

# 1. 图像变化识别方法、装置、设备和存储介质

申请号

CN202210253738

申请日

2022.03.15

公开(公告)日

2022.06.10

ipc分类号

G06V20/70

申请(专利权)人

腾讯科技(深圳)有限公司

发明人

王国华

摘要

— ABSTRACT : 本申请提供了图像变化识别方法、装置、设备和存储介质,涉及人工智能技术领域,可以应用于云技术、人工智能、智慧交通、辅助驾驶等各种场景,方法包括:获取待识别图像组,待识别图像组包括参考图像和对应的对比图像,并分别对参考图像和对比图像进行特征提取,得到参考图像的第一图像特征和对比图像的第二图像特征;然后对第一图像特征和第二图像特征进行差异信息提取,得到至少一种差异特征,以及对第一图像特征、第二图像特征和至少一种差异特征进行特征融合处理,得到目标融合特征;进而基于预设语义分割算法对目标融合特征进行变化识别,得到参考图像和对比图像间的变化识别结果。本申请能够提高图像变化识别方法的普适性和可部署性。

权利要求

1. 一种图像变化识别方法,其特征在于,所述方法包括:  
获取待识别图像组,所述待识别图像组包括参考图像和对应的对比图像;  
分别对所述参考图像和所述对比图像进行特征提取,得到所述参考图像的第一图像特征和所述对比图像的第二图像特征;  
对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行差异信息提取,得到至少一种差异特征;  
对所述第一图像特征、所述第二图像特征和所述至少一种差异特征进行特征融合处理,得到目标融合特征;  
基于预设语义分割算法对所述目标融合特征进行变化识别,得到所述参考图像和所述对比图像间的变化识别结果。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述至少一种差异特征包括消失特征,所述对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行差异信息提取,得到至少一种差异特征包括:  
将所述第一图像特征减去所述第二图像特征,得到第一区别特征;  
基于预设映射方法对所述第一区别特征进行特征映射处理,得到第一中间特

征；

对所述第一中间特征进行卷积处理，得到所述消失特征。

3. 根据权利要求1所述的方法，其特征不在于，所述至少一种差异特征包括新增特征，所述对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行差异信息提取，得到至少一种差异特征包括：

将所述第二图像特征减去所述第一图像特征，得到第二区别特征；

基于预设映射方法对所述第二区别特征进行特征映射处理，得到第二中间特征；

对所述第二中间特征进行卷积处理，得到所述新增特征。

4. 根据权利要求1所述的方法，其特征不在于，所述至少一种差异特征包括整体变换特征，所述对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行差异信息提取，得到至少一种差异特征包括：

对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行特征差处理，得到第三中间特征；

对所述第三中间特征进行卷积处理，得到所述整体变换特征。

5. 根据权利要求1-4中任一项所述的方法，其特征不在于，所述分别对所述参考图像和所述对比图像进行特征提取，得到所述参考图像的第一图像特征和所述对比图像的第二图像特征包括：

利用相同的骨干网络分别对所述参考图像和所述对比图像进行多尺度特征提取，得到所述第一图像特征和所述第二图像特征，所述第一图像特征和所述第二图像特征分别包括预设数量种特征尺度的图像特征。

6. 根据权利要求5所述的方法，其特征不在于，所述对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行差异信息提取，得到至少一种差异特征包括：

针对每一特征尺度，对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行差异信息提取，得到各特征尺度各自对应的所述至少一种差异特征；

所述对所述第一图像特征、所述第二图像特征和所述至少一种差异特征进行特征融合处理，得到目标融合特征包括：

针对每一特征尺度，对所述第一图像特征、所述第二图像特征和所述至少一种差异特征进行特征融合处理，得到各特征尺度各自对应的目标融合特征。

7. 根据权利要求6所述的方法，其特征不在于，所述基于预设语义分割算法对所述目标融合特征进行变化识别，得到所述参考图像和所述对比图像间的变化识别结果包括：

对所述各特征尺度各自对应的目标融合特征进行尺度融合处理，得到目标识别特征；

基于所述预设语义分割算法对所述目标识别特征进行变化识别，得到所述变化识别结果。

8. 一种图像变化识别装置，其特征不在于，所述装置包括：

图像组获取模块：用于获取待识别图像组，所述待识别图像组包括参考图像和对应的对比图像；

特征提取模块：用于分别对所述参考图像和所述对比图像进行特征提取，得到所述参考图像的第一图像特征和所述对比图像的第二图像特征；

差异特征提取模块：用于对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行差异信息提取，得到至少一种差异特征；

时域特征融合网络：用于对所述第一图像特征、所述第二图像特征和所述至

少一种差异特征进行特征融合处理，得到目标融合特征；  
变化识别模块：用于基于预设语义分割算法对所述目标融合特征进行变化识别，得到所述参考图像和所述对比图像间的变化识别结果。

9. 一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述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所述至少一段程序由处理器加载并执行以实现如权利要求1-7中任一项所述的图像变化识别方法。

10. 一种计算机设备，所述设备包括处理器和存储器，其特征在于，所述存储器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所述至少一段程序由所述处理器加载并执行以实现如权利要求1-7中任一项所述的图像变化识别方法。

11. 一种计算机程序产品或计算机程序，其特征在于，所述计算机程序产品或计算机程序包括计算机指令，所述计算机指令被处理器执行时实现如权利要求1-7中任一项所述的图像变化识别方法。

## 说明书

图像变化识别方法、装置、设备和存储介质  
技术领域

本申请涉及人工智能技术领域，尤其涉及一种图像变化识别方法、装置、设备和存储介质。

背景技术

图像变化识别是一种重要的计算机视觉任务，其旨在识别图像组中的变化部分，可以广泛应用于工业质检、地图应用、灾害评估、医学影像处理、农业问题检测和安保识别等各种场景。现有的图像变化识别方法通常采用的重新构建的变化检测网络对图像组进行整体的变化识别，设计难度大，且其网络结构复杂，难以部署到工业应用中，且需要通过大量专门的变化识别训练数据进行训练，而变化识别样本的稀缺导致其难以得到有效训练，变化识别性能差。

