

文章编号: 1000-8055(2003)02-0216-05

基于 BP 神经网络和遗传算法 的结构优化设计

郭海丁¹, 路志峰²

(1 南京航空航天大学 能源与动力学院, 江苏 南京 210016;

2 北京运载火箭技术研究院, 北京 100076)

摘要: 现代航空发动机不断追求提高推重比, 优化其零部件的结构设计日益重要。传统结构优化方法耗时多且不易掌握。针对这一问题, 本文提出了将 BP 神经网络和遗传算法相结合用于结构优化设计的方法, 并编制了相应的计算程序, 实现了一个含 9 个设计变量的发动机盘模型的结构优化计算。计算证明, 与传统结构优化方法相比, 此方法计算速度快、精度良好。

关键词: 航空、航天推进系统; 结构优化; 神经网络; 遗传算法; 航空发动机

中图分类号: V 231

文献标识码: A

Structure Design Optimization Based on BP-Neural Networks and Genetic Algorithms

GUO Hairding¹, LU Zhifeng²

(1 Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2 Beijing Institute of Astronautics, Beijing 100076, China)

Abstract: Owing to the increasing demand for raising the thrust-weight ratio of modern aero-engine, it is very important to optimize the structures of the components. Traditional optimization methods of structure design are time-consuming and hard to be put into practice. So, in this paper, a new method of structure design optimization is induced to which both BP neural networks and genetic algorithms (in short: BPN-GA) are applied. A program which contains 9 variables is designed for the structure optimization of a disk model with the BPN-GA method, which proves that it has better calculating rate and precision than those with traditional optimization methods.

Key words: aerospace propulsion; structure optimization; neural network; genetic algorithms; aero-engine

1 引言

在航空、航天等领域, 结构优化设计技术正在得到越来越广泛的应用, 结构优化设计逐步进入

工程实用阶段^[1~3]。但从工程应用角度来看, 结构优化设计方法的推广仍存不少障碍。主要表现为:

(1) 优化中靠经验调整的参数较多, 掌握困难; (2) 优化计算效率较低。应用现有的结构优化算法进

收稿日期: 2002-11-13; 修订日期: 2003-02-12

作者简介: 郭海丁(1958-), 男, 山东潍坊人, 南京航空航天大学能源与动力学院副教授, 博士, 主要从事工程结构强度、断裂、疲劳损伤及结构优化设计方法等研究

行优化设计,通常需要进行大量的有限元计算,计算耗时过多,结果却往往不尽人意。(3)难以保证求得全局最优解;(4)难以计算含有离散设计变量的优化问题。

在传统优化方法中,通常采用结构近似分析法来减少结构分析次数,提高优化效率。但由于在优化算法中,必须利用结构应力、位移的一阶导数或一阶及二阶导数来进行结构近似分析,因而不具备全局性,且随着设计变量变化区域的增大,近似分析精度急剧下降^[4]。近年来,人们在发展新的优化方法方面进行了大量的探索和研究工作。在结构优化领域引入神经网络方法即为其中的探索方向之一。本文将BP神经网络和遗传算法(以下简称为BPN-GA法)相结合用于结构优化设计,取得了较好的效果。算例考核表明:该方法快捷有效,可望在工程结构的优化中得以应用。

2 BPN-GA 算法简介

神经网络作为一种新型空间映射手段的最大特点是仅仅借助样本数据,无需建立系统的数学模型,即可对系统实现由 R^n 空间(n 为输入神经元数)到 R^m 空间(m 为输出神经元数)的高度非线性映射。在结构优化中,可通过BP神经网络映射优化对象的输入输出关系(如图1)来取代传统

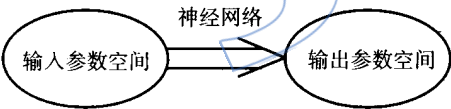


图1 神经网络映射示意

Fig 1 Mirror draft of network

的有限元计算。BP神经网络映射结果的精度一般可以由训练样本来保证。每一个样本分为输入和期望输出两个部分,分别对应于结构优化设计中的设计变量(结构尺寸、材料特性等)和目标函数、约束(结构重量、最大应力、结构固有频率等)。训练样本数据可以是经过分析计算的解,也可以是依据经验的数据,或为设计过程中产生的计算数据。理论分析已经证明,具有两个隐含层的BP神经网络可以映射一切函数^[3],故在使用BP神经网络进行目标函数映射时,可采用相对简单的BP神经网络结构。不过,仅仅使用BP网络映射优化对象的输入输出关系,优化搜索仍沿用传统算法,还不能完全发挥BP神经网络的优势,此时,遗传

