

深度学习网络确定方法、装置、电子设备及存储介质

本申请要求于2021年02月03日提交中国专利局、申请号为202110150032.X、申请名称为“深度学习网络确定方法、装置、电子设备及存储介质”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

本申请涉及计算机技术领域，尤其涉及一种深度学习网络确定方法、装置、电子设备及存储介质。

背景技术

随着科技的发展以及人类文明的日益成熟，深度学习网络在设备上的应用越来越普遍。然而，由于不同的设备提供的设备资源是不同的，比如移动手机和服务器能够提供的设备资源显然是不一样的。为了能在不同的设备上使用深度学习网络，往往需要研究员去针对不同的设备手工设计不同的网络，从深度学习网络网络结构的构建到基于不同的样本数据对该深度学习网络进行训练，得到训练好的深度学习网络，这会导致研究员浪费大量的时间在网络设计和训练上，耽误其它工作。

发明内容

本公开提出了一种深度学习网络确定方法、装置、电子设备及存储介质，用于减少研究员在网络设计和训练花费的时间。

在一些可能的实施例中，本公开提供一种深度学习网络确定方法，该方法包括：

确定目标设备待处理的目标事件；

根据目标事件从训练好的网络集合中确定出原始网络；原始网络为网络集合中与目标事件相匹配的网络；

获取训练原始网络的原始设备的设备资源信息，以及目标设备的设备资源信息；

根据目标设备的设备资源信息和原始设备的设备资源信息从原始网络上分割出目标网络；目标网络用于部署在目标设备上，对目标事件进行处理，目标网络和原始网络的网络模块数量相同且网络模块之间的连接结构相同。

在一些可能的实施例中，该方法还包括训练得到原始网络的步骤：

获取样本数据集，样本数据集包括多个输入数据和每个输入数据对应的标签；

构建预设学习网络，从预设学习网络中确定出多个采样网络，为每个采样网络设置初始参数；

利用样本数据集对多个采样网络进行训练，将训练后的多个采样网络作为多个备用网

络，从多个备用网络中确定出原始网络。

在一些可能的实施例中，多个采样网络包括第一级别网络，至少一个第二级别网络和第三级别网络；第一级别网络，至少一个第二级别网络和第三级别网络的网络模块数量相同且网络模块之间的连接结构相同；

第一级别网络中各个网络模块的输出分辨率大于第二级别网络中对应的网络模块的输出分辨率；第二级别网络中各个网络模块的输出分辨率大于第三级别网络中对应的网络模块的输出分辨率；

第一级别网络中各个网络模块的输出通道数大于第二级别网络中对应的网络模块的输出通道数；第二级别网络中各个网络模块的输出通道数大于第三级别网络中对应的网络模块的输出通道数；

第一级别网络中各个网络模块的卷积模块数大于第二级别网络中对应的网络模块的卷积模块数；第二级别网络中各个网络模块的卷积模块数大于第三级别网络中对应的网络模块的卷积模块数。

在一些可能的实施例中，利用样本数据集对多个采样网络进行训练，将训练后的多个采样网络作为多个备用网络，包括：

将多个采样网络中的每个采样网络作为当前采样网络；

基于当前采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的输出数据；

基于输出数据和输入数据对应的标签，确定损失值；

当损失值小于或等于预设阈值时，将当前采样网络确定为备用网络。

在一些可能的实施例中，上述当损失值小于或等于预设阈值时，将当前采样网络确定为备用网络之前，还包括：

当损失值大于预设阈值时，基于损失值进行反向传播，对当前采样网络进行参数更新以得到更新后的采样网络，将更新后的采样网络确定为当前采样网络；

重复步骤：基于当前采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的输出数据；基于输出数据和输入数据对应的标签，确定损失值。

在一些可能的实施例中，利用样本数据集对多个采样网络进行训练，将训练后的多个采样网络作为多个备用网络，包括：

将第一级别网络作为当前第一采样网络，将至少一个第二级别网络和第三级别网络中的每个网络作为一个当前第二采样网络；

基于当前第一采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的第一输出数据；基于每个输入数据对应的第一输出数据和每个输入数据对应的标签，确定第一损失值；

针对多个当前第二采样网络中的每个当前第二采样网络：基于当前第二采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的第二输出数据；基于每个输入数据对应的第二输出数据和每个输入数据对应的第一输出数据，确定第二损失值；

当第一损失值小于或等于第一预设阈值时，且当第二损失值小于或等于第二预设阈值

时，将当前第一采样网络和当前第二采样网络确定为备用网络。

在一些可能的实施例中，上述当第一损失值小于或等于第一预设阈值时，且当第二损失值小于或等于第二预设阈值时，将当前第一采样网络和当前第二采样深度学习网络确定为备用网络之前，还包括：

当第一损失值大于第一预设阈值时，基于第一损失值进行反向传播，对当前第一采样网络进行参数更新以得到更新后的第一采样网络，将更新后的第一采样网络确定为当前第一采样网络；当第二损失值大于第二预设阈值时，基于第二损失值进行反向传播，对当前第二采样网络进行参数更新以得到更新后的第二采样网络，将更新后的第二采样网络确定为当前第二采样网络；重复步骤：基于当前第一采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的第一输出数据；基于每个输入数据对应的第一输出数据和每个输入数据对应的标签，确定第一损失值；基于当前第二采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的第二输出数据；基于每个输入数据对应的第二输出数据和每个输入数据对应的第一输出数据，确定第二损失值。

在一些可能的实施例中，原始网络包括一个主支和至少一个从支；主支包括多个网络模块，每个从支中的网络模块包括主支中的部分网络模块；

若原始网络存在多个从支，多个从支中每个从支至少共享一个网络模块。

在一些可能的实施例中，每个网络模块中至少包括一个卷积模块，每个卷积模块中包括至少包括一个卷积层、一个批归一化层（BN 层）和一个激活层；

卷积层、批归一化层（BN 层）和激活层串联连接；

卷积层为深度卷积层、逐点卷积层、或者二维卷积层。

在一些可能的实施例中，原始设备的设备资源信息至少包括：原始设备的显存容量数据、显存性能数据、网络性能数据、内存容量数据和计算能力数据；

目标设备的设备资源信息至少包括：目标设备的显存容量数据、显存性能数据、网络性能数据、内存容量数据和计算能力数据。

在一些可能的实施例中，根据目标事件从训练好的网络集合中确定出原始网络，包括：

对目标事件进行分解，确定目标事件的目标任务标识和目标对象标识；

获取网络集合中每个网络的任务标识和对象标识；

确定目标任务标识和每个任务标识的第一匹配程度值；

确定目标对象标识和每个对象标识的第二匹配程度值；

根据第一匹配程度值和第二匹配程度值从网络集合中确定出原始网络。

在一些可能的实施例中，根据目标设备的设备资源信息和原始设备的设备资源信息从原始网络上分割出目标网络，包括：

利用预设的搜索规则，根据目标设备的设备资源信息和原始设备的设备资源信息调整原始网络中每个网络模块输出分辨率、输出通道数以及卷积模块数；

将调整后的原始网络确定为目标网络。

在一些可能的实施例中，本公开提供一种深度学习网络确定装置，该装置包括：

目标事件确定单元，用于确定目标设备待处理的目标事件；

原始网络确定单元，用于根据所述目标事件从训练好的网络集合中确定出原始网络；
所述原始网络为所述网络集合中与所述目标事件相匹配的网络；

资源信息获取单元，用于获取训练所述原始网络的原始设备的设备资源信息，以及所述目标设备的设备资源信息；

目标网络分割单元，用于根据所述目标设备的设备资源信息和所述原始设备的设备资源信息从所述原始网络上分割出目标网络；所述目标网络用于部署在所述目标设备上，对所述目标事件进行处理，所述目标网络和所述原始网络的网络模块数量相同且网络模块之间的连接结构相同。

在一些可能的实施例中，该装置还包括网络训练单元，包括：

数据获取子单元，用于获取样本数据集，样本数据集包括多个输入数据和每个输入数据对应的标签；

网络构建子单元，用于构建预设学习网络，从预设学习网络中确定出多个采样网络，为每个采样网络设置初始参数；

网络训练子单元，用于利用样本数据集对多个采样网络进行训练，将训练后的多个采样网络作为多个备用网络，从多个备用网络中确定出原始网络。

在一些可能的实施例中，多个采样网络包括第一级别网络，至少一个第二级别网络和第三级别网络；第一级别网络，至少一个第二级别网络和第三级别网络的网络模块数量相同且网络模块之间的连接结构相同；

上述第一级别网络中各个网络模块的输出分辨率大于上述第二级别网络中对应的网络模块的输出分辨率；上述第二级别网络中各个网络模块的输出分辨率大于上述第三级别网络中对应的网络模块的输出分辨率；

上述第一级别网络中各个网络模块的输出通道数大于上述第二级别网络中对应的网络模块的输出通道数；上述第二级别网络中各个网络模块的输出通道数大于上述第三级别网络中对应的网络模块的输出通道数；

上述第一级别网络中各个网络模块的卷积模块数大于上述第二级别网络中对应的网络模块的卷积模块数；上述第二级别网络中各个网络模块的卷积模块数大于上述第三级别网络中对应的网络模块的卷积模块数。

