

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2022 年 1 月 13 日 (13.01.2022)



(10) 国际公布号
WO 2022/007409 A1

(51) 国际专利分类号:

G06F 30/27 (2020.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2021/077160

(22) 国际申请日: 2021 年 2 月 22 日 (22.02.2021)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:

202010649313.5 2020 年 7 月 8 日 (08.07.2020) CN

(71) 申请人: 大连理工大学 (DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY) [CN/CN]; 中国辽宁省大连市凌工路 2 号, Liaoning 116024 (CN)。

(72) 发明人: 郝鹏 (HAO, Peng); 中国辽宁省大连市凌工路 2 号大连理工大学, Liaoning 116024 (CN)。
张坤鹏 (ZHANG, Kunpeng); 中国辽宁省大连市凌工路 2 号大连理工大学, Liaoning 116024 (CN)。
刘大川 (LIU, Dachuan); 中国辽宁省大连市凌工路 2 号大连理工大学, Liaoning 116024 (CN)。
王博 (WANG, Bo); 中国辽宁省大连市凌工路 2 号大连理工大学, Liaoning 116024 (CN)。 李

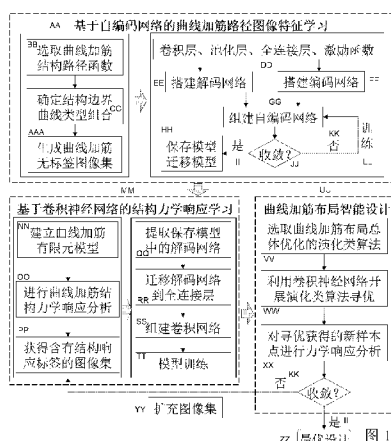
刚 (LI, Gang); 中国辽宁省大连市凌工路 2 号大连理工大学, Liaoning 116024 (CN)。
段于辉 (DUAN, Yuhui); 中国辽宁省大连市凌工路 2 号大连理工大学, Liaoning 116024 (CN)。
石云峰 (SHI, Yunfeng); 中国辽宁省大连市凌工路 2 号大连理工大学, Liaoning 116024 (CN)。
王宇同 (WANG, Yutong); 中国辽宁省大连市凌工路 2 号大连理工大学, Liaoning 116024 (CN)。

(81) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, IT, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM,

(54) Title: CURVE REINFORCED STRUCTURE LAYOUT INTELLIGENT DESIGN METHOD BASED ON IMAGE FEATURE LEARNING

(54) 发明名称: 一种基于图像特征学习的曲线加筋结构布局智能设计方法



AA Image feature learning of curve reinforced path based on self-encoding network
AB Select a path function of a curve reinforced structure
AC Determine a combination of boundary curve types of the structure
AD Convolutional layer, pooling layer, fully connected layer, and activation function
AE Build a self-encoding network
AF Build an encoding network
AG Construct a self-encoding network
AH Saving model and migration model
AI Yes
AJ No
AK Train
AL Train
AM Learning of structural mechanics response based on convolutional neural network
AN Establish a curve reinforced finite model
AO Perform curve reinforced structural mechanics response analysis
AP Obtain an image set comprising a structural response tag
AQ Extract a decoding network in a saving model
AR Migrate the decoding network to a fully connected layer
AS Construct a convolutional network
AT Train the model
AU Curve reinforced layout intelligent design
AV Select an evolutionary algorithm for the overall optimization of the curved reinforced layout
AW Use the convolutional neural network to optimize the evolutionary algorithm
AX Perform mechanics response analysis on a new sample point obtained by optimization
AY Expand an image set
AZ Optimal design
AAA Generate a curved reinforced image set which does not comprise a tag

(57) Abstract: A curve reinforced structure layout intelligent design method based on image feature learning, relating to the field of engineering thin-wall reinforced structure optimization design. First, a design variable of a curve reinforced structure is determined on the basis of a path function, learning of an image structure feature is completed by building a self-encoding network, transfer learning of a model is further carried out, a convolutional neural network is built for completing learning of an image set comprising a mechanics response tag, and finally, the optimal design of the curve reinforced structure layout is achieved by an evolutionary algorithm on the basis of the model. The method solves the optimization design problem that the traditional optimization method is difficult to deal with numerous and variable design variables, and is expected to become one of the most potential technical means related to the component layout design problem in the field of engineering.

(57) 摘要: 一种基于图像特征学习的曲线加筋结构布局智能设计方法, 属于工程薄壁加筋结构优化设计领域。首先基于路径函数确定曲线加筋结构的设计变量, 通过搭建自编码网络完成对图像结构特征的学习, 进一步进行模型的迁移学习, 并搭建卷积神经网络完成对带有力学响应标签的图像集进行学习, 最后基于该模型实现演化类算法对曲线加筋结构布局的优化设计。上述方法解决了传统优化方法难以处理设计变量众多且可变的优化设计问题, 有望成为工程领域中涉及部件布局设计问题的最具潜力的技术手段之一。

AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布：

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

一种基于图像特征学习的曲线加筋结构布局智能设计方法

技术领域

本发明属于工程薄壁加筋结构设计领域，尤其涉及一种基于图像特征学习的曲线加筋结构布局智能设计方法。

背景技术

曲线加筋布局设计由于具有更大的结构设计空间，会使得加筋结构的刚度分布、加载路径更加灵活，提高结构的承载效率，因此成为运载火箭、飞机、船舶等工程领域的研究热点。然而相对于传统的直线加筋结构，曲线加筋结构的路径表征函数更加复杂，导致设计变量爆炸式增长，进而严重地制约了曲线加筋结构布局优化设计，尤其对于设计变量数目动态变化的曲线加筋结构，基于传统代理模型的结构优化设计方法更加难以开展。

