



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113704531 A

(43) 申请公布日 2021. 11. 26

(21) 申请号 202110261801.3

(22) 申请日 2021.03.10

(71) 申请人 腾讯科技(深圳)有限公司  
地址 518000 广东省深圳市南山区高新区  
科技中一路腾讯大厦35层

(72) 发明人 汪翔 黄珊

(74) 专利代理机构 北京市立方律师事务所  
11330  
代理人 张筱宁

(51) Int. Cl.  
G06F 16/58 (2019.01)  
G06K 9/62 (2006.01)  
G06N 3/04 (2006.01)  
G06N 3/08 (2006.01)

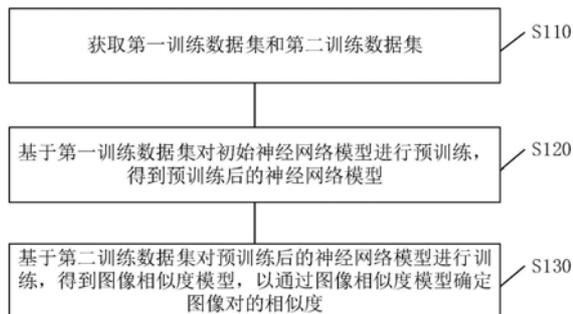
权利要求书2页 说明书20页 附图7页

(54) 发明名称

图像处理方法和装置、电子设备及计算机可读存储介质

(57) 摘要

本申请公开了一种图像处理方法和装置、电子设备及计算机可读存储介质,涉及人工智能、云技术及图像处理技术领域,该方法包括:获取第一训练数据集和第二训练数据集,基于第一训练数据集对初始神经网络模型进行预训练,得到预训练后的神经网络模型;基于第二训练数据集对预训练后的神经网络模型进行训练,得到图像相似度模型。根据本申请的方法,由于第一训练数据集是通过对各初始图像进行数据增广自动确定的,基于此,可产生大量的带有相似度标注结果的训练样本,为模型的训练提供数据支持。进一步的,由于人工标注的第二样本图像集及其相似度标注结果更加准确,因此,基于第二训练数据集训练得到的图像相似度模型的性能更好。



1. 一种图像处理方法,其特征在于,包括:

获取第一训练数据集和第二训练数据集,所述第一训练数据集包括多个第一样本图像集,所述第二训练数据集包括多个第二样本图像集,其中,所述第一样本图像集及其相似度标注结果是通过对各初始图像进行数据增广确定的,所述第二样本图像集的相似度标注结果为人工标注结果;

基于所述第一训练数据集对初始神经网络模型进行预训练,得到预训练后的神经网络模型;

基于所述第二训练数据集对所述预训练后的神经网络模型进行训练,得到图像相似度模型,以通过所述图像相似度模型确定图像对的相似度。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述获取第一训练数据集,包括:

获取多张初始图像;

对于每一所述初始图像,对所述初始图像进行数据增广处理,得到对应于所述初始图像的至少两张子图;

基于各所述初始图像的子图中属于同一初始图像的两张子图,得到多个第一正样本图像集以及所述第一正样本图像集的相似度标注结果;

基于各所述初始图像的子图中属于不同初始图像的两张子图,得到多个第一负样本图像集以及所述第一负样本图像集的相似度标注结果;

其中,所述多个第一样本图像集包括所述多个第一正样本图像集和所述多个第一负样本图像集。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述第二样本图像集为正样本图像集,所述第二训练数据集中还包括多个所述第一负样本图像集。

4. 根据权利要求1至3中任一项所述的方法,其特征在于,所述多个第二样本图像集包括多个第二正样本图像集或多个第二负样本图像集中的至少一项,所述第二正样本图像集的相似度小于或等于第一阈值;所述第二负样本图像集的相似度大于或等于第二阈值;

其中,所述第二样本图像集的相似度是通过所述预训练后的神经网络模型确定的。

5. 根据权利要求1至3中任一项所述的方法,其特征在于,所述数据增广处理包括以下至少一项:

图像裁剪;涂抹处理;模糊处理;色彩变换;灰度变换;图像旋转;图像翻转。

6. 根据权利要求1至3中任一项所述的方法,其特征在于,所述基于所述第一训练数据集对初始神经网络模型进行预训练,得到预训练后的神经网络模型,包括:

重复执行以下训练步骤直至预训练损失值满足预训练结束条件,得到所述预训练后的神经网络模型:

将各所述第一样本图像集输入初始神经网络模型中,通过所述初始神经网络模型分别提取每一所述第一样本图像集中两张图像的图像特征,并基于所述两张图像的图像特征,预测得到所述第一样本图像集的预测相似度;

根据各所述第一样本图像集的预测相似度和相似度标注结果,确定预训练损失值;

若所述预训练损失值满足预训练结束条件,则结束预训练;如果不满足,则调整所述初始神经网络模型的模型参数,并重复所述训练步骤。

7. 一种图像处理方法,其特征在于,包括:

获取至少两张待处理图像；

通过调用图像相似度模型对所述至少两张待处理图像进行处理，得到所述至少两张待处理图像中各图像对的相似度，以基于所述相似度对所述至少两张待处理图像进行处理；

其中，所述图像相似度模型为通过权利要求1-6中任一项所述的方法得到的。

8. 根据权利要求7所述的方法，其特征在于，所述获取至少两张待处理图像，包括：

获取图像检索请求，所述图像检索请求中包含检索图像；

获取所述图像检索请求对应的图像数据库，所述至少两张待处理图像包括所述检索图像和所述图像数据库中的被检索图像，所述图像对包括检索图像和一张被检索图像；

所述方法还包括：

根据各所述图像对的相似度，从所述图像数据库中确定出所述图像检索请求对应的目标图像，并将所述目标图像提供给检索者。

9. 根据权利要求7所述的方法，其特征在于，所述获取至少两张待处理图像，包括：

获取待处理图像集，所述至少两张待处理图像为所述待处理图像集中的各图像，所述图像对为所述待处理图像集中的任意两张图像；

所述方法还包括：

根据各所述图像对的相似度，对所述待处理图像集中的图像进行分类。

10. 一种图像处理装置，其特征在于，包括：

训练数据获取模块，用于获取第一训练数据集和第二训练数据集，所述第一训练数据集包括多个第一样本图像集，所述第二训练数据集包括多个第二样本图像集，其中，所述第一样本图像集及其相似度标注结果是通过对各初始图像进行数据增广确定的，所述第二样本图像集的相似度标注结果为人工标注结果；

模型训练模块，用于基于所述第一训练数据集对初始神经网络模型进行预训练，得到预训练后的神经网络模型；并基于所述第二训练数据集对所述预训练后的神经网络模型进行训练，得到图像相似度模型，以通过所述图像相似度模型确定图像对的相似度。

11. 一种图像处理装置，其特征在于，包括：

图像获取模块，用于获取至少两张待处理图像；

图像处理模块，用于通过调用图像相似度模型对所述至少两张待处理图像对进行处理，得到所述至少两张待处理图像中各图像对的相似度，以基于所述相似度对所述至少两张待处理图像进行处理；

其中，所述图像相似度模型为通过权利要求1-6中任一项所述的方法得到的。

12. 一种电子设备，其特征在于，包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述程序时实现权利要求1-9中任一项所述的方法。

13. 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上存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1-9中任一项所述的方法。

## 图像处理方法、装置、电子设备及计算机可读存储介质

### 技术领域

[0001] 本申请涉及人工智能、大数据处理及图像处理技术领域,具体而言,本申请涉及一种图像处理方法、装置、电子设备及计算机可读存储介质。

### 背景技术

[0002] 图像相似度广泛应用于图像检索、图像识别等常见的图像处理应用场景中,实际应用中,可基于训练好的图像相似度模型确定两张图像的相似度。为了得到可确定两张图像间的相似度的图像相似度模型,现有技术中,通常基于完全监督学习的方式训练得到上述图像相似度模型,即基于人工标注的大量的图像对训练得到上述图像相似度模型,为了得到精度较高的模型,通常需要人工标注大量的样本图像对,因此,采用人工标注的方式的样本图像对的数量比较受限,从而导致图像相似度模型的性能受限,并且浪费大量的人力。

### 发明内容

[0003] 本申请的目的旨在至少能解决上述的技术缺陷之一,特提出以下技术方案,以解决提高图像相似度模型的性能的问题。

[0004] 根据本申请的一个方面,提供了一种图像处理方法,该方法包括:

[0005] 获取第一训练数据集和第二训练数据集,第一训练数据集包括多个第一样本图像集,第二训练数据集包括多个第二样本图像集,其中,第一样本图像集及其相似度标注结果是通过对各初始图像进行数据增广确定的,第二样本图像集的相似度标注结果为人工标注结果;

[0006] 基于第一训练数据集对初始神经网络模型进行预训练,得到预训练后的神经网络模型;

[0007] 基于第二训练数据集对预训练后的神经网络模型进行训练,得到图像相似度模型,以通过图像相似度模型确定图像对的相似度。

[0008] 根据本申请的另一个方面,提供了一种图像处理方法,该方法包括:

[0009] 获取至少两张待处理图像;

[0010] 通过调用图像相似度模型对至少两张待处理图像对进行处理,得到至少两张待处理图像中各图像对的相似度,以基于相似度对至少两张待处理图像进行处理;

[0011] 其中,图像相似度模型为通过本申请第一方面所示的方法得到的。

[0012] 根据本申请的另一个方面,提供了一种图像处理装置,该装置包括:

[0013] 训练数据获取模块,用于获取第一训练数据集和第二训练数据集,第一训练数据集包括多个第一样本图像集,第二训练数据集包括多个第二样本图像集,其中,第一样本图像集及其相似度标注结果是通过对各初始图像进行数据增广确定的,第二样本图像集的相似度标注结果为人工标注结果;

[0014] 模型训练模块,用于基于第一训练数据集对初始神经网络模型进行预训练,得到预训练后的神经网络模型,并基于第二训练数据集对预训练后的神经网络模型进行训练,

得到图像相似度模型,以通过图像相似度模型确定图像对的相似度。

[0015] 在一种可能的实现方式中,训练数据获取模块在获取第一训练数据集时,具体用于:

[0016] 获取多张初始图像;

[0017] 对于每一初始图像,对初始图像进行数据增广处理,得到对应于初始图像的至少两张子图;

[0018] 基于各初始图像的子图中属于同一初始图像的两张子图,得到多个第一正样本图像集以及第一正样本图像集的相似度标注结果;

[0019] 基于各初始图像的子图中属于不同初始图像的两张子图,得到多个第一负样本图像集以及第一负样本图像集的相似度标注结果;

[0020] 其中,多个第一样本图像集包括多个第一正样本图像集和多个第一负样本图像集。

[0021] 在一种可能的实现方式中,第二样本图像集为正样本图像集,第二训练数据集中还包括多个第一负样本图像集。

[0022] 在一种可能的实现方式中,多个第二样本图像集包括多个第二正样本图像集或多个第二负样本图像集中的至少一项,第二正样本图像集的相似度小于或等于第一阈值;第二负样本图像集的相似度大于或等于第二阈值;

[0023] 其中,第二样本图像集的相似度是通过预训练后的神经网络模型确定的。

[0024] 在一种可能的实现方式中,数据增广处理包括以下至少一项:

[0025] 图像裁剪;涂抹处理;模糊处理;色彩变换;灰度变换;图像旋转;图像翻转。

[0026] 在一种可能的实现方式中,模型训练模块在基于第一训练数据集对初始神经网络模型进行预训练,得到预训练后的神经网络模型时,具体用于:

[0027] 重复执行以下训练步骤直至预训练损失值满足预训练结束条件,得到预训练后的神经网络模型:

[0028] 将各第一样本图像集输入初始神经网络模型中,通过初始神经网络模型分别提取每一第一样本图像集中两张图像的图像特征,并基于两张图像的图像特征,预测得到第一样本图像集的预测相似度;

[0029] 根据各第一样本图像集的预测相似度和相似度标注结果,确定预训练损失值;

[0030] 若预训练损失值满足预训练结束条件,则结束预训练;如果不满足,则调整初始神经网络模型的模型参数,并重复训练步骤。

[0031] 根据本申请的另一个方面,提供了一种图像处理装置,该装置包括:

[0032] 图像获取模块,用于获取至少两张待处理图像;

[0033] 图像处理模块,用于通过调用图像相似度模型对至少两张待处理图像对进行处理,得到至少两张待处理图像中各图像对的相似度,以基于相似度对至少两张待处理图像进行处理;

[0034] 其中,图像相似度模型为通过本申请第一方面所示的方法得到的。

[0035] 在一种可能的实现方式中,图像获取模块在获取至少两张待处理图像时,具体用于:

[0036] 获取图像检索请求,图像检索请求中包含检索图像;

[0037] 获取图像检索请求对应的图像数据库,至少两张待处理图像包括检索图像和图像数据库中的被检索图像,图像对包括检索图像和一张被检索图像;

[0038] 该装置还包括:

[0039] 图像检索模块,用于根据各图像对的相似度,从图像数据库中确定出图像检索请求对应的目标图像,并将目标图像提供给检索者。

[0040] 在一种可能的实现方式中,图像获取模块在获取至少两张待处理图像时,具体用于:

[0041] 获取待处理图像集,至少两张待处理图像为待处理图像集中的各图像,图像对为待处理图像集中的任意两张图像;

[0042] 该装置还包括:

[0043] 图像分类模块,用于根据各图像对的相似度,对待处理图像集中的图像进行分类。

[0044] 根据本申请的再一个方面,提供了一种电子设备,该电子设备包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,处理器执行该计算机程序时实现本申请的图像处理方法。

[0045] 根据本申请的又一个方面,提供了一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质上存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现本申请的图像处理方法。

[0046] 本发明实施例还提供了一种计算机程序产品或计算机程序,该计算机程序产品或计算机程序包括计算机指令,该计算机指令存储在计算机可读存储介质中。计算机设备的处理器从计算机可读存储介质读取该计算机指令,处理器执行该计算机指令,使得该计算机设备执行上述图像处理方法的各种可选实现方式中提供的方法。

[0047] 本申请提供的技术方案带来的有益效果是:

[0048] 本申请提供的图像处理方法、装置、电子设备及计算机可读存储介质,在得到用于确定图像对的相似度的图像相似度模型时,模型的第一训练数据集中的第一样本图像集及其相似度标注结果是通过对各初始图像进行数据增广自动确定出的,因此,基于数据增广方式,可以产生大量的带有相似度标注结果的训练样本,为模型的训练提供数据支持。进一步的,本申请实施例的方案还提供了模型的第二训练数据集,由于第二训练数据集中的第二样本图像集及其相似度标注结果是通过人工标注的,人工标注的相似度标注结果更加准确,因此,基于第二训练数据集训练得到的图像相似度模型的性能更好。

[0049] 本申请附加的方面和优点将在下面的描述中部分给出,这些将从下面的描述中变得明显,或通过本申请的实践了解到。

## 附图说明

[0050] 为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案,下面将对本申请实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍。

[0051] 图1为本申请一个实施例提供的一种图像处理方法的流程示意图;

[0052] 图2为本申请一个实施例提供的一种涂抹处理后的图像的示意图;

[0053] 图3为本申请一个实施例提供的一种网络结构示意图;

[0054] 图4为本申请一个实施例提供的一种图像处理方法中图像相似度模型的训练流程示意图;

- [0055] 图5为本申请一个实施例提供的又一种图像处理方法的流程示意图；
- [0056] 图6为本申请一个实施例提供的一种图像处理方法的流程示意图；
- [0057] 图7为本申请一个实施例提供的一种图像处理方法的实施环境的示意图；
- [0058] 图8为本申请一个实施例提供的又一种图像处理方法的实施环境的示意图；
- [0059] 图9为本申请一个实施例提供的一种图像处理装置的结构示意图；
- [0060] 图10为本申请一个实施例提供的又一种图像处理装置的结构示意图；
- [0061] 图11为本申请一个实施例提供的一种电子设备的结构示意图。

### 具体实施方式

[0062] 下面详细描述本申请的实施例,所述实施例的示例在附图中示出,其中自始至终相同或类似的标号表示相同或类似的元件或具有相同或类似功能的元件。下面通过参考附图描述的实施例是示例性的,仅用于解释本申请,而不能解释为对本申请的限制。

[0063] 本技术领域技术人员可以理解,除非特意声明,这里使用的单数形式“一”、“一个”、“所述”和“该”也可包括复数形式。应该进一步理解的是,本申请的说明书中使用的措辞“包括”是指存在所述特征、整数、步骤、操作、元件和/或组件,但是并不排除存在或添加一个或多个其他特征、整数、步骤、操作、元件、组件和/或它们的组。应该理解,当我们称元件被“连接”或“耦接”到另一元件时,它可以直接连接或耦接到其他元件,或者也可以存在中间元件。此外,这里使用的“连接”或“耦接”可以包括无线连接或无线耦接。这里使用的措辞“和/或”包括一个或多个相关联的列出项的全部或任一单元和全部组合。

[0064] 本申请实施例是为了提高获取训练样本的效率,提高模型性能而提供的一种图像处理方法,该方法可以适用于任何需要确定图像对的相似度的场景中,该方法涉及人工智能、大数据处理及云技术,具体涉及到人工智能技术中的机器学习和计算机视觉技术等领域。

[0065] 其中,在本申请的一个实施例中,本申请实施例所提供的方案可以基于云技术实现,各可选实施例中所涉及的数据处理(包括但不限于数据计算等),可以采用云计算实现。云技术(Cloud technology)是指在广域网或局域网内将硬件、软件、网络等系列资源统一起来,实现数据的计算、储存、处理和共享的一种托管技术。云技术基于云计算商业模式应用的网络技术、信息技术、整合技术、管理平台技术、应用技术等的总称,可以组成资源池,按需所用,灵活便利。云计算技术将变成重要支撑。技术网络系统的后台服务需要大量的计算、存储资源,如视频网站、图片类网站和更多的门户网站。伴随着互联网行业的高度发展和应用,将来每个物品都有可能存在自己的识别标志,都需要传输到后台系统进行逻辑处理,不同程度级别的数据将会分开处理,各类行业数据皆需要强大的系统后盾支撑,只能通过云计算来实现。

[0066] 云计算(cloud computing)是一种计算模式,它将计算任务分布在大量计算机构成的资源池上,使各种应用系统能够根据需要获取计算力、存储空间和信息服务。提供资源的网络被称为“云”。“云”中的资源在使用者看来是可以无限扩展的,并且可以随时获取,按需使用,随时扩展,按使用付费。

[0067] 作为云计算的基础能力提供商,会建立云计算资源池(简称云平台,一般称为IaaS (Infrastructure as a Service,基础设施即服务)平台,在资源池中部署多种类型的虚拟

资源,供外部客户选择使用。云计算资源池中主要包括:计算设备(为虚拟化机器,包含操作系统)、存储设备、网络设备。按照逻辑功能划分,在IaaS(Infrastructure as a Service,基础设施即服务)层上可以部署PaaS(Platform as a Service,平台即服务)层,PaaS层之上再部署SaaS(Software as a Service,软件即服务)层,也可以直接将SaaS部署在IaaS上。PaaS为软件运行的平台,如数据库、web容器等。SaaS为各式各样的业务软件,如web门户网站、短信群发器等。一般来说,SaaS和PaaS相对于IaaS是上层。

[0068] 人工智能(Artificial Intelligence, AI)是利用数字计算机或者数字计算机控制的机器模拟、延伸和扩展人的智能,感知环境、获取知识并使用知识获得最佳结果的理论、方法、技术及应用系统。换句话说,人工智能是计算机科学的一个综合技术,它企图了解智能的实质,并生产出一种新的能以人类智能相似的方式做出反应的智能机器。人工智能也就是研究各种智能机器的设计原理与实现方法,使机器具有感知、推理与决策的功能。

[0069] 人工智能技术是一门综合学科,涉及领域广泛,既有硬件层面的技术也有软件层面的技术。人工智能基础技术一般包括如传感器、专用人工智能芯片、云计算、分布式存储、大数据处理技术、操作/交互系统、机电一体化等技术。人工智能软件技术主要包括计算机视觉技术、语音处理技术、自然语言处理技术以及机器学习/深度学习等几大方向。

[0070] 其中,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、对抗学习等技术。

[0071] 随着人工智能技术研究和进步,人工智能技术在多个领域展开研究和应用,例如常见的智能家居、智能穿戴设备、虚拟助理、智能音箱、智能营销、无人驾驶、自动驾驶、无人机、机器人、智能医疗、智能客服等,相信随着技术的发展,人工智能技术将在更多的领域得到应用,并发挥越来越重要的价值。

[0072] 大数据(Big data)是指无法在一定时间范围内用常规软件工具进行捕捉、管理和处理的数据集合,是需要新处理模式才能具有更强的决策力、洞察发现力和流程优化能力的海量、高增长率和多样化的信息资产。随着云时代的来临,大数据也吸引了越来越多的关注,大数据需要特殊的技术,以有效地处理大量的容忍经过时间内的数据。适用于大数据的技术,包括大规模并行处理数据库、数据挖掘、分布式文件系统、分布式数据库、云计算平台、互联网和可扩展的存储系统。

[0073] 计算机视觉技术(Computer Vision, CV)计算机视觉是一门研究如何使机器“看”的科学,更进一步的说,就是指用摄影机和电脑代替人眼对目标进行识别、跟踪和测量等机器视觉,并进一步做图形处理,使电脑处理成为更适合人眼观察或传送给仪器检测的图像。作为一个科学学科,计算机视觉研究相关的理论和技术,试图建立能够从图像或者多维数据中获取信息的人工智能系统。计算机视觉技术通常包括图像处理、图像识别、图像语义理解、图像检索、OCR、视频处理、视频语义理解、视频内容/行为识别、三维物体重建、3D技术、虚拟现实、增强现实、同步定位与地图构建等技术,还包括常见的人脸识别、指纹识别等生物特征识别技术。

[0074] 本申请实施例所提供的方案可以由任一电子设备执行,可以是用户终端设备,也可以是服务器执行,其中,服务器可以是独立的物理服务器,也可以是多个物理服务器构成的服务器集群或者分布式系统,还可以是提供云计算服务的云服务器。终端设备可以包括以下至少一项:智能手机、平板电脑、笔记本电脑、台式计算机、智能音箱、智能手表、智能电视、智能车载设备。

[0075] 本申请实施例中所涉及的模型训练所需要的训练数据的来源本申请实施例不做限定,可以包括已有的训练数据集,还可以包括从互联网中获取到的大数据,还可以包括基于本申请的图像处理方法中通过数据增广方法得到的训练数据。

