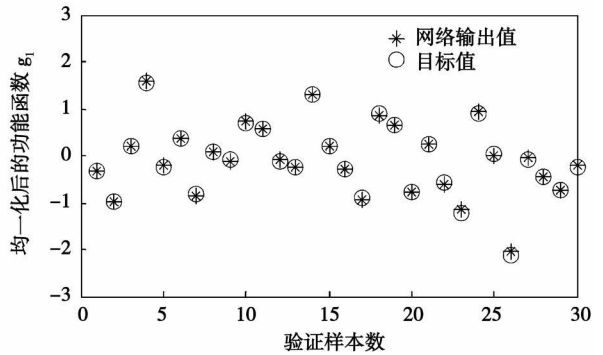


图 5 g_1 验证样本的目标值和输出值

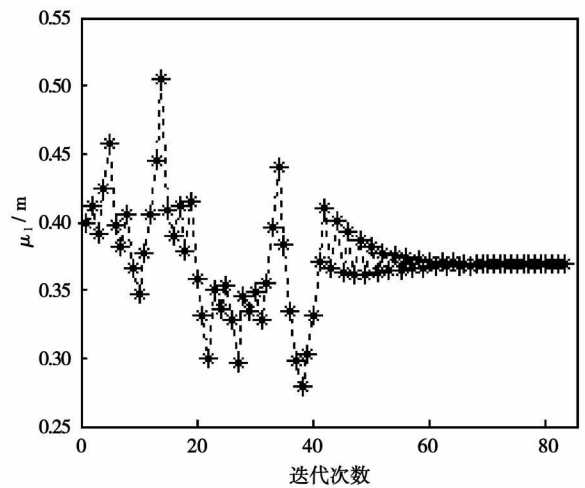


图 6 叶片长度均值 μ_l 迭代过程

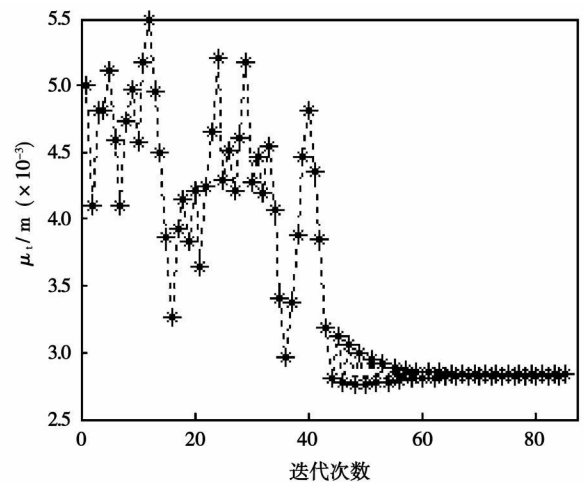


图 7 叶片厚度均值 μ_t 迭代过程

叶片强度可靠性反求设计就是以式 (20) ~ 式

(22)为约束,以 β^* 为目标函数的寻优过程。为了使问题更切合实际并保证解的存在,功能函数对应的可靠性指标 $\beta=(\beta_1, \beta_2)$ 大于或等于 $\beta^*=(\beta_1^*, \beta_2^*)$ 即可。通过神经网络拟合得到了功能函数 g_1 和 g_2 的近似解析表达式,运用分解技术在子问题中调用优化工具箱得到可靠性指标 $\beta_i^{(j)}$,主问题中矩阵秩 $\text{rank}(A)=\text{rank}(\gamma)=n=2$,具有唯一解,经 83 次迭代后求得 μ_1 和 μ_2 分别收敛于 0.369 m 和 0.002 8 m,图 6 和图 7 分别为 μ_1 和 μ_2 的迭代过程。

表 4 给出各可靠性指标对随机变量均值和变异系数的敏感性。敏感性分析可以定量地判断出输入变量(变量的均值或变异系数)对可靠性指标 β 的影响程度。敏感性绝对值越大,则对 β 的影响越大,当敏感性为正时,表明 β 随 X 的增大而增大,敏感性为负时,表明 β 随 X 的增大而减少。由表 4 可以看出, β_1 对 μ_1, μ_2 和 μ_g 及 β_2 对 μ_g, μ_t, μ_l 和 μ_E 的敏感性较高,它们均随着 μ_i 的增加而增大,随 μ_i 的增加而降低。 β 对各变异系数的敏感性均为负值,表明各变量离散程度越高叶片的可靠度越低,并且 $\kappa_l, \kappa_g, \kappa_t$ 对 β_1 和 β_2 的影响程度均较大, κ_{σ_s} 亦对 β_1 有一定影响。