发明内容

针对曲线加筋结构布局优化设计中出现的诸多难点，本发明提出一种基于图像特征学习的曲线加筋结构布局智能设计方法，通过搭建深度学习网络提取曲线路径布局图像的结构特征，进一步优化曲线加筋结构布局设计，解决了传统优化方法所面临的困难，并为相关领域提供一种有效可行的方法。

为了达到上述目的，本发明采用的技术方案如下：

一种基于图像特征学习的曲线加筋结构布局智能设计方法，包括以下步骤：

步骤 100：选取曲线加筋路径函数生成图像集，输入自编码网络进行无监督学习训练，完成曲筋图像结构特征的提取，包括以下子步骤：

步骤 101：选取路径函数 $B(t)$ ，并确定加筋薄壁结构路径函数设计变量，如式 (1.1) 所示；

$$B(t) = (1-t)^2 P_s(x_s, y_s) + 2t(1-t)P_m(x_m, y_m) + t^2 P_e(x_e, y_e), t \in [0,1] \quad (1.1)$$

其中， $B(t)$ 为路径函数， t 为路径函数控制变量， $P_s(x_s, y_s)$ 为路径起点坐标， $P_m(x_m, y_m)$ 为路径内一点坐标， $P_e(x_e, y_e)$ 为路径终点坐标；

步骤 102: 对曲线加筋结构路径函数进行限定, 具体的: 根据结构不同边界类型组合确定路径函数类型, 并对曲线加筋结构路径函数的设计域空间进行约束;

步骤 103: 生成曲线加筋结构布局的图像集, 具体的: 确定每张曲线加筋结构图像的大小 $m*n$, 生成无监督学习训练所用的训练图像集 N_0 ;

步骤 104: 搭建对曲线加筋结构布局图像的解码网络模型 E 和编码网络模型 D;

步骤 105: 将图像解码网络模型 E 和编码网络模型 D 进行组合, 形成自编码网络模型;

步骤 106: 将曲线加筋布局图像集 N_0 输入自编码网络模型;

步骤 107: 完成自编码网络模型对曲线加筋图像集 N_0 的训练过程;

步骤 108: 提取自编码网络模型训练后的解码网络模型 E;

步骤 200: 建立曲线加筋结构力学响应的分析模型, 形成用于有监督学习训练的数据集, 进一步输入由步骤 108 解码网络模型和全连接层搭建的卷积神经网络模型, 完成曲线加筋结构力学响应的学习, 包括以下子步骤:

步骤 201: 根据曲线路径函数 $B(t)$ 建立曲线加筋结构模型;

步骤 202: 设置结构位移载荷边界条件, 进行结构力学响应分析;

步骤 203: 生成用于学习模型训练及检验的训练集、测试集图像, 具体的: 确定每张曲线加筋结构图像的大小 $m*n$, 根据图像对应结构力学响应, 生成用于有监督学习模型训练及检验的训练集 N_1 、检验集 N_2 ; 另外设置用于模型优劣的评价标准, 如式 (1.2) 所示, 选取均方根(%RMSE)作为模型的误差评估;

$$\%RMSE = 100 \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i} \quad (1.2)$$

其中, n 为样本数量, y_i 为结构响应值, $\tilde{y}_i$ 为模型预测值;

步骤 204: 由步骤 108 的解码网络模型 E 和两个全连接层搭建卷积神经网络模型 F;

步骤 205: 将含力学响应标签的训练集 N_1 输入卷积神经网络模型 F 中进行训练;

步骤 206: 根据检验集 N_2 对卷积神经网络模型 F 的准确性进行判定, 完成卷积神经网络对曲线加筋结构力学响应的训练过程;

步骤 300: 基于步骤 206 对曲线加筋结构力学响应预测的卷积神经网络模型 F , 利用演化类算法完成曲线加筋结构布局的优化设计, 包括以下子步骤:

步骤 301: 搭建演化类算法优化框架, 优化迭代起始首先生成初始曲线加筋图像集 N_g ;

步骤 302: 将图像集 N_g 输入由步骤 206 提取的卷积神经网络模型 F 中;

步骤 303: 利用演化类算法在所建立的卷积神经网络模型 F 上寻优获得新样本点 K ;

步骤 304: 由获得的样本点 K 建立曲线加筋结构模型, 并通过力学响应分析进行标记;

步骤 305: 将新样本点 K 补充到训练图像集 N_g 形成图像集 N_{g+k} , 进一步输入步骤 206 中的卷积神经网络模型 F 进行重新训练;

步骤 306: 将重新训练的卷积神经网络模型 $\tilde{F}$ 代替步骤 302 中的卷积神经网络模型 F , 继续开展演化类算法的优化过程;

步骤 307: 判断当前优化过程是否达到算法收敛条件, 如果收敛, 输出最优设计变量, 否则, 返回执行步骤 301, 其中所述的收敛条件为达到优化算法的最大迭代次数。

进一步, 所述的步骤 101 中, 选取的路径函数需要约束函数曲率不能过大且函数中间路径不能超出平板设计区域, 包括但不限于与样条函数。

进一步, 所述的步骤 103 中, 所述图像集中结构图像像素大小不固定, 可根据具体研究结构的复杂性自行调整。

进一步, 所述的步骤 104 和步骤 105 中, 搭建自编码网络模型所用的网络结构及超参数均设置可根据具体的研究问题自行调整。

进一步, 所述的步骤 202 中, 结构的力学响应包括静力、动力或结构屈曲

等响应特征，所用到的分析方法可以是有限元分析法、边界元分析法、等几何分析法和无网格法等类似分析方法。

进一步，所述的步骤 203 中，生成的训练集、测试集中的样本数量的设定可根据研究问题自行调整，采用的模型误差评估需要具有全局性，包括但不限于%RSME。

进一步，所述的步骤 205 中，卷积神经网络模型随着训练步数的增加误差会逐渐地收敛，训练步数的设置可根据整体优化问题复杂性及模型收敛速度的综合优化效率自行调整。

进一步，所述的步骤 301 中的演化类算法包括：遗传算法，模拟退火算法，人工神经网络算法，粒子群算法以及蚁群算法等类似优化方法。

进一步，所述的步骤 301 至步骤 307 过程，需要对固定数目筋条和可变数目筋条分别进行优化，在可变数目筋条结构开展优化布局设计过程中，由于步骤 100 和步骤 200 形成的卷积神经网络已对曲筋图像完成结构特征力学响应的学习过程，无需额外生成可变筋条的训练集，只需基于可变筋条的程序代码重新开展步骤 301 至步骤 307 的优化过程，即可实现筋条数目动态可变的曲线加筋布局优化设计。