算法可成为其重要的补充。

遗传算法于20世纪60年代由密执安大学的Holland教授等提出。遗传算法提供了一种求解复杂系统优化问题的通用框架,不依赖于问题的具体领域,对问题的种类有很强的鲁棒性,所以广泛应用于函数优化、组合优化、生产调度问题、自动控制、图象处理、机器学习等领域^[5]。与传统优化方法相比,遗传算法具有对所解的优化问题数学要求低、处理各种类型的目标函数和约束方便并能够进行概率意义下的全局搜索等优点。过去,遗传算法在结构优化方面应用较少,其主要原因是:单纯使用遗传算法要进行多次种群评价。这意味着要反复进行多次结构分析,其次数有时甚至比传统优化方法还要多。因此,对一个略为复杂的结构优化问题,遗传算法所需的计算量就可能使应用者难以承受。而BP神经网络的快速映射能力恰恰克服了遗传算法的这一缺陷。将二者结合,互为补充,可产生一种更为有效的结构优化方法。

BPN-GA 结构优化方法出发点为:

- (1) 利用BP神经网络映射设计变量和目标函数、约束之间的关系;
- (2) 用遗传算法作实现优化搜索;
- (3) 遗传算法中适应度的计算采用神经网络计算来实现。

BPN-GA法结构优化设计步骤如下: (1) 分析问题,提出目标函数、设计变量和约束条件;

(2) 设定适当的训练样本集,计算训练样本集;

(3) 训练神经网络;

(4) 采用遗传算法进行结构寻优;

