复合材料格栅结构优化设计中的计算智能技术

荣晓敏 徐元铭 吴德财

(北京航空航天大学 航空科学与工程学院, 北京 100083)

摘 要: 针对复合材料格栅结构优化设计多变量、多约束、连续和离散混合变量、高度非线性的难点,提出了用进化神经网络来实现结构设计参数(输入)与结构响应参数(输出)的全局非线性映射关系,以此来代替优化过程中的有限元计算,以提高优化效率. 以遗传算法为优化求解器,神经网络屈曲稳定性响应面为主要约束,对复合材料格栅加筋结构进行优化. 结果表明,在相同样本数的情况下,进化神经网络可获得比 BP 网络更高精度的映射模型,具有很强的泛化能力. 该方法可以为解决大型复合材料结构优化问题提供一条高效途径.

关 键 词: 计算智能; 进化神经网络; 遗传算法; 复合材料; 格栅加筋板; 结构优化

中图分类号: TB 33; O 316

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2006)08-0926-04

Computational intelligence technology for optimal design of grid-stiffened composite structure

Rong Xiaomin Xu Yuanming Wu Decai

(School of Aeronautic Science and Technology, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: To overcome the difficulties of optimal design for grid-stiffened composite structures, such as multi-variables, multi-constraints, mixed discrete-continuous design variables, highly nonlinear, etc, the application of computational intelligence(CI), namely evolutionary neural networks(ENN) was considered for realizing the global nonlinear mapping between structural design parameters and structural responses. They were aimed to replace the finite element computation during an actual optimization process so as to raise the efficiency of optimization. By using genetic algorithm(GA) as the optimization procedure and the structural buckling constraint as the neural network response surface, the optimal design of grid-stiffened composite panel under axial compressive loads was studied. The results indicate that with very limited FEM sample space, the accuracy of the evolutionary buckling neural network is much higher than that of traditional BP neural network. The resulted ENN-GA algorithm proves that it can offer an efficient approach to the optimization design of large complex composite structures.

Key words: computational intelligence; evolutionary neural networks; genetic algorithm; composites; grid-stiffened panel; structural optimization

神经网络和遗传算法(GA, Genetic Algorithm)都是以仿生学为基础的计算智能(CI, Computational Intelligence)方法[1]. 二者结合起来,发挥各自的优点,可以解决很多高度非线性优化问题,是智能信息处理研究的一个重要方向. GA 用于进化神经网络(ENN, Evolutionary Neural Networks)的权值寻优与网络寻优是目前研究的一个热点,还未见有成熟的方法报道. 神经网络的结构优化是一个具有“多峰”特征的问题,简单 GA 在解决此类问题时效果不佳,本文提出了一种适合于优化神经网络结构的 GA,并结合 BP 算子的局部寻优能力,可取得较好的效果.

收稿日期: 2005-10-17

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(10572012);航空科学基金资助项目(05B51043)

作者简介: 荣晓敏(1980-), 男, 安徽枞阳人, 硕士生, rongxiaomin@etp.ac.cn.

本文在文献[2]工作基础上,结合 CI 技术,研究和提出利用 ENN 响应面来构造高精度的结构分析近似映射模型,并将其与 GA 相结合,构成 ENN-GA 优化算法,以此来解决复杂复合材料结构(特别是格栅结构[3])的优化问题.

1　ENN 响应面的构建

本文针对 3 层前馈 ENN 进行了研究,依靠 GA 同时完成网络拓扑训练和权值训练,其关键技术包括 3 点.

1.1　编码设计与网络适应度函数

本文采用的是实数编码[4],权值取值范围为[-10,10],采用双精度实数存储.

网络适应度函数由网络的节点个数与连接个数之和来评价,将其取为

$$f(n_i,t)=\frac{1}{1+E(n_i,t)+c\cdot n_{\mathrm{p}}} \tag{1}$$

式中,$f(n_i,t)$ 为第 t 代的网络个体 n_i 的适应度;$E(n_i,t)$ 为第 t 代的第 i 个网络个体的误差;c 为网络复杂度系数,取值范围为[-0.1,0.1];n_{p} 为网络参数的个数,包括网络的节点数和连接数.

1.2　遗传算子设计

1) 选择算子

采用最佳个体保留策略和轮盘式选择策略相结合的方法. 网络个体 n_i 被选择到下一代作为遗传操作的父体的概率为

$$p(n_i,t)=\frac{f(n_i,t)}{\sum_{j=1}^{N}f(n_j,t)} \tag{2}$$

式中,$p(n_i,t)$ 为网络个体 i 被选择的概率;N 为群体的规模.

