

文章编号: 1000-8055(2007)09-1578-05

基于粒子群神经网络的轮盘优化

殷艺云, 郭海丁

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016)

摘 要: 将粒子群算法(PSO)和 BP 神经网络相结合,构建了一种新型智能结构优化算法. PSO 方法除用于结构优化外,还被用于 BP 神经网络的构造及网络训练,使之可自适应调整优化. 结构优化中,以 BP 神经网络取代有限元方法,通过设计变量来映射目标函数和约束,从而大大提高了计算速度. 将此方法用于轮盘结构优化,使得轮盘体积减少了 17.5%,结果通过检验. 该方法便捷、高效,为解决工程结构优化问题提供了一个新途径.

关 键 词: 航空、航天推进系统; 轮盘; 粒子群算法 (PSO); 神经网络; 结构优化

中图分类号: V231.9

文献标识码: A

Optimization of turbine disk based on particle swarm optimization and neural network

YIN Yi-yun, GUO Hai-ding

(College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: A new computational intelligence method was established by combining particle swarm optimization (PSO) and back propagating (BP) neural network. In addition to structural optimization, PSO is also used in BP neural network's construction and training, thus enabling self-adaptive optimization. In the structural optimization, the neural networks were used to map object function and constraints instead of finite element method (FEM), helping to accelerate greatly the computation speed. A disk model was optimized to decrease its volume by 17.5%. The results show that, this convenient and efficient method will provide a new approach to structural optimization.

Key words: aerospace propulsion system; turbine disk; particle swarm optimization (PSO); neural network; structural optimization

随着优化问题的日益复杂和计算机技术的飞速发展,以粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)和蚁群算法为代表的群体智能算法逐渐引起了人们关注. 通常单个自然生物并不是智能的,但是整个生物群体却表现出处理复杂问题的能力,群体智能则是这些团体行为在人工智能问题中的应用. 同遗传算法类似,粒子群优化算法

也是对简单社会系统的模拟,其基本概念源于对鸟群捕食行为的研究. PSO 的优势在于简单容易实现同时又有深刻的智能背景,既适合科学研究,又特别适合工程应用,因而引起了演化计算等领域的学者们的广泛关注,在短短的几年时间里出现大量研究成果,并广泛应用于函数优化,神经网络训练、模式分类、模糊系统控制以及其他的应用

收稿日期: 2006-09-04; 修订日期: 2007-02-08

作者简介: 殷艺云(1983-),女,四川遂宁人,硕士生,主要从事结构优化、神经网络及智能优化算法的研究.

领域.有研究表明,神经网络的学习和记忆功能在大规模优化问题的高速计算中具有优势,可以取代有限元分析^[1-4].本文则将两者有机结合提出一种新算法——粒子群神经网络 (particle swarm optimization-back propagating neural network, PSO-BP) 方法,并应用于结构优化设计.

1 PSO-BP 算法

美国的 Kennedy 和 Eberhart 受鸟群觅食行为的启发,于 1995 年提出了粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO).在优化问题中,每个粒子都是问题的一个解(设计点),并由目标函数为之确定一个适应值 (Fitness value).每个粒子在解空间中运动,并由一个速度决定其方向和距离.通常粒子将追随当前的最优粒子而动,并经逐代搜索,最后得到最优解.在每一代中,粒子将跟踪 2 个极值,一个为粒子本身迄今找到的最优解 pbest,代表粒子自身的认知水平;另一个为全种群迄今找到的最优解 gbest,代表社会认知水平^[5].

如图 1,设第 i 个粒子在 N 维空间里的位置表示为矢量 $X_i = (x_1, x_2, \cdots, x_N)$,飞行速度表示为矢量 $V_i = (v_1, v_2, \cdots, v_N)$.对于第 k 次迭代,每个粒子是按照下式进行变化的:

$$v_{id}^{k+1} = \omega \times v_{id}^k + c_1 \times \text{rand}() \times (p_{id} - x_{id}) + c_2 \times \text{rand}() \times (p_{gd} - x_{id}) \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (2)$$

公式(1)和(2)中, $i = 1, 2, \cdots, m$, m 是该群体中粒子的总数; v_{id}^k 为第 k 次迭代粒子 i 飞行速度的第 d 维分量; x_{id}^k 为第 k 次迭代粒子 i 位置矢量的第 d 维分量; p_{id} 为粒子 i 个体最好位置 pbest 的第 d 维分量; p_{gd} 为群体最好位置 gbest 的第 d 维分量; c_1, c_2 则为权重因子; rand() 为随机函数,产生 $[0, 1]$ 的随机数; ω 为惯性因子.