(5) 利用训练好的神经网络检验遗传算法优化结果。若误差满足要求,计算结束;若误差不能满足要求,将检验解加入到训练样本集中,重复执行3~5步直到误差满足要求。

表1 遗传算法主要参数

Table 1 Main parameters in genetic algorithms

交叉率	0.6
变异率	0.2
适应度	2.0
群体大小	100
运行代数	10 ⁵
变量个数	9
约束个数	4

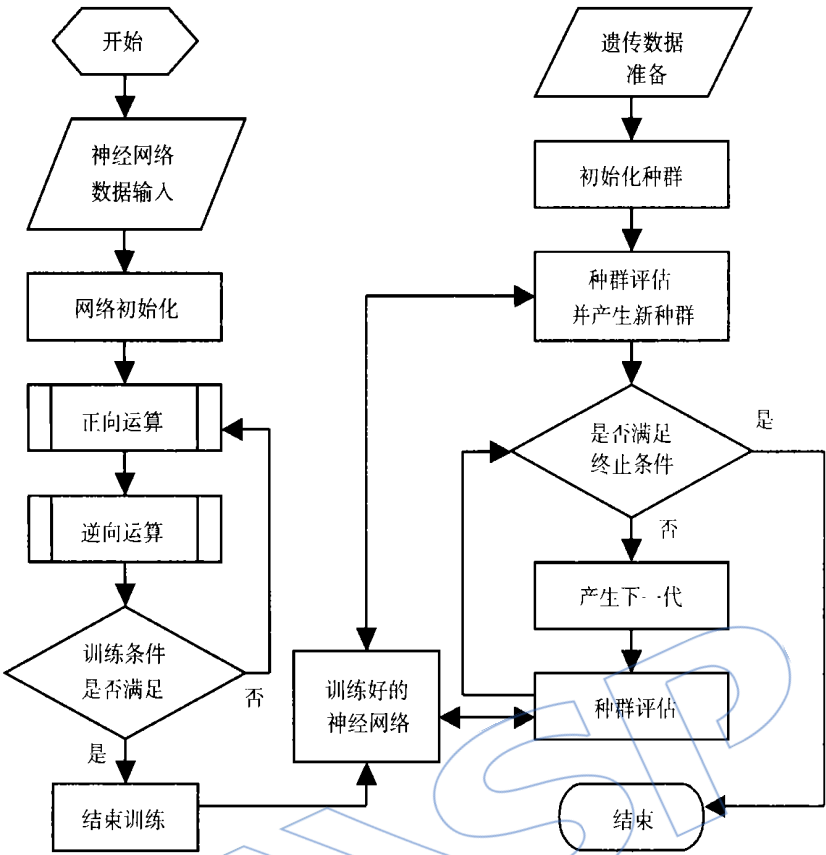


图 2 BPN-GA 算法流程

Fig 3 Sketch of BPN-GA calculation

用于结构优化的BPN-GA 算法流程如图 2。
遗传算法主要参数见表 1。

采用的神经网络结构形式为 9- 9- 4- 5。输入层为 9 个结构设计变量, 第 1、2 个隐含层神经

3 算 例

图 3 所示为一简化发动机压气机盘模型。设计变量 9 个, 即 $X_1 \sim X_4, Y_1 \sim Y_3, R_1, R_2$ 。

取体积为目标函数。约束条件: 最大 Von Mises 应力 $\sigma \leq 650 \text{ MPa}$ 。

盘结构尺寸见表 2; 盘模型中最大 Von Mises 应力及模型体积见表 3; 设计变量变化范围见表 4。计算转速: 11440 r/min。叶片离心力考虑按均匀假设。

表 2 盘结构尺寸(单位:mm)

Table 2 Dimensions of disk (unit:mm)

变量	X_1	X_2	X_3	X_4	Y_1
原值	63	72.5	214.5	226.5	22.5
变量	Y_2	Y_3	R_1	R_2	
原值	5.1	3.2	13	13	

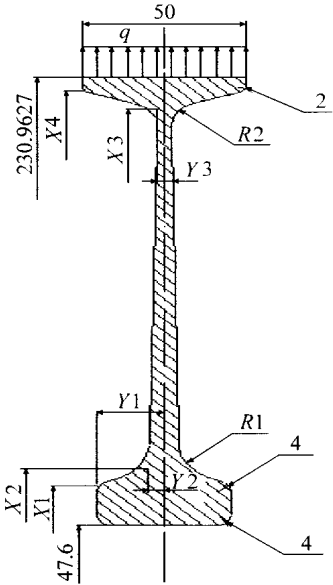


图 3 压气机盘模型

Fig 3 Disk model

元分别为 9、4 个; 输出层为轮盘体积和可能出现最大应力的 4 个点危险点的应力。

表 3 盘模型中最大Mises 应力及体积
Table 3 Maximum Mises stress and volume

项目	最大Mises 应力/MPa	体积/mm ³
计算值	650.158	1.09950E6

表 4 设计变量变化范围
Table 4 Design variables

设计变量	最小值	最大值
X 1	61.5	64.5
X 2	70.0	75.0
X 3	210.0	219.0
X 4	224.0	227.0
Y 1	19.0	26.0
Y 2	4.4	5.2
Y 3	2.8	3.4
R 1	10.0	16.0
R 2	10.0	16.0

使用基于BPN-GA 法的优化设计方法对该结构进行优化, 结果见表 5; 使用基于传统优化方法的优化结果见表 6。

表 5 使用基于BPN-GA 法的优化结果
Table 5 Optimized result based on BPN-GA method

结构体积/mm ³	1.0226E6
最大Mises 应力/MPa	650.0

表 6 使用传统优化方法的优化结果
Table 6 Optimized result based on traditional method

结构体积/mm ³	1.0384E6
最大Mises 应力/MPa	649.71

比较表 3 及表 5 可见, 使用基于神经网络和遗传算法的结构优化设计方法, 在满足应力约束条件下, 使盘的体积减少了约 7%。利用商业软件, 使用传统优化方法所得优化结构结果(见表 6)中, 结构体积为 1.0384E6mm³, 盘的体积减少

了约 5.6%, 两种方法所得结构体积相差 1.5%; 传统优化方法所得最大 Von Mises 应力为 649.71MPa, 与使用神经网络计算所得的最大 Von Mises 应力结果相差 0.04%。