表 4 β 值对各参数的敏感性

X	$\partial\beta_1/\partial X$	$\partial\beta_2/\partial X$	X	$\partial\beta_1/\partial X$	$\partial\beta_2/\partial X$
μ_1	-4.722	-5.313	κ_l	-20.085	-22.598
μ_b	0.000	0.000	κ_b	0.000	0.000
μ_t	5.238	5.894	κ_t	-14.284 2	-16.071
μ_p	-0.179	0.000	κ_p	-0.301 9	0.000
μ_E	0.000	1.667 6	κ_E	0.000	-1.745 9
μ_g	-0.497	-5.894	κ_g	-17.485 9	-19.673 1
μ_{ω}	-0.008 9	0.000	κ_{ω}	-0.236 8	0.000
μ_{σ_s}	0.07682	0.000	κ_{σ_s}	-11.784 3	0.000

4 结 论

提出了基于有限元、BP 神经网络和分解技术的汽轮机叶片可靠性反求设计方法,将确定有限元和 BP 神经网络相结合,成功构造出功能函数与随机输入变量之间的近似解析表达式,运用分解技术将求解随机设计参数的全局优化问题分解为简单的主问题和子问题。该方法数学描述简单并可直接应用标准优化程序,且不需要额外计算就可得到可靠性指标 β 对各随机变量(变量的均值或变异系数)的敏感性,成功解决了隐性功能函数下叶片可靠性反求设计问题,具有较好的工程应用价值。本研究计算结果针对某实验台叶片模型,在实际应用中,叶片模

型不同,得到的结果可能不同,但该方法同样适用于其它叶片的可靠性反求设计中。

参考文献:

- [1] 段 巍,王璋奇.基于响应面方法的汽轮机叶片概率强度设计及敏感性分析[J].中国电机工程学报,2007,27(5):99-104.
- [2] 段 巍,王璋奇.基于响应面方法的汽轮机叶片静动频概率设计及敏感性分析[J].中国电机工程学报,2007,27(20):12-17.
- [3] 刘东远,孟庆集.汽轮机叶片抗疲劳可靠性设计及校核[J].动力工程,1998,18(6):6-8.
- [4] 史进渊,林振坤.汽轮机关键部件的可靠性设计[J].动力工程,1994,14(1):21-24.
- [5] 史进渊.概率设计法在汽轮机直叶片级热力设计中的应用[J].中国电机工程学报,1999,19(2):20-24.
- [6] DER KIUREGHIAN, AZHANG Y, LIC-C. Inverse reliability problem [J]. Journal of Engineering Mechanics, ASCE, 1994, 120(5): 1154-1159.
- [7] LI H, FOSCHI RO. An Inverse reliability method and its application [J]. Structure Safety, 2000, 22(1):103-106.
- [8] SARANYASOONTORN K, MANUEL L. Efficient models for wind turbine extreme loads using inverse reliability[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2004, 92(10): 789-804.
- [9] CARDA LIAQUET P, EUVRAND G. Approximation of a function and its derivatives with a neural network[J]. Neural network, 1992, 5(2): 207-220.
- [10] NQUYEN THIEN T, TRAN CONG T. Approximation of functions and their derivatives: a neural network implementation with applications [J]. Applied Mathematical Modelling, 1999, 23(9): 687-704.
- [11] MAIDYA NAM, TRANCONG THAN. Approximation of function and its derivatives using radial basis function networks[J]. Applied Mathematical Modelling 2003, 23(3): 197-220.
- [12] JIAN DENG, DESHENG GU, XIBING LI et al. Structural reliability analysis for implicit performance functions using artificial neural network[J]. Structural Safety, 2005, 25(1): 25-48.
- [13] JIAN DENG. Structural reliability analysis for implicit performance function using radial basis function network[J]. International Journal of Solid and Structures, 2006, 43(11-12): 3255-3291.
- [14] MANOLISH PARADRAKAKIS, NIKOS D LAGAROS. Reliability-based structural optimization using neural networks and Monte Carlo simulation[J]. Computer methods in applied mechanics and engineering, 2002, 191(32): 3491-3507.
- [15] JIN CHENG, JIE ZHANG, CAI C S, et al. A new approach for solving inverse reliability problems with implicit response functions[J]. Engineering structures, 2007, 29(1): 71-79.
- [16] 杨建刚,黄葆华,高 巍.基于模态理论的叶片动静频率计算方法[J].振动工程学报,2001,14(4):477-481.
- [17] 闻 新,周 露,王丹力,等. Matlab 神经网络应用设计[M].北京:科学出版社,2000.
- [18] WEI DUANG, LI-XIN CHENG Zhang-Qi Wang. Structural reliability analysis based on neural network and finite element method[C]. Proceedings of 2006 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Dalian, 2006: 3351-3357.

