



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113362466 B

(45) 授权公告日 2022. 06. 21

(21) 申请号 202110634121.1

G06V 10/56 (2022.01)

(22) 申请日 2021.06.07

G06V 10/82 (2022.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06N 3/04 (2006.01)

申请公布号 CN 113362466 A

G06N 3/08 (2006.01)

(43) 申请公布日 2021.09.07

(56) 对比文件

(73) 专利权人 浙江大学

CN 109272117 A, 2019.01.25

地址 310058 浙江省杭州市西湖区余杭塘路866号

CN 110570503 A, 2019.12.13

CN 105844695 A, 2016.08.10

CN 107452060 A, 2017.12.08

(72) 发明人 吴鸿智 周昆 马晓鹤

US 2021124901 A1, 2021.04.29

US 2021150807 A1, 2021.05.20

(74) 专利代理机构 杭州求是专利事务所有限公司 33200

胡勇等. 不透明材质反射属性采集及建模技术综述.《计算机辅助设计与图形学学报》.2009, (第09期),

专利代理师 刘静

张琴等. 支持向量学习机在点云去噪中的应用.《计算机技术与发展》.2011, (第06期),

(51) Int. Cl.

审查员 齐蓓蓓

G06T 17/20 (2006.01)

G06T 15/00 (2011.01)

G06V 20/64 (2022.01)

G06V 10/44 (2022.01)

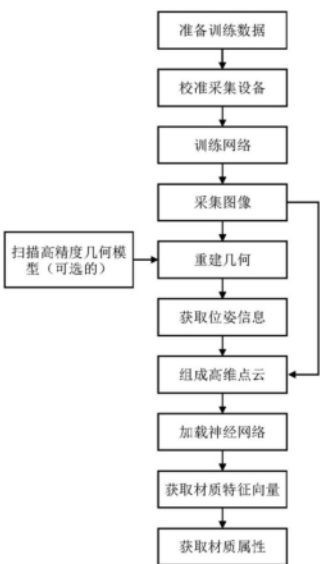
权利要求书4页 说明书11页 附图3页

(54) 发明名称

一种高维材质的自由式采集方法

(57) 摘要

本发明公开了一种高维材质的自由式采集方法,属于计算机图形学和计算机视觉领域,本方法提出将材质信息的学习转化为非结构化点云上的几何学习问题,将多个处于不同光照及观察方向下的采集结果组成高维点云,点云中的每个点为图像测量值和图像拍摄时物体的位姿信息组成的向量,本方法可以从无序、非规则、分布不均匀且精度受限的高维点云中有效地聚合非结构化视图的信息,恢复出高质量的材质属性。



1. 一种高维材质的自由式采集方法,其特征在于,该方法包括训练阶段和采集阶段;
所述训练阶段包括以下步骤:

(1) 获取采集设备的参数,生成模拟实际摄像机的采集结果,作为训练数据;

(2) 使用生成的训练数据,对神经网络进行训练,神经网络的特征如下:

(2.1) 神经网络的输入为k个非结构化采样下的Lumitexel向量,k为采样个数,Lumitexel的每个值描述了采样点对来自每个光源的入射光沿着某个观察方向的反射光强,Lumitexel与光源发光强度成线性关系,用线性全连接层模拟;

(2.2) 神经网络的第一层包括线性全连接层,用于模拟实际采集时所用的光照图案,将所述k个Lumitexel变换为相机采集结果,这k个采集结果分别与对应的采样点的位姿信息结合组成高维点云;

(2.3) 从第二层开始为特征提取网络,从所述高维点云中每个点独立地进行特征提取得到特征向量;

(2.4) 特征提取网络后为最大池化层,用于聚合从k个非结构化视图中提取到的特征向量,得到全局特征向量;

(2.5) 最大池化层后为非线性映射网络,用于根据所述全局特征向量恢复出高维材质信息;

所述采集阶段包括以下步骤:

(1) 材质采集:采集设备按照所述光照图案依次对目标三维物体进行照射,摄像机获得一组非结构化视图下的照片,将照片作为输入,获得采样物体带有纹理坐标的几何模型和拍摄照片时摄像机的位姿;

(2) 材质恢复:根据材质采集阶段拍摄照片时摄像机的位姿,得到拍摄每张照片时采样物体上每个有效纹理坐标对应顶点的位姿;根据所述采集到的照片及位姿信息,组成所述高维点云,作为神经网络的第二层特征提取网络的输入,计算得到高维材质信息。

2. 根据权利要求1所述的一种高维材质的自由式采集方法,其特征在于,所述非结构化采样为非固定视角的自由随机采样,采样数据无序、非规则、分布不均,可采用固定物体,由人手持采集设备进行采集,或将物体放在转盘上旋转,固定设备采集。

3. 根据权利要求1所述的一种高维材质的自由式采集方法,其特征在于,在训练数据生成过程中,当光源为彩色时,需要对光源、采样物体和摄像机之间的光谱响应关系进行校正,校正方法如下:

定义未知的彩色光源L的光谱分布曲线为 $S_{c_1}^L(\lambda)$, λ 表示波长, c_1 表示RGB三通道中的一个,光强为 $\{I_R, I_G, I_B\}$ 的光源的光谱分布曲线 $L(\lambda)$ 可以表示为:

$$L(\lambda) = I_R S_R^L(\lambda) + I_G S_G^L(\lambda) + I_B S_B^L(\lambda)$$

将任何采样点p的反射光谱分布曲线 $p(\lambda)$ 表示为系数分别为 p_R, p_G, p_B 的三个未知的基 $S_{c_2}^p(\lambda)$ 的线性组合, c_2 表示RGB三通道中的一个:

$$p(\lambda) = p_R S_R^p(\lambda) + p_G S_G^p(\lambda) + p_B S_B^p(\lambda)$$

摄像机C的光谱分布曲线表示为 $S_{c_3}^C(\lambda)$ 的线性组合;对于在光强为 $\{I_R, I_G, I_B\}$ 的光源照射下,摄像机对于反射系数为 $\{p_R, p_G, p_B\}$ 的采样点在某一特定通道 c_3 的测量值如下式:

$$\int L(\lambda)p(\lambda)S_{c_3}^c(\lambda)d\lambda = \sum_{c_1, c_2} I_{c_1}p_{c_2} \delta(c_1, c_2, c_3)$$

$$\delta(c_1, c_2, c_3) = \int S_{c_1}^L(\lambda)S_{c_2}^p(\lambda)S_{c_3}^c(\lambda)d\lambda$$

在光照条件为 $\{I_R, I_G, I_B\} = \{1, 0, 0\} / \{0, 1, 0\} / \{0, 0, 1\}$ 下,对已知反射系数为 $\{p_R, p_G, p_B\}$ 的色彩测试卡进行拍摄,根据摄像机采集到的测量值建立线性方程组,求解出大小为 $3 \times 3 \times 3$ 的颜色校正矩阵 $\delta(c_1, c_2, c_3)$,表示光源、采样物体和摄像机之间的光谱响应关系。

4. 根据权利要求3所述的一种高维材质的自由式采集方法,其特征在于,训练阶段步骤(2.1)中,物体表面一采样点p在照片上的观测值B,反射函数 f_r 和每个光源的光强的关系可以描述为:

$$B(I, P) = \sum_l I(l) \int \frac{1}{\|x_l - x_p\|^2} \Psi(x_l, -\omega'_l) V(x_l, x_p) f_r(\omega'_l; \omega'_o, P) (\omega'_l \cdot n_p)^+ (-\omega'_l \cdot n_l)^+ dx_l$$

其中,I表示每个光源l的发光信息,包括:光源l的空间位置 x_l 、光源l的法向量 n_l 、光源l的发光强度 $I(l)$,P包含采样点p的参数信息,包括:采样点的空间位置 x_p 、材质参数 $n, t, \alpha_x, \alpha_y, \rho_d, \rho_s$; $\Psi(x_l, \cdot)$ 描述了光源l在不同入射方向下的光强分布,V表示 x_l 对于 x_p 可见性的二值函数, $(\cdot)^+$ 为两个向量的点积操作; ω'_l 表示世界坐标系下入射光方向, ω'_o 表示世界坐标系下出射光方向, $f_r(\omega'_l; \omega'_o, P)$ 为 ω'_o 固定时关于 ω'_l 的二维反射函数; n 表示世界坐标系下的法向量,t表示世界坐标系下采样点局部坐标系的x轴方向,n与t用于将入射方向和出射方向从世界坐标系转换到局部坐标系; α_x, α_y 表示粗糙度系数, ρ_d 表示漫反射率, ρ_s 表示镜面反射率;

