



# (12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 115270616 A

(43) 申请公布日 2022. 11. 01

(21) 申请号 202210843850.2

(22) 申请日 2022.07.18

(71) 申请人 北京航空航天大学

地址 100191 北京市海淀区学院路37号

(72) 发明人 袁松梅 高孟玄 张家齐 危家勇

周宁

(74) 专利代理机构 北京路浩知识产权代理有限公司

公司 11002

专利代理师 赵娜

(51) Int. Cl.

G06F 30/27 (2020.01)

G06F 30/17 (2020.01)

G06N 3/08 (2006.01)

G06F 111/06 (2020.01)

G06F 113/26 (2020.01)

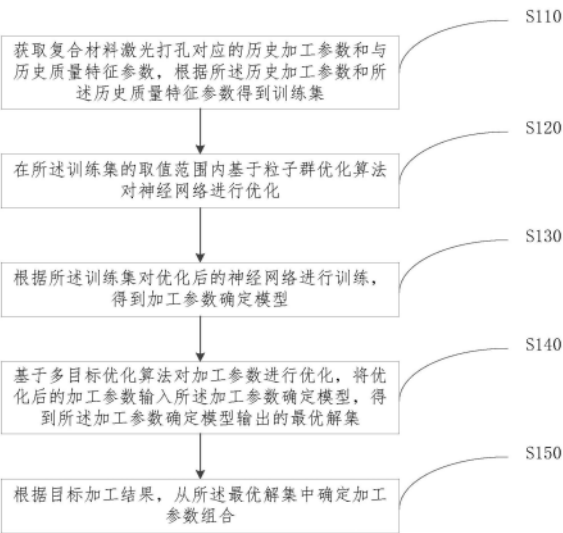
权利要求书2页 说明书12页 附图6页

## (54) 发明名称

复合材料激光打孔加工参数确定方法和装置

## (57) 摘要

本发明提供一种复合材料激光打孔加工参数确定方法和装置,方法包括:获取复合材料激光打孔对应的历史加工参数和与历史质量特征参数,根据历史加工参数和与历史质量特征参数得到训练集;在训练集的取值范围内基于粒子群优化算法对神经网络进行优化;根据训练集对优化后的神经网络进行训练,得到加工参数确定模型;基于多目标优化算法对加工参数进行优化,将优化后的加工参数输入加工参数确定模型,得到加工参数确定模型输出的最优解集;根据目标加工结果,从最优解集中确定加工参数组合。本发明通过优化后的神经网络,多目标优化算法对加工参数进行优化,确定合适的加工参数组合,无需建立数学模型,提高了加工参数的求解效率。



1. 一种复合材料激光打孔加工参数确定方法,其特征在于,包括:

获取复合材料激光打孔对应的历史加工参数和与历史质量特征参数,根据所述历史加工参数和所述历史质量特征参数得到训练集;

在所述训练集的取值范围内基于粒子群优化算法对神经网络进行优化;

根据所述训练集对优化后的神经网络进行训练,得到加工参数确定模型;

基于多目标优化算法对加工参数进行优化,将优化后的加工参数输入所述加工参数确定模型,得到所述加工参数确定模型输出的最优解集;

根据目标加工结果,从所述最优解集中确定加工参数组合。

2. 根据权利要求1所述的复合材料激光打孔加工参数确定方法,其特征在于,所述根据所述历史加工参数和所述历史质量特征参数得到训练集,包括:

分别对所述历史加工参数和所述历史质量特征参数进行归一化处理,得到训练集。

3. 根据权利要求1所述的复合材料激光打孔加工参数确定方法,其特征在于,所述在所述训练集的取值范围内基于粒子群优化算法对神经网络进行优化,包括:

在所述训练集的取值范围内,基于粒子优化算法对神经网络的初始权重、初始偏置、隐含层节点数、网络深度以及激活函数进行优化。

4. 根据权利要求1所述的复合材料激光打孔加工参数确定方法,其特征在于,所述在所述训练集的取值范围内,基于粒子优化算法对神经网络的初始权重、隐含层节点数、网络深度以及激活函数进行优化,包括:

根据所述训练集的取值范围,确定初始权重的取值范围、初始偏置的取值范围、隐含层节点数的取值范围、网络深度的取值范围以及每一层激活函数的种类,得到单个粒子的粒子编码;

将所述训练集的样本输入至所述粒子编码对应的神经网络,基于均方误差确定单个粒子的历史最优位置和粒子群的群体历史最优位置;

若达到最大迭代次数或达到目标误差,则根据粒子群优化算法得到最优粒子对应的初始权重、初始偏置、隐含层节点数、网络深度以及每一层的激活函数以完成优化。

5. 根据权利要求4所述的复合材料激光打孔加工参数确定方法,其特征在于,所述根据所述训练集对优化后的神经网络进行训练,得到加工参数确定模型,包括:

将所述训练集输入优化后的神经网络,计算前向传播误差;

若所述前向传播误差大于目标前向传播误差,则进行反向传播,计算所述前向传播误差与权重的第一偏导数,所述前向传播误差与偏置的第二偏导数,根据所述第一偏导数和第二偏导数更新权重和偏置;

重复上述步骤,直至所述前向传播误差小于或等于目标前向传播误差,输出训练好的神经网络,得到加工参数确定模型。

6. 根据权利要求1所述的复合材料激光打孔加工参数确定方法,其特征在于,所述基于多目标优化算法对加工参数进行优化,将优化后的加工参数输入所述加工参数确定模型,得到所述加工参数确定模型输出的最优解集,包括:

根据所述加工参数的约束范围,生成多组父代样本,根据所述父代样本生成子代样本;

将所述父代样本和所述子代样本输入所述加工参数确定模型,得到所述加工参数确定模型输出的质量参数解集;

根据非支配排序算法将所述质量参数解集分为多个非支配层,保留所述非支配层中接近帕累托前沿的非支配层,记为剩余非支配层,直至所述剩余非支配层中的样本数达到目标数量;

基于多目标优化算法从所述剩余非支配层的样本中选取新父代样本;

若迭代次数达到目标次数,则输出得到最优解集。

7.一种复合材料激光打孔加工参数确定装置,其特征在于,包括:

训练集确定模块,用于获取复合材料激光打孔对应的历史加工参数和与历史质量特征参数,根据所述历史加工参数和所述历史质量特征参数得到训练集;

神经网络优化模块,用于在所述训练集的取值范围内基于粒子群优化算法对神经网络进行优化;

模型训练模块,用于根据所述训练集对优化后的神经网络进行训练,得到加工参数确定模型;

最优解集确定模块,用于基于多目标优化算法对加工参数进行优化,将优化后的加工参数输入所述加工参数确定模型,得到所述加工参数确定模型输出的最优解集;

加工参数确定模块,用于根据目标加工结果,从所述最优解集中确定加工参数组合。

8.一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述程序时实现如权利要求1至6任一项所述复合材料激光打孔加工参数确定方法。

9.一种非暂态计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至6任一项所述复合材料激光打孔加工参数确定方法。

10.一种计算机程序产品,包括计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至6任一项所述复合材料激光打孔加工参数确定方法。

## 复合材料激光打孔加工参数确定方法和装置

### 技术领域

[0001] 本发明涉及复合材料加工技术领域,尤其涉及一种复合材料激光打孔加工参数确定方法和装置。

### 背景技术

[0002] 在对复合材料进行激光打孔时,需要提前确定相关的加工参数,相关的加工参数往往需要依靠大量的实验以及计算进行确定。现有的确定方法包括:解析法、实验法,传统的解析法包括建立热力学与分子动力学模型,使用有限元法与有限差分法进行求解;实验法包括响应面法与田口设计(Taguchi method)法等,这些方法通过有限的实验来提取一个数学模型,利用实验数据拟合工艺参数与各种激光加工结果的质量特征之间的关系。

[0003] 采用解析法和实验法建立的数学模型,适用于参数输入较少的情况,但是复合材料激光打孔工艺涉及大量的参数输入,导致加工参数的求解效率较低。

### 发明内容

[0004] 本发明提供一种复合材料激光打孔加工参数确定方法和装置,用以解决现有技术中采用解析法和实验法建立的数学模型,适用于参数输入较少的情况,但是复合材料激光打孔工艺涉及大量的参数输入,导致加工参数的求解效率较低的缺陷。

