

图像驱动的三维模型外观细节增强

马 林 黄 惠

(中国科学院深圳先进技术研究院 可视计算研究中心 深圳 518055)

摘 要 随着计算机游戏与电影视觉特效的普及应用, 仅通过纹理贴图已不能满足用户需求。然而, 为三维模型制作视觉真实的表面外观, 即在包含几何细节变化(如金属腐蚀、石料风化、木质裂纹等)同时辅之以与几何变化合理匹配的材质颜色却是一件困难且耗时的工作。文章提出了一种能够从单幅图像中提取物体的外观细节(材质与几何信息)并增强至三维模型表面的方法。该方法是一种新型的几何约束的非刚性 2D-3D 融合配准算法, 可以通过将配准后的模型提供的几何信息作为先验知识实现更好的本征图像分解结果。利用图像中同步分解出的互相关的多尺度几何信息与材质纹理信息组成的非参数外观模型, 文中提出了一种法向量约束的几何变形算法将外观纹理恢复到代理模型上。通过上述步骤, 文章提出的方法能够帮助建模师制作具有多尺度外观细节的三维模型。

关键词 外观建模; 几何配准; 本征图像分解; 细节提取
中图分类号 TG 156 **文献标志码** A

Image-Driven Appearance Detail Enhancement on 3D Shape

MA Lin HUANG Hui

(Visual Computing Research Center, Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences,
Shenzhen 518055, China)

Abstract Modeling 3D objects with realistic surface appearance is a challenging and time-demanding task. While a rough approximation of the overall object shape can be quickly modeled by an experienced modeler, or retrieved from a shape repository, endowing a 3D shape with realistic surface appearance, consisting of spatially variant fine scale geometric detail and reflectance, can be extremely time consuming. In this paper, a method that allows modelers to quickly extract a non-parametric appearance model from a single photograph and to easily apply it on various 3D shapes was presented. The extraction was assisted by a user-provided proxy, whose geometry roughly approximates that of the object in the image. A novel technique was used to align and deform the proxy shape so as to match the reference object, thereby enabling accurate joint recovery of geometric detail and reflectance. The correlations between the recovered geometry at various scales and the spatially varying appearance constitute a non-parametric model. The extracted appearance model can then be easily applied to the proxy by our normal transfer algorithm, greatly assisting in modeling detailed and realistic 3D models.

Keywords appearance modeling; shape alignment; intrinsic decomposition; detail extraction

收稿日期: 2016-04-13 修回日期: 2016-05-24

基金项目: 深圳市基础研究(JCYJ20140901003939034、JCYJ20151015151249564、JCYJ20150630114942295、JCYJ20150401145529008)

作者简介: 马林, 硕士, 研究方向为计算机图形学; 黄惠(通讯作者), 研究员, 博导, 研究方向为可视计算, E-mail: hui.huang@siat.ac.cn.

1 引言

三维(Three Dimensional, 3D)模型的外观纹理信息(几何纹理与材质纹理)是其视觉真实性的重要因素。如今的高端电脑游戏和电影特效以及正日渐进入大众视野的虚拟现实(Virtual Reality)技术等都对带有逼真外观的高精度三维模型提出了很大需求。一般来说,建模师需要通过一些图片作为创意来源或参考来设计制作一个三维模型的形状以及外观纹理。然而,制作一个具有丰富外观细节的高精度三维模型即使对于经验丰富的专业建模师也十分困难且耗费时间。虽然在基于图像的几何与外观建模方面有很多相关研究,但是目前仍然没有很好的方法能够自动从单幅图像中自动生成出一个逼真富含细节的三维模型:业界最先进的自动算法仍然需要许多简化假设,然而在实际情况中这些假设有时并不成立。

尽管制作一个带有丰富细节的三维模型十分困难,但制作一个粗糙的简单三维模型却容易许多。利用现有的交互式建模工具,有经验的建模师能够在数分钟内制作出一个三维模型,网络上的三维模型仓库(如 AIM@SHAPE)也使得简单三维模型的获取难度降低。但想要在这些模型上增加几何与纹理细节仍然是一件耗时的工作,并且常常需要多种特殊建模与纹理工具的辅助。

