



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110533707 B

(45) 授权公告日 2023. 04. 14

(21) 申请号 201810510214.1

(22) 申请日 2018.05.24

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 110533707 A

(43) 申请公布日 2019.12.03

(73) 专利权人 微软技术许可有限责任公司

地址 美国华盛顿州

(72) 发明人 董悦 陈国军 童欣

(74) 专利代理机构 北京世辉律师事务所 16093

专利代理师 王俊

(51) Int. Cl.

G06T 7/507 (2017.01)

G06N 3/045 (2023.01)

审查员 刘昶忻

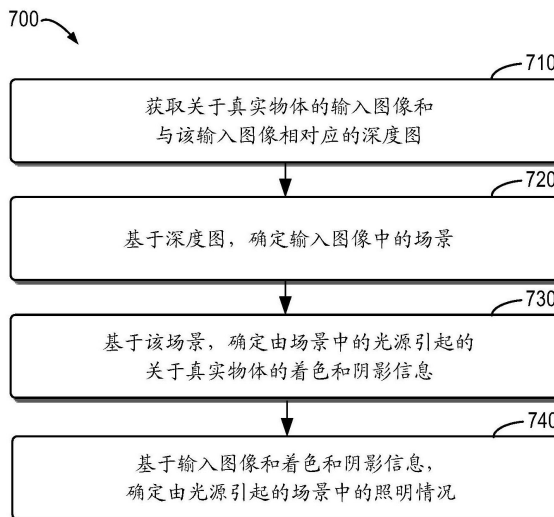
权利要求书4页 说明书12页 附图5页

(54) 发明名称

照明估计

(57) 摘要

根据本公开的实现,提出了一种用于照明估计的方案。在该方案中,关于真实物体的输入图像和与该输入图像相对应的深度图被获取。基于该深度图,可以确定输入图像中的场景的几何结构。基于所确定的场景的几何结构,可以确定由场景中的光源引起的关于真实物体的着色和阴影信息。然后,基于输入图像和该着色和阴影信息,可以确定由光源引起的场景中的照明情况。根据本公开的照明估计方案能够基于输入图像的着色和阴影信息来渐进地估计场景中的照明情况,而不需要对场景中的真实物体的材质特性进行任何假设。使用根据该方案所得到的照明情况而渲染的虚拟物体能够呈现与真实物体一致的逼真效果。



1. 一种电子设备,包括:

处理单元;

存储器,所述存储器被耦合到所述处理单元并且存储用于由所述处理单元执行的指令,所述指令当由所述处理单元执行时,使得所述设备执行动作,所述动作包括:

获取关于真实物体的输入图像和与所述输入图像相对应的深度图;

基于所述深度图,确定所述输入图像中的场景;

基于所述场景,确定由所述场景中的光源引起的关于所述真实物体的着色和阴影信息;以及

基于所述输入图像和所述着色和阴影信息,确定由所述光源引起的所述场景中的照明情况,

其中所述光源利用具有预定形状的图像来表示,所述图像包括与所述光源的多个部分相对应的多个像素,所述多个像素的相应像素值表示所述光源的所述多个部分的相应光照强度,

其中确定所述着色和阴影信息包括:

利用预定值来初始化所述图像中的所述多个像素的相应像素值;以及

基于所述场景和经初始化的所述图像,生成与所述多个像素相对应的第一组光照图,其中每个光照图表示由所述光源的相应部分引起的关于所述真实物体的相应着色和阴影信息;并且其中确定所述场景中的所述照明情况包括:

基于所述输入图像和所述第一组光照图,确定所述图像中的所述多个像素的相应像素值。

2. 根据权利要求1所述的设备,其中所述动作还包括:

基于所述场景和所述照明情况,生成包括所述真实物体和虚拟物体的输出图像,所述输出图像将所述虚拟物体合成到所述输入图像的所述场景中。

3. 根据权利要求1所述的设备,其中所述场景包括用于放置所述真实物体的表面,并且确定所述场景包括:

将所述深度图转换为点云;

将所述点云中表示所述表面的多个点拟合为平面;以及

将所述点云中位于所述平面以上的多个点重建为三维网格,所述平面和所述三维网格共同表示所述输入图像中的所述场景。

4. 根据权利要求1所述的设备,其中表示所述光源的所述图像为具有交叉形状的图像。

5. 根据权利要求1所述的设备,其中确定所述图像中的所述多个像素的相应像素值包括:

基于所述输入图像和所述第一组光照图,利用经训练的神经网络来确定所述图像中的所述多个像素的相应像素值。

6. 根据权利要求1所述的设备,其中确定所述图像中的所述多个像素的相应像素值包括:

基于所述输入图像和所述第一组光照图,利用经训练的多个神经网络来渐进地确定所述图像中的所述多个像素的相应像素值。

7. 根据权利要求6所述的设备,其中所述多个神经网络至少包括经训练的第一神经网络

络和第二神经网络,并且确定所述图像中的所述多个像素的相应像素值包括:

基于所述输入图像和所述第一组光照图,利用所述第一神经网络来确定所述多个像素中的第一像素的第一像素值和邻近所述第一像素的至少一个像素的像素值;

基于所述第一像素、所述至少一个像素和所述场景,生成分别与所述第一像素的多个子像素、所述至少一个像素以及所述多个像素中除所述第一像素与所述至少一个像素之外的其他像素的组合相对应的第二组光照图;

基于所述输入图像和所述第二组光照图,利用所述第二神经网络来确定是否要划分所述第一像素;以及

响应于确定不划分所述第一像素,将所述第一像素值作为所述第一像素的最终像素值。

8. 根据权利要求7所述的设备,其中确定所述图像中的所述多个像素的相应像素值还包括:

响应于确定要划分所述第一像素,将所述第一像素划分成所述多个子像素;以及  
确定所述多个子像素的相应子像素值。

9. 一种计算机实现的方法,包括:

获取关于真实物体的输入图像和与所述输入图像相对应的深度图;

基于所述深度图,确定所述输入图像中的场景;

基于所述场景,确定由所述场景中的光源引起的关于所述真实物体的着色和阴影信息;以及

基于所述输入图像和所述着色和阴影信息,确定由所述光源引起的所述场景中的照明情况,

其中所述光源利用具有预定形状的图像来表示,所述图像包括与所述光源的多个部分相对应的多个像素,所述多个像素的相应像素值表示所述光源的所述多个部分的相应光照强度,

其中确定所述着色和阴影信息包括:

利用预定值来初始化所述图像中的所述多个像素的相应像素值;以及

基于所述场景和经初始化的所述图像,生成与所述多个像素相对应的第一组光照图,其中每个光照图表示由所述光源的相应部分引起的关于所述真实物体的相应着色和阴影信息;并且其中确定所述场景中的所述照明情况包括:

基于所述输入图像和所述第一组光照图,确定所述图像中的所述多个像素的相应像素值。

10. 根据权利要求9所述的方法,还包括:

基于所述场景和所述照明情况,生成包括所述真实物体和虚拟物体的输出图像,所述输出图像将所述虚拟物体合成到所述输入图像的所述场景中。

11. 根据权利要求9所述的方法,其中所述场景包括用于放置所述真实物体的表面,并且确定所述场景包括:

将所述深度图转换为点云;

将所述点云中表示所述表面的多个点拟合为平面;以及

将所述点云中位于所述平面以上的多个点重建为三维网格,所述平面和所述三维网格

共同表示所述输入图像中的所述场景。

12. 根据权利要求9所述的方法, 其中表示所述光源的所述图像为具有交叉形状的图像。

13. 根据权利要求9所述的方法, 其中确定所述图像中的所述多个像素的相应像素值包括:

基于所述输入图像和所述第一组光照图, 利用经训练的神经网络来确定所述图像中的所述多个像素的相应像素值。

14. 根据权利要求9所述的方法, 其中确定所述图像中的所述多个像素的相应像素值包括:

基于所述输入图像和所述第一组光照图, 利用经训练的多个神经网络来渐进地确定所述图像中的所述多个像素的相应像素值。

15. 根据权利要求14所述的方法, 其中所述多个神经网络至少包括经训练的第一神经网络和第二神经网络, 并且确定所述图像中的所述多个像素的相应像素值包括:

基于所述输入图像和所述第一组光照图, 利用所述第一神经网络来确定所述多个像素中的第一像素的第一像素值和邻近所述第一像素的至少一个像素的像素值;

基于所述第一像素、所述至少一个像素和所述场景, 生成分别与所述第一像素的多个子像素、所述至少一个像素以及所述多个像素中除所述第一像素与所述至少一个像素之外的其他像素的组合相对应的第二组光照图;