本发明的有益效果是：提出一种基于图像特征学习的曲线加筋结构布局智能设计方法，搭建了由曲线路径表征图像到结构力学响应预测的卷积神经网络模型，进一步将该模型应用在曲线加筋结构布局的优化设计中。相较于传统的代理模型优化方法，基于曲线加筋图像的深度学习网络模型具有更好的结构响应预测效果，且以此开展的曲线布局优化得到可行的最优解。本发明有望成为工程结构中涉及部件布局优化设计问题的最具潜力的方法之一。

附图说明

图 1 为本发明实施例提供的基于图像特征学习的曲线加筋布局智能设计方法的实现流程图；

图 2 为图像特征学习网络的结构图；图 2（a）为对图像进行编码及解码的

自编码网络模型结构；图 2（b）为将自编码中的编码部分网络与全连接网络连接而成的卷积神经网络模型，图中的数值变化表示输入图像经过逐层处理的图像大小变化；

图 3 为自编码网络模型训练过程的收敛图；

图 4 为对输入的曲线加筋图片经过自编码 20000 步自学习训练后的效果展示图；图 4(a)为曲线加筋结构输入图像，图 4(b)为经过自编码网络模型学习训练后的输出图像；

图 5 为算例边界条件示意图；图中数值代表载荷大小；

图 6 为固定筋条数目图像样本集的质量轻量化优化过程；

图 7 为可变筋条数目图像样本集的质量轻量化优化过程。

具体实施方式

为使本发明解决的技术问题、采用的技术方案和达到的技术效果更为详尽，下面结合附图和实施例对本发明作进一步的详细说明。可以理解的是，此处所描述的具体实施例仅用于解释本发明，而非对本发明的限定。另外还需要说明的是，为了便于描述，附图中仅示出了本发明相关的部分而非全部内容。

图 1 为本发明实例提供的针对曲线加筋结构布局的图像特征学习智能设计方法实现流程图。本发明中涉及的图像以及深度学习网络均是基于 Python 语言的 TensorFlow 环境生成的，本发明实施例提供曲线加筋结构布局智能设计的图像特征学习过程包括：

步骤 100：选取二次贝塞尔样条函数作为加筋路径函数，根据加筋薄壁结构设计域空间对路径函数的设计变量进行约束，生成用于无监督学习训练的图像集，进一步输入由多个卷积层和池化层搭建的自编码网络，经过训练得到对图像结构特征提取的自编码网络模型，包括以下子步骤：

步骤 101: 基于二次贝塞尔样条函数, 确定加筋路径函数控制参数, 具体如式 (1.1) 所示, 其中 $B(t)$ 为路径函数, t 为路径函数控制变量, $P_s(x_s, y_s)$ 为路径起点坐标, $P_m(x_m, y_m)$ 为路径内一点坐标, $P_e(x_e, y_e)$ 为路径终点坐标;

$$B(t) = (1-t)^2 P_s(x_s, y_s) + 2t(1-t)P_m(x_m, y_m) + t^2 P_e(x_e, y_e), t \in [0,1] \quad (1.1)$$

步骤 102: 根据曲线加筋路径起点和终点所在的不同边界组合, 确定六种加筋路径类型, 选取四种类型进行组合得到由 20 个变量控制的曲线加筋结构, 再根据加筋薄壁结构的设计空间对加筋变量进行约束限定;

步骤 103: 基于曲线路径函数类型的生成 10000 张表征路径布局的图像集 N_0 , 并且设置每张图像大小为 $64*64$;

步骤 104: 由三个卷积层和三个池化层搭建图像解码网络模型 E , 由三个卷积搭建图像编码网络模型 D , 组合形成图像自学习的自编码网络模型, 具体网络模型结构如图 2 (a) 所示;

步骤 105: 调整自编码网络模型中的超参数, 例如: 学习率 0.001、卷积核大小 $3*3$ 、数据输入批量 100、训练步数 20000 等, 并确定 $Loss$ 函数类型, 如式 (1.3) 所示, 其中 N 为数据训练输入批量, $o^{(n)}$ 为自编码网络输入图像, $y^{(n)}$ 为自编码网络输出图像;

$$Loss = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[-y^{(n)} \times \log \frac{1}{1+e^{(-o^{(n)})}} - (1-y^{(n)}) \times \log \frac{1}{1+e^{(-o^{(n)})}} \right] \quad (1.3)$$

步骤 106: 将步骤 103 中的 10000 张曲线加筋图像集 N_0 进行分批次输入步骤 105 中的自编码网络模型训练;

步骤 107: 完成图像训练过程, 训练过程如图 3 所示, 经过 20000 步的自编码网络模型训练, 图像自学习的训练效果如图 4 所示;

步骤 108: 提取自编码网络模型训练后的解码网络模型 E ;

步骤 200: 根据曲线路径类型函数创建有限元模型, 进行结构线性屈曲分析得到用于有监督学习训练的数据集, 进一步输入由步骤 108 解码网络模型和两

个全连接层搭建的卷积神经网络模型，经过训练完成由结构质量、屈曲特征值响应的学习过程，包括以下子步骤：

步骤 201：根据步骤 101 确定的曲线加筋路径函数，通过 ABAQUS 商用软件建立变筋条数目、固定筋条数目的有限元数值模型。本例中的加筋薄壁结构的尺寸为 629.6*731.2mm 的平板，蒙皮厚度为 1.5mm，加筋肋的高度和宽度分别为 18.0mm 和 2.4mm，结构材料为铝 2139，其弹性模量为 72.50 GPa，泊松比为 0.3，密度为 2.8e-6Kg/mm³。