在本文中,我们关注于这具有挑战性的“最后一公里”问题。假设用户选择了一幅图像中的目标物体,并且提供了一个简单代理模型作为目标物体的参考近似,本文方法利用这个代理模型恢复出物体的几何与纹理细节。文章提出了一种 2D-3D 融合配准方法,将代理模型变形配准至图像物体上,为准确的本征图像分解铺平了道路。通过对现有的本征图像分解最先进方法 SIRFS (Shape, Illumination, Reflectance from Shading) 进行改进,利用配准代理模型提供的几何信息,能够恢复出图像中多层次的几何细

节信息与纹理信息。

2 相关工作

本文工作目标是为了开发出一种新的工具——能够大大简化用户参考图像中某种物体的外观进行建模的工作流程。具体来说,假设图像中的目标物体具有某种有趣的几何表面细节和自然的纹理色彩,我们希望获得一个非参数外观模型,该模型能够捕获这些特征并且能够将特征恢复到代理模型上,使得配准后的代理模型具有和图像中物体非常相似的外观细节。下面介绍一下相关领域的工作进展。

2.1 基于图像的几何与纹理建模

从图像中生成带材质纹理的三维模型领域的开创性工作来自于 Debevec 等^[1]的 facade 系统。该系统主要是从多张照片中生成建筑物模型。Oliveira^[2]在基于图像建模方面的综述文章中介绍了这一方向下的后续相关研究。由于基于图像重建任意三维形状的困难性,只有少部分技术能够实现这一目的,并且只能生成近似形状,而大部分主要仍关注于带约束的建筑模型的三维重建。因为建筑中包含的丰富平面,平行或垂直线等可以使得问题大为简化。目前,基于图像的三维建模方面最新的研究成果是 Chen 等^[3]的 3-Sweep 系统,该系统提供了一个直观的用户交互界面来利用广义圆柱拟合图像中的物体,从而实现图像中物体的三维建模以及图像操纵。上述技术主要用于对图像中物体的大致形体进行建模并且通过直接将图像颜色作为材质纹理贴图来增加生成模型的真实感。这些方法既不能从中提取出细节层面的外观特征,也不能利用生成的三维模型来合成新的三维模型。

不少方法支持替换图像中物体的材质纹理,Fang 和 Hart^[4]利用 Shape-from-Shading 方法从图像中估算物体表面的法向信息并以此来引导图像

中物体表面的纹理合成。Diamanti 等^[5]同样使用了基于样例的纹理合成方法来替换图像中物体的纹理，用户通过在目标区域与样例上进行标注来控制发生替换的部位。Khan 等^[6]通过估计图像中物体的形状和环境光照信息从而可以对图像进行纹理替换后的重新渲染。Xue 等^[7]将图像中具有枯萎效果的像素的反射强度作为流形建模，并且用来编辑整张图像的枯萎效果。这些方法都能够做到对图像本身进行编辑或者重新渲染，但是修改都限制于输入图像本身。

在基于图像的材料建模方面，研究者提出了不少方法来恢复单张图像中物体的几何与材质反射信息。Oh 等^[8]通过拟合一个三维模型到图像中的物体来取得该物体的几何信息，并且使用双边滤波器来从均匀的材质纹理区域分解光照信息。Dong 等^[9]的 APPGen 系统能够让用户从某种接近平面材料的单张照片中提取外观信息(包括漫反照率纹理、凹凸纹理以及空间非均匀的镜面反射系数)，但该方法也明显受限于单方向光源和平面物体的先验假设。