神经网络的输入为k个非结构化采样下的Lumitexel向量记为 $m(l; P)$;

$$m(l; P) = B(\{I(l) = 1, \forall_{i \neq l} I(i) = 0\}, P)$$

上式中B为在单通道下的表示,当光源为彩色光源时,将B拓展为如下形式:

$$B(I, P; c_3) = \sum_{l, c_1, c_2} I(l; c_1) \int \frac{1}{\|x_l - x_p\|^2} \Psi(x_l, -\omega'_l) V(x_l, x_p) f_r(\omega'_l; \omega'_o, P, c_2) (\omega'_l \cdot n_p)^+ (-\omega'_l \cdot n_l)^+ \delta(c_1, c_2, c_3) dx_l$$

其中, $f_r(\omega'_l; \omega'_o, P, c_2)$ 为 $f_r(\omega'_l; \omega'_o, P)$ 中 $\rho_d = \rho_{d_{c_2}}, \rho_s = \rho_{s_{c_2}}$ 的结果。

5. 根据权利要求1所述的一种高维材质的自由式采集方法,其特征在于,训练阶段步骤(2.3)中,特征提取网络的公式如下:

$$V_{feature}(j) = f(\text{concat}[B(I, P^j), x_p^j, \hat{n}_p^j, \hat{t}_p^j]), 1 \leq j \leq k$$

其中,f为一维卷积函数,卷积核大小为 1×1 , $B(I, P^j)$ 表示第一层网络输出的结果或采集得到的测量值, $x_p^j, \hat{n}_p^j, \hat{t}_p^j$ 分别为第j次采样时采样点的空间位置,采样点几何法向量和几何切向量, $\hat{n}_p$ 由几何模型获得, $\hat{t}_p$ 为与 $\hat{n}_p$ 正交的任意单位向量,通过第j次采样摄像机的位姿可以将 $\hat{n}_p, \hat{t}_p$ 转换得到 $\hat{n}_p^j, \hat{t}_p^j, V_{feature}(j)$ 为网络输出的第j次采样的特征向量。

6. 根据权利要求1所述的一种高维材质的自由式采集方法,其特征在于,训练阶段步骤(2.5)中,非线性映射网络形式化表达如下:

$$y_{i+1}^d = f_{i+1}^d(y_i^d W_{i+1}^d + b_{i+1}^d), i \geq 1$$

$$y_{i+1}^s = f_{i+1}^s(y_i^s W_{i+1}^s + b_{i+1}^s), i \geq 1$$

其中, f_{i+1} 为第 $i+1$ 层网络的映射函数, W_{i+1} 为第 $i+1$ 层网络的参数矩阵, b_{i+1} 为第 $i+1$ 层网络的偏移向量, y_{i+1} 为第 $i+1$ 层网络的输出, d 与 s 分别表示漫反射和镜面反射两个分支, 输入 y_1^d 和 y_1^s 为最大池化层输出的全局特征向量。

7. 根据权利要求1所述的一种高维材质的自由式采集方法, 其特征在于, 所述神经网络的损失函数设计如下:

(1) 虚拟一个Lumitexel空间, 为一个中心在采样点空间位置 x_p 的立方体, 立方体中心坐标系 x 轴方向为 $\hat{t}_p$, z 轴方向为 $\hat{n}_p$, $\hat{n}_p$ 为几何法向量, $\hat{t}_p$ 为与 $\hat{n}_p$ 正交的任意单位向量;

(2) 虚拟一个摄像机, 观察方向为立方体 z 轴的正方向;

(3) 对于漫反射Lumitexel, 立方体分辨率为 $6 \times N_d^2$, 对于镜面反射Lumitexel, 立方体分辨率为 $6 \times N_s^2$, 即每个面上均匀采样 N_d^2 、 N_s^2 个点作为光强为单位光强的虚拟点光源;

a. 将采样点的镜面反射率 ρ_s 设为0, 生成在此Lumitexel空间下的漫反射特征向量 $\tilde{m}_d$;

b. 将漫反射率 ρ_d 设为0, 生成在此Lumitexel空间下的镜面反射特征向量 $\tilde{m}_s$;

c. 神经网络的输出为向量 m_d, m_s , 其中 m_d 与 $\tilde{m}_d$ 长度相同, m_s 与 $\tilde{m}_s$ 长度相同, 向量 m_d, m_s 分别为漫反射特征向量 $\tilde{m}_d$ 、镜面反射向量 $\tilde{m}_s$ 的预测;

(4) 材质特征部分的损失函数表达如下:

$$L = \lambda_d \sum_l [m_d(l) - \tilde{m}_d(l)]^2 + \lambda_s \beta \sum_l [m_s(l) - \log(1 + \tilde{m}_s(l))]^2$$

其中, λ_d 和 λ_s 分别表示 m_d, m_s 的损失权重, 置信度 β 用来衡量镜面反射Lumitexel的损失, $\log$ 作用于向量的每个维度上;

置信度 β 的确定如下:

$$\beta = \min(\frac{1}{\epsilon} \max_j [\frac{\max_l \log(1 + f_r(\omega_i^{j'}(l); \omega_o^{j'}, P))}{\max_{\omega_i'} \log(1 + f_r(\omega_i'; \omega_o^{j'}, P))}], 1), 1 \leq j \leq k$$

其中, $\max_l \log(1 + f_r(\omega_i^{j'}(l); \omega_o^{j'}, P))$ 项表示第 j 次采样所有单光源渲染值的最大值的对数, $\max_{\omega_i'} \log(1 + f_r(\omega_i'; \omega_o^{j'}, P))$ 项表示第 j 次采样理论上可获得的单光源渲染值的最大值的对数, ϵ 为比值调整因子。

8. 根据权利要求1所述的一种高维材质的自由式采集方法, 其特征在于, 所述采集阶段中, 在材质采集结束后进行几何对齐, 之后再进行材质恢复, 几何对齐具体为: 使用扫描仪扫描物体得到几何模型, 将其和三维重建几何模型进行对齐后替换三维重建的几何模型。

9. 根据权利要求1所述的一种高维材质的自由式采集方法, 其特征在于, 对于有效纹理坐标, 根据所述采集到的照片及采样点的位姿信息, 依次取出照片中的像素, 判断像素的有效性, 结合对应的顶点位姿组成高维点云; 对某个有效纹理坐标确定出的采样物体表面的一点 p , 第 j 次采样对于顶点 p 为有效的判断标准表达如下:

(1) 顶点 p 位置 x_p^j 在该采样下对于摄像机是可见的, 且 x_p^j 位于训练网络时定义的采样空间内;

(2) $(\omega_o' \cdot \hat{n}_p^j) > \theta$, $(\cdot)$ 为点积操作, θ 为有效采样角度的下界, ω_o' 表示世界坐标系下出

射光方向, $\hat{n}_p^j$ 表示第 j 次顶点 p 的法向量;

(3) 照片上像素的每个通道数值处于区间 $[a, b]$, a, b 为有效采样亮度的下界和上界;

当三个条件都满足时, 认为第 j 次采样对于顶点 p 是有效的, 将第 j 次采样的结果加入到高维点云中。

10. 根据权利要求1所述的一种高维材质的自由式采集方法, 其特征在于, 恢复材质信息后可对材质参数进行拟合, 分为两步:

(1) 拟合局部坐标系及粗糙度: 对某个有效纹理坐标确定出的采样物体表面的一点 p , 根据网络输出的单通道镜面反射向量, 使用 L-BFGS-B 方法来拟合材质参数中的局部坐标系及粗糙度;

(2) 拟合反射率: 使用信赖域算法求解镜面反射率和漫反射率, 求解时固定上一过程得到的局部坐标系及粗糙度, 在采集所用视角下合成出观测值, 使之与采集得到的观测值尽可能接近。