在一些可能的实施例中，网络训练子单元，用于：

将多个采样网络中的每个采样网络作为当前采样网络；

基于当前采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的输出数据；

基于输出数据和输入数据对应的标签，确定损失值；

当损失值小于或等于预设阈值时，将当前采样网络确定为备用网络。

在一些可能的实施例中，网络训练子单元，用于：

当损失值大于预设阈值时，基于损失值进行反向传播，对当前采样网络进行参数更新以得到更新后的采样网络，将更新后的采样网络确定为当前采样网络；

重复步骤：基于当前采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的输出数据；基于输出数据和输入数据对应的标签，确定损失值。

在一些可能的实施例中，网络训练子单元，用于：

将第一级别网络作为当前第一采样网络，将至少一个第二级别网络和第三级别网络中的每个网络作为一个当前第二采样网络；

基于当前第一采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的第一输出数据；基于每个输入数据对应的第一输出数据和每个输入数据对应的标签，确定第一损失值；

针对多个当前第二采样网络中的每个当前第二采样网络：基于当前第二采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的第二输出数据；基于每个输入数据对应的第二输出数据和每个输入数据对应的第一输出数据，确定第二损失值；

当第一损失值小于或等于第一预设阈值时，且当第二损失值小于或等于第二预设阈值时，将当前第一采样网络和当前第二采样网络确定为备用网络。

在一些可能的实施例中，网络训练子单元，用于：

当第一损失值大于第一预设阈值时，基于第一损失值进行反向传播，对当前第一采样网络进行参数更新以得到更新后的第一采样网络，将更新后的第一采样网络确定为当前第一采样网络；当第二损失值大于第二预设阈值时，基于第二损失值进行反向传播，对当前第二采样网络进行参数更新以得到更新后的第二采样网络，将更新后的第二采样网络确定为当前第二采样网络；

重复步骤：基于当前第一采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的第一输出数据；基于每个输入数据对应的第一输出数据和每个输入数据对应的标签，确定第一损失值；基于当前第二采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的第二输出数据；基于每个输入数据对应的第二输出数据和每个输入数据对应的第一输出数据，确定第二损失值。

在一些可能的实施例中，原始网络包括一个主支和至少一个从支；主支包括多个网络模块，每个从支中的网络模块包括主支中的部分网络模块；

若原始网络存在多个从支，多个从支中每个从支至少共享一个网络模块。

在一些可能的实施例中，每个网络模块中至少包括一个卷积模块，每个卷积模块中包括至少包括一个卷积层、一个批归一化层（BN 层）和一个激活层；

卷积层、批归一化层（BN 层）和激活层串联连接；

卷积层为深度卷积层、逐点卷积层、或者二维卷积层。

在一些可能的实施例中，原始设备的设备资源信息至少包括：原始设备的显存容量数据、显存性能数据、网络性能数据、内存容量数据和计算能力数据；

目标设备的设备资源信息至少包括：目标设备的显存容量数据、显存性能数据、网络性能数据、内存容量数据和计算能力数据。

在一些可能的实施例中，原始网络确定单元，用于：

对目标事件进行分解，确定目标事件的目标任务标识和目标对象标识；

获取网络集合中每个网络的任务标识和对象标识；

确定目标任务标识和每个任务标识的第一匹配程度值；

确定目标对象标识和每个对象标识的第二匹配程度值；

根据第一匹配程度值和第二匹配程度值从网络集合中确定出原始网络。

在一些可能的实施例中，目标网络分割单元，用于：

利用预设的搜索规则，根据目标设备的设备资源信息和原始设备的设备资源信息调整原始网络中每个网络模块输出分辨率、输出通道数以及卷积模块数；

将调整后的原始网络确定为目标网络。

在一些可能的实施例中，本公开还提供了一种电子设备，包括至少一个处理器，以及与至少一个处理器通信连接的存储器；其中，存储器存储有可被至少一个处理器执行的指令，至少一个处理器通过执行存储器存储的指令实现如第二方面的深度学习网络确定方法。

在一些可能的实施例中，本公开还提供了一种计算机可读存储介质，上述计算机可读存储介质中存储有至少一条指令或至少一段程序，至少一条指令或至少一段程序由处理器加载并执行以实现本公开的第二方面的深度学习网络确定方法。

在一些可能的实施例中，本公开还提供一种包含指令的计算机程序产品，当其在计算机上运行时，使得计算机执行以实现本公开的第二方面的深度学习网络确定方法。

在本公开实施例中，通过确定目标设备待处理的目标事件；根据目标事件从训练好的网络集合中确定出原始网络，获取训练原始网络的原始设备的设备资源信息，以及目标设备的设备资源信息；根据目标设备的设备资源信息和原始设备的设备资源信息从原始网络上分割出目标网络；目标网络用于部署在目标设备上，对目标事件进行处理，目标网络和原始网络的网络模块数量相同且网络模块之间的连接结构相同。如此，通过从原始网络中确定目标网络，使得研究员不需要为每个设备训练网络，可以节省花费在网络设计和训练上的时间，大大提高工作效率。

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。

根据下面参考附图对示例性实施例的详细说明，本公开的其它特征及方面将变得清楚。

附图说明

为了更清楚地说明本发明实施例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简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅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。

图1示出根据本公开实施例的一种深度学习网络确定系统的结构图；

图2示出根据本公开实施例的一种深度学习网络确定方法的流程图；

图3示出根据本公开实施例的一种确定原始网络方法的流程图；

图 4 示出根据本公开实施例的一种训练得到原始网络的流程图；

图 5 示出根据本公开实施例的一种预设学习网络的结构示意图；

图 6 示出根据本公开实施例的一种卷积模块的结构图；

图 7 示出根据本公开实施例的一种卷积模块的结构图；

图 8 示出根据本公开实施例的一种卷积模块的结构图；

图 9 示出根据本公开实施例的一种深度学习网络确定装置的框图；

图 10 示出根据本公开实施例的一种电子设备的框图；

图 11 示出根据本公开实施例的另一种电子设备的框图。

具体实施方式

下面将结合本说明书实施例中的附图，对本说明书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说明书一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本说明书中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动的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。

需要说明的是，本发明的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”等是用于区别类似的对象，而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换，以便这里描述的本发明的实施例能够以除了在这里图示或描述的那些以外的顺序实施。此外，术语“包括”和“具有”以及他们的任何变形，意图在于覆盖不排除他的包含，例如，包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或服务器不必限于清楚地列出的那些步骤或单元，而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

以下将参考附图详细说明本公开的各种示例性实施例、特征和方面。附图中相同的附图标记表示功能相同或相似的元件。尽管在附图中示出了实施例的各种方面，但是除非特别指出，不必按比例绘制附图。

在这里专用的词“示例性”意为“用作例子、实施例或说明性”。这里作为“示例性”所说明的任何实施例不必解释为优于或好于其它实施例。

本文中术语“和/或”，仅仅是一种描述关联对象的关联关系，表示可以存在三种关系，例如，A 和/或 B，可以表示：单独存在 A，同时存在 A 和 B，单独存在 B 这三种情况。另外，本文中术语“至少一种”表示多种中的任意一种或多种中的至少两种的任意组合，例如，包括 A、B、C 中的至少一种，可以表示包括从 A、B 和 C 构成的集合中选择的任意一个或多个元素。

另外，为了更好地说明本公开，在下文的具体实施方式中给出了众多的具体细节。本领域技术人员应当理解，没有某些具体细节，本公开同样可以实施。在一些实例中，对于本领域技术人员熟知的方法、手段、元件和电路未作详细描述，以便于凸显本公开的主旨。

请参阅图 1，图 1 示出根据本公开实施例的一种深度学习网络确定系统，如图 1 所示，包括第一设备 10 和第二设备 20。

可选的,第一设备 10 可以从各个其他设备收集得到各种深度学习网络,并将所有收集得到的深度学习网络放入集合,并将该集合存储到存储区域中,便于后期从中确定和目标事件相关的原始网络,进而确定目标网络。可选的,上述的其他设备可以包括第一设备本身。上述的原始网络可以是所有收集到的各种深度学习网络中与目标事件相关的深度学习网络。

第一设备 10 可以包括但不限于智能手机、台式计算机、平板电脑、笔记本电脑、智能音箱、数字助理、增强现实(augmented reality, AR)/虚拟现实(virtual reality, VR)设备、智能可穿戴设备等类型的电子设备。还可以是服务器。可选的,电子设备或者服务器上运行的操作系统可以包括但不限于安卓系统、IOS 系统、linux、windows, Unix 等。

可选的,第二设备 20 可以是需要部署目标网络的目标设备,用于接收从原始网络上分割的目标网络,并将该目标网络部署在设备上,对目标事件进行处理。第二设备 20 可以包括但不限于智能手机、台式计算机、平板电脑、笔记本电脑、智能音箱、数字助理、增强现实(augmented reality, AR)/虚拟现实(virtual reality, VR)设备、智能可穿戴设备等类型的电子设备。还可以是服务器。可选的,电子设备或者服务器上运行的操作系统可以包括但不限于安卓系统、IOS 系统、linux、windows, Unix 等。

