

神经网络搜索方法及装置

本申请要求在 2019 年 5 月 31 日提交中国专利局、申请号为 201910471323.1、发明名称为“神经网络搜索方法及装置”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

本公开涉及图像处理技术领域，尤其涉及一种神经网络搜索方法及装置。

背景技术

神经网络在计算机视觉领域被广泛应用，神经网络的性能与神经网络的结构相关，如何确定性能好的神经网络的结构就变得非常重要。

发明内容

本公开提供了一种神经网络搜索技术方案。

第一方面，提供了一种神经网络搜索方法，所述方法包括：获取待搜索神经网络库和训练数据集；按所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值的神经网络排序得到第一神经网络序列集，并将所述第一神经网络序列集中前 M 个神经网络作为第一待训练神经网络集；使用所述训练数据集对所述第一待训练神经网络集进行第一阶段训练；所述第一阶段训练的训练周期数为第二预设值；将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络作为目标神经网络。

在第一方面中，通过对第一待训练神经网络进行第一阶段训练，实现对待搜索神经网络库中的神经网络进行分阶段训练，即对前一阶段训练后性能较好的神经网络进行下一阶段的训练，这样，可减少在前一阶段训练后性能较差的神经网络上耗费计算资源和时间，进而减少搜索过程所耗费的计算资源和时间。

在一种可能实现的方式中，所述按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值的神经网络排序得到第一神经网络序列集，并将所述第一神经网络序列集中前 M 个神经网络作为第一待训练神经网络集之前，所述方法还包括：按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第三预设值的神经网络排序得到第二神经网络序列集，并将所述第二神经网络序列集中前 N 个神经网络作为第二待训练神经网络集；使用所述训练数据集对所述第二待训练神经网络集进行第二阶段训练；所述第二阶段训练的训练周期数与所述第三预设值的和等于所述第一预设值。

在该种可能实现的方式中，首先对待搜索神经网络库中的已训练周期数为第三预设值的神经网络按识别精度排序，再对排序后的前 N 个神经网络进行第二阶段训练。结合上一种可能实现的方式，相当于对待搜索神经网络库中的神经网络采用了分阶段训练的方式，即对在上一阶段训练完后识别精度高的神经网络进行下一阶段的训练，而在上一阶段训练完后识别精度低的神经网络将不进行下一阶段训练，这样，可减少神经网络搜索耗费的计算资源，并缩短搜索时间。

在另一种可能实现的方式中，所述按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第三预设值的神经网络排序得到第二神经网络序列集，并将所述第二神经网络序列集中前 N 个神经网络作为第二待训练神经网络集之前，所述方法还包括：在所述待搜索神经网络库中增加 R 个进化后的神经网络；所述进化后的神经网络通过进化所述待搜索神经网络库中的神经网络获得；所述按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第三预设值的神经网络排序得到第二神经网络序列集，并将所述第二神经网络序列集中前 N 个神经网络作为第二待训练神经网络集，包括：按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为所述第三预设值的神经网络和所述 R 个进化后的神经网络排序得到第三神经网络序列集，并将所述第三神经网络序列集中前 N 个神经网络作为所述第二待训练神经网络集。

在该种可能实现的方式中，通过在待搜索神经网络库中增加进化后的神经网络，提高搜索效果，即提高通过搜索获得性能好的神经网络的概率。

在又一种可能实现的方式中，所述使用所述训练数据集对所述第一待训练神经网络集进行第一阶段训练之后，所述方法还包括：执行 X 次迭代，所述迭代包括：在所述待搜索神经网络库中增加 S 个进化后的神经网络；所述进化后的神经网络通过进化所述待搜索神经网络库中的神经网络获得；所述 S 与所述 R 相等；按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为所述第三预设值的神经网络和所述 S 个进化后的神经网络排序得到第四神经网络序列集，并将所述第四神经网络序列集中前 N 个神经网络作为第三待训练神经网络集；按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为所述第一预设值的神经网络排序得到第五神经网络序列集，并将所述第五神经网络序列集中前 M 个神经网络作为第四待训练神经网络集；使用所述训练数据集对所述第三待训练神经网络集进行所述第二阶段训练，以及使用所述训练数据集对所述第四待训练神经网络集进行所述第一阶段训练；所述方法还包括：移除所述待搜索神经网络库中在 T 次迭代中未被训练的神经网络；所述 T 小于所述 X 。

在该种可能实现的方式中，通过在搜索的迭代过程将在 T 次迭代中未被训练的神经网络从待搜索神经网络库中移除，进一步减小神经网络搜索耗费的计算资源，提高搜索速度。

在又一种可能实现的方式中，所述在所述待搜索神经网络库中增加 R 个进化后的神经网络，包括：复制所述待搜索神经网络库中的 R 个神经网络，得到 R 个复制后的神经网络；通过修改所述 R 个复制后的神经网络的结构，以进化所述 R 个复制后的神经网络，获得 R 个待训练的神经网络；使用所述训练数据集对所述 R 个待训练的神经网络进行第三阶段训练，获得所述 R 个进化后的神经网络；所述第三阶段训练的训练周期数为所述第三预设值；将所述 R 个进化后的神经网络添加至所述待搜索神经网络库。

在该种可能实现的方式中，通过调整待搜索神经网络库中的神经网络的结构，获得进化后的神经网络，可丰富待搜索神经网络库中的神经网络的结构，提升搜索效果。

在又一种可能实现的方式中，所述待搜索神经网络库中的神经网络用于图像分类。

结合第一方面及前面任何一种可能实现的方式，在该种可能实现的方式中，待搜索神经网络库中的神经网络均可用于图像分类。

在又一种可能实现的方式中，所述待搜索神经网络库中的神经网络包括标准层、缩减层以及分类层；所述标准层、所述缩减层以及所述分类层依次串联；所述标准层用于从输入所述标准层的图像中提取特征；所述缩减层用于从输入所述缩减层的图像中提取特征，并缩小输入所述缩减层的图像的大小；所述分类层用于根据所述缩减层输出的特征得到输入所述待搜索神经网络库中的神经网络的图像的分类结果；所述标准层和所述缩减层均包括多个神经元；所述多个神经元中的神经元依次串联，且第 $i+1$ 个神经元的输入包括第 i 个神经元的输出和第 $i-1$ 个神经元的输出；所述第 $i+1$ 个神经元、所述第 i 个神经元以及所述第 $i-1$ 个神经元属于所述多个神经元；所述 i 为大于 1 的正整数；所述神经元包括 j 个节点；第 k 个节点的输入为所述第 k 个节点之前的 $k-1$ 个节点中的任意两个节点的输出；所述 k 为大于 2 的正整数，且所述 k 小于或等于所述 j ；所述神经元的输出为第 j 个节点的输出和第 $j-1$ 个节点的输出融合后的结果；所述节点包括至少两个操作；所述操作的输入为所述节点的输入；所述操作为以下任意一种：卷积、池化、映射。