发明内容

本申请提供了一种图像变化识别方法、装置、设备和存储介质，具体包括如下内容。

一方面，本申请提供了一种图像变化识别方法，所述方法包括：

获取待识别图像组，所述待识别图像组包括参考图像和对应的对比图像；

分别对所述参考图像和所述对比图像进行特征提取，得到所述参考图像的第一图像特征和所述对比图像的第二图像特征；

对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行差异信息提取，得到至少一种差异特征；

对所述第一图像特征、所述第二图像特征和所述至少一种差异特征进行特征融合处理，得到目标融合特征；

基于预设语义分割算法对所述目标融合特征进行变化识别，得到所述参考图像和所述对比图像间的变化识别结果。

另一方面提供了一种图像变化识别装置，所述装置包括：

图像组获取模块：用于获取待识别图像组，所述待识别图像组包括参考图像和对应的对比图像；

特征提取模块：用于分别对所述参考图像和所述对比图像进行特征提取，得

到所述参考图像的第一图像特征和所述对比图像的第二图像特征；

差异特征提取模块：用于对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行差异信息提取，得到至少一种差异特征；

时域特征融合网络：用于对所述第一图像特征、所述第二图像特征和所述至少一种差异特征进行特征融合处理，得到目标融合特征；

变化识别模块：用于基于预设语义分割算法对所述目标融合特征进行变化识别，得到所述参考图像和所述对比图像间的变化识别结果。

另一方面提供了一种计算机设备，所述设备包括处理器和存储器，所述设备包括处理器和存储器，所述存储器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所述至少一段程序由所述处理器加载并执行以实现如上述的图像变化识别方法。

另一方面提供了一种计算机可读存储介质，所述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所述至少一段程序由处理器加载并执行以实现如上述的图像变化识别方法。

另一方面提供了一种图像变化识别终端，所述终端包括处理器和存储器，所述设备包括处理器和存储器，所述存储器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所述至少一段程序由所述处理器加载并执行以实现如上述的图像变化识别方法。

另一方面提供了一种服务器，所述服务器包括处理器和存储器，所述设备包括处理器和存储器，所述存储器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所述至少一段程序由所述处理器加载并执行以实现如上述的图像变化识别方法。

另一方面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，该计算机指令被处理器执行时实现如上述的图像变化识别方法。

本申请提供的图像变化识别方法、装置、设备、存储介质、终端、服务器和计算机程序产品，具有如下技术效果：

本申请的技术方案首先获取待识别图像组，待识别图像组包括参考图像和对应的对比图像，并分别对参考图像和对比图像进行特征提取，得到参考图像的第一图像特征和对比图像的第二图像特征；然后对第一图像特征和第二图像特征进行差异信息提取，得到至少一种差异特征，以及对第一图像特征、第二图像特征和至少一种差异特征进行特征融合处理，得到目标融合特征；进而基于预设语义分割算法对目标融合特征进行变化识别，得到参考图像和对比图像间的变化识别结果。如此，将参考图像和对比图像间的差异信息提取与特征融合和特征识别解耦，进而可以分别设计网络模块进行差异信息提取、特征融合和特征识别，提高图像变化识别方法的普适性，以及实现语义分割方法在变化识别任务中的迁移，可以采用现有的语义分割网络或基于少量修改的预训练语义分割网络就能实现变化识别，降低模型设计和结构复杂度，提高可部署性，降低训练成本。

附图说明

为了更清楚地说明本申请实施例或现有技术中的技术方案和优点，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的介绍，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它附图。

图1是本申请实施例提供的一种应用环境的示意图；

图2是本申请实施例提供的一种图像变化识别方法的流程示意图；  
图3是本申请实施例提供的另一种图像变化识别方法的流程示意图；  
图4是本申请实施例提供的另一种图像变化识别方法的流程示意图；  
图5是本申请实施例提供的另一种图像变化识别方法的流程示意图；  
图6是本申请实施例提供的一种目标识别模型的框架示意图；  
图7是本申请实施例提供的另一种图像变化识别方法的流程示意图；  
图8是本申请实施例提供的一种目标识别模型的网络框架图；  
图9是本申请实施例提供的一个待识别图像组；  
图10是本申请实施例提供的一种时域特征融合网络的网络框架图；  
图11是本申请实施例提供的一种空间域特征融合网络的网络框架图；  
图12是本申请实施例提供的目标识别模型中各网络模块输出的可视化图；  
图13是本申请实施例提供的一组待识别图像组；  
图14是本申请实施例提供的另一组待识别图像组；  
图15是本申请实施例提供的一种图像变化识别装置的框架示意图；  
图16是本申请实施例提供的一种图像变化识别方法的电子设备的硬件结构框图。

#### 具体实施方式

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。

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、自动驾驶、智慧交通等几大方向。

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、式教学习等技术。

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变化识别、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。

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、车联网、自动驾驶、智慧交通等，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。本申请主要涉及图像变化识别、语义理解、机器学习和深度学习等技术，具体通过下述实施例进行说明。

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，都属于本申请保护的范围。

需要说明的是，本申请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，以便这里描述的本申请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，意图在于覆盖不排他的包含，例如，包含了一系列步骤或子模块的过程、方法、系统、产品或服务不必限于清楚地列出的那些步骤或子模块，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子模块。

对本申请实施例进行进一步详细说明之前，对本申请实施例中涉及的名词和术语进行说明，本申请实施例中涉及的名词和术语适用于如下的解释。

语义分割：语义分割是指在像素级别上的分类，将属于同一类的像素被归为一类。

骨干网络(backbone)：主要指进行特征提取的网络。

ReLU(Rectified Linear Unit, 线性整流函数)：是一种人工神经网络中常用的激活函数(activation function)，通常指代以斜坡函数及其变种为代表的非线性函数。

请参阅图1，图1是本申请实施例提供的一种应用环境的示意图，如图1所示，该应用环境可以至少包括服务器01和终端02。在实际应用中，服务器01和终端02可以通过有线或无线通信方式进行直接或间接地连接，以实现终端02与服务器01间的交互，本申请在此不做限制。