步骤 202：如图 5 所示，设置四边简支位移边界条件，设置轴剪组合载荷边界条件，四边施加单位 1 剪力，上下边施加单位 1 轴力，左右边施加不均匀轴力，如式 (1.4) 和式 (1.5) 所示，其中 P_{left} 为左边轴力， P_{right} 为右边轴力， l 为曲线加筋板的高度，进一步完成曲线加筋结构的有限元线性屈曲分析；

$$P_{left} = \sin\left(\frac{3\pi}{l} y\right) + 1 \quad (1.4)$$

$$P_{right} = 2 \sin\left[\frac{2\pi}{l} \left(y + \frac{l}{8}\right)\right] + 1 \quad (1.5)$$

步骤 203：在设计域空间中采用拉丁超立方方法独立采样 5 次，生成 5 组 250 张含标签（质量、屈曲特征值）的曲线加筋结构图像，选一组图像集作为训练集 N_1 ，其他四组作为测试集进行交叉检验 N_2 ，选取均方根误差（%RMSE）作为模型的误差评估，如式 (1.2) 所示，其中 n 为样本数量， y_i 为结构响应值， $\tilde{y}_i$ 为模型预测值；

$$\%RMSE = 100 \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i} \quad (1.2)$$

步骤 204：由步骤 108 提取的解码网络模型 E 和两层全连接层搭建卷积神经网络模型；

步骤 205：将含有标签的训练集喂入卷积神经网络模型训练，设置学习率 0.005、数据输入批量 100、训练步数 1000，训练过程仅对最后两个全连接层中的参数进行训练调整；

步骤 206: 完成多组图像集的训练过程, 并提取训练后的卷积神经网络模型;

步骤 300: 基于步骤 206 对曲线加筋结构质量、屈曲特征值预测的卷积神经网络模型, 利用遗传优化算法, 选取曲线加筋结构屈曲特征值不大于 8.40 作为约束条件, 开展结构质量轻量化曲线加筋布局优化设计, 包括以下子步骤:

步骤 301: 搭建遗传算法优化框架, 优化迭代起始首先设置初始种群数 150 个, 遗传代数 15 代, 最大优化次数 50 次, 生成初始种群曲线加筋图像集 N_g , 其中每张图像大小为 $64*64$;

步骤 302: 将初始种群生成的图像集 N_g 输入由步骤 206 中提取的卷积神经网络;

步骤 303: 利用卷积神经网络模型开展基于遗传算法的曲线加筋结构布局优化设计, 寻优获得新的样本点 K ;

步骤 304: 由获得的样本点 K 建立有限元模型, 并进行结构线性屈曲分析检验, 完成对样本点图像的标记;

步骤 305: 由获得的样本点 K 生成 $64*64$ 大小的图像, 并补充到训练图像集, 进一步将扩充后的图像集 N_{g+k} 输入步骤 206 中的卷积神经网络进行重新训练;

步骤 306: 将重新训练后的卷积神经网络模型 $\tilde{F}$ 代入步骤 302 中的卷积神经网络模型 F 继续进行遗传算法优化;

步骤 307: 判断遗传算法优化过程是否达到最大迭代次数收敛, 如果收敛, 输出最优设计变量及结构屈曲特征值, 否则, 返回执行步骤 305。

针对薄壁曲线加筋结构布局设计问题, 本发明设计了曲线加筋路径表征图像特征学习方法, 充分地挖掘了结构图像中的结构信息, 搭建的卷积神经网络模型对结构质量及屈曲特征值响应的预测均方根误差均在 5% 左右, 极大程度地保证了曲线加筋结构布局设计问题中的模型精度。利用卷积神经网络模型开展基于遗传算法的曲线加筋结构质量轻量化设计, 对比样本中的最轻质量 0.133, 基于卷积神经网络的质量轻量化最优结果为 0.100, 减重比例达到 24.8%, 另外开展可变筋条的质量轻量化最优结果为 0.0954, 减重比例 28.3%。本发明是基于

结构图像特征提取的深度学习方法，相较于传统代理模型优化方法，显著地提高多变量复杂结构优化问题中的模型精度，并且获得了结构力学承载效率更高的曲线加筋布局设计。

最后应说明的是：以上各实施例仅用以说明本发明的技术方案，而非对其限制；尽管参照前述各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，或者对其中部分或者全部技术特征进行等同替换，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范围。

权 利 要 求 书

1.一种基于图像特征学习的曲线加筋结构布局智能设计方法，其特征在于，包括以下步骤：

步骤 100：选取曲线加筋路径函数生成图像集，输入自编码网络进行无监督学习训练，完成曲筋图像结构特征的提取，包括以下子步骤：

步骤 101：选取路径函数 $B(t)$ ，并确定加筋薄壁结构路径函数设计变量，如式 (1.1) 所示：

$$B(t) = (1-t)^2 P_s(x_s, y_s) + 2t(1-t)P_m(x_m, y_m) + t^2 P_e(x_e, y_e), t \in [0,1] \quad (1.1)$$

其中， $B(t)$ 为路径函数， t 为路径函数控制变量， $P_s(x_s, y_s)$ 为路径起点坐标， $P_m(x_m, y_m)$ 为路径内一点坐标， $P_e(x_e, y_e)$ 为路径终点坐标；