[0076] 下面以具体实施例对本申请的技术方案以及本申请的技术方案如何解决上述技术问题进行详细说明。下面这几个具体的实施例可以相互结合,对于相同或相似的概念或过程可能在某些实施例中不再赘述。下面将结合附图,对本申请的实施例进行描述。

[0077] 本申请实施例提供了一种可能的实现方式,如图1所示,提供了一种图像处理方法的流程图,该方案可以由任一电子设备执行,例如,本申请实施例的方案可以在终端设备或者服务器上执行,或者由终端设备和服务器共同执行。为描述方便,下面将以服务器作为执行主体为例,对本申请实施例提供的方法进行说明。如图1中所示的流程图,该方法可以包括以下步骤:

[0078] 步骤S110,获取第一训练数据集和第二训练数据集,第一训练数据集包括多个第一样本图像集,第二训练数据集包括多个第二样本图像集。

[0079] 其中,第一样本图像集及其相似度标注结果是通过对各初始图像进行数据增广确定的,第二样本图像集的相似度标注结果为人工标注结果。

[0080] 其中,相似度标注结果表征了两张图像之间的相似程度,相似度标注的具体方式本申请中不限定。第一样本图像集中包括至少两张图像,该至少两张图像中的任意两张图像都是相似的,或者,都是不相似的。第二样本图像集中也包括至少两张图像,该至少两张图像中的任意两张图像都是相似的,或者,都是不相似的。则第一样本图像集的相似度标注结果表征的是该图像集中的任意两张图像都是相似的,或者,都是不相似的,第二样本图像集的相似度标注结果表征的是该图像集中的任意两张图像都是相似的,或者,都是不相似的。

[0081] 作为一个示例,相似度标注结果通过数字1和0表示,数字为1时,表示两张图像相似,数字为0时,表示两张图像不相似。

[0082] 其中,两张图像(即图像对)相似是指两张图像的相似度大于相似度阈值,比如,在本申请的一个示例中,相似度阈值为0.6,则在两张图像的相似度大于0.6时,这两张图像相似,否则,这两张图像不相似。需要说明的是,相似度阈值可基于实际需求配置,比如,在相似度要求较高的场景下,可将相似度阈值适当提高,比如,相似度阈值为0.8。

[0083] 数据增广处理指的是在不改变图像类别的情况下,增加数据量,即在初始图像的基础上,通过数据增广处理可以得到数据量多且多样化的图像集作为训练数据。

[0084] 由于第一样本图像集及其相似度标注结果是通过对各初始图像进行数据增广确定的,通过数据增广的方式无法覆盖到各种场景的图像集,且通过数据增广方式确定的图像集的相似度标注结果可能不完全正确,因此,在本申请方案中,采用人工标注的方式确定第二训练数据集,即通过人工标注的方式确定多个第二样本图像集及其相似度标注结果。

这样,通过人工的方式标注一部分样本数据,可使得用于训练的数据尽可能覆盖更多的场景,训练得到的图像相似度模型更加泛化,性能更好。

[0085] 可选的,第二样本图像集可以是一些比较不容易确定是否相似的图像集,比如,通过翻拍得到的图像集,具有不同排版的图像集以及通过截屏得到的图像集。基于上述图像集训练图像相似度模型,可以更好的提升模型的泛化能力。

[0086] 可以理解的是,初始图像可以是人工采集的图像,也可以是从图像库中选取的图像,本申请实施例中,不限定初始图像的来源。

[0087] 步骤S120,基于第一训练数据集对初始神经网络模型进行预训练,得到预训练后的神经网络模型。

[0088] 步骤S130,基于第二训练数据集对预训练后的神经网络模型进行训练,得到图像相似度模型,以通过图像相似度模型确定图像对的相似度。

[0089] 其中,上述训练得到图像相似度模型用于确定图像对的相似度,即通过图像相似度模型,可以确定图像集中两张图像的相似度。

[0090] 作为一个可选方案,初始神经网络模型的模型架构本申请实施例不做限定,可以是任一能够用于确定图像对相似度的初始神经网络模型,如可以为SimCLR(A Simple Framework for Contrastive Learning of Visual Representations,视觉表征的对比学习框架)或SimSiam(Simple Siamese,孪生)网络。

[0091] 本申请的方案,在得到用于确定图像对的相似度的图像相似度模型时,模型的第一训练数据集中的第一样本图像集及其相似度标注结果是通过对各初始图像进行数据增广自动确定出的,因此,基于数据增广方式,可以产生大量的带有相似度标注结果的训练样本,为模型的训练提供数据支持。进一步的,本申请实施例的方案还提供了模型的第二训练数据集,由于第二训练数据集中的第二样本图像集及其相似度标注结果是通过人工标注的,人工标注的相似度标注结果更加准确,因此,基于第二训练数据集训练得到的图像相似度模型的性能更好。

[0092] 本申请的一个实施例中,获取第一训练数据集,可以包括:

[0093] 获取多张初始图像;

[0094] 对于每一初始图像,对初始图像进行数据增广处理,得到对应于初始图像的至少两张子图;

[0095] 基于各初始图像的子图中属于同一初始图像的两张子图,得到多个第一正样本图像集以及第一正样本图像集的相似度标注结果;

[0096] 基于各初始图像的子图中属于不同初始图像的两张子图,得到多个第一负样本图像集以及第一负样本图像集的相似度标注结果;

[0097] 其中,多个第一样本图像集包括多个第一正样本图像集和多个第一负样本图像集。

[0098] 可选的,多张初始图像可以是覆盖尽可能多的应用场景的多张图像,多张初始图像中的不同图像之间可以是不相似的,也就是任意两张初始图像的相似度比较低。

[0099] 其中,子图指的是基于初始图像所衍生出来的图像,比如,对初始图像进行图像变换后得到的图像。以一张初始图像为例,对该初始图像进行数据增广处理后,得到至少两张子图,至少两张子图中每张图像都与初始图像相似。则可基于该初始图像集应的至少两张

子图,确定该初始图像集应的第一正样本图像集以及该第一正样本图像集的相似度标注结果,每个初始图像可以对应确定出至少一对第一正样本图像集。

[0100] 各初始图像的子图中,属于不同初始图像的两张子图是不相似的,作为一个示例,两张初始图像分别为初始图像x1和初始图像x2,初始图像x1对应的子图与初始图像x2对应的子图之间是不相似的。则基于各初始图像的子图中属于不同初始图像的两张子图,可以得到多个第一负样本图像集,以及第一负样本图像集的相似度标注结果。

[0101] 其中,由于数据增广处理指的是在不改变图像类别的情况下,增加数据量,即在初始图像的基础上,仅改变初始图像的显示形式,比如,改变初始图像的大小,改变初始图像的颜色等,并未对初始图像中的图像内容进行改变,因此,对应于同一张初始图像的两张子图是相似图像,因此,第一正样本图像集的相似度标注结果为相似,即第一正样本图像集中的任意两张图像是相似的。而不同初始图像之间的图像内容是不同的,因此,对应于不同初始图像的两张子图是不相似的,因此,第一负样本图像集的相似度标注结果为不相似,即第一负样本图像集中的任意两张图像是不相似的。

[0102] 如果多个第一样本图像集包括多个第一正样本图像集,每个第一正样本图像集中的任意两张图像是相似的,则每个第一正样本图像集的相似度标注结果为相似。如果多个第一样本图像集包括多个第一正样本图像集和多个负样本图像集,每个负样本图像集中的任意两张图像是不相似的,则每个负样本图像集的相似度标注结果为不相似。

[0103] 在本申请的一可选方案中,数据增广处理包括以下至少一项:

[0104] 图像裁剪;涂抹处理;模糊处理;色彩变换;灰度变换;图像旋转;图像翻转。

[0105] 下面基于上述数据增广处理,对如何获取第一训练数据集进行进一步的说明:

[0106] 获取N张初始图像,可选的,N大于等于20000,这N张初始图像尽可能覆盖各种不同的场景,这N张初始图像不需要人工标注。

[0107] 对于上述N张初始图像中的每张初始图像,对每张初始图像进行数据增广处理,得到每张初始图像对应的至少两张子图。

[0108] 下面以一张初始图像为例,对该初始图像进行不同的数据增广处理,得到对应的至少两张子图的方案进行说明:

[0109] (1) 图像裁剪

[0110] 对初始图像进行图像裁剪,得到裁剪后的图像,可直接将裁剪后的图像作为初始图像的子图。

[0111] 其中,在对初始图像进行裁剪时,可以通过参数控制裁剪的子图占原图(初始图像)的比例,可选的,该比例可以在0.2到1之间。

[0112] 由于裁剪后的图像可能尺寸不同,为了后续便于对子图进行处理,可将裁剪后的图像进行尺寸变换,变换到固定的尺寸大小的图像,然后将固定尺寸大小的裁剪后的图像作为初始图像的子图。

[0113] 作为一个示例,固定的尺寸大小可以设为256,则通过图像裁剪处理后得到的子图的尺寸大小为256。

[0114] (2) 涂抹处理

[0115] 对初始图像进行涂抹处理,得到的涂抹处理后的图像作为该初始图像对应的子图。对初始图像进行涂抹处理,可以增强对于涂抹干扰的鲁棒性。

[0116] 其中,涂抹处理即在初始图像上添加不同类型的元素,比如,图像、文字、字符、符号、特效或线条中的至少一种;一张子图中可以包含一种元素,也可以同时包含至少两种元素。

[0117] 参见图2所示的经过涂抹处理后的图像,其中,图a为在初始图像上添加线条a后得到的子图,图b为在初始图像上添加线条b后得到的子图,线条a和线条b是不同颜色的线条。

[0118] 需要说明的是,图a和图b中的文字内容是相同的,并且,图a仅是添加了线条a后得到的子图的示意图,图b仅是在初始图像中添加了线条b后得到的子图的示意图,图像中的内容对本方案不构成限定。

[0119] (3) 模糊处理

[0120] 对初始图像进行模糊处理,得到的模糊图像作为该初始图像对应的子图。对初始图像进行模糊处理,可以增强对于模糊图像的相似度学习的鲁棒性。

[0121] 作为一个可选方案,模糊处理可以为高斯模糊处理。

[0122] (4) 色彩变换

[0123] 对初始图像进行色彩变换处理,处理后的图像作为该初始图像对应的子图。对初始图像进行色彩变换处理,可以增强对于图像中光照,颜色等变换的相似度学习的鲁棒性。

[0124] 其中,色彩变换处理包括但不限于亮度变换、对比度变换、饱和度变换和RGB (red green blue) 颜色变换。

[0125] (5) 灰度变换

[0126] 对初始图像进行灰度变换,处理后的图像作为该初始图像对应的子图。其中,初始图像为彩色RGB图像时,可对初始图像进行灰度变换,对初始图像进行灰度变换,可增强对灰度图像的相似度学习的鲁棒性。

[0127] (6) 图像旋转

[0128] 对初始图像进行图像旋转,比如,顺时针旋转或逆时针旋转,处理后的图像作为该初始图像对应的子图。对初始图像进行图像旋转,可增强对旋转后的图像的相似度学习的鲁棒性。

[0129] (7) 图像翻转

[0130] 对初始图像进行图像翻转,比如,水平翻转或竖直翻转,处理后的图像作为该初始图像对应的子图。对初始图像进行图像翻转,可增强对翻转后的图像的相似度学习的鲁棒性。