基于所述输入图像和所述第二组光照图, 利用所述第二神经网络来确定是否要划分所述第一像素; 以及

响应于确定不划分所述第一像素, 将所述第一像素值作为所述第一像素的最终像素值。

16. 根据权利要求15所述的方法, 其中确定所述图像中的所述多个像素的相应像素值还包括:

响应于确定要划分所述第一像素, 将所述第一像素划分成所述多个子像素; 以及确定所述多个子像素的相应子像素值。

17. 一种非瞬态机器可读介质, 其存储指令, 所述指令当由一个或多个机器执行时, 使所述一个或多个机器执行操作, 所述操作包括:

获取关于真实物体的输入图像和与所述输入图像相对应的深度图;

基于所述深度图, 确定所述输入图像中的场景;

基于所述场景, 确定由所述场景中的光源引起的关于所述真实物体的着色和阴影信息; 以及

基于所述输入图像和所述着色和阴影信息, 确定由所述光源引起的所述场景中的照明情况,

其中所述光源利用具有预定形状的图像来表示, 所述图像包括与所述光源的多个部分相对应的多个像素, 所述多个像素的相应像素值表示所述光源的所述多个部分的相应光照强度,

其中确定所述着色和阴影信息包括:

利用预定值来初始化所述图像中的所述多个像素的相应像素值; 以及

基于所述场景和经初始化的所述图像,生成与所述多个像素相对应的第一组光照图,其中每个光照图表示由所述光源的相应部分引起的关于所述真实物体的相应着色和阴影信息;并且其中确定所述场景中的所述照明情况包括:

基于所述输入图像和所述第一组光照图,确定所述图像中的所述多个像素的相应像素值。

18. 根据权利要求17所述的非瞬态机器可读介质,其中所述操作还包括:

基于所述场景和所述照明情况,生成包括所述真实物体和虚拟物体的输出图像,所述输出图像将所述虚拟物体合成到所述输入图像的所述场景中。

## 照明估计

### 背景技术

[0001] 将三维虚拟物体合成到关于真实场景的图像中是许多应用的一项重要任务,诸如增强现实、图像编辑和电影制作等应用。为了实现逼真的效果,需要估计真实场景的照明情况,以使得合成图像中的虚拟物体能够呈现与该场景中的真实物体一致的着色和阴影,并且使得合成图像能够正确地呈现虚拟物体和真实物体之间的投影和/或遮挡。深度相机的最新发展使得能够容易地获得真实场景的三维几何结构。然而,从关于真实场景的单幅图像来估计该场景的照明情况仍然是一项具有挑战性的任务。

### 发明内容

[0002] 根据本公开的实现,提出了一种用于照明估计的方案。在该方案中,关于真实物体的输入图像和与该输入图像相对应的深度图被获取。基于该深度图,可以确定输入图像中的场景的几何结构。基于所确定的场景的几何结构,可以确定由场景中的光源引起的关于真实物体的着色和阴影信息。然后,基于输入图像和该着色和阴影信息,可以确定由光源引起的场景中的照明情况。

[0003] 根据本公开的照明估计方案能够基于输入图像的着色和阴影信息利用多级神经网络来渐进地估计场景中的照明情况,而不需要对场景中的真实物体的材质特性进行任何假设。通过利用一组标准光基的线性组合来对场景中的光源进行建模,并且将根据该组标准光基渲染而成的一组光照图作为神经网络的输入,该方案能够大大简化照明估计的复杂性并提高结果的准确性。此外,该方案利用基于二叉树的渐进式估计方案来降低每级神经网络的训练和计算成本,并且提高其健壮性。使用根据该方案所得到的照明情况而渲染的虚拟物体能够呈现与真实物体一致的逼真效果。

[0004] 提供发明内容部分是为了简化的形式来介绍对概念的选择,其在下文的具体实施方式中将被进一步描述。发明内容部分无意标识要求保护的主题的关键特征或主要特征,也无意限制要求保护的主题的范围。

### 附图说明

[0005] 图1示出了能够实施本公开的多个实现的计算设备100的框图;

[0006] 图2示出了根据本公开的一些实现的用于照明估计的系统200的框图;

[0007] 图3示出了根据本公开的一些实现的系统200中的照明情况确定子系统的框图;

[0008] 图4示出了根据本公开的一些实现的用于照明估计的初始化网络的工作示意图;

[0009] 图5示出了根据本公开的一些实现的用于照明估计的细化网络的工作示意图;

[0010] 图6示出了根据本公开的一些实现的利用多级神经网络来渐进地确定场景中的照明情况的示意图;以及

[0011] 图7示出了根据本公开的一些实现的用于照明估计的过程的流程图。

[0012] 这些附图中,相同或相似参考符号用于表示相同或相似元素。

## 具体实施方式

[0013] 现在将参照若干示例实现来论述本公开。应当理解,论述了这些实现仅是为了使本领域普通技术人员能够更好地理解且因此实现本公开,而不是暗示对本主题的范围的任何限制。

[0014] 如本文所使用的,术语“包括”及其变体要被解读为意味着“包括但不限于”的开放式术语。术语“基于”要被解读为“至少部分地基于”。术语“一个实现”和“一种实现”要被解读为“至少一个实现”。术语“另一个实现”要被解读为“至少一个其他实现”。术语“第一”、“第二”等等可以指代不同的或相同的对象。下文还可能包括其他明确的和隐含的定义。

### [0015] 示例环境

[0016] 以下参考附图来说明本公开的基本原理和若干示例实现。图1示出了能够实施本公开的多个实现的计算设备100的框图。应当理解,图1所示出的计算设备100仅仅是示例性的,而不应当构成对本公开所描述的实现的功能和范围的任何限制。如图1所示,计算设备100包括通用计算设备形式的计算设备100。计算设备100的组件可以包括但不限于一个或多个处理器或处理单元110、存储器120、存储设备130、一个或多个通信单元140、一个或多个输入设备150以及一个或多个输出设备160。

[0017] 在一些实现中,计算设备100可以被实现为具有计算能力的各种用户终端或服务终端。服务终端可以是各种服务提供方提供的服务器、大型计算设备等。用户终端诸如是任意类型的移动终端、固定终端或便携式终端,包括移动手机、站点、单元、设备、多媒体计算机、多媒体平板、互联网节点、通信器、台式计算机、膝上型计算机、笔记本计算机、上网本计算机、平板计算机、个人通信系统(PCS)设备、个人导航设备、个人数字助理(PDA)、音频/视频播放器、数码相机/摄像机、定位设备、电视接收器、无线电广播接收器、电子书设备、游戏设备或者其任意组合,包括这些设备的配件和外设或者其任意组合。还可预见到的,计算设备100能够支持任意类型的针对用户的接口(诸如“可佩戴”电路等)。

[0018] 处理单元110可以是实际或虚拟处理器并且能够根据存储器120中存储的程序来执行各种处理。在多处理器系统中,多个处理单元并行执行计算机可执行指令,以提高计算设备100的并行处理能力。处理单元110也可以被称为中央处理单元(CPU)、微处理器、控制器、微控制器。

[0019] 计算设备100通常包括多个计算机存储介质。这样的介质可以是计算设备100可访问的任何可以获得的介质,包括但不限于易失性和非易失性介质、可拆卸和不可拆卸介质。存储器120可以是易失性存储器(例如寄存器、高速缓存、随机访问存储器(RAM))、非易失性存储器(例如,只读存储器(ROM)、电可擦除可编程只读存储器(EEPROM)、闪存)或其某种组合。存储器120可以包括图像处理模块122,这些程序模块被配置为执行本文所描述的各种实现的功能。图像处理模块122可以由处理单元110访问和运行,以实现相应功能。

[0020] 存储设备130可以是可拆卸或不可拆卸的介质,并且可以包括机器可读介质,其能够用于存储信息和/或数据并且可以在计算设备100内被访问。计算设备100可以进一步包括另外的可拆卸/不可拆卸、易失性/非易失性存储介质。尽管未在图1中示出,可以提供用于从可拆卸、非易失性磁盘进行读取或写入的磁盘驱动和用于从可拆卸、非易失性光盘进行读取或写入的光盘驱动。在这些情况中,每个驱动可以由一个或多个数据介质接口被连接至总线(未示出)。

[0021] 通信单元140实现通过通信介质与另外的计算设备进行通信。附加地,计算设备100的组件的功能可以以单个计算集群或多个计算机器来实现,这些计算机器能够通过通信连接进行通信。因此,计算设备100可以使用与一个或多个其他服务器、个人计算机(PC)或者另一个一般网络节点的逻辑连接来在联网环境中进行操作。