(编辑 刘 伟)

基于 BP 神经网络和分解技术的汽轮机叶片可靠性反求设计 = A Reliability Reverse-solution-seeking Design of Steam Turbine Blades Based on BP (Back Propagation) Neural Network and Decomposition Techniques [刊, 汉] / DUAN Wei, WANG Zhang-qi, WAN Shu-ting (Department of Mechanical Engineering, North China University of Electric Power, Baoding, China, Post Code: 071003) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2009, 24(5). — 577 ~ 582

The reliability reverse-solution-seeking design of steam turbine blades aims at determining the design parameters of blades with unknown probability to meet a given reliability requirement. In the light of the blade function being a random variable implicit function, a reliability reverse-solution-seeking design method was presented based on finite element method, BP neural network and decomposition techniques. It combined the finite element method with BP neural network to establish an approximate analytic expression showing the relationship between the performance function and the random input variables. By employing the decomposition techniques, the overall optimization problem involving the solution-seeking of random design parameters was decomposed into a main problem and sub-problems. By way of the sub-problems, the standard optimization toolbox was used directly to obtain the reliability indexes, and the decomposition and iterative techniques were employed to seek solutions to the main problem, thus obtaining the sensitivity of the random design parameters and target reliability indexes to various random variables. With the equal and straight blades of a steam turbine on a test rig serving as an example, the concrete application process of the method was expounded. The method features a simple mathematical expression and can be directly used in standard optimization programs. It successfully solved the reliability reverse-solution-seeking design problem of blades under an implicit function, thus enjoying a relatively good application value for engineering projects. **Key words:** blade, reliability reverse-solution-seeking design, finite element, BP neural network, decomposition technique

基于熵权和多级物元分析的汽轮机 DEH 调节系统状态综合评价 = An Overall Evaluation of the Status of a Steam Turbine DEH (Digital Electro-hydraulic) Control System Based on Entropy Weights and a Multistage Physical Element Analysis [刊, 汉] / FENG Li-fa, YANG Xin-yu, ZHU Yu, et al (College of Energy Source and Environment, Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 210096) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2009, 24(5). — 583 ~ 587

On the basis of establishing a status evaluation index system of steam turbine DEH (digital electro-hydraulic) control system, proposed was an extensible evaluation method. Based on the physical element theory in topology, the authors have presented a multistage physical element model for evaluating qualitatively and quantitatively the status of a steam turbine DEH control system. In the light of the evaluation index weighting being difficult to determine and the relatively big influence of subjective factors, an entropy value theory was introduced and the entropy weight of the index value was employed to determine the weighting to eliminate to a maximally possible extent the human interference from the weighting calculation and make the evaluation results more close to practical conditions. Finally, through a practical example, the feasibility and practicability of the method in question was verified. The research results show that the method can quickly and effectively identify the status of a steam turbine DEH control system, thus providing a scientific basis for decision-making of status maintenance. **Key words:** steam turbine, digital electro-hydraulic control system, status evaluation, multistage physical element model, entropy weight

燃气轮机进气雾化式蒸发冷却控制技术研究 = A Study of the Control Technology of Inlet Atomized Air Evaporation Cooling for Gas Turbines [刊, 汉] / MA Kun-lin (Naval Representative Office Resident at CSIC (China Shipbuilding Industrial Corporation) Harbin No. 703 Research Institute, Harbin, China, Post Code: 150036), HAO Liang (Guodian Group Tianjin Binhai Electric Power Co. Ltd., Tianjin, China, Post Code: 300452), LIU Rui, ZHAO Ai-jun (CSIC (China Shipbuilding Industrial Corporation) Harbin No. 703 Research Institute, Harbin, China, Post Code: 150036) //