



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112308227 A

(43) 申请公布日 2021.02.02

(21) 申请号 202011203194.7

(22) 申请日 2020.11.02

(71) 申请人 平安科技(深圳)有限公司

地址 518000 广东省深圳市福田区福田街
道福安社区益田路5033号平安金融中
心23楼

(72) 发明人 朱威

(74) 专利代理机构 广州三环专利商标代理有限
公司 44202

代理人 熊永强

(51) Int. Cl.

G06N 3/08 (2006.01)

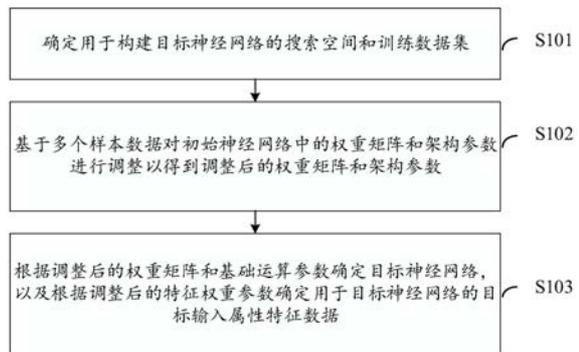
权利要求书2页 说明书14页 附图4页

(54) 发明名称

神经网络架构搜索方法、装置、终端设备以
及存储介质

(57) 摘要

本申请实施例公开了一种神经网络架构搜索方法、装置、终端设备以及存储介质,其适用于数字医疗。该方法包括:确定用于构建目标神经网络的搜索空间和训练数据集;基于多个样本数据对初始神经网络中的权重矩阵和架构参数进行调整以得到调整后的权重矩阵和架构参数;根据调整后的权重矩阵和基础运算参数确定目标神经网络,以及根据调整后的特征权重参数确定用于目标神经网络的目标输入属性特征数据。采用本申请实施例,可提高神经网络模型的性能,以及提高对神经网络进行特征选择的效率。



1. 一种神经网络架构搜索方法,其特征在于,所述方法包括:

确定用于构建目标神经网络的搜索空间和训练数据集,所述搜索空间中包括多种基础运算,所述训练数据集中包括多个样本数据,所述多个样本数据中包括 n 类输入属性特征数据,一个样本数据包括 m 类输入属性特征数据,其中 n 大于 m ;

基于所述多个样本数据对初始神经网络中的权重矩阵和架构参数进行调整以得到调整后的权重矩阵和架构参数,所述初始神经网络包括多个节点,所述多个节点中每相邻两个节点之间通过至少两种基础运算连接,所述架构参数包括特征权重参数和基础运算参数,所述特征权重参数包括 n 个特征权重值,一类输入属性特征数据对应一个特征权重值,所述基础运算参数包括各相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度,其中,连接任一相邻两个节点的任一基础运算对应的置信度为所述任一基础运算作为所述任一相邻两个节点之间目标基础运算的概率值;

根据调整后的权重矩阵和基础运算参数确定目标神经网络,并根据调整后的特征权重参数确定用于所述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据调整后的权重矩阵和基础运算参数确定目标神经网络,包括:

从调整后的基础运算参数中确定出任一相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度;

将所述任一相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度中的最大置信度所对应的基础运算,确定为所述任一相邻两个节点之间的目标基础运算;

根据调整后的权重矩阵以及每相邻两个节点之间的目标基础运算生成目标神经网络。

3. 根据权利要求1或2所述的方法,其特征在于,所述根据调整后的特征权重参数确定用于所述目标神经网络的目标输入属性特征数据,包括:

确定用于所述目标神经网络的输入属性特征数据的数量 x , x 小于 n ;

对调整后的特征权重参数中包括的 n 个特征权重值进行降序排列;

将经过降序排列后的前 x 个特征权重值所指示的 x 类输入属性特征数据确定为用于所述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

4. 根据权利要求1或2所述的方法,其特征在于,所述根据调整后的特征权重参数确定用于所述目标神经网络的目标输入属性特征数据,包括:

获取特征权重阈值;

从调整后的特征权重参数中包括的 n 个特征权重值中确定出大于或等于所述特征权重阈值的多个特征权重值;

将所述多个特征权重值所指示的多类输入属性特征数据确定为用于所述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

5. 根据权利要求1-4任一项所述的方法,其特征在于,所述多个节点中包括多层节点,上层节点与下层节点之间通过至少两种基础运算连接;

在所述初始神经网络中,第一层节点的输入包括各样本数据中的 m 类输入属性特征数据,所述第一层节点的输出由所述各样本数据中的 m 类输入属性特征数据以及所述各样本数据中的 m 类输入属性特征数据中各输入属性特征数据对应的特征权重值确定,所述第一层节点之后的任一层节点的输入由所述任一层节点的上层节点的输出、所述任一层节点与所述任一层节点的上层节点之间的各基础运算以及所述各基础运算对应的置信度确定,所

述多层节点中最后一层节点的输出用于调整所述初始神经网络中的权重矩阵和架构参数。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述任一层节点的输入由所述任一层节点的上层节点的输出,分别执行所述任一层节点与所述任一层节点的上层节点之间的各种基础运算后得到的值,与所述各种基础运算对应的置信度进行加权求和后确定。

7. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述样本数据包括样本药物数据,所述样本药物数据中的输入属性特征数据包括组成药物分子的各原子对应的原子属性特征数据,其中,原子属性特征包括原子类型、化学键个数、形式电荷、原子手性、连接氢原子个数、原子轨道、芳香性中的一个或者多个。

8. 一种神经网络架构搜索装置,其特征在於,所述装置包括:

数据准备模块,用于确定用于构建目标神经网络的搜索空间和训练数据集,所述搜索空间中包括多种基础运算,所述训练数据集中包括多个样本数据,所述多个样本数据中包括n类输入属性特征数据,一个样本数据包括m类输入属性特征数据,其中n大于m;

参数调整模块,用于基于所述多个样本数据对初始神经网络中的权重矩阵和架构参数进行调整以得到调整后的权重矩阵和架构参数,所述初始神经网络包括多个节点,所述多个节点中每相邻两个节点之间通过至少两种基础运算连接,所述架构参数包括特征权重参数和基础运算参数,所述特征权重参数包括n个特征权重值,一类输入属性特征数据对应一个特征权重值,所述基础运算参数包括各相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度,其中,连接任一相邻两个节点的任一基础运算对应的置信度为所述任一基础运算作为所述任一相邻两个节点之间目标基础运算的概率值;

网络生成模块,用于根据调整后的权重矩阵和基础运算参数确定目标神经网络,并根据调整后的特征权重参数确定用于所述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

9. 一种终端设备,其特征在於,包括处理器和存储器,所述处理器和存储器相互连接;

所述存储器用于存储计算机程序,所述计算机程序包括程序指令,所述处理器被配置用于调用所述程序指令,执行如权利要求1-7任一项所述的方法。

10. 一种计算机可读存储介质,其特征在於,所述计算机可读存储介质存储有计算机程序,所述计算机程序包括程序指令,所述程序指令当被处理器执行时使所述处理器执行如权利要求1-7任一项所述的方法。

神经网络架构搜索方法、装置、终端设备以及存储介质

技术领域

[0001] 本申请涉及人工智能技术领域,尤其涉及一种神经网络架构搜索方法、装置、终端设备以及存储介质。

背景技术

[0002] 一个性能良好的神经网络往往拥有精妙的网络结构,需要具有高超技能和丰富经验的人类专家花费大量精力进行设计。例如,图神经网络在分析非欧几里得几何数据,比如社交网络、生物医药数据和知识图谱等时非常受欢迎,以其作为工具得到了很多研究进展。但是,目前,图神经网络并不能够具有很好的普适性,不同的图结构数据需要不同的图网络架构。但是,设计图神经网络需要大量的人工工作和领域知识。另外,由于输入过多的属性特征会使得图神经网络过拟合,且耗费计算资源,使用太少的属性特征又会使得图神经网络学不好。因此,如何在确定图网络架构的同时,确定用于图神经网络的属性特征,成为当前亟待解决的问题。