[0022] 输入设备150可以是一个或多个各种输入设备,例如鼠标、键盘、追踪球、语音输入设备等。输出设备160可以是一个或多个输出设备,例如显示器、扬声器、打印机等。计算设备100还可以根据需要通过通信单元140与一个或多个外部设备(未示出)进行通信,外部设备诸如存储设备、显示设备等,与一个或多个使得用户与计算设备100交互的设备进行通信,或者与使得计算设备100与一个或多个其他计算设备通信的任何设备(例如,网卡、调制解调器等)进行通信。这样的通信可以经由输入/输出(I/O)接口(未示出)来执行。

[0023] 计算设备100可以用于实施本公开的多种实现中的照明估计。因此,在下文中,计算设备100有时也被称为“图像处理设备100”。在执行照明估计时,图像处理设备100可以通过输入设备150接收关于真实物体(例如,咖啡杯和魔方等)的输入图像171和与输入图像171相对应的深度图172。例如,该深度图172可以由深度相机捕获。然后,图像处理设备100可以利用经训练的多个神经网络基于输入图像171和深度图172来确定输入图像171中的场景的照明情况。该照明情况例如可以由代表场景中的光源的具有特定形状的图像(未示出)来表示。该图像可以包括与光源的多个部分相对应的多个像素,并且多个像素的相应像素值表示光源的多个部分的相应光照强度。此外,图像处理设备100还可以基于所确定的场景的照明情况,将虚拟物体(例如,Hello Kitty玩偶)合成到输入图像171的场景中,以生成输出图像173。输出图像173中的虚拟物体能够呈现与真实物体一致的逼真效果。图像处理设备100可以进一步通过输出设备160输出图像173。

[0024] 一些传统方案也试图从关于真实场景的图像中恢复该场景中的照明情况。然而,这些传统方案通常仅适用于包括部分或者全部环境信息的远景图像,而不适用于在很多应用中非常常见的近景图像(即,图像中仅呈现出真实物体,而导致该物体的照明效果的环境信息几乎不可见)。针对近景图像,另一些传统方案提出从真实物体的着色信息来恢复真实场景的照明情况。然而,这些方案通常要求物体的材质或者物体表面的反射是已知的。这些方案无法根据关于具有任意材质或者表面反射的物体的图像来恢复真实场景的照明情况。

[0025] 以上讨论了在目前的照明估计方案中存在的一些问题。根据本公开的实现,提供了一种用于照明估计的方案,旨在解决上述问题以及其他潜在问题中的一个或多个。该方案能够基于输入图像的着色和阴影信息利用多级神经网络来渐进地估计场景中的照明情况。因此,该方案既能够适用于远景图像也能够适用于近景图像,并且不需要对场景中的真实物体的材质特性进行任何假设。通过利用一组标准光基的线性组合来对场景中的光源进行建模,并且将根据该组标准光基渲染而成的一组光照图作为神经网络的输入,该方案能够大大简化照明估计的复杂性并提高结果的准确性。此外,该方案利用基于多叉树的渐进式估计方案来降低每级神经网络的训练和计算成本,并且提高其健壮性。使用根据该方案的照明估计的结果而渲染的虚拟物体能够呈现与真实物体一致的着色和阴影效果。

[0026] 以下进一步结合附图来详细描述该方案的各种示例实现。

[0027] 系统架构

[0028] 图2示出了根据本公开的一些实现的用于照明估计的系统200的框图。在一些实现

中,系统200可以被实现为图1的计算设备100的图像处理模块122的至少一部分,也即,被实现为计算机程序模块。备选地,在其他实现中,系统200也可以部分或者全部地通过硬件设备来实现。如图2所示,系统200总体上可以包括场景确定子系统210和照明情况确定子系统230。应当理解,仅出于示例性的目的描述系统200的结构和功能而不是暗示对于本公开的范围的任何限制。本公开的实现也可以被体现在不同的结构和/或功能中。

[0029] 如图2所示,系统200的输入可以是关于放置在平坦表面上的真实物体的输入图像201(例如,输入图像201可以是如图1所示的输入图像171)和与输入图像201相对应的深度图202(例如,深度图202可以是如图1所示的深度图172)。输入图像201例如可以具有任何尺寸和/或格式。在一些实现中,输入图像201可以是普通的RGB三通道图像。深度图202可以由深度相机捕获,其中每个像素的值反映深度相机与真实场景中对应于该像素的点之间的实际距离。此外,深度图202可以与输入图像201相对齐。也即,深度图202中的像素与输入图像201中的像素具有一一对应的关系。在一些实现中,深度图202中的像素值所表示的深度可以是不精确的,只要深度图202能够表示出真实场景的大致几何结构。

[0030] 场景确定子系统210可以基于深度图202来确定输入图像201中的真实场景220。

[0031] 在一些实现中,为了确定输入图像201中的真实场景220,场景确定子系统210可以首先确定描述真实场景的坐标系。例如,场景确定子系统210可以将用于放置真实物体的平坦表面定义为真实场景的坐标系中的XY平面,并且将XY平面的法线作为真实场景的坐标系中的Z轴。

[0032] 在一些实现中,为了确定输入图像201中的真实场景,场景确定子系统210可以首先将深度图202转换成上述坐标系中的点云。然后,场景确定子系统210可以将点云中表示用于放置真实物体的平坦表面的多个点拟合成平面。在一些实现中,对于包括多个平面的场景,场景确定子系统210可以将多个平面中的最大平面作为放置真实物体的平面。在将点云中用于放置真实物体的平坦表面的多个点拟合成平面之后,场景确定子系统210可以移除拟合前表示平坦表面的多个点。在将表示用于放置真实物体的平坦表面的多个点拟合成平面之后,场景确定子系统210可以进一步将点云中位于所拟合的平面之上的多个点重建为三维(3D)网格。例如,场景确定子系统210可以通过泊松表面重构来点云中位于所拟合的平面之上的多个点重建为3D网格。所拟合的平面以及经重建的3D网格可以共同表示输入图像201中的场景220。

[0033] 由场景确定子系统210所确定的场景220和输入图像201可以被输入到照明情况确定子系统230,以进行场景的照明估计。在一些实现中,为了估计场景220中的照明情况,照明情况确定子系统230可以对场景220中的环境光源进行建模。

[0034] 在一些实现中,照明情况确定子系统230可以利用以上述坐标系的原点为中心并且与上述坐标系的坐标轴对齐的立方体来对场景220中的环境光源进行建模。通过将立方体展开可以得到具有交叉形状的图像。因此,场景220中的环境光源可以利用具有交叉形状的图像来表示。在另一些实现中,照明情况确定子系统230也可以利用诸如球体或者其他形状的立体图形来对场景220中的环境光源进行建模。相应地,场景220中的环境光源也可以利用与球体或者其他形状的立体图形相对应的其他形状的图像来表示。为了便于描述,在本文中,以交叉图像(例如,如图2中的交叉图像240所示)作为场景220中的环境光源的表示的示例。应当理解,这仅仅出于说明的目的,而不旨在限制本公开的范围。本公开还可以

利用其他表示方式来对场景220中的环境光源进行建模。

[0035] 在一些实现中,表示光源的交叉图像240可以具有多个像素,其分别与场景220中的环境光源的多个部分相对应。例如,多个像素的相应像素值可以分别表示场景220中的环境光源的多个部分的相应光照强度。在本文中,表示场景220中的环境光源的图像240中的每个像素也被称为“标准光基”,并且表示场景220中的环境光源的图像240也被称为“环境图”。在一些实现中,照明情况确定子系统230可以基于场景220和输入图像201来确定环境图240中的多个像素的相应像素值,由此确定场景220中的照明情况。

[0036] 以下将结合图3来详细描述照明情况确定子系统230的结构和工作原理。

[0037] 工作原理

[0038] 图3示出了根据本公开的一些实现的照明情况确定子系统230的框图。如图3所示,照明情况确定子系统230总体可以包括光照图生成模块320、第一神经网络340、光照图生成模块360和第二神经网络350。应当理解,仅出于示例性的目的照明情况确定子系统230的结构和功能而不是暗示对于本公开的范围的任何限制。本公开的实现可以被体现在不同的结构和/或功能中。

[0039] 如上所述,照明情况确定子系统230可以利用具有特定形状的图像来表示场景220中的环境光源。在本文中,以分辨率为 $4 \times 4 \times 3$ 像素的交叉图像作为环境光源的表示的示例。然而,应当理解,这仅仅出于说明的目的,而不旨在限制本公开的范围。在一些实现中,照明情况确定子系统230可以利用预定值对表示场景220中的环境光源的 $4 \times 4 \times 3$ 像素的交叉图像(也即,初始环境图310)中的像素值进行初始化。例如,初始环境图310中的每个像素的像素值可以利用归一化光照强度“1”来被初始化。