本申请实施例中，服务器01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，还可以是提供云服务、云数据库、云计算、云函数、云存储、网络服务、云通信、中间件服务、域名服务、安全服务、CDN(Content Delivery Network, 内容分发网络)、以及大数据和人工智能平台等基础云计算服务的云服务器。具体的，服务器可以包括实体设备，可以具体包括有网络通信子模块、处理器和存储器等等，也可以包括运行于实体设备中的软体，可以具体包括有应用程序等。

具体的，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。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”。其中，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。

本申请实施例中，终端02可以包括智能手机、台式电脑、平板电脑、笔记本电脑、数字助理、增强现实(augmented reality, AR)/虚拟现实(virtual reality, VR)设备、智能语音交互设备、智能家电、智能可穿戴设备、车载终端设备、飞行器等类型的实体设备，也可以包括运行于实体设备中的软件，例如应用程序等。具体的，服务器01可以用于提供待识别图像组的图像变化识别服务，得到变化识别结果，具体可以包括基于目标识别模型对待识别图像组进行特征提取、差异信息提取、特征融合和变化识别处理，得到变化识别结果。服务器01还可以用于提供目标识别模型的训练服务，具体可以包括基于训练样本集中的样本图像组和对应的样本标签对初始识别模型进行模型训练，得到目标识别模型。终端02可以用于发送待识别图像组至服务器01，也可以运行上述目标识别模型，并提供图像变化识别服务。

此外，可以理解的是，图1所示的仅仅是一种图像变化识别方法的应用环境，该应用环境可以包括更多或更少的节点，本申请在此不做限制。

本申请实施例涉及的应用环境，或应用环境中的服务器01和终端02，可以由客户端、多个节点(接入网络中的任意形式的计算设备，如服务器、用户终端)通过网络通信的形式连接形成的分布式系统。分布式系统可以为区块链系统，该区块链系统可以提供上述的图像变化识别服务、模型训练服务和数据存储服务等。

以下基于上述应用环境介绍本申请的一种图像变化识别方法，本申请实施例可应用于各种场景，包括但不限于云技术、人工智能、智慧交通、辅助驾驶等。请参考图2，图2是本申请实施例提供的一种图像变化识别方法的流程示意图，本说明书提供了如实施例或流程图的方法操作步骤，但基于常规或者无创造性的劳动可以包括更多或者更少的操作步骤。实施例中列举的步骤顺序仅仅为众多步骤执行顺序中的一种方式，不代表唯一的执行顺序。在实际中的系统或服务器产品执行时，可以按照实施例或者附图所示的方法顺序执行或者并行执行(例如并行处理器或者多线程处理的环境)。具体的如图2所示，方法可以包括下述步骤S201-S209。

S201：获取待识别图像组。

具体的，待识别图像组包括参考图像和对应的对比图像，对比图像是指与参考图像存在局部差别的图像，举例来说，参考图像和对比图像为同一对象的不同时刻的图像，如参考图像为较早时刻的街景图像，对比图像为同一区域较晚一时刻的街景图像，请参考图13，图13中左上为参考图像，右上为对比图像；或者，参考图像和对比图像为同一种类对象中不同对象的图像，请参考图14，图14中左为参考图像，右为对比图像。

S203：分别对参考图像和对比图像进行特征提取，得到参考图像的第一图像特征和对比图像的第二图像特征。

本申请实施例中，可以将参考图像和对比图像输入特征提取网络，以进行特征提取，第一图像特征表征参考图像中的特征，第二图像特征表征对比图像中的特征，图像特征可以包括至少一种特征尺度的特征图。第一图像特征和第二图像特征的特征尺度及对应的特征提取方法相同。具体的，可以基于骨干网络进行特征提取，该骨干网络可以基于预设语义分割算法构建，该预设语义分割算法为基于神经网络实现的语义分割算法。

S205：对第一图像特征和第二图像特征进行差异信息提取，得到至少一种差异特征。

具体的，差异特征的种类可以包括但不限于消失特征、新增特征、交换特征和整体变换特征等。消失特征表征在参考图像中存在而在对比图像中不存在的对象的特征，新增特征表征在参考图像中不存在而在对比图像中存在的对象的特征，交换特征表征在参考图像中存在而在对比图像中消失并替换为其它的对象特征，整体变换特征表征参考图像与对比图像的特征的整体差异；相应的，差异信息提取为提取第一图像特征和第二图像特征间的消失特征、新增特征、交换特征和整体变换特征中的至少一种。差异信息提取的过程可以包括：对第一图像特征和第二图像特征进行相减处理，然后对相减处理得到的特征进行映射和卷积处理，得到差异特征。这里的相减处理可以为将第一图像特征减去第二图像特征，将第二图像特征减去第一图像特征，或者是对第一图像特征和第二图像特征进行特征差处理，得到二者相减的绝对值。这里的映射处理是基于预设映射方法对相减处理得到的特征中各像素点进行映射，例如基于预设线性整流方法进行映射，如ReLU方法。

在至少一种差异特征包括消失特征的情况下，请参考图3，S205包括下述步骤S2051-S2053。

S2051：将第一图像特征减去第二图像特征，得到第一区别特征。

S2052：基于预设映射方法对第一区别特征进行特征映射处理，得到第一中间特征。

S2053：对第一中间特征进行卷积处理，得到消失特征。

具体的，将第一图像特征减去第二图像特征，并对得到的第一区别特征中的各像素点进行映射，得到第一中间特征，在卷积处理以进行信息提取后，得到消失特征。一个示例中， $f_{\text{disappear}} = \text{ReLU}(f_0 - f_1)$ ，其中， $f_{\text{disappear}}$ 为第一中间特征，ReLU为采用的预设映射算法， $f_0$ 为第一图像特征， $f_1$ 为第二图像特征。