在该种可能实现的方式中，提供了一种待搜索神经网络库中神经网络的结构，可基于该结构获得多种不同结构的神经网络，以丰富待搜索神经网络库中神经网络的结构。

在又一种可能实现的方式中，所述通过修改所述 R 个复制后的神经网络的结构，包括：通过更换所述 R 个复制后的神经网络的神经元的输入修改所述 R 个复制后的神经网络的结构；和/或通过更换所述 R 个复制后的神经网络的神经元的节点内的操作修改所述 R 个复制后的神经网络的结构。

在该种可能实现的方式中，通过更换复制后的神经网络的神经元的输入和/或更换复制后的神经网络的神经元的节点内的操作修改复制后的神经网络的结构，以实现进化复制后的神经网络。

在又一种可能实现的方式中，所述获取待搜索神经网络库，包括：获取待搜索神经网络；使用所述训练数据集对所述待搜索神经网络进行所述第三阶段训练，获得所述待搜索神经网络库；所述待搜索神经网络库包含第三阶段训练后的待搜索神经网络。

在该种可能实现的方式中，通过对待搜索神经网络进行第三阶段的训练，获得待搜索神经网络库，以

便后续基于待搜索神经网络库进行神经网络搜索。

在又一种可能实现的方式中，所述将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络作为目标神经网络，包括：按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络排序得到第五神经网络序列集，并将所述第五神经网络序列集中前 Y 个神经网络作为所述目标神经网络。

在该种可能实现的方式中，将已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络中识别精度最高的 Y 个神经网络作为目标神经网络，进一步提升搜索效果。

第二方面，提供了一种神经网络搜索装置，所述装置包括：获取单元，用于获取待搜索神经网络库和训练数据集；排序单元，用于按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值的神经网络排序得到第一神经网络序列集，并将所述第一神经网络序列集中前 M 个神经网络作为第一待训练神经网络集；训练单元，用于使用所述训练数据集对所述第一待训练神经网络集进行第一阶段训练；所述第一阶段训练的周期数为第二预设值；确定单元，用于将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络作为目标神经网络。

在一种可能实现的方式中，所述排序单元还用于：在所述按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值的神经网络排序得到第一神经网络序列集，并将所述第一神经网络序列集中前 M 个神经网络作为第一待训练神经网络之前，按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第三预设值的神经网络排序得到第二神经网络序列集，并将所述第二神经网络序列集中前 N 个神经网络作为第二待训练神经网络集；所述训练单元，还用于使用所述训练数据集对所述第二待训练神经网络集进行第二阶段训练；所述第二阶段训练的周期数与所述第三预设值的和等于所述第一预设值。

在另一种可能实现的方式中，所述神经网络搜索装置还包括：神经网络进化单元，用于在所述按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第三预设值的神经网络排序得到第二神经网络序列集，并将所述第二神经网络序列集中前 N 个神经网络作为第二待训练神经网络集之前，在所述待搜索神经网络库中增加 R 个进化后的神经网络；所述进化后的神经网络通过进化所述待搜索神经网络库中的神经网络获得；所述排序单元具体用于：按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为所述第三预设值的神经网络和所述 R 个进化后的神经网络排序得到第二神经网络序列集，并将所述第二神经网络序列集中前 N 个神经网络作为所述第二待训练神经网络集。

在又一种可能实现的方式中，所述神经网络搜索装置还包括：执行单元，用于在所述使用所述训练数据集对所述第一待训练神经网络集进行第一阶段训练之后，执行 X 次迭代，所述迭代包括：在所述待搜索神经网络库中增加 S 个进化后的神经网络；所述进化后的神经网络通过进化所述待搜索神经网络库中的神经网络获得；所述 S 与所述 R 相等；按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为所述第三预设值的神经网络和所述 S 个进化后的神经网络排序得到第四神经网络序列集，并将所述第四神经网络序列集中前 N 个神经网络作为第三待训练神经网络集；按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为所述第一预设值的神经网络排序得到第五神经网络序列集，并将所述第五神经网络序列集中前 M 个神经网络作为第四待训练神经网络集；使用所述训练数据集对所述第三待训练神经网络集进行所述第二阶段训练，以及使用所述训练数据集对所述第四待训练神经网络集进行所述第一阶段训练；所述神经网络搜索装置还包括：移除单元，用于移除所述待搜索神经网络库中在 T 次迭代中未被训练的神经网络；所述 T 小于所述 X 。

在又一种可能实现的方式中，所述神经网络进化单元具体用于：复制所述待搜索神经网络库中的 R 个神经网络，得到 R 个复制后的神经网络；以及通过修改所述 R 个复制后的神经网络的结构，以进化所述 R 个复制后的神经网络，获得 R 个待训练的神经网络；以及使用所述训练数据集对所述 R 个待训练的神经网络进行第三阶段训练，获得所述 R 个进化后的神经网络；所述第三阶段训练的周期数为所述第三预设值；以及将所述 R 个进化后的神经网络添加至所述待搜索神经网络库。

在又一种可能实现的方式中，所述待搜索神经网络库中的神经网络用于图像分类。

在又一种可能实现的方式中，所述待搜索神经网络库中的神经网络包括标准层、缩减层以及分类层；

所述标准层、所述缩减层以及所述分类层依次串联；所述标准层用于从输入所述标准层的图像中提取特征；所述缩减层用于从输入所述缩减层的图像中提取特征，并缩小输入所述缩减层的图像的大小；所述分类层用于根据所述缩减层输出的特征得到输入所述待搜索神经网络库中的神经网络的图像的分类结果；所述标准层和所述缩减层均包括多个神经元；所述多个神经元中的神经元依次串联，且第 $i+1$ 个神经元的输入包括第 i 个神经元的输出和第 $i-1$ 个神经元的输出；所述第 $i+1$ 个神经元、所述第 i 个神经元以及所述第 $i-1$ 个神经元属于所述多个神经元；所述 i 为大于 1 的正整数；所述神经元包括 j 个节点；第 k 个节点的输入为所述第 k 个节点之前的 $k-1$ 个节点中的任意两个节点的输出；所述 k 为大于 2 的正整数，且所述 k 小于或等于所述 j ；所述神经元的输出为第 j 个节点的输出和第 $j-1$ 个节点的输出融合后的结果；所述节点包括至少两个操作；所述操作的输入为所述节点的输入；所述操作为以下任意一种：卷积、池化、映射。

