



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 105574300 A

(43) 申请公布日 2016. 05. 11

(21) 申请号 201610100874. 3

(22) 申请日 2016. 02. 24

(71) 申请人 武汉理工大学

地址 430070 湖北省武汉市洪山区珞狮路
122 号

(72) 发明人 毛华杰 华林 张保军 钱东升

(74) 专利代理机构 湖北武汉永嘉专利代理有限
公司 42102

代理人 唐万荣 王淳景

(51) Int. Cl.

G06F 17/50(2006. 01)

G06N 3/02(2006. 01)

G06N 3/08(2006. 01)

G06N 3/12(2006. 01)

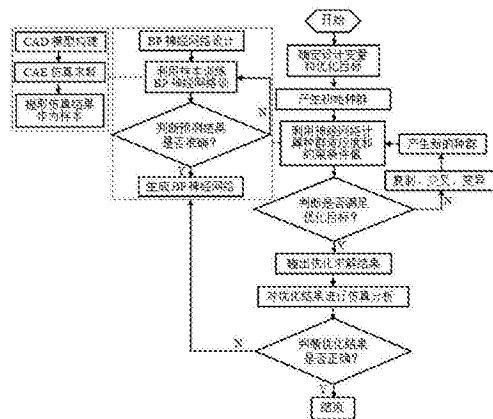
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54) 发明名称

基于 BP 神经网络和遗传算法的钢轨焊缝精铣机床横梁体优化设计方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于 BP 神经网络和遗传算法的钢轨焊缝精铣机床横梁体优化设计方法, 包括 :S1、选取横梁体中用于支撑或加固整体的辅助结构尺寸作为设计变量, 横梁体的优化准则为保证结构强度的前提下提高刚度并减轻总重量 ;S2、采取正交试验的方法获取横梁体强度、刚度及重量作为样本数据 ;S3、设计神经网络, 利用样本数据对神经网络进行训练至预测值与样本值差别限定在允许误差范围内 ;S4、产生种群, 利用神经网络计算种群适应度和约束条件值从而进行遗传算法优化求解 ;S5、对优化获取的参数进行仿真分析, 从而确定优化结果可行性。本发明在保证结构强度的前提下, 有效提高结构刚度和减轻结构重量, 从而提升精铣机床整体结构性能。



1.一种基于BP神经网络和遗传算法的钢轨焊缝精铣机床横梁体优化设计方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1、确定设计变量和优化目标

S101、设计变量的确定:选取横梁体中用于支撑或加固整体的辅助结构尺寸 P_1 、 P_2 、……、 P_n 作为设计变量;

S102、优化目标的确定:横梁体的优化准则为保证结构强度的前提下提高刚度并减轻总重量;

S103、优化数学模型的建立:选取横梁体的最大变形量和总重量为目标函数,最大应力作为约束条件,优化数学模型为

$$\begin{cases} X=[P_1, \dots, P_n]^T \\ \min F(e_{\max}, m) \\ \sigma_{\max} \leq [\sigma] \\ X_{\min} \leq X \leq X_{\max} \end{cases},$$

其中, X 为设计变量, $F(e_{\max}, m)$ 为目标函数, $F(e_{\max}, m) = \lambda_1 f(e_{\max}) + \lambda_2 g(m)$,
 $f(e_{\max}) = \frac{e_{\max}}{[e]}$, $g(m) = \frac{m}{[m]}$, e_{\max} 为最大变形量, $[e]$ 为允许最大变形量, m 为总重量, $[m]$ 为
 许用最大重量, λ_1 、 λ_2 为优化权重系数, $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$, σ_{\max} 为最大应力, $[\sigma]$ 为许用应力, X_{\max} 、 X_{\min}
 为设计变量的上、下限;

S2、获取训练样本

S201、采取正交试验的方法进行样本获取,所选取的设计变量即为正交试验表的因素,在各设计变量的取值范围中选取若干个水平,设计正交试验表,确定试验的组数和各试验组的具体参数;

S202、实施正交试验方案,根据各试验组的参数建立相应的横梁体模型,再利用有限元软件分别对所有的横梁体模型进行强度和刚度分析,提取出模拟获得的横梁体强度、刚度和重量结果,以最大应力作为强度的表征量,以最大变形量作为刚度的表征量,将这些结果作为神经网络的训练样本;