[0005] 本发明提供一种复合材料激光打孔加工参数确定方法,包括:

[0006] 获取复合材料激光打孔对应的历史加工参数和与历史质量特征参数,根据所述历史加工参数和所述历史质量特征参数得到训练集;

[0007] 在所述训练集的取值范围内基于粒子群优化算法对神经网络进行优化;

[0008] 根据所述训练集对优化后的神经网络进行训练,得到加工参数确定模型;

[0009] 基于多目标优化算法对加工参数进行优化,将优化后的加工参数输入所述加工参数确定模型,得到所述加工参数确定模型输出的最优解集;

[0010] 根据目标加工结果,从所述最优解集中确定加工参数组合。

[0011] 根据本发明提供的一种复合材料激光打孔加工参数确定方法,所述根据所述历史加工参数和所述历史质量特征参数得到训练集,包括:

[0012] 分别对所述历史加工参数和所述历史质量特征参数进行归一化处理,得到训练集。

[0013] 根据本发明提供的一种复合材料激光打孔加工参数确定方法,所述在所述训练集的取值范围内基于粒子群优化算法对神经网络进行优化,包括:

[0014] 在所述训练集的取值范围内,基于粒子优化算法对神经网络的初始权重、初始偏置、隐含层节点数、网络深度以及激活函数进行优化。

[0015] 根据本发明提供的一种复合材料激光打孔加工参数确定方法,所述在所述训练集的取值范围内,基于粒子优化算法对神经网络的初始权重、隐含层节点数、网络深度以及激活函数进行优化,包括:

[0016] 根据所述训练集的取值范围,确定初始权重的取值范围、初始偏置的取值范围、隐含层节点数的取值范围、网络深度的取值范围以及每一层激活函数的种类,得到单个粒子的粒子编码;

[0017] 将所述训练集的样本输入至所述粒子编码对应的神经网络,基于均方误差确定单个粒子的历史最优位置和粒子群的群体历史最优位置;

[0018] 若达到最大迭代次数或达到目标误差,则根据粒子群优化算法得到最优粒子对应的初始权重、初始偏置、隐含层节点数、网络深度以及每一层的激活函数以完成优化。

[0019] 根据本发明提供一种复合材料激光打孔加工参数确定方法,所述根据所述训练集对优化后的神经网络进行训练,得到加工参数确定模型,包括:

[0020] 将所述训练集输入优化后的神经网络,计算前向传播误差;

[0021] 若所述前向传播误差大于目标前向传播误差,则进行反向传播,计算所述前向传播误差与权重的第一偏导数,所述前向传播误差与偏置的第二偏导数,根据所述第一偏导数和第二偏导数更新权重和偏置;

[0022] 重复上述步骤,直至所述前向传播误差小于或等于目标前向传播误差,输出训练好的神经网络,得到加工参数确定模型。

[0023] 根据本发明提供一种复合材料激光打孔加工参数确定方法,所述基于多目标优化算法对加工参数进行优化,将优化后的加工参数输入所述加工参数确定模型,得到所述加工参数确定模型输出的最优解集,包括:

[0024] 根据所述加工参数的约束范围,生成多组父代样本,根据所述父代样本生成子代样本;

[0025] 将所述父代样本和所述子代样本输入所述加工参数确定模型,得到所述加工参数确定模型输出的质量参数解集;

[0026] 根据非支配排序算法将所述质量参数解集分为多个非支配层,保留所述非支配层中接近帕累托前沿的非支配层,记为剩余非支配层,直至所述剩余非支配层中的样本数达到目标数量;

[0027] 基于多目标优化算法从所述剩余非支配层的样本中选取新父代样本;

[0028] 若迭代次数达到目标次数,则输出得到最优解集。

[0029] 本发明还提供一种复合材料激光打孔加工参数确定装置,包括:

[0030] 训练集确定模块,用于获取复合材料激光打孔对应的历史加工参数和与历史质量特征参数,根据所述历史加工参数和所述历史质量特征参数得到训练集;

[0031] 神经网络优化模块,用于在所述训练集的取值范围内基于粒子群优化算法对神经网络进行优化;

[0032] 模型训练模块,用于根据所述训练集对优化后的神经网络进行训练,得到加工参数确定模型;

[0033] 最优解集确定模块,用于基于多目标优化算法对加工参数进行优化,将优化后的加工参数输入所述加工参数确定模型,得到所述加工参数确定模型输出的最优解集;

[0034] 加工参数确定模块,用于根据目标加工结果,从所述最优解集中确定加工参数组合。

[0035] 本发明还提供一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理

器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述程序时实现如上述任一种所述复合材料激光打孔加工参数确定方法。

[0036] 本发明还提供一种非暂态计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现如上述任一种所述复合材料激光打孔加工参数确定方法。

[0037] 本发明还提供一种计算机程序产品,包括计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现如上述任一种所述复合材料激光打孔加工参数确定方法。

[0038] 本发明提供的复合材料激光打孔加工参数确定方法和装置,通过优化后的神经网络和多目标优化算法对激光打孔工艺的加工参数进行优化,从而选取合适的加工参数组合,无需建立数学模型,提高了加工参数的求解效率。

## 附图说明

[0039] 为了更清楚地说明本发明或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作一简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0040] 图1是本发明提供的复合材料激光打孔加工参数确定方法的流程示意图;

[0041] 图2是本发明提供的图1中步骤S120的流程示意图;

[0042] 图3是本发明提供的图1中步骤S130的流程示意图;

[0043] 图4是本发明提供的图1中步骤S140的流程示意图;

[0044] 图5是神经网络的结构示意图;

[0045] 图6是产生参考点的示意图;

[0046] 图7是本发明提供的复合材料激光打孔加工参数确定装置的结构示意图;

[0047] 图8是本发明提供的电子设备的结构示意图。

## 具体实施方式

[0048] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明中的附图,对本发明中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0049] 在本申请实施例的描述中,需要说明的是,术语“中心”、“纵向”、“横向”、“上”、“下”、“前”、“后”、“左”、“右”、“竖直”、“水平”、“顶”、“底”、“内”、“外”等指示的方位或位置关系为基于附图所示的方位或位置关系,仅是为了便于描述本申请实施例和简化描述,而不是指示或暗示所指的装置或元件必须具有特定的方位、以特定的方位构造和操作,因此不能理解为对本申请实施例的限制。此外,术语“第一”、“第二”、“第三”仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性。

[0050] 在本申请实施例的描述中,需要说明的是,除非另有明确的规定和限定,术语“相连”、“连接”应做广义理解,例如,可以是固定连接,也可以是可拆卸连接,或一体连接;可以是机械连接,也可以是电连接;可以是直接相连,也可以通过中间媒介间接相连。对于本领域的普通技术人员而言,可以根据具体情况理解上述术语在本申请实施例中的具体含义。

[0051] 在本申请实施例中,除非另有明确的规定和限定,第一特征在第二特征“上”或“下”可以是第一和第二特征直接接触,或第一和第二特征通过中间媒介间接接触。而且,第一特征在第二特征“之上”、“上方”和“上面”可是第一特征在第二特征正上方或斜上方,或仅仅表示第一特征水平高度高于第二特征。第一特征在第二特征“之下”、“下方”和“下面”可以是第一特征在第二特征正下方或斜下方,或仅仅表示第一特征水平高度小于第二特征。

[0052] 在本说明书的描述中,参考术语“一个实施例”、“一些实施例”、“示例”、“具体示例”、或“一些示例”等的描述意指结合该实施例或示例描述的具体特征、结构、材料或者特点包含于本申请实施例的至少一个实施例或示例中。在本说明书中,对上述术语的示意性表述不必针对的是相同的实施例或示例。而且,描述的具体特征、结构、材料或者特点可以在任一个或多个实施例或示例中以合适的方式结合。此外,在不相互矛盾的情况下,本领域的技术人员可以将本说明书中描述的不同实施例或示例以及不同实施例或示例的特征进行结合和组合。

[0053] 图1是本发明提供的复合材料激光打孔加工参数确定方法的流程示意图;参照图1,本发明提供一种复合材料激光打孔加工参数确定方法,包括:

[0054] S110,获取复合材料激光打孔对应的历史加工参数和与历史质量特征参数,根据所述历史加工参数和所述历史质量特征参数得到训练集;

[0055] S120,在所述训练集的取值范围内基于粒子群优化算法对神经网络进行优化;

[0056] S130,根据所述训练集对优化后的神经网络进行训练,得到加工参数确定模型;

[0057] S140,基于多目标优化算法对加工参数进行优化,将优化后的加工参数输入所述加工参数确定模型,得到所述加工参数确定模型输出的最优解集;

[0058] S150,根据目标加工结果,从所述最优解集中确定加工参数组合。

[0059] 在复合材料的激光打孔过程中,涉及大量的材料参数(如材料的导热率、密度、汽化潜热、相变温度等)、系统参数(包括激光的波长、激光模式、激光品质因数等)以及加工参数(如激光的功率、扫描速度、脉冲宽度、焦点位置、辅助气种类、辅助气压力等),针对激光打孔的加工结果的质量特征包括孔的几何特征(孔型、孔壁斜度、孔深等)、冶金特征以及表面粗糙度、材料去除率等。

[0060] 本申请将历史加工参数作为神经网络的输入参数,将历史质量特征参数作为神经网络的输出参数,输入参数一般为设定好的参数,如激光功率、扫描速度、焦点位置等;输出参数一般为将打过孔的复合材料靶材沿着被加工区域切开后的表征,再从表征图像中提取孔深度、孔锥度等加工质量特征,其中,表征使用扫描电子显微镜等表征手段进行观测以得到。

[0061] 步骤S110中,历史加工参数包括激光功率、单脉冲能量、脉冲频率、脉冲间隔、辅助气压力、光斑直径等中的一项或多项。

[0062] 历史质量特征参数包括以下一项或多项:几何特征:孔径、孔锥度、孔圆度;冶金特征:热影响区大小、重铸层大小;以及表面质量特征:表面粗糙度、表面形态;材料去除率。

[0063] 从所述历史加工参数和所述历史质量特征参数中分别选定几个参数构建输入矩阵和输出矩阵,根据输入矩阵和输出矩阵得到训练集。

[0064] 在步骤S120中,使用粒子群优化过的神经网络结构不容易陷入局部最优,因此,本

申请使用粒子群优化算法在初始空间内进行搜索以确定神经网络的初始参数,以求得最小的未训练时的样本整体均方误差。

[0065] 可选的,对神经网络进行优化还可通过随机正态初始以及Xavier初始化对神经网络的权重和偏置进行初始化,以实现神经网络的优化。

[0066] 在步骤S130中,根据梯度下降策略,以目标的负梯度方向对参数进行调整,通过正向传播过程与反向传播过程循环进行多次,直到达到最大迭代值后结束训练。

[0067] 在步骤S140中,可利用NSGA-III(Nondominated Sorting Genetic Algorithm-III,第三代非支配排序遗传算法)多目标优化算法优化加工参数,获得多元目标下的最优帕累托前沿近似解集。

[0068] 可选的,对于加工结果质量特征参数选取比较少(2-3)的情况,可以使用NSGA-II(Nondominated Sorting Genetic Algorithm-II,第二代非支配排序遗传算法)、CMOEA/D(Chaotic Multiobjective Evolutionary Algorithm based on Decomposition,基于分解的多目标进化算法)等算法进行帕累托前沿非支配最优解的搜索。

[0069] 在步骤S150中,根据加工结果目标,在最优解集中选择最合适的加工参数组合,进行加工验证。

[0070] 可以理解的是,本申请实施例通过优化后的神经网络和多目标优化算法对激光打孔工艺的加工参数进行优化,从而选取合适的加工参数组合,无需建立数学模型,提高了加工参数的求解效率。

[0071] 在上述实施例的基础上,作为一个优选的实施例,所述根据所述历史加工参数和所述历史质量特征参数得到训练集,包括:

[0072] 分别对所述历史加工参数和所述历史质量特征参数进行归一化处理,得到训练集。

[0073] 可以理解的是,对所述历史加工参数和所述历史质量特征参数进行归一化处理,根据所述历史加工参数和所述历史质量特征参数的最大、最小值,对所述历史加工参数和所述历史质量特征参数进行归一化处理,归一化到 $[0,1]$ ,可以提高优化后的神经网络的计算速度。

[0074] 在上述实施例的基础上,作为一个优选的实施例,所述在所述训练集的取值范围内基于粒子群优化算法对神经网络进行优化,包括:

[0075] 在所述训练集的取值范围内,基于粒子优化算法对神经网络的初始权重、初始偏置、隐含层节点数、网络深度以及激活函数进行优化。

[0076] 具体的,如图2所示,包括以下步骤:

[0077] S210,根据所述训练集的取值范围,确定初始权重的取值范围、初始偏置的取值范围、隐含层节点数的取值范围、网络深度的取值范围以及每一层激活函数的种类,得到单个粒子的粒子编码;隐含层节点数、网络深度、初始权重、初始偏置、每一层的激活函数构成了一个初始空间。

[0078] S220,将所述训练集的样本输入至所述粒子编码对应的神经网络,基于均方误差确定单个粒子的历史最优位置和粒子群的群体历史最优位置;所有粒子组成粒子群。

[0079] S230,若达到最大迭代次数或达到目标误差,则根据粒子群优化算法得到最优粒子对应的初始权重、初始偏置、隐含层节点数、网络深度以及每一层的激活函数以完成优



化。

[0080] 在步骤S210中,激活函数的种类为Sigmoid、Tanh、ReLU、Leaky ReLU、ELU五种,激活函数可以添加在任意输出节点。

[0081] 在步骤S220中,计算训练集的平均均方误差,将平均均方误差作为粒子群的评价指标。

[0082] 在步骤S230中,若未达到最大迭代次数或者没有达到可接受的误差,可根据粒子群优化算法更新粒子速度,更新后重复步骤S220。

[0083] 若达到最大迭代次数或达到目标误差,输出最优粒子参数,最优粒子参数应包含隐含层节点数、网络深度、初始权重、初始偏置、每一层的激活函数。至此就完成了PSO-BP网络的所有网络参数配置。

[0084] 可以理解的是,本申请实施例通过粒子群优化算法对神经网络进行优化,就建立好了复合材料激光打孔加工参数以及质量特征参数之间的联系。将一组复合材料激光打孔加工参数输入到神经网络中,就可以得到一组对应的质量特征参数,提高了神经网络准确性。

[0085] 在上述实施例的基础上,作为一个优选的实施例,如图3所示,所述根据所述训练集对优化后的神经网络进行训练,得到加工参数确定模型,包括:

[0086] S310,将所述训练集输入优化后的神经网络,计算前向传播误差;

[0087] S320,若所述前向传播误差大于目标前向传播误差,则进行反向传播,计算所述前向传播误差与权重的第一偏导数,所述前向传播误差与偏置的第二偏导数,根据所述第一偏导数和第二偏导数更新权重和偏置;

[0088] S330,重复上述步骤,直至所述前向传播误差小于或等于目标前向传播误差,输出训练好的神经网络,得到加工参数确定模型。

[0089] 在步骤S310中,将训练集中的训练例输入优化后的神经网络,计算优化后的神经网络在该训练例上的均方误差,实现前向传播误差的计算。

[0090] 在步骤S320中,若前向传播误差不在可以接受的范围内,则进行反向传播,计算所述前向传播误差与每层权重的第一偏导数,所述前向传播误差与每层偏置的第二偏导数,根据所述第一偏导数和第二偏导数更新每层权重和每层偏置;更新后重复步骤S310。

[0091] 在步骤S330中,若前向传播误差始终未达到可以接受的范围,则判断是否达到最大迭代值,若是,则停止训练,输出神经网络,将其作为加工参数确定模型。

[0092] 可以理解的是,本申请实施例通过对优化后的神经网络进行训练,能够提高加工参数确定模型的准确性。

[0093] 在上述实施例的基础上,作为一个优选的实施例,如图4所示,所述基于多目标优化算法对加工参数进行优化,将优化后的加工参数输入所述加工参数确定模型,得到所述加工参数确定模型输出的最优解集,包括:

[0094] S410,根据所述加工参数的约束范围,生成多组父代样本,根据所述父代样本生成子代样本;

[0095] S420,将所述父代样本和所述子代样本输入所述加工参数确定模型,得到所述加工参数确定模型输出的质量参数解集;

[0096] S430,根据非支配排序算法将所述质量参数解集分为多个非支配层,保留所述非

支配层中接近帕累托前沿的非支配层,记为剩余非支配层,直至所述剩余非支配层中的样本数达到目标数量;

[0097] S440,基于多目标优化算法从所述剩余非支配层的样本中选取新父代样本;

[0098] S450,若迭代次数达到目标次数,则输出得到最优解集。

[0099] 对于输出参数(质量特征参数)唯一的情况,可以直接在解集中求得优化目标的下界,得到相关的最优输入参数,但是当输出参数(质量特征参数)为多元目标时,基本不存在一个输入能同时取到所有输出参数(质量特征参数)的下界的情况。这种情况下需要用多目标优化算法对加工输入参数进行优化,以取得输出参数(质量特征参数)的非支配最优解集。

[0100] 本申请实施例利用NSGA-3多目标优化算法优化加工参数,获取非支配最优解集。NSGA-3与NSGA-2的不同在于选择机制的不同,NSGA-2是运用拥挤距离和拥挤度来对同一非支配等级的个体进行选择(拥挤距离越大越好),而NSGA-3是运用分布参考点在高维目标下来维持种群的多样性。当面对三个及以上的多目标优化问题时,如果继续采用拥挤距离的话,NSGA-2算法的收敛性和多样性会不好,容易陷入局部最优。NSGA-2适用于两个优化目标的应用问题,NSGA-3适用于三个及以上的高维应用问题。

[0101] 在步骤S410中,根据N个加工参数范围生成空间内的N个父代样本,其通过二进制交叉和多项式变异生成N个子代,将父代和子代取并集得到大小为2N的集合。

[0102] 在步骤S430中,使用非支配排序算法将所述质量参数解集分为多个非支配层,将接近帕累托前沿的非支配层进行保留,直到被保留的样本数量第一次达到N,对这一层的样本进行优选。

[0103] 在步骤S440中,基于NSGA-III算法选取新的父代样本,具体的,在解空间中生成参考点与参考线,将需要进行优选的样本以最短距离为标准关联到所有的参考线上,优先保留样本量较少的参考线上的样本,以保证样本的多样性,获得样本数为N的新父代种群。

[0104] 在步骤S450中,若未迭代到最大次数,则重复步骤S410中生成子代以及后续步骤,直至迭代次数达到最大次数。

[0105] 可以理解的是,本申请实施例对加工参数进行优化,能够减少计算量,提高加工参数确定效率。

[0106] 下面以一个具体的实施例对上述各个实施例进行举例说明,需要注意的是,其他类似的实施例也包含在本申请的保护范围内。

[0107] 以输入参数为:激光功率、光斑直径、脉冲频率、辅助气压力,输出参数为:孔深度、孔锥度、材料去除率为例,构建加工工艺参数输入矩阵 $x = [x_1, x_2, x_3, x_4]^T$ 以及加工目标特征输出矩阵 $y = [y_1, y_2, y_3]^T$ ,得到训练集 $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$ ,  $x_i \in \mathbb{R}^d$ ,  $y_i \in \mathbb{R}^l$ ,即输入样本由d个元素描述,输出l维度实值向量,如在本例中输入元素数为4,输出加工结果特征数为3。对于m个输入矩阵 $x = [x_1, x_2, x_3, x_4]^T$ ,可以使用矩阵 $X \in \mathbb{R}^{m \times d}$ 来表示。

[0108] 神经网络的结构如图5所示,神经网络的两个隐藏层 $F_1 F_2$  ( $F_1$ 对应 $f_1$ 到 $f_{64}$ ,  $F_2$ 对应 $f_{65}$ 到 $f_{128}$ )  $f_1$ 到 $f_{64}$ ,即两层的隐藏层与输出层,可以用下式表示:

$$[0109] \quad F_1 = XW^{(1)} + b^{(1)}$$

$$[0110] \quad F_2 = F_1 W^{(2)} + b^{(2)}$$

$$[0111] \quad 0 = F_2 W^{(3)} + b^{(3)}$$

$$[0112] \quad \text{其中 } F_1 \in \mathbb{R}^{m \times h_1}, F_2 \in \mathbb{R}^{m \times h_2}, O \in \mathbb{R}^{m \times q}, W^{(1)} \in \mathbb{R}^{d \times h_1}, W^{(2)} \in \mathbb{R}^{h_1 \times h_2}, W^{(3)} \in \mathbb{R}^{h_2 \times q}$$

$b^{(1)} \in \mathbb{R}^{1 \times h_1}, b^{(2)} \in \mathbb{R}^{1 \times h_2}, b^{(3)} \in \mathbb{R}^{1 \times q}$ 。如图5所示,  $h_1, h_2$ 取值均为64 ( $F_1$ 对应 $f_1$ 到 $f_{64}$ ,  $F_2$ 对应 $f_{65}$ 到 $f_{128}$ ),  $q$ 取值为3。

[0113] 激活函数可以添加在任意输出节点,此时各层输出变为

$$[0114] \quad F_1 = \sigma_1(XW^{(1)} + b^{(1)})$$

$$[0115] \quad F_2 = \sigma_2(F_1 W^{(2)} + b^{(2)})$$

$$[0116] \quad 0 = \sigma_3(F_2 W^{(3)} + b^{(3)})。$$

[0117] 粒子群优化(PSO)公式:

$$[0118] \quad V_i(t+1) = \omega V_i(t) + c_1 r_1 (pbest(i, t) - P_i(t)) + c_2 r_2 (gbest(t) - P_i(t))$$

$$[0119] \quad P_i(t+1) = P_i(t) + V_i(t+1)$$

[0120] 其中 $V$ 表示速度,  $\omega$ 是用来平衡全局搜索和局部搜索的惯性权重,  $r_1$ 和 $r_2$ 是在 $[0, 1]$ 内均匀分布的随机变量,  $c_1$ 和 $c_2$ 是称为加速度系数的参数。 $pbest$ 和 $gbest$ 分别为个体历史最优值和群体历史最优值。

[0121] 基于粒子群优化算法对神经网络进行优化的过程如下:

[0122] 产生含有如下信息的粒子编码:初始权重、偏置、隐含层节点数、网络深度以及每一层的激活函数。其中隐含层节点数范围为 $[4, 64]$ 中的整数,网络深度范围为 $[2, 4]$ 中的整数,初始权重 $W$ 、初始偏置 $b$ 范围为 $[-1, 1]$ ,每一层的激活函数为Sigmoid、Tanh、ReLU、Leaky ReLU、ELU五种。

[0123] 对于归一化处理数据集  $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}, x_i \in \mathbb{R}^d, y_i \in \mathbb{R}^l$ , 根据不同的粒子编码将该数据集输入对应粒子编码的神经网络。假设通过神经网络得到的输出为  $\hat{y}_k = (\hat{y}_1^k, \hat{y}_2^k, \dots, \hat{y}_q^k)$ , 通过下式得到神经网络在  $(x_k, y_k)$  上的均方误差:

$$[0124] \quad E_k = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^q (\hat{y}_i^k - y_i^k)^2$$

[0125] 再由所有的训练例求平均得到数据集 $D$ 的平均均方误差,作为粒子群的评价指标。这样就可以计算单个粒子的历史最优位置 $pbest$ 和群体历史最优位置 $gbest$ 。

[0126] 判断是否达到最大迭代次数,如果未达到最大迭代次数或达到可接受的误差,则根据粒子群优化(PSO)公式更新粒子速度和所有粒子位置,并重复均方误差计算过程。如果已经达到最大迭代次数或达到可接受的误差,输出最优粒子参数。最优粒子参数应包含隐含层节点数、网络深度、初始权重 $W$ 、初始偏置 $b$ 、每一层的激活函数。至此就完成了PSO-BP网络的所有网络参数配置。

[0127] 对于训练集中的  $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}, x_i \in \mathbb{R}^d, y_i \in \mathbb{R}^l$  训练例  $(x_k, y_k)$ , 计算神经网络在训练例  $(x_k, y_k)$  上的均方误差。