在至少一种差异特征包括新增特征的情况下，请参考图4，S205包括下述步骤S2054-S2056。

S2054：将第二图像特征减去第一图像特征，得到第二区别特征。

S2055：基于预设映射方法对第二区别特征进行特征映射处理，得到第二中间特征。

S2056：对第二中间特征进行卷积处理，得到新增特征。

具体的，将第二图像特征减去第一图像特征，并对得到的第二区别特征中的各像素点进行映射，得到第二中间特征，在卷积处理以进行信息提取后，得到新增特征。一个示例中， $f_{\text{appear}} = \text{ReLU}(f_1 - f_0)$ ，其中， $f_{\text{disappear}}$ 为第二中间特征。

在至少一种差异特征包括整体变换特征的情况下，请参考图5，S205包括下述步骤S2057和S2058。

S2057：对第一图像特征和第二图像特征进行特征差处理，得到第三中间特征。

S2058：对第三中间特征进行卷积处理，得到整体变换特征。

具体的，这里的特征差处理可以采用以下方式实现：采用前述S2051-S2052和S2054-S2055的方式分别获取第一中间特征和第二中间特征，并将第一中间特征和第二中间特征进行相加处理，得到第三中间特征，相应的表达式为 $f_{\text{different}} = \text{ReLU}(f_1 - f_0) + \text{ReLU}(f_0 - f_1)$ ，其中， $f_{\text{different}}$ 为第三中间特征。或者，取第一图像特征和第二图像特征相减的绝对值，得到第三中间特征，



相应的表达式为 $f_{\text{different}} = \max(f_0, f_0) - \min(f_0, f_0)$ ，进而对第三中间特征进行卷积处理，得到整体变换特征。

需要说明的是，S2053，S2056和S2058中的卷积处理可以采用相同的卷积方式，也可以采用不同的卷积方式。

S207：对第一图像特征、第二图像特征和至少一种差异特征进行特征融合处理，得到目标融合特征。

具体的，这里的融合处理可以包括但不限于将第一图像特征、第二图像特征和至少一种差异特征进行拼接、相加或线性组合等处理，如简单拼接或简单相加等。需要说明的是，若第一图像特征、第二图像特征和差异特征分别存在相同的尺度种类数量的多种特征尺度，则特征融合处理是指对第一图像特征、第二图像特征和差异特征中相同特征尺度的特征图进行特征融合，得到每种特征尺度的目标融合特征。

具体的，在差异特征包括消失特征、新增特征和整体变换特征的情况下，目标融合特征融合了这几种变化。

S209：基于预设语义分割算法对目标融合特征进行变化识别，得到参考图像和对比图像间的变化识别结果。

具体的，基于预设语义分割算法进行特征融合，这里的预设语义分割算法和前述的进行特征提取的预设语义分割算法可以属于同一语义分割网络采用的算法。在得到目标融合特征后，利用变化识别网络对目标融合特征进行变化识别，得到变化识别结果，其中，变化识别网络可以为基于上述预设语义分割算法的语义分割网络，变化识别结果表征参考图像和对比图像间差异及差异类别，包括对比图像中每一像素点的预测标记，如输出的变化识别结果为二值图，1表征识别出的差异像素，0表征识别出的不存在差异的像素，请参考图13，图13中右下为可视化的变化识别结果。具体的，在多尺度特征的情况下，可以通过空间域特征融合网络对目标融合特征进行卷积处理，以进行尺度统一，得到用于进行变化识别的目标识别特征，然后基于预设语义分割算法对目标识别特征进行变化识别，进而得到变化识别结果。

综上，将参考图像和对比图像间的差异信息提取与特征融合和特征识别解耦，进而可以分别设计网络模块进行差异信息提取、特征融合和特征识别，提高图像变化识别方法的普适性，以及实现语义分割方法在变化识别任务中的迁移，可以采用现有的语义分割网络或基于少量修改的预训练语义分割网络就能实现变化识别，降低模型设计和结构复杂度，提高可部署性，降低训练成本。

一些实施例中，S203具体包括：利用相同的骨干网络分别对参考图像和对比图像进行多尺度特征提取，得到第一图像特征和第二图像特征。

具体的，利用相同的骨干网络进行参考图像和对比图像的特征提取，即采用相同的特征提取方式进行二者的特征提取，能够保证第一图像特征和第二图像特征间的高可对比性，去除干扰特征，优化特征比较结果。

具体的，第一图像特征和第二图像特征分别包括预设数量种特征尺度的图像特征，预设数量可以基于实际需求设定，例如预设数量为4，特征尺度分别为输入尺度的1/4、1/8、1/16和1/32，如此，通过多尺度特征提取，能够结合多尺度特征进行差异特征提取和特征融合，提高特征提取和差异特征提取的准确性，进而提高变化识别结果的准确性。

相应的，S205可以具体包括：针对每一特征尺度，对第一图像特征和第二图像特征进行差异信息提取，得到各特征尺度各自对应的至少一种差异特征。

S207可以具体包括：针对每一特征尺度，对第一图像特征、第二图像特征和至少一种差异特征进行特征融合处理，得到各特征尺度各自对应的目标融合特征。

具体的，在第一图像特征和第二图像特征包括多尺度的特征图的情况下，前述的差异信息提取过程需针对每一特征尺度，分别进行差异特征提取，进而得到每种特征尺度下的至少一种差异特征，若差异特征种类包括消失特征、新增特征、交换特征和整体变换特征，则提取每种特征尺度下的消失特征、新增特征、交换特征和整体变换特征。如针对1/4尺度的第一图像特征和第二图像特征进行差异信息提取，得到1/4尺度下的至少一种差异特征，相类似的，分别得到1/8、1/16和1/32尺度下的至少一种差异特征。