一种高维材质的自由式采集方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种高维材质的自由式采集方法,属于计算机图形学和计算机视觉领域。

背景技术

[0002] 真实世界物体的数字化是计算机图形学和视觉的核心问题之一。目前,数字化的真实物体可以用三维网格模型和六维的随空间变化的双向反射分布函数(SVBRDF)来表达,数字化的真实物体可以在任何视角和光照条件下逼真地再现其原貌,在文化遗产、电子商务、计算机游戏和电影制作等领域有着重要的应用。

[0003] 虽然高精度的几何模型可以方便地用商业移动3D扫描仪获得,但是出于以下原因,也希望开发一种轻量型设备来进行自由的外观扫描。首先,只要能够可靠地估计出摄像机的姿态,它就可以对不同大小的物体进行扫描。第二,设备的可移动性使得可以对不允许运输的对象,例如珍贵的文物执行现场扫描。此外,制造轻量级设备所需的时间短、成本低,使其能够为更广泛的受众所接受。它还提供了类似于几何扫描的用户友好的体验。

[0004] 尽管需求激增,但有效的非平面外观扫描仍然是一个有待解决的问题。一方面,现有的大多数移动外观扫描工作都是在单点/平行光的情况下进行拍摄,这导致了四维的观察和光照方向的采样效率较低,用空间分辨率换取角度精度需要先验知识(Giljoo Nam, Joo Ho Lee, Diego Gutierrez, and Min H Kim. 2018. Practical SVBRDF acquisition of 3D objects with unstructured flash photography. In SIGGRAPH Asia Technical Papers. 267.)。另一方面,固定采集系统在光照变化时依赖于固定的视图条件,目前尚不清楚如何将其扩展到移动设备,因为移动设备具有非结构化、不断变化的视图,并且由于其较小的外形尺寸而不能完全覆盖照明领域。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于针对现有技术的不足,提供一种高维材质的自由式采集方法,本方法可以有效利用各个视图的采集条件信息,从无序、分布不均匀的采集结果中恢复出高质量的物体材质属性。

[0006] 本发明公开了一种高维材质的自由式采集方法,本方法的主要思想是,自由式的外观扫描可以转换为非结构化点云上的几何学习问题,点云中的每个点可以表示一个图像测量值和图像拍摄时物体的位姿信息。基于这一思想,本发明设计了一个神经网络,可在不同的非结构化视图中有用地聚合信息,重建空间独立的反射属性,并可以优化采集阶段使用的光照图案,最终得到高质量的材质采集结果。本发明不依赖于某一特定的采集设备,可采用固定物体,由人手持设备进行采集,或将物体放在转盘上旋转,固定设备采集,且不限于此两种方式。

[0007] 本方法提出将材质信息的学习转化为非结构化点云上的几何学习问题,将多个处于不同光照及观察方向下的采样结果组成高维点云,点云中的每个点为图像测量值和图像

拍摄时物体的位姿信息组成的向量,本方法可以从无序、非规则、分布不均匀且精度受限的高维点云中有效地聚合非结构化视图的信息,恢复出高质量的材质属性。形式化的表示如下:

[0008] $F(G(\text{high dimensional point cloud})) = m$

[0009] 其中,点云数据特征提取方法G不限于某一特定的网络结构,其他可以从点云中提取特征的方法也适用;非线性映射网络F不限于全连接网络;物体材质属性的表达不限于Lumitexel向量m。

[0010] 本方法包含两个阶段:训练阶段和采集阶段。

[0011] 所述训练阶段包括以下步骤:

[0012] (1) 获取采集设备的参数,生成模拟实际摄像机的采集结果,作为训练数据;

[0013] (2) 使用生成的训练数据,对神经网络进行训练,神经网络的特征如下:

[0014] (2.1) 神经网络的输入为k个非结构化采样下的Lumitexel向量,k为采样个数,Lumitexel的每个值描述了采样点对来自每个光源的入射光沿着某个观察方向的反射光强,Lumitexel与光源发光强度成线性关系,用线性全连接层模拟;

[0015] (2.2) 神经网络的第一层包括线性全连接层,用于模拟实际采集时所用的光照图案,将所述k个Lumitexel变换为相机采集结果,这k个采集结果分别与对应的采样点的位姿信息结合组成高维点云;

[0016] (2.3) 从第二层开始为特征提取网络,从所述高维点云中每个点独立地进行特征提取得到特征向量;

[0017] (2.4) 特征提取网络后为最大池化层,用于聚合从k个非结构化视图中提取到的特征向量,得到全局特征向量;

[0018] (2.5) 最大池化层后为非线性映射网络,用于根据所述全局特征向量恢复出高维材质信息;

[0019] 所述采集阶段包括以下步骤:

[0020] (1) 材质采集:采集设备按照所述光照图案依次对目标三维物体进行照射,摄像机获得一组非结构化视图下的照片,将照片作为输入,获得采样物体带有纹理坐标的几何模型和拍摄照片时摄像机的位姿;

[0021] (2) 材质恢复:根据材质采集阶段拍摄照片时摄像机的位姿,得到拍摄每张照片时采样物体上每个有效纹理坐标对应顶点的位姿;根据所述采集到的照片及位姿信息,组成所述高维点云,作为神经网络的第二层特征提取网络的输入,计算得到高维材质信息。

[0022] 进一步地,所述非结构化采样为非固定视角的自由随机采样,采样数据无序、非规则、分布不均,可采用固定物体,由人手持采集设备进行采集,或将物体放在转盘上旋转,固定设备采集。

[0023] 进一步地,在训练数据生成过程中,当光源为彩色时,需要对光源、采样物体和摄像机之间的光谱响应关系进行校正,校正方法如下:

[0024] 定义未知的彩色光源L的光谱分布曲线为 $S_{c_1}^L(\lambda)$, λ 表示波长, c_1 表示RGB三通道中的一个,光强为 $\{I_R, I_G, I_B\}$ 的光源的光谱分布曲线 $L(\lambda)$ 可以表示为:

[0025] $L(\lambda) = I_R S_R^L(\lambda) + I_G S_G^L(\lambda) + I_B S_B^L(\lambda)$

[0026] 将任何采样点p的反射光谱分布曲线 $p(\lambda)$ 表示为系数分别为 p_R, p_G, p_B 的三个未知

的基 $S_{c_2}^p(\lambda)$ 的线性组合, c_2 表示RGB三通道中的一个:

$$[0027] \quad p(\lambda) = p_R S_R^p(\lambda) + p_G S_G^p(\lambda) + p_B S_B^p(\lambda)$$

[0028] 摄像机C的光谱分布曲线表示为 $S_{c_3}^c(\lambda)$ 的线性组合;对于在光强为 $\{I_R, I_G, I_B\}$ 的光源照射下,摄像机对于反射系数为 $\{p_R, p_G, p_B\}$ 的采样点在某一特定通道 c_3 的测量值如下式:

$$[0029] \quad \int L(\lambda) p(\lambda) S_{c_3}^c(\lambda) d\lambda = \sum_{c_1, c_2} I_{c_1} p_{c_2} \delta(c_1, c_2, c_3)$$

$$[0030] \quad \delta(c_1, c_2, c_3) = \int S_{c_1}^L(\lambda) S_{c_2}^p(\lambda) S_{c_3}^c(\lambda) d\lambda$$

[0031] 在光照条件为 $\{I_R, I_G, I_B\} = \{1, 0, 0\} / \{0, 1, 0\} / \{0, 0, 1\}$ 下,对已知反射系数为 $\{p_R, p_G, p_B\}$ 的色彩测试卡进行拍摄,根据摄像机采集到的测量值建立线性方程组,求解出大小为 $3 \times 3 \times 3$ 的颜色校正矩阵 $\delta(c_1, c_2, c_3)$,表示光源、采样物体和摄像机之间的光谱响应关系。

[0032] 进一步地,训练阶段步骤(2.1)中,物体表面一采样点p在照片上的观测值B,反射函数 f_r 和每个光源的光强的关系可以描述为:

$$[0033] \quad B(I, P) = \sum_l I(l) \int \frac{1}{\|x_l - x_p\|^2} \Psi(x_l, -\omega'_l) V(x_l, x_p) f_r(\omega'_l; \omega'_o, P) (\omega'_l \cdot n_p)^+ (-\omega'_l \cdot n_l)^+ dx_l$$