步骤 102：根据结构不同边界类型组合确定路径函数类型，并对曲线加筋结构路径函数的设计域空间进行约束；

步骤 103：确定每张曲线加筋结构图像的大小 $m*n$ ，生成无监督学习训练所用的训练图像集 N_0 ；

步骤 104：搭建对曲线加筋结构布局图像的解码网络模型 E 和编码网络模型 D ；

步骤 105：将图像解码网络模型 E 和编码网络模型 D 进行组合，形成自编码网络模型；

步骤 106：将曲线加筋布局图像集 N_0 输入自编码网络模型；

步骤 107：完成自编码网络模型对曲线加筋图像集 N_0 的训练过程；

步骤 108：提取自编码网络模型训练后的解码网络模型 E ；

步骤 200：建立曲线加筋结构力学响应的分析模型，形成用于有监督学习训练的数据集，进一步输入由步骤 108 解码网络模型和全连接层搭建的卷积神经网络模型，完成曲线加筋结构力学响应的学习，包括以下子步骤：

步骤 201：根据曲线路径函数 $B(t)$ 建立曲线加筋结构模型；

步骤 202：设置结构位移载荷边界条件，进行结构力学响应分析；

步骤 203：确定每张曲线加筋结构图像的大小 $m*n$ ，根据图像对应结构力学

响应,生成用于有监督学习模型训练及检验的训练集 N_1 、检验集 N_2 ;另外设置用于模型优劣的评价标准,如式(1.2)所示,选取均方根(%RMSE)作为模型的误差评估;

$$\%RMSE = 100 \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i} \quad (1.2)$$

其中, n 为样本数量, y_i 为结构响应值, $\tilde{y}_i$ 为模型预测值;

步骤 204: 由步骤 108 的解码网络模型 E 和两个全连接层搭建卷积神经网络模型 F ;

步骤 205: 将含力学响应标签的训练集 N_1 输入卷积神经网络模型 F 中进行训练;

步骤 206: 根据检验集 N_2 对卷积神经网络模型 F 的准确性进行判定,完成卷积神经网络对曲线加筋结构力学响应的训练过程;

步骤 300: 基于步骤 206 对曲线加筋结构力学响应预测的卷积神经网络模型 F , 利用演化类算法完成曲线加筋结构布局的优化设计, 包括以下子步骤:

步骤 301: 搭建演化类算法优化框架, 优化迭代起始首先生成初始曲线加筋图像集 N_g ;

步骤 302: 将图像集 N_g 输入由步骤 206 提取的卷积神经网络模型 F 中;

步骤 303: 利用演化类算法在所建立的卷积神经网络模型 F 上寻优获得新样本点 K ;

步骤 304: 由获得的样本点 K 建立曲线加筋结构模型, 并通过力学响应分析进行标记;

步骤 305: 将新样本点 K 补充到训练图像集 N_g 形成图像集 N_{g+k} , 进一步输入步骤 206 中的卷积神经网络模型 F 进行重新训练;

步骤 306: 将重新训练的卷积神经网络模型 $\tilde{F}$ 代替步骤 302 中的卷积神经网络模型 F , 继续开展演化类算法的优化过程;

步骤 307: 判断当前优化过程是否达到算法收敛条件, 如果收敛, 输出最优

设计变量，否则，返回执行步骤 301，其中所述的收敛条件为达到优化算法的最大迭代次数。

2.根据权利要求 1 所述的一种基于图像特征学习的曲线加筋结构布局智能设计方法，其特征在于，所述的步骤 101 中，选取的路径函数需要约束函数曲率不能过大且函数中间路径不能超出平板设计区域，包括但不限于与样条函数。

3.根据权利要求 1 所述的一种基于图像特征学习的曲线加筋结构布局智能设计方法，其特征在于，所述的步骤 202 中，结构的力学响应包括静力、动力或结构屈曲响应特征，所用到的分析方法包括有限元分析法、边界元分析法、等几何分析法和无网格法。

4.根据权利要求 1 所述的一种基于图像特征学习的曲线加筋结构布局智能设计方法，其特征在于，所述的步骤 301 中的演化类算法包括遗传算法、模拟退火算法、人工神经网络算法、粒子群算法、蚁群算法。

5.根据权利要求 1 所述的一种基于图像特征学习的曲线加筋结构布局智能设计方法，其特征在于，所述的步骤 301 至步骤 307 过程，需要对固定数目筋条和可变数目筋条分别进行优化，在可变数目筋条结构开展优化布局设计过程中，由于步骤 100 和步骤 200 形成的卷积神经网络已对曲筋图像完成结构特征力学响应的学习过程，无需额外生成可变筋条的训练集，只需基于可变筋条的程序代码重新开展步骤 301 至步骤 307 的优化过程，即可实现筋条数目动态可变的曲线加筋布局优化设计。