发明内容

[0003] 本申请实施例提供一种神经网络架构搜索方法、装置、终端设备以及存储介质,可提高神经网络模型的性能,以及提高对神经网络进行特征选择的效率。

[0004] 第一方面,本申请实施例提供了一种神经网络架构搜索方法,该方法包括:

[0005] 确定用于构建目标神经网络的搜索空间和训练数据集,上述搜索空间中包括多种基础运算,上述训练数据集中包括多个样本数据,上述多个样本数据中包括 n 类输入属性特征数据,一个样本数据包括 m 类输入属性特征数据,其中 n 大于 m ;

[0006] 基于上述多个样本数据对初始神经网络中的权重矩阵和架构参数进行调整以得到调整后的权重矩阵和架构参数,上述初始神经网络包括多个节点,上述多个节点中每相邻两个节点之间通过至少两种基础运算连接,上述架构参数包括特征权重参数和基础运算参数,上述特征权重参数包括 n 个特征权重值,一类输入属性特征数据对应一个特征权重值,上述基础运算参数包括各相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度,其中,连接任一相邻两个节点的任一基础运算对应的置信度为上述任一基础运算作为上述任一相邻两个节点之间目标基础运算的概率值;

[0007] 根据调整后的权重矩阵和基础运算参数确定目标神经网络,并根据调整后的特征权重参数确定用于上述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

[0008] 结合第一方面,在一种可能的实施方式中,上述根据调整后的权重矩阵和基础运算参数确定目标神经网络,包括:

[0009] 从调整后的基础运算参数中确定出任一相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度;

[0010] 将上述任一相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度中的最大置信度所对应的基础运算,确定为上述任一相邻两个节点之间的目标基础运算;

[0011] 根据调整后的权重矩阵以及每相邻两个节点之间的目标基础运算生成目标神经网络。

[0012] 结合第一方面,在一种可能的实施方式中,上述根据调整后的特征权重参数确定用于上述目标神经网络的目标输入属性特征数据,包括:

[0013] 确定用于上述目标神经网络的输入属性特征数据的数量 x , x 小于 n ;

[0014] 对调整后的特征权重参数中包括的 n 个特征权重值进行降序排列;

[0015] 将经过降序排列后的前 x 个特征权重值所指示的 x 类输入属性特征数据确定为用于上述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

[0016] 结合第一方面,在一种可能的实施方式中,上述根据调整后的特征权重参数确定用于上述目标神经网络的目标输入属性特征数据,包括:

[0017] 获取特征权重阈值;

[0018] 从调整后的特征权重参数中包括的 n 个特征权重值中确定出大于或等于上述特征权重阈值的多个特征权重值;

[0019] 将上述多个特征权重值所指示的多类输入属性特征数据确定为用于上述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

[0020] 结合第一方面,在一种可能的实施方式中,上述多个节点中包括多层节点,上层节点与下层节点之间通过至少两种基础运算连接;

[0021] 在上述初始神经网络中,第一层节点的输入包括各样本数据中的 m 类输入属性特征数据,上述第一层节点的输出由上述各样本数据中的 m 类输入属性特征数据以及上述各样本数据中的 m 类输入属性特征数据中各输入属性特征数据对应的特征权重值确定,上述第一层节点之后的任一层节点的输入由上述任一层节点的上层节点的输出、上述任一层节点与上述任一层节点的上层节点之间的各基础运算以及上述各基础运算对应的置信度确定,上述多层节点中最后一层节点的输出用于调整上述初始神经网络中的权重矩阵和架构参数。

[0022] 结合第一方面,在一种可能的实施方式中,上述任一层节点的输入由上述任一层节点的上层节点的输出,分别执行上述任一层节点与上述任一层节点的上层节点之间的各种基础运算后得到的值,与上述各种基础运算对应的置信度进行加权求和后确定。

[0023] 结合第一方面,在一种可能的实施方式中,上述样本数据包括样本药物数据,上述样本药物数据中的输入属性特征数据包括组成药物分子的各原子对应的原子属性特征数据,其中,原子属性特征包括原子类型、化学键个数、形式电荷、原子手性、连接氢原子个数、原子轨道、芳香性中的一个或者多个。

[0024] 第二方面,本申请实施例提供了一种神经网络架构搜索装置,该装置包括:

[0025] 数据准备模块,用于确定用于构建目标神经网络的搜索空间和训练数据集,上述搜索空间中包括多种基础运算,上述训练数据集中包括多个样本数据,上述多个样本数据中包括 n 类输入属性特征数据,一个样本数据包括 m 类输入属性特征数据,其中 n 大于 m ;

[0026] 参数调整模块,用于基于上述多个样本数据对初始神经网络中的权重矩阵和架构参数进行调整以得到调整后的权重矩阵和架构参数,上述初始神经网络包括多个节点,上述多个节点中每相邻两个节点之间通过至少两种基础运算连接,上述架构参数包括特征权重参数和基础运算参数,上述特征权重参数包括 n 个特征权重值,一类输入属性特征数据对

应一个特征权重值,上述基础运算参数包括各相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度,其中,连接任一相邻两个节点的任一基础运算对应的置信度为上述任一基础运算作为上述任一相邻两个节点之间目标基础运算的概率值;

[0027] 网络生成模块,用于根据调整后的权重矩阵和基础运算参数确定目标神经网络,并根据调整后的特征权重参数确定用于上述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

[0028] 结合第二方面,在一种可能的实施方式中,上述网络生成模块包括目标神经网络确定单元,上述目标神经网络确定单元包括:

[0029] 第一处理子单元,用于从调整后的基础运算参数中确定出任一相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度;

[0030] 目标基础运算确定子单元,用于将上述任一相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度中的最大置信度所对应的基础运算,确定为上述任一相邻两个节点之间的目标基础运算;

[0031] 第二处理子单元,用于根据调整后的权重矩阵以及每相邻两个节点之间的目标基础运算生成目标神经网络。

[0032] 结合第二方面,在一种可能的实施方式中,上述网络生成模块包括第一目标输入属性特征数据确定单元,上述第一目标输入属性特征数据确定单元包括:

[0033] 第三处理子单元,用于确定用于上述目标神经网络的输入属性特征数据的数量 x , x 小于 n ;

[0034] 排序子单元,用于对调整后的特征权重参数中包括的 n 个特征权重值进行降序排列;

[0035] 第四处理子单元,用于将经过降序排列后的前 x 个特征权重值所指示的 x 类输入属性特征数据确定为用于上述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

[0036] 结合第二方面,在一种可能的实施方式中,上述网络生成模块包括第二目标输入属性特征数据确定单元,上述第二目标输入属性特征数据确定单元包括:

[0037] 阈值确定子单元,用于获取特征权重阈值;

[0038] 第五处理子单元,用于从调整后的特征权重参数中包括的 n 个特征权重值中确定出大于或等于上述特征权重阈值的多个特征权重值;

[0039] 第六处理子单元,用于将上述多个特征权重值所指示的多类输入属性特征数据确定为用于上述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

[0040] 结合第二方面,在一种可能的实施方式中,上述多个节点中包括多层节点,上层节点与下层节点之间通过至少两种基础运算连接;

[0041] 在上述初始神经网络中,第一层节点的输入包括各样本数据中的 m 类输入属性特征数据,上述第一层节点的输出由上述各样本数据中的 m 类输入属性特征数据以及上述各样本数据中的 m 类输入属性特征数据中各输入属性特征数据对应的特征权重值确定,上述第一层节点之后的任一层节点的输入由上述任一层节点的上层节点的输出、上述任一层节点与上述任一层节点的上层节点之间的各基础运算以及上述各基础运算对应的置信度确定,上述多层节点中最后一层节点的输出用于调整上述初始神经网络中的权重矩阵和架构参数。