在一些可能的实施例中,第一设备 10 确定目标设备(第二设备 20)待处理的目标事件,根据目标事件从训练好的网络集合中确定出原始网络,原始网络为网络集合中与目标事件相匹配的网络。第一设备 10 获取训练原始网络的原始设备的设备资源信息,以及目标设备的设备资源信息,并根据目标设备的设备资源信息和原始设备的设备资源信息从原始网络上分割出目标网络,目标网络用于部署在目标设备(第二设备 20)上,对目标事件进行处理,目标网络和原始网络的网络模块数量相同且网络模块之间的连接结构相同。

在一种可选的实施例中,第一设备 10 和第二设备 20 可以通过无线链路连接或者有线链路连接。

下面以服务器作为执行主体为例对本公开实施例的深度学习网络确定方法进行说明。深度学习网络确定方法可以通过处理器调用存储器中存储的计算机可读指令的方式来实现。

图 2 示出根据本公开实施例的一种深度学习网络确定方法的流程图,如图 2 所示,方法包括:

在步骤 S201 中,确定目标设备待处理的目标事件。

本公开实施例中,服务器是要在目标设备上部署一个能够处理目标事件的网络,而由于预存有之前训练好的一些网络,因此,服务器可以直接从这些网络中确定能够处理目标事件的原始网络,基于目标设备的设备资源信息对原始网络进行一些调整,得到目标网络。基于上述描述,首先要确定目标设备待处理的目标事件。

在一些可能的实施例中,目标事件可以包括多种事件,比如,图像识别,图像分割,(设备、机械)故障识别,障碍物识别、轨迹预测、文章评分等等事件。为了便于理解,下面将以图像分割为目标事件进行阐述,其他的事件请参考图像分割事件,具体内容将不再赘述。

在一些可能的实施例中，目标设备可以是服务器，也就是说，服务器是为自身确定待处理的目标事件。在另一些可能的实施例中，目标设备是除服务器之外的其他设备。具体的，服务器可以接收该目标设备的网络需求指令，该网络需求指令中携带有目标事件的标识，网络需求指令用于指示服务器根据该目标事件的标识确定出目标事件。

在步骤 S202 中，根据目标事件从训练好的网络集合中确定出原始网络；原始网络为网络集合中与目标事件相匹配的网络。

本公开实施例中，可选的，训练好的网络集合可以预先存储在服务器中，当确定好目标事件后，可以直接从训练好的网络集合中确定出原始网络。可选的，服务器可以在确定分好目标事件后，从和其连接的各个设备中获取多个训练好的网络，并从中确定出原始网络，其中，该原始网络为网络集合中与目标事件相匹配的网络，换言之，原始网络为能够处理目标事件的网络。比如说，假设目标事件为图像分割，那么确定出的原始网络就是处理过图像分割事件的网络。

然而，在一些可选的实施例中，训练好的网络集合中没有与目标事件对应的网络，即例如所述网络集合中没有正好处理过图像分割的网络，该种情况下，图 3 示出根据本公开实施例的一种确定原始网络方法的流程图，如图 3 所示，方法包括：

在步骤 S2021 中，对目标事件进行分解，确定目标事件的目标任务标识和目标对象标识。

在一些可能的实施例中，服务器可以对目标事件进行识别，得到目标事件的目标任务标识和目标对象标识。

在另一些可能的实施例中，该网络需求指令中携带的是目标事件的标识，该目标事件的标识可以包括目标任务标识和目标对象标识。服务器接收到目标事件的标识后，可以对目标事件的标识进行分解，得到目标任务标识和目标对象标识。其中，目标对象标识用于指示服务器最终确定的目标网络处理的对象，目标任务标识用于指示服务器最终确定的目标网络处理该对象的具体方式。

比如，“图像识别”这个事件可以分解为：要处理的对象为“图像”，处理该对象的具体方式为“识别”，因此，“图像识别”的任务标识可以是“识别”对应的标识，以及对象标识可以是“图像”对应的标识。再比如，“图像分割”这个事件可以分解为：要处理的对象为“图像”，处理该对象的具体方式为“分割”，因此，“图像识别”的任务标识可以是“分割”对应的标识，以及对象标识可以是“图像”对应的标识。再比如，“文章评分”这个事件可以分解为：要处理的对象为“文章”，处理该对象的具体方式为“评分”，因此，“文章评分”的任务标识可以是“评分”对应的标识，以及对象标识可以是“文章”对应的标识。在一些可能的实施例中，任务标识和图像标识可以是唯一标识符，比如，对象标识中的“图像”对应的标识为 A001，“文章”对应的标识为 A002……任务标识中的“识别”对应的标识为 B001，“分割”对应的标识为 B002，“评分”对应的标识为 B003……

基于上述的例子，在步骤 S2021 中，若目标事件为“图像分割”，服务器可以确定目标事件的目标任务标识为 B002 和目标对象标识为 A001。

在步骤 S2022 中, 获取网络集合中每个网络的任务标识和对象标识。

在一些可选的实施方式中, 当服务器获取各个网络时, 每个网络就可以携带有自己的任务标识和对象标识; 在另一些可选的实施方式中, 当服务器获取各个网络时, 各个网络可以携带有事件的标识, 并从每个事件的标识中分解出每个事件对应的任务标识和对象标识。

在步骤 S2023 中, 确定目标任务标识和每个任务标识的第一匹配程度值。

在步骤 S2024 中, 确定目标对象标识和每个对象标识的第二匹配程度值。

基于目标事件为图像分割继续阐述, 一些可能的实施例中, 直接将目标任务标识和网络集合中每个网络的任务标识进行匹配, 若相同, 则第一匹配程度值为 1, 若不相同, 则第一匹配程度值为 0。同样的, 直接将目标对象标识和网络集合中每个网络的对象标识进行匹配, 若相同, 则第二匹配程度值为 1, 若不相同, 则第二匹配程度值为 0。

然而, 上段的匹配方式太绝对了, 如果目标对象标识为“图像 A001”, 对象标识为“照片 A101”, 按照上段的匹配方式, 第二匹配程度值就直接等于 0, 这显然是不符合常理, 甚至会导致整个方案无法正常进行。因此, 在一些可能的实施例中, 以目标对象标识为例, 可以基于目标对象标识确定出相近的扩展对象标识, 比如, 可以根据“图像 A001”确定出近的扩展对象标识“照片 A101”, “图片 A012”等等, 随后, 将目标任务标识以及扩展对象标识分别和每个对象标识进行匹配, 得到该目标对象标识和每个对象标识之间的第二匹配程度值。具体的, 若目标任务标识和每个任务标识的第一匹配程度值得确定也可以参考对象标识的确定过程, 先去确定出目标任务标识对应的扩展任务标识。

在步骤 S2025 中, 根据第一匹配程度值和第二匹配程度值从网络集合中确定出原始网络。

在一些可能的实施例中, 可以将第一匹配程度值和第二匹配程度值都为 1 的网络确定为原始网络。

本公开实施例中还包括训练得到原始网络的过程, 在一个可选的实施方式中, 原始网络可以包括但不限于采用卷积神经网络、循环神经网络或递归神经网络等深度学习网络。深度学习网络可以被认为是机器学习的一种形式, 机器学习(Machine Learning, ML)是一门多领域交叉学科, 涉及概率论、统计学、逼近论、凸分析、算法复杂度理论等多门学科。专门研究计算机怎样模拟或实现人类的学习行为, 以获取新的知识或技能, 重新组织已有的知识结构使之不断改善自身的性能。机器学习是人工智能的核心, 是使计算机具有智能的根本途径, 其应用遍及人工智能的各个领域。机器学习和深度学习通常包括人工神经网络、置信网络、强化学习、迁移学习、归纳学习、式教学习等技术。机器学习可以分为有监督的机器学习, 无监督的机器学习和半监督的机器学习。

在一个具体的实施例中, 以神经卷及网络为例, 图 4 示出根据本公开实施例的一种训练得到原始网络的流程图, 如图 4 所示, 该方法包括:

在步骤 S401 中, 获取样本数据集, 样本数据集包括多个输入数据和每个输入数据对应的标签。

若原始网络之前处理的就是图像分割事件，则在训练该原始网络之前，需要做两个准备：第一构建预设学习网络，第二是收集样本数据集。以图像分割为例，服务器要去获取图像。

在一些可能的实施例中，服务器可以从网上的图像库中下载得到图像，还可以通过其他的电子设备获取图像，比如，可以通过车辆的摄像头录制的视屏中截取下来图像。举个例子，图像是从车辆摄像头录制的帧率为 30 帧的视屏截取而来，每 10 帧截取一张，每秒截取 3 张图像，将截取获取的图像传输给服务器。在一些可能的实施例中，服务器可以按照实际需求对图像进行预处理，其中，预处理包括图像的尺寸变化、灰度值处理、高斯滤波处理或者伽马校正等。可选的，服务器除了获取图像外，还需要获取图像对应的标签，比如每张图像包括的对象（人，狗，植物，家具等等），进一步地，标签还可以包括图像包括的对象在图像上的位置。

在步骤 S402 中，构建预设学习网络，从预设学习网络中确定出多个采样网络，为每个采样网络设置初始参数。

图 5 示出根据本公开实施例的一种预设学习网络的结构示意图，如图 5 所示，步骤 S402 中的预设学习网络可以被称为超网络或者搜索空间，可以是如图 5 (a) 展示的只包括一个分支的网络，还可以是如图 5 (b) 展示的包括二个分支的网络，还可以是如图 5 (c) 展示的包括五个分支的网络。上述预设学习网络中分支的数量可以根据实际情况设置，本公开实施例不做限定。