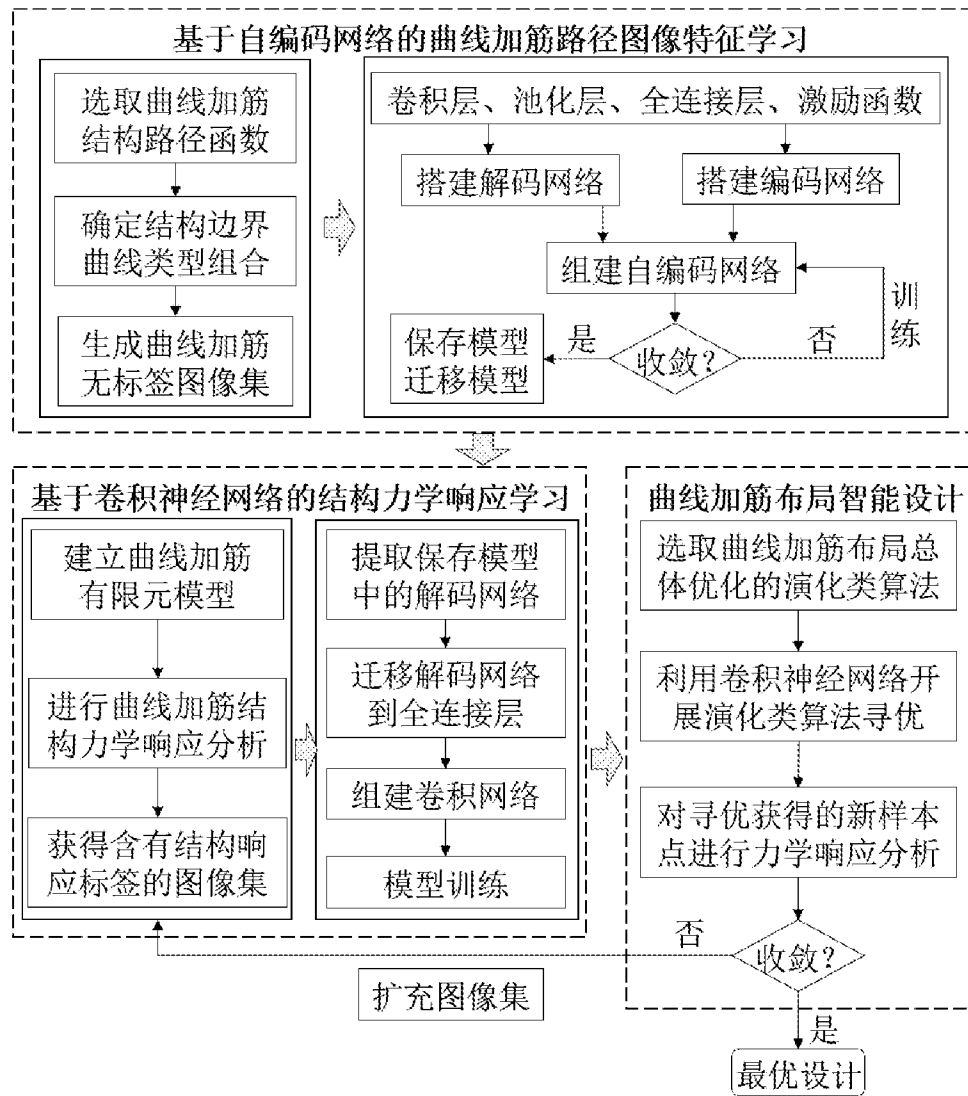


图 1

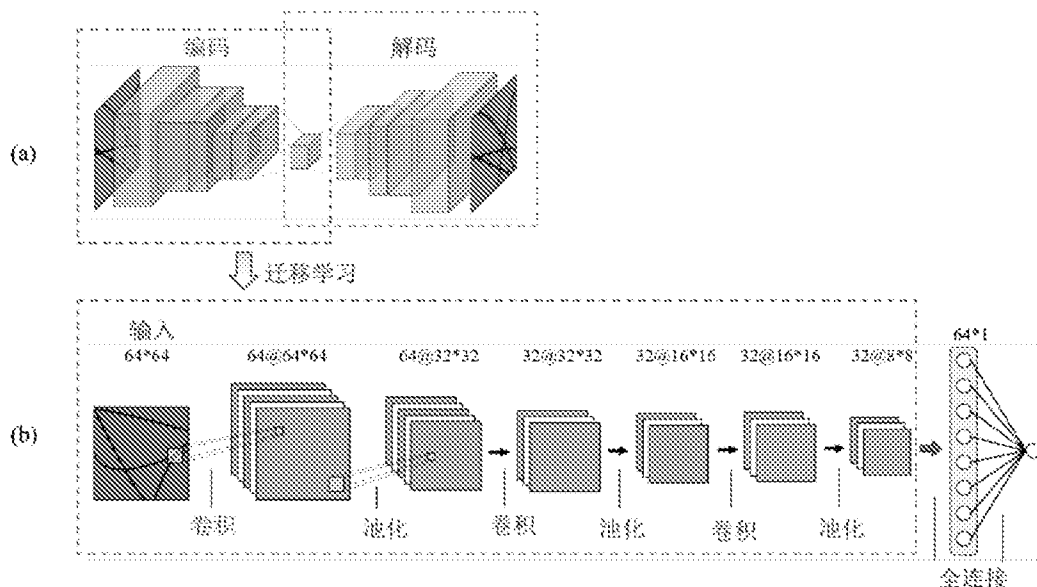


图 2

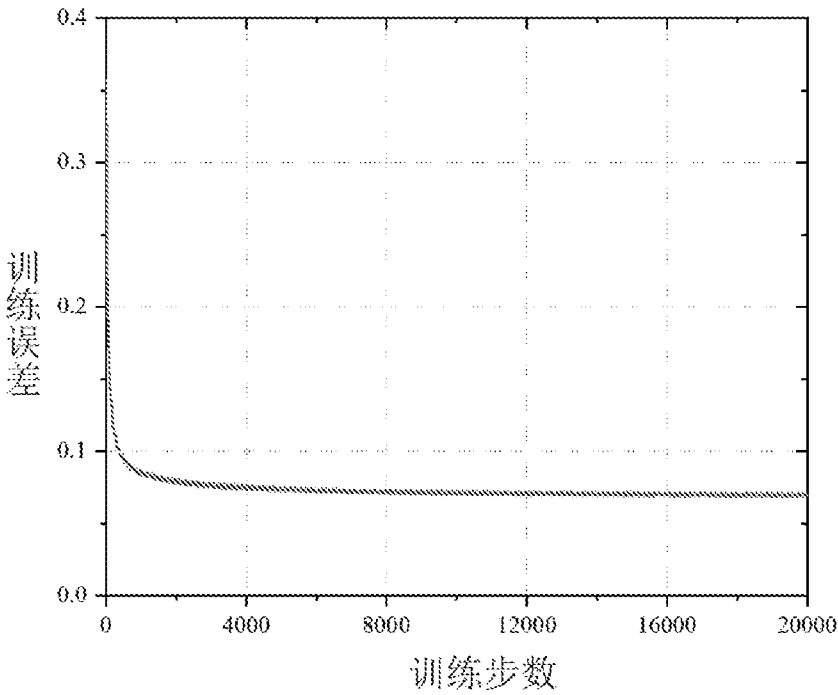


图 3

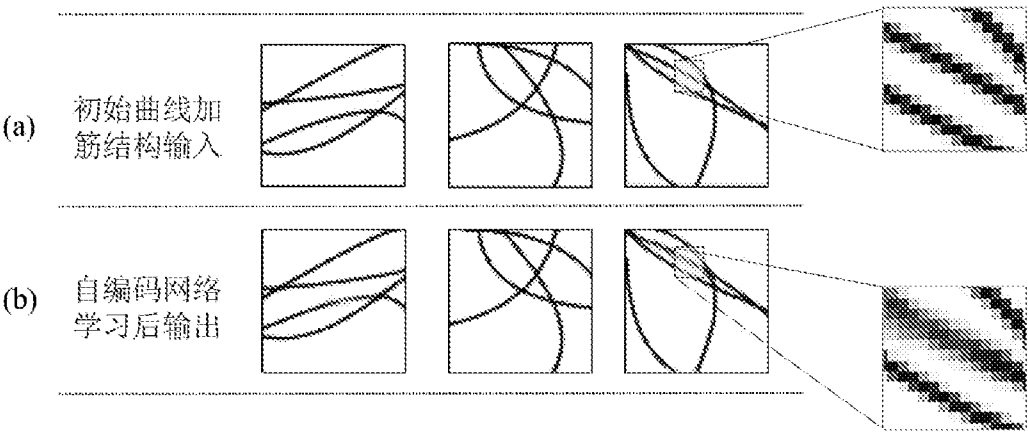


图 4

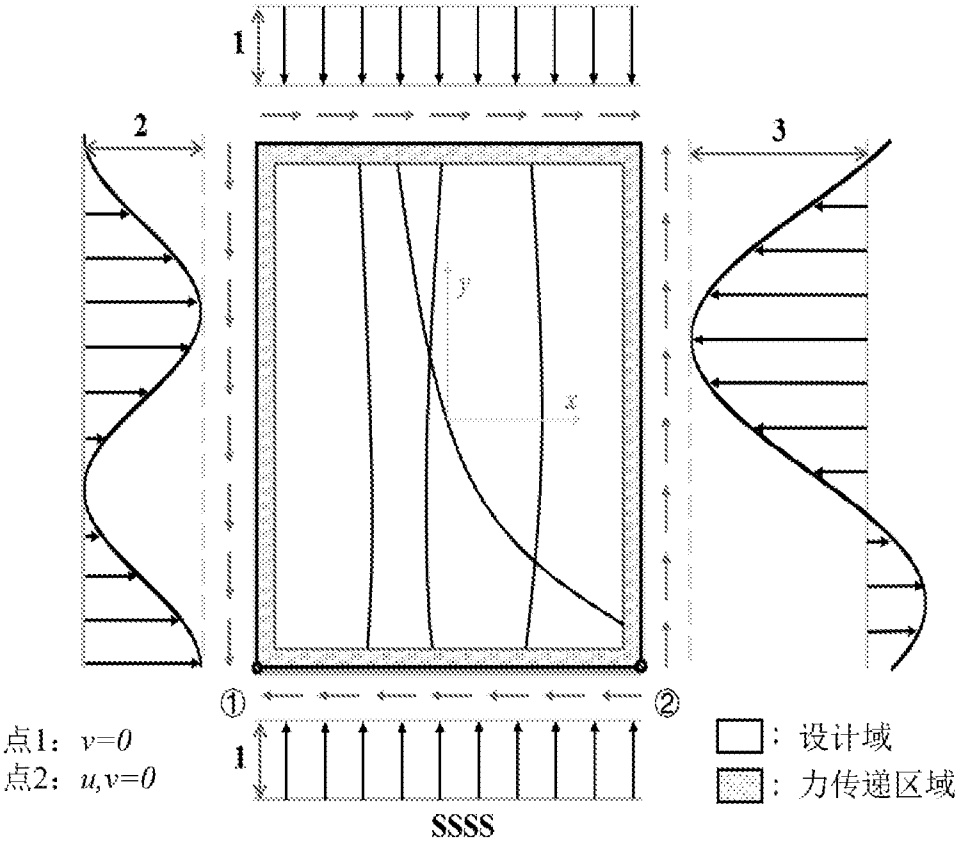


图 5

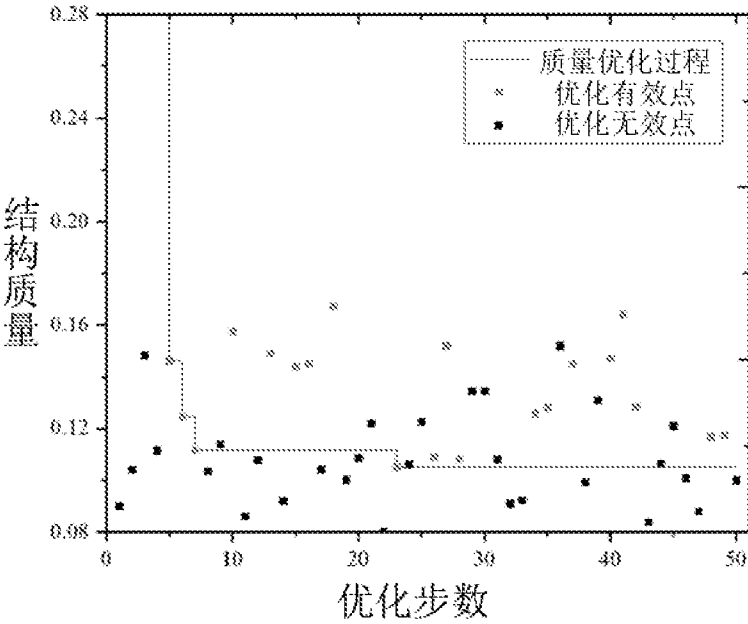


图 6

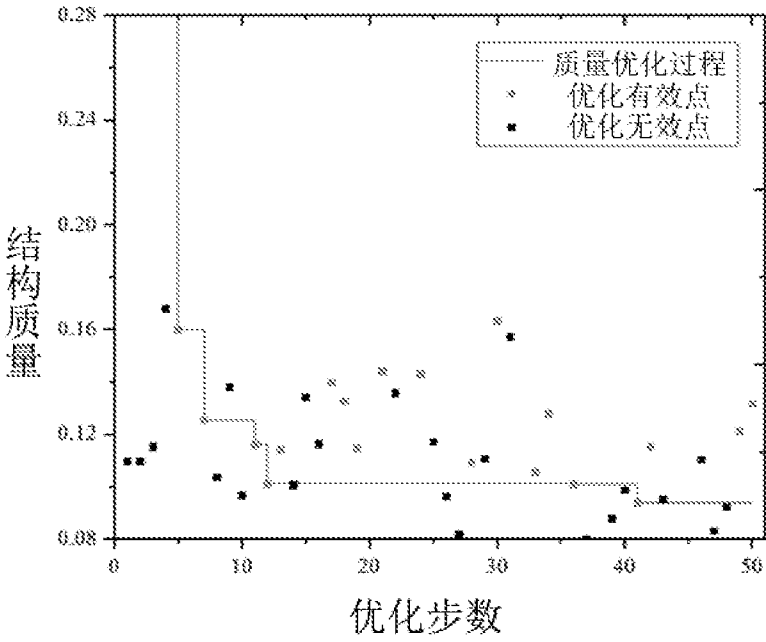


图 7

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2021/077160

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06F 30/27(2020.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06F

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNPAT, CNKI, WPI, EPODOC, IEEE: 曲线, 池化, 贝塞尔, 卷积, 优化, 函数, 解码, 遗传, 加筋, 编码, 有限元, 演化, 样条, 自编码, 图像, 深度学习, curve, pooling, convolution, bezier, optimi+, function, cod+, encod+, decod+, GA, genetic, algorithm, finite, element, evolution, image?, CNN, network, reinforce+, deep, learn+

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 111859790 A (DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY) 30 October 2020 (2020-10-30) claims 1-5	1-5
A	CN 102930137 A (HUAQIAO UNIVERSITY) 13 February 2013 (2013-02-13) description paragraphs [0011], [0072]-[0086]	1-5
A	CN 104809469 A (CHONGQING UNIVERSITY) 29 July 2015 (2015-07-29) entire document	1-5
A	CN 108469375 A (SHENYANG AIRCRAFT DESIGN AND RESEARCH INSTITUTE OF AVIATION INDUSTRY CORPORATION OF CHINA, LTD.) 31 August 2018 (2018-08-31) entire document	1-5