在又一种可能实现的方式中，所述神经网络进化单元具体用于：通过更换所述 R 个复制后的神经网络的神经元的输入修改所述 R 个复制后的神经网络的结构；和/或通过更换所述 R 个复制后的神经网络的神经元的节点内的操作修改所述 R 个复制后的神经网络的结构。

在又一种可能实现的方式中，所述获取单元具体用于：获取待搜索神经网络；使用所述训练数据集对所述待搜索神经网络进行所述第三阶段训练，获得所述待搜索神经网络库；所述待搜索神经网络库包含第三阶段训练后的待搜索神经网络。

在又一种可能实现的方式中，所述确定单元具体用于：按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络排序得到第五神经网络序列集，并将所述第五神经网络序列集中前 Y 个神经网络作为所述目标神经网络。

第三方面，提供了一种处理器，所述处理器用于执行如上述第一方面及其任意一种可能实现的方式的方法。

第四方面，提供了一种电子设备，包括：处理器、发送装置、输入装置、输出装置和存储器，所述存储器用于存储计算机程序代码，所述计算机程序代码包括计算机指令，当所述处理器执行所述计算机指令时，所述电子设备执行如上述第一方面及其任意一种可能实现的方式的方法。

第五方面，提供了一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质中存储有计算机程序，所述计算机程序包括程序指令，所述程序指令当被电子设备的处理器执行时，使所述处理器执行如上述第一方面及其任意一种可能实现的方式的方法。

第六方面，提供了一种计算机程序，所述计算机程序包括计算机可读代码，当所述计算机可读代码在电子设备中运行时，所述电子设备中的处理器执行如上述第一方面及其任意一种可能实现的方式的方法。

应当理解的是，以上的一般描述和后文的细节描述仅是示例性和解释性的，而非限制本公开。

附图说明

为了更清楚地说明本公开实施例或背景技术中的技术方案，下面将对本公开实施例或背景技术中所需要使用的附图进行说明。

此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分，这些附图示出了符合本公开的实施例，并与说明书一起用于说明本公开的技术方案。

图 1 为本公开实施例提供了一种神经网络搜索方法的流程示意图；

图 2 为本公开实施例提供的另一种神经网络搜索方法的流程示意图；

图 3a 为本公开实施例提供了一种搜索空间中的神经网络的整体结构示意图；

图 3b 为本公开实施例提供了一种神经网络层内的神经元之间的连接关系示意图；

图 3c 为本公开实施例提供了一种神经层内的神经元的结构示意图；

图 3d 为本公开实施例提供了一种神经元内节点的结构示意图；

图 4a 为本公开实施例提供了一种调整神经网络的结构示意图；

图 4b 为本公开实施例提供的另一种调整神经网络的结构示意图；

图 5 为本公开实施例提供的另一种神经网络搜索方法的流程示意图；

图 6 为本公开实施例提供了一种神经网络搜索装置的结构示意图；

图 7 为本公开实施例提供了一种神经网络搜索装置的硬件结构示意图。

具体实施方式

为了使本技术领域的人员更好地理解本公开方案，下面将结合本公开实施例中的附图，对本公开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公开一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本公开中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本公开保护的范围。

本公开的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”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他步骤或单元。

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公开的至少一个实施例中。在说明书中的各个位置出现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。

由于在进行图像处理（如：图像分类）时，对不同的神经网络的结构进行训练获得的神经网络的准确率不一样，因此，在进行图像处理之前，需要为图像处理确定性能较好的神经网络的结构。其中，神经网络的结构性能越好，表征使用对该神经网络的结构进行训练获得的神经网络进行图像处理的准确率越高。

神经网络搜索指通过对待搜索神经网络库中具有不同结构的神经网络进行大量的训练，可确定神经网络库中性能较好的神经网络的结构，进而从神经网络库中获得目标神经网络，后续可将目标神经网络用于图像处理。

上述“性能较好”以及下文将多次出现的“性能较好”指在多个不同的神经网络的结构中性能最好的几个，这里的“几个”具体是多少个，可根据实际应用调整。举例来说：将 10 个不同的神经网络的结构中性能最好的 4 个称为性能较好的神经网络的结构，而这 10 个不同的神经网络的结构中性能最好的 4 个神经网络的结构分别为 a、b、c、d，则 a、b、c、d 为性能较好的神经网络的结构。

下文还将多次出现“性能较差”一词，“性能较差”指在多个不同的神经网络的结构中性能最差的几个，这里的“几个”具体是多少个，可根据实际应用调整。举例来说：将 10 个不同的神经网络的结构中性能最差的 3 个称为性能较差的神经网络的结构，而这 10 个不同的神经网络的结构中性能最好的 3 个神经网络的结构分别为 e、f、g，则 e、f、g 为性能较差的神经网络的结构。

下面结合本公开实施例中的附图对本公开实施例进行描述。

请参阅图 1，图 1 是本公开实施例（一）提供了一种神经网络搜索方法的流程示意图。

101、获取待搜索神经网络库和训练数据集。

本公开实施例中，待搜索神经网络库包括多个待搜索神经网络，其中，待搜索神经网络可以是存储于执行本公开实施例的终端（如：电脑）；待搜索神经网络也可以是从与终端连接的存储介质中获取；待搜索神经网络还可以是随机生成的方式获得；待搜索神经网络还可以通过人工设计获得；本公开对获得待搜索神经网络的方式不作限定。

本公开实施例中，训练数据集可以是图像集，可选的，该图像集可以是用于训练神经网络进行图像分类的图像集。训练数据集可以是存储于终端（如：电脑）；也可以是从与终端连接的存储介质中获取；还可以是终端从互联网中获取。

102、按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值的神经网络排序，并将前 M 个神经网络作为第一待训练神经网络。

本公开实施例中，识别精度可以是对训练数据集的分类结果的准确率。第一预设值为正整数，可选的，第一预设值可取为 40。M 可以是任意正整数，需要理解的是，由于待搜索神经网络库中神经网络的数量是确定的，M 还可以通过预设比例确定，举例来说，待搜索神经网络库中的神经网络的数量为 100 个，预设比例为 50%，即将精度排名前 50% 的神经网络作为第一待训练神经网络，也就是将排序后的前 50 个神经网络作为第一待训练神经网络。