[0034] 其中,I表示每个光源l的发光信息,包括:光源l的空间位置 x_l 、光源l的法向量 n_l 、光源l的发光强度 $I(l)$,P包含采样点p的参数信息,包括:采样点的空间位置 x_p 、材质参数 $n, t, \alpha_x, \alpha_y, \rho_d, \rho_s$ 。 $\Psi(x_l, \cdot)$ 描述了光源l在不同入射方向下的光强分布, V 表示 x_l 对于 x_p 可见性的二值函数, $(\cdot)^+$ 为两个向量的点积操作。 $f_r(\omega'_l; \omega'_o, P)$ 为 ω'_o 固定时关于 ω'_l 的二维反射函数。

[0035] 神经网络的输入为k个非结构化采样下的Lumitexel向量记为 $m(l; P)$;

$$[0036] \quad m(l; P) = B(\{I(l) = 1, \forall_{i \neq l} I(i) = 0\}, P)$$

[0037] 上式中B为在单通道下的表示,当光源为彩色光源时,将B拓展为如下形式:

$$[0038] \quad B(I, P; c_3) = \sum_{l, c_1, c_2} I(l; c_1) \int \frac{1}{\|x_l - x_p\|^2} \Psi(x_l, -\omega'_l) V(x_l, x_p) f_r(\omega'_l; \omega'_o, P, c_2) (\omega'_l \cdot n_p)^+ (-\omega'_l \cdot n_l)^+ \delta(c_1, c_2, c_3) dx_l$$

$$[0039] \quad (\omega'_l \cdot n_p)^+ (-\omega'_l \cdot n_l)^+ \delta(c_1, c_2, c_3) dx_l$$

[0040] 其中, $f_r(\omega'_l; \omega'_o, P, c_2)$ 为 $f_r(\omega'_l; \omega'_o, P)$ 中 $\rho_d = \rho_{d_{c_2}}, \rho_s = \rho_{s_{c_2}}$ 的结果。

[0041] 进一步地,训练阶段步骤(2.3)中,特征提取网络的公式如下:

$$[0042] \quad V_{feature}(j) = f(\text{concat}[B(I, P^j), x_p^j, \hat{n}_p^j, \hat{t}_p^j]), 1 \leq j \leq k$$

[0043] 其中,f为一维卷积函数,卷积核大小为 1×1 , $B(I, P^j)$ 表示第一层网络输出的结果或采集得到的测量值, $x_p^j, \hat{n}_p^j, \hat{t}_p^j$ 分别为第j次采样时采样点的空间位置,采样点几何法向量和几何切向量, $\hat{n}_p$ 由几何模型获得, $\hat{t}_p$ 为与 $\hat{n}_p$ 正交的任意单位向量,通过第j次采样摄像机的位姿可以将 $\hat{n}_p, \hat{t}_p$ 转换得到 $\hat{n}_p^j, \hat{t}_p^j$, $V_{feature}(j)$ 为网络输出的第j次采样的特征向量。

[0044] 进一步地,训练阶段步骤(2.5)中,非线性映射网络形式化表达如下:

$$[0045] \quad y_{i+1}^d = f_{i+1}^d(y_i^d W_{i+1}^d + b_{i+1}^d), i \geq 1$$

$$[0046] \quad y_{i+1}^s = f_{i+1}^s(y_i^s W_{i+1}^s + b_{i+1}^s), i \geq 1$$

[0047] 其中, f_{i+1} 为第 $i+1$ 层网络的映射函数, W_{i+1} 为第 $i+1$ 层网络的参数矩阵, b_{i+1} 为第 $i+1$ 层网络的偏移向量, y_{i+1} 为第 $i+1$ 层网络的输出, d 与 s 分别表示漫反射和镜面反射两个分支, 输入 y_1^d 和 y_1^s 为最大池化层输出的全局特征向量。

[0048] 进一步地, 所述神经网络的损失函数设计如下:

[0049] (1) 虚拟一个 Lumitexel 空间, 为一个中心在采样点空间位置 x_p 的立方体, 立方体中心坐标系 x 轴方向为 $\hat{t}_p$, z 轴方向为 $\hat{n}_p$, $\hat{n}_p$ 为几何法向量, $\hat{t}_p$ 为与 $\hat{n}_p$ 正交的任意单位向量;

[0050] (2) 虚拟一个摄像机, 观察方向为立方体 z 轴的正方向;

[0051] (3) 对于漫反射 Lumitexel, 立方体分辨率为 $6 \times N_d^2$, 对于镜面反射 Lumitexel, 立方体分辨率为 $6 \times N_s^2$, 即每个面上均匀采样 N_d^2 、 N_s^2 个点作为光强为单位光强的虚拟点光源;

[0052] a. 将采样点的镜面反射率 ρ_s 设为 0, 生成在此 Lumitexel 空间下的漫反射特征向量 $\tilde{m}_d$;

[0053] b. 将漫反射率 ρ_d 设为 0, 生成在此 Lumitexel 空间下的镜面反射特征向量 $\tilde{m}_s$;

[0054] c. 神经网络的输出为向量 m_d, m_s , 其中 m_d 与 $\tilde{m}_d$ 长度相同, m_s 与 $\tilde{m}_s$ 长度相同, 向量 m_d, m_s 分别为漫反射特征向量 $\tilde{m}_d$ 、镜面反射向量 $\tilde{m}_s$ 的预测;

[0055] (4) 材质特征部分的损失函数表达如下:

$$[0056] \quad L = \lambda_d \sum_l [m_d(l) - \tilde{m}_d(l)]^2 + \lambda_s \beta \sum_l [m_s(l) - \log(1 + \tilde{m}_s(l))]^2$$

[0057] 其中, λ_d 和 λ_s 分别表示 m_d, m_s 的损失权重, 置信度 β 用来衡量镜面反射 Lumitexel 的损失, $\log$ 作用于向量的每个维度上; 置信度 β 的确定如下:

$$[0058] \quad \beta = \min\left(\frac{1}{\epsilon} \max_j \left[\frac{\max_l \log(1 + f_r(\omega_i^{j'}(l); \omega_o^{j'}, P))}{\max_{\omega_i'} \log(1 + f_r(\omega_i'; \omega_o^{j'}, P))} \right], 1\right), 1 \leq j \leq k$$

[0059] 其中, $\max_l \log(1 + f_r(\omega_i^{j'}(l); \omega_o^{j'}, P))$ 项表示第 j 次采样所有单光源渲染值的最大值的对数, $\max_{\omega_i'} \log(1 + f_r(\omega_i'; \omega_o^{j'}, P))$ 项表示第 j 次采样理论上可获得的单光源渲染值的最大值的对数, ϵ 为比值调整因子。

[0060] 进一步地, 所述采集阶段中, 在材质采集结束后进行几何对齐, 之后再进行材质恢复, 几何对齐具体为: 使用扫描仪扫描物体得到几何模型, 将其和三维重建几何模型进行对齐后替换三维重建的几何模型。

[0061] 进一步地, 对于有效纹理坐标, 根据所述采集到的照片及采样点的位姿信息, 依次取出照片中的像素, 判断像素的有效性, 结合对应的顶点位姿组成高维点云; 对某个有效纹理坐标确定出的采样物体表面的一点 p , 第 j 次采样对于顶点 p 为有效的判断标准表达如下:

[0062] (1) 顶点 p 位置 x_p^j 在该采样下对于摄像机是可见的, 且 x_p^j 位于训练网络时定义的采样空间内;

[0063] (2) $(\omega_o' \cdot \hat{n}_p^j) > \theta$, $(\cdot)$ 为点积操作, θ 为有效采样角度的下界, ω_o' 表示世界坐标系下出射光方向, $\hat{n}_p^j$ 表示第 j 次顶点 p 的法向量;

[0064] (3) 照片上像素的每个通道数值处于区间 $[a, b]$, a, b 为有效采样亮度的下界和上界;

[0065] 当三个条件都满足时,认为第j次采样对于顶点p是有效的,将第j次采样的结果加入到高维点云中。

[0066] 进一步地,恢复材质信息后可对材质参数进行拟合,分为两步:

[0067] (1) 拟合局部坐标系及粗糙度:对某个有效纹理坐标确定出的采样物体表面的一点p,根据网络输出的单通道镜面反射向量,使用L-BFGS-B方法来拟合材质参数中的局部坐标系及粗糙度;

[0068] (2) 拟合反射率:使用信赖域算法求解镜面反射率和漫反射率,求解时固定上一过程得到的局部坐标系及粗糙度,在采集所用视角下合成出观测值,使之与采集得到的观测值尽可能接近。

[0069] 本发明的有益效果是:本发明方法提出将材质信息的学习转化为非结构化点云上的几何学习问题,将多个处于不同光照及观察方向下的采样结果组成高维点云,点云中的每个点为图像测量值和图像拍摄时物体的位姿信息组成的向量,本方法可以从无序、非规则、分布不均匀且精度受限的高维点云中有效地聚合非结构化视图的信息,恢复出高质量的材质属性。

附图说明

[0070] 图1为本发明实施方式中的一种采集设备三维示意图;

[0071] 图2为本发明实施方式中的一种采集设备正视图;

[0072] 图3为本发明实施方式中的一种采集设备侧视图;

[0073] 图4为本发明实施方式中的一种采集设备与采样空间关系示意图;

[0074] 图5为本发明实施方式的采集方法流程图;

[0075] 图6为本发明实施方式的神经网络结构示意图;

[0076] 图7为本发明实施方式得到的光照图案的单通道展示,使用灰度值代表发光强度;

[0077] 图8为使用本发明实施方式的系统恢复出的Lumitexel向量结果;

[0078] 图9为使用本发明实施方式的系统恢复出的采样物体的材质属性结果。

具体实施方式

[0079] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚,下面结合附图对本发明进行详细描述。

[0080] 本发明提出的一种高维材质的自由式采集方法,具体实施可分为如下步骤:

[0081] 一、训练阶段:

[0082] 1. 生成训练数据,获取采集设备的参数,包括光源到采样空间原点的距离及角度、光源的特性曲线、摄像机到采样空间原点的距离及角度、摄像机的内参和外参。利用这些参数生成模拟实际摄像机的采集结果,作为训练数据。生成训练数据时采用的渲染模型为GGX模型,生成公式如下:

$$[0083] \quad f_r(\omega'_i, \omega'_o; P) = \frac{\rho_d}{\pi} + \rho_s \frac{D_{GGX}(\omega_h; \alpha_x, \alpha_y) F(\omega_i, \omega_h) G_{GGX}(\omega_i, \omega_o; \alpha_x, \alpha_y)}{4(\omega'_i \cdot n)(\omega'_o \cdot n)}$$

[0084] 其中, $f_r(\omega'_i, \omega'_o; P)$ 为关于 ω'_i, ω'_o 的四维反射函数, ω'_i 表示世界坐标系下入射光方向, ω'_o 表示世界坐标系下出射光方向, ω_i 为局部坐标系下的入射方向, ω_o 为局

部坐标系下的出射方向, ω_h 为局部坐标系下的半路向量。P 包含采样点的参数信息, 包括采样点的材质参数 $n, t, \alpha_x, \alpha_y, \rho_d, \rho_s$, 其中 n 表示世界坐标系下的法向量, t 表示世界坐标系下采样点局部坐标系的 x 轴方向, n 与 t 用于将入射方向和出射方向从世界坐标系转换到局部坐标系。 α_x, α_y 表示粗糙度系数, ρ_d 表示漫反射率, ρ_s 表示镜面反射率, ρ_d 和 ρ_s 在单通道下都为—个标量, 在彩色情况下分别为三个标量 $(\rho_{dR}, \rho_{dG}, \rho_{dB})$ 和 $(\rho_{sR}, \rho_{sG}, \rho_{sB})$, D_{GGX} 为微表面分布项, F 为菲涅尔项, G_{GGX} 表示阴影系数函数。

[0085] 当采集所用光源为彩色时, 首先要对光源、采样物体和摄像机之间的光谱响应关系进行校正。校正方法如下: 定义未知的彩色光源 L 的光谱分布曲线为 $S_{c_1}^L(\lambda)$, λ 表示波长, c_1 表示 RGB 三通道中的一个, 光强为 $\{I_R, I_G, I_B\}$ 的光源的光谱分布曲线 $L(\lambda)$ 可以表示为:

$$[0086] \quad L(\lambda) = I_R S_R^L(\lambda) + I_G S_G^L(\lambda) + I_B S_B^L(\lambda)$$

[0087] 同样可以将任何采样点 p 的反射光谱分布曲线 $p(\lambda)$ 表示为系数分别为 p_R, p_G, p_B 的三个未知的基 $S_{c_2}^p(\lambda)$ 的线性组合, c_2 表示 RGB 三通道中的一个:

$$[0088] \quad p(\lambda) = p_R S_R^p(\lambda) + p_G S_G^p(\lambda) + p_B S_B^p(\lambda)$$

[0089] 类似地, 摄像机 C 的光谱分布曲线可以表示为 $S_{c_3}^C(\lambda)$ 的线性组合。所以对于在光强为 $\{I_R, I_G, I_B\}$ 的光源照射下, 摄像机对于反射系数为 $\{p_R, p_G, p_B\}$ 的采样点在某一特定通道 c_3 的测量值如下式:

$$[0090] \quad \int L(\lambda) p(\lambda) S_{c_3}^C(\lambda) d\lambda = \sum_{c_1, c_2} I_{c_1} p_{c_2} \delta(c_1, c_2, c_3)$$

$$[0091] \quad \delta(c_1, c_2, c_3) = \int S_{c_1}^L(\lambda) S_{c_2}^p(\lambda) S_{c_3}^C(\lambda) d\lambda$$

[0092] 在光照条件为 $\{I_R, I_G, I_B\} = \{1, 0, 0\} / \{0, 1, 0\} / \{0, 0, 1\}$ 下, 对已知反射系数为 $\{p_R, p_G, p_B\}$ 的色彩测试卡进行拍摄, 根据摄像机采集到的测量值建立线性方程组, 可以求解出大小为 $3 \times 3 \times 3$ 的颜色校正矩阵 $\delta(c_1, c_2, c_3)$, 表示光源、采样物体和摄像机之间的光谱响应关系。

[0093] 2. 使用生成的训练数据, 对图4所示神经网络进行训练。神经网络的特征如下:

[0094] (1) 物体表面—采样点 p 在照片上的观测值 B , 反射函数 f_r 和每个光源的光强的关系可以描述为:

$$[0095] \quad B(I, P) = \sum_l I(l) \int \frac{1}{\|x_l - x_p\|^2} \Psi(x_l, -\omega'_l) V(x_l, x_p) f_r(\omega'_l; \omega'_o, P) (\omega'_l \cdot n_p)^+ (-\omega'_l \cdot n_l)^+ dx_l$$

[0096] 其中, I 表示每个光源 l 的发光信息, 包括: 光源 l 的空间位置 x_l 、光源 l 的法向量 n_l 、光源 l 的发光强度 $I(l)$, P 包含采样点 p 的参数信息, 包括: 采样点的空间位置 x_p 、材质参数 $n, t, \alpha_x, \alpha_y, \rho_d, \rho_s$ 。 $\Psi(x_l, \cdot)$ 描述了光源 l 在不同入射方向下的光强分布, V 表示 x_l 对于 x_p 可见性的二值函数, $(\cdot)^+$ 为两个向量的点积操作, 负值会被截断为 0。 $f_r(\omega'_l; \omega'_o, P)$ 为 ω'_o 固定时关于 ω'_l 的二维反射函数。

[0097] 神经网络的输入为 k 个无序、非规则采样下的 Lumitexel, k 为采样个数, Lumitexel 为一个向量, 记为 $m(1; P)$, 其中的每个值描述了采样点对来自每个光源的入射光沿着某个观察方向的反射光强:

$$[0098] \quad m(l; P) = B(\{I(l) = 1, \forall_{i \neq l} I(i) = 0\}, P)$$

[0099] 上式中B为在单通道下的表示,当光源为彩色光源时,将B拓展为如下形式:

$$[0100] \quad B(I, P; c_3) = \sum_{l, c_1, c_2} I(l; c_1) \int \frac{1}{\|x_l - x_p\|^2} \Psi(x_l, -\omega'_l) V(x_l, x_p) f_r(\omega'_l; \omega'_o, P, c_2) \\ (\omega'_l \cdot n_p)^+ (-\omega'_l \cdot n_l)^+ \delta(c_1, c_2, c_3) dx_l$$