[0131] 本申请的一个实施例中,第二样本图像集为正样本图像集,第二训练数据集中还包括多个第一负样本图像集。

[0132] 其中,第二训练数据集中的第二正样本图像集是通过人工标注的方式确定的,第二训练数据集中还可以包括负样本图像集,该负样本图像集可以是人工标注的,也可以是第一训练数据集中通过数据增广方法所确定的第一负样本图像集。

[0133] 将第一训练数据集中的第一负样本图像集作为第二训练数据集中的负样本图像集,可以提高训练数据的数据量,进而提高模型的性能。

[0134] 本申请的一个实施例中,多个第二样本图像集包括多个第二正样本图像集或多个第二负样本图像集中的至少一项,第二正样本图像集的相似度小于或等于第一阈值;第二负样本图像集的相似度大于或等于第二阈值;

[0135] 其中,第二样本图像集的相似度是通过预训练后的神经网络模型确定的。

[0136] 其中,相似度小于或等于第一阈值的两张图像实际上是相似的,但是,基于预训练后的神经网络模型确定该两张图像是不相似的,相似度大于或等于第二阈值的两张图像实际上是不相似的,但是通过预训练后的神经网络模型确定这两张图像是相似的。由此可知,对于预训练后的神经网络模型,相似度小于或等于第一阈值的图像对以及相似度大于或等于第二阈值的图像对是不容易判断是否相似的图像对,进而可将相似度小于或等于第一阈值的图像对作为第二正样本图像集,将相似度大于或等于第二阈值的图像对作为第二负样本图像集,基于第二样本图像集对预训练后的神经网络模型进行训练,可以进一步提高模型的性能,以使得基于第二样本图像集训练得到的模型,对于相似度小于或等于第一阈值的图像对,以及相似度大于或等于第二阈值的图像对的相似度有准确的判断。

[0137] 本申请的一个实施例中,基于第一训练数据集对初始神经网络模型进行预训练,得到预训练后的神经网络模型,可以包括:

[0138] 重复执行以下训练步骤直至预训练损失值满足预训练结束条件,得到预训练后的神经网络模型:

[0139] 将各第一样本图像集输入初始神经网络模型中,通过初始神经网络模型分别提取每一第一样本图像集中两张图像的图像特征,并基于两张图像的图像特征,预测得到第一样本图像集的预测相似度;

[0140] 根据各第一样本图像集的预测相似度和相似度标注结果,确定预训练损失值;

[0141] 若预训练损失值满足预训练结束条件,则结束预训练;如果不满足,则调整初始神经网络模型的模型参数,并重复训练步骤。

[0142] 在模型训练过程中,初始神经网络模型可以为基于孪生神经网络的模型,为了进一步加深对本申请方案的理解,参见图3所示的网络结构示意图,在本示例中,以一个第一样本图像集中的一个图像对为例,该图像对中的两张图像分别为图像x1和图像x2,初始神经网络模型包括第一特征提取层(作为一个示例,特征提取层可为卷积神经网络 ConvNets),第一全连接层fc (fully connected layer),第二特征提取层,第二全连接层fc和分类层(作为一个示例,分类层也可是一个全连接层)。

[0143] 将图像对输入至初始神经网络模型中,通过第一特征提取层提取图像x1的图像特征f1,通过第二特征提取层提取图像x2的图像特征f2,图像特征f1输入至第一全连接层,图像特征f2输入至第二全连接层,通过全连接层对图像特征f1和f2进行进一步的处理,第一全连接层的输出和第二全连接层的输出输入至分类层,通过该分类层输出图像x1和图像x2的预测相似度。

[0144] 通过上述相同的处理过程,可得到每个第一样本图像集的预测相似度,即第一样本图像集中的任意两张图像是相似的,还是不相似的,基于各第一样本图像集的预测相似度和相似度标注结果,确定预训练损失值,预训练损失值表征了预测相似度和相似度标注结果之间的差异,对于第一正样本图像集,差异越小,表明第一正样本图像集中两张图像之间的预测相似度和相似度标注结果之间越接近。反之,差异越大,表明预测相似度和相似度标注结果之间差异越大。

[0145] 其中,相似度标注结果可以通过类别标签标识,比如,类别标签为 $y$ , $y=1$ 表示相似, $y=0$ 表示不相似。

[0146] 在本申请的一可选方案中,两张图像的预测相似度可基于两张图像之间的特征距离(比如,欧式距离)确定,比如,上述示例中的图像x1和图像x2,计算图像特征f1和f2之间的欧式距离d,如公式(1)所示,通过欧式距离表征图像x1和图像x2之间的相似程度。

$$[0147] \quad d = (f1 - f2)^2 \quad (1)$$

[0148] 在本申请的一可选方案中,预训练结束条件可基于实际需求配置,比如,预训练损失值小于第一设定阈值。则在预训练损失值小于第一设定阈值时,表示预训练损失值满足预训练结束条件,结束预训练。在预训练损失值不小于第一设定阈值时,表示预训练损失值不满足预训练结束条件,需要对初始神经网络模型的模型参数进行调整,继续基于训练数据对调整后的模型继续训练,直到得到的预损失值满足预训练结束条件,结束预训练。

[0149] 在本申请的一可选方案中,预训练结束条件还可以为损失函数收敛,比如,对比损失函数Contrastive Loss,如公式(2)所示,在该损失函数收敛时,结束预训练。

$$[0150] \quad L = \frac{1}{2} * y * d^2 + \frac{1}{2} * (1 - y) * \{\max(0, m - d)\}^2 \quad (2)$$

[0151] 其中,L为一个第一样本图像集中一个图像对对应的损失函数的值(即训练损失值),y表示相似度标注结果,即第一样本图像集中两张图像是否相似的类别标签(即相似度标注结果),y=1表示相似,y=0表示不相似;m为设定的阈值(约束负样本对特征距离范围的margin值),在本示例中,m可以设置为1。

[0152] 需要说明的是,上述损失函数是针对第一样本图像集中的一个图像对的,对于多个图像对,初始神经网络模型的损失函数可以为N\*S\*L,其中,S为一个第一样本图像集中图像对的个数,N为第一样本图像集的数量。

[0153] 可以理解的是,在本申请的方案中,基于第二训练数据集对预训练后的神经网络模型进行训练,得到图像相似度模型也可以与上述训练得到预训练后的神经网络模型的训练过程相同。

[0154] 具体为,重复执行以下训练步骤直至训练损失值满足训练结束条件,得到图像相似度模型:

[0155] 将各第二样本图像集输入预训练后的神经网络模型中,通过预训练后的神经网络模型分别提取每一第二样本图像集中两张图像的图像特征,并基于该两张图像的图像特征,预测得到第二样本图像集的预测相似度;

[0156] 根据各第二样本图像集的预测相似度和相似度标注结果,确定训练损失值;

[0157] 若训练损失值满足训练结束条件,则结束训练;如果不满足,则调整预训练后的神经网络模型的模型参数,并重复训练步骤。

[0158] 其中,训练结束条件可以与预训练结束条件相同,也可以不相同。比如,训练结束条件为,训练损失值小于第二设定阈值。第一设定阈值与第二设定阈值可以相同,也可以不同。

[0159] 下面结合图4所示的图像处理方法,对本申请的方案进行进一步详细的说明,该方法包括以下步骤:

[0160] 步骤S210,获取多张初始图像。

[0161] 其中,初始图像尽可能选择覆盖各种场景的图像。

[0162] 步骤S220,对于每一初始图像,对初始图像进行数据增广处理,得到对应于初始图

像的至少两张子图。

[0163] 其中,数据增广处理包括以下至少一项:图像裁剪;涂抹处理;模糊处理;色彩变换;灰度变换;图像旋转;图像翻转。具体基于上述数据增广处理如何对初始图像进行处理,得到该初始图像对应的至少两张子图在前文已经描述,在此不再赘述。

[0164] 需要说明的是,对于多张初始图像,每张初始图像的数据增广处理方式相同。每张初始图像在通过数据增广处理后,都得到对应的至少两张子图。

[0165] 步骤S230,基于各初始图像的子图中属于同一初始图像的两张子图,得到多个第一正样本图像集以及第一正样本图像集的相似度标注结果。

[0166] 其中,在得到各张初始图像的至少两张子图后,可基于各初始图像的子图中属于同一初始图像的两张子图,确定多个第一正样本图像集,以及第一正样本图像集的相似度标注结果,属于同一初始图像的两张子图是相似的,因此,在对初始图像进行增广处理后,可基于各初始图像的子图中属于同一初始图像的两张子图,直接得到第一正样本图像集的相似度标注结果,不需要人工进行标注。

[0167] 步骤S240,基于各初始图像的子图中属于不同初始图像的两张子图,得到多个第一负样本图像集以及第一负样本图像集的相似度标注结果。

[0168] 其中,属于不同初始图像的两张子图是不相似的,因此,在对初始图像进行增广处理后,可基于各初始图像的子图中属于同一初始图像的两张子图,直接得到第一负样本图像集的相似度标注结果,也不需要人工进行标注。

[0169] 步骤S250,将各第一样本图像集输入初始神经网络模型中,通过初始神经网络模型分别提取每一第一样本图像集中两张图像的图像特征,并基于两张图像的图像特征,预测得到第一样本图像集的预测相似度。

[0170] 其中,基于两张图像的图像特征,预测得到第一样本图像集的预测相似度已在前文进行描述,在此不再赘述。

[0171] 步骤S260,根据各第一样本图像集的预测相似度和相似度标注结果,确定预训练损失值。

[0172] 步骤S270,判断预训练损失值是否满足预训练结束条件。

[0173] 如果满足,执行步骤SA71至步骤SA72:

[0174] 步骤SA71,结束预训练,得到预训练后的神经网络模型。

[0175] 步骤SA72,基于多个第二正样本图像集和多个第二负样本图像集,对预训练后的神经网络模型进行训练,得到图像相似度模型,第二样本图像集的相似度标注结果为人工标注结果。

[0176] 在实际应用中,考虑到有些图像对是比较难判断是否相似的,比如,对同一张图像进行翻拍得到的图像对,对同一张图像进行截图得到的图像对,排版不同的图像对等,因此,可将这些图像对作为第二正样本图像集对,对预训练后的神经网络模型进行训练,以使得模型对这些比较难判断是否相似的图像也有较好的鲁棒性。

[0177] 其中,第二正样本图像集的相似度标注结果是人工标注的。上述对预训练后的神经网络模型进行训练所采用的第二负样本图像集可采用前文所描述的第一负样本图像集,也可通过人工标注的方式确定第二负样本图像集以及第二负样本图像集对应的相似度标注结果。

[0178] 如果不满足,执行步骤B71:调整初始神经网络模型的模型参数,重复执行步骤S250至步骤S270,直到预训练损失值满足预训练结束条件。

[0179] 基于与图1中所示的方法相同的原理,本申请实施例还提供了一种图像处理方法,下面以服务器为执行主体,对该方法进行描述,如图5中所示,该方法可以包括以下步骤:

[0180] 步骤S310,获取至少两张待处理图像。

[0181] 步骤S320,通过调用图像相似度模型对至少两张待处理图像进行处理,得到至少两张待处理图像中各图像对的相似度,以基于相似度对至少两张待处理图像进行处理;

[0182] 其中,图像相似度模型为通过前文中的方法得到的。

[0183] 其中,至少两张待处理图像中的图像对指的是至少两张待处理图像中任意两张图像所对应的图像对,如果至少两张待处理图像为两张图像,则该至少两张待处理图像中的图像对指的就是该两张图像。