[0042] 结合第二方面,在一种可能的实施方式中,上述任一层节点的输入由上述任一层

节点的上层节点的输出,分别执行上述任一层节点与上述任一层节点的上层节点之间的各种基础运算后得到的值,与上述各种基础运算对应的置信度进行加权求和后确定。

[0043] 结合第二方面,在一种可能的实施方式中,上述样本数据包括样本药物数据,上述样本药物数据中的输入属性特征数据包括组成药物分子的各原子对应的原子属性特征数据,其中,原子属性特征包括原子类型、化学键个数、形式电荷、原子手性、连接氢原子个数、原子轨道、芳香性中的一个或者多个。

[0044] 第三方面,本申请实施例提供了一种终端设备,该终端设备包括处理器和存储器,该处理器和存储器相互连接。该存储器用于存储支持该终端设备执行上述第一方面和/或第一方面任一种可能的实现方式提供的方法的计算机程序,该计算机程序包括程序指令,该处理器被配置用于调用上述程序指令,执行上述第一方面和/或第一方面任一种可能的实施方式所提供的方法。

[0045] 第四方面,本申请实施例提供了一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质存储有计算机程序,该计算机程序包括程序指令,该程序指令当被处理器执行时使该处理器执行上述第一方面和/或第一方面任一种可能的实施方式所提供的方法。

[0046] 在本申请实施例中,通过确定用于构建目标神经网络的搜索空间和训练数据集,并基于多个样本数据对初始神经网络中的权重矩阵和架构参数进行调整,可以得到调整后的权重矩阵和架构参数。根据调整后的权重矩阵和基础运算参数可确定目标神经网络,根据调整后的特征权重参数可确定用于目标神经网络的目标输入属性特征数据。采用本申请实施例,可提高神经网络模型的性能,以及提高对神经网络进行特征选择的效率。

附图说明

[0047] 为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案,下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本申请的一些实施例,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。

[0048] 图1是本申请实施例提供的神经网络架构搜索方法的流程示意图;

[0049] 图2是本申请实施例提供的初始神经网络的架构示意图;

[0050] 图3是本申请实施例提供的神经网络架构搜索装置的一结构示意图;

[0051] 图4是本申请实施例提供的神经网络架构搜索装置的另一结构示意图;

[0052] 图5是本申请实施例提供的终端设备的结构示意图。

具体实施方式

[0053] 下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本申请一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例,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,都属于本申请保护的范围。

[0054] 本申请实施例提供的神经网络架构搜索方法,可广泛适用于各种神经网络的构建以及对神经网络的特征选择。其中,上述神经网络包括卷积神经网络,循环神经网络,图神经网络,图卷积神经网络等,在此不做限制。为方便描述,下面将以神经网络为例进行说明。

本申请实施例中的方法,通过确定用于构建目标神经网络的搜索空间和训练数据集,并基于多个样本数据对初始神经网络中的权重矩阵和架构参数进行调整,可以得到调整后的权重矩阵和架构参数。根据调整后的权重矩阵和基础运算参数可确定目标神经网络,根据调整后的特征权重参数可确定用于目标神经网络的目标输入属性特征数据。采用本申请实施例,可提高神经网络模型的性能,提高对神经网络进行特征选择的效率。

[0055] 下面将结合图1至图5分别对本申请实施例提供的方法及相关装置分别进行详细说明。本申请实施例提供的方法中可包括用于获取搜索空间和训练数据集、基于训练数据集中包括的多个样本数据对初始神经网络中的权重矩阵和架构参数进行调整、根据调整后的权重矩阵和基础运算参数确定目标神经网络,以及根据调整后的特征权重参数确定用于目标神经网络的目标输入属性特征数据等数据处理阶段。其中,上述各个数据处理阶段的实现方式可参见如下图1所示的实现方式。

[0056] 参见图1,图1为本申请实施例提供的神经网络架构搜索方法的一流程示意图。本申请实施例提供的方法可以包括如下步骤S101至S103:

[0057] S101、确定用于构建目标神经网络的搜索空间和训练数据集。

[0058] 在一些可行的实施方式中,可根据目标任务确定搜索空间和训练数据集。其中,搜索空间中包括多种基础运算,训练数据集中包括多个样本数据。其中,多个样本数据中包括n类输入属性特征数据,一个样本数据包括m类输入属性特征数据,其中n大于m。应当理解的是,目标任务为构建目标神经网络。例如,目标任务可以是构建人脸识别神经网络(即目标神经网络为人脸识别神经网络),该人脸识别神经网络用于根据输入的图像识别人脸,并输出对应的人物名称。又例如,目标任务也可以是构建药物分类图神经网络(即目标神经网络为药物分类图神经网络),该药物分类图神经网络用于根据输入的药物分子的特征数据,输出该药物分子是否可用于治疗某种疾病。

[0059] 通常而言,搜索空间中包括的基础运算可以是卷积、池化或卷积与池化的组合等操作,具体根据实际应用场景确定,在此不做限制。例如,假设目标任务为构建人脸识别神经网络,其中,人脸识别神经网络通常可采用卷积神经网络,因此,搜索空间中所包括的基础运算可包括池化核大小为 3×3 的平均池化、池化核大小为 3×3 的最大值池化、卷积核大小为 3×3 的分离卷积、卷积核大小为 5×5 的分离卷积等中的一项或者多项,在此不做限制。又例如,假设目标任务为构建药物分类图神经网络,其中,药物分类图神经网络通常可采用图神经网络,因此,搜索空间中所包括的基础运算可包括有注意力系数的运算、激活函数、消息传递函数等中的一项或者多项,在此不做限制。其中,激活函数可包括Sigmoid函数,Tanh函数,Rectified Linear Unit函数,以及Linear函数等,消息传递函数可包括IDENTITY函数等,在此不做限制。

[0060] 应当理解的是,训练数据集中包括的样本数据为与目标任务相关联的数据。例如,若目标任务为构建人脸识别神经网络,则该训练数据集中的样本数据可以是样本人脸图片数据,其中,该人脸识别神经网络用于根据输入的各人脸图片数据,输出每张图片对应的人物名称。又例如,若目标任务为构建药物分类图神经网络,则训练数据集中的样本数据可以是样本药物数据,其中,样本药物数据中的输入属性特征数据包括组成药物分子的各原子对应的原子属性特征数据,其中,原子属性特征包括原子类型、化学键个数、形式电荷、原子手性、连接氢原子个数、原子轨道、芳香性中的一个或者多个。应当理解是,药物分类图神经

网络用于根据输入的各药物分子包括的输入属性特征数据,输出每种药物分子的类别。其中,药物分子类别包括该药物分子是否能够用于治疗某种疾病(即药物分类图神经网络可以是一个二分类模型)。通常而言,用于描述某个对象的属性特征可包括多个,但是由于输入模型的属性特征太多,会耗费计算资源,降低模型的训练速度,因此,本申请中用于目标神经网络的输入属性特征数据为某个对象包括的所有属性特征中的部分属性特征对应的特征向量。

[0061] 例如,假设目标神经网络为药物分类图神经网络,其中任一药物分子包括多个原子,即药物分子由多个原子组成。其中,每个原子的属性特征可包括原子类型、化学键个数、形式电荷、原子手性、连接氢原子个数、原子轨道、芳香性这7类属性特征(即 $n=7$)。因此,为加快训练速度,降低显存,每次训练可从上述7类属性特征中随机选取包括3类属性特征的样本数据(即 $m=3$)用于神经网络的训练,以得到满足目标收敛条件的药物分类图神经网络。其中,每个样本数据中包括的3类输入属性特征数据可以不同。例如,某一样本数据中包括的3类属性特征可分别为原子类型、化学键个数和形式电荷,另一样本数据中包括的3类属性特征可分别为原子类型、连接氢原子个数和原子轨道等,具体根据实际应用场景确定,在此不做限制。