[0101] 其中, $f_r(\omega'_l; \omega'_o, P, c_2)$ 为 $f_r(\omega'_l; \omega'_o, P)$ 公式中 $\rho_d = \rho_{dc_2}$, $\rho_s = \rho_{sc_2}$ 的结果。B与光源发光强度成线性关系,可以用线性全连接层模拟。

[0102] (2) 神经网络的第一层包括线性全连接层,线性全连接层的参数矩阵通过以下公式训练得到:

$$[0103] \quad W_1 = f_w(W_{raw})$$

[0104] 其中, W_{raw} 为待训练参数; W_1 为光照矩阵,对于单通道光源,大小为 $1 \times N$,对于彩色光源,大小为 $3 \times N$, N 为 Lumitexel 的向量长度; f_w 为一个映射,用于对 W_{raw} 进行变换,使得生成的光照矩阵能够对应到光源可能的发光强度,本实例映射 f_w 选用 Sigmoid 函数,将第一层网络的光照矩阵 W_1 的初始化取值限制在 $(0, 1)$,但 f_w 不限于 Sigmoid 函数。

[0105] 将 W_1 作为光源发光强度,按照上述 (1) 所述关系,计算得到 k 个采样观测值 $B(I, P^1)$, $B(I, P^2) \dots B(I, P^k)$ 。

[0106] (3) 从第二层开始为特征提取网络, k 个采样独立地进行特征提取得到特征向量,公式如下:

$$[0107] \quad V_{feature}(j) = f(\text{concat}[B(I, P^j), x_p^j, \hat{n}_p^j, \hat{t}_p^j]), 1 \leq j \leq k$$

[0108] 其中, f 为一维卷积函数,卷积核大小为 1×1 , x_p^j , $\hat{n}_p^j$, $\hat{t}_p^j$ 分别为第 j 次采样时采样点的空间位置,采样点几何法向量和几何切向量, $\hat{n}_p$ 可通过三维重建或扫描仪扫描后得到的几何模型获得, $\hat{t}_p$ 为与 $\hat{n}_p$ 正交的任意单位向量,通过第 j 次采样摄像机的位姿可以将 $\hat{n}_p$, $\hat{t}_p$ 转换得到 $\hat{n}_p^j, \hat{t}_p^j$, $V_{feature}(j)$ 为网络输出的第 j 次采样的特征向量。

[0109] (4) 特征提取网络后为最大池化层。最大池化操作公式如下:

$$[0110] \quad V_{feature} = \max(V_{feature}(1), V_{feature}(2), \dots, V_{feature}(k))$$

[0111] 其中,最大池化操作在 $V_{feature}(1), V_{feature}(2), \dots, V_{feature}(k)$ 的每个维度上进行。

[0112] (5) 最大池化层后为非线性映射网络;

$$[0113] \quad y_{i+1}^d = f_{i+1}^d(y_i^d W_{i+1}^d + b_{i+1}^d), i \geq 1$$

$$[0114] \quad y_{i+1}^s = f_{i+1}^s(y_i^s W_{i+1}^s + b_{i+1}^s), i \geq 1$$

[0115] 其中, f_{i+1} 为第 $i+1$ 层网络的映射函数, W_{i+1} 为第 $i+1$ 层网络的参数矩阵, b_{i+1} 为第 $i+1$ 层网络的偏移向量, y_{i+1} 为第 $i+1$ 层网络的输出, d 与 s 分别表示漫反射和镜面反射两个分支,输入 y_1^d 和 y_1^s 为 $V_{feature}$ 。

[0116] (6) 神经网络的损失函数如下:

[0117] (6.1) 虚拟一个 Lumitexel 空间,为一个中心在采样点空间位置 x_p 的立方体,立方体中心坐标系 x 轴方向为 $\hat{t}_p$, z 轴方向为 $\hat{n}_p$;

[0118] (6.2) 虚拟一个摄像机,观察方向为立方体 z 轴的正方向;

[0119] (6.3) 对于漫反射 Lumitexel,立方体分辨率为 $6 \times N_d^2$,对于镜面反射 Lumitexel,立

方体分辨率为 $6 \times N_s^2$,即每个面上均匀采样 N_d^2 、 N_s^2 个点作为光强为单位光强的虚拟点光源,本实施例中取 $N_d=8$, $N_s=32$;

[0120] a.将采样点的镜面反射率 ρ_s 设为0,生成在此Lumitexel空间下的漫反射特征向量 $\tilde{m}_d$;

[0121] b.将漫反射率 ρ_d 设为0,生成在此Lumitexel空间下的镜面反射特征向量 $\tilde{m}_s$;

[0122] c.神经网络的输出为向量 m_d, m_s ,其中 m_d 与 $\tilde{m}_d$ 长度相同, m_s 与 $\tilde{m}_s$ 长度相同,向量 m_d, m_s 分别为漫反射特征向量 $\tilde{m}_d$ 、镜面反射向量 $\tilde{m}_s$ 的预测;

[0123] (6.4) 材质特征部分的损失函数表达如下:

$$[0124] \quad L = \lambda_d \sum_l [m_d(l) - \tilde{m}_d(l)]^2 + \lambda_s \beta \sum_l [m_s(l) - \log(1 + \tilde{m}_s(l))]^2$$

[0125] 其中, λ_d 和 λ_s 分别表示 m_d, m_s 的损失权重,置信度 β 用来衡量镜面反射Lumitexel的损失, $\log$ 作用于向量的每个维度上;

[0126] 置信度 β 的确定如下:

$$[0127] \quad \beta = \min\left(\frac{1}{\epsilon} \max_j \left[\frac{\max_l \log(1 + f_r(\omega_i^{j'}(l); \omega_o^{j'}, P))}{\max_{\omega_i'} \log(1 + f_r(\omega_i'; \omega_o^{j'}, P))} \right], 1\right), 1 \leq j \leq k$$

[0128] 其中, $\max_l \log(1 + f_r(\omega_i^{j'}(l); \omega_o^{j'}, P))$ 项表示第j次采样所有单光源渲染值的最大值的对数, $\max_{\omega_i'} \log(1 + f_r(\omega_i'; \omega_o^{j'}, P))$ 项表示第j次采样理论上可获得的单光源渲染值的最大值的对数, ϵ 为比值调整因子,本实施例中取 $\epsilon=50\%$ 。

[0129] 3.训练结束后,将网络的线性全连接层的参数 W_{raw} 取出,通过公式 $W_l = f_w(W_{\text{raw}})$ 变换后作为光照图案。

[0130] 二、采集阶段:采集阶段又可细分为材质采集阶段、几何对齐阶段(可选的)和材质恢复阶段。

[0131] 1.材质采集阶段

[0132] 采集设备按照光照图案依次对目标三维物体进行照射,摄像机获得一组非结构化视图下的照片,将照片作为输入,使用工业界公开的三维重建工具,可以获得采样物体几何模型和拍摄照片时摄像机的位姿。

[0133] 2.几何对齐阶段(可选的)

[0134] (1)使用高精度扫描仪扫描物体得到几何模型;

[0135] (2)将扫描仪扫描得到的几何模型和三维重建几何模型进行对齐后替换三维重建的几何模型,对齐方法可使用领域内公开方法CPD(A.Myronenko and X.Song.2010.Point Set Registration:Coherent Point Drift.IEEE PAMI 32,12(2010),2262-2275.<https://doi.org/10.1109/TPAMI.2010.46>)。

[0136] 3.材质恢复阶段:

[0137] (1)根据材质采集步骤拍摄照片时摄像机的位姿得到拍摄第j张照片时采样物体上每个顶点的位姿 $x_p^j, \hat{n}_p^j, \hat{t}_p^j$;

[0138] (2)对三维重建得到的采样物体的几何模型或经对齐后的扫描仪扫所得的采样物体的几何模型,使用领域内公开工具Iso-charts,得到带有纹理坐标的几何模型;