A	WO 2017159638 A1 (OMRON CORPORATION) 21 September 2017 (2017-09-21) entire document	1-5



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
 “E” earlier application or patent but published on or after the international filing date
 “L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
 “O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
 “P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
 “X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
 “Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
 “&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

07 May 2021

Date of mailing of the international search report

20 May 2021

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2021/077160

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	111859790	A	30 October 2020	None			
CN	102930137	A	13 February 2013	None			
CN	104809469	A	29 July 2015	None			
CN	108469375	A	31 August 2018	None			
WO	2017159638	A1	21 September 2017	JP	WO2017159638	A1	20 December 2018
				EP	3432229	A1	23 January 2019
				CN	108701264	A	23 October 2018
				US	2018357201	A1	13 December 2018

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2021/077160

A. 主题的分类

G06F 30/27 (2020.01) i

按照国际专利分类 (IPC) 或者同时按照国家分类和 IPC 两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号)

G06F

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库 (数据库的名称, 和使用的检索词 (如使用))

CNPAT, CNKI, WPI, EPDOC, IEEE: 曲线, 池化, 贝塞尔, 卷积, 优化, 函数, 解码, 遗传, 加筋, 编码, 有限元, 演化, 样条, 自编码, 图像, 深度学习, curve, pooling, convolution, bezier, optimi+, function, cod+, encod+, decod+, GA, genetic, algorithm, finite, element, evolution, image?, CNN, network, reinforce+, deep, learn+

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
PX	CN 111859790 A (大连理工大学) 2020年 10月 30日 (2020 - 10 - 30) 权利要求1-5	1-5
A	CN 102930137 A (华侨大学) 2013年 2月 13日 (2013 - 02 - 13) 说明书第[0011], [0072]-[0086]段	1-5
A	CN 104809469 A (重庆大学) 2015年 7月 29日 (2015 - 07 - 29) 全文	1-5
A	CN 108469375 A (中国航空工业集团公司沈阳飞机设计研究所) 2018年 8月 31日 (2018 - 08 - 31) 全文	1-5
A	WO 2017159638 A1 (OMRON CORPORATION) 2017年 9月 21日 (2017 - 09 - 21) 全文	1-5

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2021年 5月 7日

国际检索报告邮寄日期

2021年 5月 20日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局 (ISA/CN)

中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

传真号 (86-10)62019451

授权官员

郭放

电话号码 86-(10)-53961308

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2021/077160

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	111859790	A	2020年 10月 30日	无			
CN	102930137	A	2013年 2月 13日	无			
CN	104809469	A	2015年 7月 29日	无			
CN	108469375	A	2018年 8月 31日	无			
WO	2017159638	A1	2017年 9月 21日	JP	W02017159638	A1	2018年 12月 20日
				EP	3432229	A1	2019年 1月 23日
				CN	108701264	A	2018年 10月 23日
				US	2018357201	A1	2018年 12月 13日