103、使用所述训练数据集对所述第一待训练神经网络进行第一阶段训练；所述第一阶段训练的周期数为第二预设值。

本公开实施例中，第一阶段训练的周期数可为第二预设值，可选的，第二预设值的取值为20。通过对第一待训练神经网络进行第一阶段训练，可进一步提高第一待训练神经网络对训练数据集的识别准确率，同时也能更真实的反应第一待训练神经网络的网络结构的性能。

在从神经网络库中搜索神经网络时需要通过训练神经网络来评估神经网络的结构性能，最终可根据评估结果选取性能较优的神经网络，同时，训练的次数越多，对神经网络的性能的评估就越准确。由于待搜索神经网络库中的神经网络的数量较多，若通过对待搜索神经网络库中的每一个神经网络进行大量的训练来评估神经网络的结构性能需要耗费大量的计算资源，同时也会耗费大量的时间。

因此，本公开实施例采用“减少在性能较差的神经网络上耗费的计算资源和搜索时间”的策略进行搜索，该策略可包括：通过102从待搜索神经网络库中确定精度较高的神经网络（即性能较好的神经网络），并通过103对性能较好的神经网络进行第一阶段训练，减少在性能较差的神经网络上耗费的计算资源和搜索时间，这样，可减少从待搜索神经网络库中的进行神经网络搜索耗费的计算资源，同时也能缩短搜索时间。

104、将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络作为目标神经网络。

如上所述，第一待训练神经网络已训练的周期数为第一预设值，第一阶段训练的周期数为第二预设值，那么第一阶段训练后的神经网络的已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和。

本公开实施例中，目标神经网络即为搜索获得的神经网络，后续可对具有与目标神经网络相同的结构的神经网络进行训练，以使用训练后的神经网络进行图像处理（如：图像分类）。

可选的，由于已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络可能有多个，且这些神经网络中不同的神经网络的性能并不一样，因此，可在已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络中选取性能排名最好的几个神经网络作为目标神经网络，例如：将已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络中性能排名前10的神经网络作为目标神经网络。

本实施例通过对第一待训练神经网络进行第一阶段训练，实现对待搜索神经网络库中的神经网络进行分阶段训练，即对前一阶段训练后性能较好的神经网络进行下一阶段的训练，这样，可减少搜索过程所耗费的计算资源和时间。

请参阅图2，图2是本公开实施例提供的另一种神经网络搜索方法的流程示意图。

201、获取待搜索神经网络和训练数据集。

待搜索神经网络可以存储于执行本公开实施例的终端（如：电脑）；待搜索神经网络也可以是从与终端连接的存储介质中获取；待搜索神经网络还可以通过随机生成的方式获取；待搜索神经网络还可以通过人工设计获取；本公开对获取待搜索神经网络的方式不作限定。

在一种可能实现的方式中，基于神经网络搜索空间的网络架构可随机生成待搜索神经网络，可选的，待搜索神经网络为用于图像分类的神经网络。搜索空间可参见图3。其中，图3a为搜索空间中的神经网络的整体结构示意图，如图3a所示，该搜索空间中的神经网络均包含3个标准层（Normal Cell）、2个缩减层（Reduction Cell）和1个分类层（Classification）、这6个神经网络层依次串联，即前一层的输出为后一层的输入，其中，以输入图像为例，经过标准层的处理，图像的大小不会改变，而经过缩减层的处理，图像的大小会缩小至原来的一半。举例来说，输入的图像的大小为32*32，经过第一层标准层的处理后，输出的是大小为32*32的图像，并将作为第二层缩减层的输入，经过第二层输入层的处理后，输出的是大小为16*16的图像。

图3b为神经网络层内的神经元（cell）之间的连接关系示意图，如图3b所示，每个神经网络层中第i+1个神经元的输入均为第i个神经元和第i-1个神经元的输出，其中，i为大于或等于2的正整数。

图3c为图3b中的神经元的结构示意图，如图3c所示，每个神经元包含5个节点，每个节点内部包含相应的操作，其中，节点0和节点1为输入节点，节点0为第i-1个神经元的输出。节点1为第i个神经元的输出，节点2的输入则为节点0和节点1的输出，节点3的输入可以是节点0、节点1、节点2中任意两个节点的输出，也就是说，通过从节点0的输出、节点1的输出、节点2的输出中随机选择两个输出作

为节点 3 的输入。节点 4 的输入可以是节点 0、节点 1、节点 2、节点 3 中任意两个节点的输出，也就是说，通过从节点 0 的输出、节点 1 的输出、节点 2 的输出和节点 3 的输出中随机选择两个输出作为节点 4 的输入。最后将节点 2、节点 3 和节点 4 的输出融合（Concat），获得神经元的输出。

图 3d 为神经元内节点的结构示意图，如图 3d 所示，每个节点的两个输入分别输入至操作 1 和操作 2，其中，操作 1 和操作 2 可以是卷积、池化、映射中的任意一种，也就是说，每个节点中的操作 1 和操作 2 可从卷积、池化和映射中随机选择一种操作，最后将操作 1 和操作 2 的输出相加，获得节点的输出。

从中可以看出，通过随机确定每个神经元内节点之间的连接关系和随机生成每个节点内的操作，可随机生成多个具有不同网络结构的待搜索神经网络。

需要理解的是，上述可能实现的方式中的搜索空间是为了举例，而不应该对本公开实施例造成限定，也就是说，本公开实施例还可基于其他搜索空间随机产生待搜索神经网络。

获取训练数据集的方式可参见 101，此处将不再赘述。

202、使用所述训练数据集对所述待搜索神经网络进行第三阶段训练，获得所述待搜索神经网络库；所述待搜索神经网络库包含第三阶段训练后的待搜索神经网络。

获得待搜索神经网络后，可使用训练数据集对所述待搜索神经网络进行第三阶段训练，再将第三阶段训练后的待搜索神经网络加入待搜索神经网络库。其中，第三阶段训练的训练周期数为第三预设值，第三预设值为正整数，可选的，第三预设值为 20。