[0184] 由于前文训练得到的图像相似度模型可以用来确定图像对的相似度,在实际应用中,可以将训练得到的图像相似度模型存储起来,在获取至少两张待处理图像时,可通过图像相似度模型确定该至少两张待处理图像中各图像对的相似度,然后基于相似度对至少两张待处理图像进行后续的处理,比如,对相似的图像对进行分类处理,对不相似的图像对进行删除处理等。

[0185] 本申请的方案,由于基于前面描述的方法所训练得到的图像相似度模型具有较好的鲁棒性,可以对图像对的相似度进行准确的判断,因此,在基于该图像相似度模型进行相似度确定时,可以提高相似度的准确性。

[0186] 本申请的一个实施例中,通过调用图像相似度模型对至少两张待处理图像进行处理,得到至少两张待处理图像中各图像对的相似度,包括:

[0187] 通过图像相似度模型,提取至少两张待处理图像中每张图像的图像特征;

[0188] 基于各图像的图像特征,确定至少两张待处理图像中各图像对的相似度。

[0189] 其中,图像对的相似度可以通过特征距离(比如,欧式距离)表征。距离越小,表示两张图像越相似,反之,距离越大,表示两张图像越不相似。则可基于各图像的图像特征,确定至少两张待处理图像中各图像对的特征距离,通过特征距离确定至少两张待处理图像中各图像对的相似度。

[0190] 为了更好的理解本申请方案,下面结合图6所示的一种图像处理方法的流程示意图,对本方案进行进一步的说明:

[0191] 将第一训练数据集输入至初始神经网络模型,通过该模型确定第一训练数据集中各第一样本图像集的预测相似度。

[0192] 基于第一训练数据集中各第一样本图像集的相似度标注结果,以及各第一样本图像集的预测相似度,确定预训练损失值。

[0193] 若预训练损失值满足预训练结束条件,得到预训练后的神经网络模型;若不满足,调整模型参数,重新对初始神经网络模型进行训练,直到预训练损失值满足预训练结束条件。

[0194] 将第二训练数据集输入至预训练后的神经网络模型,通过该模型确定第二训练数据集中各第二样本图像集的预测相似度。

[0195] 基于第二训练数据集中各第二样本图像集的相似度标注结果,以及各第二样本图

像集的预测相似度,确定训练损失值。

[0196] 若训练损失值满足训练结束条件,得到图像相似度模型;若不满足,调整模型参数,重新对预训练后的神经网络模型进行训练,直到训练损失值满足训练结束条件。

[0197] 在实际应用中,可将至少两张待处理图像输入至图像相似度模型,通过图像相似度模型确定至少两张待处理图像中各图像对的相似度。

[0198] 本申请的一个实施例中,获取至少两张待处理图像,包括:

[0199] 获取图像检索请求,图像检索请求中包含检索图像;

[0200] 获取图像检索请求对应的图像数据库,至少两张待处理图像包括检索图像和图像数据库中的被检索图像,图像对包括检索图像和一张被检索图像;

[0201] 该方法还包括:

[0202] 根据各图像对的相似度,从图像数据库中确定出图像检索请求对应的目标图像,并将目标图像提供给检索者。

[0203] 其中,检索图像是想要检索的图像,可以是包含某个目标对象的图像,比如,包含某件衣服(目标对象)的图像,包含某个鞋子(目标对象)的图像。

[0204] 图像检索请求可以是用户基于用户的终端设备发起的,终端设备可以包括以下至少一项:智能手机、平板电脑、笔记本电脑、台式计算机、智能音箱、智能手表、智能电视、智能车载设备。

[0205] 图像数据库中包括检索图像和被检索图像,基于图像检索请求,可以基于检索图像从图像数据库中检索到与该检索图像匹配的目标图像。具体可通过图像相似度模型,确定检索图像与图像数据库中各图像的相似度,根据各图像对的相似度,从图像数据库中确定出图像检索请求对应的目标图像。

[0206] 目标图像可以通过检索者的终端设备进行展示,其中,终端设备可供提供图片展示功能的客户端运行,客户端提供图片展示功能,客户端的具体形式不进行限定,例如:媒体播放器、浏览器等,客户端可以是应用程序形式,也可以是网页形式,在此不做限制。

[0207] 在本申请的一个实施例中,根据各图像对的相似度,从图像数据库中确定出图像检索请求对应的目标图像,具体可将各图像对的相似度由高到低排序,选择相似度最高的图像对对应的图像作为目标图像。

[0208] 图7为本申请一个实施例提供的图像处理方法的实施环境的示意图,该示例中的实施环境可以包括但不限于检索服务器101、网络102、终端设备103。检索服务器101可以通过网络102与终端设备103通信,将接收到的图像检索请求发送给检索服务器101,检索服务器101可以通过网络向终端设备103发送检索得到的目标图像。

[0209] 上述终端设备103中包括人机交互屏幕1031,处理器1032及存储器1033。人机交互屏幕1031用于显示目标图像。存储器1033用于存储检索图像和目标图像等相关数据。检索服务器101包括数据库1011和处理引擎1012,处理引擎1012可用于训练得到图像相似度模型。数据库1011用于存储训练好的图像相似度模型和图像数据库。终端设备103可以将图像检索请求通过网络上传至检索服务器101中,检索服务器101中的处理引擎1012可获取图像检索请求对应的图像数据库,根据各图像对的相似度,从图像数据库中确定出图像检索请求对应的目标图像,得到图像检索请求对应的目标图像,并将目标图像提供给检索者的终端设备103进行展示。

[0210] 上述检索服务器101中处理引擎主要两个功能,第一个功能是用于训练得到图像相似度模型,第二个功能是用于基于图像相似度模型和图像数据库对图像检索请求进行处理,得到图像检索请求对应的目标图像(检索功能)。可以理解的是,可将上述两个功能分别由两个服务器实现,参见图8,两个服务器分别为训练服务器201和检索服务器202,训练服务器201用于训练得到图像相似度模型,检索服务器202用于实现检索功能。图像数据库存储在检索服务器202中。

[0211] 在实际应用中,两个服务器之间可以互相通信,训练服务器201训练好图像相似度模型后,可将该图像相似度模型存储在训练服务器201中,或将图像相似度模型发送给检索服务器202。或者,在检索服务器202需要调用图像相似度模型时,向训练服务器201发送模型调用请求,训练服务器201基于该请求将图像相似度模型发送给检索服务器202。

[0212] 作为一个示例,终端设备204通过网络203将图像检索请求发送给检索服务器202,检索服务器202调用训练服务器201中的图像相似度模型,基于图像相似度模型,检索服务器202在完成检索功能后,将检索得到的目标图像通过网络203发送给终端设备204,以使终端设备204显示该目标图像。

[0213] 本申请的一个实施例中,获取至少两张待处理图像,包括:

[0214] 获取待处理图像集,至少两张待处理图像为待处理图像集中的各图像,图像对为待处理图像集中的任意两张图像;

[0215] 该方法还包括:

[0216] 根据各图像对的相似度,对待处理图像集中的图像进行分类。

[0217] 其中,对于待处理图像集中的图像,可基于各图像对的相似度,对待处理图像集中的图像进行分类,一种可实现方式为:将相似度满足预设条件的划分为一类,比如,相似度大于第一设定值,小于第二设定值的划分为一类,相似度不小于第二设定值,小于第三设定值的划分为一类,待处理图像集中相似度不小于第三设定值的剩余图像划分为一类。其中,第一设定值小于第二设定值小于第三设定值,第一设定值,第二设定值和第三设定值均可基于实际需求配置。

[0218] 本申请的一可选方案,根据各图像对的相似度,还可以进行内容推荐。比如,将相似度大于设定值的图像作为待推荐图像推荐给用户。图像间的相似度的引用很广泛,在此不一一赘述,涉及到确定两张图像的相似度的方案均可通过本申请中的图像相似度模型确定。

[0219] 基于与图1中所示的方法相同的原理,本申请实施例还提供了一种图像处理装置40,如图9中所示,该图像处理装置40可以包括训练数据获取模块410和模型训练模块420,其中:

[0220] 训练数据获取模块410,用于获取第一训练数据集和第二训练数据集,第一训练数据集包括多个第一样本图像集,第二训练数据集包括多个第二样本图像集,其中,第一样本图像集及其相似度标注结果是通过对各初始图像进行数据增广确定的,第二样本图像集的相似度标注结果为人工标注结果;

[0221] 模型训练模块420,用于基于第一训练数据集对初始神经网络模型进行预训练,得到预训练后的神经网络模型;并基于第二训练数据集对预训练后的神经网络模型进行训练,得到图像相似度模型,以通过图像相似度模型确定图像对的相似度。

[0222] 本申请的一个实施例中,训练数据获取模块410在获取第一训练数据集时,具体用于:

[0223] 获取多张初始图像;

[0224] 对于每一初始图像,对初始图像进行数据增广处理,得到对应于初始图像的至少两张子图;

[0225] 基于各初始图像的子图中属于同一初始图像的两张子图,得到多个第一正样本图像集以及第一正样本图像集的相似度标注结果;

[0226] 基于各初始图像的子图中属于不同初始图像的两张子图,得到多个第一负样本图像集以及第一负样本图像集的相似度标注结果;

[0227] 其中,多个第一样本图像集包括多个第一正样本图像集和多个第一负样本图像集。

[0228] 本申请的一个实施例中,第二样本图像集为正样本图像集,第二训练数据集中还包括多个第一负样本图像集。

[0229] 本申请的一个实施例中,多个第二样本图像集包括多个第二正样本图像集或多个第二负样本图像集中的至少一项,第二正样本图像集的相似度小于或等于第一阈值;第二负样本图像集的相似度大于或等于第二阈值;

[0230] 其中,第一阈值不小于第二阈值,第二样本图像集的相似度是通过预训练后的神经网络模型确定的。

[0231] 本申请的一个实施例中,数据增广处理包括以下至少一项:

[0232] 图像裁剪;涂抹处理;模糊处理;色彩变换;灰度变换;图像旋转;图像翻转。

[0233] 本申请的一个实施例中,模型训练模块420在基于第一训练数据集对初始神经网络模型进行预训练,得到预训练后的神经网络模型时,具体用于:

[0234] 重复执行以下训练步骤直至预训练损失值满足预训练结束条件,得到预训练后的神经网络模型:

[0235] 将各第一样本图像集输入初始神经网络模型中,通过初始神经网络模型分别提取每一第一样本图像集中两张图像的图像特征,并基于两张图像的图像特征,预测得到第一样本图像集的预测相似度;

[0236] 根据各第一样本图像集的预测相似度和相似度标注结果,确定预训练损失值;

[0237] 若预训练损失值满足预训练结束条件,则结束预训练;如果不满足,则调整初始神经网络模型的模型参数,并重复训练步骤。

[0238] 基于与图5中所示的方法相同的原理,本申请实施例还提供了一种图像处理装置50,如图10中所示,该图像处理装置50可以包括图像获取模块510和图像处理模块520,其中:

[0239] 图像获取模块510,用于获取至少两张待处理图像;

[0240] 图像处理模块520,用于通过调用图像相似度模型对至少两张待处理图像对进行处理,得到至少两张待处理图像中各图像对的相似度,以基于相似度对至少两张待处理图像进行处理;

[0241] 其中,图像相似度模型为通过前文中的方法得到的。

[0242] 本申请的一个实施例中,图像获取模块在获取至少两张待处理图像时,具体用于:

[0243] 获取图像检索请求,图像检索请求中包含检索图像;

