

文章编号: 1000-8055(2003) 02-0211-05

基于人工神经网络的涡轮盘蠕变可靠性分析方法

李全通¹, 景小宁², 吕文林¹

(1. 西北工业大学 航空动力与热力工程系, 陕西 西安 710072;

2. 空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要: 用 ADINA 程序计算的涡轮盘盘缘蠕变位移量的有限元结果对人工神经网络进行训练。利用 Monte-Carlo 法对基本随机变量进行随机抽样, 并基于随机有限元方法思想用人工神经网络代替有限元程序计算涡轮盘盘缘蠕变位移量, 进而分析涡轮盘蠕变可靠性。

关键词: 航空、航天推进系统; 人工神经网络; 涡轮盘; 蠕变; 可靠性

中图分类号: V 231. 91

文献标识码: A

Artificial Neural Networks-Based Creep Reliability Analysis Method of Turbine Disk

LI Quan-tong¹, JING Xiao-ning², LU Wen-lin¹

(1. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. The Airforce Engineering University, Xi'an 710038 China)

Abstract: The basic variables are sampled by Monte-Carlo method. Instead of complicate finite element analysis, a Neural Network, which was well trained by the results of ADINA program, is used to calculate the displacement at the rim of turbine disc. As a result, this paper shows how to use Neural Network method to calculate the creep reliability of an aero-engine turbine disc.

Key words: aerospace propulsion; neural network; turbine disc; creep; reliability

1 引言

在涡轮盘蠕变可靠性的所有计算方法(如曲线拟合或曲面拟合等)^[1]中,总是要设法给出功能函数具体的显式表达式^[1,2]或者在不能给出显式时只能依赖数值方法解决问题^[1]。而可靠性计算的精确方法—蒙特卡洛有限元方法是对基本随机变量随机抽样用有限元方法计算给出结果后,进行可靠性分析;蒙特卡洛有限元方法只适用于用

有限元计算时模型小、数据量少的问题。对于象涡轮盘蠕变可靠性这样复杂的有限元计算问题,不可能用蒙特卡洛有限元方法。因为可靠性计算随机抽样达数十万次,而有限元计算一次要花几十分钟甚至数小时,所以用蒙特卡洛有限元方法分析涡轮盘蠕变可靠性问题是不现实的。本文针对涡轮盘蠕变可靠性问题,借鉴蒙特卡洛有限元方法的思想,提出一种基于人工神经网络的涡轮盘蠕变可靠性分析方法,既不用给出功能函数具体

收稿日期: 2002- 04- 01; 修订日期: 2002- 09- 29

作者简介: 李全通(1963-),男,陕西武功人,空军工程大学工程学院副教授,西北工业大学航空动力与热力工程系博士生,主要从事航空发动机强度、可靠性及故障诊断方面的研究。

的显式表达式也不依赖其它数值方法,而且蒙特卡洛有限元方法中的有限元计算部分用神经网络实现,可减少运算量,大大缩短了计算时间,从而使得蒙特卡洛有限元方法能够用于涡轮盘蠕变可靠性计算问题。

2 有限元计算^[1]

利用自动动态增量非线性分析有限元程序(ADINA 程序),在基本随机变量(n, A)的取值范围内选取有限个点,对涡轮盘盘缘蠕变位移量进行计算^[1]。基本随机变量 n 为发动机最大状态的工作转速, A 为反映蠕变性能的材料参数。涡轮盘盘缘蠕变位移量计算时的离心载荷、温度载荷均选取发动机最大工作状态的参数。文中两个基本随机变量按可靠性计算的“ 3σ ”原则各取 7 个点,计算结果见表 1。

3 神经网络结构及其训练

3.1 网络结构设计

根据神经网络的有关定理可知,任意一个连续函数可用一个 3 层的前向神经网络来逼近。采用前向神经网络结构,其所有信息都由输入到输出单向传递。一个具有 m 个输入结点、 l 个隐层结点、 n 个输出结点的 3 层前向网络结构如图 1 所示。图中: x_i 为输入结点的输入, αx_i 为输入结点的输出, $i = 1, 2, \cdots, m$; h_j 为隐层结点的输入, oh_j 为隐层结点的输出, $j = 1, 2, \cdots, l$; y_k 为输出结点的输入, oy_k 为输出结点的输出, $k = 1, 2, \cdots, n$; w_{ij} 为从输入结点到隐层结点的权值; w_{jk} 为从隐层结点到输出结点的权值。

其各层的算法为:

$\alpha x_i = f_1(x_i)$ (1)

$oh_j = f_2(h_j)$ (2)