进一步地，在多尺度特征提取的情况下，S209可以包括下述步骤S2091和S2092。

S2091：对各特征尺度各自对应的目标融合特征进行尺度融合处理，得到目标识别特征。

S2092：基于预设语义分割算法对目标识别特征进行变化识别，得到变化识别结果。

具体的，得到多种特征尺度下的目标融合特征后，基于上采样处理和卷积处理实现上述尺度融合。一些实施例中，可分别针对每一种特征尺度下的各类别差异特征进行单独的尺度融合处理，得到预设数量个相同尺度的中间尺度特征，然后对各中间尺度特征进行拼接，得到目标识别特征。另一些实施例中，可分别对预设数量种特征尺度中，除最大尺度外的其它尺度的各目标融合特征进行卷积处理和上采样处理，得到其它尺度的各目标融合特征各自对应的第一中间识别特征，然后将较小特征尺度的第一中间识别特征与相邻的较大尺度的中间识别特征进行融合处理，得到较大尺度的第二中间识别特征，对各个第二中间识别特征进一步进行尺度融合和卷积处理，得到输入尺度的目标识别特征。具体的，在对各个第二中间识别特征进行尺度融合前，还可以对其进行上采样处理，以统一各个第二中间识别特征的特征尺度。

综上，结合多尺度特征进行多种类差异特征提取、融合和变化识别，优化图像变化识别的准确率。

本申请实施例中，基于目标识别模型实现本申请的图像变化识别方法，具体的，请参考图6，目标识别模型包括骨干网络、时域特征融合网络(Merge Temporal Features, MTF)、空间域特征融合网络(Merge Spatial Features, MSF)和特征识别网络。其中，骨干网络用于对参考图像和对比图像进行特征提取处理，可以包括基于现有的预训练特征提取网络构建，如基于语义分割模型的骨干网络构建，预训练特征提取网络可以包括但不限于VGG (Visual Geometry Group), ResNet(深度残差网络), MobileNet和Swin Transformer等，或其它深度神经网络。时域特征融合网络用于对骨干网络输出的第一图像特征和第二图像特征进行差异信息提取和特征融合处理，可以包括至少一个分支网络。空间域特征融合网络用于对时域特征融合网络输出的目标融合特征进行融合处理，可以基于预训练融合网络构建，如可以基于语义分割模型中的特征融合网络构建，特征识别网络用于对空间域特征融合网络输出的目标融合特征进行变化识别，得到变化识别结果，可以基于预训练识别网络构建，如根据语义分割模型中语义分割头构建。一些实施例中，预训练融合网络、预训练融合网络和预训练识别网络中的至少其一为基于语义分割模型构建，例如可以包括但不限于FPN, FCN, ASPP, UNet, SegNet和DeepLab等，如预训练融合网络为FPN，预训练识别网络为DeepLabv3等。

一个实施例中，骨干网络、空间域特征融合网络和特征识别网络均可以现有的语义分割模型构建，如基于同一语义分割模型构建，如此，相当于在一个整体的语义分割模型中，插入新增的时域时域特征融合网络，模型中的骨干网络、空间域特征融合网络和特征识别网络均可以采用针对语义分割网络的预训练集进行预训练，如此，针对整体的目标识别模型，仅需采用少量变化检测训练数据进行模型微调，即可实现时域特征融合网络的差异信息提取学习，以及模型参数调整，训练成本低。

以下结合上述目标识别模型介绍本申请的图像变化识别方法，请参考图7，方法包括下述步骤。

S301：获取待识别图像组，待识别图像组包括参考图像和对应的对比图像。

S303：通过骨干网络分别对参考图像和对比图像进行特征提取，得到参考图像的第一图像特征和对比图像的第二图像特征。

本申请实施例中，目标识别模型的骨干网络(backbone)为孪生网络，即采用相同的骨干神经网络构建孪生网络的不同分支，骨干神经网络间共享权重，以分别对参考图像和对比图像进行特征提取，如此，确保第一图像特征和第二图像特征间的高可对比性。请参考图8，图8中示出了一个实施例中的目标识别模型的网络框架，对于输入的参考图像 $t_0$ 和对比图像 $t_1$ ，骨干网络分别提取它们的特征，然后将 $f_0$ 和 $f_1$ 输出至时域特征融合网络。图8实施例中，骨干网络基于VGG构建。

具体的，通用同一种骨干网络提取不同尺度的图像特征，进而生成特征金字塔。一个实施例中，使用四种尺度的特征图，分别为输入尺度的1/4、1/8、1/16和1/32，即分辨率分别为输入图像的1/4、1/8、1/16和1/32分辨率。

S305：通过时域特征融合网络对第一图像特征和第二图像特征进行差异信息提取，得到至少一种差异特征。

本申请实施例中，如图9所示，图像变化包括三种类型，分别为“出现(appear)”、“消失(disappear)”和“交换(exchange)”，“出现”是指为在参考图像中没有物体，在对比图像中出现物体，“消失”指在参考图像有物体，在对比图像中该物体消失，“交换”指参考图像中的物体消失，对比图像中出现一个新的物体。相应的，差异特征类别包括新增特征、消失特征、交换特征和整体变换特征。具体的，利用MTF网络对两个特征 $f_0$ 和 $f_1$ 进行差异信息提取，得到新增特征、消失特征、交换特征和整体变换特征中的至少一种，其中，交换特征表征在参考图像中存在而在对比图像中消失并替换为其它的对象特征。

请参考图10，该实施例中，MTF网络中设置有多个分支网络，包括第一特征分支网络( $T_0$  object info branch)、第二特征分支网络( $T_1$  object info branch)和至少一个差异特征分支网络。其中，第一特征分支网络用于保留第一图像特征，第二特征分支网络用于保留第二图像特征，以提供了原始的参考图像和对比图像的语义信息，不同的差异特征类别对应不同的差异特征分支网络，如图10所示，新增特征对应新增分支网络(Appear branch)，消失特征对应消失分支网络(Disappear branch)，整体变换特征对应整体变换分支网络(Exchange branch)。

进一步地，如图8的实施例中，新增分支网络利用特征 $f_1$ 减去特征 $f_0$ ，并对相减结果进行ReLU操作，相应的表达式为 $f_{\text{appear}} = \text{ReLU}(f_1 - f_0)$ ，然后通过卷积操作(conv)得到新增特征。消失分支网络利用特征 $f_0$ 减去特征 $f_1$ ，