S3、构建BP神经网络

S301、将设计变量 P_1 、 P_2 、……、 P_n 作为输入层,将 m 、 e_{\max} 、 σ_{\max} 作为输出层,中间层采用单隐层,神经元个数 $n_1 = \sqrt{n_i + n_o} + q$,其中, n_i 为输入层节点数, n_o 为输出层节点数, q 为常数, $q \in [1, 10]$;

S302、利用步骤S202中获取的训练样本对BP神经网络进行训练,直至预测值与样本值的差别限定在允许误差范围内;

S4、用遗传算法优化求解

S401、产生初始种群;

S402、用BP神经网络计算适应度和约束条件值,约束条件函数设计为

$$Q(X) = F(e_{\max}, m) + k(\max[0, \frac{\sigma_{\max}}{[\sigma]} - 1]^2), \quad (k \geq 0),$$

适应度函数设计为

$$Fit(X) = \frac{1}{1+c+Q(X)}, \quad (c \geq 0, c+Q(X) \geq 0);$$

S403、若满足优化准则和约束条件就输出结果,否则选择适应度高的个体,执行遗传操作生成新的种群,再转向步骤S402;

S5、确定优化参数:根据遗传算法的优化结果可获取一组效果最优的参数组合,对该组参数下的横梁体进行建模仿真求解分析,最终确定优化结果可行性,若存在较大差异则重新进行神经网络的构建和遗传算法优化求解。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在步骤S101中,选取横梁体中副横梁竖向边缘厚度的位置尺寸 P_1 、副横梁横向边缘厚度的位置尺寸 P_2 、副横梁中四个矩形尺寸 $P_3 \times P_4$ 、副横梁垂直于图纸表面方向的厚度 P_5 以及主横梁横向边缘厚度的位置尺寸 P_6 作为设计变量。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述 P_1 的取值范围为2010~2050mm,所述 P_2 的取值范围为115~135mm,所述 P_3 的取值范围为800~880mm,所述 P_4 的取值范围为90~110mm,所述 P_5 的取值范围为80~100mm,所述 P_6 的取值范围为50~70mm。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,在步骤S201中,在各设计变量的取值范围中选取5个水平,设计六因素五水平的正交试验表,确定试验的组数为25组。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述 P_1 的五个水平分别为2010、2020、2030、2040、2050,所述 P_2 的五个水平分别为115、120、125、130、135,所述 P_3 的五个水平分别为880、860、840、820、800,所述 P_4 的五个水平分别为90、95、100、105、110,所述 P_5 的五个水平分别为80、85、90、95、100,所述 P_6 的五个水平分别为50、55、60、65、70。

6. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在步骤S103中, $\lambda_1=0.5, \lambda_2=0.5$ 。

7. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,在步骤S301中, $n_i=6, n_o=3, q=9$,神经元个数 $n_1 = \sqrt{n_i + n_o} + q = 12$ 。

8. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,允许最大变形量 $[e]=0.5\text{mm}$,许用最大重量 $[m]=1000\text{kg}$,许用应力 $[\sigma]=130\text{MPa}$ 。

基于BP神经网络和遗传算法的钢轨焊缝精铣机床横梁体优化设计方法

技术领域

[0001] 本发明具体涉及一种基于BP神经网络和遗传算法的钢轨焊缝精铣机床横梁体优化设计方法。

背景技术

[0002] 钢轨焊缝精铣数控机床是一种集机、电、液、测控为一体的高度自动化的新型专用设备,主要用于长钢轨焊后工作边、作业面的整形加工。横梁体作为该机床的重要支撑部件,其结构合理与否直接影响机床的尺寸加工精度和运行稳定可靠性。横梁体结构形状复杂,主要包括主横梁和副横梁,各部分尺寸布置对于整体的强度、刚度和重量具有重要影响。如何优化布置各部分尺寸是横梁体设计过程中需要解决的一个重要问题。目前,横梁体的优化主要基于经验设计,其往往需要通过反复试错进行优化,存在设计周期长、优化效果不明显的缺点。

发明内容

[0003] 本发明的目的在于提供一种基于BP神经网络和遗传算法的钢轨焊缝精铣机床横梁体优化设计方法,它基于BP神经网络和遗传算法,综合优化横梁体各部分尺寸结构,可在保证其结构强度的前提下,有效提高结构刚度和减轻结构重量,从而提升精铣机床整体结构性能。

[0004] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:

[0005] 一种基于BP神经网络和遗传算法的钢轨焊缝精铣机床横梁体优化设计方法,包括以下步骤:

[0006] S1、确定设计变量和优化目标

[0007] S101、设计变量的确定:选取横梁体中用于支撑或加固整体的辅助结构尺寸 P_1 、 P_2 、……、 P_n 作为设计变量;