[0139] (3) 对于有效纹理坐标,根据上述一组采集到的照片 $r_1, r_2, \dots, r_n$ 及采样点的位姿信息,依次取出照片中的像素,判断像素的有效性,结合对应的顶点位姿 $x_p, \hat{n}_p, \hat{t}_p$ 组成高维点云,作为神经网络的第二层特征提取网络的输入向量,计算得到最后一层的输出向量 m_d 和 m_s 。

[0140] 对某个有效纹理坐标确定出的采样物体表面的一点 p ,第 j 次采样对于点 p 为有效的判断标准表达如下:

[0141] 1) x_p^j 在该采样下对于摄像机是可见的,且 x_p^j 位于训练网络时定义的采样空间内;

[0142] 2) $(\omega_o' \cdot \hat{n}_p^j) > \theta$, $(\cdot)$ 为点积操作, θ 为有效采样角度的下界,本实施例中取 $\theta = 0.3$;

[0143] 3) 照片上像素的每个通道数值处于区间 $[a, b]$, a, b 为有效采样亮度的下界和上界,本实施例中取 $a=32, b=224$;

[0144] 当三个条件都满足时,认为第 j 次采样对于点 p 是有效的,将第 j 次采样的结果加入到高维点云中;

[0145] (4) 拟合材质参数,分为两步:

[0146] 1) 拟合局部坐标系及粗糙度

[0147] 对某个有效纹理坐标确定出的采样物体表面的一点 p ,根据网络输出的单通道镜面反射向量,使用L-BFGS-B方法来拟合材质参数中的局部坐标系及粗糙度,优化目标为:

$$[0148] \quad \text{minimize} \left(\sum_i \|m_{s(i)} - f_r(\omega_i'; \omega_o', P)\|_2 \right)$$

[0149] 其中 i 为(6.3)中虚拟光源序号, $m_s(i)$ 表示网络预测的镜面反射特征向量第1个维度上的值, ω_i' 表示该序号为 i 的虚拟光源与采样点形成的入射角, ω_o' 表示从采样点到(6.2)中虚拟摄像机形成的出射角, P 包含该采样点的用于渲染的法向量 n' 、切向量 t' 和其他材质参数 p' ,因所选用模型不同而不同。如本工程所用GGX模型,则 p' 包括各向异性粗糙度、镜面反射率、漫反射率。上述优化目标中 n', t', p' 为可优化参数。

[0150] 2) 拟合反射率

[0151] 该过程使用信赖域算法求解镜面反射率和漫反射率,拟合的目标为:

$$[0152] \quad \text{minimize} \left(\sum_j \|B_j - \tilde{B}_j\|_2 \right)$$

[0153] 其中, $\tilde{B}_j$ 表示该像素在第 j 个用于拟合的视角下,被上述优化得到的光照图案照射后,摄像机的观测值。 B_j 表示该像素在第 j 个用于拟合的视角下,使用上一过程得到的 n' 和 t' 及粗糙度合成出的观测值。对于彩色光源则合成参数还包括校正得到的颜色校正矩阵 $\delta(c_1, c_2, c_3)$ 。 B_j 计算过程如下:

[0154] 首先将漫反射率设为1,镜面反射率设为0,使用上一步得到的用于渲染的坐标系和粗糙度,渲染出第 j 个视角下的漫反射Lumitexel, $\dot{m}_j^d$ 。再将漫反射率设为0,镜面反射率设为1,使用上一步得到的用于渲染的坐标系和粗糙度,渲染出第 j 个视角下的镜面反射Lumitexel, $\dot{m}_j^s$ 。将两个Lumitexel连接起来,形成矩阵 $M_j = \{\dot{m}_j^d, \dot{m}_j^s\}$,大小为 $N \times 2$,其中 N 为

采样设备的光源数。将采样时所用大小为 $3 \times N$ 的光照图案矩阵 W_1 与 M_j 相乘,得到 $W_1 M_j$,大小为 3×2 。再与大小为 2×3 的可优化变量 $\rho_{d,s}$ 相乘,得到

$$[0155] \quad T = W_1 M_j \rho_{d,s}$$

[0156] T 的大小为 3×3 ,将其拷贝连接形成张量 $\hat{T} = \{T, T, T\}$,在后两维上求和,最终得到三维向量 B_j 。对于彩色光源, $\hat{T}$ 要与校准设备所得的颜色校正矩阵 $\delta(c_1, c_2, c_3)$ 逐元素相乘,再在后两维上求和。

[0157] 以下给出一个具体的采集设备系统实例,如图1为系统实例三维展示,图2为正视图,图3为侧视图,该采集设备由1个灯板组成,上部固定有一个摄像头,用于采集图像。灯板上密集地排列了LED灯珠,共512个。灯珠由FPGA控制,可以调整发光亮度及发光时间。

[0158] 以下给出一个应用本发明方法的获取系统实例,系统总体分为如下几个模块:

[0159] 准备模块:为网络训练提供数据集,该部分使用GGX模型,输入一组材质参数及 k 个采样点的位姿信息,摄像机位置,可得到 k 个反射情况组成的高维点云。网络训练部分使用Pytorch开源框架,并使用Adam优化器进行训练。网络结构如图6所示,每个矩形表示一层神经元,矩形中的数字表示该层神经元个数。最左侧层为输入层,最右侧层为输出层。层与层之间实线箭头表示全连接,虚线箭头表示卷积。

[0160] 采集模块:设备如图1、2、3所示,具体构成上文已描述,本系统定义的采样空间大小及采集设备和采样空间在空间上的位置关系如图4所示。

[0161] 恢复模块:用三维重建得到的采样物体的几何模型或经对齐后的扫描仪扫所得的采样物体的几何模型计算得到带有纹理坐标的几何模型,加载训练好的神经网络,对带有纹理坐标的几何模型上的每个顶点,预测材质特征向量,拟合用于渲染的坐标系和材质参数。

[0162] 图5为本实施例的工作流程。首先生成训练数据,随机采样得到2亿个Lumitexel,取80%作为训练集,其余作为验证集。训练网络时使用Xavier方法进行初始化参数,学习率为 $1e-4$ 。光照图案为彩色,光照矩阵的大小为 $(3, 512)$,矩阵的三行分表表示红、绿、蓝三通道的光照图案。训练结束后,将光照矩阵取出,变换为光照图案,每列的参数指定了该位置处,光源的发光强度,图7展示了一个网络训练得到的红、绿、蓝三通道光照图案。接下来的流程为:1.手持设备,灯板按光照图案发光,摄像机同时对物体进行拍摄,得到一组采样结果。2.对于三维重建得到的采样物体的几何模型或经对齐后的扫描仪扫所得的采样物体的几何模型,使用Isochart得到带有纹理坐标的几何模型。3.对带有纹理坐标的几何模型上的每个顶点,根据采样时的位姿及采样照片的像素值找到对应的有效的实拍数据,组成高维点云输入网络,恢复出漫反射特征向量和镜面反射特征向量。4.根据网络输出的漫反射特征向量和镜面反射特征向量,对每个顶点使用LBFGS-B方法拟合用于渲染的坐标系及粗糙度,使用信赖域算法求解镜面反射率和漫反射率。

[0163] 图8展示了两个使用上述系统恢复出验证集中的Lumitexel向量,左侧一列为 $\tilde{m}_s$,右侧一列为对应的 m_s 。

[0164] 图9展示了使用上述系统对采样物体进行材质外观扫描恢复出的材质属性结果,第一行分别表示采样物体 $(\rho_{d_R}, \rho_{d_G}, \rho_{d_B})$ 三个分量,第二行分别表示采样物体 $(\rho_{s_R}, \rho_{s_G}, \rho_{s_B})$ 三个分量,第三行分别表示采样物体粗糙度系数 α_x, α_y ,灰度值代表数值大小。