$oy_k = f_3(y_k)$ (3)

$$h_j = \sum_{i=1}^m w_{ij} \times \alpha x_i + \theta_j$$
 (θ_j 为隐层的偏置值) (4)

$$y_k = \sum_{j=1}^l w_{jk} \times oh_j + \theta_k$$
 (θ_k 为输出层的偏置值) (5)

对于涡轮盘盘缘蠕变位移量计算问题,神经网络采用 2 个输入结点、1 个输出结点、8 个隐层结点的 3 层前向网络。本文将涡轮盘盘缘蠕变位移量 δ 看成是发动机转速 n 和材料蠕变性能参数 A 的函数,用神经网络来逼近该函数,因此网络输入分别为发动机转速 n 和材料蠕变性能参数 A ,输出为涡轮盘盘缘蠕变位移量 δ 。式(1)~(3)中 $f_1(x), f_2(x), f_3(x)$ 可取任意的可微函数,这里取常用形式:

$$f_1(x) = x, f_2(x) = f_3(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

3.2 网络训练

神经网络训练的目的就是要根据一定数量的样本数据对网络进行训练,取得网络计算中的参数值,即确定网络的结构,使训练好的网络以一定的精度(在训练时设定)逼近样本数据中输入/输出之间的函数关系。然后对于给定的新的输入数据,网络就可按指定精度计算出其对应的输出数据。本文采用神经网络的 BP 算法(反向传播算法)训练网络,其步骤如下:

(1) 设置网络权值 w_{ij}, w_{jk} 及偏置值 θ, θ 的

表 1 涡轮盘盘缘蠕变位移量 ADINA 程序计算结果(单位: mm)

Table 1 The result of the creep displacement at the rim of turbin disc calaculated by ADINA program (unit: mm)

$n / (r / \min)$ A	13283. 25	13305. 50	13327. 75	13350. 00	13372. 25	13394. 50	13416. 75
1. 1494E- 37	0. 161893	0. 163124	0. 163124	0. 169103	0. 172216	0. 175418	0. 178711
1. 2171E- 37	0. 164173	0. 167156	0. 170226	0. 173375	0. 176517	0. 179950	0. 183378
1. 2847E- 37	0. 171113	0. 174297	0. 177572	0. 177572	0. 182574	0. 184388	0. 187962
1. 3523E- 37	0. 171798	0. 175007	0. 178309	0. 181703	0. 185193	0. 188784	0. 192477
1. 4199E- 37	0. 175523	0. 178844	0. 182473	0. 185774	0. 189382	0. 192740	0. 196928
1. 4875E- 37	0. 179199	0. 182628	0. 186156	0. 189747	0. 193523	0. 197365	0. 201319
1. 5551E- 37	0. 182818	0. 186310	0. 190001	0. 193749	0. 197605	0. 197605	0. 205655

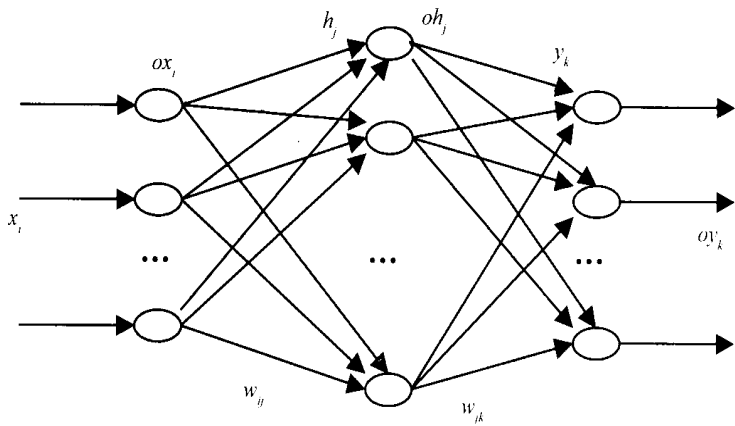


图 1 神经网络结构图

Fig. 1 The structure of neural network

表 2 网络训练数据

Table 2 Data used to train the neural network

$n/(r/min)$ A	13283. 25	13305. 50	13327. 75	13350. 00	13372. 25	13394. 50	13416. 75
1. 1494E- 37	0. 161893		0. 163124		0. 172216		0. 178711
1. 2171E- 37		0. 167156		0. 173375		0. 179950	
1. 2847E- 37	0. 171113		0. 177572		0. 182574		0. 187962
1. 3523E- 37		0. 175007		0. 181703		0. 188784	
1. 4199E- 37	0. 175523		0. 182473		0. 189382		0. 196928
1. 4875E- 37		0. 182628		0. 189747		0. 197365	
1. 5551E- 37	0. 182818		0. 190001		0. 197605		0. 205655

初值为随机数;