2) 交叉算子

本文使用轮盘式选择策略,用整体算术杂交法[5]生成交叉后的 2 个后代.

3) 变异算子

根据变异概率,将父体以等概率进行下列 3 种操作之一:

① 删除隐含层节点和连接权值;

② 增加隐含层节点数,并初始化;

③ 在父体中随机变异某些节点权值.

4) 自适应交叉率与变异率

GA 的参数中,交叉概率 p_{c} 和变异概率 p_{m} 的选择直接影响算法的收敛性. 较理想的情况下,p_{c} 与 p_{m} 的取值应随着适应值的变化而自适应改变. 本文中 p_{c} 和 p_{m} 的取值参见文献[6].

1.3　GA 与 BP 算子相组合的学习策略

GA 的优势在于全局搜索能力强,而 BP 算法的局部搜索能力强,将这 2 种算法相结合,可以取长补短. 图 1 显示了 GA 结合 BP 的 ENN 的学习优化流程图.

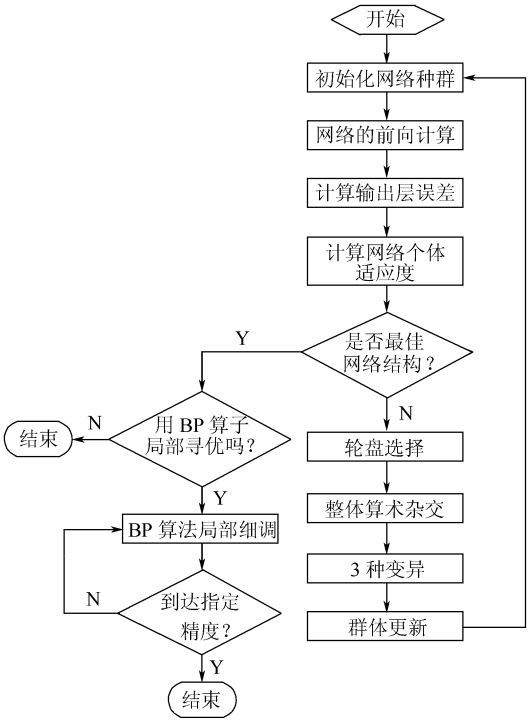


图 1　ENN 优化流程图

2　ENN-GA 优化算法

复合材料结构优化的数学模型为

$$\begin{cases}\min f(\boldsymbol{X})\\ \text{s.t. } g_j(\boldsymbol{X})\leqslant 0 \qquad j=1,2,\cdots,m\\ \quad h_k(\boldsymbol{X})=0 \qquad k=1,2,\cdots,p\\ \quad \boldsymbol{X}=(x_1,x_2,\cdots,x_n)^{\mathrm{T}}\\ \quad x_i^{\mathrm{l}}\leqslant x_i\leqslant x_i^{\mathrm{u}} \qquad i=1,2,\cdots,n\end{cases}$$

式中,$f(\boldsymbol{X})$ 为目标函数;$\boldsymbol{X}$ 为设计变量向量;n 为设计变量的个数;$g_j(\boldsymbol{X})$,$h_k(\boldsymbol{X})$ 分别为不等式约束和等式约束;m,p 为各自约束函数的个数;x_i^{l},x_i^{u} 分别为变量 x_i 的上下限. 在结构优化中,目标和约束函数分别是结构的重量和应力、位移、频率、屈曲荷载等性态函数,通常用有限元等数值方法计算.

ENN-GA 的求解过程可分为 2 大步:①产生神经网络训练所需要的有限元样本,并进行网络训练,得到 ENN;②以 ENN 作为目标或约束条件进行 GA 优化.

由于 GA 本身只能处理无约束最大化问题,故本文采用罚函数法进行转化来定义适应度函

数：

$$\left.\begin{aligned} F(\boldsymbol{X}) &= C_{\max} - f(\boldsymbol{X}) - \theta\Phi(\boldsymbol{X}) \\ \Phi(\boldsymbol{X}) &= \sum_{j=1}^{m} \left| \max(0, g_j(\boldsymbol{X})) \right|^q + \sum_{k=1}^{p} | h_k(\boldsymbol{X}) |^q \end{aligned}\right\} \quad (3)$$

式中，$F(\boldsymbol{X})$ 为适应度；$C_{\max}$ 为一足够大的正数；$\Phi(\boldsymbol{X})$ 为罚函数；θ 为大于0的惩罚系数；q 为正整数，一般为1或2.