[0244] 获取图像检索请求对应的图像数据库,至少两张待处理图像包括检索图像和图像数据库中的被检索图像,图像对包括检索图像和一张被检索图像;

[0245] 该装置还包括:

[0246] 图像检索模块,用于根据各图像对的相似度,从图像数据库中确定出图像检索请求对应的目标图像,并将目标图像提供给检索者。

[0247] 本申请的一个实施例中,图像获取模块在获取至少两张待处理图像时,具体用于:

[0248] 获取待处理图像集,至少两张待处理图像为待处理图像集中的各图像,图像对为待处理图像集中的任意两张图像;

[0249] 该装置还包括:

[0250] 图像分类模块,用于根据各图像对的相似度,对待处理图像集中的图像进行分类。

[0251] 本申请实施例的图像处理装置可执行本申请实施例所提供的图像处理方法,其实现原理相类似,本申请各实施例中的图像处理装置中的各模块、单元所执行的动作是与本申请各实施例中的图像处理方法中的步骤相对应的,对于图像处理装置的各模块的详细功能描述具体可以参见前文中所示的对应的图像处理方法中的描述,此处不再赘述。

[0252] 其中,图像处理装置可以是运行于计算机设备中的一个计算机程序(包括程序代码),例如该图像处理装置为一个应用软件;该装置可以用于执行本申请实施例提供的方法中的相应步骤。

[0253] 在一些实施例中,本发明实施例提供的图像处理装置可以采用软硬件结合的方式实现,作为示例,本发明实施例提供的图像处理装置可以是采用硬件译码处理器形式的处理器,其被编程以执行本发明实施例提供的图像处理方法,例如,硬件译码处理器形式的处理器可以采用一个或多个应用专用集成电路(ASIC,Application Specific Integrated Circuit)、DSP、可编程逻辑器件(PLD,Programmable Logic Device)、复杂可编程逻辑器件(CPLD,Complex Programmable Logic Device)、现场可编程门阵列(FPGA,Field-Programmable Gate Array)或其他电子元件。

[0254] 在另一些实施例中,本发明实施例提供的图像处理装置可以采用软件方式实现,图9示出了存储在存储器中的图像处理装置,其可以是程序和插件等形式的软件,并包括一系列的模块,包括训练数据获取模块410和模型训练模块420,用于实现本发明实施例提供的图像处理方法。

[0255] 基于与本申请的实施例中所示的方法相同的原理,本申请的实施例中还提供了一种电子设备,该电子设备可以包括但不限于:处理器和存储器;存储器,用于存储计算机程序;处理器,用于通过调用计算机程序执行本申请任一实施例所示的图像处理方法。

[0256] 本申请提供的图像处理方法,在得到用于确定图像对的相似度的图像相似度模型时,模型的第一训练数据集中的第一样本图像集及其相似度标注结果是通过对各初始图像进行数据增广自动确定出的,因此,基于数据增广方式,可以产生大量的带有相似度标注结果的训练样本,为模型的训练提供数据支持。进一步的,本申请实施例的方案还提供了模型的第二训练数据集,由于第二训练数据集中的第二样本图像集及其相似度标注结果是通过人工标注的,人工标注的相似度标注结果更加准确,因此,基于第二训练数据集训练得到的图像相似度模型的性能更好。

[0257] 在一个可选实施例中提供了一种电子设备,如图11所示,图11所示的电子设备4000包括:处理器4001和存储器4003。其中,处理器4001和存储器4003相连,如通过总线4002相连。可选地,电子设备4000还可以包括收发器4004,收发器4004可以用于该电子设备与其他电子设备之间的数据交互,如数据的发送和/或数据的接收等。需要说明的是,实际应用中收发器4004不限于一个,该电子设备4000的结构并不构成对本申请实施例的限定。

[0258] 处理器4001可以是CPU(Central Processing Unit,中央处理器),通用处理器,DSP(Digital Signal Processor,数据信号处理器),ASIC(Application Specific Integrated Circuit,专用集成电路),FPGA(Field Programmable Gate Array,现场可编程门阵列)或者其他可编程逻辑器件、晶体管逻辑器件、硬件部件或者其任意组合。其可以实现或执行结合本申请公开内容所描述的各种示例性的逻辑方框,模块和电路。处理器4001也可以是实现计算功能的组合,例如包含一个或多个微处理器组合,DSP和微处理器的组合等。

[0259] 总线4002可包括一通路,在上述组件之间传送信息。总线4002可以是PCI(Peripheral Component Interconnect,外设部件互连标准)总线或EISA(Extended Industry Standard Architecture,扩展工业标准结构)总线等。总线4002可以分为地址总线、数据总线、控制总线等。为便于表示,图11中仅用一条粗线表示,但并不表示仅有一根总线或一种类型的总线。

[0260] 存储器4003可以是ROM(Read Only Memory,只读存储器)或可存储静态信息和指令的其他类型的静态存储设备,RAM(Random Access Memory,随机存取存储器)或者可存储信息和指令的其他类型的动态存储设备,也可以是EEPROM(Electrically Erasable Programmable Read Only Memory,电可擦可编程只读存储器)、CD-ROM(Compact Disc Read Only Memory,只读光盘)或其他光盘存储、光碟存储(包括压缩光碟、激光碟、光碟、数字通用光碟、蓝光光碟等)、磁盘存储介质或者其他磁存储设备、或者能够用于携带或存储具有指令或数据结构形式的期望的程序代码并能够由计算机存取的任何其他介质,但不限于此。

[0261] 存储器4003用于存储执行本申请方案的应用程序代码(计算机程序),并由处理器4001来控制执行。处理器4001用于执行存储器4003中存储的应用程序代码,以实现前述方法实施例所示的内容。

[0262] 其中,电子设备也可以是终端设备,图11示出的电子设备仅仅是一个示例,不应对本申请实施例的功能和使用范围带来任何限制。

[0263] 其中,本申请提供的图像处理方法,还可以通过云计算的方式实现,云计算(cloud computing)指IT基础设施的交付和使用模式,指通过网络以按需、易扩展的方式获得所需资源;广义云计算指服务的交付和使用模式,指通过网络以按需、易扩展的方式获得所需服务。这种服务可以是IT和软件、互联网相关,也可能是其他服务。云计算是网格计算(Grid Computing)、分布式计算(Distributed Computing)、并行计算(Parallel Computing)、效用计算(Utility Computing)、网络存储(Network Storage Technologies)、虚拟化(Virtualization)、负载均衡(Load Balance)等传统计算机和网络技术发展融合的产物。

[0264] 随着互联网、实时数据流、连接设备多样化的发展,以及搜索服务、社会网络、移动商务和开放协作等需求的推动,云计算迅速发展起来。不同于以往的并行分布式计算,云计

算的产生从理念上将推动整个互联网模式、企业管理模式发生革命性的变革。

[0265] 本申请提供的图像处理方法,该方案还可以通过人工智能云服务实现,人工智能云服务,一般也被称作是AIaaS(AI as a Service,中文为“AI即服务”)。这是目前主流的一种人工智能平台的服务方式,具体来说AIaaS平台会把几类常见的AI服务进行拆分,并在云端提供独立或者打包的服务。这种服务模式类似于开了一个AI主题商城:所有的开发者都可以通过API接口的方式来接入使用平台提供的一种或者是多种人工智能服务,部分资深的开发者还可以使用平台提供的AI框架和AI基础设施来部署和运维自己专属的云人工智能服务。本申请中,可以利用平台提供的AI框架和AI基础设施来实现本申请提供的图像处理方法。

[0266] 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上存储有计算机程序,当其在计算机上运行时,使得计算机可以执行前述方法实施例中相应内容。

[0267] 应该理解的是,虽然附图的流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示,但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明,这些步骤的执行并没有严格的顺序限制,其可以以其他的顺序执行。而且,附图的流程图中的至少一部分步骤可以包括多个子步骤或者多个阶段,这些子步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成,而是可以在不同的时刻执行,其执行顺序也不必然是依次进行,而是可以与其他步骤或者其他步骤的子步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

[0268] 本申请实施例提供的计算机可读存储介质例如可以是一——但不限于——电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件,或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子可以包括但不限于:具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘、随机访问存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器(CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本申请中,计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质,该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。

[0269] 上述计算机可读存储介质承载有一个或者多个程序,当上述一个或者多个程序被该电子设备执行时,使得该电子设备执行上述实施例所示的方法。

[0270] 根据本申请的另一个方面,还提供了一种计算机程序产品或计算机程序,该计算机程序产品或计算机程序包括计算机指令,该计算机指令存储在计算机可读存储介质中。计算机设备的处理器从计算机可读存储介质读取该计算机指令,处理器执行该计算机指令,使得该计算机设备执行上述各种实施例实现方式中提供的图像处理方法。

[0271] 可以以一种或多种程序设计语言或其组合来编写用于执行本申请的操作的计算机程序代码,上述程序设计语言包括面向对象的程序设计语言——诸如Java、Smalltalk、C++,还包括常规的过程式程序设计语言——诸如“C”语言或类似的程序设计语言。程序代码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)。

[0272] 附图中的流程图和框图,图示了按照本申请各种实施例的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、或代码的一部分,该模块、程序段、或代码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。也应当注意,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,两个接连地表示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。也要注意的是,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操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。

[0273] 描述于本申请实施例中所涉及到的模块可以通过软件的方式实现,也可以通过硬件的方式来实现。其中,模块的名称在某种情况下并不构成对该模块本身的限定。

[0274] 以上描述仅为本申请的较佳实施例以及对所运用技术原理的说明。本领域技术人员应当理解,本申请中所涉及的公开范围,并不限于上述技术特征的特定组合而成的技术方案,同时也应涵盖在不脱离上述公开构思的情况下,由上述技术特征或其等同特征进行任意组合而形成的其它技术方案。例如上述特征与本申请中公开的(但不限于)具有类似功能的技术特征进行互相替换而形成的技术方案。