[0165] 以上所述,仅为较佳实施样例,本发明并不局限于上述实施方式,只要以相同手段

达到本发明的技术效果,都应属于本发明的保护范围。在本发明的保护范围内,其技术方案和/或实施方式可以有各种不同的修改和变化。

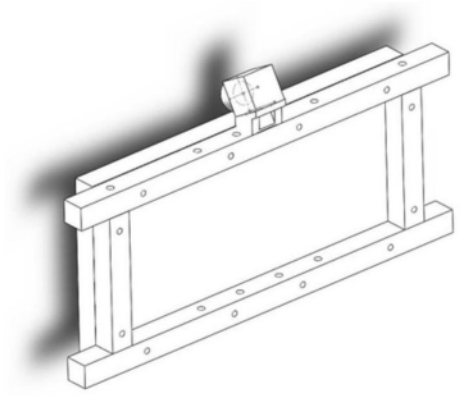


图1

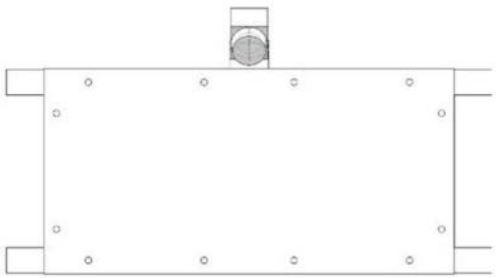


图2



图3

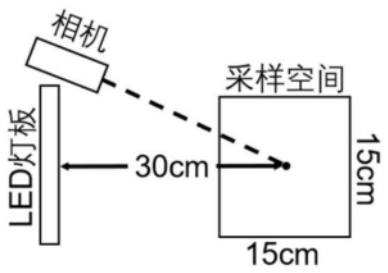


图4

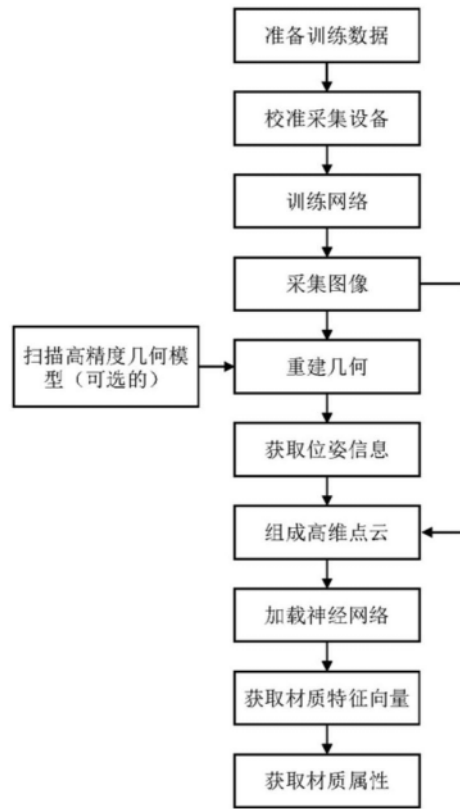


图5

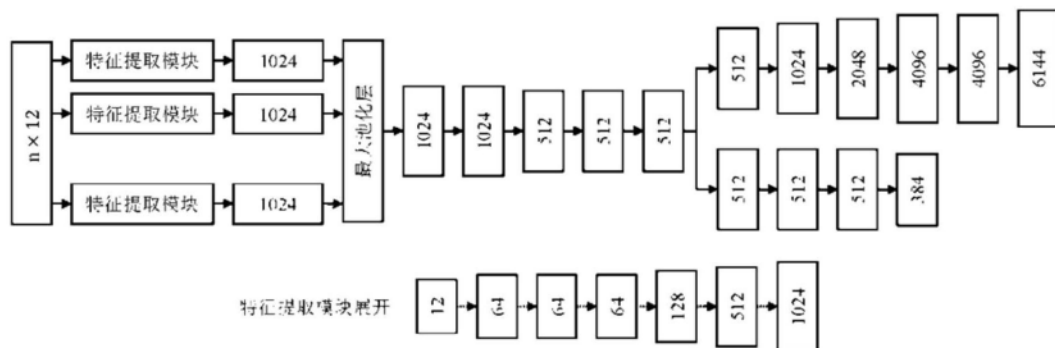


图6



图7

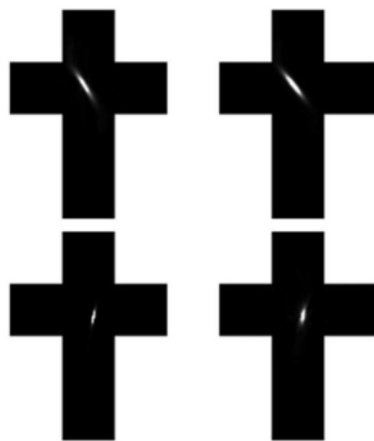


图8

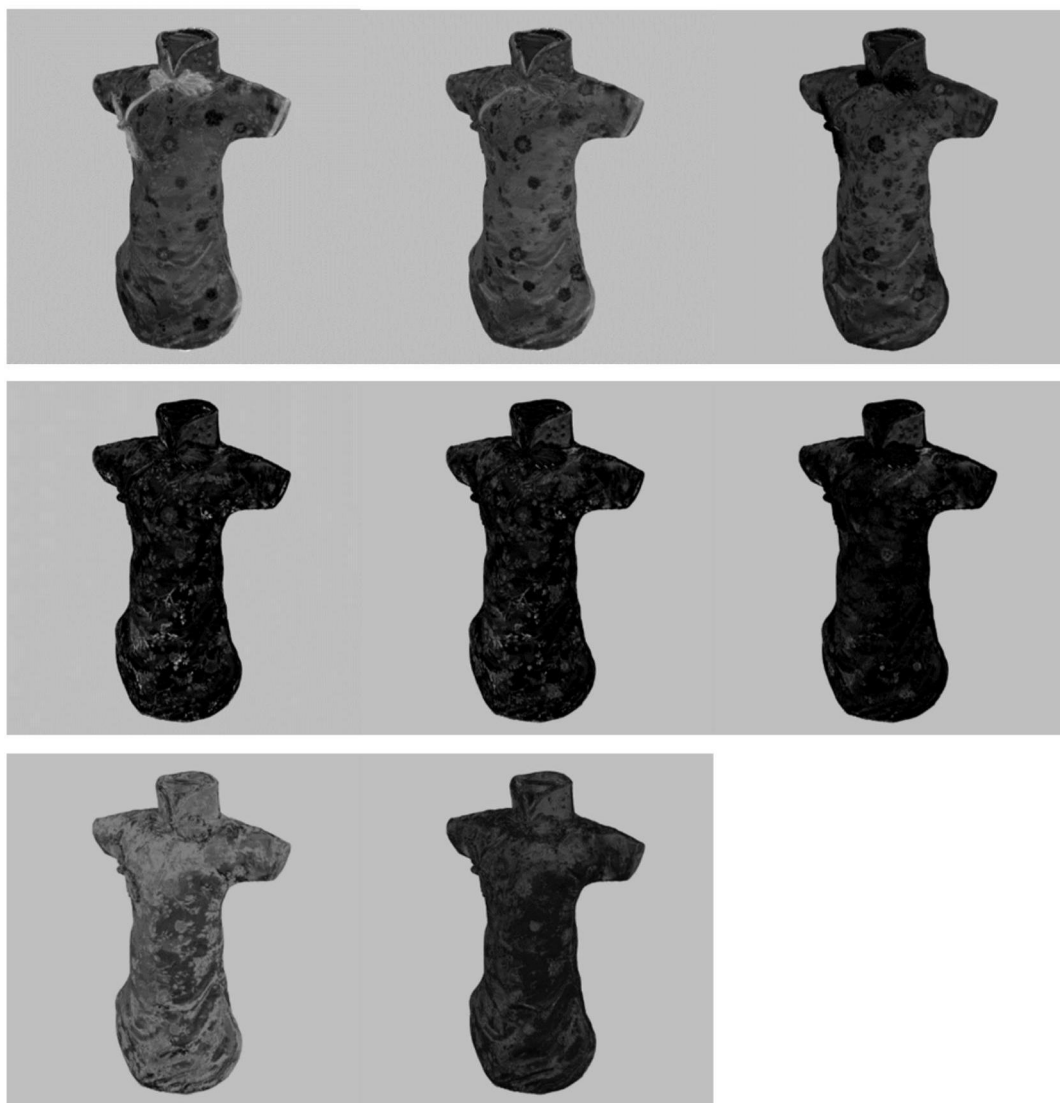


图9