[0008] S102、优化目标的确定:横梁体的优化准则为保证结构强度的前提下提高刚度并减轻总重量;

[0009] S103、优化数学模型的建立:选取横梁体的最大变形量和总重量为目标函数,最大应力作为约束条件,优化数学模型为

$$[0010] \begin{cases} X=[P_1, \dots, P_n]^T \\ \min F(e_{\max}, m) \\ \sigma_{\max} \leq [\sigma] \\ X_{\min} \leq X \leq X_{\max} \end{cases},$$

[0011] 其中, X 为设计变量, $F(e_{\max}, m)$ 为目标函数, $F(e_{\max}, m) = \lambda_1 f(e_{\max}) + \lambda_2 g(m)$,

$f(e_{\max}) = \frac{e_{\max}}{[e]}$, $g(m) = \frac{m}{[m]}$, e_{\max} 为最大变形量, $[e]$ 为允许最大变形量, m 为总重量, $[m]$ 为

许用最大重量, λ_1, λ_2 为优化权重系数, $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$, σ_{\max} 为最大应力, $[\sigma]$ 为许用应力, X_{\max}, X_{\min} 为设计变量的上、下限;

[0012] S2、获取训练样本

[0013] S201、采取正交试验的方法进行样本获取, 所选取的设计变量即为正交试验表的因素, 在各设计变量的取值范围中选取若干个水平, 设计正交试验表, 确定试验的组数和各试验组的具体参数;

[0014] S202、实施正交试验方案, 根据各试验组的参数建立相应的横梁体模型, 再利用有限元软件分别对所有的横梁体模型进行强度和刚度分析, 提取出模拟获得的横梁体强度、刚度和重量结果, 以最大应力作为强度的表征量, 以最大变形量作为刚度的表征量, 将这些结果作为神经网络的训练样本;

[0015] S3、构建BP神经网络

[0016] S301、将设计变量 P_1, P_2, \dots, P_n 作为输入层, 将 $m, e_{\max}, \sigma_{\max}$ 作为输出层, 中间层采用单隐层, 神经元个数 $n_i = \sqrt{n_i + n_o} + q$, 其中, n_i 为输入层节点数, n_o 为输出层节点数, q 为常数, $q \in [1, 10]$;

[0017] S302、利用步骤S202中获取的训练样本对BP神经网络进行训练, 直至预测值与样本值的差别限定在允许误差范围内;

[0018] S4、用遗传算法优化求解

[0019] S401、产生初始种群;

[0020] S402、用BP神经网络计算适应度和约束条件值, 约束条件函数设计为

[0021] $Q(X) = F(e_{\max}, m) + k(\max[0, \frac{\sigma_{\max}}{[\sigma]} - 1]^2)$, ($k \geq 0$),

[0022] 适应度函数设计为

[0023] $Fit(X) = \frac{1}{1 + c + Q(X)}$, ($c \geq 0, c + Q(X) \geq 0$);

[0024] S403、若满足优化准则和约束条件就输出结果, 否则选择适应度高的个体, 执行遗传操作生成新的种群, 再转向步骤S402;

[0025] S5、确定优化参数: 根据遗传算法的优化结果可获取一组效果最优的参数组合, 对该组参数下的横梁体进行建模仿真求解分析, 最终确定优化结果可行性, 若存在较大差异则重新进行神经网络的构建和遗传算法优化求解。

[0026] 按上述技术方案, 在步骤S101中, 选取横梁体中副横梁竖向边缘厚度的位置尺寸 P_1 、副横梁横向边缘厚度的位置尺寸 P_2 、副横梁中四个矩形尺寸 $P_3 \times P_4$ 、副横梁垂直于图纸表面方向的厚度 P_5 以及主横梁横向边缘厚度的位置尺寸 P_6 作为设计变量。

[0027] 按上述技术方案, 所述 P_1 的取值范围为2010~2050mm, 所述 P_2 的取值范围为115~135mm, 所述 P_3 的取值范围为800~880mm, 所述 P_4 的取值范围为90~110mm, 所述 P_5 的取值范围为80~100mm, 所述 P_6 的取值范围为50~70mm。

[0028] 按上述技术方案, 在步骤S201中, 在各设计变量的取值范围中选取5个水平, 设计

六因素五水平的正交试验表,确定试验的组数为25组。

[0029] 按上述技术方案,所述P₁的五个水平分别为2010、2020、2030、2040、2050,所述P₂的五个水平分别为115、120、125、130、135,所述P₃的五个水平分别为880、860、840、820、800,所述P₄的五个水平分别为90、95、100、105、110,所述P₅的五个水平分别为80、85、90、95、100,所述P₆的五个水平分别为50、55、60、65、70。