本公开实施例考虑到网络应该需要同时满足网络处理实时性和小容量的要求，将以包括二各分支的网络为例进行阐述。图 5 (b) 所示的二分支网络包括位于上面的主支和位于下面的分支，其中，主支包括从前往后串联的第一网络模块、第二网络模块、第三网络模块、第四网络模块、第五网络模块和第六网络模块，在图像分割事件中可以用来捕获高层语义信息（比如类型信息、对象之间的相关关系以及上下文信息等）。从支包括从前往后串联的第一网络模块、第二网络模块和第三网络模块，在图像分割事件中可以用来捕获底层语义信息（比如轮廓信息、尺寸信息以及颜色信息等）。其中，第一网络模块、第二网络模块和第三网络模块可以是主支和从支共享的。

此外，本公开还可以对二分支网络中每个网络模块的分辨率、卷积模块的类型、通道数和/或卷积模块的数目进行预设，由于需要从预设学习网络中确定出多个采样网络，因此，每个网络模块的分辨率、通道数和/或卷积模块的数目可以是一个范围，如表 1 所示：

表 1：网络结构单元

阶段	分辨率	卷积模块的类型	卷积模块的数目	通道数
第一网络模块	896*1792-1536*3072	2 维卷积	1	24-40
第二网络模块	448*896-768*1536	深度可分离卷积	1	32-64
第三网络模块	224*448-384*768	深度可分离卷积	1	48-72
第四网络模块	112*224-192*384	扩张后的深度可分离卷积	2-4	48-72

第五网络模块	56*112-96*192	扩张后的深度可分离卷积	2-4	72-128
第六网络模块	28*56-48*96	扩张后的深度可分离卷积	2-4	96-160

其中,第二行内容表示为第一网络模块的输出分辨率的范围是 896*1792-1536*3072、卷积模块的类型是 2 维卷积、卷积模块的数目是 1 个,输出通道数的范围是 24-40。

第三行内容表示为第二网络模块的输出分辨率的范围是 448*896-768*1536、卷积模块的类型是深度可分离卷积、卷积模块的数目是 1 个,输出通道数的范围是 32-64。

第四行内容为第三网络模块的输出分辨率的范围是 224*448-384*768、卷积模块的类型是深度可分离卷积、卷积模块的数目是 1 个,输出通道数的范围是 48-72。

第五行内容为第四网络模块的输出分辨率的范围是 112*224-192*384、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是 2-4 个,输出通道数的范围是 48-72。

第六行内容为第五网络模块的输出分辨率的范围是 56*112-96*192、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是 2-4 个,输出通道数的范围是 72-128。

第七行内容为第六网络模块的输出分辨率的范围是 28*56-48*96、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是 2-4 个,输出通道数的范围是 96-160。

在步骤 S402 中,从预设学习的网络中确定出多个采样网络可以包括通过上述每个网络模块的不同分辨率、卷积模块的类型、不同的通道数和/或不同的卷积模块的数目的组成得到无数个采样网络,也可以在考虑训练采样网络的设备的算力或者实际应用的情况下,确定出若干个采样网络。

在一些可能的实施例中,多个采样网络可以包括随机确定的分辨率、通道数和/或卷积模块的数目不同的采样网络。或者,多个采样网络可以包括第一级别网络(或者称为最大模型),至少一个第二级别网络和第三级别网络(或者成为最小模型)。第一级别网络,至少一个第二级别网络和第三级别网络中每个网络模块数量是一样的,比如,和图 5(b)一样,都是主支是 6 个网络模块,从支为 3 个网络模块,且网络模块之间的连接结构相同。

具体的,该第一级别网络可以包括一个各个网络模块输出分辨率最大,输出通道数最大以及卷积模块的数目最大的网络,以表格中的数据说明,该第一级别网络中的第一网络模块的输出分辨率为 1536*3072,卷积模块的类型是 2 维卷积、卷积模块的数目是 1 个,输出通道数是 40;第二网络模块的输出分辨率是 768*1536、卷积模块的类型是深度可分离卷积、卷积模块的数目是 1 个,输出通道数是 64;第三网络模块的输出分辨率是 384*768、卷积模块的类型是深度可分离卷积、卷积模块的数目是 1 个,输出通道数是 72;第四网络模块的输出分辨率是 192*384、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是 4 个,输出通道数是 72;第五网络模块的输出分辨率是 96*192、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是 4 个,输出通道数是 128;第六网络模块的输出分辨率是 48*96、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是 4 个,输出通道数是 160。

该第三级别网络可以包括一个各个网络模块输出分辨率最小,输出通道数最小以及卷积模块的数目最小的网络,以表格中的数据说明,该第三级别网络中的第一网络模块的输出分辨率为 $896*1792$,卷积模块的类型是2维卷积、卷积模块的数目是1个,输出通道数是24;第二网络模块的输出分辨率是 $448*896$ 、卷积模块的类型是深度可分离卷积、卷积模块的数目是1个,输出通道数是32;第三网络模块的输出分辨率是 $224*448$ 、卷积模块的类型是深度可分离卷积、卷积模块的数目是1个,输出通道数是48;第四网络模块的输出分辨率是 $112*224$ 、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是2个,输出通道数是48;第五网络模块的输出分辨率是 $56*112$ 、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是2个,输出通道数是72;第六网络模块的输出分辨率是 $28*56$ 、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是2个,输出通道数是96。

第二级别网络每个网络模块的设置在第一级别网络和第三级别网络之间,第一级别网络中各个网络模块的输出分辨率大于第二级别网络中对应的网络模块的输出分辨率;第二级别网络中各个网络模块的输出分辨率大于第三级别网络中对应的网络模块的输出分辨率;第一级别网络中各个网络模块的输出通道数大于第二级别网络中对应的网络模块的输出通道数;第二级别网络中各个网络模块的输出通道数大于第三级别网络中对应的网络模块的输出通道数;第一级别网络中各个网络模块的卷积模块数大于第二级别网络中对应的网络模块的卷积模块数;第二级别网络中各个网络模块的卷积模块数大于第三级别网络中对应的网络模块的卷积模块数。

假设共有4个采样网络,那么第二级别网络的个数是2个,则第二级别网络1可以是:第一网络模块的输出分辨率为 $1236*2456$,卷积模块的类型是2维卷积、卷积模块的数目是1个,输出通道数是36;第二网络模块的输出分辨率是 $668*1036$ 、卷积模块的类型是深度可分离卷积、卷积模块的数目是1个,输出通道数是48;第三网络模块的输出分辨率是 $364*668$ 、卷积模块的类型是深度可分离卷积、卷积模块的数目是1个,输出通道数是56;第四网络模块的输出分辨率是 $184*358$ 、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是3个,输出通道数是68;第五网络模块的输出分辨率是 $86*168$ 、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是3个,输出通道数是108;第六网络模块的输出分辨率是 $36*72$ 、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是3个,输出通道数是156。第二级别网络2可以是:第一网络模块的输出分辨率为 $1036*1856$,卷积模块的类型是2维卷积、卷积模块的数目是1个,输出通道数是28;第二网络模块的输出分辨率是 $548*936$ 、卷积模块的类型是深度可分离卷积、卷积模块的数目是1个,输出通道数是32;第三网络模块的输出分辨率是 $264*548$ 、卷积模块的类型是深度可分离卷积、卷积模块的数目是1个,输出通道数是50;第四网络模块的输出分辨率是 $124*256$ 、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是2个,输出通道数是60;第五网络模块的输出分辨率是 $66*128$ 、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是3个,输出通道数是108;第六网络模块的输出分辨率是 $32*72$ 、

卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是3个，输出通道数是114。

在一些可能的实施例中，由于卷积模块的主要计算在卷积层，为了减少计算量，服务器可以设置不同的卷积模块，卷积层的计算量可以表达为 $C_{out} \times C_{in} \times k \times k$ ，其中 C_{out} ， C_{in} ， k 分别为卷积核对应的输出通道数、输入通道数、卷积核尺寸，要减少卷积层的计算量和容量可以通过减少通道数和/或通过减少卷积核的尺寸来减少总的计算量。因此，在某些计算量较大的网络模块中，可以使用计算量较小的深度可分离卷积替换2维卷积。这是因为在同等计算环境中，深度可分离卷积的计算量小于2维卷积的计算量。而深度可分离卷积将一个 $C_{out} \times C_{in} \times k \times k$ 的卷积核分解为深度卷积 ($1 \times 1 \times k \times k$) 和逐点卷积 ($C_{out} \times C_{in} \times 1 \times 1$) 两个维度，因此可以把深度可分离卷积拆分为深度卷积层和逐点卷积层两个卷积层。

在一些可能的实施例中，每个卷积模块根据其所属的类型可以包括至少一个卷积层。可选的，若卷积模块为2维卷积，则该卷积模块可以只包括一个二维卷积层。若卷积模块为深度可分离卷积，则该卷积模块可以包括串联的深度卷积层和逐点卷积层两个卷积层，若该卷积模块为扩张后的深度可分离卷积，则该卷积模块可以包括串联的逐点卷积层、深度卷积层和逐点卷积层三个卷积层。