本文采用自适应惩罚函数法[7]，利用搜索过程中反馈的信息自适应地调节惩罚因子，公式如式(4)：

$$\theta(t+1) = \begin{cases} (1/\beta_1) \cdot \theta(t) & \text{条件1} \\ \beta_2 \cdot \theta(t) & \text{条件2} \\ \theta(t) & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

条件1：在前 k 代，最优个体都是可行解；条件2：在前 k 代，最优个体都是非可行解. 式中，$\beta_1>1$，$\beta_2>1$，且为避免重复循环要求 $\beta_1 \neq \beta_2$；t 为演化代数；k 为代间隔.

因此基于ENN响应面的GA步骤如下：

1）确定设计变量、目标函数及约束条件；

2）按试验设计方法确定特征样本点，进行样本的有限元计算；

3）训练ENN，建立设计变量与应力、屈曲稳定性等量的全局性映射关系；

4）将GA中的目标函数或适应度函数需使用有限元计算的部分用ENN代替；

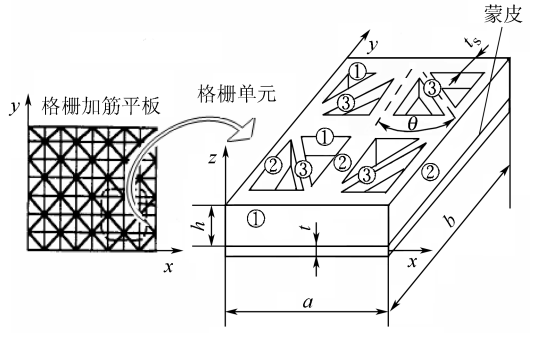
5）进行GA优化.

3 复合材料格栅结构优化设计

本文以文献[8]给出的复合材料格栅加筋壁板结构为例，来验证所提出的ENN-GA优化算法的有效性.

3.1 结构描述及优化模型

如图2所示格栅型加筋壁板的平面示意图和格栅单元的三维视图，整个格栅壁板结构可以看作是格栅单元在纵横方向的复制，单元的大小决定了疏密程度. 本文所研究的复合材料格栅加筋壁板结构部件长508 mm、宽1 422.4 mm，没有横向筋，只有①和③方向的加强筋. 板沿长度 x 方向(轴向)两端受70.08 N/mm的均布压缩载荷；边界条件为四边简支.



①轴向加强筋 ②横向加强筋 ③斜向加强筋

图2 格栅结构示意图

蒙皮和加强筋是同一种复合材料，见表1. 蒙皮的铺层顺序为[±45/90/0]s，蒙皮和筋条的层厚均为0.152 mm，筋条铺设角全部为0°.

表1 材料属性

E_{11}/GPa	E_{22}/GPa	G_{12}/GPa	G_{13}/GPa	G_{23}/GPa	ν_{12}	ρ/(kg·m^{-3})
139.310	13.103	5.034	5.034	5.034	0.3	1577.754

设计变量如图2所示，分别为格栅单元的长 a，宽 b，筋高 h 和筋厚 t_s，蒙皮厚度 t 取定值，$\theta \approx 30°$. a 和 b 互为约束，可看成一个变量. 由于皆为离散设计变量空间，其取值如表2所示.

表2 格栅平板结构变量的设计空间 mm

(a,b)	h	t_s
(169.342, 284.480)	12.541	1.524
(145.136, 258.623)	12.700	1.676
(127.000, 218.821)	12.859	1.829
(112.878, 203.200)	13.018	1.981
(112.878, 189.662)	13.176	2.134
(101.600, 177.800)	13.335	2.286
(92.354, 158.039)	13.494	2.438
(84.658, 149.708)	13.653	2.591

目标函数：

$$\left.\begin{aligned} &\min W = \min[(\rho/ab)(w_1 + w_2 + w_s)] \\ &w_1 = 2hat_s \\ &w_2 = 2ht_s\sqrt{a^2+b^2} \\ &w_s = abt \end{aligned}\right\} \quad (5)$$

式中，$\min W$ 为单位面积加筋格栅板的最小重量；w_1 为格栅单元轴向筋的体积；w_2 为单元斜向筋的体积；w_s 为单元蒙皮的体积.

约束条件：所有的设计变量取值范围均在表2中；整个结构还要满足屈曲稳定性约束条件，即 $\lambda \geqslant 1$.

