



引用格式:王邦祥,陆金桂,王京涛,等.神经网络近似模型在液压支架顶梁轻量化设计中的应用[J].轻工学报,2018,33(2):87-94.

中图分类号:TH122;TD355 文献标识码:A

DOI:10.3969/j.issn.2096-1553.2018.02.013

文章编号:2096-1553(2018)02-0087-08

神经网络近似模型 在液压支架顶梁轻量化设计中的应用

Application of neural network approximate model in lightweight design of
hydraulic support top beam

王邦祥,陆金桂,王京涛,钱鹏

WANG Bangxiang, LU Jingui, WANG Jingtao, QIAN Peng

关键词:

液压支架顶梁;神经网络;近似模型;遗传算法;轻量化设计

南京工业大学 机械与动力工程学院,江苏 南京 211816

School of Mechanical and Power Engineering, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China

Key words:

hydraulic support
top beam;
neural network;
approximate model;
genetic algorithm;
lightweight design

摘要:针对液压支架顶梁在满足工况要求的前提下质量需要达到最小的工程目标,提出了神经网络近似模型和遗传算法相结合的顶梁轻量化设计方法:首先运用 ANSYS 建立顶梁参数化模型,以顶梁质量为目标函数,选取 5 个对质量和强度影响较大的设计变量,建立了顶梁优化模型;然后用优化拉丁方采样方法和 ANSYS 获取训练样本,利用神经网络对样本集进行非线性拟合,建立神经网络近似模型,对顶梁质量和最大应力进行近似计算,用遗传算法求解顶梁优化模型,最终得到最优解。优化结果表明,顶梁优化后的质量为 8 038.2 kg,减轻了 9.66%,最大应力值小于顶梁材料的屈服强度且满足疲劳寿命要求。

收稿日期:2017-07-20

基金项目:国家“十二五”科技支撑计划资助项目(2013BAF02B11)

作者简介:王邦祥(1992—),男,江西省赣州市人,南京工业大学硕士研究生,主要研究方向为神经网络和智能优化算法。

通信作者:陆金桂(1966—),男,江苏省泰州市人,南京工业大学教授,博士研究生导师,主要研究方向为优化设计和神经网络智能算法。

Abstract: For the top beam of hydraulic support to meet the requirements of working conditions, the goal of the project is to minimize the quality. A lightweight design method for the top beam was proposed combined with neural network approximation model and genetic algorithm. Firstly, using ANSYS to build a parametric model to the top beam, taking the quality of the top beam as the objective function, 5 design variables that affect quality and intensity were selected, the optimization model of the top beam was established. Then, Optimal Latin Hypercube sampling method and ANSYS were used to get training samples. Neural network was applied to nonlinear fitting of sample set, and the approximate model of neural network was established. The approximate model was used to approximate the quality and maximal stress of the top beam, genetic algorithm was applied to solve the optimization model of the top beam, and the optimal solution was obtained finally. The optimization results showed that the quality of the top beam was 8 038.2 kg, which reduced by 9.66%. The maximum stress value was less than the yield strength of the top beam material and met the fatigue life requirement.

0 引言

在煤炭行业中,液压支架的主要作用是隔离采空区,以保证煤炭开采过程的安全. 液压支架通常应用在复杂的地质环境中,需要承受岩层的交变载荷作用,其顶梁是直接和围岩接触的承载部件,受到弯曲和剪切相耦合的作用力,其结构的受力情况对液压支架安全性至关重要.

为了使材料的力学性能得到充分利用,减少钢材用量、降低液压支架生产成本,国内外学者对液压支架及其优化设计进行了大量的研究. M. Oblak 等^[1]提出了利用解析法对液压支架四连杆结构进行优化设计,得到了较稳定的四连杆结构,但用解析法优化存在推理过程非常复杂的问题. 程智虎等^[2]用 ANSYS 软件的 Design OPT 模块进行了液压支架顶梁的轻量化设计,王忠宾等^[3]用遗传算法对液压支架结构进行了优化设计,但这两种优化方案都存在着计算量大且耗时的问题.