[0062] 应当理解的是,在神经网络训练阶段,通过从 n 类输入属性特征数据中确定出包括 m 类输入属性特征数据的样本数据以用于目标神经网络的训练,即从全部属性特征中选取部分属性特征用于输入药物分类图神经网络中进行训练,可实现数据增强,扩大训练数据集。这是因为样本数据中仅包括了样本的部分属性特征,因此基于相同样本可生成多个样本数据。举例来说,假设某个样本共包括7类属性特征(即 $n=7$),若任一样本数据中包括3类属性特征(即 $m=3$),则基于该样本最多可生成 $C_7^3=35$ 种样本数据。例如,假设上述7类属性特征分别为属性特征1,属性特征2,属性特征3,属性特征4,属性特征5、属性特征6和属性特征7,则训练数据集中的一部分样本数据中包括的3类属性特征可分别为属性特征1、属性特征2和属性特征3,训练数据集中的另一部分样本数据中包括的3类属性特征可分别为属性特征4、属性特征5和属性特征6,训练数据集中的另一部分样本数据中包括的3类属性特征还可分别为属性特征1、属性特征2和属性特征7,训练数据集中的另一部分样本数据中包括的3类属性特征还可以分别为属性特征3、属性特征4和属性特征5等,在此不做限制。

[0063] S102、基于多个样本数据对初始神经网络中的权重矩阵和架构参数进行调整以得到调整后的权重矩阵和架构参数。

[0064] 在一些可行的实施方式中,可基于多个样本数据对初始神经网络中的权重矩阵和架构参数进行调整以得到调整后的权重矩阵和架构参数。其中,各样本数据中包括的 m 类属性特征不同。不难理解的是,由于输入初始神经网络中的输入属性特征数据为某一对象包括的所有属性特征中的部分属性特征,因此,针对每一类属性特征,在进行训练之前,可以赋予其一个随机初始化的特征权重值。其中,一类输入属性特征数据对应一个特征权重值,各属性特征对应的各个特征权重值组成特征权重参数。不难理解的是,各属性特征对应的各个特征权重值之和等于1。

[0065] 例如,假设目标神经网络为药物分类图神经网络,其中药物分子由多个原子组成,每个原子的属性特征包括原子类型、化学键个数、形式电荷、原子手性、连接氢原子个数、原子轨道、芳香性这7类属性特征(即 $n=7$)。因此,特征权重参数可包括7个特征权重值,其中,

一类输入属性特征数据对应一个特征权重值。具体地,可假设原子类型对应特征权重值1、化学键个数对应特征权重值2、形式电荷对应特征权重值3、原子手性对应特征权重值4、连接氢原子个数对应特征权重值5、原子轨道对应特征权重值6、芳香性对应特征权重值7。应当理解的是,随机初始化的各特征权重值的初始值皆可设置为1/7,即在随机初始化阶段,特征权重值1=特征权重值2=特征权重值3=特征权重值4=特征权重值5=特征权重值6=特征权重值7=1/7。

[0066] 应当理解的是,初始神经网络可包括多个节点,其中多个节点中每相邻两个节点之间通过至少两种基础运算连接。通常而言,架构参数可包括特征权重参数和基础运算参数。其中,特征权重参数包括n个特征权重值,且一类输入属性特征数据对应一个特征权重值。基础运算参数包括各相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度,其中,连接任一相邻两个节点的任一基础运算对应的置信度为任一基础运算作为任一相邻两个节点之间目标基础运算的概率值。

[0067] 不难理解的是,初始神经网络中所包括的节点越多,对应的参数也就越多,所需的计算资源也就越多。相应地,初始神经网络中包括的节点越少,对应的参数也就越少,所需的计算资源也就越少。例如,以初始神经网络包括3个节点,其分别为节点0节点1和节点2,搜索空间包括6种基础运算,分别为基础运算1,基础运算2、基础运算3、基础运算4、基础运算5和基础运算6为例。请参见图2,图2是本申请实施例提供的初始神经网络的架构示意图。假设任意两个节点之间通过三种基础运算连接。如图2所示,节点0和节点1之间通过基础运算1、基础运算2和基础运算3连接,节点1和节点2之间通过基础运算4、基础运算5和基础运算6连接。其中,可将任意两个相邻节点之间多种基础运算中的每种基础运算对应的置信度称为基础运算参数。通常而言,初始神经网络中连接任意两个相邻节点的多种基础运算的置信度之和为1。例如,请一并参见图2,其中,节点0和节点1之间通过基础运算1、基础运算2和基础运算3连接。其中,基础运算1对应的置信度为 $w_{11}=0.2$,基础运算2对应的置信度为 $w_{12}=0.5$,基础运算3对应的置信度为 $w_{13}=0.3$ 。节点1和节点2之间通过基础运算4、基础运算5和基础运算6连接。其中,基础运算4对应的置信度为 $w_{21}=0.2$,基础运算5对应的置信度为 $w_{22}=0.5$,基础运算6对应的置信度为 $w_{23}=0.3$ 。其中,任一相邻两个节点间的各基础运算对应的置信度的和为1,即 $w_{11}+w_{12}+w_{13}=1$, $w_{21}+w_{22}+w_{23}=1$ 。

[0068] 具体地,上述多个节点包括多层节点,其中上层节点与下层节点之间通过至少两种基础运算连接。在初始神经网络中,第一层节点的输入包括各样本数据中的m类输入属性特征数据,第一层节点的输出由各样本数据中的m类输入属性特征数据以及各样本数据中的m类输入属性特征数据中各输入属性特征数据对应的特征权重值确定,第一层节点之后的任一层节点的输入由任一层节点的上层节点的输出、任一层节点与任一层节点的上层节点之间的各基础运算以及各基础运算对应的置信度确定,多层节点中最后一层节点的输出用于调整初始神经网络中的权重矩阵和架构参数。通常而言,第一层节点的输出为每个输入属性特征数据与其对应的特征权重值的乘积。第一层节点之后的任一层节点的输入可由任一层节点的上层节点的输出,分别执行任一层节点与任一层节点的上层节点之间的各种基础运算后得到的值,与各种基础运算对应的置信度进行加权求和后确定。

[0069] 举例来说,请一并参见图2,图2中初始神经网络的第一层节点为节点0,第二层节点为节点1,第三层节点为节点2。其中,节点0中包括特征权重参数,其分别为特征权重值1,

特征权重值2,特征权重值3,特征权重值4,特征权重值5和特征权重值6。节点1中包括权重矩阵1,节点2中包括权重矩阵2。其中,假设输入属性特征数据1对应特征权重值1,输入属性特征数据2对应特征权重值2,输入属性特征数据3对应特征权重值3,输入属性特征数据4对应特征权重值4,输入属性特征数据5对应特征权重值5,输入属性特征数据6对应特征权重值6。假设输入至节点0中的样本数据中包括3类输入属性特征数据,例如样本数据集中包括样本数据1和样本数据2,其中,样本数据1中包括输入属性特征数据1、输入属性特征数据2和输入属性特征数据3,样本数据2中包括输入属性特征数据4、输入属性特征数据5和输入属性特征数据6。因此,通过将样本数据1输入节点0,则节点0的输出X1为输入属性特征数据1与特征权重值1的乘积,输入属性特征数据2与特征权重值2的乘积,输入属性特征数据3与特征权重值3的乘积,通过将样本数据2输入节点0,则节点0的输出为输入属性特征数据4与特征权重值4的乘积,输入属性特征数据5与特征权重值5的乘积,输入属性特征数据6与特征权重值6的乘积。