[0030] 按上述技术方案,在步骤S103中, $\lambda_1=0.5, \lambda_2=0.5$ 。

[0031] 按上述技术方案,在步骤S301中, $n_i=6, n_o=3, q=9$,神经元个数 $n_1=\sqrt{n_i+n_o}+q=12$ 。

[0032] 按上述技术方案,允许最大变形量 $[e]=0.5\text{mm}$,许用最大重量 $[m]=1000\text{kg}$,许用应力 $[\sigma]=130\text{MPa}$ 。

[0033] 本发明产生的有益效果是:对于新型钢轨焊缝精铣数控机床而言,为提高机床设计水平和增强产品市场竞争力,对设备结构进行优化设计是必然趋势,本发明选取横梁体中用于支撑或加固整体的辅助结构尺寸作为设计变量,建立优化数学模型,进行多目标单约束优化,再采用CAD参数化建模和CAE有限元仿真相结合、正交试验的方法获取训练样本,对含单隐层的BP神经网络进行训练,本发明给出了神经网络神经元个数的确定方法,并添加了最后的优化参数校核,在训练好BP神经网络后再进行遗传算法的优化,用BP神经网络判断约束条件和确定遗传算法中的适应度,遗传算法在整个范围内搜索最优解。本发明将BP神经网络和遗传算法结合在一起,可快速有效地对横梁体进行优化设计,能够在保证强度要求的前提下,有效提高结构刚度和减轻结构重量,有利于提高精铣机床整体性能。

附图说明

[0034] 下面将结合附图及实施例对本发明作进一步说明,附图中:

[0035] 图1是本发明实施例中钢轨焊缝精铣数控机床的结构示意图;

[0036] 图2是本发明实施例中横梁体的副横梁和主横梁的结构示意图;

[0037] 图3是本发明实施例的流程图;

[0038] 图4是本发明实施例中BP神经网络的结构示意图。

[0039] 图中:1-机床底座;2-回转机构;3-横梁体;4-刀具;5-副横梁;6-主横梁。

具体实施方式

[0040] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0041] 如图3、图4所示,一种基于BP神经网络和遗传算法的钢轨焊缝精铣机床横梁体优化设计方法,包括以下步骤:

[0042] S1、确定设计变量和优化目标

[0043] S101、设计变量的确定:选取横梁体中用于支撑或加固整体的辅助结构尺寸P₁、P₂、……、P_n作为设计变量;

[0044] S102、优化目标的确定:横梁体的优化准则为保证结构强度的前提下提高刚度并减轻总重量;

[0045] S103、优化数学模型的建立:选取横梁体的最大变形量和总重量为目标函数,最大应力作为约束条件,优化数学模型为

$$[0046] \begin{cases} X=[P_1, \dots, P_n]^T \\ \min F(e_{\max}, m) \\ \sigma_{\max} \leq [\sigma] \\ X_{\min} \leq X \leq X_{\max} \end{cases},$$

[0047] 其中, X 为设计变量, $F(e_{\max}, m)$ 为目标函数, $F(e_{\max}, m) = \lambda_1 f(e_{\max}) + \lambda_2 g(m)$,

$$f(e_{\max}) = \frac{e_{\max}}{[e]}, \quad g(m) = \frac{m}{[m]}, \quad e_{\max} \text{ 为最大变形量, } [e] \text{ 为允许最大变形量, } m \text{ 为总重量, } [m] \text{ 为}$$

许用最大重量, λ_1, λ_2 为优化权重系数, $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$, σ_{\max} 为最大应力, $[\sigma]$ 为许用应力, X_{\max}, X_{\min} 为设计变量的上、下限;

[0048] S2、获取训练样本

[0049] S201、采取正交试验的方法进行样本获取,所选取的设计变量即为正交试验表的因素,在各设计变量的取值范围中选取若干个水平,设计正交试验表,确定试验的组数和各试验组的具体参数;

[0050] S202、实施正交试验方案,根据各试验组的参数建立相应的横梁体模型,再利用有限元软件分别对所有的横梁体模型进行强度和刚度分析,提取出模拟获得的横梁体强度、刚度和重量结果,以最大应力作为强度的表征量,以最大变形量作为刚度的表征量,将这些结果作为神经网络的训练样本;