神经网络由输入层、隐含层和输出层构成,它可以实现从输入到输出的任意非线性映射,由于其结构简单、可塑性强,在函数逼近领域得到了广泛的应用. 神经网络具有良好的函数逼近能力,因此将其引入到近似模型中,可减少工作量,提高设计工作效率. J. G. Lu 等^[4]从理论

层面为神经网络近似模型提供了研究基础. 据亚平等^[5]将神经网络近似模型用于风力机翼型的优化设计,开发出了升阻比更高的翼型. 上述研究成果为本文的轻量化设计提供了思路借鉴. 本文拟将神经网络近似模型应用于液压支架优化设计,建立以质量为优化目标的液压支架顶梁优化模型,通过优化拉丁方试验设计方法为模型选取样本空间,使用全局搜索能力强的遗传算法进行寻优,以期更好地实现液压支架顶梁的轻量化设计.

1 液压支架顶梁的有限元分析

1.1 参数化模型的建立

为了防止煤层的塌陷,在工作时顶梁要承受顶板的偏心力和扭转力,同时顶梁柱窝处要受到液压缸的支撑力作用. 为了在满足工况的条件下尽量节约材料,顶梁的设计采用复杂的箱体结构. 顶梁主要由筋板、盖板等焊接而成,为提高分析效率,在建模时忽略焊缝的影响^[6]. 为了便捷地调整设计参数,高效分析参数调整后的新模型,顶梁模型采用 ANSYS APDL 模块进行参数化建模,模型如图 1 所示.

1.2 有限元分析

顶梁由钢板焊接而成,在划分有限元网格时,选用能有效反映壳体零件几何形状的壳单元^[6]. 由于顶梁尺寸较大,在划分网格单元时,

如果网格单元尺寸大,则分析耗时少,但影响分析结果的准确性;如果网格单元尺寸小,分析结果的精度较高,但是耗时多,而且大计算量会占用大量的计算资源. 为了能够真实地反映出顶梁危险点的应力分布情况,同时最大程度地提高计算效率,需合理地划分网格单元. 取网格单元大小为 30 mm^[6],对顶梁柱窝进行细化,最终有限元模型共划分为 124 128 个单元,262 032 个节点. 顶梁的有限元模型如图 2 所示,顶梁材料选用 Q690^[7],其性能参数如下:屈服强度 690 MPa,抗拉强度 770 MPa,弹性模量 210 GPa,密度 7900 kg/m³.

为了模拟顶梁在矿井下工作时真实的受力情况,在进行有限元分析时,在顶梁顶板处放置一定尺寸的垫块. 把垫块作为顶梁的边界条件,进行固定约束,对顶梁的柱窝处施加 10 800 kN^[7]的支撑载荷. 根据液压支架面临的

工况环境,本文按照《煤矿用液压支架通用技术条件》MT 312—2000 标准来放置垫块,选择顶梁两端加载的方式进行有限元模拟分析,垫块的放置方式如图 3 所示.

2 顶梁优化模型

2.1 优化目标

本文的优化目标为顶梁的质量,其目标函数为

$$\min f(X) = f(x_1, x_2, \cdots, x_n)$$

式中, $f(X)$ 为顶梁的质量.

2.2 设计变量

随着顶梁各部件结构厚度的变化,既可以改变最大应力值,又可以使最大应力点位置发生变化. 因此,选取顶梁的柱窝处筋板厚度 x_1 ,主肋板厚度 x_2 ,顶板厚度 x_3 ,底板厚度 x_4 ,两侧盖板厚度 x_5 作为设计变量,其初始值和优化区间见表 1.