2.2 本征图像分解

图像的生成是由于光线在被捕获物体表面发生复杂光学现象的结果，而从图像中重建三维模型或是进行纹理编辑本质上是对其逆过程的求解，都需要从图像中推测出其原始的物体形状以及当时的光线情况。由于逆向渲染过程求解是一个严重病态的问题，为了解决这一计算机视觉领域古老而困难的问题，Horn^[10]与 Bousseau 等^[11]均

提到需要使用强假设或用户的辅助信息。Barron 和 Malik^[12]发现大部分本征图像分解的方法都忽视了明暗图像本身可以被再次分解为形状与光照的乘积，并由此带来求解空间内额外的约束，从而设计了一个统一框架 SIRFS 来计算物体本身的形状、漫反射以及光照信息。该方法是目前用来从单幅图像中恢复光照、形状以及反照率信息的最好方法。原始的 SIRFS 对每个分解通道都设置了一定的先验假设，从中寻找最可能的一种解释，由于他们的先验假设过于严格，带来了两个问题：(1)在物体内具有明显纹理边界容易发生歧义性；(2)为了约束分解结果，恢复出的形状过于平滑。因此，在很多情况下这些假设导致结果与图像中物体的实际形状相差过大，难以恢复出物体的几何细节。

为此，我们提出一种改进方法，利用一个简单的代理模型(建模师通常能够在几分钟内制作)提供图像物体形状的近似描述。为了使用代理模型提供的几何信息，首先要将代理模型配准对齐到图像物体上。有了与图像物体良好匹配的代理模型，我们利用其提供的几何信息代替 SIRFS 中原来的形状先验假设对图像进行本征分解，从中恢复出光照，得到反照率图以及物体的深度图。此时得到的深度图提供了比代理模型更多也更准确的几何细节信息。通过该深度图引导代理模型变形，最终重建得到了一个与图像中目标物体非常相似且具有丰富几何细节的三维模型。图 1 展示了输入图像、代理模型的原始形状、配准后的



图 1 从输入图像到细节三维模型重建

Fig. 1 Detail reconstruction from input image

形状、恢复几何细节后的三维形状以及应用上反射率图作为纹理后渲染得到的结果。由图可以看到, 图 1(a) 和图 1(e) 的结果非常相似, 然而左侧仅仅一张图片而右侧则是一个完整的三维模型。

3 代理模型配准

给定的图像是一些来自于现实生活的、包含需要建模的物体的图片。图像中的尖锐的变化有可能来自物体本身的纹理、反射率的变化, 也有可能来自物体几何形状的变化, 这导致了对应点搜索的困难与歧义性。因此, 2D 图像与三维模型的配准并不能简单地寻找对应点, 而需要更细致地考虑对应点的搜索空间以及其和三维模型的潜在对应位置。这一步配准对结果对最终的输出十分重要。首先, 这相当于模型宏观形状重建的过程, 用户输入图像以及一个与目标物体近似但十分简单的模型, 通过这一步配准可以得到一个与图像匹配良好的三维模型。其次, 配准后的模型能够为后续的外观特征分析提供良好的形状先验知识。为了正确地重建图像物体的三维模型, 使代理模型的位置与配准变形后的投影形状能够与图像中的目标物体吻合。本文的 2D-3D 融合配准通过匹配代理模型的特征边与图像物体的显著性特征线实现。

3.1 检测物体特征线

由于要将初始输入的 3D 粗糙模型变形到外观轮廓与目标建模物体基本一致的模型, 本文将对 3D 模型以及 2D 图像中目标物体的重要特征曲线进行匹配。因为初始输入的 3D 模型本身的形状较简单而且边界明显, 所以其重要的轮廓曲线较容易被检测出来。具体而言, 是通过检测三角形网格中的两个面片的二面角来确定出轮廓特征曲线: 当检测出的两个相邻三角形面片的二面角大于某个设定阈值, 则将该两个三角形面片的公共边加入到轮廓曲线的集合中。对于 2D 图像, 通过 Dollár 和 Zitnick^[13] 的图像边缘检测算法获得特征曲线与每个像素位置的显著性值。检测出的特征曲线既包括目标建模物体的轮廓线, 也包括大量的物体本身由于纹理或反射率变化而导致的边缘曲线, 如图 2 所示。