[0051] S3、构建BP神经网络

[0052] S301、将设计变量 P_1, P_2, \dots, P_n 作为输入层,将 $m, e_{\max}, \sigma_{\max}$ 作为输出层,中间层采用单隐层,神经元个数 $n_1 = \sqrt{n_i + n_o} + q$, 其中, n_i 为输入层节点数, n_o 为输出层节点数, q 为常数, $q \in [1, 10]$;

[0053] S302、利用步骤S202中获取的训练样本对BP神经网络进行训练,直至预测值与样本值的差别限定在允许误差范围内;

[0054] S4、用遗传算法优化求解

[0055] S401、产生初始种群;

[0056] S402、用BP神经网络计算适应度和约束条件值,约束条件函数设计为

$$[0057] \quad Q(X) = F(e_{\max}, m) + k(\max[0, \frac{\sigma_{\max}}{[\sigma]} - 1]^2), \quad (k \geq 0),$$

[0058] 适应度函数设计为

$$[0059] \quad \text{Fit}(X) = \frac{1}{1 + c + Q(X)}, \quad (e \geq 0, c + Q(X) \geq 0);$$

[0060] S403、若满足优化准则和约束条件就输出结果,否则选择适应度高的个体,执行遗传操作生成新的种群,再转向步骤S402;

[0061] S5、确定优化参数:根据遗传算法的优化结果可获取一组效果最优的参数组合,对该组参数下的横梁体进行建模仿真求解分析,最终确定优化结果可行性,若存在较大差异则重新进行神经网络的构建和遗传算法优化求解。

[0062] 在本发明的优选实施例中,如图1所示,钢轨焊缝精铣机床包括机床底座1、回转机构2、横梁体3和刀具4。如图2所示,横梁体包括副横梁5和主横梁6,将副横梁5竖向边缘厚度的位置尺寸定为 P_1 ,副横梁5和主横梁6的横向边缘厚度的位置尺寸分别定为 P_2 和 P_6 ,副、主横梁体直于图纸表面方向的厚度为别定义为 P_5 和 P_9 ,副横梁5中四个矩形尺寸定义为 $P_3 \times P_4$, P_8 与 P_2 关联,保证副横梁中间的横向加强筋厚度不变, P_7 与 P_6 关联,保证主横梁中间的横向加强筋厚度不变。横梁体中所有的类椭圆孔位置和大小都不能改变,主横梁6中间左边矩形结构用于安装横向电机,右侧空心位置用于横向滚珠丝杆和横向移动装置的连接架的移动,这些用于固定和安装各零部件的结构为固定结构,在设计中尺寸一般不作修改,其它支撑或加固整体的辅助结构为可变结构,在优化设计过程中,主要对这部分结构尺寸进行修改,因此,可针对性的选取这些结构尺寸作为设计变量。故优选的,在步骤S101中,选取横梁体中副横梁5竖向边缘厚度的位置尺寸 P_1 、副横梁5横向边缘厚度的位置尺寸 P_2 、副横梁5中四个矩形尺寸 $P_3 \times P_4$ 、副横梁5垂直于图纸表面方向的厚度 P_5 以及主横梁6横向边缘厚度的位置尺寸 P_6 作为设计变量。其中, P_1 的取值范围为2010~2050mm, P_2 的取值范围为115~135mm, P_3 的取值范围为800~880mm, P_4 的取值范围为90~110mm, P_5 的取值范围为80~100mm, P_6 的取值范围为50~70mm。

[0063] 在本发明的优选实施例中,在步骤S201中,在各设计变量的取值范围中选取5个水平,设计六因素五水平的正交试验表,确定试验的组数为25组。其中, P_1 的五个水平分别为2010、2020、2030、2040、2050, P_2 的五个水平分别为115、120、125、130、135, P_3 的五个水平分别为880、860、840、820、800, P_4 的五个水平分别为90、95、100、105、110, P_5 的五个水平分别为80、85、90、95、100, P_6 的五个水平分别为50、55、60、65、70。

[0064] 在本发明的优选实施例中,在步骤S103中, $\lambda_1=0.5, \lambda_2=0.5$ 。

[0065] 在本发明的优选实施例中,在步骤S301中, $n_i=6, n_o=3, q=9$,神经元个数
 $n_1 = \sqrt{n_i + n_o} + q = 12$ 。

[0066] 在本发明的优选实施例中,允许最大变形量 $[e]=0.5\text{mm}$,许用最大重量 $[m]=1000\text{kg}$,许用应力 $[\sigma]=130\text{MPa}$ 。