2.3 约束函数

将顶梁优化模型设计变量的上下限作为第

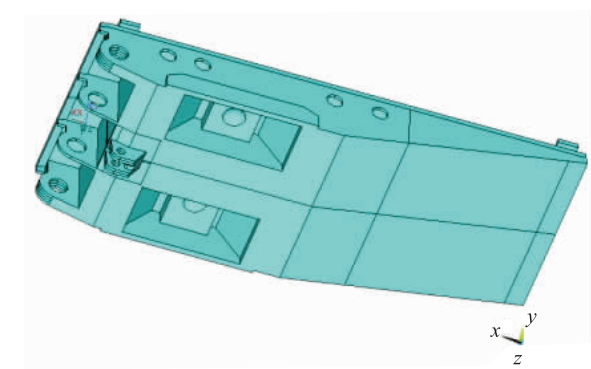


图 1 顶梁参数化模型

Fig. 1 The parametric model of top beam

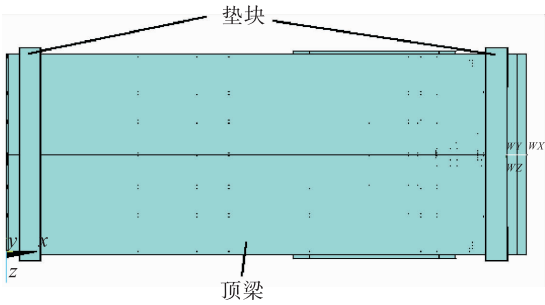


图 3 垫块放置方式示意图

Fig. 3 The sketch map placement of pads

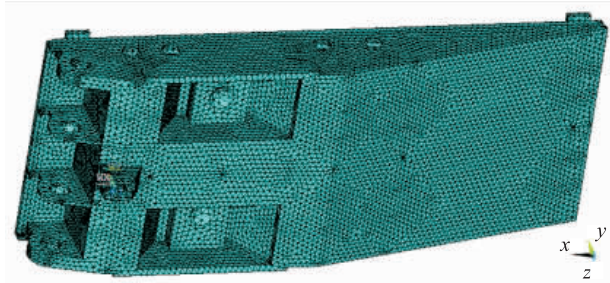


图 2 顶梁有限元模型

Fig. 2 The finite element model of top beam

表 1 顶梁优化模型的设计变量

Table 1 Design variables for top

beam optimization model mm

设计变量	初始值	优化区间
x_1	50	45 ~ 55
x_2	35	30 ~ 40
x_3	30	26 ~ 34
x_4	26	20 ~ 30
x_5	24	20 ~ 30

1个约束条件. 液压支架顶梁在工作中受到循环载荷的作用, 即使顶梁最大应力小于屈服极限, 在循环载荷达到一定次数时也会发生疲劳失效, 因此, 本文将顶梁疲劳寿命次数 $N = 3 \times 10^4$ 时所对应的疲劳应力作为第2个约束条件. 其数学模型为

$$\begin{cases} x_{i,\min} \leq x \leq x_{i,\max} & i = 1, 2, 3, 4, 5 \\ \sigma(X) - \sigma_N \leq 0 \end{cases}$$

式中, $x_{i,\min}$ 和 $x_{i,\max}$ 分别为设计变量的上下限; $\sigma(X)$ 为顶梁最大应力值; σ_N 为疲劳寿命次数 N 对应的疲劳应力值.

2.4 疲劳极限

液压支架顶梁的循环工作周期 T 由加载期 t_1 , 稳压期 t_2 , 卸载期 t_3 组成. 根据《煤矿用液压支架通用技术条件》MT 312—2000 标准编制顶梁应力谱来进行顶梁疲劳寿命计算. 假设加载最大载荷 10 800 kN^[7] 产生的应力为 σ_N , 则 $P_1 = 0.25\sigma_N$, $P_2 = 1.05\sigma_N$, 应力谱见图 4.

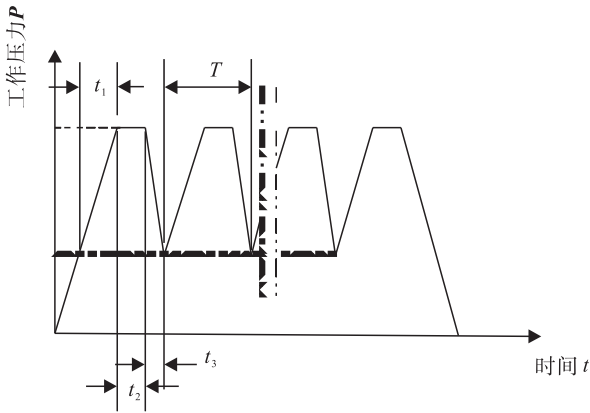


图4 顶梁应力谱

Fig. 4 The chart of stress spectrum for top beam

由应力谱可得到顶梁循环载荷的平均应力 σ_m /MPa, 应力幅值 σ_a /MPa 和应力比 r , 计算公式为^[8]

$$\sigma_m = \frac{P_2 + P_1}{2} = \frac{1.05\sigma_N + 0.25\sigma_N}{2} = 0.65\sigma_N$$

$$\sigma_a = \frac{P_2 - P_1}{2} = \frac{1.05\sigma_N - 0.25\sigma_N}{2} = 0.4\sigma_N$$

$$r = \frac{\sigma_m - \sigma_a}{\sigma_m + \sigma_a} = \frac{0.65\sigma_N - 0.4\sigma_N}{0.65\sigma_N + 0.4\sigma_N} = 0.24$$