可选的，为通过搜索获得更多性能好的神经网络的结构，可从待搜索神经网络库中的神经网络中随机选取预定数量个神经网络，进化选取出的神经网络，并将进化后的神经网络添加至待搜索神经网络库中。其中，若待搜索神经网络对训练数据集的识别精度越高，表征该神经网络的性能越好，即该神经网络的结构越好，这样，进化性能好的神经网络获得性能更好的神经网络的概率比进化性能差的神经网络获得性能更好的神经网络的概率要高。因此，待搜索神经网络对训练数据集的识别精度越高，该神经网络被选取的概率就越大。其中，进化神经网络可通过以下任意一种及其组合实现：调整神经网络的结构、更改神经网络的参数。

在一种可能实现的方式中，可通过以下步骤实现在待搜索神经网络库中增加 R 个进化后的神经网络：

复制待搜索神经网络库中的 R 个神经网络；

通过修改 R 个复制后的神经网络的结构，进化 R 个复制后的神经网络，获得 R 个待训练的神经网络；

使用训练数据集对 R 个待训练的神经网络进行第三阶段训练，获得 R 个进化后的神经网络，其中，第三阶段训练的训练周期数为第三预设值；

将 R 个进化后的神经网络添加至待搜索神经网络库。

举例来说，从待搜索神经网络库中随机选取 3 个神经网络（分别为 A、B、C），并通过调整这 3 个神经网络的结构，获得 3 个进化后的神经网络（分别为 D、E、F），并将该 3 个进化后的神经网络添加至待搜索神经网络库。需要理解的是，此时，待搜索神经网络库中包含 A、B、C、D、E、F 这 6 个神经网络。

上述修改 R 个复制后的神经网络的结构可通过更换 R 个复制后的神经网络的神经元的输入实现，还可通过更换 R 个复制后的神经网络的神经元的操作实现，还可通过既更换 R 个复制后的神经网络的神经元又更换 R 个复制后的神经网络的神经元的节点内的操作实现。

上请参见图 4a，图 4a 为通过更换神经元中的节点的输入调整神经网络的结构示意图，如图 4a 所示，调整神经网络的结构之前，节点 4 的输入为节点 1 和节点 2 的输出，通过将节点 4 的输入调整为节点 1 和节点 3 的输出，可调整神经网络的结构，进而进化神经网络。

请参见图 4b，图 4b 为通过更换神经网络的神经元的节点内的操作调整神经网络的结构示意图，如图 4b 所示，节点 4 包含操作 1（卷积）和操作 2（池化），通过将操作 2 设置为不进行任何操作，可调整神经网络的结构，进而进化神经网络。

203、按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第三预设值的神经网络排序，并将前 N 个神经网络作为第二待训练神经网络。

为了更好的评估神经网络的性能，在已完成第三阶段训练（即已训练周期数为第三预设值）的情况下，还需继续对待搜索神经网络库中的神经网络进行训练。由于神经网络搜索的目的是从待搜索神经网络库中确定性能较好的神经网络的结构，因此，本公开实施例将对在第三阶段训练后性能较好的神经网络进行后

续训练, 这样, 可减小后续搜索过程所耗费的计算资源, 以及缩短搜索过程所耗费的时间。

如上所述, 在获取待搜索神经网络库之后, 可在待搜索神经网络库中增加 R 个进化后的神经网络, 而 R 个进化后的神经网络均是已进行了第三阶段训练, 也就是说这 R 个进化后的神经网络的已训练周期数为第三预设值。此外, 在将 R 个进化后的神经网络中的添加至待搜索神经网络库之前, 待搜索神经网络库中存在已训练周期数为第三预设值的神经网络。因此, 按对训练数据集的识别精度从高到低的顺序将待搜索神经网络库中已训练周期数为第三预设值的神经网络和 R 个进化后的神经网络排序, 并将前 N 个神经网络作为第二待训练神经网络。

本公开实施例中, N 可以是任意正整数, 需要理解的是, 由于待搜索神经网络库中神经网络的数量是确定的, N 还可以通过预设比例确定, 举例来说, 待搜索神经网络库中的神经网络的数量为 100 个, 预设比例为 50%, 即将精度排名前 50% 的神经网络作为第二待训练神经网络, 也就是将排序后的前 50 个神经网络作为第二待训练神经网络。

需要指出的是, 下文还将出现 R 、 M 、 Y 等字母, 这些字母的含义与 N 相同, 下文将不再赘述。

204、使用所述训练数据集对所述第二待训练神经网络进行第二阶段训练; 所述第二阶段训练的周期数与所述第三预设值的和等于所述第一预设值。

如上所述, 第二待训练神经网络的已训练周期数为第三预设值, 通过对第二待训练神经网络进行第二阶段训练, 可获得已训练周期数为第一预设值的神经网络, 也就是说, 第二阶段训练的周期数与第三预设值的和等于第一预设值。举例来说, 第一预设值为 40, 第三预设值为 20, 则第二阶段训练的周期数为 20。

由于对神经网络进行训练并不会改变神经网络的结构, 而是提高神经网络对训练数据集的识别精度。因此, 使用训练数据集对第二待训练神经网络进行第二阶段训练获得的神经网络的性能可更准确的反应第二待训练神经网络的结构性能, 有利于提高搜索准确率。

205、按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值的神经网络排序, 并将前 M 个神经网络作为第一待训练神经网络。

如上所述, 对神经网络训练的周期数越多, 对神经网络性能的评估就越准确, 进而搜索准确率也就越高, 因此, 本公开实施例中, 将神经网络搜索的目标训练周期数设为第一预设值与第二预设值的和, 即待搜索神经网络库中的神经网络被训练的周期数最大为第一预设值与第二预设值的和, 且已训练周期数达到第一预设值与第二预设值的和的神经网络可作为目标神经网络。

经过 202~204 的处理, 待搜索神经网络库中的部分神经网络的已训练的周期数为第一预设值, 因此, 需要对已训练周期数为第一预设值的和的神经网络继续进行训练。继续使用“减少在性能较差的神经网络上耗费的计算资源和搜索时间”的策略进行搜索, 按对训练数据集的识别精度从高到低的顺序将待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值的神经网络排序, 并将前 M 个神经网络作为第一待训练神经网络。可选的, M 与 N 相等。

206、使用所述训练数据集对所述第一待训练神经网络进行第一阶段训练, 所述第一阶段训练的周期数为第二预设值。

本公开实施例中, 第一阶段训练的周期数为第二预设值。通过使用训练数据集对第一待训练神经网络进行第一阶段训练获得的神经网络的已训练周期数可达到目标训练周期数 (即第一预设值与第二预设值的和)。

207、按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述第一阶段训练后的神经网络排序, 并将前 Y 个神经网络作为所述目标神经网络。