[0040] 光照图生成

[0041] 在一些实现中,光照图生成模块320可以基于场景220来确定由场景220中的光源引起的关于输入图像201中的真实物体的着色(shading)和阴影(shadow)信息。具体地,光照图生成模块320可以基于场景220和初始环境图310来生成与初始环境图310中的多个像素相对应的第一组光照图(Irradiance map) 330。在此所述的“光照图”记录了光源对于输入图像中的每个像素的辐射通量,其能够反映由光源引起的输入图像中的着色和阴影信息。例如,第一组光照图330中的每个光照图可以具有与输入图像201相同的大小,并且表示光源的相应部分引起的、关于输入图像201中的真实物体的着色和阴影信息。

[0042] 在一些实现中,给定光源上的某个点L(例如,表示光源的交叉图像中的一个像素),与其对应的光照图可以记录该点L针对输入图像201中的每个像素的辐射通量。例如,针对输入图像201中的像素x,由光源上的点L所引起的辐射通量可以表示为:

$$[0043] \quad r(x) = V(x, l) L(l) (N(x) \cdot l) \quad (1)$$

[0044] 其中, $N(x)$ 表示在像素x处的法线方向, $l$ 表示从光源上的点L到像素x的照射方向, $L(l)$ 表示沿方向l的光照强度, $V(x, l)$ 表示像素x沿方向l对于光源上的点L是否可见。类似地,针对给定光源上的多个点的组合,可以通过对公式(1)进行积分来确定由该多个点的组合所引起的辐射通量。例如,针对输入图像201中的像素x,由光源上的多个点的组合(例如,被表示为“ $\Omega^+$ ”)所引起的辐射通量可以表示为:

$$[0045] \quad R(x) = \int_{\Omega^+} V(x, l) L(l) (N(x) \cdot l) dl \quad (2)$$

[0046] 根据上述公式(1),光照图生成模块320可以针对初始环境图310中的一个像素(也

即,场景220中的环境光源的一个点)来生成与之对应的光照图。以此方式,光照图生成模块320可以生成与初始环境图310中的多个像素一一对应的第一组光照图330。

#### [0047] 初始化网络

[0048] 如图3所示,第一组光照图330和输入图像201可以被输入到经训练的第一神经网络340(在本文中也被称为“初始化网络”)。第一神经网络340例如为卷积神经网络(CNN),其可以被训练为基于第一组光照图330和输入图像201来确定初始环境图310中的多个像素的相应像素值,并由此生成与环境图310相对应的环境图350。通过向神经网络提供表示输入图像中的着色和阴影信息的光照图来进行照明估计,使得本公开的实现既能够适用于远景图像也能够适用于近景图像,并且不需要对场景中的真实物体的材质特性进行任何假设。尽管在本文中以CNN作为第一神经网络340的示例,然而应当理解本公开的实现也可以适用于其他类型的神经网络,并且本公开的范围在此方面不受限制。

[0049] 图4示出了根据本公开的一些实现的用于照明估计的初始化网络340的工作示意图。图4示出了输入图像201以及基于初始环境图310而生成的第一组光照图330。如图4所示,初始化网络340可以基于输入图像201和第一组光照图330来确定初始环境图310中的多个像素的相应像素值,并由此生成与环境图310相对应的环境图350。

[0050] 在一些实现中,在初始化网络340的内部,输入图像201可以由一个三层编码器来处理,而每个光照图330由另外的两层编码器来单独地处理。每个光照图330的编码器可以共享相同的结构和权重。编码器的每一层可以包括卷积层、批归一化层和激励层(例如,使用修正线性单元(ReLU)作为激活函数),并且然后通过最大池化层下采样到下一尺度。在经过编码器的处理后,从每个光照图330和输入图像201中提取的特征可以被级联,以由另一个三层编码器进行处理。最后,可以从跟随该三层编码器的全连接(FC)层获得初始环境图310中的多个像素的相应像素值。这些像素值可以被组织成与环境图310相对应的环境图350。

[0051] 在一些实现中,可以使用构造的训练数据集来对初始化网络340进行训练。例如,可以使用从一组3D物体和环境图中随机选择的3D物体和环境图来渲染生成图像。然后,可以收集所渲染而成的图像以及渲染中所应用的环境图来作为初始化网络340的训练数据集。在初始化网络340的训练过程期间,例如可以使用L2损失函数来度量训练数据和预测结果之间的差异。

[0052] 返回图3,通过生成环境图350,照明情况确定子系统230能够初步地确定场景220中的照明情况。然而,由于场景中的物体的形状和布局的多样性,场景220中的照明情况与输入图像201以及深度图202之间的映射可能是非线性的。针对该问题,为了能够更精确地确定场景220中的照明情况,照明情况确定子系统230可以对所确定的环境图350中的像素进行进一步细化。

#### [0053] 细化网络

[0054] 在一些实现中,照明情况确定子系统230可以将环境图350中的每个像素细化为多个子像素,并且通过确定经细化的多个子像素的相应子像素值来更精确地估计场景220中的照明情况。例如,在一些实现中,照明情况确定子系统230可以基于四叉树来对环境图350中的像素进行细化。也即,照明情况确定子系统230可以将环境图350中的每个像素划分成4个子像素,并且相应地确定4个子像素的值。在另一些实现中,照明情况确定子系统230也可

以基于其他方式来对环境图350中的像素进行划分。例如,可以将每个像素划分成9个子像素、16个子像素等。

[0055] 如图3所示,在一些实现中,为了能够更精确地确定场景220中的照明情况,环境图350和场景220可以被输入到光照图生成模块360。在一些实现中,针对环境图350中的一个像素(例如,光照强度不为零的像素),光照图生成模块360可以生成与该像素相关联的第二组光照图370。第二组光照图370和输入图像201可以被输入到经训练的第二神经网络380(在本文中也被称为“细化网络”)。第二神经网络380例如为卷积神经网络(CNN),其可以被训练为基于第二组光照图370和输入图像201来确定环境图350中的该像素是否应当被划分为多个子像素,以及当确定该像素要被划分为多个子像素时,确定多个子像素的相应子像素值。以此方式,照明情况确定子系统230能够生成与环境图350相对应的经细化的环境图240。尽管在本文中以CNN作为第二神经网络380的示例,然而应当理解本公开的实现也可以适用于其他类型的神经网络,并且本公开的范围在此方面不受限制。

[0056] 假定利用 $L^2$ 来表示分辨率为 $4 \times 4 \times 3$ 像素的环境图350,利用 $L^3$ 来表示通过基于四叉树来细化环境图350而得到的环境图240(例如,其分辨率为 $8 \times 8 \times 3$ 像素)。假设环境图350中位于第 $u$ 列第 $v$ 行的像素可以被表示为 $L^2(u, v)$ ,则在环境图240中与该像素对应的四个子像素可以被表示为 $L^3(2u, 2v)$ 、 $L^3(2u+1, 2v)$ 、 $L^3(2u, 2v+1)$ 以及 $L^3(2u+1, 2v+1)$ 。

[0057] 在一些实现中,为了尽可能精确地确定场景220中的照明情况,针对环境图350中的像素 $L^2(u, v)$ ,光照图生成模块360可以针对下一更精细级别的环境图240中的所有像素生成相应的光照图,以作为细化网络380的输入。然而,这种方式可能导致光照图的数量的大量增长以及与细化网络380有关的计算和存储成本的显著增加。

[0058] 为了解决这一问题,在一些实现中,针对环境图350中的像素 $L^2(u, v)$ ,光照图生成模块360可以生成预定数量的光照图来作为细化网络380的输入。例如,针对环境图350中的像素 $L^2(u, v)$ ,光照图生成模块360可以生成与像素 $L^2(u, v)$ 相关联的13个光照图。该13个光照图例如可以包括:与像素 $L^2(u, v)$ 将被划分的4个子像素 $L^3(2u, 2v)$ 、 $L^3(2u+1, 2v)$ 、 $L^3(2u, 2v+1)$ 以及 $L^3(2u+1, 2v+1)$ 相对应的4个光照图;与像素 $L^2(u, v)$ 的相邻8个像素(也即, $L^2(u-1, v-1)$ 、 $L^2(u-1, v)$ 、 $L^2(u-1, v+1)$ 、 $L^2(u, v-1)$ 、 $L^2(u, v+1)$ 、 $L^2(u+1, v-1)$ 、 $L^2(u+1, v)$ 以及 $L^2(u+1, v+1)$ )相对应的8个光照图;以及与环境图350中除像素 $L^2(u, v)$ 及其相邻的8个像素之外的剩余像素的组合相对应的一个光照图。