(2) 从 N 个经过归一化后的样本数据(Xs , Ts) ($X = (x_1, x_2, x_m)^T$, $T = (t_1, t_2, t_m)^T$, $s = 1, 2, \dots, N$) 中顺序选取一个作为网络的输入;

(3) 正向过程计算各层输出, 依次按式(1) ~ 式(5)进行计算;

(4) 反向传播过程计算各层的误差:

输出层误差 $\delta_k = (t_k - oy_k) \cdot oy_k \cdot (1 - oy_k)$

隐层误差 $\delta_j = \sum_{k=1}^n (\delta_k \cdot w_{jk}) \cdot oh_j \cdot (1 - oh_j)$

(5) 权值及偏置值的修改: $\theta_k = \theta_k + \beta \cdot \delta_k$

$$w_{jk} = w_{jk} + \alpha \cdot \sum_{j=1}^l \delta_k \cdot oh_j$$
$$\theta = \theta + \beta \cdot \delta_j$$
$$w_{ij} = w_{ij} + \alpha \cdot \sum_{i=1}^m \delta_j \cdot ox_i$$

α, β 为网络训练过程中的学习速率, 分别取典型值 0. 7, 0. 8。

重复(2) ~ (5) 步, 直到对每个样本的输出误差满足:

$$|t_k - oy_k| \leq \epsilon \quad (\epsilon \text{ 为给定的小数})$$

(6) 网络误差:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^N \sum_{k=1}^n (t_k^s - oy_k^s)$$

利用 ADINA 程序计算的涡轮盘盘缘蠕变位移量结果(表 1)49 组数据中的 25 组数据(表 2), 对神经网络进行训练。训练后的网络参数为: 从输入层到隐层的权值依次为 7. 68, - 11. 25, - 7. 31, - 35. 35, - 4. 17, - 7. 51, - 0. 02, - 0. 38, 6. 22, - 3. 89, 25. 78, 0. 0, 0. 29, 0. 29, 2. 83, 2. 22; 从隐层到输出层的权值依次为 11. 12, - 15. 43, 22. 66, - 16. 68, - 2. 36, - 5. 11, 2. 14, 1. 78; 隐层偏置值依次为 - 13. 38, 16. 56, - 17. 74, - 2. 01, - 1. 82, - 0. 72, - 3. 81, - 2. 85; 输出层偏置值为 - 7. 20。

表 3 网络测试结果

Table 3 The result of the neural network testing

$n/(r/min)$ A	13283. 25	13305. 50	13327. 75	13350. 00	13372. 25	13394. 50	13416. 75
1. 1494E- 37		0. 164361		0. 170057		0. 174870	
1. 2171E- 37	0. 163792		0. 171195		0. 177227		0. 182116
1. 2847E- 37		0. 171146		0. 178731		0. 184597	
1. 3523E- 37	0. 169499		0. 179112		0. 186191		0. 191333
1. 4199E- 37		0. 178329		0. 186910		0. 192801	
1. 4875E- 37	0. 176942		0. 187134		0. 193791		0. 198045
1. 5551E- 37		0. 187772		0. 194839		0. 199140	

3. 3 网络测试结果

取表 1 中的其余 24 组数据用于网络测试, 即取这 24 组测试数据的 (A, n) 值, 用训练好的网络对涡轮盘盘缘蠕变位移量 δ 按式(1) ~ (5) 计算, 测试结果见表 3。

神经网络输出涡轮盘盘缘蠕变位移量(表 3) 与用 ADINA 程序计算的涡轮盘盘缘蠕变位移量(表 1) 进行比较, 最小相对误差为 0. 0194%, 最大相对误差为 2. 461%, 平均相对误差为 0. 1086%。相对误差最大不超过 2. 5%(多次任选不同样本数据组和测试数据组进行计算比较, 结果一致, 本文仅给出一例)。因此训练好后的网络结构可以对涡轮盘盘缘蠕变位移量 δ 和发动机转速 n 、材料蠕变性能参数 A 之间的函数关系进行逼近。这样任给一组输入数据 (A, n) 值(即所给 49 组以外的值), 就可以用训练好后的网络进行计算, 得到所需要的输出结果 δ 。

结果说明用神经网络计算的涡轮盘盘缘蠕变位移量, 与有限元程序计算所得的涡轮盘盘缘蠕变位移量一致, 因此, 可以用神经网络计算方法代替有限元程序对涡轮盘盘缘蠕变位移量进行计算。

4 涡轮盘蠕变可靠性计算

4. 1 基本随机变量及功能函数^[1, 2]

涡轮盘长期工作在高温及巨大的离心载荷、气动载荷环境中, 会产生蠕变变形。其外载荷主要是离心载荷, 而离心载荷与转子转速有紧密联系。发动机转子转速非常高, 转速的微小变化对离心力的影响很明显, 故选取发动机转速 n 作为一个基本随机变量; 由于所考虑的是涡轮盘的蠕变变