[0067] 本发明在具体应用时,包括以下步骤:

[0068] S1、设计变量及优化目标的确定

[0069] S101、在优化设计中选取 $P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6$ 为设计变量;

[0070] S102、根据工作使用要求,对于横梁体的优化设计主要是保证结构强度的前提下,尽量提高刚度,并减少总重量,即选取横梁体的最大变形量和总重量为目标函数,而将最大应力作为约束条件,故用于优化的数学模型可表示为

[0071] 决策变量: $X=[P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6]^T$,

[0072] 目标函数: $F(e_{\max}, m) = \lambda_1 f(e_{\max}) + \lambda_2 g(m)$,取最小值,

[0073] 约束条件: $\sigma_{\max} \leq [\sigma], X_{\min} \leq X \leq X_{\max}, \lambda_1 + \lambda_2 = 1$,

[0074] 其中, e_{\max} 为最大变形量, m 为总重量, λ_1, λ_2 为优化权重系数,分别取0.5、0.5,利用

归一化函数 $f(e_{\max}) = \frac{e_{\max}}{[e]}$ 、 $g(x) = \frac{m}{[m]}$ 消除单位对目标 e_{\max}, m 的影响,允许最大变形量 $[e]$

$=0.5\text{mm}$,许用最大重量 $[m]=1000\text{kg}$, σ_{\max} 为最大应力, $[\sigma]$ 为许用应力(横梁体QT500,许用

应力 $[\sigma]=130\text{MPa}$), X_{\min} 、 X_{\max} 为决策变量的上、下限;

[0075] S2、基于CAD/CAE建模仿真结果的样本获取

[0076] S201、根据设计变量个数确定正交表因素数目为6因素, P_1 在(2010~2050)mm内取值, P_2 在(115~135)mm内取值, P_3 在(800~880)mm内取值, P_4 在(90~110)mm内取值, P_5 在(80~100)mm内取值, P_6 在(50~70)mm内取值, 每个因素取5个水平, 进行5水平6因素试验, 选择 $L_{25}(5^6)$ 正交表, 共计25组设计参数试验组;

[0077] S202、根据确定好的参数, 将这25组试验参数分别在Solidworks中进行横梁体的参数化建模, 再在Ansys Workbench中进行强度和刚度分析, 获取最大应力 σ_{\max} , 最大变形量 e_{\max} , 总重量 m 作为神经网络的训练样本;

[0078] S3、BP神经网络构建

[0079] S301、将设计变量 P_1 、 P_2 、 P_3 、 P_4 、 P_5 、 P_6 作为输入层, 将目标函数作为输出层, 即输出 m 、 e_{\max} 、 σ_{\max} , 对这些值的预测, 中间层采用单隐层, 神经元个数 n_1 选择12,

[0080] S302、利用CAD/CAE计算获取的样本对BP神经网络进行训练, 直至预测值与样本值的差别限定在允许误差范围内;

[0081] S4、遗传算法优化求解

[0082] 在训练好BP神经网络后方可进行遗传算法的优化, 遗传算法优化求解过程主要如下:a)产生初始种群;b)用BP神经网络计算适应度和约束条件值;c)若满足优化准则和约束条件就输出结果, 否则选择适应度高的个体, 执行遗传操作生成新的种群, 再转向b;

[0083] 适应度函数采用下界构造法构造:

$$[0084] \quad \text{Fit}(X) = \frac{1}{1+c+Q(X)}, \quad (c \geq 0, c+Q(X) \geq 0),$$

$$[0085] \quad \text{其中, 约束条件函数 } Q(X) = F(e_{\max}, m) + k(\max[0, \frac{\sigma_{\max}}{[\sigma]} - 1]^2), \quad (k \geq 0);$$

[0086] S5、优化参数确定

[0087] 经过上述遗传算法优化求解, 可得到一组效果最优的参数组合, 即 $P_1=2018$, $P_2=136$, $P_3=882$, $P_4=112$, $P_5=92$, $P_6=68$, 该条件下, 横梁体最大应力 $\sigma_{\max}=28\text{MPa} < [\sigma]$, Y方向的最大变形量 $e_{\max}=0.365\text{mm}$, 总重量 $m=665.2\text{kg}$, 与原始横梁体结构相比, 刚度和重量上得到了很大改善, 经CAD/CAE建模仿真求解分析对比, 二者吻合度较高, 故可作为该结构的可行优化方案。