这些曲线大多数是不连续、分段的曲线, 会干扰 3D 轮廓曲线与 2D 轮廓曲线的对齐。为了减少其他曲线的干扰, 本文还将结合人为交互的方法, 通过添加或删除 2D 图像上的特征曲线, 减少无关曲线的影响, 为与 3D 模型轮廓曲线的对齐提供较好的候选曲线。用户可以分别在不同的交互模式下对检测出来的 2D 特征曲线进行操作, 通过画线或画圈的操作来添加或筛选特定的曲线, 如图 3 所示。

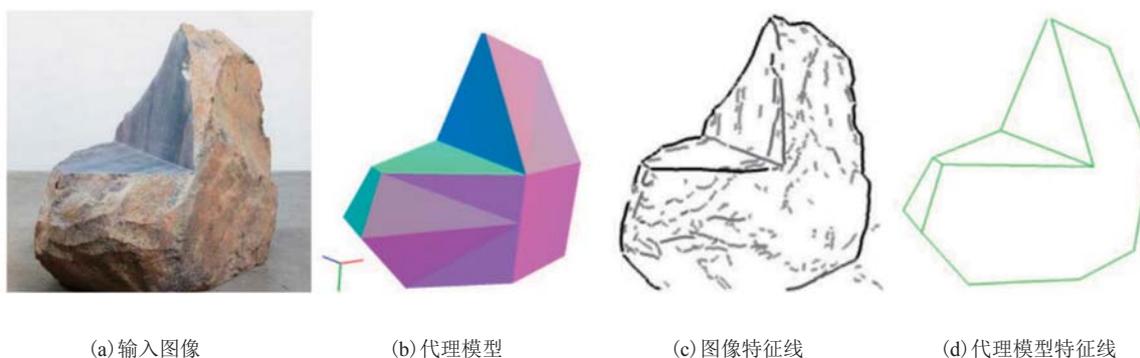


图 2 特征线提取

Fig. 2 Feature line extraction

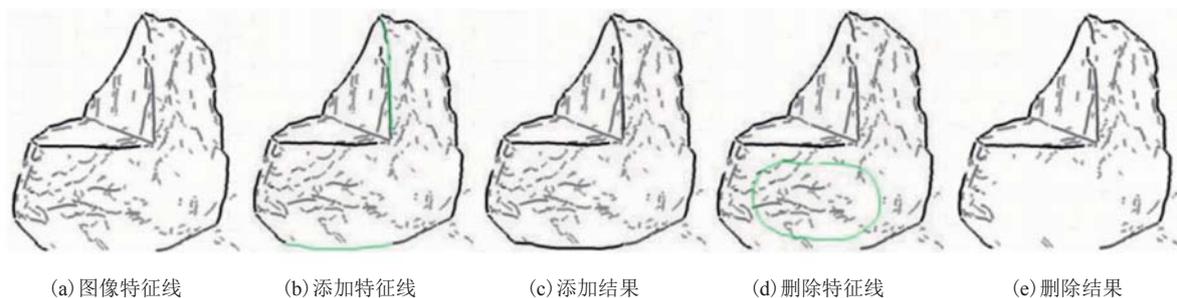


图3 特征线修改

Fig. 3 Feature line modification

3.2 计算基于显著性的对应关系

由于在提取出的 2D 特征曲线图像上既包括重要的轮廓曲线边缘, 也包括很多干扰对齐的噪声边缘, 因此对 3D 输入模型可见面的每一条特征轮廓线, 在 2D 特征曲线图像上寻找最有可能匹配上的曲线候选集合, 寻找的依据有三部分: 2D 特征曲线的显著性值、3D 特征曲线的投影与 2D 特征曲线的夹角、3D 特征曲线的投影与 2D 特征曲线之间的距离, 数学上的表示如公式(1)所示。