[0070] 其中,节点1的输入X2为节点0的输出X1经过基础运算1后得到的第一输出值,节点0的输出X1经过基础运算2后得到的第二输出值,节点0的输出X1经过基础运算3后得到的第三输出值分别与其对应的置信度进行加权求和后确定。即节点1的输入 $X2 = \text{第一输出值} \times w_{11} + \text{第二输出值} \times w_{12} + \text{第三输出值} \times w_{13}$ 。其中,经过节点1中权重矩阵1计算后,假设节点1输出X3,则节点2的输入X4等于节点1的输出X3经过基础运算4后得到的第四输出值,节点1的输出X3经过基础运算5后得到的第五输出值,节点1的输出X3经过基础运算6后得到的第六输出值分别与其对应的置信度进行加权求和后确定。即节点2的输入 $X4 = \text{第四输出值} \times w_{21} + \text{第五输出值} \times w_{22} + \text{第六输出值} \times w_{23}$,以此类推,直到将多层节点中最后一层节点的输出用于调整初始神经网络中的权重矩阵和架构参数。

[0071] 不难理解的是,任一相邻两个节点间某一基础运算对应的置信度越大,表示该相邻两个节点之间采用该基础运算进行连接的概率越大,即该基础运算作为上述任一相邻两个节点之间目标基础运算的概率越大。例如,在连接节点0和节点1的各基础运算中,由于基础运算2对应的置信度 $w_{12} = 0.5 > \text{基础运算3对应的置信度} w_{13} = 0.3 > \text{基础运算1对应的置信度} w_{11} = 0.2$,因此表示节点0和节点2之间通过基础运算2连接的可能性也就越大,即基础运算2作为节点0与节点1之间目标基础运算的概率越大。在节点1和节点2之间,由于基础运算5对应的置信度 $w_{21} = 0.5 > \text{基础运算3对应的置信度} w_{22} = 0.3 > \text{基础运算1对应的置信度} w_{23} = 0.2$,因此表示节点1和节点2之间通过基础运算4连接的可能性也就越大,即基础运算4作为节点1与节点2之间目标基础运算的概率越大。

[0072] 通常而言,我们把神经网络原有的权重称为权重矩阵。例如,以目标神经网络为人脸识别神经网络为例。其中,人脸识别神经网络通常可采用卷积神经网络。应当理解的是,卷积神经网络一般可包括输入层,卷积层,池化层,以及神经网络层。其中。卷积层可包括很多个卷积算子(即权重矩阵),其在图像处理中的作用相当于一个从输入图像矩阵中提取特定信息的过滤器。一般来说,不同的权重矩阵可以用来提取图像中不同的特征,例如一个权重矩阵用来提取图像边缘信息,另一个权重矩阵用来提取图像的特定颜色,又一个权重矩阵用来对图像中的噪点进行模糊化等。因此,神经网络通常可使用多个权重矩阵用于特征提取,如图2中所示的权重矩阵1和权重矩阵2。通常而言,这些权重矩阵中的权重值在实际应用中需要经过大量的训练得到,通过训练得到的权重值形成的各个权重矩阵可以从输入

图像中提取信息,从而帮助卷积神经网络进行正确的预测。因此,本申请可基于训练数据集中的多个样本数据对初始神经网络进行训练,以得到调整后的权重矩阵和架构参数。其中,为了实现权重矩阵和架构参数都能同时达到优化,本申请实施例可将训练数据集中的样本数据分为两个数据集合,其中,可在一个数据集合上固定架构参数的值,然后通过梯度下降的方式调整权重矩阵的值,进一步地,在另一个数据集合上固定权重矩阵的值,然后通过梯度下降的方式调整架构参数的值,循环往复直到满足收敛条件时,获取调整后的权重矩阵和架构参数。

[0073] S103、根据调整后的权重矩阵和基础运算参数确定目标神经网络,以及根据调整后的特征权重参数确定用于目标神经网络的目标输入属性特征数据。

[0074] 在一些可行的实施方式中,当获取到调整后的权重矩阵和架构参数后,可根据调整后的权重矩阵和架构参数中包括的基础运算参数确定目标神经网络,并根据调整后的架构参数中包括的特征权重参数确定用于所述目标神经网络的目标输入属性特征数据。具体地,可首先从调整后的基础运算参数中确定出任一相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度,然后将任一相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度中的最大置信度所对应的基础运算,确定为该任一相邻两个节点之间的目标基础运算,进而根据调整后的权重矩阵以及每相邻两个节点之间的目标基础运算生成目标神经网络。可选的,当生成目标神经网络后,还可以对目标神经网络再次进行训练,以得到模型效果更好的目标神经网络。

[0075] 进一步地,通过确定出用于目标神经网络的输入属性特征数据的数量 x ,然后对调整后的特征权重参数中包括的 n 个特征权重值进行降序排列或升序排列,可将经过降序排列后的前 x 个特征权重值所指示的 x 类输入属性特征数据确定为用于目标神经网络的目标输入属性特征数据,或者,将经过升序排列后的后 x 个特征权重值所指示的 x 类输入属性特征数据确定为用于目标神经网络的目标输入属性特征数据,其中, x 小于 n ,例如, $x=m$ 。可选的,还可以获取特征权重阈值,然后从调整后的特征权重参数包括的 n 个特征权重值中确定出大于或等于特征权重阈值的多个特征权重值,并将大于或等于特征权重阈值的多个特征权重值所指示的多类输入属性特征数据确定为用于目标神经网络的目标输入属性特征数据。也就是说,可将确定出的目标输入属性特征数据作为特征选择的结果。因此,当后续再次对目标神经网络进行训练时,可将包括目标输入属性特征数据的样本数据作为训练样本对目标神经网络进行训练,以得到模型效果更好的目标神经网络。以及,在后续使用经过再次训练后的目标神经网络时,可提取待处理数据中包括的目标输入属性特征数据作为模型的输入数据。

[0076] 举例来说,假设目标神经网络为药物分类图神经网络,其中药物分子包括多个原子,每个原子的属性特征包括原子类型、化学键个数、形式电荷、原子手性、连接氢原子个数、原子轨道、芳香性这7类属性特征。其中,基于训练数据集对初始神经网络进行训练后,假设原子类型对应特征权重参数 $1=0.3$ 、化学键个数对应特征权重参数 $2=0.2$ 、形式电荷对应特征权重参数 $3=0.01$ 、原子手性对应特征权重参数 $4=0.09$ 、连接氢原子个数对应特征权重参数 $5=0.04$ 、原子轨道对应特征权重参数 $6=0.06$ 、芳香性对应特征权重参数 $7=0.3$ 。其中,特征权重阈值 $=0.1$,因此可将特征权重参数中原子类型、化学键个数和芳香性确定为用于药物分类图神经网络的目标输入属性特征数据。也就是说,后续利用药物分类图神经网络进行药物分类时,可将待分类药物分子的原子类型、化学键个数和芳香性这3个

特征数据输入至训练好的药物分类图神经网络中,以用于药物分类。

[0077] 在本申请实施例中,通过确定用于构建目标神经网络的搜索空间和训练数据集,并基于多个样本数据对初始神经网络中的权重矩阵和架构参数进行调整,可以得到调整后的权重矩阵和架构参数。根据调整后的权重矩阵和基础运算参数可确定目标神经网络,根据调整后的特征权重参数可确定用于目标神经网络的目标输入属性特征数据。采用本申请实施例,可提高神经网络模型的性能,以及提高对神经网络进行特征选择的效率。

[0078] 参见图3,图3是本申请实施例提供的神经网络架构搜索装置的一结构示意图。本申请实施例提供的神经网络架构搜索装置包括:

[0079] 数据准备模块31,用于确定用于构建目标神经网络的搜索空间和训练数据集,上述搜索空间中包括多种基础运算,上述训练数据集中包括多个样本数据,上述多个样本数据中包括n类输入属性特征数据,一个样本数据包括m类输入属性特征数据,其中n大于m;