如图6所示，图6示出根据本公开实施例的一种卷积模块的结构图，包括左侧的深度可分离卷积模块和扩张后的深度可分离卷积。其中，深度可分离卷积模块包括卷积核为 3×3 的深度卷积层和卷积核为 1×1 的逐点卷积层，扩张后的深度可分离卷积包括卷积核为 1×1 的逐点卷积层、卷积核为 3×3 的深度卷积层和卷积核为 1×1 的逐点卷积层。且在实际应用中，数据往往不是线性可分的，为了引入非线性因数，可以在卷积层后面引入激活层 ReLU。进一步地，为了能够对卷积层输出的数据进行标准化，进行平移和缩放，防止数据达到饱和，可以在卷积层和激活层之间设置批归一化 BN 层，如此，就得到的如图7所示一种卷积模块的结构图。进一步地，可以使用如图8所示的卷积模块中的残差结构解决扩张后的深度可分离卷积中的网络退化问题。

在一些可能的实施例中，在训练各个采样网络之前，还要为每个采样网络设置初始参数，比如对于所有的卷积层，服务器可以使用 kaiming_init、Vavier 等方式对其进行初始化，对于有的批归一化 BN 层，缩放参数 γ 初始化为1，平移参数 β 初始化为0，特别的，对于扩张后的深度可分离卷积中的残差结构，最后一个批归一化 BN 层的缩放参数 γ 可以设置为0，这样能使得所有残差块在残差连接前的输出为全0向量，能提高训练的稳定性。

在步骤 S403 中，利用样本数据集对多个采样网络进行训练，将训练后的多个采样网络作为多个备用网络，从多个备用网络中确定出原始网络。

在一些可能的实施例中，具体的训练过程可以包括：对如上文设置好初始参数后的各个采样网络进行前向传播得到指定输入下的输出，随后可以利用反向传播求得输入和参数的梯度，再进行梯度处理（比如限制梯度范围）和更新，最终得到训练后的多个备用网络。

一个可能的实施例中，对每个采样网络进行相同的训练方式，具体的，服务器针对多个采样网络中的每个采样网络：将每个采样网络作为当前采样网络，基于当前采样网络，

对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的输出数据。随后，服务器可以基于输出数据和输入数据对应的标签，确定损失值，当损失值大于预设阈值时，基于损失值进行反向传播，对当前采样网络进行参数更新以得到更新后的采样网络，将更新后的采样网络确定为当前采样网络；重复步骤：基于当前采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的输出数据；基于输出数据和输入数据对应的标签，确定损失值。直到当损失值小于或等于预设阈值时，将当前采样网络确定为备用网络。该种方式中，看似将每个采样网络作为当前采样网络，进行训练，但是实际上，所有的采样网络是在同一时间进行训练的。当然，服务器也可以在不同的时间段进行每个采样网络的训练，如此，可以避免服务器因为算力被大幅度消耗的原因影响别的进程，从而引起服务器的宕机。

另一个可能的实施例中，为了节省服务器的计算资源，进一步减轻服务器的负担，服务器可以根据预先的设置或者直接将第一级别网络作为“老师”网络，将其他的第二级别网络和第三级别网络当作“学生”网络，如此，在网络训练的过程中，可以直接将第一级别网络的性能迁移到第二级别网络和第三级别网络上。

具体的，服务器将第一级别网络作为当前第一采样网络，将至少一个第二级别网络和第三级别网络中的每个网络作为一个当前第二采样网络。基于当前第一采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的第一输出数据；基于每个输入数据对应的第一输出数据和每个输入数据对应的标签，确定第一损失值。针对多个当前第二采样网络中的每个当前第二采样网络：基于当前第二采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的第二输出数据；基于每个输入数据对应的第二输出数据和每个输入数据对应的第一输出数据，确定第二损失值。当第一损失值大于第一预设阈值时，基于第一损失值进行反向传播，对当前第一采样网络进行参数更新以得到更新后的第一采样网络，将更新后的第一采样网络确定为当前第一采样网络；当第二损失值大于第二预设阈值时，基于第二损失值进行反向传播，对当前第二采样网络进行参数更新以得到更新后的第二采样网络，将更新后的第二采样网络确定为当前第二采样网络；重复步骤：基于当前第一采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的第一输出数据；基于每个输入数据对应的第一输出数据和每个输入数据对应的标签，确定第一损失值；基于当前第二采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的第二输出数据；基于每个输入数据对应的第二输出数据和每个输入数据对应的第一输出数据，确定第二损失值。只有当第一损失值小于或等于第一预设阈值时，且当第二损失值小于或等于第二预设阈值时，将当前第一采样网络和当前第二采样网络确定为备用网络。

上述当前第一采样网络输出的第一输出数据可以是软标签，就图像分割事件而言，比如说可以是多个分割出的对象，以及每个对象的概率值，而不仅仅只有对象这种硬标签。这样，在当前第二采样网络进行训练时，可以将软标签作为真值，和第二输出数据进行对比，确定损失值。如此，就可以将具有很好的性能的较大较复杂的大模型（第一级别网络）的有用的信息提取出来迁移到一个更小的网络（第二级别网络和第三级别网络），这样，学习得来的小网络就可以具备和大的网络接近的性能，并且大大节省了计算资源。可选的，

大模型（第一级别网络）需要服务器对其进行正则化，也就是在网络模型中加上正则化层。这是因为只有最大的模型能够直接接触标签，其他的小模型都是通过大模型的输出即软标签蒸馏的方式来监督训练的。

在一些可能的实施方式中，在训练的过程中，大模型一般会先达到精度峰值然后开始过拟合，而小模型此时还处于欠拟合状态。为此服务器可以根据预设的规则通过修改学习率来解决这个问题。比如，服务器先使用指数衰减的方法降低学习率，在学习率达到某个初始设定值时，将学习率保持恒定。这么做的好处是，使用稍大一点的学习率可以让小模型学的更快，在大模型达到精度峰值给以恒定的学习率会使梯度震荡从而缓解过拟合现象。

通过包括上述两种具体实施例在内的其他训练方式，服务器可以确定多个备用网络，一种可选的实施方式中，可以将每个备用网络当做能够处理图像分割事件的原始网络，或者，还可以对每个网络的性能做一个确定，比如，通过实验样本确定每个网络的准确率以及要使用的计算资源，并根据每个网络的性能表现确定给出一个或者若干个原始网络。

由于原始网络和对应的采样网络（或者说超级网络）的结构是一样的，因此，原始网络包括一个主支和至少一个从支，其中，主支可以包括多个网络模块，每个从支中的网络模块包括主支中的部分网络模块。若原始网络存在多个从支，多个从支中每个从支至少共享一个网络模块。进一步的，每个网络模块中至少包括一个卷积模块，每个卷积模块中包括至少包括一个卷积层、一个批归一化层（BN层）和一个激活层；其中，卷积层、批归一化层（BN层）和激活层串联连接；卷积层可以是深度卷积层、逐点卷积层、或者二维卷积层。

在步骤 S203 中，获取训练原始网络的原始设备的设备资源信息，以及目标设备的设备资源信息。

在一些可能的实施例中，原始设备的设备资源信息至少包括：原始设备的显存容量数据、显存性能数据、网络性能数据、内存容量数据和计算能力数据；目标设备的设备资源信息至少包括：目标设备的显存容量数据、显存性能数据、网络性能数据、内存容量数据和计算能力数据。

可选的，上述的原始设备的设备资源信息可以是原始网络自带的，服务器可以直接从原始网络中提取；还可以是通过从原始设备本身的设备资源信息存储区域去获取，并传输至服务器。

可选的，服务器可以获取目标设备待处理的目标事件，从目标设备的设备资源信息存储区域获取目标设备的设备资源信息。两个步骤的实施可以是同时进行，可以是一前一后进行，至于两个步骤的哪个在先哪个在后是没有规定的，只要合适即可。

在步骤 S204 中，根据目标设备的设备资源信息和原始设备的设备资源信息从原始网络上分割出目标网络；目标网络用于部署在目标设备上，对目标事件进行处理，目标网络和原始网络的网络模块数量相同且网络模块之间的连接结构相同。

在一些可能的实施方式中，服务器可以利用预设的搜索规则，根据目标设备的设备资源信息和原始设备的设备资源信息调整原始网络中每个网络模块输出分辨率、输出通道数以及卷积模块数；将调整后的原始网络确定为目标网络。其中，预设的搜索规则可以包括随机搜索算法、遗传搜索算法、可微分网络结构参数搜索、基于强化学习的搜索算法、网格搜索算法等。

举个例子，如果原始网络包括第一网络模块的输出分辨率为 896×1792 ，卷积模块的类型是2维卷积、卷积模块的数目是1个，输出通道数是24；第二网络模块的输出分辨率是 448×896 、卷积模块的类型是深度可分离卷积、卷积模块的数目是1个，输出通道数是32；第三网络模块的输出分辨率是 224×448 、卷积模块的类型是深度可分离卷积、卷积模块的数目是1个，输出通道数是48；第四网络模块的输出分辨率是 112×224 、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是2个，输出通道数是48；第五网络模块的输出分辨率是 56×112 、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是2个，输出通道数是72；第六网络模块的输出分辨率是 28×56 、卷积模块的类型是扩张后的深度可分离卷积、卷积模块的数目是2个，输出通道数是96。且目标设备的每个设备资源信息是原始设备的每个设备资源信息一半，比如原始设备是台式机，目标设备是移动手机，则可以将每个网络模块输出分辨率调低、输出通道数调小以及卷积模块数调少。或者说，目标设备的设备资源信息和原始设备的设备资源信息基本类似，只是存在一个设备资源大于原始设备的该设备资源，则可以将部分网络模块输出分辨率调高、输出通道数调多或者卷积模块数调多。