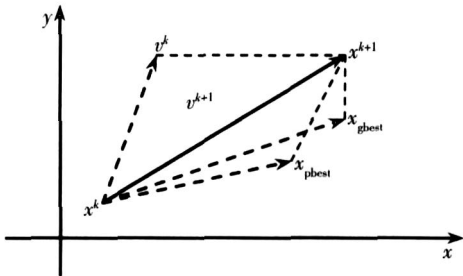


图 1 粒子移动原理图
Fig. 1 Update of swarm

PSO 算法需要设置的参数包括:惯性因子 ω ,

权重因子 c_1, c_2 , 最大迭代次数 $itermax$ 和群体规模 m .合适的 c_1, c_2 可以加快收敛且不易陷入局部最优,通常令 $c_1 = c_2 = 2$;

文献[6]研究了惯性因子 ω 对优化性能的影响,发现较大的 ω 值有利于跳出局部极小点,而较小的 ω 值有利于算法收敛,因此提出了自适应调整的策略,即随着迭代的进行,线性地减小 ω 的值.通过调整 ω 的大小来控制以前速度对当前速度的影响,使其可兼顾全局搜索与局部搜索.通常权重函数 ω 由下式来确定

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{itermax} \times iter \quad (3)$$

式中 $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ 分别是 ω 的最大值和最小值; $iter, itermax$ 分别是当前迭代次数和最大迭代次数.研究表明 $\omega_{\max} = 0.9, \omega_{\min} = 0.4$ 时有较好的性能.

在复杂的优化问题中,很难或者不可能建立精确的数学模型,为了充分发挥粒子群算法的优势,神经网络成为重要补充.神经网络作为一种空间映射手段的最大特点是:仅仅借助样本数据即可对系统实现由 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. BP 算法则是目前应用最广泛的神经网络学习算法.据统计,有近 90 % 的神经网络应用是基于 BP 算法的^[7].虽然神经网络已经成功地运用于结构优化设计的许多问题,但并不存在一种适合所有的结构的神经网络结构.对于特定的问题构造合适的神经网络结构 (通常指隐含层的神经元数目) 是 BP 神经网络应用中的难题.

为了充分利用 BP 网络已有的一些成熟改进算法的优势,本文使用粒子群算法和改进 BP 算法寻找合适的神经网络结构.其基本思路为:以 BP 神经网络隐含层神经元数目为设计变量,对每个个体 (神经网络结构) 采用 BP 算法训练,提取训练后的均方误差作为评价函数,用粒子群算法寻优.目标使 BP 网络训练误差最小.具体处理如下:

(1) 设计变量的确定

粒子个体形如: $X = [x_1, x_2]$. 其中, x_1 表示第一个隐含层中神经元的数目,将其限定在 $[1, S]$ 之间的任意整数; x_2 表示第二个隐含层中神经元的数目,将其限定为 $[0, S]$ 之间的任意整数. S 的设置采用

$$S = \sqrt{a_2 + a_1} + a \quad (4)$$

在式中 a_2 表示神经网络输入变量个数 (根据具体问题一般可以给定), a_1 是输出变量个数. a 可以

是 1~10 之间的整数,为获取更大神经元数目的可选空间,本文偏大一些设置,将 a 选择为 15.

(2) 适应值的确定

对每个粒子的评价将通过 BP 网络的训练来实现.例如:个体 $X = [4, 5]$,表示一个 BP 网络第一隐含层有 4 个节点,第二隐含层有 5 个节点.对该个体进行评价也就是采用特定的 BP 算法对它进行训练,训练后提取均方误差函数值作为评价指标

$$Fitness(X) = -Mse(X) \tag{5}$$

其中 $Fitness(X)$ 表示 X 的适应度, $Mse(X)$ 表示采用个体 X 所表示的 BP 网络结果经过训练后达到的误差水平.

为提高神经网络的映射能力,将原始样本归一化,并进行主元分析.对 BP 算法的改进措施主要有:采用自适应学习率,加入动量项,采用正则化方法以及验证误差增大时提前停止训练等.

PSO-BP 算法的流程如下:

- (1) 产生样本,归一化主元分析,载入数据.
- (2) 粒子群算法优化神经网络结构,得到最优神经网络结构.
- (3) 粒子群算法优化结构,用得到的最优神经网络结构映射目标函数及约束值,作为适值评估.
- (4) 优化结束,结果输出.