形, 蠕变又与材料的蠕变性能参数有着极为密切的联系, 这个参数是靠实验数据经过处理后取得的, 一是实验中不可避免地存在着一定误差, 二是不同炉批的材料性能存在有分散度, 而材料蠕变性能参数的微小变化必然对蠕变量产生影响, 故选用反映材料蠕变性能的参数 A 作为另一个基本随机变量; 涡轮盘盘缘蠕变位移限制量目前也只不过是统计出一个范围值, 尚未确定超过某一定值即为失效, 故将该限制量 δ_0 也暂作为一个单独的基本随机变量加以考虑。

对于涡轮盘蠕变可靠性这一工程实际问题, 功能函数可写为:

$$Z = g(\delta_0, n, A) = \delta_0 - \delta(n, A)$$

式中: δ_0 表示涡轮盘盘缘蠕变位移限制量, 正态分布, 均值为 0. 3 mm, 方差为 0. 033333, 由设计部门按使用经验统计给出; δ 为涡轮盘盘缘蠕变位移函数; n 为发动机转速, 计算时取发动机最大状态工作转速, 变化为正态分布, 均值为 13350 r/min, 方差为 22. 25; A 是材料蠕变性能参数, 即蠕变性能公式: $\epsilon = A \sigma^m t^m$, 式中 A 取值为正态分布, 均值为 1. 35228E- 37, 方差为 6. 7614E- 39, $n = 12. 2472$, $m = 1$, σ 的量纲为 MPa, t 的量纲为小时。

上式物理意义为: 当蠕变引起的涡轮盘盘缘蠕变位移量超过某一限制位移量时, 即认为零件失效。

4. 2 可靠性计算

涡轮盘蠕变可靠性计算计算步骤为: (1) 数值方法产生 3 组正态分布的随机数序列; (2) 用 Monte-Carlo 法随机抽取基本随机变量 δ_0, n, A ; (3) 将 n, A 值输入已经训练好的神经网络, 由神经网络计

算出涡轮盘盘缘蠕变位移量 δ ; (4) 比较 δ_0 与 δ , 若 $\delta_0 > \delta$ 安全计数 S 加 1; 若 $\delta_0 \leq \delta$, 失效计数 F 加 1; (5) 若 $S + F < N$ (N 为给出的抽样次数), 转到 (2); (6) 计算可靠度 $P_r = S/N$; 失效概率 $P_f = F/N$ 。用 Monte-Carlo 法对基本随机变量 δ_0, n, A 随机抽样 50 万次, 求得的可靠度 $P_r = 99.998\%$ 。

5 结 论

(1) 对于涡轮盘蠕变可靠性问题, 基于神经网络的分析方法具备其它方法无法比拟的优点。其它方法^[1]从理论上讲对功能函数可以选取许多基本随机变量, 但实际计算中往往是不可能的, 因为计算过于复杂甚至于数学上无法实现。例如, 数据拟合取得功能函数时, 一维问题有曲线拟合、二维问题有曲面拟合, 而三维及三维以上的超曲面拟合问题尚无法解决。但是神经网络方法无论基本随机变量选多少都能实现。另外, 不必给出功能函数的显式表达式。

(2) 基于神经网络的分析方法借鉴了可靠性计算的蒙特卡洛有限元方法思路, 却避免了大量的有限元计算工作。

(3) 基于神经网络的分析方法对于只关心输

入输出, 而不注重内部结构, 形如涡轮盘盘缘蠕变之类的边界变形问题特别适用。

(4) 这种神经网络方法的精度与网络的隐层结点个数、样本数据个数及其分布、网络训练时的学习次数等因素有关。

(5) 实际结果表明神经网络方法计算结果与其它方法的结果一致, 将神经网络应用于涡轮盘蠕变可靠性分析中是可行的; 且该方法简便。

(6) 为了说明所用方法, 基本随机变量仅选取 3 个, 其中与涡轮盘盘缘蠕变位移量有关的基本随机变量只有 2 个, 但本文所用的方法可以推广到多维问题。

参考文献:

- [1] 李全通. 涡轮盘蠕变可靠性计算方法研究[D]. 西安: 西北工业大学, 1995.
- [2] 李全通, 柴卫东, 吕文林. 用积分降阶法计算涡轮盘蠕变可靠性[J]. 航空动力学报, 1997, 12(1): 81-83.
- [3] 李全通, 吕文林. 涡轮盘蠕变可靠性计算方法研究[J]. 空军工程学院学报, 1996, (3): 23-26.
- [4] 刘增良, 刘有才. 因素神经网络理论及其应用[M]. 贵州: 贵州科技出版社, 1995.