[0088] 应当理解的是, 对本领域普通技术人员来说, 可以根据上述说明加以改进或变换, 而所有这些改进和变换都应属于本发明所附权利要求的保护范围。

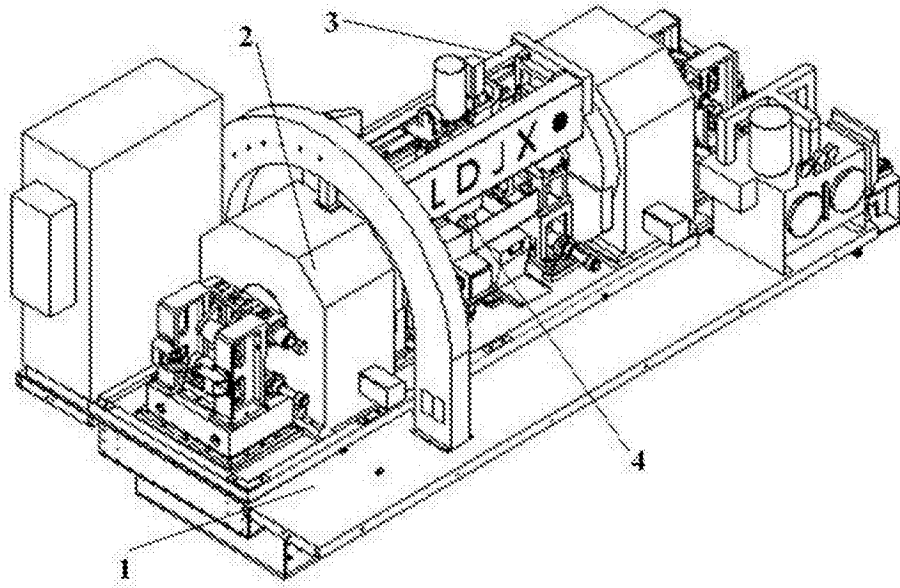


图1