$$S(v_i, p_j) = \frac{s_j^a |t_i^T t_j|}{\|v_i - p_j\|^b} \quad (1)$$

其中, v_i 是 3D 模型可见特征曲线投影线上的采样点; p_j 是 2D 图像上特征曲线上的采样点; s 是 2D 特征曲线的显著性值; t_i 和 t_j 分别是 3D 模型可见面特征曲线的投影线与 2D 特征曲线的方向; a 、 b 为预设的系数 ($a=0.7$, $b=0.5$)。 $S(v_i, p_j)$ 的值在 3D 模型可见面特征曲线的投影线与 2D 图像特征曲线的方向越接近、距离越短、以及显著性强度值越高时越大。仅仅通过三维模型与图像特征线采样点之间的响应强度建立对应关系并不鲁棒, 也无法保证线段内的对应点配对, 因此设计了两级搜索过程并进行了条件剪枝减少计算量。算法流程如下:

(1) 采样: 三维模型与图像上的特征线进行动态采样, 即对当前三维模型的可见特征线段进

行采样 (15 个采样点), 图像特征线的采样率则由当前三维模型采样点之间的平均距离决定, 使三维模型与图像特征线的采样点具有接近的采样间隔。

(2) 预计算: 计算每个采样点的局部线段方向, 由于图像特征线并不连续, 进一步将图像特征线段头尾位置与方向小于阈值的线段进行分组。同时, 线段方向在计算对应关系时将作为剪枝条件使用。

(3) 建立最佳点-点映射: 选取模型特征线采样点与图像特征线采样点双向响应强度 $S(v_i, p_j)$ 最强时作为一组最佳映射。由于控制了采样点数量以及使用局部方向剪枝, 该步在本文例子中均可控制在 1 s 以内完成。

(4) 建立最佳线-线映射: 在得到所有的点-点映射后, 统计模型与图像每一段特征线的对应点数量。当具有双向最大对应点数量时, 则认为该组线段为最佳映射并且仅保留这些点-点映射。

(5) 优化对应点: 通过第(4)步剪枝删去了大量不可靠对应关系, 并且获得了线段之间的最佳匹配。在这一步将属于图像线段同组的线段纳入候选范围, 将属于这些线段的最佳点-点匹配重新取回, 从而得到最终的最佳匹配关系。图 4 显示了最后得到的最佳对应点对。

3.3 2D-3D 融合配准

利用得到的对应点来评估代理模型特征线在图像上的投影与图像的边缘线是否对齐, 称之为

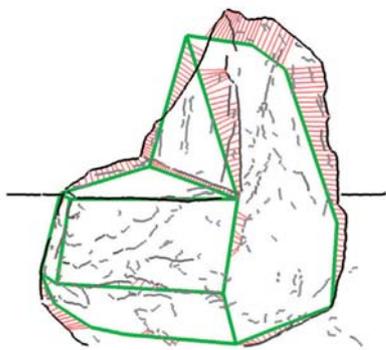


图 4 最佳对应点对

Fig. 4 Optimal correspondence

data 项 (数据驱动项)。Data 项的表达式为:

$$E_d(P) = \sum_{i \in I} \| \text{projection}(v_i) - M(v_i) \|^2 \quad (2)$$

其中, I 为代理模型中可见特征线的采样点集合; v_i 为代理模型的某一个采样点。与 Kholgade 等^[14]相似, data 项计算 3D 模型可见面的特征曲线投影的每一个采样点 $\text{projection}(v_i)$ 与其在图像对应点 $M(v_i)$ 之间的欧式距离之差。由该式可看出, 代理模型的配准是一个优化问题。我们希望求出代理模型的最佳位置与形状使得 data 项达到最小值, 此时代理模型将成为图像中目标物体形状的良好近似。