[0059] 第二组光照图370可以根据以上讨论的公式(1)或(2)来被生成。具体地,光照图生成模块360可以根据以上所述的公式(1)来分别生成与像素 $L^2(u, v)$ 将被划分的4个子像素 $L^3(2u, 2v)$ 、 $L^3(2u+1, 2v)$ 、 $L^3(2u, 2v+1)$ 以及 $L^3(2u+1, 2v+1)$ 相对应的4个光照图。类似地,光照图生成模块360可以根据以上所述的公式(1)来分别与像素 $L^2(u, v)$ 的相邻8个像素(也即, $L^2(u-1, v-1)$ 、 $L^2(u-1, v)$ 、 $L^2(u-1, v+1)$ 、 $L^2(u, v-1)$ 、 $L^2(u, v+1)$ 、 $L^2(u+1, v-1)$ 、 $L^2(u+1, v)$ 以及 $L^2(u+1, v+1)$ )相对应的8个光照图。此外,光照图生成模块360可以根据以上所述的公式(2)来生成与环境图350中除像素 $L^2(u, v)$ 及其相邻的8个像素之外的剩余像素的组合相对应的一个光照图。上述13个光照图可以被作为细化网络380的输入,以用于生成经细化的环境图240。

[0060] 图5示出了根据本公开的一些实现的用于照明估计的细化网络380的工作示意图。图5示出了输入图像201以及针对环境图350中的像素540(在本文中也被称为“第一像素”)

而生成的第二组光照图370。如图5所示,在一些实现中,由如图3所示的光照图生成模块360生成的第二组光照图370可以包括与像素540将被划分的4个子像素相对应的4个光照图510-1……510-4,与像素540的相邻8个像素相对应的8个光照图520-1……520-8,以及与环境图350中除像素540及其周围的8个像素之外的剩余像素的组合相对应的光照图530。细化网络380可以基于第二组光照图370和输入图像201来确定是否要划分像素540。当细化网络380确定像素540要被划分时,细化网络380可以进一步确定像素540被划分成的4个子像素的相应子像素值。以此方式,能够生成与环境图350相对应的经细化的环境图240。

[0061] 在一些实现中,细化网络380的内部结构可以与初始化网络340类似。具体地,输入图像201和每个光照图370可以由不同编码器来单独地处理。在第二组光照图370和输入图像201由单独的编码器处理之后,所提取的特征可以被级联以馈送到另一个三层编码器。最后,可以从跟随该三层编码器的全连接(FC)层获得输出的结果(也即,是否对像素进行划分以及经划分的子像素的相应子像素值)。特别地,在细化网络380中,针对4个光照图510-1……510-4的4个编码器可以共享权重。类似地,针对8个光照图520-1……520-8的8个编码器也可以共享权重。关于是否要划分像素的决定,细化网络380可以输出划分与否的概率,并且然后由soft-max层将其转换为最终的决定。对于被划分的四个子像素的值,由于它们的光照强度可能具有较强的对比度。在一些实现中,可以将输出值的范围均匀划分为多个区间,并且利用离散化的多项分类来输出每个子像素的值。

[0062] 在一些实现中,可以使用构造的训练数据集来对细化网络380进行训练。例如,可以使用从一组3D物体和照明情况中随机选择的3D物体和照明情况来渲染生成图像。针对每个随机选择的照明情况,可以利用预定义策略来确定其最佳交叉图像表示。然后,可以训练细化网络380以逼近从输入图像到最佳交叉图像表示的映射。在一些实现中,例如可以针对划分决定和子像素值两者利用交叉熵损失函数来训练细化网络380。

[0063] 尽管在图3中仅示出了具有两级神经网络(即,初始化网络340和细化网络380)的照明情况确定子系统230的示例,然而应当理解,本公开的实现也适用于利用更少或更多级神经网络对照明情况的估计。例如,在一些实现中,可以仅使用一级神经网络(例如,初始化网络340)以减少计算开销。备选地,在另一些实现中,可以使用更多级细化网络(例如,两级或两级以上细化网络)以获得更精确的结果。

[0064] 图6示出了根据本公开的一些实现的利用多级神经网络(例如,初始化网络和两级细化网络)来渐进地确定场景中的照明情况的示意图。图6示出了由初始化网络确定的环境图610。第一级细化网络针对环境图610中的像素601、602……605中的每个像素分别确定其是否要被进一步划分,并且针对确定要划分的像素601、603和605中的每个像素确定其被划分的4个子像素的相应值。第二级细化网络针对第一级细化网络输出的环境图中的像素606、607……611中的每个像素分别确定其是否要被进一步划分,并且针对确定要划分的像素606、607和610中的每个像素确定其被划分的4个子像素的相应值。以此方式,能够得到最终的环境图620(例如,其分辨率为 $16 \times 16 \times 3$ 像素)。

[0065] 以上描述了根据本公开的实现的照明估计方案。基于以上描述能够看出,根据本公开的照明估计方案能够基于输入图像的着色和阴影信息利用多级神经网络来渐进地估计场景中的照明情况,而不需要对场景中的真实物体的材质特性进行任何假设。通过利用一组标准光基的线性组合来对场景中的光源进行建模,并且将根据该组标准光基渲染而成

的一组光照图作为神经网络的输入,该方案能够大大简化照明估计的复杂性并提高结果的准确性。此外,该方案利用基于多叉树的渐进式估计方案来降低每级神经网络的训练和计算成本,并且提高其健壮性。使用根据该方案所得到的照明情况而渲染的虚拟物体能够呈现与真实物体一致的逼真效果。

[0066] 示例过程

[0067] 图7示出了根据本公开的一些实现的用于照明估计的过程700的流程图。过程700可以由如图1所示的图像处理模块122来实现。应当理解,过程700还可以包括未示出的附加动作和/或可以省略所示出的动作。本公开的范围在此方面不受限制。

[0068] 在框710,图像处理模块122获取关于真实物体的输入图像和与输入图像相对应的深度图。

[0069] 在框720,图像处理模块122基于深度图来确定输入图像中的场景。

[0070] 在框730,图像处理模块122基于该场景来确定由场景中的光源引起的关于真实物体的着色和阴影信息。

[0071] 在框740,图像处理模块122基于输入图像和所确定的着色和阴影信息,确定由光源引起的场景中的照明情况。

[0072] 在一些实现中,过程700还可以包括:基于场景和照明情况,生成包括真实物体和虚拟物体的输出图像,该输出图像将虚拟物体合成到输入图像的场景中。

[0073] 在一些实现中,场景包括用于放置所述真实物体的表面。确定该场景包括:将深度图转换为点云;将点云中表示该表面的多个点拟合为平面;以及将点云中位于该平面以上的多个点重建为三维网格,该平面和该三维网格共同表示输入图像中的场景。

[0074] 在一些实现中,光源可以利用具有预定形状的图像来表示,该图像包括与光源的多个部分相对应的多个像素,多个像素的相应像素值表示该光源的多个部分的相应光照强度。在一些实现中,确定着色和阴影信息包括:利用预定值来初始化该图像中的多个像素的相应像素值;以及基于场景和经初始化的图像,生成与多个像素相对应的第一组光照图,其中每个光照图表示由光源的相应部分引起的关于真实物体的相应着色和阴影信息。在一些实现中,确定场景中的照明情况包括:基于输入图像和第一组光照图,确定该图像中的多个像素的相应像素值。

[0075] 在一些实现中,表示光源的图像为具有交叉形状的图像。

[0076] 在一些实现中,确定图像中的多个像素的相应像素值包括:基于输入图像和第一组光照图,利用经训练的神经网络来确定图像中的多个像素的相应像素值。

[0077] 在一些实现中,确定图像中的多个像素的相应像素值包括:基于输入图像和第一组光照图,利用经训练的多个神经网络来渐进地确定图像中的多个像素的相应像素值。

[0078] 在一些实现中,多个神经网络至少包括经训练的第一神经网络和第二神经网络。确定图像中的多个像素的相应像素值包括:基于输入图像和第一组光照图,利用第一神经网络来确定多个像素中的第一像素的第一像素值和邻近所述第一像素的至少一个像素的像素值;基于第一像素、至少一个像素和场景,生成分别与第一像素的多个子像素、至少一个像素以及多个像素中除第一像素与至少一个像素之外的其他像素的组合相对应的第二组光照图;基于输入图像和第二组光照图,利用第二神经网络来确定是否要划分所述第一像素;以及响应于确定不划分第一像素,将第一像素值作为第一像素的最终像素值。