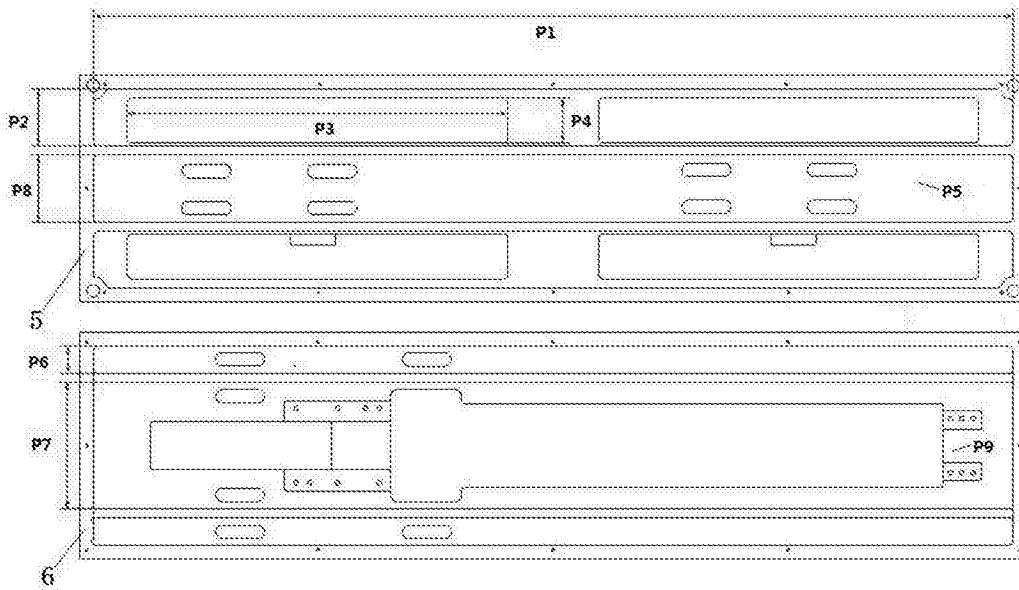


图2

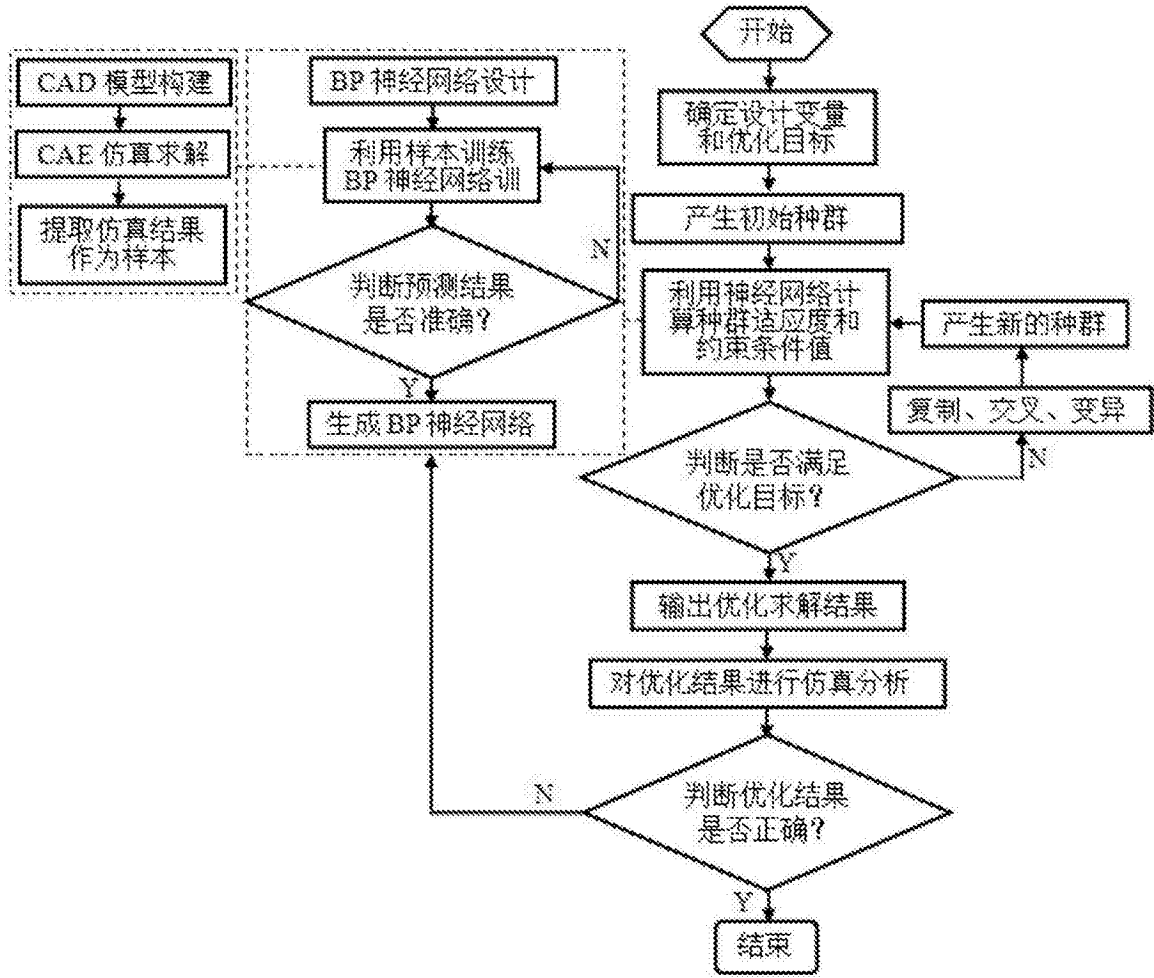


图3

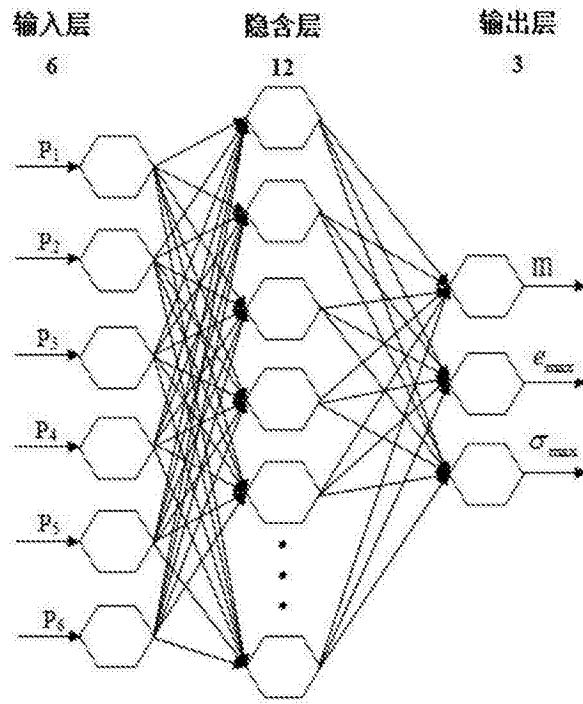


图4