4 讨 论

4.1 计算精度

神经网络对结构空间的映射精度与训练样本的来源和数量密切相关。训练时若所需样本来自有限元(FEM)法计算, 则样本量和 FEM 计算的误差都会对映射精度产生影响; 除此之外, 网络训练时也会产生误差。这两种误差最终都会影响到神经网络对结构空间的映射精度。不过, 经与传统优化方法(采用国际流行商用软件进行优化计算, 见表 6)的优化结果比较, 笔者发现: 虽然存在以上两种误差, BPN-GA 法的优化结果精度仍然较好, 完全可以满足工程要求。究其原因在于: 神经网络对优化空间的描述能力弥补了其在计算精度方面的不足。在将遗传算法与经过训练的神经网络结合后, BPN-GA 方法可以通过自身的推断给出精度较佳的最佳设计点。在BPN-GA 法计算中, 若经过上述优化步骤, 计算精度仍未达到要求, 可按 2 节中的计算步骤, 从第 5 步起循环执行计算, 即: 将优化所得结构作为新的训练样本加入训练样本集, 以改善神经网络在最优解附近的映射精度, 从而提高优化结果的计算精度。

4.2 计算速度

本算例中, 在相同的计算精度下, 使用商用软件进行优化计算所用计算时间约为使用基于神经网络和遗传算法的优化方法的约 6 倍。究其原因, 主要是由于商业软件采用的传统优化方法优化时, 即使对熟练软件者, 初始设计点的选点也不易选取, 需要丰富的工程经验和多次的试算。其次, 采用商业软件进行优化时, 目标函数容差难于调节。容差太大, 达不到最优结果; 容差太小, 不但耗时过多, 还会导致寻优迭代不收敛。如此反复的试算消耗了大量的有限元计算时间。本文提出的 BPN-GA 法对样本的选取要求不高。与传统方法相比, 由于使用神经网络进行结构分析取代了传统优化方法, 避免了大量重复性的有限元运算, 结构分析速度要快很多, 因而加快了整个结构优化设计的进程。当然, 样本数据生成的计算以及神经网络的训练均需要一定的计算量。事实上, 在利用BP 神经网络进行结构优化时, 计算量主要来自样

本生成和网格训练。前者往往依赖有限元计算完成,后者则是传统结构优化算法中所没有的;但笔者发现,就本文所涉及的优化问题,即使加上了这一部分计算工作,基于BPN-GA的优化计算时间与传统优化方法计算时间相比,仍大大缩短,因为利用有限法完成样本计算所需的计算量十分有限,掌握也较容易。

4.3 解的质量

通过算例对比证明:使用基于BPN-GA法的结构优化方法所得优化结果使得结构体积减小约7%;在传统优化法计算中,设计变量、目标函数及约束条件不变。采用一阶优化方法,选取不同初试点进行了两次优化计算。两次求解中,所得最佳解使被设计对象的体积减小5.6%。两种方法相比,寻优效果前者甚至优于后者。可见,基于BPN-GA法的结构优化方法所求得的优化解至少可以和传统优化手段相媲美;传统优化方法所得最大Von Mises应力(649.71 MPa)与使用神经网络计算所得的最大Von Mises应力(650 MPa)结果相差0.04%。一般情况下,鉴于有限元应力计算本身的误差(如网格大小会有影响)与这一误差相当,故计算所得最大应力不应对优化结果产生实质影响。

5 结 论

(1) 基于神经网络和遗传算法的结构优化方法在优化速度方面优于传统方法并容易掌握。

(2) 在本文的算例中,基于BPN-GA法的结构优化结果与有限元检验解最大误差为0.04%。可见基于BPN-GA法的结构优化方法在优化精度方面可以满足工程结构优化要求。

参考文献

- [1] 许素强,夏人伟.结构优化方法研究综述[J].航空学报,1995,16(4):385-396
- [2] Jenkins W M. A Neural Network for Structure Re-analysis Computers and Structures[J]. 1999, 72: 687-698
- [3] Vanderplaats G N. Structural Design Optimization Status and Direction[R]. AIAA: 97-1407.
- [4] 陆金贵,余俊,王浩,等.基于人工神经网络的结构近似分析方法的研究[J].中国科学(A辑),1994,24(6):653-658
- [5] 周明,孙树栋.遗传算法原理及其应用[M].北京:国防工业出版社,1999
- [6] 路志峰,郭海丁.基于BP神经网络的结构优化设计综述[A].中国航空学会第十届发动机结构强度振动会议文集[C].安徽歙县:2000.10:291-293
- [7] 路志峰.基于BP神经网络和遗传算法的结构优化设计[D].南京:南京航空航天大学,2001.