[0079] 在一些实现中,确定图像中的多个像素的相应像素值还包括:响应于确定要划分第一像素,将第一像素划分成多个子像素;以及确定多个子像素的相应子像素值。

[0080] 示例实现方式

[0081] 以下列出了本公开的一些示例实现方式。

[0082] 在第一方面,本公开提供了一种电子设备。该设备包括:处理单元;存储器,耦合至所述处理单元并且包含存储于其上的指令。所述指令在由所述处理单元执行时使所述设备执行动作,动作包括:获取关于真实物体的输入图像和与输入图像相对应的深度图;基于深度图,确定输入图像中的场景;基于该场景,确定由场景中的光源引起的关于真实物体的着色和阴影信息;以及基于输入图像和着色和阴影信息,确定由光源引起的场景中的照明情况。

[0083] 在一些实现中,动作还包括:基于场景和照明情况,生成包括真实物体和虚拟物体的输出图像,该输出图像将虚拟物体合成到输入图像的场景中。

[0084] 在一些实现中,场景包括用于放置所述真实物体的表面。确定该场景包括:将深度图转换为点云;将点云中表示该表面的多个点拟合为平面;以及将点云中位于该平面以上的多个点重建为三维网格,该平面和该三维网格共同表示输入图像中的场景。

[0085] 在一些实现中,光源可以利用具有预定形状的图像来表示,该图像包括与光源的多个部分相对应的多个像素,多个像素的相应像素值表示该光源的多个部分的相应光照强度。在一些实现中,确定着色和阴影信息包括:利用预定值来初始化该图像中的多个像素的相应像素值;以及基于场景和经初始化的图像,生成与多个像素相对应的第一组光照图,其中每个光照图表示由光源的相应部分引起的关于真实物体的相应着色和阴影信息。在一些实现中,确定场景中的照明情况包括:基于输入图像和第一组光照图,确定该图像中的多个像素的相应像素值。

[0086] 在一些实现中,表示光源的图像为具有交叉形状的图像。

[0087] 在一些实现中,确定图像中的多个像素的相应像素值包括:基于输入图像和第一组光照图,利用经训练的神经网络来确定图像中的多个像素的相应像素值。

[0088] 在一些实现中,确定图像中的多个像素的相应像素值包括:基于输入图像和第一组光照图,利用经训练的多个神经网络来渐进地确定图像中的多个像素的相应像素值。

[0089] 在一些实现中,多个神经网络至少包括经训练的第一神经网络和第二神经网络。确定图像中的多个像素的相应像素值包括:基于输入图像和第一组光照图,利用第一神经网络来确定多个像素中的第一像素的第一像素值和邻近所述第一像素的至少一个像素的像素值;基于第一像素、至少一个像素和场景,生成分别与第一像素的多个子像素、至少一个像素以及多个像素中除第一像素与至少一个像素之外的其他像素的组合相对应的第二组光照图;基于输入图像和第二组光照图,利用第二神经网络来确定是否要划分所述第一像素;以及响应于确定不划分第一像素,将第一像素值作为第一像素的最终像素值。

[0090] 在一些实现中,确定图像中的多个像素的相应像素值还包括:响应于确定要划分第一像素,将第一像素划分成多个子像素;以及确定多个子像素的相应子像素值。

[0091] 在第二方面,本公开提供了一种计算机实现的方法。该方法包括:获取关于真实物体的输入图像和与输入图像相对应的深度图;基于深度图,确定输入图像中的场景;基于该场景,确定由场景中的光源引起的关于真实物体的着色和阴影信息;以及基于输入图像和

着色和阴影信息,确定由光源引起的场景中的照明情况。

[0092] 在一些实现中,该方法还包括:基于场景和照明情况,生成包括真实物体和虚拟物体的输出图像,该输出图像将虚拟物体合成到输入图像的场景中。

[0093] 在一些实现中,场景包括用于放置所述真实物体的表面。确定该场景包括:将深度图转换为点云;将点云中表示该表面的多个点拟合为平面;以及将点云中位于该平面以上的多个点重建为三维网格,该平面和该三维网格共同表示输入图像中的场景。

[0094] 在一些实现中,光源可以利用具有预定形状的图像来表示,该图像包括与光源的多个部分相对应的多个像素,多个像素的相应像素值表示该光源的多个部分的相应光照强度。在一些实现中,确定着色和阴影信息包括:利用预定值来初始化该图像中的多个像素的相应像素值;以及基于场景和经初始化的图像,生成与多个像素相对应的第一组光照图,其中每个光照图表示由光源的相应部分引起的关于真实物体的相应着色和阴影信息。在一些实现中,确定场景中的照明情况包括:基于输入图像和第一组光照图,确定该图像中的多个像素的相应像素值。

[0095] 在一些实现中,表示光源的图像为具有交叉形状的图像。

[0096] 在一些实现中,确定图像中的多个像素的相应像素值包括:基于输入图像和第一组光照图,利用经训练的神经网络来确定图像中的多个像素的相应像素值。

[0097] 在一些实现中,确定图像中的多个像素的相应像素值包括:基于输入图像和第一组光照图,利用经训练的多个神经网络来渐进地确定图像中的多个像素的相应像素值。

[0098] 在一些实现中,多个神经网络至少包括经训练的第一神经网络和第二神经网络。确定图像中的多个像素的相应像素值包括:基于输入图像和第一组光照图,利用第一神经网络来确定多个像素中的第一像素的第一像素值和邻近所述第一像素的至少一个像素的像素值;基于第一像素、至少一个像素和场景,生成分别与第一像素的多个子像素、至少一个像素以及多个像素中除第一像素与至少一个像素之外的其他像素的组合相对应的第二组光照图;基于输入图像和第二组光照图,利用第二神经网络来确定是否要划分所述第一像素;以及响应于确定不划分第一像素,将第一像素值作为第一像素的最终像素值。

[0099] 在一些实现中,确定图像中的多个像素的相应像素值还包括:响应于确定要划分第一像素,将第一像素划分成多个子像素;以及确定多个子像素的相应子像素值。

[0100] 在第三方面,本公开提供了一种计算机程序产品,计算机程序产品被有形地存储于非瞬态计算机存储介质中并且包括计算机可执行指令,计算机可执行指令在由设备执行时使设备执行本公开的第二方面中的方法。

[0101] 在第四方面,本公开提供了一种计算机可读介质,其上存储有计算机可执行指令,计算机可执行指令在由设备执行时使设备执行本公开的第二方面中的方法。

[0102] 本文中以上描述的功能可以至少部分地由一个或多个硬件逻辑部件来执行。例如,非限制性地,可以使用的示范类型的硬件逻辑部件包括:场可编程门阵列(FPGA)、专用集成电路(ASIC)、专用标准产品(ASSP)、芯片上系统的系统(SOC)、负载可编程逻辑设备(CPLD)等等。

[0103] 用于实施本公开的方法的程序代码可以采用一个或多个编程语言的任何组合来编写。这些程序代码可以提供给通用计算机、专用计算机或其他可编程数据处理装置的处理器或控制器,使得程序代码当由处理器或控制器执行时使流程图和/或框图中所规定的

功能/操作被实施。程序代码可以完全在机器上执行、部分地在机器上执行,作为独立软件包部分地在机器上执行且部分地在远程机器上执行或完全在远程机器或服务服务器上执行。

[0104] 在本公开的上下文中,机器可读介质可以是有形的介质,其可以包含或存储以供指令执行系统、装置或设备使用或与指令执行系统、装置或设备结合地使用的程序。机器可读介质可以是机器可读信号介质或机器可读储存介质。机器可读介质可以包括但不限于电子的、磁性的、光学的、电磁的、红外的、或半导体系统、装置或设备,或者上述内容的任何合适组合。机器可读存储介质的更具体示例会包括基于一个或多个线的电气连接、便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦除可编程只读存储器(EPROM或快闪存储器)、光纤、便捷式紧凑盘只读存储器(CD-ROM)、光学储存设备、磁储存设备、或上述内容的任何合适组合。

[0105] 此外,虽然采用特定次序描绘了各操作,但是这应当理解为要求这样操作以所示出的特定次序或以顺序次序执行,或者要求所有图示的操作应被执行以取得期望的结果。在一定环境下,多任务和并行处理可能是有利的。同样地,虽然在上面论述中包含了若干具体实现细节,但是这些不应当被解释为对本公开的范围的限制。在单独的实现的上下文中描述的某些特征还可以组合地实现在单个实现中。相反地,在单个实现的上下文中描述的各种特征也可以单独地或以任何合适的子组合的方式实现在多个实现中。

[0106] 尽管已经采用特定于结构特征和/或方法逻辑动作的语言描述了本主题,但是应当理解所附权利要求书中所限定的主题未必局限于上面描述的特定特征或动作。相反,上面所描述的特定特征和动作仅仅是实现权利要求书的示例形式。