由于 $r = 0.24$ 不是对称循环应力, 不能用 $\sigma - N$ 曲线直接计算, 需要用 Goodman 方程 $(\sigma_a/\sigma_{-1}) + (\sigma_m/\sigma_b) = 1$ 将其转换成 $r = -1$ 的对称循环应力.

$$\sigma_{-1} = \frac{\sigma_a}{1 - \frac{\sigma_m}{\sigma_b}} = \frac{0.4\sigma_N}{1 - \frac{0.65\sigma_N}{690}} = \frac{276\sigma_N}{690 - 0.65\sigma_N} \quad (1)$$

式中, σ_{-1} 为对称循环 N 次的疲劳应力, σ_b 为材料屈服强度.

顶梁 $\sigma - N$ 曲线用幂函数式表达^[8], 公式为

$$\sigma_{-1}^k \cdot N = C \quad (2)$$

式中, 材料参数 $k = 3/\lg 1.8$; 常数 $C = (0.9\sigma_b)^k \times 10^6$; N 为疲劳寿命次数.

联解式①②求得 $N = 3 \times 10^4$ 次时疲劳应力 $\sigma_N = 554.8$ MPa, 即为顶梁优化模型的第2个约束条件.

3 顶梁优化模型的求解

在顶梁优化模型中, 优化目标中的顶梁质量和约束条件中的顶梁最大应力, 通常是通过有限元分析软件 ANSYS 求解得到的, 鉴于使用遗传算法在求解时需要反复调用 ANSYS 分析软件, 计算量大且耗时, 因此本文提出如下求解方案.

1) 采用神经网络近似计算优化目标中的顶梁质量和约束条件中的最大应力 $\sigma(X)$

顶梁质量和最大应力与设计变量 x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 存在非线性映射关系, 利用多层前馈神经网络可以建立如下非线性映射关系:

$$M = f(X)$$

$$\sigma = f(X)$$

式中, M 为顶梁质量, σ 为最大应力值, X 为设计变量, f 为 M 与 X 之间的非线性映射关系.

2)采用遗传算法求解顶梁优化模型

神经网络近似模型遵循黑箱原理,虽然能拟合出优化目标中的顶梁质量和约束条件中的顶梁最大应力与设计变量之间的非线性关系,但无法获得确切的函数表达式,因此也无法获取确切函数表达式的梯度信息,而遗传算法采用个体的适应度进行群体的进化寻优,克服了传统优化方法需要目标函数梯度信息的弊端^[9].因此,采用鲁棒性强和具有全局寻优能力的遗传算法求解顶梁优化模型.

3.1 顶梁神经网络近似模型的建立

本文选用顶梁的柱窝处筋板厚度、主肋板厚度、顶板厚度、底板厚度、两侧盖板厚度作为神经网络的输入层,将顶梁的质量和最大应力作为神经网络的输出层.顶梁神经网络近似模型如图5所示.

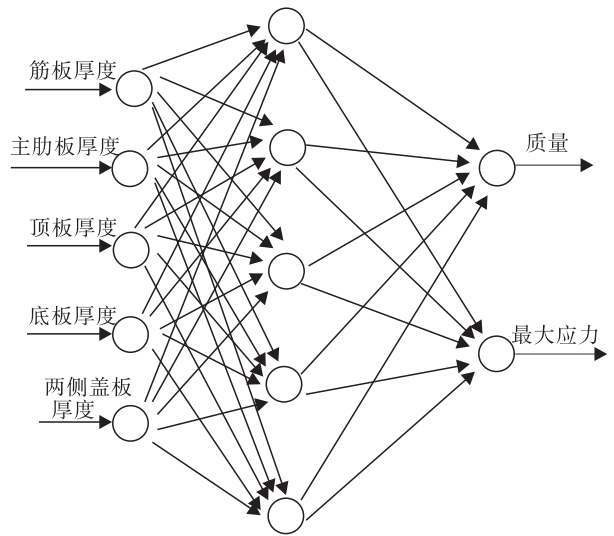


图5 顶梁神经网络近似模型

Fig.5 Neural network approximate model of top beam

建立顶梁神经网络近似模型的步骤如下.