在一些可能的实施例中，为了保险和使得目标网络更适合目标设备，在将目标网络用于部署在目标设备之后，可以在目标设备上运行下，基于运行结果确定是否还需要对网络模块输出分辨率、输出通道数以及卷积模块数进行进一步的调整，从而保证目标网络更适合目标设备。

在一些可能的实施方式中，为了将训练和搜索解耦，得到更好的目标网络的性能，可以如上文训练原始网络和从原始网络中搜索得到目标网络的过程是分开的。还可以是训练原始网络和从原始网络中搜索得到目标网络的过程是交叉的，这都由应用的实际情况确定，在本公开不做限定。

综上，本申请实施例提供了一个预设学习网络（超级网络，比如文中的二分支网络），在对其进行训练后，可以利用网络结构搜索的算法根据获取的设备资源信息从原始网络中直接进行截取，得到适合各个目标设备的目标网络，而不用针对各个目标网络进行重新训练，可以减少研究员在网络设计和训练花费的时间，同时也使得训练得到的原始网络能够有更多的利用价值。

图9示出根据本公开实施例的一种深度学习网络确定装置的框图，如图9所示，所述深度学习网络确定装置包括：

目标事件确定单元901用于确定目标设备待处理的目标事件；

原始网络确定单元 902 用于根据所述目标事件从训练好的网络集合中确定出原始网络；所述原始网络为所述网络集合中与所述目标事件相匹配的网络；

资源信息获取单元 903 用于获取训练所述原始网络的原始设备的设备资源信息，以及所述目标设备的设备资源信息；

目标网络分割单元 904 用于根据所述目标设备的设备资源信息和所述原始设备的设备资源信息从所述原始网络上分割出目标网络；所述目标网络用于部署在所述目标设备上，对所述目标事件进行处理，所述目标网络和所述原始网络的网络模块数量相同且网络模块之间的连接结构相同。

在一些可能的实施例中，该装置还包括网络训练单元，包括：

数据获取子单元，用于获取样本数据集，样本数据集包括多个输入数据和每个输入数据对应的标签；

网络构建子单元，用于构建预设学习网络，从预设学习网络中确定出多个采样网络，为每个采样网络设置初始参数；

网络训练子单元，用于利用样本数据集对多个采样网络进行训练，将训练后的多个采样网络作为多个备用网络，从多个备用网络中确定出原始网络。

在一些可能的实施例中，多个采样网络包括第一级别网络，至少一个第二级别网络 and 第三级别网络；第一级别网络，至少一个第二级别网络 and 第三级别网络的网络模块数量相同且网络模块之间的连接结构相同；

上述第一级别网络中各个网络模块的输出分辨率大于上述第二级别网络中对应的网络模块的输出分辨率；上述第二级别网络中各个网络模块的输出分辨率大于上述第三级别网络中对应的网络模块的输出分辨率；

上述第一级别网络中各个网络模块的输出通道数大于上述第二级别网络中对应的网络模块的输出通道数；上述第二级别网络中各个网络模块的输出通道数大于上述第三级别网络中对应的网络模块的输出通道数；

上述第一级别网络中各个网络模块的卷积模块数大于上述第二级别网络中对应的网络模块的卷积模块数；上述第二级别网络中各个网络模块的卷积模块数大于上述第三级别网络中对应的网络模块的卷积模块数。

在一些可能的实施例中，网络训练子单元，用于：

针对多个采样网络中的每个采样网络：

将每个采样网络作为当前采样网络；

基于当前采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的输出数据；

基于输出数据和输入数据对应的标签，确定损失值；

当损失值大于预设阈值时，基于损失值进行反向传播，对当前采样网络进行参数更新以得到更新后的采样网络，将更新后的采样网络确定为当前采样网络；重复步骤：基于当前采样网络，对多个输入数据进行处理，确定每个输入数据对应的输出数据；基于输出数据和输入数据对应的标签，确定损失值；

当损失值小于或等于预设阈值时,将当前采样网络确定为备用网络。

在一些可能的实施例中,网络训练子单元,用于:

将第一级别网络作为当前第一采样网络,将至少一个第二级别网络和第三级别网络中的每个网络作为一个当前第二采样网络;

基于当前第一采样网络,对多个输入数据进行处理,确定每个输入数据对应的第一输出数据;基于每个输入数据对应的第一输出数据和每个输入数据对应的标签,确定第一损失值;

针对多个当前第二采样网络中的每个当前第二采样网络:基于当前第二采样网络,对多个输入数据进行处理,确定每个输入数据对应的第二输出数据;基于每个输入数据对应的第二输出数据和每个输入数据对应的第一输出数据,确定第二损失值;

当第一损失值大于第一预设阈值时,基于第一损失值进行反向传播,对当前第一采样网络进行参数更新以得到更新后的第一采样网络,将更新后的第一采样网络确定为当前第一采样网络;当第二损失值大于第二预设阈值时,基于第二损失值进行反向传播,对当前第二采样网络进行参数更新以得到更新后的第二采样网络,将更新后的第二采样网络确定为当前第二采样网络;重复步骤:基于当前第一采样网络,对多个输入数据进行处理,确定每个输入数据对应的第一输出数据;基于每个输入数据对应的第一输出数据和每个输入数据对应的标签,确定第一损失值;基于当前第二采样网络,对多个输入数据进行处理,确定每个输入数据对应的第二输出数据;基于每个输入数据对应的第二输出数据和每个输入数据对应的第一输出数据,确定第二损失值;

当第一损失值小于或等于第一预设阈值时,且当第二损失值小于或等于第二预设阈值时,将当前第一采样网络和当前第二采样网络确定为备用网络。

在一些可能的实施例中,原始网络包括一个主支和至少一个从支;主支包括多个网络模块,每个从支中的网络模块包括主支中的部分网络模块;

若原始网络存在多个从支,多个从支中每个从支至少共享一个网络模块。

在一些可能的实施例中,每个网络模块中至少包括一个卷积模块,每个卷积模块中包括至少包括一个卷积层、一个批归一化层(BN层)和一个激活层;

卷积层、批归一化层(BN层)和激活层串联连接;

卷积层为深度卷积层、逐点卷积层、或者二维卷积层。

在一些可能的实施例中,原始设备的设备资源信息至少包括:原始设备的显存容量数据、显存性能数据、网络性能数据、内存容量数据和计算能力数据;

目标设备的设备资源信息至少包括:目标设备的显存容量数据、显存性能数据、网络性能数据、内存容量数据和计算能力数据。

在一些可能的实施例中,原始网络确定单元,用于:

对目标事件进行分解,确定目标事件的目标任务标识和目标对象标识;

获取网络集合中每个网络的任务标识和对象标识;

确定目标任务标识和每个任务标识的第一匹配程度值;

确定目标对象标识和每个对象标识的第二匹配程度值；

根据第一匹配程度值和第二匹配程度值从网络集合中确定出原始网络。

在一些可能的实施例中，目标网络分割单元，用于：

利用预设的搜索规则，根据目标设备的设备资源信息和原始设备的设备资源信息调整原始网络中每个网络模块输出分辨率、输出通道数以及卷积模块数；

将调整后的原始网络确定为目标网络。

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计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质中存储有至少一条指令或至少一段程序，所述至少一条指令或至少一段程序由处理器加载并执行时实现上述方法。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。

本公开实施例还提出一种电子设备，包括：处理器；用于存储处理器可执行指令的存储器；其中，所述处理器被配置为实现上述方法。

电子设备可以被提供为终端、服务器或其它形态的设备。

本公开实施例提供一种包含指令的计算机程序产品，当其在计算机上运行时，使得计算机执行本公开的深度学习网络确定方法。

图 10 示出根据本公开实施例的一种电子设备的框图。例如，电子设备 1000 可以是移动电话，计算机，数字广播终端，消息收发设备，游戏控制台，平板设备，医疗设备，健身设备，个人数字助理等终端。

参照图 10，电子设备 1000 可以包括以下一个或多个组件：处理组件 1002，存储器 1004，电源组件 1006，多媒体组件 1008，音频组件 1010，输入/输出(I/O)的接口 1012，传感器组件 1014，以及通信组件 1016。

处理组件 1002 通常控制电子设备 1000 的整体操作，诸如与显示，电话呼叫，数据通信，相机操作和记录操作相关联的操作。处理组件 1002 可以包括一个或多个处理器 1020 来执行指令，以完成上述的方法的全部或部分步骤。此外，处理组件 1002 可以包括一个或多个模块，便于处理组件 1002 和其他组件之间的交互。例如，处理组件 1002 可以包括多媒体模块，以方便多媒体组件 1008 和处理组件 1002 之间的交互。