并对相减结果进行ReLU操作，相应的表达式为 $f_{\text{disappear}} = \text{ReLU}(f_0 - f_1)$ ，然后通过卷积操作得到新增特征。整体变换分支网络对特征 $f_1$ 和特征 $f_0$ 进行特征差操作，表达式为 $f_{\text{different}} = \max(f_0, f_1) - \min(f_0, f_1)$ ，然后通过卷积操作得到整体变换特征。具体的，上述的卷积操作可以具体为利用3x3卷积层进行特征卷积。此外，新增分支网络和消失分支网络可以共享权重，第一特征分支网络和第二特征分支网络可以共享权重。

如前述的，特征尺度分别为输入尺度的1/4、1/8、1/16和1/32，即每个分支中的输入特征均包括四个特征尺度的特征，则 $f_1 - f_0$ 、 $f_1 - f_0$ 和 $\max(f_0, f_1) - \min(f_0, f_1)$ 为针对每一特征尺度的特征进行相减，得到1/4、1/8、1/16和1/32各尺度对应的新增特征、消失特征和整体变换特征。

在另一实施例中，整体变换分支网络可以替换为交换分支网络，交换分支网络可以对特征 $f_1$ 和特征 $f_0$ 进行交换特征提取，得到第四区别特征，并对第四区别特征进行特征映射处理(如ReLU操作)，得到第四中间特征，然后，对第四中间特征进行卷积操作，得到交换特征。

在另一实施例中，MTF网络可以包括六个分支，分别为上述的新增分支网络、消失分支网络、交换分支网络、整体变换分支网络、第一特征分支网络和第二特征分支网络。

S307：通过时域特征融合网络对第一图像特征、第二图像特征和至少一种差异特征进行特征融合处理，得到目标融合特征 $f_{\text{usion}}$ 。

具体的，由MTF网络进行融合。如图所示，该实施例中的特征融合处理为将得到的各个尺度的 $f_1$ 、 $f_0$ 、 $f_{\text{appear}}$ 、 $f_{\text{disappear}}$ 和 $f_{\text{different}}$ 分别相加，以1/4为例，将1/4尺度的 $f_1$ 、 $f_0$ 、 $f_{\text{appear}}$ 、 $f_{\text{disappear}}$ 和 $f_{\text{different}}$ 相加，得到1/4尺度的目标融合特征，最终得到由各尺度的特征图形成的特征金字塔。

S309：通过空间域特征融合网络对各特征尺度各自对应的目标融合特征进行尺度融合处理，得到目标识别特征。

具体的，利用MSF网络进行目标融合特征的尺度融合，在目标融合特征仅包括一种特征尺度的情况下，若目标融合特征的尺度小于输入尺度，则对目标融合特征进行上采样和卷积降维处理，得到目标识别特征，目标识别特征的分辨率和维度与目标识别模型的输入相同。在得到多尺度的目标融合特征的情况下，需对多尺度的目标融合特征进行尺度融合，得到同一特征尺度的预设数量个目标融合特征，然后将预设数量个目标融合特征进行卷积和降维处理，得到目标识别特征。具体的，如图11所示，该实施例中MSF网络可以基于FPN框架构建，该网络稳定可靠，易于部署到工业应用中，输入MSF网络的特征金字塔包括1/4、1/8、1/16和1/32的特征尺度，首先，特征金字塔中的各目标融合特征由1x1卷积层作用后，将通道变为256维，对较小尺度的目标融合特征进行2倍双线性插值，然后加到相邻的较大尺度的目标融合特征中，将得到的新的特征图经过3x3卷积层进一步处理，然后，对卷积后的所有特征进行双线性上采样到原输入尺度的1/4，将所有的1/4尺度的特征拼接起来，进而对拼接得到的特征进行1x1卷积操作，将通道变为512维，得到目标识别特征。

S311：通过特征识别网络，基于预设语义分割算法对目标识别特征进行变化识别，得到变化识别结果。

具体的，将目标识别特征输入特征识别网络进行变化识别，以预测发生图像

变化的区域，特征识别网络可以采用预训练语义分割网络构建。如图8所示，该实施例中的特征识别网络为FCN，利用3x3卷积将目标识别特征的通道数降低4倍，然后使用1x1卷积将通道数减低至2，最后使用4倍的上采样和softmax操作预测变化的区域，得到变化识别结果。另一实施例中，采用DeepLabv3的ASPP进行语义分割处理，更有效地捕捉多尺度信息。

基于上述全部或部分实施方式，本申请实施例还提供一种目标识别模型的训练方法，具体包括下述步骤。

S401：获取初始识别模型和训练样本集。

具体的，训练样本集包括样本图像组和对应的样本标签，样本标签表征样本图像组的图像变化。一些实施例中，样本标签为表征真实标记的二值图，即初始识别模型的训练过程和初始识别模型的应用过程中，模型需要针对每个像素点进行变化识别和预测。

S403：以样本图像组作为初始识别模型的输入，以样本标签作为期望输出，对初始识别模型进行图像变化识别的迭代训练，至满足训练迭代条件。

S405：将满足训练迭代条件的初始识别模型作为目标识别模型。

具体的，初始识别模型包括包括初始骨干网络、初始时域特征融合网络、初始空间域特征融合网络和初始特征识别网络。初始骨干网络、初始空间域特征融合网络和初始特征识别网络分别可以基于预训练网络进行构建。与前述类似的，初始时域特征融合网络包括多个分支网络，至少包括第一图像分支网络、第二图像分支网络和差异分支网络，差异分支网络对应的差异特征分类和分支数量，可以基于实际需求设定，差异分支网络包括特征映射层、卷积层和融合层，部分或全部差异分支网络还包括特征映射层，如ReLU层。通过对初始识别模型进行迭代训练，微调初始识别模型的模型参数，至满足迭代条件后，固定模型参数，得到目标识别模型。