[0080] 参数调整模块32,用于基于上述多个样本数据对初始神经网络中的权重矩阵和架构参数进行调整以得到调整后的权重矩阵和架构参数,上述初始神经网络包括多个节点,上述多个节点中每相邻两个节点之间通过至少两种基础运算连接,上述架构参数包括特征权重参数和基础运算参数,上述特征权重参数包括n个特征权重值,一类输入属性特征数据对应一个特征权重值,上述基础运算参数包括各相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度,其中,连接任一相邻两个节点的任一基础运算对应的置信度为上述任一基础运算作为上述任一相邻两个节点之间目标基础运算的概率值;

[0081] 网络生成模块33,用于根据调整后的权重矩阵和基础运算参数确定目标神经网络,并根据调整后的特征权重参数确定用于上述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

[0082] 请一并参见图4,图4是本申请实施例提供的神经网络架构搜索装置的另一结构示意图。

[0083] 在一些可行的实施方式中,上述网络生成模块33包括目标神经网络确定单元331,上述目标神经网络确定单元331包括:

[0084] 第一处理子单元3310,用于从调整后的基础运算参数中确定出任一相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度;

[0085] 目标基础运算确定子单元3311,用于将上述任一相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度中的最大置信度所对应的基础运算,确定为上述任一相邻两个节点之间的目标基础运算;

[0086] 第二处理子单元3312,用于根据调整后的权重矩阵以及每相邻两个节点之间的目标基础运算生成目标神经网络。

[0087] 在一些可行的实施方式中,上述网络生成模块33包括第一目标输入属性特征数据确定单元332,上述第一目标输入属性特征数据确定单元332包括:

[0088] 第三处理子单元3320,用于确定用于上述目标神经网络的输入属性特征数据的数量x,x小于n;

[0089] 排序子单元3321,用于对调整后的特征权重参数中包括的n个特征权重值进行降序排列;

[0090] 第四处理子单元3322,用于将经过降序排列后的前x个特征权重值所指示的x类输入属性特征数据确定为用于上述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

[0091] 在一些可行的实施方式中,上述网络生成模块33包括第二目标输入属性特征数据确定单元333,上述第二目标输入属性特征数据确定单元333包括:

[0092] 阈值确定子单元3330,用于获取特征权重阈值;

[0093] 第五处理子单元3331,用于从调整后的特征权重参数中包括的 n 个特征权重值中确定出大于或等于上述特征权重阈值的多个特征权重值;

[0094] 第六处理子单元3332,用于将上述多个特征权重值所指示的多类输入属性特征数据确定为用于上述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

[0095] 在一些可行的实施方式中,上述多个节点中包括多层节点,上层节点与下层节点之间通过至少两种基础运算连接;

[0096] 在上述初始神经网络中,第一层节点的输入包括各样本数据中的 m 类输入属性特征数据,上述第一层节点的输出由上述各样本数据中的 m 类输入属性特征数据以及上述各样本数据中的 m 类输入属性特征数据中各输入属性特征数据对应的特征权重值确定,上述第一层节点之后的任一层节点的输入由上述任一层节点的上层节点的输出、上述任一层节点与上述任一层节点的上层节点之间的各基础运算以及上述各基础运算对应的置信度确定,上述多层节点中最后一层节点的输出用于调整上述初始神经网络中的权重矩阵和架构参数。

[0097] 在一些可行的实施方式中,上述任一层节点的输入由上述任一层节点的上层节点的输出,分别执行上述任一层节点与上述任一层节点的上层节点之间的各种基础运算后得到的值,与上述各种基础运算对应的置信度进行加权求和后确定。

[0098] 在一些可行的实施方式中,上述样本数据包括样本药物数据,上述样本药物数据中的输入属性特征数据包括组成药物分子的各原子对应的原子属性特征数据,其中,原子属性特征包括原子类型、化学键个数、形式电荷、原子手性、连接氢原子个数、原子轨道、芳香性中的一个或者多个。

[0099] 在本申请实施例中,神经网络架构搜索装置可通过确定用于构建目标神经网络的搜索空间和训练数据集,并基于多个样本数据对初始神经网络中的权重矩阵和架构参数进行调整,可以得到调整后的权重矩阵和架构参数。根据调整后的权重矩阵和基础运算参数可确定目标神经网络,根据调整后的特征权重参数可确定用于目标神经网络的目标输入属性特征数据。采用本申请实施例,可提高神经网络模型的性能,以及提高对神经网络进行特征选择的效率。

[0100] 参见图5,图5是本申请实施例提供的终端设备的结构示意图。如图5所示,本实施例中的终端设备可以包括:一个或多个处理器401、存储器402和收发器403。上述处理器401、存储器402和收发器403通过总线404连接。存储器402用于存储计算机程序,该计算机程序包括程序指令,处理器401用于执行存储器402存储的程序指令,执行如下操作:

[0101] 确定用于构建目标神经网络的搜索空间和训练数据集,上述搜索空间中包括多种基础运算,上述训练数据集中包括多个样本数据,上述多个样本数据中包括 n 类输入属性特征数据,一个样本数据包括 m 类输入属性特征数据,其中 n 大于 m ;

[0102] 基于上述多个样本数据对初始神经网络中的权重矩阵和架构参数进行调整以得到调整后的权重矩阵和架构参数,上述初始神经网络包括多个节点,上述多个节点中每相邻两个节点之间通过至少两种基础运算连接,上述架构参数包括特征权重参数和基础运算

参数,上述特征权重参数包括 n 个特征权重值,一类输入属性特征数据对应一个特征权重值,上述基础运算参数包括各相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度,其中,连接任一相邻两个节点的任一基础运算对应的置信度为上述任一基础运算作为上述任一相邻两个节点之间目标基础运算的概率值;

[0103] 根据调整后的权重矩阵和基础运算参数确定目标神经网络,并根据调整后的特征权重参数确定用于上述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

[0104] 在一些可行的实施方式中,上述处理器401用于:

[0105] 从调整后的基础运算参数中确定出任一相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度;

[0106] 将上述任一相邻两个节点之间各基础运算对应的置信度中的最大置信度所对应的基础运算,确定为上述任一相邻两个节点之间的目标基础运算;

[0107] 根据调整后的权重矩阵以及每相邻两个节点之间的目标基础运算生成目标神经网络。

[0108] 在一些可行的实施方式中,上述处理器401用于:

[0109] 确定用于上述目标神经网络的输入属性特征数据的数量 x , x 小于 n ;

[0110] 对调整后的特征权重参数中包括的 n 个特征权重值进行降序排列;

[0111] 将经过降序排列后的前 x 个特征权重值所指示的 x 类输入属性特征数据确定为用于上述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

[0112] 在一些可行的实施方式中,上述处理器401用于:

[0113] 获取特征权重阈值;

[0114] 从调整后的特征权重参数中包括的 n 个特征权重值中确定出大于或等于上述特征权重阈值的多个特征权重值;

[0115] 将上述多个特征权重值所指示的多类输入属性特征数据确定为用于上述目标神经网络的目标输入属性特征数据。

[0116] 结合第一方面,在一种可能的实施方式中,上述多个节点中包括多层节点,上层节点与下层节点之间通过至少两种基础运算连接;

[0117] 在上述初始神经网络中,第一层节点的输入包括各样本数据中的 m 类输入属性特征数据,上述第一层节点的输出由上述各样本数据中的 m 类输入属性特征数据以及上述各样本数据中的 m 类输入属性特征数据中各输入属性特征数据对应的特征权重值确定,上述第一层节点之后的任一层节点的输入由上述任一层节点的上层节点的输出、上述任一层节点与上述任一层节点的上层节点之间的各基础运算以及上述各基础运算对应的置信度确定,上述多层节点中最后一层节点的输出用于调整上述初始神经网络中的权重矩阵和架构参数。