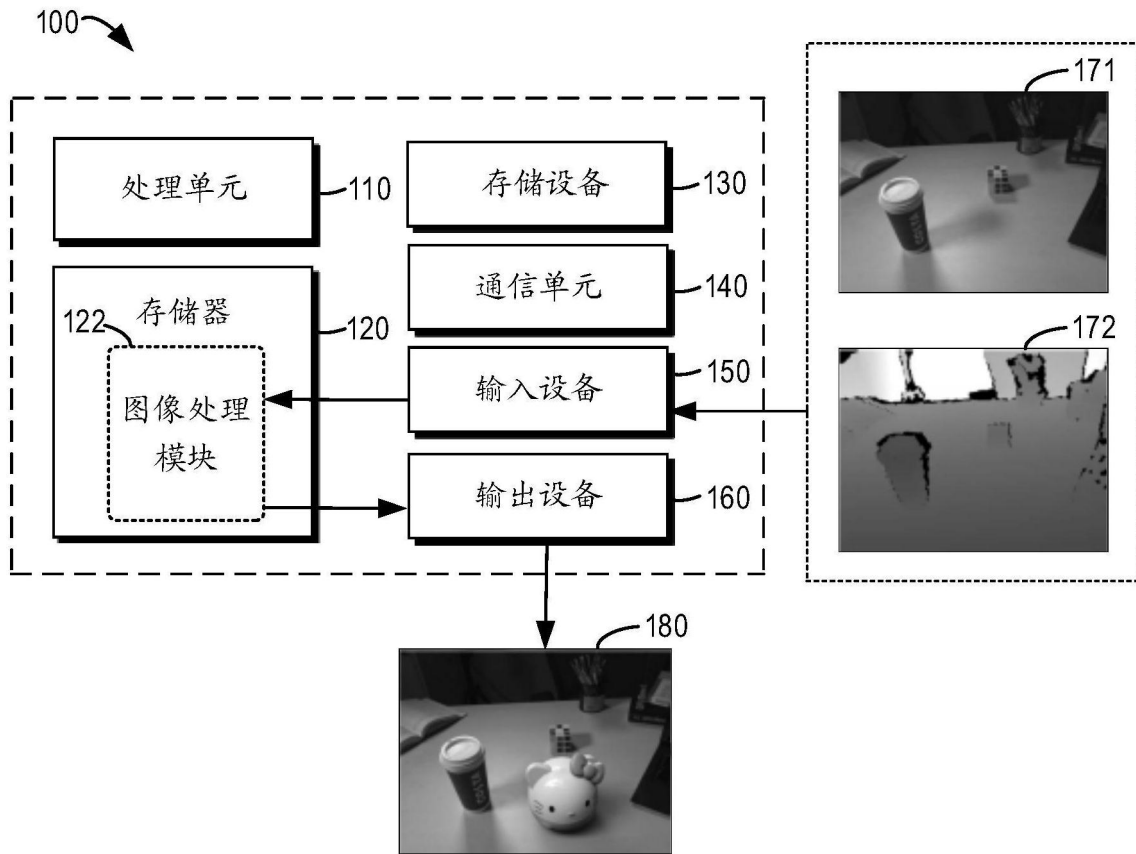


图1

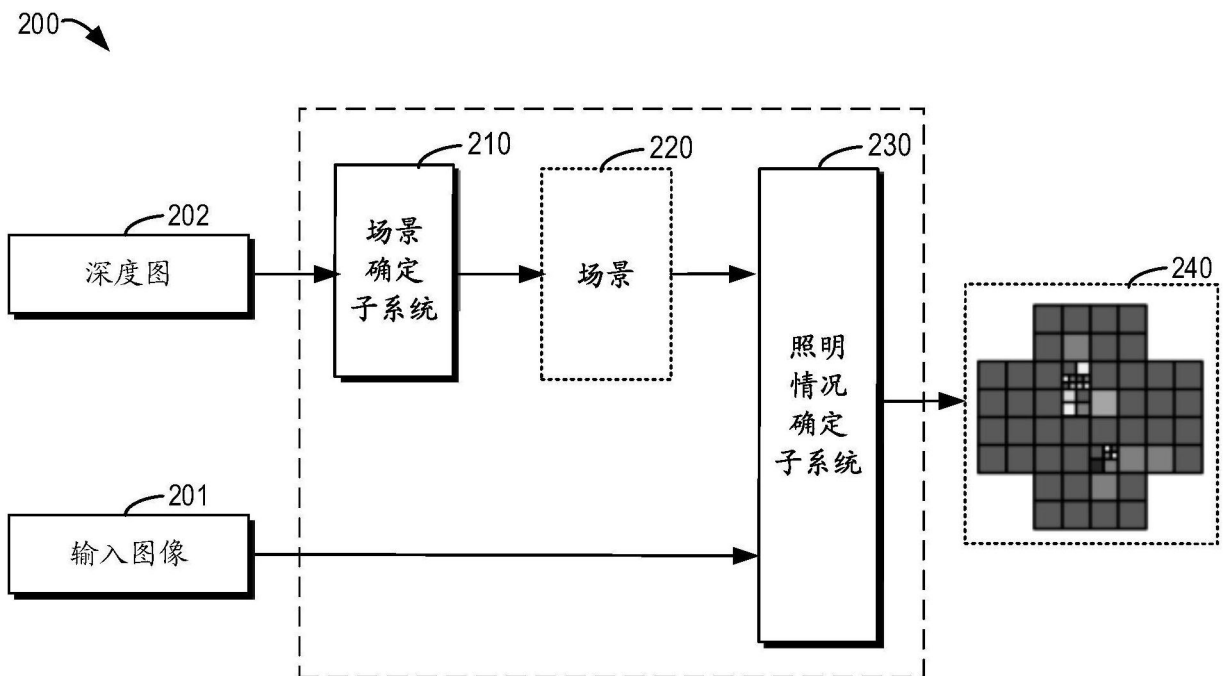


图2

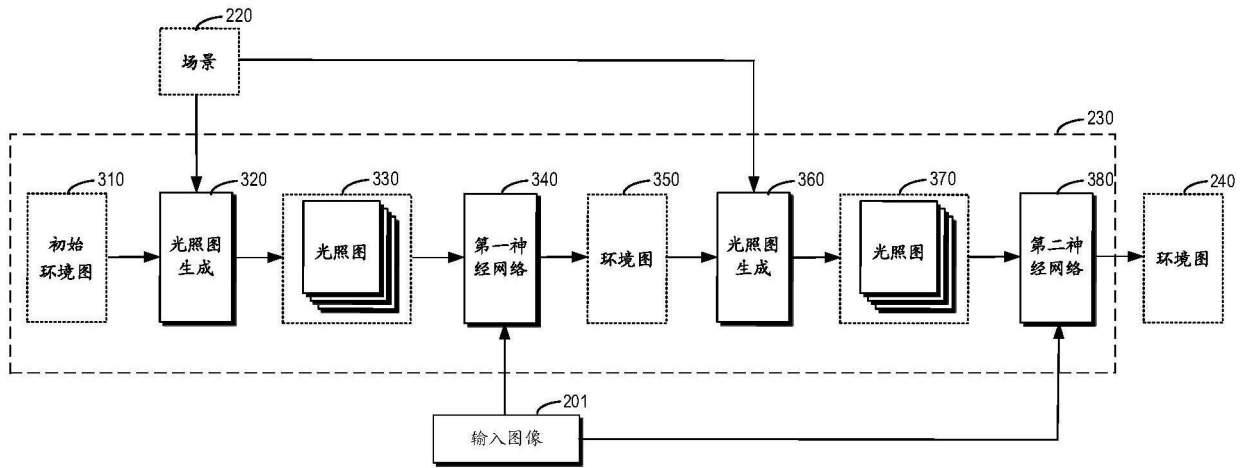


图3

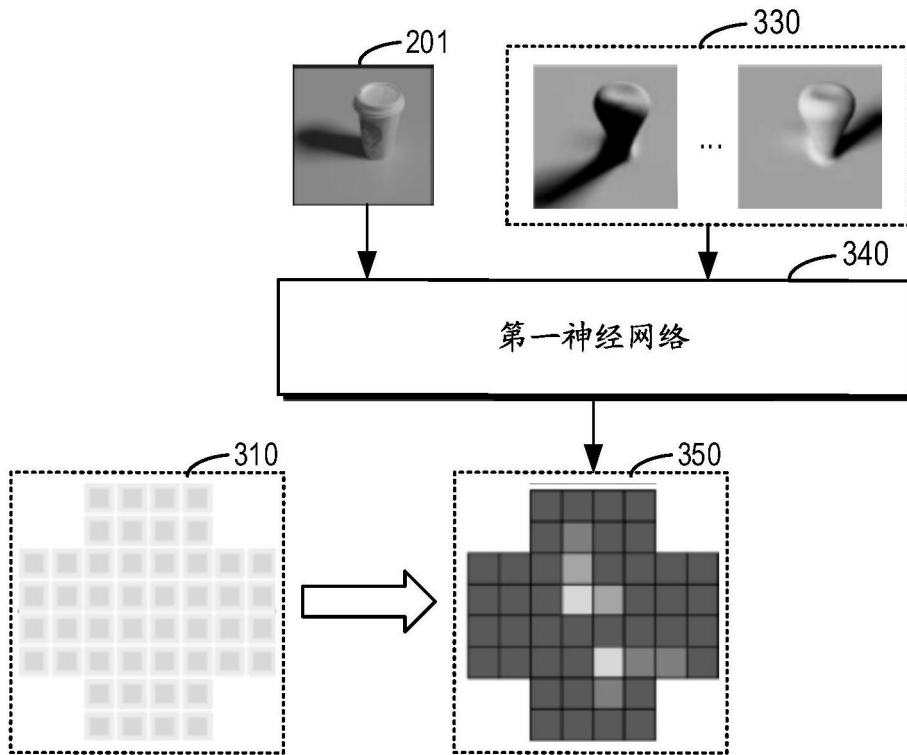