如图8中实施例，变化检测数据集的真实标记为二值图，采用带权重的交叉熵损失作为损失函数，则每个像素点上的损失定义如下，其中， $p_c$ 和 $y_c$ 分别为模型输出的变化识别结果和样本标签。 $w$ 是平衡权重， $n_b$ 和 $n_c$ 分别为图像中未变化区域和变化区域的大小。

$$L = -w y_c \log p_c - (1-w) (1-y_c) \log(1-p_c)$$

针对上述如图实施例提供的目标识别模型，利用基准数据集进行变化识别结果测试，请参考下述表一和表二，结果表明，相比于其它变化检测方法，本申请的变化识别方法(C-3P0)在基准数据集上取得了最优性能。表一和表二中为各个算法同一变化识别任务上的F1-score，该分数越大表征模型性能和效果越好。其中，GSV为Google Street View数据集，Average为针对GSV和TSUNAMI数据集的F1-score平均值。VL-CMU-CD数据集是VisualLocalization CMU (VL-CMU) dataset数据集的部分图像。

表一

表二

进一步地，MTF网络能够学习到“出现”、“消失”、“交换”和“整体变化”等图像变化。请参考图12，对上述实施例中的目标识别模型的MTF模块中不同的分支进行可视化，其中， $t_0$ 和 $t_1$ 分别为参考图像和对比图像，

“disappear”图展示了学习到的消失变化，“appear”图展示了学习到的消

失变化，“exchange”图展示了学习到的整体差异变化。“predict”为融合了这三种变化，是目标识别模型得到的变化识别结果，“GT”为样本标签，由图12中可知，本申请的模型具有较高的变化识别准确率。

另一测试中，请参考下表三，表三总结了在MTF网络中使用不同分支的性能。I，A，D和E分别对应上述的四种差异特征分支，表中I，A，D和E栏表示仅使用对应的一个分支。I+A表示同时使用I和A分支。I+A+D+E表示使用所有分支。针对不同任务，可以合理选择分支，如VL-CMU-CD任务中，仅包括“消失”变化，故使用D分支或I+D分支。

表三

另一实施例中，参考表四，采用MobileNet和Swin-T等作为骨干网络，采用FCN和DeepLabv3等作为变化识别网络(Head)，并对MSF网络调整了融合的层数，该融合的层数表征前述特征尺度的预设数量，针对不同的任务，增加MSF网络层数，即多尺度特征提取和差异信息提取，能够提高模型效果，提高识别准确率。

表四

综上，现有的使用深度神经网络解决变化检测问题的各方法中，EFNet修改U-Net模型，将其应用到变化检测任务中，CosimNet采用DeepLabv2模型，提出一个带有阈值的对比损失函数来缓解噪声问题，HPCFNet使用自适应的特征融合方式来融合特征对，DR-TANet将注意力机制引入到变化检测领域中。但现有方法都需重新设计一个变化检测网络，然后使用大量变化检测数据进行训练。这些网络模型结构越来越复杂，难以部署到工业应用中。另外由于变化检测的训练数据较少，这些网络难以得到很好的训练，导致其性能较低。基于上述本申请提供的技术方案，将时域特征融合网络、空间域特征融合网络和语义分割模型应用到变化识别和检测中，可以通过普通图像数据和少量变化检测数据进行训练，即可得到较高的模型性能和识别效果，且能够基于不同任务调整时域特征融合网络中的分支，和匹配不同的预训练网络，普适性好，模型结构简单，稳定、可靠且易部署到工业应用中。另外模型可以现有的语义分割模型构建，基于少量变化检测数据进行模型参数微调，即得目标识别模型，模型迁移性能好，训练成本低。

本申请实施例提供的图像变化识别方法可以应用于多种变化检测场景，如应用于工业质检的缺陷检测场景、地图更新场景、灾害评估场景、农业领域中的问题识别场景、以及安保领域中的对象识别场景等。如请参考图13和图14，图14中示出了一组无缺陷产品图和有缺陷产品图，基于上述变化检测方法可以识别出缺陷的位置(图中方框位置)，图13示出了一组不同时刻同一地点的街景图，可以通过上述变化检测确定变化区域，进而更新相关地理信息。

本申请实施例还提供了一种图像变化识别装置800，如图15所示，图15示出了本申请实施例提供的一种图像变化识别装置的结构示意图，装置可以包括下述模块。

图像组获取模块10：用于获取待识别图像组，待识别图像组包括参考图像和对应的对比图像；

特征提取模块20：用于分别对参考图像和对比图像进行特征提取，得到参考图像的第一图像特征和对比图像的第二图像特征；

差异特征提取模块30：用于对第一图像特征和第二图像特征进行差异信息提取，得到至少一种差异特征；

时域特征融合网络40：用于对第一图像特征、第二图像特征和至少一种差异特征进行特征融合处理，得到目标融合特征；

变化识别模块50：用于基于预设语义分割算法对目标融合特征进行变化识别，得到参考图像和对比图像间的变化识别结果。

一些实施例中，至少一种差异特征包括消失特征，差异特征提取模块30可以包括下述单元。

第一特征相减单元：用于将第一图像特征减去第二图像特征，得到第一区别特征；

第一特征映射单元：用于基于预设映射方法对第一区别特征进行特征映射处理，得到第一中间特征；

第一卷积单元：用于对第一中间特征进行卷积处理，得到消失特征。

一些实施例中，至少一种差异特征包括新增特征，差异特征提取模块30可以包括下述单元。

第二特征相减单元：用于将第二图像特征减去第一图像特征，得到第二区别特征；

第二特征映射单元：用于基于预设映射方法对第二区别特征进行特征映射处理，得到第二中间特征；

第二卷积单元：用于对第二中间特征进行卷积处理，得到新增特征。

一些实施例中，至少一种差异特征包括整体变换特征，差异特征提取模块30可以包括下述单元。

特征差处理单元：用于对第一图像特征和第二图像特征进行特征差处理，得到第三中间特征；

第三卷积单元：用于对第三中间特征进行卷积处理，得到整体变换特征。

一些实施例中，特征提取模块20可以具体用于：利用相同的骨干网络分别对参考图像和对比图像进行多尺度特征提取，得到第一图像特征和第二图像特征，第一图像特征和第二图像特征分别包括预设数量种特征尺度的图像特征。