存储器 1004 被配置为存储各种类型的数据以支持在电子设备 1000 的操作。这些数据的示例包括用于在电子设备 1000 上操作的任何应用程序或方法的指令，联系人数据，电话簿数据，消息，图片，视频等。存储器 1004 可以由任何类型的易失性或非易失性存储设备或者它们的组合实现，如静态随机存取存储器(SRAM)，电可擦除可编程只读存储器(EEPROM)，可擦除可编程只读存储器(EPROM)，可编程只读存储器(PROM)，只读存储器(ROM)，磁存储器，快闪存储器，磁盘或光盘。

电源组件 1006 为电子设备 1000 的各种组件提供电力。电源组件 1006 可以包括电源管理系统，一个或多个电源，及其他与为电子设备 1000 生成、管理和分配电力相关联的组件。

多媒体组件 1008 包括在所述电子设备 1000 和用户之间的提供一个输出接口的屏幕。在一些实施例中,屏幕可以包括液晶显示器(LCD)和触摸面板(TP)。如果屏幕包括触摸面板,屏幕可以被实现为触摸屏,以接收来自用户的输入信号。触摸面板包括一个或多个触摸传感器以感测触摸、滑动和触摸面板上的手势。所述触摸传感器可以不仅感测触摸或滑动动作的边界,而且还检测与所述触摸或滑动操作相关的持续时间和压力。在一些实施例中,多媒体组件 1008 包括一个前置摄像头和/或后置摄像头。当电子设备 1000 处于操作模式,如拍摄模式或视频模式时,前置摄像头和/或后置摄像头可以接收外部的多媒体数据。每个前置摄像头和后置摄像头可以是一个固定的光学透镜系统或具有焦距和光学变焦能力。

音频组件 1010 被配置为输出和/或输入音频信号。例如,音频组件 1010 包括一个麦克风(MIC),当电子设备 1000 处于操作模式,如呼叫模式、记录模式和语音识别模式时,麦克风被配置为接收外部音频信号。所接收的音频信号可以被进一步存储在存储器 1004 或经由通信组件 1016 发送。在一些实施例中,音频组件 1010 还包括一个扬声器,用于输出音频信号。

I/O 接口 1012 为处理组件 1002 和外围接口模块之间提供接口,上述外围接口模块可以是键盘,点击轮,按钮等。这些按钮可包括但不限于:主页按钮、音量按钮、启动按钮和锁定按钮。

传感器组件 1014 包括一个或多个传感器,用于为电子设备 1000 提供各个方面的状态评估。例如,传感器组件 1014 可以检测到电子设备 1000 的打开/关闭状态,组件的相对定位,例如所述组件为电子设备 1000 的显示器和小键盘,传感器组件 1014 还可以检测电子设备 1000 或电子设备 1000 一个组件的位置改变,用户与电子设备 1000 接触的存在或不存在,电子设备 1000 方位或加速/减速和电子设备 1000 的温度变化。传感器组件 1014 可以包括接近传感器,被配置用来在没有任何的物理接触时检测附近物体的存在。传感器组件 1014 还可以包括光传感器,如 CMOS 或 CCD 图像传感器,用于在成像应用中使用。在一些实施例中,该传感器组件 1014 还可以包括加速度传感器,陀螺仪传感器,磁传感器,压力传感器或温度传感器。

通信组件 1016 被配置为便于电子设备 1000 和其他设备之间有线或无线方式的通信。电子设备 1000 可以接入基于通信标准的无线网络,如 WiFi, 2G 或 3G, 或它们的组合。在一个示例性实施例中,通信组件 1016 经由广播信道接收来自外部广播管理系统的广播信号或广播相关信息。在一个示例性实施例中,所述通信组件 1016 还包括近场通信(NFC)模块,以促进短程通信。例如,在 NFC 模块可基于射频识别(RFID)技术,红外数据协会(IrDA)技术,超宽带(UWB)技术,蓝牙(BT)技术和其他技术来实现。

在示例性实施例中,电子设备 1000 可以被一个或多个应用专用集成电路(ASIC)、数字信号处理器(DSP)、数字信号处理设备(DSPD)、可编程逻辑器件(PLD)、现场可编程门阵列(FPGA)、控制器、微控制器、微处理器或其他电子元件实现,用于执行上述方法。

在示例性实施例中,还提供了一种非易失性计算机可读存储介质,例如包括计算机程序指令的存储器 1004,上述计算机程序指令可由电子设备 1000 的处理器 1020 执行以完成

上述方法。

图 11 示出根据本公开实施例的另一种电子设备的框图。例如，电子设备 1100 可以被提供为一服务器。参照图 11，电子设备 1100 包括处理组件 1122，其进一步包括一个或多个处理器，以及由存储器 1132 所代表的存储器资源，用于存储可由处理组件 1122 的执行的指令，例如应用程序。存储器 1132 中存储的应用程序可以包括一个或一个以上的每一个对应于一组指令的模块。此外，处理组件 1122 被配置为执行指令，以执行上述方法。

电子设备 1100 还可以包括一个电源组件 1126 被配置为执行电子设备 1100 的电源管理，一个有线或无线的网络接口 1150 被配置为将电子设备 1100 连接到网络，和一个输入输出(I/O)接口 1158。电子设备 1100 可以操作基于存储在存储器 1132 的操作系统，例如 Windows Server™，Mac OS X™，Unix™，Linux™，FreeBSD™ 或类似。

在示例性实施例中，还提供了一种非易失性计算机可读存储介质，例如包括计算机程序指令的存储器 1132，上述计算机程序指令可由电子设备 1100 的处理组件 1122 执行以完成上述方法。

本公开可以是系统、方法和/或计算机程序产品。计算机程序产品可以包括计算机可读存储介质，其上载有用于使处理器实现本公开的各个方面的计算机可读程序指令。

计算机可读存储介质可以是可以保持和存储由指令执行设备使用的指令的有形设备。计算机可读存储介质例如可以是但不限于电存储设备、磁存储设备、光存储设备、电磁存储设备、半导体存储设备或者上述的任意合适的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子(非穷举的列表)包括:便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM 或闪存)、静态随机存取存储器(SRAM)、便携式压缩盘只读存储器(CD-ROM)、数字多功能盘(DVD)、记忆棒、软盘、机械编码设备、例如其上存储有指令的打孔卡或凹槽内凸起结构、以及上述的任意合适的组合。这里所使用的计算机可读存储介质不被解释为瞬时信号本身，诸如无线电波或者其他自由传播的电磁波、通过波导或其他传输媒介传播的电磁波(例如，通过光纤电缆的光脉冲)、或者通过电线传输电信号。

这里所描述的计算机可读程序指令可以从计算机可读存储介质下载到各个计算/处理设备，或者通过网络、例如因特网、局域网、广域网和/或无线网下载到外部计算机或外部存储设备。网络可以包括铜传输电缆、光纤传输、无线传输、路由器、防火墙、交换机、网关计算机和/或边缘服务器。每个计算/处理设备中的网络适配卡或者网络接口从网络接收计算机可读程序指令，并转发该计算机可读程序指令，以供存储在各个计算/处理设备中的计算机可读存储介质中。

用于执行本公开操作的计算机程序指令可以是汇编指令、指令集架构(ISA)指令、机器指令、机器相关指令、微代码、固件指令、状态设置数据、或者以一种或多种编程语言的任意组合编写的源代码或目标代码，所述编程语言包括面向对象的编程语言—诸如 Smalltalk、C++等，以及常规的过程式编程语言—诸如“C”语言或类似的编程语言。计算机可读程序指令可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独

立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中，远程计算机可以通过任意种类的网络——包括局域网(LAN)或广域网(WAN)——连接到用户计算机，或者，可以连接到外部计算机(例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接)。在一些实施例中，通过利用计算机可读程序指令的状态信息来个性化定制电子电路，例如可编程逻辑电路、现场可编程门阵列(FPGA)或可编程逻辑阵列(PLA)，该电子电路可以执行计算机可读程序指令，从而实现本公开的各个方面。

这里参照根据本公开实施例的方法、装置(系统)和计算机程序产品的流程图和/或框图描述了本公开的各个方面。应当理解，流程图和/或框图的每个方框以及流程图和/或框图中各方框的组合，都可以由计算机可读程序指令实现。

这些计算机可读程序指令可以提供给通用计算机、专用计算机或其它可编程数据处理装置的处理器，从而生产出一种机器，使得这些指令在通过计算机或其它可编程数据处理装置的处理器执行时，产生了实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的装置。也可以把这些计算机可读程序指令存储在计算机可读存储介质中，这些指令使得计算机、可编程数据处理装置和/或其他设备以特定方式工作，从而，存储有指令的计算机可读介质则包括一个制造品，其包括实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的各个方面的指令。

也可以把计算机可读程序指令加载到计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上，使得在计算机、其它可编程数据处理装置或其它设备上执行一系列操作步骤，以产生计算机实现的过程，从而使得在计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上执行的指令实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作。

附图中的流程图和框图显示了根据本公开的多个实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上，流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段或指令的一部分，所述模块、程序段或指令的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。在有些作为替换的实现中，方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如，两个连续的方框实际上可以基本并行地执行，它们有时也可以按相反的顺序执行，这依所涉及的功能而定。也要注意的，框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/或流程图中的方框的组合，可以用执行规定的功能或动作的专用的基于硬件的系统来实现，或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