图4

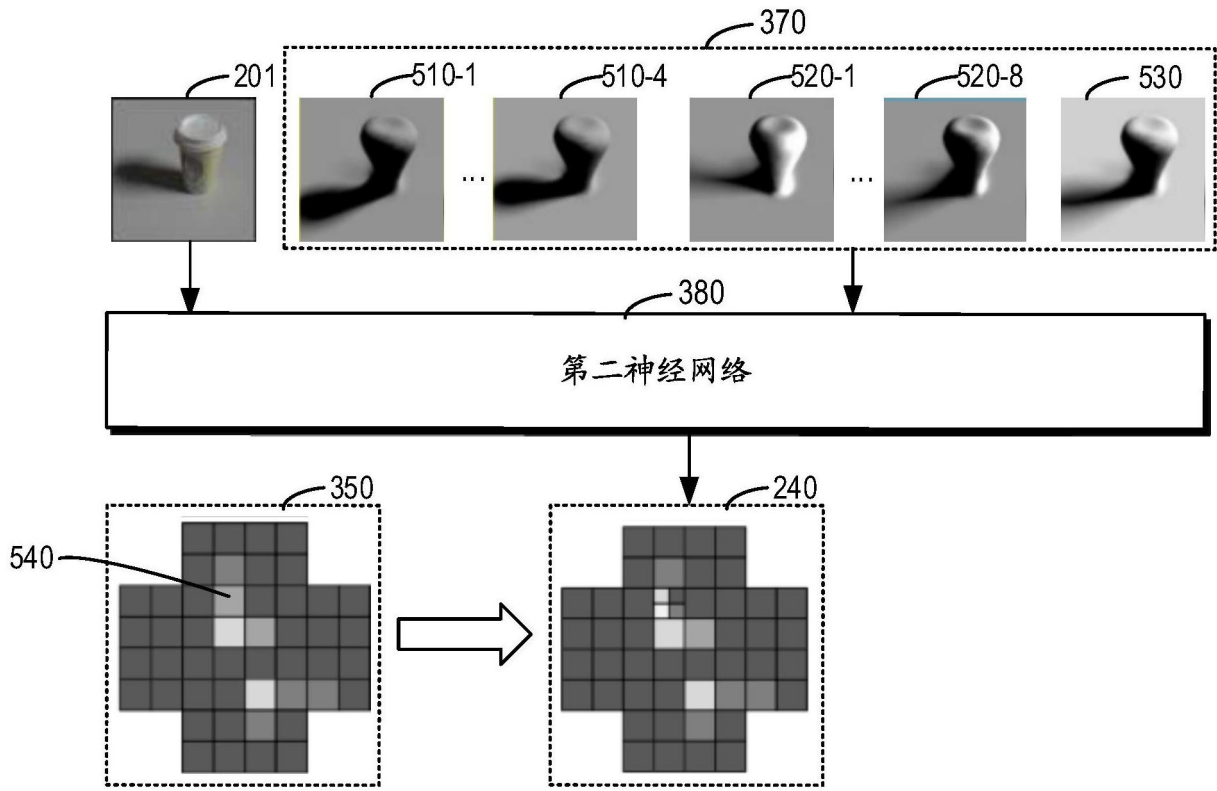


图5

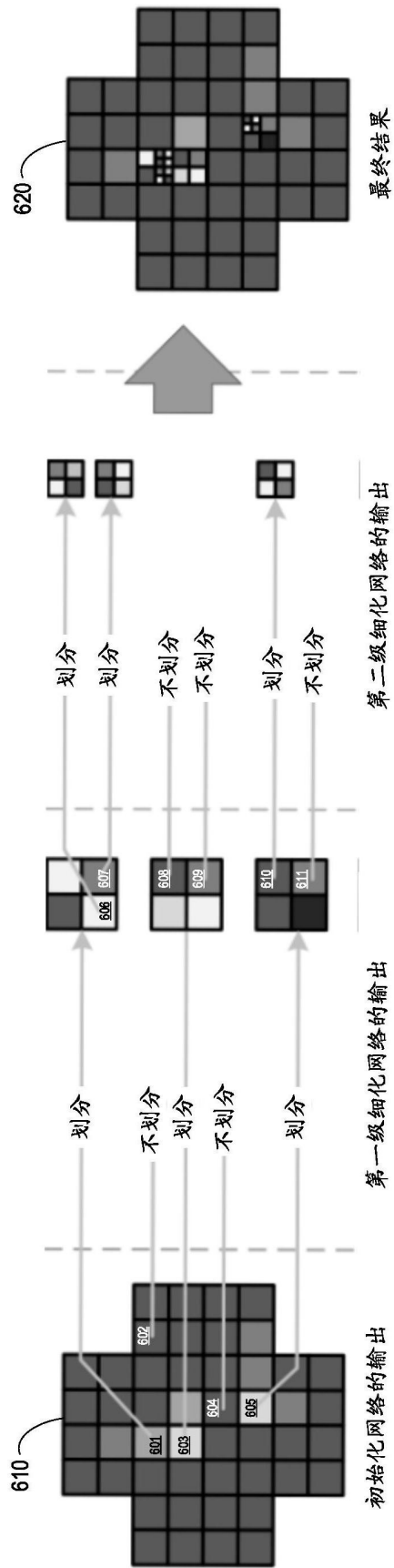


图6

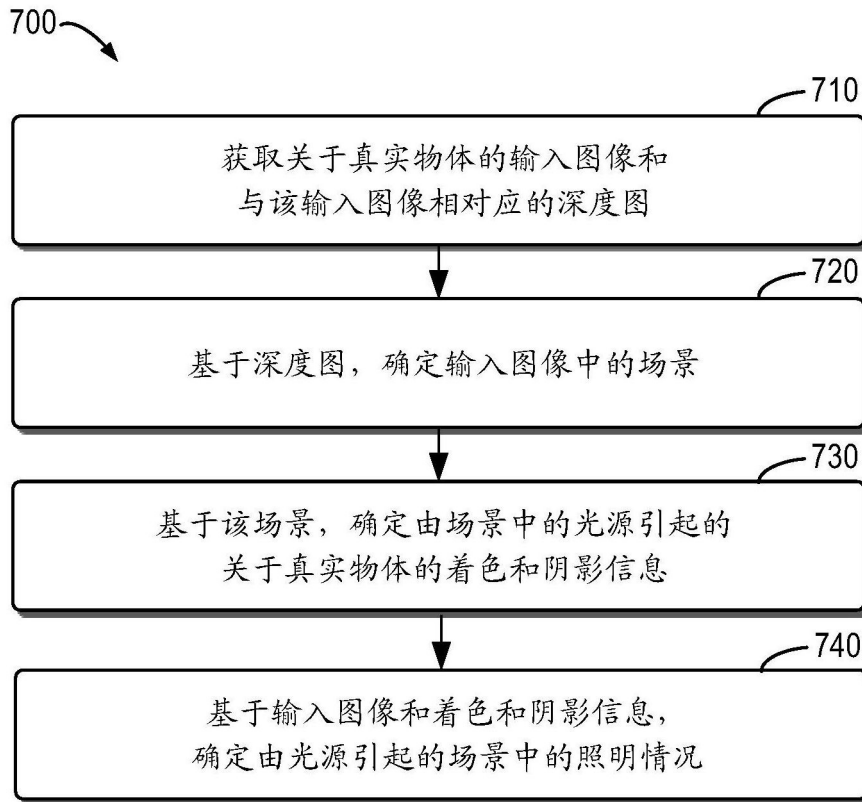


图7