3.2 样本设计及ENN的训练与检测

根据表2的变量设计空间和正交试验设计法，选取32个典型训练样本(2组3因素4水平试验，取正交表 $L_{16}(4^5)$ 的前三列)，然后用均匀设计法选择8个检测样本来进行网络泛化性能的检测.

建立输入为结构的设计变量，输出为整体屈曲稳定性特征值 λ 的ENN响应面，ENN训练结

果如表 3 所示. 比较表 3 中的结果可知,训练样本数越多,网络的泛化能力越强(见表 3 中检测样本均方根误差(RMSE, Root Mean Square Error)值).

表 3　ENN 响应面训练结果

训练样本数	ENN 结构	训练样本 RMSE	检测样本 RMSE
16	4×5×1	0.022 126	0.454 680
32	4×7×1	0.025 398	0.058 375

表 4 列出了样本数为 32 时,ENN 和具有相同隐层节点数的 BP 神经网络响应面的精度比较,可以看出 ENN 的精度明显更高.

表 4　BP 和 ENN 的精度比较

网络结构	隐层节点数	训练样本 RMSE	检测样本 RMSE
BP	7	0.053 624	0.120 980
ENN	7	0.025 398	0.058 375

3.3　GA 优化结果

在满足约束 $\lambda \geqslant 1$ 的条件下,用 GA 求解 min$W$,得到最优解为: a = 127.000 mm, b = 218.821 mm, h = 13.335 mm, t_s = 1.829 mm, W = 2.97 kg/m^2,GA 收敛过程如图 3 所示. 表 5 列出了与基于 Smear 理论[8]的数值解的比较,结果表明 ENN-GA 优化方法是有效的.

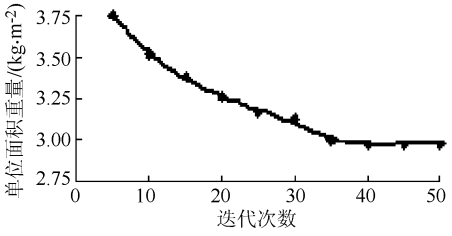


图 3　GA 优化收敛过程

表 5　优化结果

最优解	a, b	h	t_s	λ	W
文献[8]	127.000, 218.821	13.653	1.524	0.995	2.83
ENN-GA	127.000, 218.821	13.335	1.829	1.022	2.97

4　结 束 语

本文将 ENN 响应面、均匀和正交试验设计以及 GA 相结合,用于解决大型复杂复合材料结构(特别是格栅加筋结构)的优化设计问题,提供了一条较为新颖的智能优化途径. 通过复合材料格栅加筋板结构的设计实例,表明本方法可以以很少的有限元分析次数获得较高精度的优化解. 其优化结果与基于 Smear 理论的数值计算结果十分接近,验证了本方法的有效性和实用性,因而具有较好的工程应用价值.

参考文献 (References)

[1] 丁永生. 计算智能:理论、技术与应用[M]. 北京:科学出版社,2004
Ding Yongsheng. Computational intelligence: theory, technology and application[M]. Beijing: Science Press, 2004 (in Chinese)

[2] Xu Yuanming, Li Shuo, Rong Xiaomin. Composite structural optimization by genetic algorithm and neural network response surface modeling[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2005, 18(4): 310-316

[3] Collier C, Yarrington P, Van West B. Composite, grid-stiffened panel design for post buckling using hypersizer[C]//Collect Tech Pap AIAA ASME ASCE AHS Struct Struct Dyn Mater. Alexandria, VA: AIAA, 2002, 1: 157-172

[4] Stanley K O, Miikkulainen R. Efficient reinforcement learning through evolving neural network topologies[C]//Proceeding of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-2002). San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 2002: 569-577

[5] 潘正君,康立山,陈毓屏. 演化计算[M],北京:清华大学出版社,1998
Pan Zhengjun, Kang Lishan, Chen Yuping. Evolutionary computation[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1998 (in Chinese)

[6] 李敏强,徐博艺. 遗传算法与神经网络的结合[J]. 系统工程理论与实践,1999(2):65-69
Li Minqiang, Xu Boyi. On the combination of genetic algorithms and neural networks[J]. Journal Systems Science and Systems Engineering, 1999(2): 65-69 (in Chinese)

[7] Barbosa H J C, Lemonge A C C. A new adaptive penalty scheme for genetic algorithms[J]. Information Sciences, 2003, 156(3-4): 215-251

[8] Jaunky N, Knight N F Jr, Ambur D R. Optimal design of grid-stiffened composite panels using global and local buckling analyses[J]. Journal of Aircraft, 1998, 35(3): 478-486

(责任编辑:文丽芳)