[0128] 根据梯度下降策略,以目标的负梯度方向对参数进行调整。在给定学习率 $\eta$ 后,根据下式更新每个节点的权重与偏置:

$$[0129] \quad \Delta w = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial w}$$

$$[0130] \quad \Delta b = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial b}$$

[0131] 将上述正向传播过程与反向传播过程循环进行多次,直到达到最大迭代值后结束,得到加工参数确定模型。

[0132] 基于多目标优化算法对加工参数进行优化包括以下步骤:

[0133] 首先确定各输入参数的约束范围。

[0134] 根据N个加工参数范围生成空间内的N个父代样本( $P_t$ ),其通过二进制交叉和多项式变异生成N个子代( $Q_t$ ),将父代和子代取并集得到大小为2N的集合 $R_t$ 并从中选出N个新个体。重复本步骤直到解集接近帕累托前沿近似解集,或者达到一定的迭代次数。

[0135] 为了实现解集接近帕累托前沿近似解集,首先将集合 $R_t$ 中的所有样本通过上述神经网络进行运算得到对应的解集(即每个样本对应一组孔锥度、孔深度、材料去除率)。该解集通过非支配排序算法分成多个非支配层,记为( $F_1, F_2, \dots, F_n$ )。然后将较优的层保留(即更接近帕累托前沿的非支配层),直到新的种群的大小为N或者第一次超过N,此时剩余的非支配层均舍弃,并通过算法将最后一层非支配层中的部分样本保留。这个保留的过程需要基于多目标的一系列参考点进行参考,产生一系列参考点的意义在于找到附近的近似帕累托最优解。

[0136] 结构化产生参考点的方式为:首先通过下式生成需要的参考点数量:  $P = C_{M+H-1}^H$ 。

[0137] 该式的含义为:参考点在一个(M-1)维的超平面上,M是目标空间的维度,即优化目标的个数。如果将每个目标划分为H份,那么其参考点的数量为  $P = C_{M+H-1}^H$ 。

[0138] 例如在本例中的3目标问题(孔锥度、孔深度、材料去除率),令H=4,得到需要产生的参考点为15,示意图如图6所示。

[0139] 产生的参考点的坐标为:

$$[0140] \quad s_j \in \left\{ \frac{0}{H}, \frac{1}{H}, \frac{2}{H}, \dots, \frac{H}{H} \right\}, \sum_{j=1}^M s_j = 1$$

[0141] H为目标被切分的数目,M是目标空间的维度,对于3目标问题,构造参考点的过程如下:

[0142] 首先确认参考点在f1目标上的取值,  $s_1 \in \left\{ \frac{0}{H}, \frac{1}{H}, \frac{2}{H}, \dots, \frac{H}{H} \right\}$ , 同时令  $s_1 = a - 0$ ,  $s_2 = b - a$ ,  $s_3 = 1 - b$ , 其中  $a, b \in \left\{ \frac{0}{H}, \frac{1}{H}, \frac{2}{H}, \dots, \frac{H}{H} \right\}$  且a取值小于等于b。

[0143] 将所有参考点与M维空间的坐标原点连线,得到位于M维空间内的多条参考线。

[0144] 最后求取最后一层非支配层中的所有样本个体与参考线之间的最短距离,并且将最后一层非支配层中的样本个体以里其最近的参考线作为分类标准将所有样本个体归类到所有的参考线上。最后优先保留含有最后一层非支配层中的样本较少的参考线,再保留包含样本较多的参考线,如果有两条参考线所包含的样本数量一致,则随机抽取样本进行保留,直到新的种群的大小为N。优先保留样本较少的参考线上的样本是为了增加种群的多样性。

[0145] 下面对本发明提供的复合材料激光打孔加工参数确定装置进行描述,下文描述的

复合材料激光打孔加工参数确定装置与上文描述的复合材料激光打孔加工参数确定方法可相互对应参照。

[0146] 图7是本发明提供的复合材料激光打孔加工参数确定装置的结构示意图;参考图7,本发明还提供一种复合材料激光打孔加工参数确定装置,包括:

[0147] 训练集确定模块710,用于获取复合材料激光打孔对应的历史加工参数和与历史质量特征参数,根据所述历史加工参数和所述历史质量特征参数得到训练集;

[0148] 神经网络优化模块720,用于在所述训练集的取值范围内基于粒子群优化算法对神经网络进行优化;

[0149] 模型训练模块730,用于根据所述训练集对优化后的神经网络进行训练,得到加工参数确定模型;

[0150] 最优解集确定模块740,用于基于多目标优化算法对加工参数进行优化,将优化后的加工参数输入所述加工参数确定模型,得到所述加工参数确定模型输出的最优解集;

[0151] 加工参数确定模块750,用于根据目标加工结果,从所述最优解集中确定加工参数组合。

[0152] 在一个实施例中,训练集确定模块710还用于:

[0153] 分别对所述历史加工参数和所述历史质量特征参数进行归一化处理,得到训练集。

[0154] 在一个实施例中,神经网络优化模块720还用于:

[0155] 在所述训练集的取值范围内,基于粒子优化算法对神经网络的初始权重、初始偏置、隐含层节点数、网络深度以及激活函数进行优化。

[0156] 在一个实施例中,神经网络优化模块720还用于:

[0157] 根据所述训练集的取值范围,确定初始权重的取值范围、初始偏置的取值范围、隐含层节点数的取值范围、网络深度的取值范围以及每一层激活函数的种类,得到单个粒子的粒子编码;

[0158] 将所述训练集的样本输入至所述粒子编码对应的神经网络,基于均方误差确定单个粒子的历史最优位置和粒子群的群体历史最优位置;

[0159] 若达到最大迭代次数或达到目标误差,则根据粒子群优化算法得到最优粒子对应的初始权重、初始偏置、隐含层节点数、网络深度以及每一层的激活函数以完成优化。

[0160] 在一个实施例中,模型训练模块730还用于:

[0161] 将所述训练集输入优化后的神经网络,计算前向传播误差;

[0162] 若所述前向传播误差大于目标前向传播误差,则进行反向传播,计算所述前向传播误差与权重的第一偏导数,所述前向传播误差与偏置的第二偏导数,根据所述第一偏导数和第二偏导数更新权重和偏置;

[0163] 重复上述步骤,直至所述前向传播误差小于或等于目标前向传播误差,输出训练好的神经网络,得到加工参数确定模型。

[0164] 在一个实施例中,最优解集确定模块740还用于:

[0165] 根据所述加工参数的约束范围,生成多组父代样本,根据所述父代样本生成子代样本;

[0166] 将所述父代样本和所述子代样本输入所述加工参数确定模型,得到所述加工参数

确定模型输出的质量参数解集；

[0167] 根据非支配排序算法将所述质量参数解集分为多个非支配层，保留所述非支配层中接近帕累托前沿的非支配层，记为剩余非支配层，直至所述剩余非支配层中的样本数达到目标数量；

[0168] 基于多目标优化算法从所述剩余非支配层的样本中选取新父代样本；

[0169] 若迭代次数达到目标次数，则输出得到最优解集。

[0170] 图8示例了一种电子设备的实体结构示意图，如图8所示，该电子设备可以包括：处理器(processor)810、通信接口(Communications Interface)820、存储器(memory)830和通信总线840，其中，处理器810、通信接口820、存储器830通过通信总线840完成相互间的通信。处理器810可以调用存储器830中的逻辑指令，以执行复合材料激光打孔加工参数确定方法，该方法包括：

[0171] 获取复合材料激光打孔对应的历史加工参数和与历史质量特征参数，根据所述历史加工参数和所述历史质量特征参数得到训练集；

[0172] 在所述训练集的取值范围内基于粒子群优化算法对神经网络进行优化；

[0173] 根据所述训练集对优化后的神经网络进行训练，得到加工参数确定模型；

[0174] 基于多目标优化算法对加工参数进行优化，将优化后的加工参数输入所述加工参数确定模型，得到所述加工参数确定模型输出的最优解集；

[0175] 根据目标加工结果，从所述最优解集中确定加工参数组合。

[0176] 此外，上述的存储器830中的逻辑指令可以通过软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用时，可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解，本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在一个存储介质中，包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机，服务器，或者网络设备等)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括：U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0177] 另一方面，本发明还提供一种计算机程序产品，所述计算机程序产品包括计算机程序，计算机程序可存储在非暂态计算机可读存储介质上，所述计算机程序被处理器执行时，计算机以执行复合材料激光打孔加工参数确定方法，该方法包括：