经过 201 至 206 的处理, 待搜索神经网络库中的部分神经网络的已训练周期数已达到目标训练周期数, 也就是说, 该部分神经网络已完成神经网络搜索中的训练过程。

显然, 已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络可能有多个, 且这些神经网络中不同的神经网络的性能并不一样, 因此, 可从已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络中选取性能排名最好的几个神经网络作为目标神经网络, 即按对训练数据集的识别精度从高到低的顺序将已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络排序, 并将前 Y 个神经网络作为目标神经网络。

本实施例通过对待搜索神经网络依次进行第三阶段训练、第二阶段训练、第一阶段训练, 实现从待搜

索神经网络中搜索获得目标神经网络。其中，通过对第三阶段训练后性能较好的神经网络进行第二阶段训练，以及对第二阶段训练后的性能较好的神经网络进行第一阶段训练可大大减小搜索过程所耗费的计算资源和时间。同时，通过在待搜索神经网络库中增加进化后的神经网络，可提高搜索效果。

实施例（二）阐述了从随机产生待搜索神经网络至获得目标神经网络的实现过程，即依次对随机产生的待搜索神经网络进行第三阶段训练、第二阶段训练、第一阶段训练，获得目标神经网络。而在实际应用时，往往需要通过更多的训练进一步提升搜索准确率。

请参阅图 5，图 5 为本公开实施例（三）提供另一种神经网络搜索的方法的流程图。

501、在使用所述训练数据集对所述第一待训练神经网络进行第一阶段训练之后，执行 X 次迭代。

本公开实施例中，一次迭代依次包括以下步骤：

在待搜索神经网络库中增加 S 个进化后的神经网络，其中，进化后的神经网络通过进化待搜索神经网络库中的神经网络获得，且 S 与 R 相等；

按对训练数据集的识别精度从高到低的顺序将待搜索神经网络库中已训练周期数为第三预设值的神经网络和 S 个进化后的神经网络排序，并将前 N 个神经网络作为第三待训练神经网络，同时按对训练数据集的识别精度从高到低的顺序将待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值的神经网络排序，并将前 M 个神经网络作为第四待训练神经网络；

使用训练数据集对第三待训练神经网络进行第二阶段训练，以及使用训练数据集对第四待训练神经网络进行第一阶段训练。

上述 X 次迭代在实施例（二）的 206 后执行，而每一次迭代中都包含第一阶段训练，也就是说，每一次迭代都将产生已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络，即已训练周期数为目标训练周期数的神经网络。

需要理解的是，若待搜索神经网络库中的神经网络已训练的周期数达到目标训练周期数后，该神经网络将不再被训练。此外，由于每一次迭代的过程中，待搜索神经网络库中都会新增 S 个进化后的神经网络（获得 S 个进化后的神经网络的实现过程可参见 202 中获得 R 个进化后的神经网络的实现过程），同时，每一次迭代中都将对第三待训练神经网络进行第二阶段训练，因此，每一次迭代后，神经网络库中已训练周期数分别为第一预设值、第三预设值以及目标训练周期数的神经网络的数量都会发生改变。

举例来说，假定 202 为第 1 次迭代，203~204 为第 2 迭代，205~206 为第 3 次迭代，501 所要执行的 X 次迭代依次为：第 4 次迭代，第 5 次迭代，…，第 (X+3) 次迭代。

需要指出的是，205~206 只阐述了第 3 次迭代中对性能较好的已训练周期数为第一预设值的神经网络进行第一阶段训练，可选的，第 3 次迭代中还包括按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第三预设值的神经网络排序，并对前 N 个神经网络进行第二阶段训练的过程。

假设随机生成的待搜索神经网络的数量为 32，第一预设值、第二预设值和第三预设值均为 20，N=8，M=4，R=S=16，则每一次迭代前待搜索神经网络库中已训练周期数分别为 20、40、60 的神经网络的数量可参见下表 1。

表 1

迭代次数	已训练周期数为 20 的神经网络的数量	已训练周期数为 40 的神经网络的数量	已训练周期数为 60 的神经网络的数量	待搜索神经网络库中神经网络的数量
1	32	0	0	32
2	32+16-8	8	0	32+16
3	32+16-8+16-8	8+8-4	4	32+16+16
4	32+16-8+16-8+16-8	8+8-4+8-4	4+4	32+16+16+16
...	...	...	...	...
X+3	32+ (X+2) * (16-8)	8+ (X+1) * (8-4)	4+4X	32+16 (X+2)

如表 1 中所示，从第 3 次迭代开始，往后的每一次迭代都将产生新的已训练周期数为 60 的神经网络

(即已训练周期数为目标训练周期数的神经网络)。

需要理解的是,上述示例中的数据仅用于举例,并不对本公开构成限定。

502、移除所述待搜索神经网络库中在 T 次迭代中未被训练的神经网络;所述 T 小于所述 X 。

本实施例是为了从待搜索神经网络库中搜索得到性能较好的神经网络的结构,也就是说,本实施例解决的是一个最优化的问题。如其他最优化方法中存在的局部最优的问题一样,在实施实施例(一)、实施例(二)以及 501 的方法从待搜索神经网络库中搜索性能较好的神经网络的结构的过程中,也存在局部最优的问题。

如 202 所述,待搜索神经网络对训练数据集的识别精度越高(下文将这些待搜索神经网络称为性能较好的待搜索神经网络),该待搜索神经网络被选取进行进化的概率就越大。需要理解的是,由于每一次迭代后,都将进化待搜索神经网络库中选取性能较好的待搜索神经网络,因此,每一次迭代后,不属于目标排名内的性能较好的搜索神经网络都将有很大的概率被进化,也就是说,在待搜索神经网络库中,进化除性能最好的待搜索神经网络(即全局最优)之外性能较好的搜索神经网络得到的神经网络的数量可能会很多,这将可能导致终端(此处指实施本公开实施例的设备)在之后的搜索过程中“专注”于搜索该进化后的神经网络,进而降低搜索得到性能好的神经网络的概率,使搜索效果下降。

为解决上述局部最优的问题,本实施例通过将 T 次迭代中未被训练的神经网络从待搜索神经网络库中移除,以减小上述局部最优的问题对搜索效果的影响,进而提升搜索效果。其中, T 为正整数,且 T 小于 X 。

举例来说,假定 $T=10$,待搜索神经网络库中的神经网络 G 在第 4 次迭代中被训练后,在接下来的 10 次迭代中均未被训练(即从第 5 次迭代开始,直到完成第 14 次迭代,神经网络 G 自始至终未被训练),则第 14 次迭代结束后将神经网络 G 从待搜索神经网络库中移除。