以上已经描述了本公开的各实施例，上述说明是示例性的，并非穷尽性的，并且也不限于所披露的各实施例。在不偏离所说明的各实施例的范围和精神的情况下，对于本技术领域的普通技术人员来说许多修改和变更都是显而易见的。本文中术语的选择，旨在最好地解释各实施例的原理、实际应用或对市场中的技术的改进，或者使本技术领域的其它普通技术人员能理解本文披露的各实施例。

权利要求

1、一种深度学习网络确定方法，其特征在于，所述方法包括：

确定目标设备待处理的目标事件；

根据所述目标事件从训练好的网络集合中确定出原始网络；所述原始网络为所述网络集合中与所述目标事件相匹配的网络；

获取训练所述原始网络的原始设备的设备资源信息，以及所述目标设备的设备资源信息；

根据所述目标设备的设备资源信息和所述原始设备的设备资源信息从所述原始网络上分割出目标网络；所述目标网络用于部署在所述目标设备上，对所述目标事件进行处理，所述目标网络和所述原始网络的网络模块数量相同且网络模块之间的连接结构相同。

2、根据权利要求1所述的深度学习网络确定方法，其特征在于，所述方法还包括训练得到所述原始网络的步骤：

获取样本数据集，所述样本数据集包括多个输入数据和每个所述输入数据对应的标签；

构建预设学习网络，从所述预设学习网络中确定出多个采样网络，为每个所述采样网络设置初始参数；

利用所述样本数据集对所述多个采样网络进行训练，将训练后的多个采样网络作为多个备用网络，从所述多个备用网络中确定出所述原始网络。

3、根据权利要求2所述的深度学习网络确定方法，其特征在于，所述多个采样网络包括第一级别网络，至少一个第二级别网络和第三级别网络；所述第一级别网络，所述至少一个第二级别网络和所述第三级别网络的网络模块数量相同且网络模块之间的连接结构相同；

所述第一级别网络中各个网络模块的输出分辨率大于所述第二级别网络中对应的网络模块的输出分辨率；所述第二级别网络中各个网络模块的输出分辨率大于所述第三级别网络中对应的网络模块的输出分辨率；

所述第一级别网络中各个网络模块的输出通道数大于所述第二级别网络中对应的网络模块的输出通道数；所述第二级别网络中各个网络模块的输出通道数大于所述第三级别网络中对应的网络模块的输出通道数；

所述第一级别网络中各个网络模块的卷积模块数大于所述第二级别网络中对应的网络

模块的卷积模块数；所述第二级别网络中各个网络模块的卷积模块数大于所述第三级别网络中对应的网络模块的卷积模块数。

4、根据权利要求 2-3 任一所述的深度学习网络确定方法，其特征在于，所述利用所述样本数据集对所述多个采样网络进行训练，将训练后的多个采样网络作为多个备用网络，包括：

将所述多个采样网络中的每个采样网络作为当前采样网络；

基于所述当前采样网络，对所述多个输入数据进行处理，确定每个所述输入数据对应的输出数据；

基于所述输出数据和所述输入数据对应的标签，确定损失值；

当所述损失值小于或等于所述预设阈值时，将所述当前采样网络确定为备用网络。

5、根据权利要求 4 所述的深度学习网络确定方法，其特征在于，所述当所述损失值小于或等于所述预设阈值时，将所述当前采样网络确定为备用网络之前，还包括：

当所述损失值大于预设阈值时，基于所述损失值进行反向传播，对所述当前采样网络进行参数更新以得到更新后的采样网络，将所述更新后的采样网络确定为所述当前采样网络；

重复步骤：基于所述当前采样网络，对所述多个输入数据进行处理，确定每个所述输入数据对应的输出数据；基于所述输出数据和所述输入数据对应的标签，确定损失值。

6、根据权利要求 3 所述的深度学习网络确定方法，其特征在于，所述利用所述样本数据集对所述多个采样网络进行训练，将训练后的多个采样网络作为多个备用网络，包括：

将所述第一级别网络作为当前第一采样网络，将所述至少一个第二级别网络和所述第三级别网络中的每个网络作为一个当前第二采样网络；

基于所述当前第一采样网络，对所述多个输入数据进行处理，确定每个所述输入数据对应的第一输出数据；基于每个所述输入数据对应的第一输出数据和每个所述输入数据对应的标签，确定第一损失值；

针对多个所述当前第二采样网络中的每个所述当前第二采样网络：基于所述当前第二采样网络，对所述多个输入数据进行处理，确定每个所述输入数据对应的第二输出数据；基于每个所述输入数据对应的第二输出数据和每个所述输入数据对应的第一输出数据，确定第二损失值；

当所述第一损失值小于或等于所述第一预设阈值时，且当所述第二损失值小于或等于

所述第二预设阈值时，将所述当前第一采样网络和所述当前第二采样深度学习网络确定为备用网络。

7、根据权利要求6所述的深度学习网络确定方法，其特征在于，所述当所述第一损失值小于或等于所述第一预设阈值时，且当所述第二损失值小于或等于所述第二预设阈值时，将所述当前第一采样网络和所述当前第二采样深度学习网络确定为备用网络之前，还包括：

当所述第一损失值大于第一预设阈值时，基于所述第一损失值进行反向传播，对所述当前第一采样网络进行参数更新以得到更新后的第一采样网络，将所述更新后的第一采样深度学习网络确定为所述当前第一采样网络；当所述第二损失值大于第二预设阈值时，基于所述第二损失值进行反向传播，对所述当前第二采样网络进行参数更新以得到更新后的第二采样网络，将所述更新后的第二采样深度学习网络确定为所述当前第二采样网络；

重复步骤：基于所述当前第一采样网络，对所述多个输入数据进行处理，确定每个所述输入数据对应的第一输出数据；基于每个所述输入数据对应的第一输出数据和每个所述输入数据对应的标签，确定第一损失值；基于所述当前第二采样网络，对所述多个输入数据进行处理，确定每个所述输入数据对应的第二输出数据；基于每个所述输入数据对应的第二输出数据和每个所述输入数据对应的第一输出数据，确定第二损失值。

8、根据权利要求1-2任一所述的深度学习网络确定方法，其特征在于，所述原始网络包括一个主支和至少一个从支；所述主支包括多个网络模块，每个所述从支中的网络模块包括所述主支中的部分网络模块；

若所述原始网络存在多个从支，所述多个从支中每个从支至少共享一个网络模块。

9、根据权利要求8所述的深度学习网络确定方法，其特征在于，所述每个网络模块中至少包括一个卷积模块，每个所述卷积模块中包括至少包括一个卷积层、一个批归一化层（BN层）和一个激活层；

所述卷积层、所述批归一化层（BN层）和所述激活层串联连接；

所述卷积层为深度卷积层、逐点卷积层、或者二维卷积层。

10、根据权利要求1所述的深度学习网络确定方法，其特征在于，所述原始设备的设备资源信息至少包括：所述原始设备的显存容量数据、显存性能数据、网络性能数据、内存容量数据和计算能力数据；

所述目标设备的设备资源信息至少包括：所述目标设备的显存容量数据、显存性能数据、网络性能数据、内存容量数据和计算能力数据。

11、根据权利要求 1 所述的深度学习网络确定方法，其特征在于，所述根据所述目标事件从训练好的网络集合中确定出原始网络，包括：

对所述目标事件进行分解，确定所述目标事件的目标任务标识和目标对象标识；

获取所述网络集合中每个网络的任务标识和对象标识；

确定所述目标任务标识和每个所述任务标识的第一匹配程度值；

确定所述目标对象标识和每个所述对象标识的第二匹配程度值；

根据所述第一匹配程度值和所述第二匹配程度值从所述网络集合中确定出原始网络。

12、根据权利要求 1 所述的深度学习网络确定方法，其特征在于，所述根据所述目标设备的设备资源信息和所述原始设备的设备资源信息从所述原始网络上分割出目标网络，包括：

利用预设的搜索规则，根据所述目标设备的设备资源信息和所述原始设备的设备资源信息调整所述原始网络中每个网络模块输出分辨率、输出通道数以及卷积模块数；

将调整后的原始深度学习网络确定为所述目标网络。

13、一种深度学习网络确定装置，其特征在于，所述装置包括：

目标事件确定单元，用于确定目标设备待处理的目标事件；

原始深度学习网络确定单元，用于根据所述目标事件从训练好的网络集合中确定出原始网络；所述原始网络为所述网络集合中与所述目标事件相匹配的网络；

资源信息获取单元，用于获取训练所述原始网络的原始设备的设备资源信息，以及所述目标设备的设备资源信息；

目标网络分割单元，用于根据所述目标设备的设备资源信息和所述原始设备的设备资源信息从所述原始网络上分割出目标网络；所述目标网络用于部署在所述目标设备上，对所述目标事件进行处理，所述目标网络和所述原始网络的网络模块数量相同且网络模块之间的连接结构相同。

14、一种电子设备，其特征在于，包括至少一个处理器，以及与所述至少一个处理器通信连接的存储器；其中，所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令，所述至少一个处理器通过执行所述存储器存储的指令实现如权利要求 1-12 所述的一种深度学习网络确定方法。

15、一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读存储介质中存储有至少一条指令或至少一段程序，所述至少一条指令或至少一段程序由处理器加载并执行以实现

如权利要求 1-12 所述的一种深度学习网络确定方法。