差异特征提取模块30可以具体用于：针对每一特征尺度，对第一图像特征和第二图像特征进行差异信息提取，得到各特征尺度各自对应的至少一种差异特征；

时域特征融合网络40可以具体用于：针对每一特征尺度，对第一图像特征、第二图像特征和至少一种差异特征进行特征融合处理，得到各特征尺度各自对应的目标融合特征。

一些实施例中，变化识别模块可以具体包括下述单元。

尺度融合单元：用于对各特征尺度各自对应的目标融合特征进行尺度融合处理，得到目标识别特征；

变化识别单元：用于基于预设语义分割算法对目标识别特征进行变化识别，得到变化识别结果。

需要说明的是，上述装置实施例与方法实施例基于相同的实施方式。

本申请实施例提供了一种图像变化识别设备，该图像变化识别设备包括处理器和存储器，该存储器中存储有至少一条指令或至少一段程序，该至少一条指令或该至少一段程序由该处理器加载并执行以实现如上述方法实施例所提供的图像变化识别方法。

存储器可用于存储软件程序以及模块，处理器通过运行存储在存储器的软件

程序以及模块，从而执行各种功能应用以及数据处理。存储器可主要包括存储程序区和存储数据区，其中，存储程序区可存储操作系统、功能所需的应用程序等；存储数据区可存储根据设备的使用所创建的数据等。此外，存储器可以包括高速随机存取存储器，还可以包括非易失性存储器，例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他易失性固态存储器件。相应地，存储器还可以包括存储器控制器，以提供处理器对存储器的访问。

本申请实施例所提供的方法实施例可以在移动终端、计算机终端、服务器或者类似的运算装置等电子设备中执行。图16是本申请实施例提供的一种图像变化识别方法的电子设备的硬件结构框图。如图16所示，该电子设备900可因配置或性能不同而产生比较大的差异，可以包括一个或一个以上中央处理器(Central Processing Units, CPU)910(处理器910可以包括但不限于微处理器MCU或可编程逻辑器件FPGA等的处理装置)、用于存储数据的存储器930，一个或一个以上存储应用程序923或数据922的存储介质920(例如一个或一个以上海量存储设备)。其中，存储器930和存储介质920可以是短暂存储或持久存储。存储在存储介质920的程序可以包括一个或一个以上模块，每个模块可以包括对电子设备中的一系列指令操作。更进一步地，中央处理器910可以设置为与存储介质920通信，在电子设备900上执行存储介质920中的一系列指令操作。电子设备900还可以包括一个或一个以上电源960，一个或一个以上有线或无线网络接口950，一个或一个以上输入输出接口940，和/或，一个或一个以上操作系统921，例如Windows Server™，Mac OS X™，Unix™，Linux™，FreeBSD™等等。

输入输出接口940可以用于经由一个网络接收或者发送数据。上述的网络具体实例可包括电子设备900的通信供应商提供的无线网络。在一个实例中，输入输出接口940包括一个网络适配器(Network Interface Controller, NIC)，其可通过基站与其他网络设备相连从而可与互联网进行通讯。在一个实例中，输入输出接口940可以为射频(Radio Frequency, RF)模块，其用于通过无线方式与互联网进行通讯。

本领域普通技术人员可以理解，图16所示的结构仅为示意，其并不对上述电子装置的结构造成限定。例如，电子设备900还可包括比图16中所示更多或者更少的组件，或者具有与图16所示不同的配置。

本申请的实施例还提供了一种计算机可读存储介质，存储介质可设置于电子设备之中以保存用于实现方法实施例中一种图像变化识别方法相关的至少一条指令或至少一段程序，该至少一条指令或该至少一段程序由该处理器加载并执行以实现上述方法实施例提供的图像变化识别方法。

可选地，在本实施例中，上述存储介质可以位于计算机网络的多个网络服务器中的至少一个网络服务器。可选地，在本实施例中，上述存储介质可以包括但不限于：U盘、只读存储器(ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)、移动硬盘、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

根据本申请的一个方面，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可选实现方式中提供的方法。

由上述本申请提供的图像变化识别方法、装置、设备、服务器、终端、存储介质和程序产品的实施例可见，本申请的技术方案首先获取待识别图像组，



待识别图像组包括参考图像和对应的对比图像，并分别对参考图像和对比图像进行特征提取，得到参考图像的第一图像特征和对比图像的第二图像特征；然后对第一图像特征和第二图像特征进行差异信息提取，得到至少一种差异特征，以及对第一图像特征、第二图像特征和至少一种差异特征进行特征融合处理，得到目标融合特征；进而基于预设语义分割算法对目标融合特征进行变化识别，得到参考图像和对比图像间的变化识别结果。如此，将参考图像和对比图像间的差异信息提取与特征融合和特征识别解耦，进而可以分别设计网络模块进行差异信息提取、特征融合和特征识别，提高图像变化识别方法的普适性，以及实现语义分割方法在变化识别任务中的迁移，可以采用现有的语义分割网络或基于少量修改的预训练语义分割网络就能实现变化识别，降低模型设计和结构复杂度，提高可部署性，降低训练成本。

需要说明的是：上述本申请实施例先后顺序仅仅为了描述，不代表实施例的优劣。且上述对本申请特定实施例进行了描述。其它实施例在所附权利要求书的范围内。在一些情况下，在权利要求书中记载的动作或步骤可以按照不同于实施例中的顺序来执行并且仍然可以实现期望的结果。另外，在附图中描绘的过程不一定要求示出的特定顺序或者连续顺序才能实现期望的结果。在某些实施方式中，多任务处理和并行处理也是可以的或者可能是有利的。

本申请中的各个实施例均采用递进的方式描述，各个实施例之间相同相似的部分互相参见即可，每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处。尤其，对于装置、设备和存储介质实施例而言，由于其基本相似于方法实施例，所以描述的比较简单，相关之处参见方法实施例的部分说明即可。

本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例的全部或部分步骤可以通过硬件来完成，也可以通过程序来指示相关的硬件完成，的程序可以存储于一种计算机可读存储介质中，上述提到的存储介质可以是只读存储器，磁盘或光盘等。

以上仅为本申请的较佳实施例，并不用以限制本申请，凡在本申请的精神和原则之内，所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本申请的保护范围之内。