步骤1 样本的选取和 ANSYS 计算输出值.采用合理的样本集选取方式会提高神经网络近似模型函数逼近的精度,而优化拉丁方试验设计方法具有正交性和均匀性较好的优点,其采样效果如图6所示.因此,本文采用优化拉

丁方试验设计方法,在目标函数和设计变量的空间范围内选取神经网络学习样本数据,并采用有限元分析软件 ANSYS 逐一地对样本进行计算.

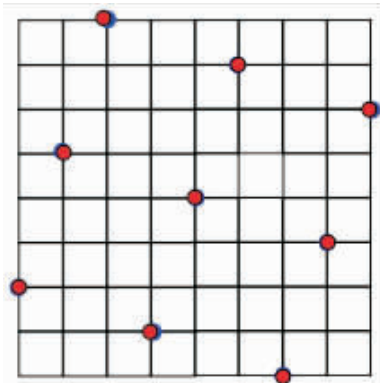


图6 优化拉丁方采样示意图

Fig.6 Sketch map of Optimal Latin Hypercube sampling

步骤2 神经网络近似模型初始参数设置.神经网络近似模型的预测精度在很大程度上取决于合适的隐含层节点数和学习率.隐含层节点数 l 与输入层节点数 h ,输出层节点数 j 具有相关性,其取值根据公式 $l = \sqrt{h+j} + a(a \in [1,10])$ 可得 $l \in [3,12]$.权值和误差的变化幅度受到学习率 η 的调控,为了保证模型不断趋于最小误差,使模型以最快的速度收敛,学习率的范围取 $\eta \in [0.01,0.8]$.

步骤3 神经网络近似模型训练学习.神经网络近似模型采用反向传播学习算法(BP算法),神经元之间采用 Sigmoid 型传递函数^[10] $g(x) = 1/(1 + e^{-x})$.用抽取的样本数据对神经网络近似模型进行训练学习.通过误差函数来控制算法的迭代次数,只有满足预期误差时神经网络近似模型才会终止迭代.通过训练学习可以得到目标函数与设计变量之间可靠度较高的全局性近似计算模型,其建立过程如图7所示.

3.2 遗传算法求解顶梁优化模型

遗传算法是模拟生物群体进化过程的一种

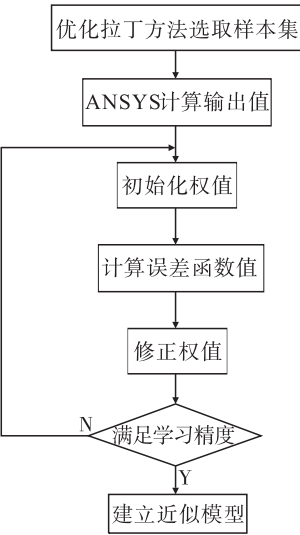


图 7 神经网络近似模型建立流程图

Fig. 7 Flow chart of approximate calculation model of neural network establishment

优化方法,其求解顶梁优化模型时包括以下几个步骤.

步骤 1 构造适应度函数. 个体的性能用适应度来描述,遗传算法通过适应度的值对个体进行选择 and 淘汰. 在群体的进化过程中,适应度是逐渐向极大值逼近的^[11]. 而本文建立的顶梁优化模型目标函数是求解顶梁的最小质量,因此,需要将目标函数进行转换,使之与适应度函数变化方向一致,从而建立顶梁最小质量与个体之间适应度的映射关系.

步骤 2 群体的初始化和后代群体的繁殖. 先确定群体的规模数目 q , 采用二进制代码对顶梁优化模型 n 个设计变量的初始解进行编码,产生相等数量的个体,其余 $(q - n)$ 个个体随机产生,从而生成初始代群体. 采用适应度函数对初始代的个体进行选择,把选择的个体作为父代个体,对父代个体进行杂交和变异产生后代个体,通过杂交和变异不断产生后代群体. 在遗传算法的迭代过程中,初始和后代群体的适应度函数值通过近似模型计算得到,同时为了保证所有个体都满足约束条件,采用近似模

型计算约束函数,使所有个体都在约束条件的可行域范围内.