[0178] 获取复合材料激光打孔对应的历史加工参数和与历史质量特征参数，根据所述历史加工参数和所述历史质量特征参数得到训练集；

[0179] 在所述训练集的取值范围内基于粒子群优化算法对神经网络进行优化；

[0180] 根据所述训练集对优化后的神经网络进行训练，得到加工参数确定模型；

[0181] 基于多目标优化算法对加工参数进行优化，将优化后的加工参数输入所述加工参数确定模型，得到所述加工参数确定模型输出的最优解集；

[0182] 根据目标加工结果，从所述最优解集中确定加工参数组合。

[0183] 又一方面，本发明还提供一种非暂态计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，该计算机程序被处理器执行时实现以执行复合材料激光打孔加工参数确定方法，该方法包括：

[0184] 获取复合材料激光打孔对应的历史加工参数和与历史质量特征参数,根据所述历史加工参数和所述历史质量特征参数得到训练集;

[0185] 在所述训练集的取值范围内基于粒子群优化算法对神经网络进行优化;

[0186] 根据所述训练集对优化后的神经网络进行训练,得到加工参数确定模型;

[0187] 基于多目标优化算法对加工参数进行优化,将优化后的加工参数输入所述加工参数确定模型,得到所述加工参数确定模型输出的最优解集;

[0188] 根据目标加工结果,从所述最优解集中确定加工参数组合。

[0189] 以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,其中所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。本领域普通技术人员在不付出创造性的劳动的情况下,即可以理解并实施。

[0190] 通过以上的实施方式的描述,本领域的技术人员可以清楚地了解到各实施方式可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现,当然也可以通过硬件。基于这样的理解,上述技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品可以存储在计算机可读存储介质中,如ROM/RAM、磁碟、光盘等,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行各个实施例或者实施例的某些部分所述的方法。