可选的,如若将 202 为第 1 次迭代,203~204 为第 2 迭代,205~206 为第 3 次迭代,则可参见下例:假定 $T=10$,待搜索神经网络库中的神经网络 H 在第 1 次迭代中被训练后,在接下来的 10 次迭代中均未被训练(即从第 2 次迭代开始,直到完成第 11 次迭代,神经网络 H 自始至终未被训练),则第 11 次迭代结束后将神经网络 H 从待搜索神经网络库中移除。

在另一种可能实现的方式中,假定 $T=2$,待搜索神经网络库中的神经网络 K 在第 1 次迭代中被训练后,在接下来的 2 次迭代中均未被训练(即从第 2 次迭代开始,直到完成第 3 次迭代,神经网络 K 自始至终未被训练),则第 3 次迭代结束后将神经网络 K 从待搜索神经网络库中移除。

本实施例通过将待搜索神经网络库中“长期”未被训练的神经网络(即在 T 次迭代中未被训练的神经网络)从待搜索神经网络库中移除,以减小搜索过程中的局部最优的问题对搜索效果带来的不良影响。

本领域技术人员可以理解,在具体实施方式的上述方法中,各步骤的撰写顺序并不意味着严格的执行顺序而对实施过程构成任何限定,各步骤的具体执行顺序应当以其功能和可能的内在逻辑确定。

上述详细阐述了本公开实施例的方法,下面提供了本公开实施例的装置。

请参阅图 6,图 6 为本公开实施例提供了一种神经网络搜索装置的结构示意图,该神经网络搜索装置 600 包括:获取单元 11、排序单元 12、训练单元 13、确定单元 14、神经网络进化单元 15、执行单元 16 以及移除单元 17。其中:

获取单元 11,用于获取待搜索神经网络库和训练数据集;

排序单元 12,用于按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值的神经网络排序,并将前 M 个神经网络作为第一待训练神经网络;

训练单元 13,用于使用所述训练数据集对所述第一待训练神经网络进行第一阶段训练;所述第一阶段训练的训练周期数为第二预设值;

确定单元 14,用于将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络作为目标神经网络。

所述排序单元 12 还用于:在所述按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值的神经网络排序,并将前 M 个神经网络作为第一待训练神经网络之前,按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第三预设值的神经网络排序,并将前 N 个神经网络作为第二待训练神经网络;所述训练单元,还用于使用所述训练数

据集对所述第二待训练神经网络进行第二阶段训练；所述第二阶段训练的训练周期数与所述第三预设值的和等于所述第一预设值。

在一种可能实现的方式中，所述神经网络搜索装置 600 还包括：神经网络进化单元 15，用于在所述按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第三预设值的神经网络排序，并将前 N 个神经网络作为第二待训练神经网络之前，在所述待搜索神经网络库中增加 R 个进化后的神经网络；所述进化后的神经网络通过进化所述待搜索神经网络库中的神经网络获得；所述排序单元 12 具体用于：按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为所述第三预设值的神经网络和所述 R 个进化后的神经网络排序，并将前 N 个神经网络作为所述第二待训练神经网络。

在另一种可能实现的方式中，所述神经网络搜索装置 600 还包括：执行单元 16，用于在所述使用所述训练数据集对所述第一待训练神经网络进行第一阶段训练之后，执行 X 次迭代，所述迭代包括：在所述待搜索神经网络库中增加 S 个进化后的神经网络；所述进化后的神经网络通过进化所述待搜索神经网络库中的神经网络获得；所述 S 与所述 R 相等；按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为所述第三预设值的神经网络和所述 S 个进化后的神经网络排序，并将前 N 个神经网络作为第三待训练神经网络；按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为所述第一预设值的神经网络排序，并将前 M 个神经网络作为第四待训练神经网络；使用所述训练数据集对所述第三待训练神经网络进行所述第二阶段训练，以及使用所述训练数据集对所述第四待训练神经网络进行所述第一阶段训练；所述神经网络搜索装置 600 还包括：移除单元 17，用于移除所述待搜索神经网络库中在 T 次迭代中未被训练的神经网络；所述 T 小于所述 X。

在又一种可能实现的方式中，所述神经网络进化单元 15 具体用于：复制所述待搜索神经网络库中的 R 个神经网络；以及通过修改 R 个复制后的神经网络的结构，进化所述 R 个复制后的神经网络，获得 R 个待训练的神经网络；以及使用所述训练数据集对所述 R 个待训练的神经网络进行第三阶段训练，获得所述 R 个进化后的神经网络；所述第三阶段训练的训练周期数为所述第三预设值；以及将所述 R 个进化后的神经网络添加至所述待搜索神经网络库。

在又一种可能实现的方式中，所述待搜索神经网络库中的神经网络用于图像分类。

在又一种可能实现的方式中，所述待搜索神经网络库中的神经网络包括标准层、缩减层以及分类层；所述标准层、所述缩减层以及所述分类层依次串联；所述标准层用于从输入所述标准层的图像中提取特征；所述缩减层用于从输入所述缩减层的图像中提取特征，并缩小输入所述缩减层的图像的大小；所述分类层用于根据所述缩减层输出的特征得到输入所述待搜索神经网络库中的神经网络的图像的分类结果；所述标准层和所述缩减层均包括多个神经元；所述多个神经元中的神经元依次串联，且第 i+1 个神经元的输入包括第 i 个神经元的输出和第 i-1 个神经元的输出；所述第 i+1 个神经元、所述第 i 个神经元以及所述第 i-1 个神经元属于所述多个神经元；所述 i 为大于 1 的正整数；所述神经元包括 j 个节点；第 k 个节点的输入为所述第 k 个节点之前的 k-1 个节点中的任意两个节点的输出；所述 k 为大于 2 的正整数，且所述 k 小于或等于所述 j；所述神经元的输出为第 j 个节点的输出和第 j-1 个节点的输出融合后的结果；所述节点包括至少两个操作；所述操作的输入为所述节点的输入；所述操作为以下任意一种：卷积、池化、映射。

在又一种可能实现的方式中，所述神经网络进化单元具体用于：通过更换所述 R 个复制后的神经网络的神经元的输入修改所述 R 个复制后的神经网络的结构；和/或通过更换所述 R 个复制后的神经网络的神经元的节点内的操作修改所述 R 个复制后的神经网络的结构。