步骤 3 算法收敛判别. 计算子代群体和父代群体的平均适应度,如果两代的平均适应度变化率小于许可精度,则收敛要求得到满足^[12],终止种群的繁殖.

步骤 4 最优个体转化为最优解. 在最后一代群体中对适应度值最大的个体进行编码转换,得出顶梁优化模型的目标函数值和最优解. 图 8 为遗传算法的求解流程图.

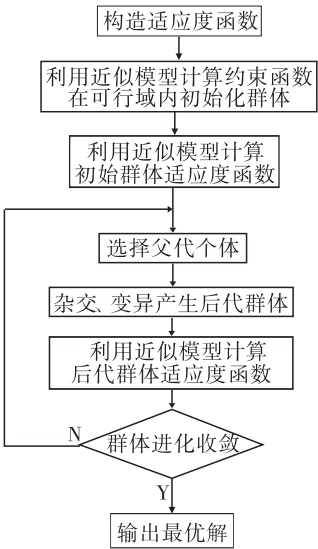


图 8 遗传算法求解流程图

Fig. 8 Flow chart of genetic algorithm

4 顶梁优化模型求解结果分析

在参数设计空间范围内,选用优化拉丁方试验设计方法抽取 50 组样本,采用有限元分析软件 ANSYS 逐一地对这 50 组样本进行计算,得到的训练样本集如表 2 所示. 用这 50 组样本对神经网络近似模型进行训练,为了达到好的训练效果,针对不同隐含层的节点数和学习率等参数进行数值实验^[13],根据数值实验结果最终确定神经网络近似模型的结构参数如下:输入层节点数 $h = 5$ 个,隐含层节点数 $l = 10$ 个,输出层节点数 $j = 2$ 个,学习误差 $e_i = 0.0002$,

表 2 训练样本集

Table 2 Training sample set

组别	柱窝处筋板 厚度/mm	主肋板 厚度/mm	顶板厚度 /mm	底板厚度 /mm	两侧盖板 厚度/mm	顶梁质量 /kg	最大应力 值/MPa
1	54	31	29	27	22	8 586.2	596.4
2	51	35	27	22	20	8 468.2	654.3
3	53	32	27	29	27	8 967.4	550.8
4	50	39	32	25	21	8 788.8	640.5
5	55	32	32	24	25	8 926.7	506.7
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
46	46	32	31	29	23	8 016.2	650.6
47	53	38	28	22	30	8 228.4	548.9
48	47	34	32	24	20	7 967.4	676.4
49	46	33	28	25	21	7 867.1	698.6
50	49	37	30	30	21	8 768.7	560.2

学习率 $\eta = 0.7$, 迭代次数 $N = 3000$ 次. 经过 3000 次的迭代后得到顶梁神经网络近似模型.

采用图 8 所示流程对顶梁优化模型进行优化求解, 在求解前需要对遗传算法的参数进行设置. 本文选择遗传算法的群体规模为 40^[14], 采用轮盘选种法对个体进行选择, 杂交概率为 0.6^[14]. 为了保证全局搜索能力, 同时防止突变率太大破坏优良个体, 设置突变概率为 0.01^[14], 经过 15 次迭代优化, 得到了较理想的设计变量和目标函数值, 与优化前的结果对比如表 3 所示. 优化后的顶梁质量由 8 897.8 kg 变为 8 038.2 kg, 减轻了 9.66%.

在顶梁质量减轻的基础上, 为了验证优化结果的可靠性, 需对顶梁进行强度校核. 采用两端加载的方式对优化前和优化后的顶梁模型进行有限元分析, 应力对比如图 9 所示. 由图 9 可得优化前的顶梁模型最大应力值为 593.5 MPa, 优化后的顶梁模型最大应力值为 537.4 MPa, 受力较优化之前减小了 56.1 MPa, 小于顶梁材料的屈服强度且满足疲劳寿命要求. 校核结果证明了本文提出的顶梁轻量化设计方法的合理性和可行性.