[0191] 最后应说明的是:以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的精神和范围。

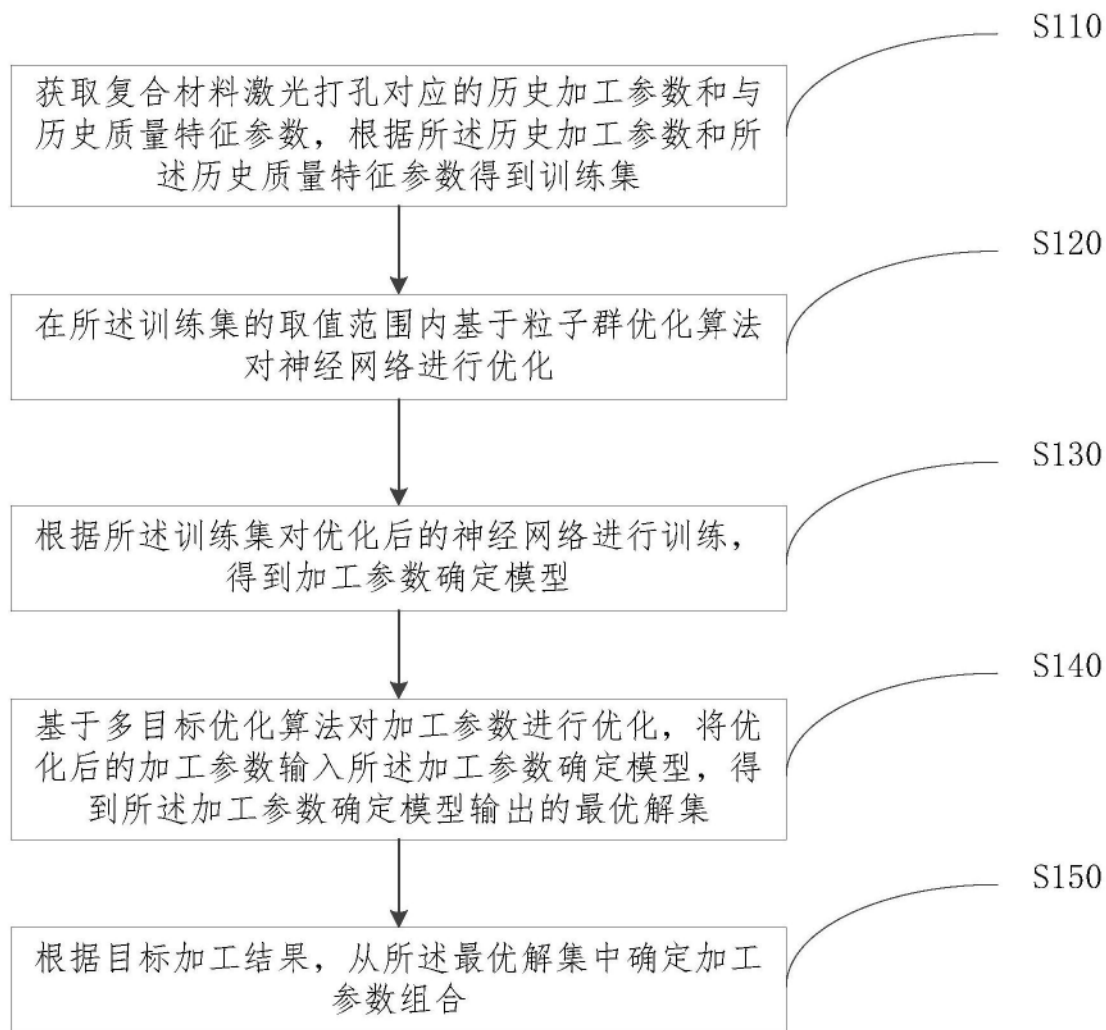


图1



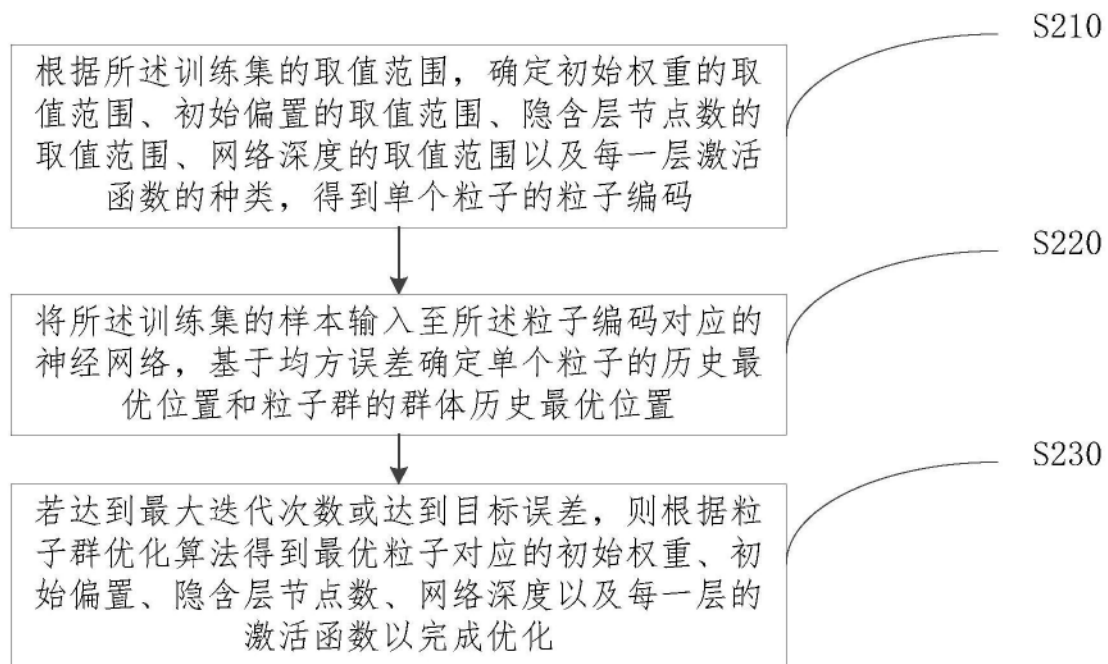


图2

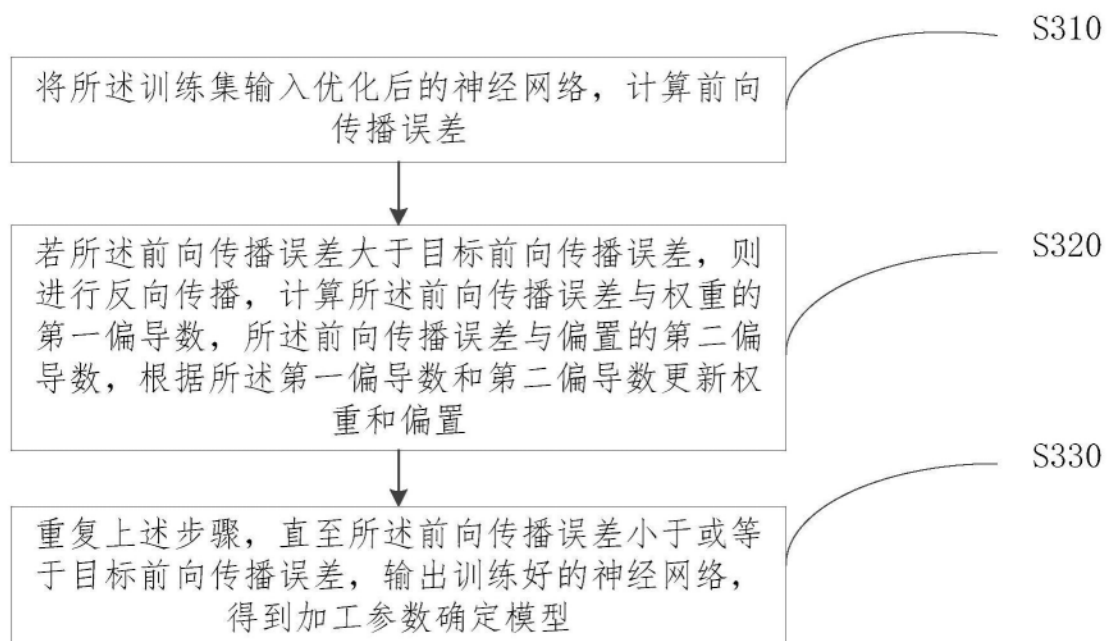


图3