[0118] 结合第一方面,在一种可能的实施方式中,上述任一层节点的输入由上述任一层节点的上层节点的输出,分别执行上述任一层节点与上述任一层节点的上层节点之间的各种基础运算后得到的值,与上述各种基础运算对应的置信度进行加权求和后确定。

[0119] 结合第一方面,在一种可能的实施方式中,上述样本数据包括样本药物数据,上述样本药物数据中的输入属性特征数据包括组成药物分子各原子对应的原子属性特征数据,其中,原子属性特征包括原子类型、化学键个数、形式电荷、原子手性、连接氢原子个数、

原子轨道、芳香性中的一个或者多个。

[0120] 应当理解,在一些可行的实施方式中,上述处理器401可以是中央处理单元(central processing unit,CPU),该处理器还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(digital signal processor,DSP)、专用集成电路(application specific integrated circuit,ASIC)、现成可编程门阵列(field programmable gate array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。该存储器402可以包括只读存储器和随机存取存储器,并向处理器401提供指令和数据。存储器402的一部分还可以包括非易失性随机存取存储器。例如,存储器402还可以存储设备类型的信息。

[0121] 具体实现中,上述终端设备可通过其内置的各个功能模块执行如上述图1中各个步骤所提供的实现方式,具体可参见上述各个步骤所提供的实现方式,在此不再赘述。

[0122] 在本申请实施例中,终端设备通过确定用于构建目标神经网络的搜索空间和训练数据集,并基于多个样本数据对初始神经网络中的权重矩阵和架构参数进行调整,可以得到调整后的权重矩阵和架构参数。根据调整后的权重矩阵和基础运算参数可确定目标神经网络,根据调整后的特征权重参数可确定用于目标神经网络的目标输入属性特征数据。采用本申请实施例,可提高神经网络模型的性能,以及提高对神经网络进行特征选择的效率。

[0123] 本申请实施例还提供一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质存储有计算机程序,该计算机程序包括程序指令,该程序指令被处理器执行时实现图1中各个步骤所提供的神经网络架构搜索方法,具体可参见上述各个步骤所提供的实现方式,在此不再赘述。

[0124] 上述计算机可读存储介质可以是前述任一实施例提供的神经网络架构搜索装置或者上述终端设备的内部存储单元,例如电子设备的硬盘或内存。该计算机可读存储介质也可以是该电子设备的外部存储设备,例如该电子设备上配备的插接式硬盘,智能存储卡(smart media card,SMC),安全数字(secure digital,SD)卡,闪存卡(flash card)等。进一步地,该计算机可读存储介质还可以既包括该电子设备的内部存储单元也包括外部存储设备。该计算机可读存储介质用于存储该计算机程序以及该电子设备所需的其他程序和数据。该计算机可读存储介质还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

[0125] 本申请的权利要求书和说明书及附图中的术语“第一”、“第二”、“第三”、“第四”等是用于区别不同对象,而不是用于描述特定顺序。此外,术语“包括”和“具有”以及它们任何变形,意图在于覆盖不排他的包含。例如包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备没有限定于已列出的步骤或单元,而是可选地还包括没有列出的步骤或单元,或可选地还包括对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

[0126] 在本文中提及“实施例”意味着,结合实施例描述的特定特征、结构或特性可以包含在本申请的至少一个实施例中。在说明书中的各个位置展示该短语并不一定均是指相同的实施例,也不是与其它实施例互斥的独立的或备选的实施例。本领域技术人员显式地和隐式地理解的是,本文所描述的实施例可以与其它实施例相结合。在本申请说明书和所附权利要求书中使用的术语“和/或”是指相关联列出的项中的一个或多个的任何组合以及所有可能组合,并且包括这些组合。本领域普通技术人员可以意识到,结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤,能够以电子硬件、计算机软件或者二者的结合来实

现,为了清楚地说明硬件和软件的可互换性,在上述说明中已经按照功能一般性地描述了各示例的组成及步骤。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本申请的范围。

[0127] 本申请实施例提供的方法及相关装置是参照本申请实施例提供的方法流程图和/或结构示意图来描述的,具体可由计算机程序指令实现方法流程图和/或结构示意图的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。这些计算机程序指令可提供到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或结构示意图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或结构示意图一个方框或多个方框中指定的功能。这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上,使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或结构示意图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