2 PSO-BP 在优化设计中的应用

如图 2 所示为某轮盘的简化结构.材料屈服应力 $= 1\ 150\ \text{MPa}$.将叶片和轮缘产生的离心力等效为均布载荷加载在榫槽底部.确定如图所示的 14 个设计变量,分别为 $X_1, X_4, Y_1 \sim Y_5, R_1 \sim R_7$.

对算例的分析得知:强度约束条件为轮盘结构尺寸的隐函数,并且有可能在图 2 阴影所示的两个区域交替出现.因此,将采用分区拟合技术来分别映射两个区域的最大应力 $\sigma_{\max 1}$ 和 $\sigma_{\max 2}$.在这两个地方有应力集中的小区域,而在实际设计中允许材料进入屈服状态,且径向应力要大于周向应力,所以参考文献[8],取阴影部分的最大平均径向应力作为约束.

截面的平均径向应力

$$\sigma_r < 0.75\sigma_{.2} = 862.5\ \text{MPa}$$

对于目标函数的拟合,为了达到更快的收敛速度和更好的映射效果,采用了多网络映射技术.即训练不同区域最大应力映射关系的 BP 神经网络结构单独进行“结构尺寸-体积”的映射.这样,将需要 3 个神经网络来完成结构分析的任务.

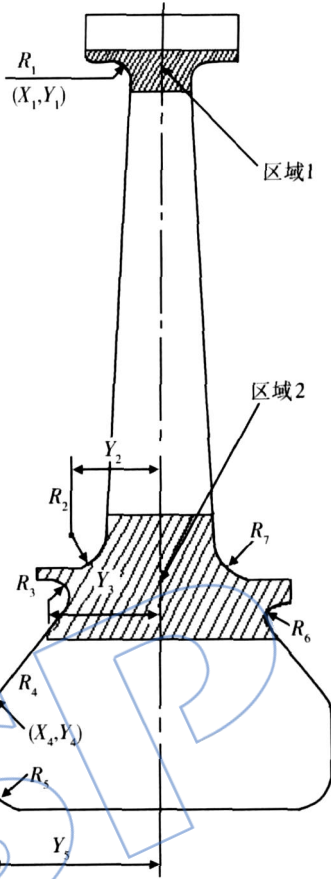


图 2 轮盘的截面简图
Fig. 2 Sketch of disk

本文将 $\sigma_{\max 1} < \sigma_{.2}, \sigma_{\max 2} < \sigma_{.2}$ 取为约束条件.优化目标为得到轮盘最小重量.由于本算例中轮盘采用的是同种材料,所以在优化过程中,将轮盘的体积 v 作为目标函数.将所有设计变量归一化后,轮盘设计变量的初始尺寸见表 1 所示.

表 1 设计变量初始值

Table 1 Initial dimensions of disk

设计变量	初始值	设计变量	初始值
X_1	1.000 0	R_1	0.018 4
X_4	0.361 0	R_2	0.036 8
Y_1	0.028 8	R_3	0.018 4
Y_2	0.054 6	R_4	0.036 8
Y_3	0.071 1	R_5	0.036 8
Y_4	0.055 2	R_6	0.044 2
Y_5	0.173 1	R_7	0.036 8

利用有限元软件 ANSYS 产生 600 组样本,并分为训练样本、测试样本和验证样本.用 PSO 对改进 BP 神经网络结构优化,结果如表 2 所示.

最终得到轮盘结构最优结构尺寸如表 3 所示.

最优解结构最大应力、体积等状态变量见表 4 所示.

表 2 PSO-BP 得到的网络形式与文献[8] 比较

Table 2 Optimums of neural network's architectures of two methods

网 络 名 称	结构形式各 层神经元数	均方误 差/ %
Net1	本文	14-10-0-1
	文献[8]	14-5-0-1
Net2	本文	14-10-0-1
	文献[8]	14-5-0-1
Net3	本文	14-9-0-1
	文献[8]	14-6-0-1

表 3 采用 PSO-BP 算法优化轮盘结构所得的最优解

Table 3 Optimized result based on PSO-BP method

设计变量	最优解	设计变量	最优解
R_1	0.029 5	X_1	0.992 3
R_2	0.044 2	X_4	0.346 5
R_3	0.025 8	Y_1	0.024 7
R_4	0.051 6	Y_2	0.037 1
R_5	0.051 6	Y_3	0.025 5
R_6	0.058 9	Y_4	0.038 4
R_7	0.051 6	Y_5	0.147 3