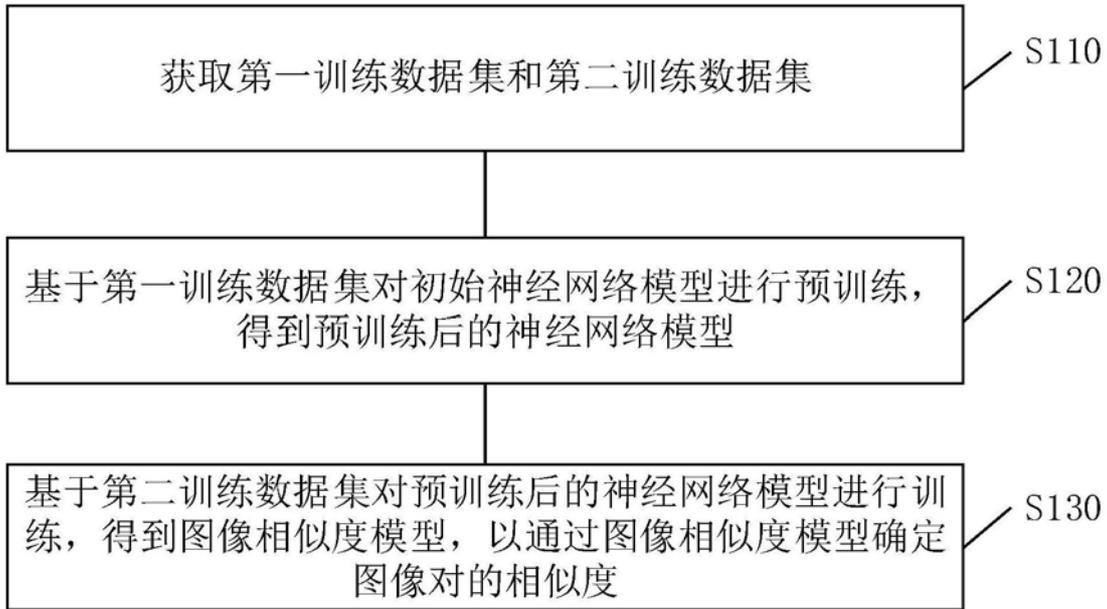


图1

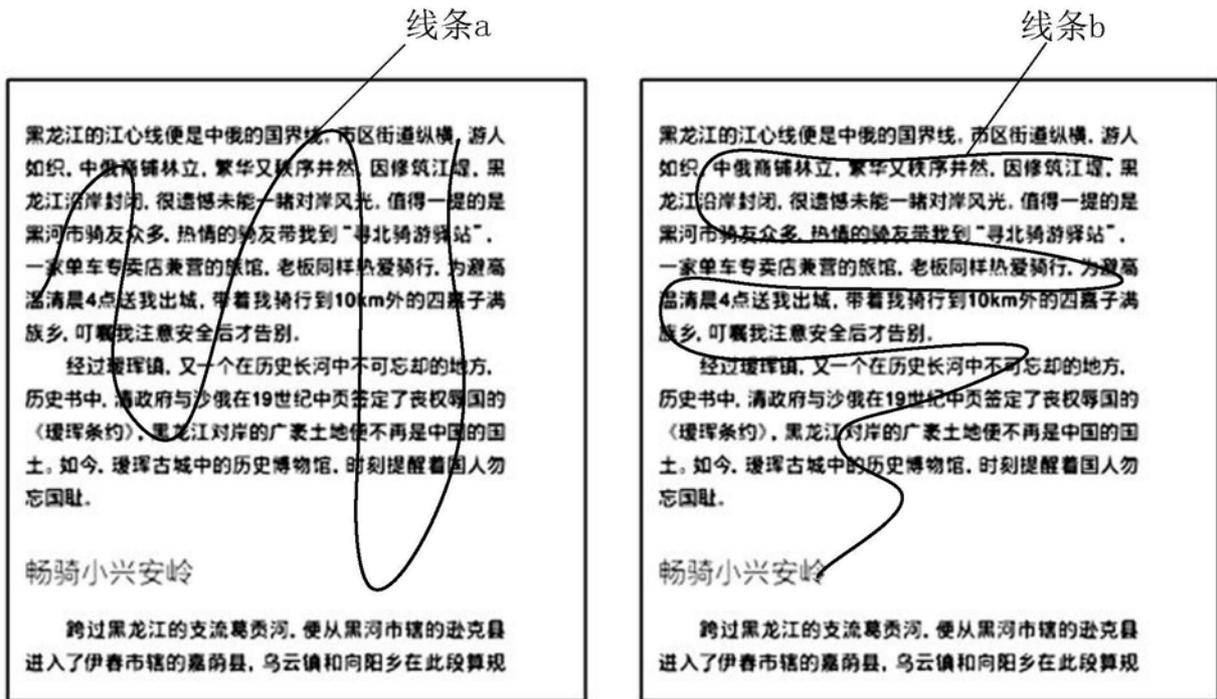


图2

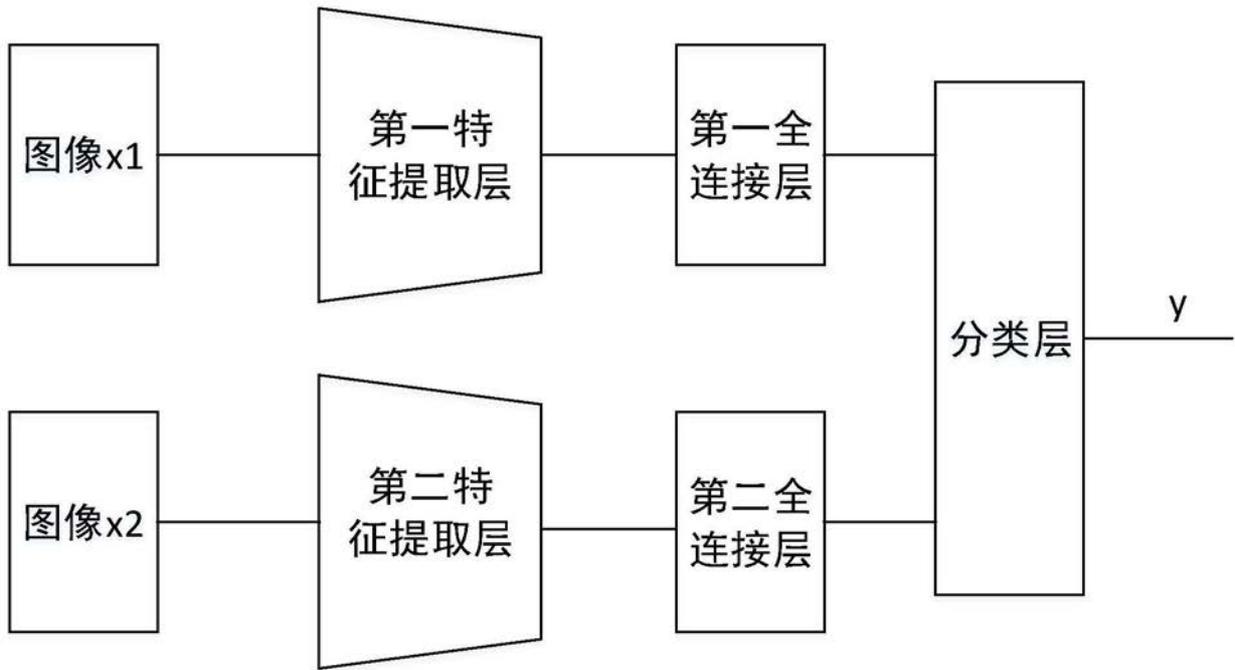


图3

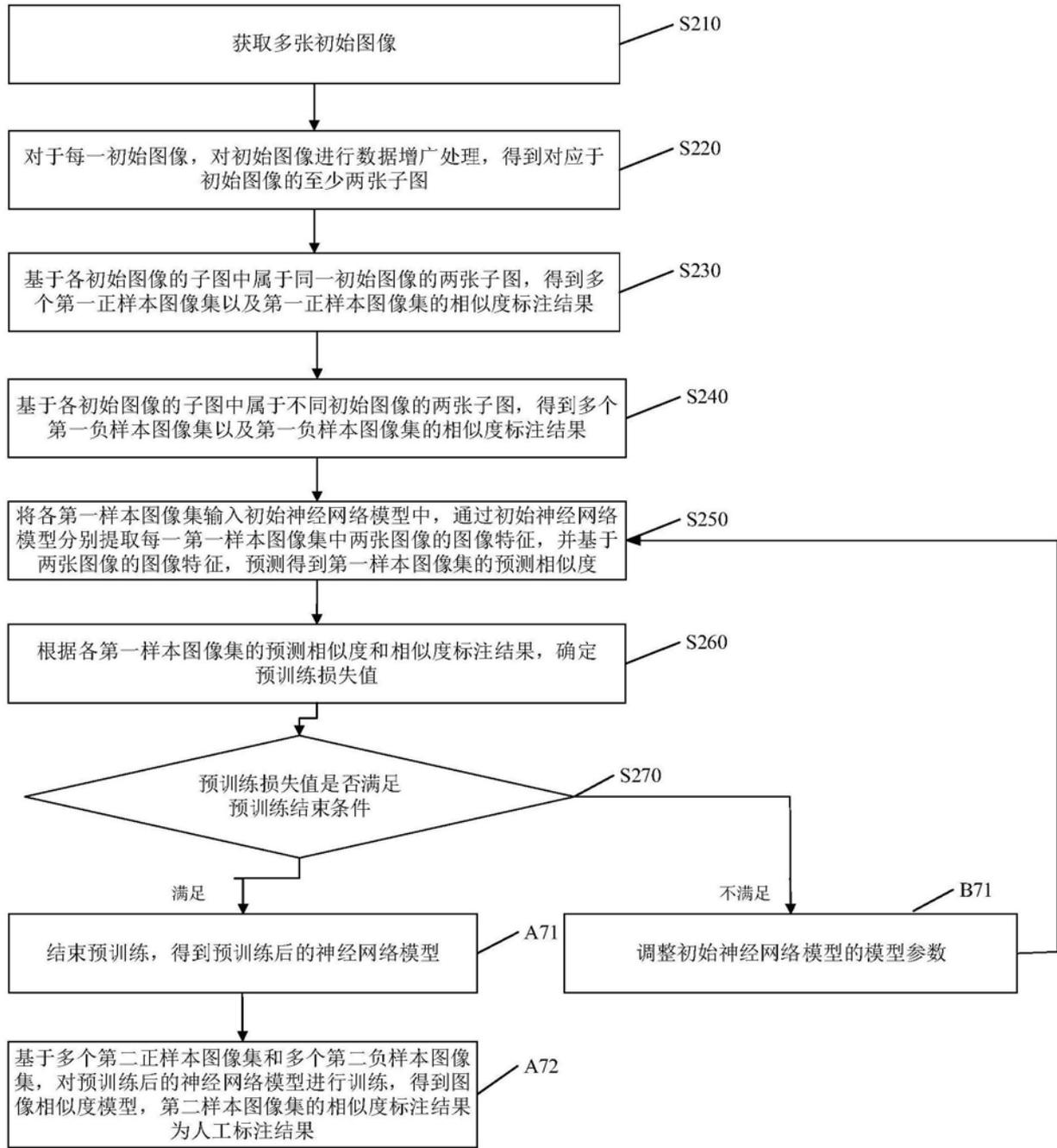


图4

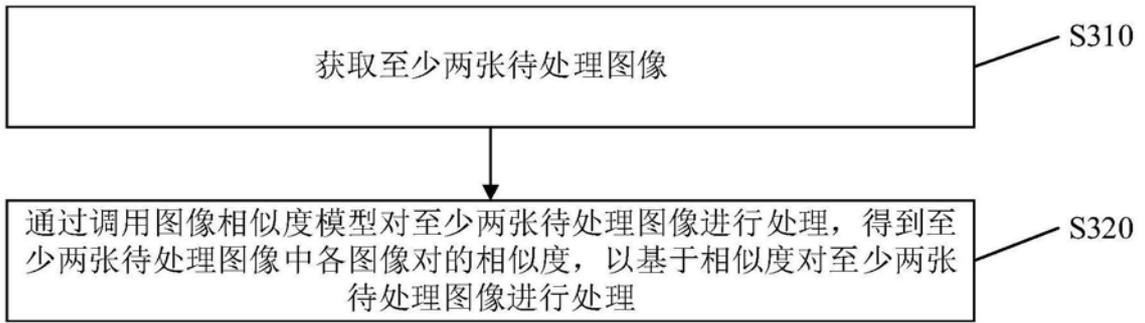


图5

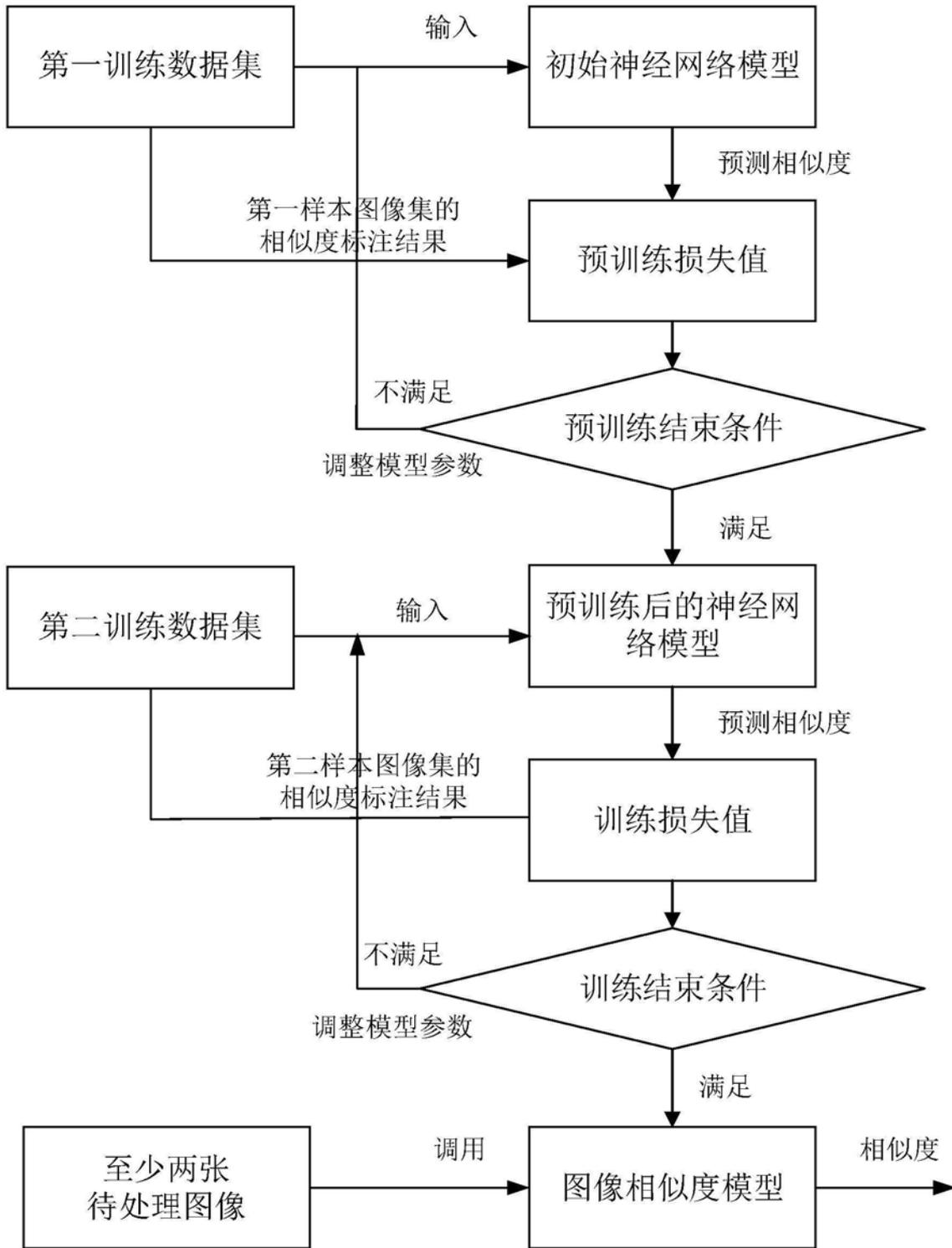