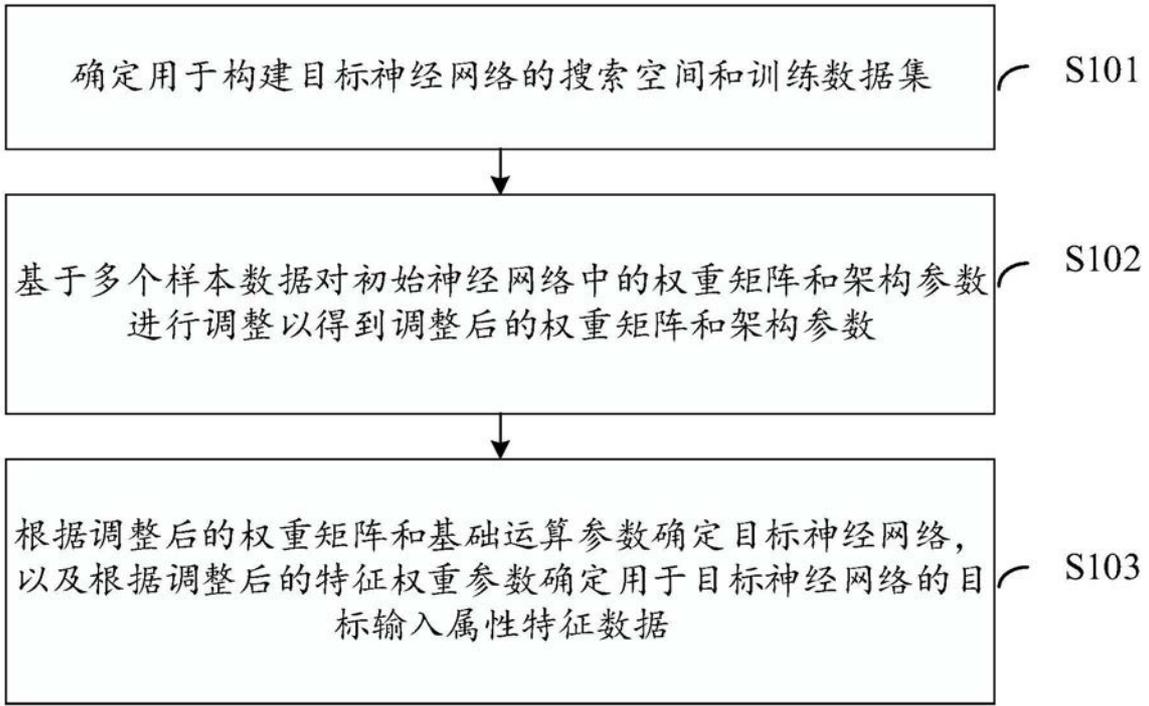


图1

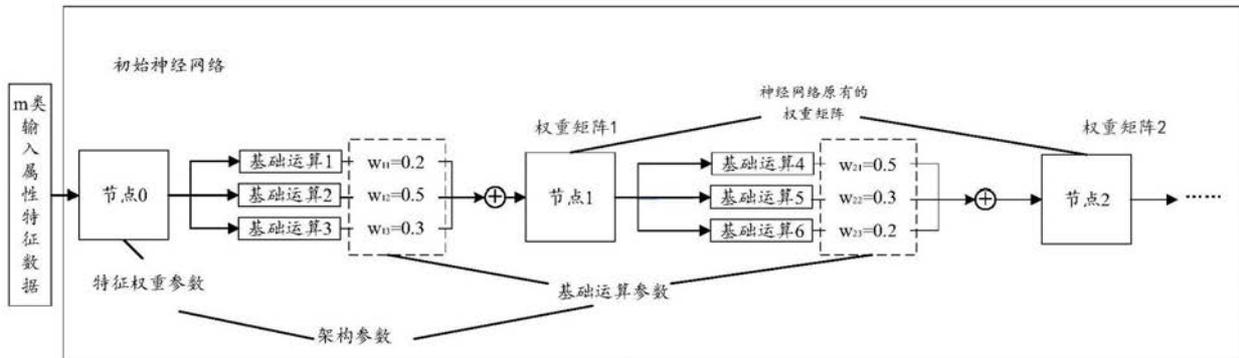


图2

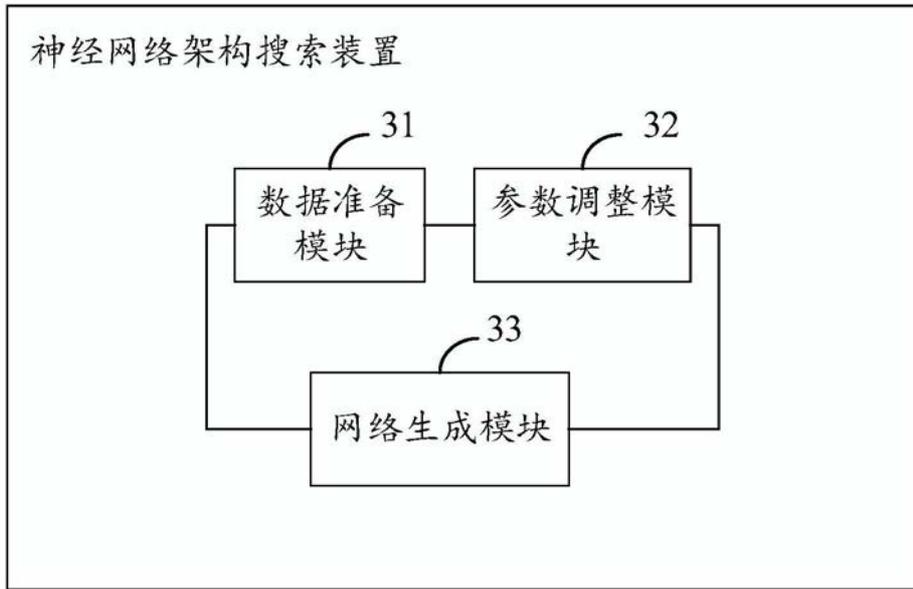


图3

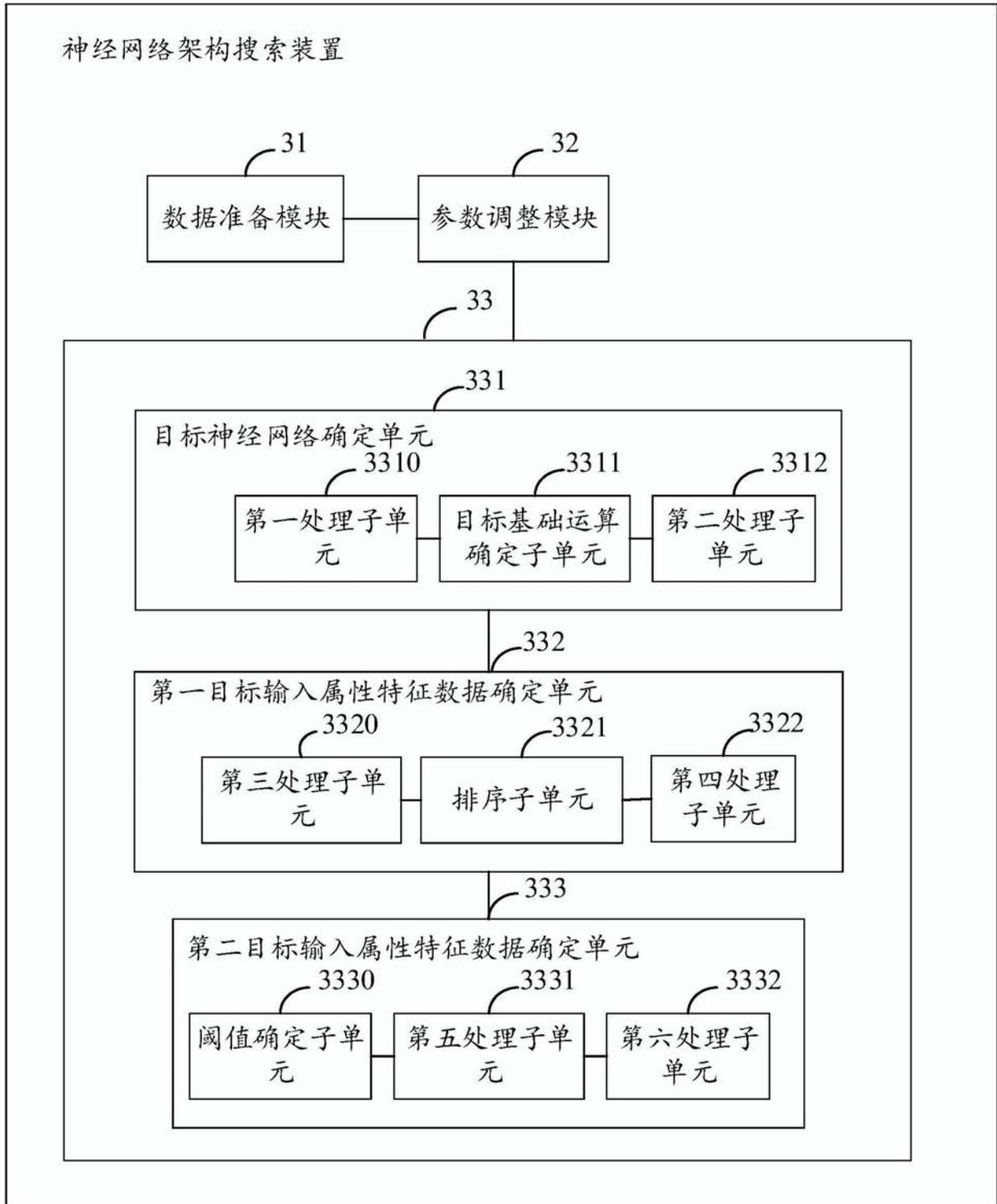


图4

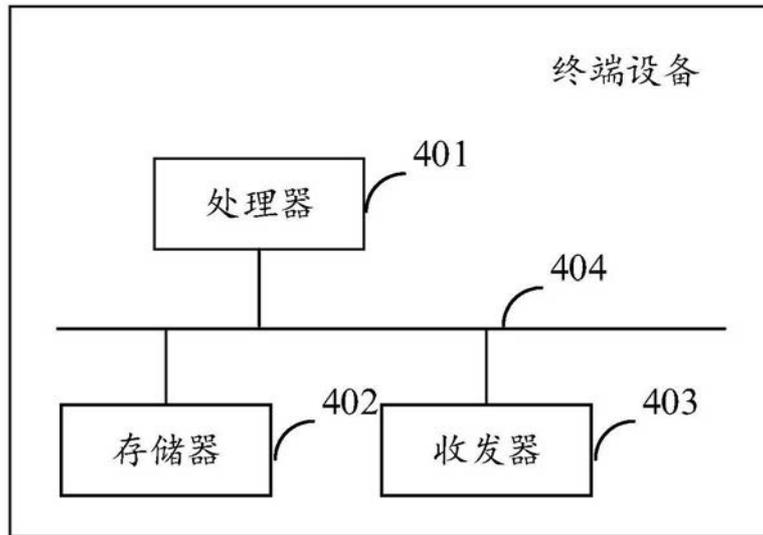


图5