表 4 PSO-BP 法最优解与原方案比较

Table 4 Comparison of maximum stress and volume

状 态 指 标	$\sigma_{\max 1} /$ MPa	$\sigma_{\max 2} /$ MPa	归一化 体积 V
本文	1 150.00	1 149.91	0.824 7
文献[8]	1 140.00	1 128.50	0.848 5
ANSYS 优化结果	1 243.55	1 035.42	0.908 6
原方案	1 199.90	971.24	1.000 0
ANSYS 计算结果	1 138.71	1 140.86	0.823 5

表 4 中 $\sigma_{\max 1}$ 、 $\sigma_{\max 2}$ 和 V 分别表示区域 1、区域 2 的最大应力和归一化体积,ANSYS 计算结果是指将优化结果重新带入 ANSYS 得到的最大应力及体积以检验神经网络映射性能。从结果来看,本文的算法优化得到的轮盘实际体积比原方案结构减轻了 17.5%,取得了比较好的优化效果。同时与 ANSYS 计算结果相当接近证明神经网络具有较高的精度,误差均不足 1%。整个优化过程产生样本需要约 2 h,训练神经网络约 40 min,最终粒

子群优化不到 5 min,整个过程只需要近 3 h。(计算机 Intel P4,CPU:2.4 GHz,内存:1 G。)虽然计算时间稍长,但获得了较好的优化结果。此外在优化过程中,人为干涉少,对使用人员的建模水平要求不高,优化结果客观可信且能处理较复杂的优化问题时不会需要更长的时间。

3 结 论

本文基于对粒子群算法和神经网络各自特性的研究,提出了一种新的优化算法:PSO-BP 算法。它不依赖具体结构形状,仅需要一定的样本就可以自适应地进行优化问题的处理,具有广泛的适用性。采用粒子群算法优化 BP 神经网络结构,既使得现有的 BP 算法优势得到进一步发挥,又使得神经网络的结构能适合具体的工程研究对象,提高了算法的普适性。PSO-BP 算法在对轮盘这种形状不规则、约束条件为隐函数的优化问题应用中显示出良好效果,较之传统优化方法具有更好的智能性。对于复杂工程结构优化问题,由于高度的非线性、多变量和多约束往往存在优化过程建模困难、计算量大、迭代缓慢等问题,本文所提出的 PSO-BP 方法对有效解决此类复杂工程优化问题提供了新途径。

参考文献:

[1] 郭海丁,路志峰.基于 BP 神经网络和遗传算法的结构优化设计[J].航空动力学报,2003,18(2):216-220.
GUO Haiding,LU Zhifeng. Structure design optimization based on BP neural networks and genetic algorithms[J]. Journal of Aerospace Power,2003,18(2):216-220.

[2] 郭海丁,李湘萍.一种全程控制的模糊遗传算法在结构优化中的应用[J].航空动力学报,2004,19(6):37-42.
GUO Haiding,LI Xiangping. Structure optimization based on global control fuzzy genetic algorithms[J]. Journal of Aerospace Power,2004,19(6):37-42.

[3] 黄洪钟,黄文培,王金诺.前馈神经网络的一种权重分析方法及其在机械结构分析中的应用[J].机械科学与技术,1996,15(6):855-858.
HUANG Hongzhong,HUANG Wenpei,WANG Jinnuo. An approach to the weights analysis of feedforward neural networks and its application to the analysis of mechanical structures[J]. Mechanical Science and Technology,1996,15(6):855-858.

[4] 徐宜桂,史铁林,杨叔子.BP 神经网络及其在结构动力分析中的应用研究[J].计算力学报,1998,15(2):210-216.
XU Yigui,SHI Tielin,YANG Shuzi. The research of BP neural network and its application in structural dynamic analysis[J]. Chinese Journal of Computational Mechanics,1998,15(2):210-216.

[5] Kennedy J. The particle swarm:social adaptation of knowledge[C] //IEEE Proceedings of 1997 IEEE International Conference on Evolutionary Computation. New York: IEEE,1997:303-308.

[6] Shi Y,Eberhart R. A modified particle swarm optimizer [C] //IEEE World Congress on Computational Intelligence. New York:IEEE,1998:69-73.

[7] 许东,吴铮. 基于 Matlab 的系统分析和设计-神经网络 [M]. 2 版. 西安:西安电子科技大学出版社,2002:19.

[8] 李湘萍. 一种用于结构优化设计的 LFCGA-BP 计算智能方法[D]. 南京:南京航空航天大学,2005:57-74.