图6

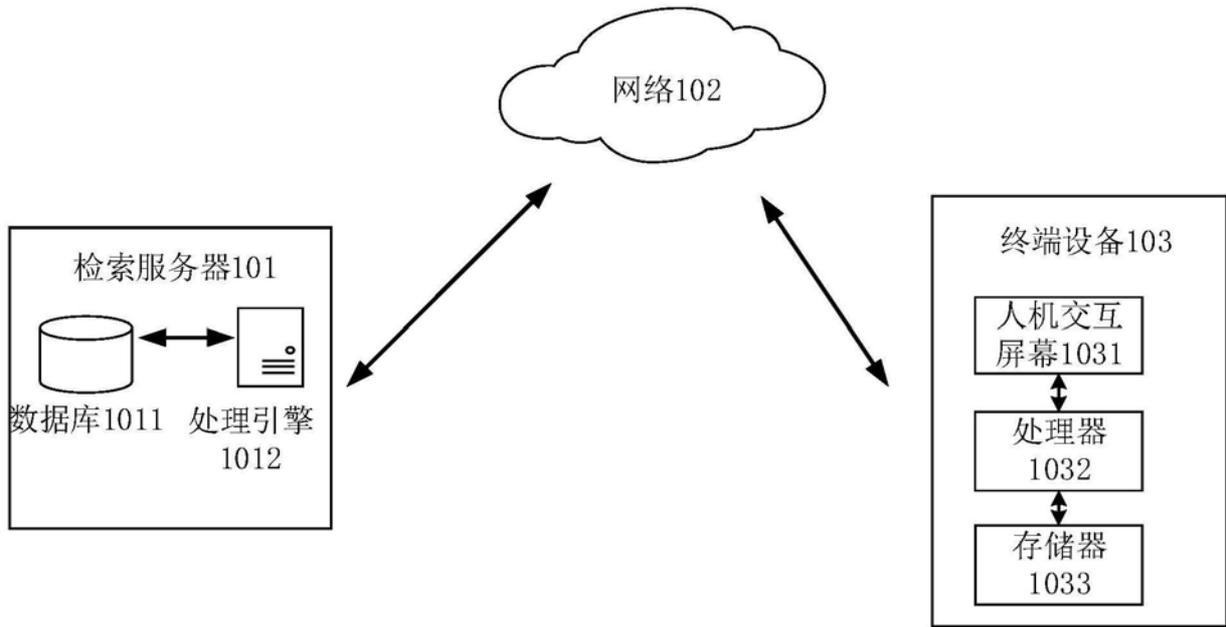


图7

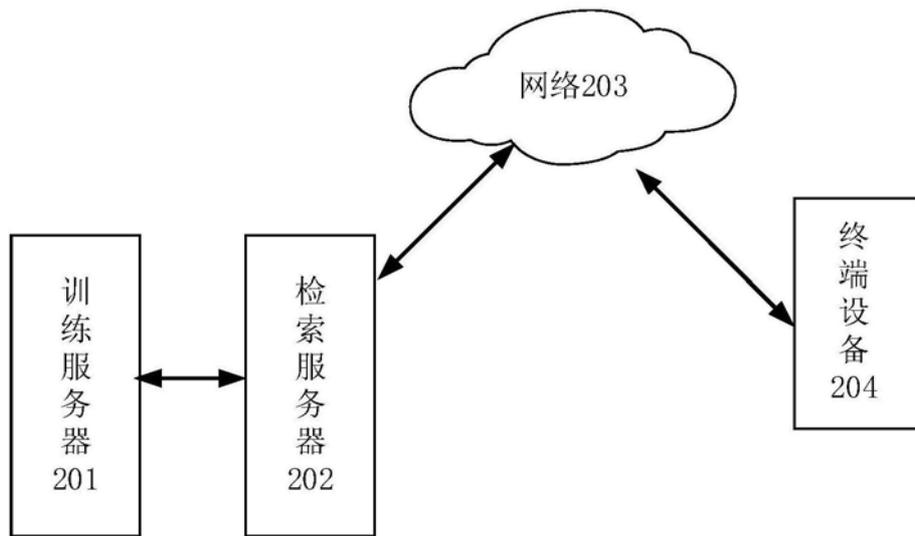


图8

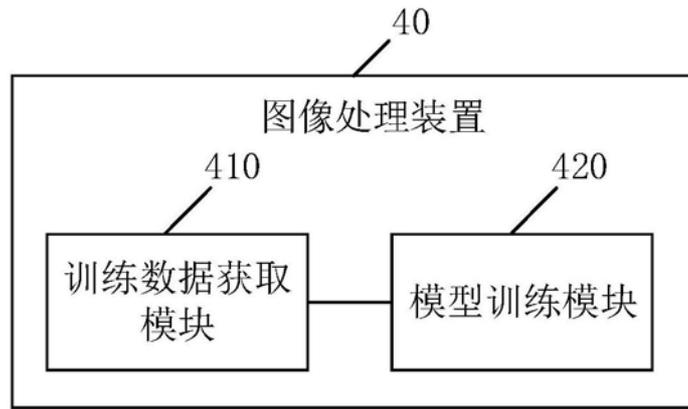


图9

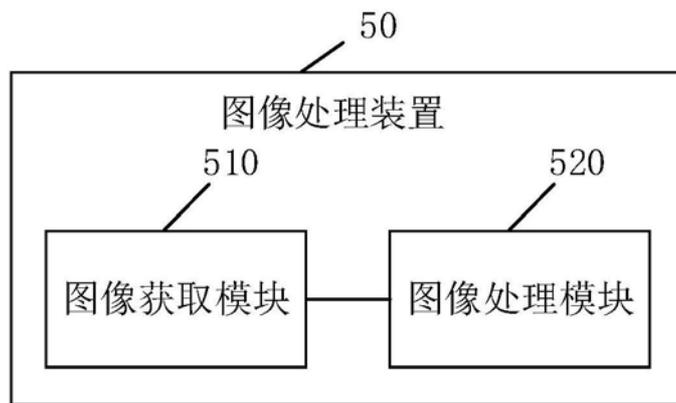


图10

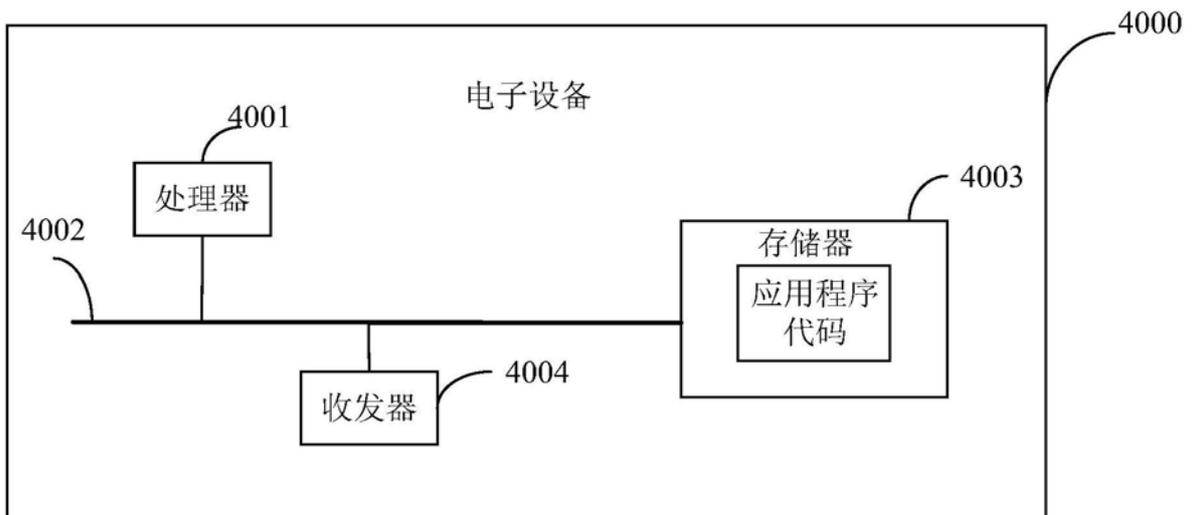


图11