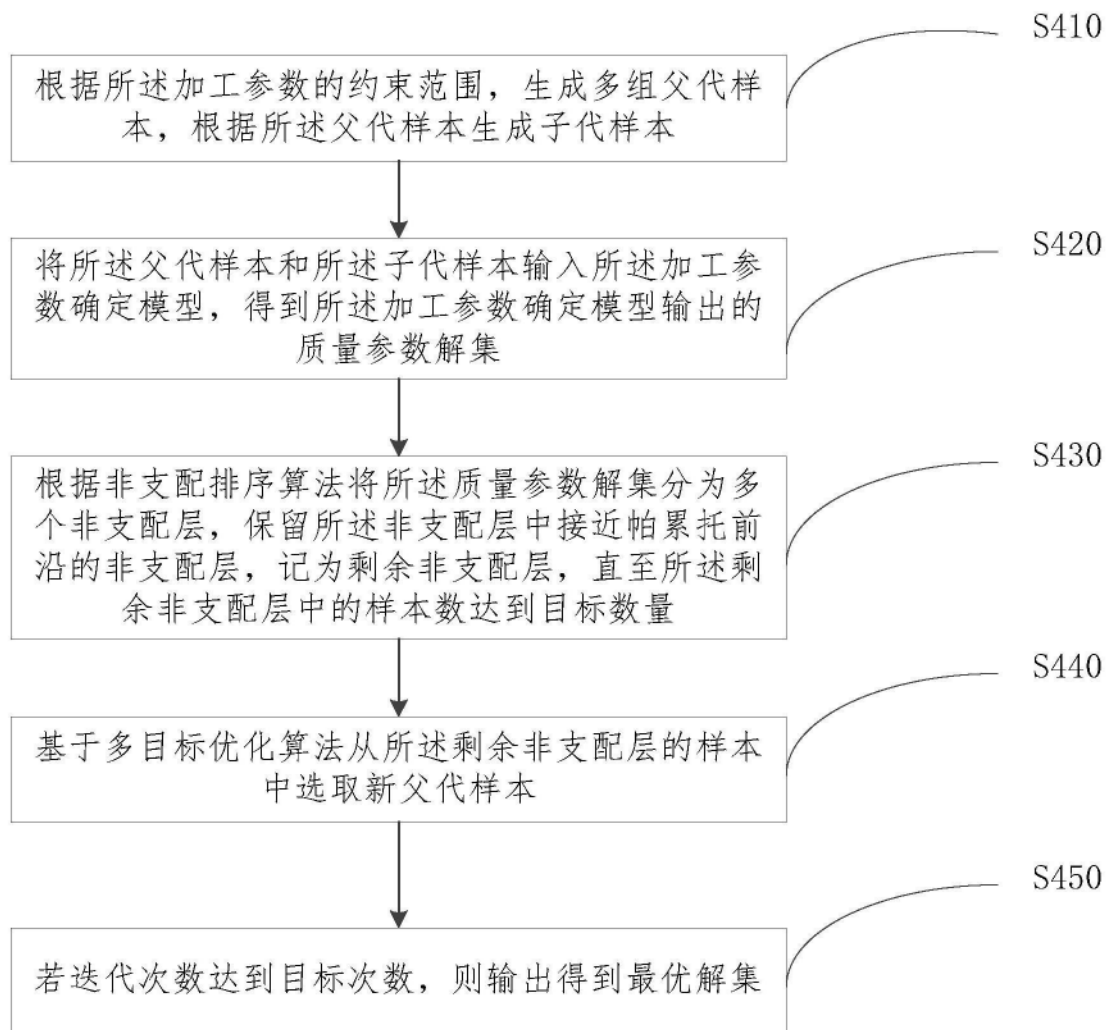


图4

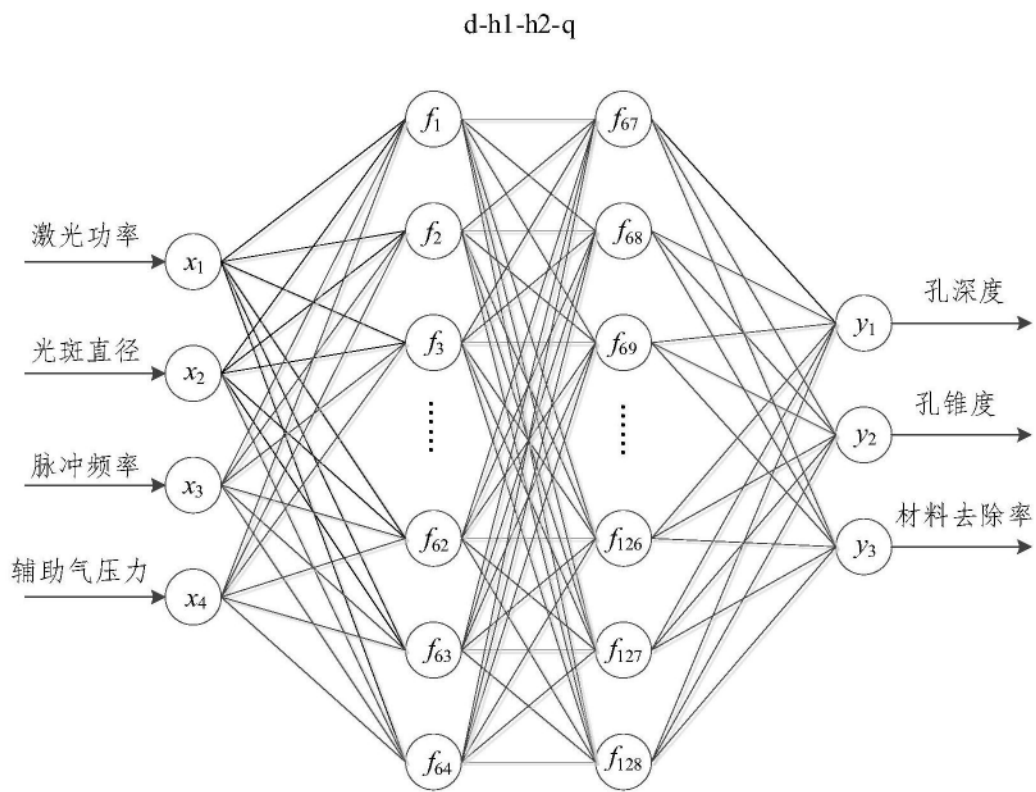


图5

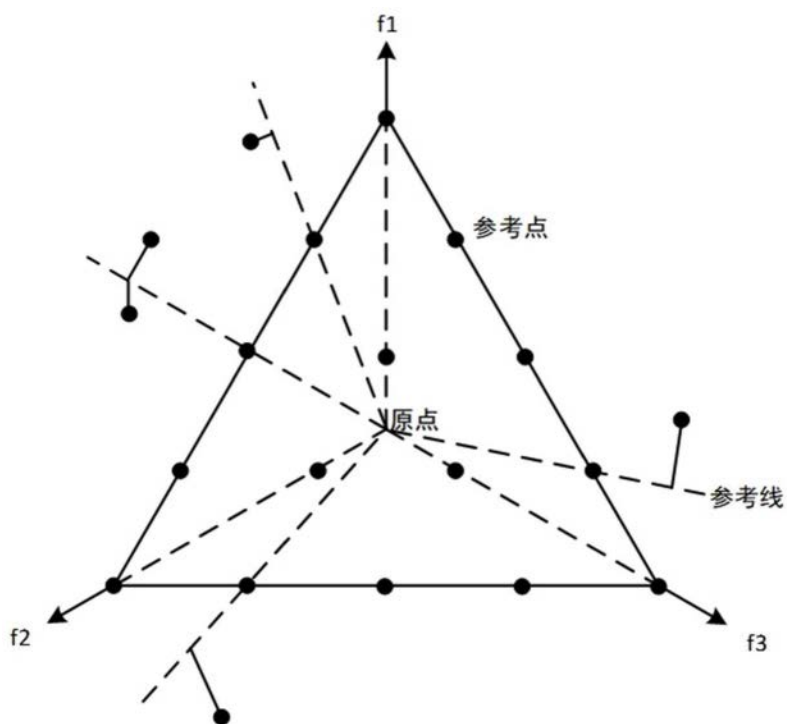


图6

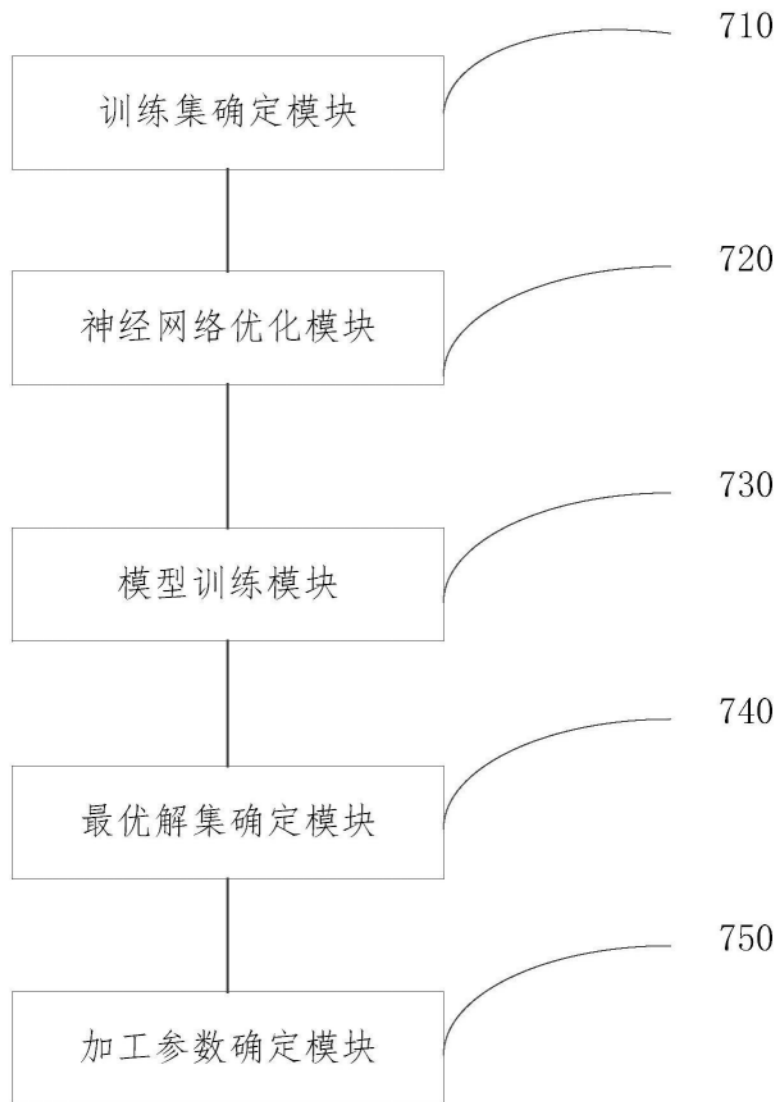


图7

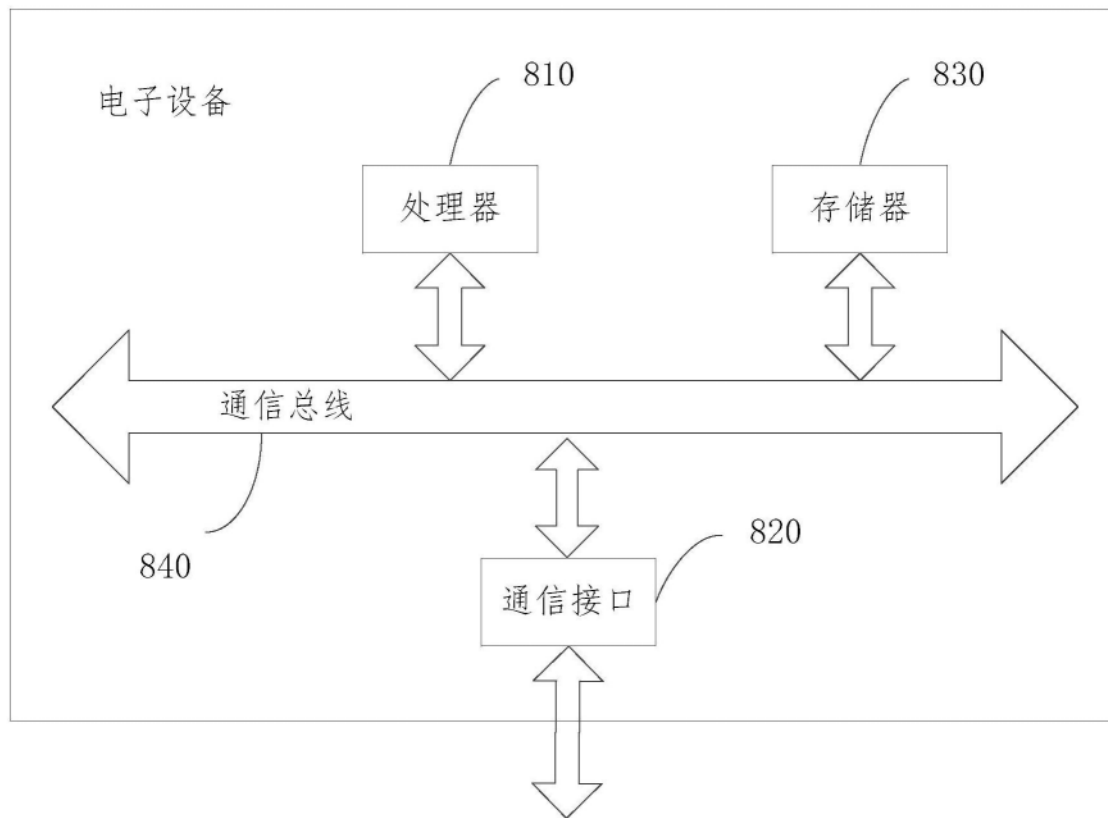


图8