在又一种可能实现的方式中，所述获取单元 11 具体用于：获取待搜索神经网络；使用所述训练数据集对所述待搜索神经网络进行所述第三阶段训练，获得所述待搜索神经网络库；所述待搜索神经网络库包含第三阶段训练后的待搜索神经网络。

在又一种可能实现的方式中，所述确定单元 14 具体用于：按对所述训练数据集的识别精度从高到低的顺序将所述待搜索神经网络库中已训练周期数为第一预设值与第二预设值的和的神经网络排序，并将前 Y 个神经网络作为所述目标神经网络。

在一些实施例中，本公开实施例提供的装置具有的功能或包含的模块可以用于执行上文方法实施例描述的方法，其具体实现可以参照上文方法实施例的描述，为了简洁，这里不再赘述。

本公开实施例还提出一种处理器，所述处理器用于执行上述方法。

本公开实施例还提出一种电子设备，包括：处理器、发送装置、输入装置、输出装置和存储器，所述存储器用于存储计算机程序代码，所述计算机程序代码包括计算机指令，当所述处理器执行所述计算机指令时，所述电子设备执行上述方法。

本公开实施例还提出一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质中存储有计算机程序，所述计算机程序包括程序指令，所述程序指令当被电子设备的处理器执行时，使所述处理器执行上述方法。计算机可读存储介质可以是非易失性计算机可读存储介质或易失性计算机可读存储介质。

本公开实施例还提出一种计算机程序，所述计算机程序包括计算机可读代码，当所述计算机可读代码在电子设备中运行时，所述电子设备中的处理器执行上述方法。

图7为本公开实施例提供的一种神经网络搜索装置的硬件结构示意图。该神经网络搜索装置700包括处理器21，存储器22，输入装置23，输出装置24。该处理器21、存储器22、输入装置23和输出装置24通过连接器相耦合，该连接器包括各类接口、传输线或总线等等，本公开实施例对此不作限定。应当理解，本公开的各个实施例中，耦合是指通过特定方式的相互联系，包括直接相连或者通过其他设备间接相连，例如可以通过各类接口、传输线、总线等相连。

处理器21可以是一个或多个图形处理器（graphics processing unit，GPU），在处理器21是一个GPU的情况下，该GPU可以是单核GPU，也可以是多核GPU。可选的，处理器21可以是多个GPU构成的处理器组，多个处理器之间通过一个或多个总线彼此耦合。可选的，该处理器还可以为其他类型的处理器等等，本公开实施例不作限定。

存储器22可用于存储计算机程序指令，以及用于执行本公开方案的程序代码在内的各类计算机程序代码。可选地，存储器包括但不限于是随机存储记忆体（random access memory，RAM）、只读存储器（read-only memory，ROM）、可擦除可编程只读存储器（erasable programmable read only memory，EPROM）、或便携式只读存储器（compact disc read-only memory，CD-ROM），该存储器用于相关指令及数据。

输入装置23用于输入数据和/或信号，以及输出装置24用于输出数据和/或信号。输出装置23和输入装置24可以是独立的器件，也可以是一个整体的器件。

可以理解，本公开实施例中，存储器22不仅可用于存储相关指令，还可用于存储相关图像，如该存储器22可用于存储通过输入装置23获取的待搜索神经网络，又或者该存储器22还可用于存储通过处理器21搜索获得的目标神经网络等等，本公开实施例对于该存储器中具体所存储的数据不作限定。

可以理解的是，图7仅仅示出了神经网络搜索处理装置的简化设计。在实际应用中，神经网络搜索装置还可以分别包含必要的其他元件，包括但不限于任意数量的输入/输出装置、处理器、存储器等，而所有可以实现本公开实施例的神经网络搜索装置都在本公开的保护范围之内。

本领域普通技术人员可以意识到，结合本文中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、或者计算机软件和电子硬件的结合来实现。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公开的范围。

所属领域的技术人员可以清楚地了解到，为描述的方便和简洁，上述描述的系统、装置和单元的具体工作过程，可以参考前述方法实施例中的对应过程，在此不再赘述。所属领域的技术人员还可以清楚地了解到，本公开各个实施例描述各有侧重，为描述的方便和简洁，相同或类似的部分在不同实施例中可能没有赘述，因此，在某一实施例未描述或未详细描述的部分可以参见其他实施例的记载。

在本公开所提供的几个实施例中，应该理解到，所揭露的系统、装置和方法，可以通过其它的方式实现。例如，以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的，例如，所述单元的划分，仅仅为一种逻辑功能划分，实际实现时可以有另外的划分方式，例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统，或一些特征可以忽略，或不执行。另一点，所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口，装置或单元的间接耦合或通信连接，可以是电性，机械或其它的形式。

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单元来实现本实施例方案的目的。

另外，在本公开各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中，也可以是各个单元单独物理存在，也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。

在上述实施例中，可以全部或部分地通过软件、硬件、固件或者其任意组合来实现。当使用软件实现时，可以全部或部分地以计算机程序产品的形式实现。所述计算机程序产品包括一个或多个计算机指令。在计算机上加载和执行所述计算机程序指令时，全部或部分地产生按照本公开实施例所述的流程或功能。所述计算机可以是通用计算机、专用计算机、计算机网络、或者其他可编程装置。所述计算机指令可以存储在计算机可读存储介质中，或者通过所述计算机可读存储介质进行传输。所述计算机指令可以从一个网站站点、计算机、服务器或数据中心通过有线（例如同轴电缆、光纤、数字用户线（digital subscriber line，DSL））或无线（例如红外、无线、微波等）方式向另一个网站站点、计算机、服务器或数据中心进行传输。所述计算机可读存储介质可以是计算机能够存取的任何可用介质或者是包含一个或多个可用介质集成的服务器、数据中心等数据存储设备。所述可用介质可以是磁性介质，（例如，软盘、硬盘、磁带）、光介质（例如，数字通用光盘（digital versatile disc，DVD））、或者半导体介质（例如固态硬盘（solid state disk，SSD））等。

在不违背逻辑的情况下，本公开不同实施例之间可以相互结合，不同实施例描述有所侧重，为侧重描述的部分可以参见其他实施例的记载。

本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程，该流程可以由计算机程序来指令相关的硬件完成，该程序可存储于计算机可读取存储介质中，该程序在执行时，可包括如上述各方法实施例的流程。而前述的存储介质包括：只读存储器（read-only memory，ROM）或随机存储存储器（random access memory，RAM）、磁碟或者光盘等各种可存储程序代码的介质。