5 结论

本文提出了一种将神经网络近似模型和遗

表 3 优化前后结果对比

Table 3 The comparison of results before and after optimization

设计变量	优化前	优化后
x_1/mm	50	54
x_2/mm	35	30
x_3/mm	30	32
x_4/mm	26	23
x_5/mm	24	22
M/kg	8 897.8	8 038.2

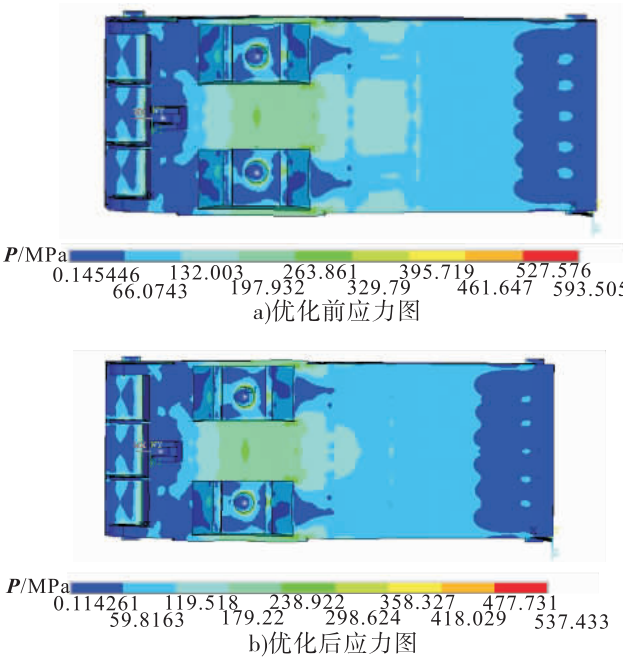


图 9 优化前后顶梁应力有限元分析对比

Fig. 9 Finite element analysis and comparison of roof beam streses before and after optimization

传算法相结合实现液压支架顶梁轻量化设计的方法. 在满足精度要求的前提下,采用神经网络近似模型计算优化目标和约束条件,用遗传算法求解优化模型,克服了需反复调用ANSYS 分析软件计算量大且耗时的缺陷,达到了省时省力的目的. 优化后的顶梁在满足工况条件下,质量由 8 897.8 kg 降为 8 038.2 kg,减轻 9.66%,且满足材料屈服强度和疲劳寿命要求,轻量化效果良好. 本文提出的方法有效解决了顶梁优化模型目标函数很难获取梯度信息的问题,提高了优化设计速度,具有较好的工程应用价值.

参考文献:

- [1] OBLACK M, HARL B, BUTINAR B. Optimal design of hydraulic support[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2000, 20(1): 76.
- [2] 程智虎, 王京涛, 陆金桂, 等. 基于可靠性视角下的液压支架顶梁的轻量化设计[J]. 矿业研究与开发, 2017, 37(4): 95.
- [3] 王忠宾, 赵啦啦, 李舒斌, 等. 支撑掩护式液压支架的优化设计[J]. 重庆大学学报, 2009, 32(9): 1037.
- [4] LU J G, ZHOU J, WANG H, et al. An approach to structural approximation analysis by artificial neural networks[J]. Science in China: Series A (English Edition), 1994, 37(8): 990.
- [5] 琚亚平, 张楚华. 基于人工神经网络与遗传算法的风力机翼型优化设计方法[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(20): 106.
- [6] 苟晓明. 煤矿用液压支架的轻量化设计与研究[D]. 重庆: 重庆理工大学, 2014.
- [7] 赵东波, 陆金桂, 姚灵灵. 液压支架顶梁疲劳寿命的改进神经网络预测[J]. 矿业研究与开发, 2015, 35(12): 106.
- [8] 陈传尧. 疲劳与断裂[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002.
- [9] 张文迁. 基于遗传算法的液压支架质量和运动优化[J]. 煤矿机械, 2014, 35(5): 30.
- [10] 王智, 谢延敏, 胡静, 等. 基于改进灰色神经网络模型的板料成形缺陷预测研究[J]. 中国机械工程, 2013, 24(22): 3075.
- [11] 葛继科, 邱玉辉, 吴春明, 等. 遗传算法研究综述[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(10): 2911.
- [12] 宋茂斌, 冯宝平, 张展羽. 基于遗传算法的皮尔逊Ⅲ型曲线参数估计[J]. 中国农村水利水电, 2008(6): 52.
- [13] 王雷, 陆金桂, 张建德, 等. 风力机叶片神经网络结构近似分析的数值实验[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(1): 116.
- [14] 石峰, 娄臻亮, 张永清, 等. 基于遗传算法和神经网络的冷挤压工艺参数模糊优化设计[J]. 机械工程学报, 2002(8): 45.