代理模型本身存在于三维空间, 而 data 项仅仅考虑了投影在图像上对应点之间的距离误差, 正如所有配准方法均面临的问题, 前一步所得到的对应点并不能保证完全准确。同时由于初始时模板网格与数据还相距较远, 搜索到的对应点也含有许多误差。因此在进行变形时需要模板网格原本形状作为约束, 使得每一步不会发生过于剧烈的变化, 称之为 shape 项 (形状约束项)。Shape 项的能量函数定义为:

$$E_s(P) = \sum_i \sum_{j \in N(i)} w_{ij} \| (p'_i - p'_j) - R_i(p_i - p_j) \|^2 \quad (3)$$

其中, p' 为优化的模板网格点集; R_i 为每个顶点位置对应的局部旋转变换; shape 项为整个代理模型网格对应的局部刚性变换能量, 作为其在

变形时的形状正则项。该式在每个顶点定义了 Sorkine 和 Alexa^[15]提出的局部刚性变换能量, $N(i)$ 为顶点 i 的 1 邻域, 该项衡量了某一状态下的模板形状 p' 的每个顶点在新位置 p'_i 与原始形状 p 之间的差异, 因此该项防止代理模型在变形时与原始形状发生过于剧烈的变化。

由于开始时相机位置未知, 我们将配准过程分为相机位置优化与非刚性变形两个部分。用户在载入模型后首先将相机调整至与图像接近的位置 (相机默认使用正交投影), 然后求得一个刚性变换 T 使得上述 data 项的值最小, 即 $T = \min_T E_d[T(P)]$ 。该变换即对相机位置的微调, 为下一步非刚性配准提供最佳初始位置, 这一步所要优化的变量为 6 维 (旋转 3 维, 平移 3 维)。在求得代理模型的最佳姿态后, 同样利用 data 项的引导来进行非刚性配准, 此时优化的变量成为代理模型 P 的每一个顶点位置, 我们在这里加入 shape 项, 优化函数变为:

$$P_{\text{align}} = \min_P [E_d(P) + E_s(P)] \quad (4)$$

需要注意的是, 在后文 4.2 节中的对应点根据当前模型的形状求出, 在进行配准时模型的形状和位置都会发生变化。因此, 在实际运行中 4.2 与 4.3 两步反复迭代进行, 直到代理模型足够近似图像中的目标物体, 如图 5 所示。

4 代理模型的细节外观恢复

4.1 基于代理模型的 SIRFS

SIRFS (Shape, Illumination, Reflectance from Shading)^[12]是目前解决本征图像分解问题最先进的方法, 可以看作经典 Shape-from-Shading 的扩展, 不仅恢复形状, 同时在求解过程中恢复反照率和光照信息。该问题定义如下:

$$\max_{R, Z, L} P(R)P(Z)P(L) \text{ subject to } I = R + S(Z, L) \quad (5)$$

其中, R 是对数域下的反照率图像; Z 是深度图; L 是球谐光照模型; $S(Z, L)$ 是从深度图渲染



图5 2D-3D融合配准

Fig. 5 2D-3D registration

出对数域 Shading 图像的过程； $P(R)$ 、 $P(Z)$ 、 $P(L)$ 分别是反照率、形状和光照的先验假设模型。显然 SIRFS 问题就是在满足本征图像分解条件下寻找符合先验假设模型的最大似然分解。该问题是一个带约束优化问题，但通过等式变形，可以将等式约束吸收进优化函数中变为：

$$\min_{Z,L} g[I-S(Z,L)]+f(Z)+h(L) \quad (6)$$

其中，函数 $g(R)$ 、 $f(Z)$ 和 $h(L)$ 为先验假设的损失函数。

SIRFS 希望从单张图像中在没有别的额外输入情况下推测出生成图像的物理世界，即物体的大致形状、平滑的反照率分布以及光照信息。与 SIRFS 所要解决的问题不同，我们希望利用配准后的代理模型提供的对图像中目标物体的近似形状信息，从图像中分解提取其中的材质纹理信息和细节几何信息。因此，我们提出了基于代理模型的 SIRFS，修改了所使用的先验假设以及对应的损失函数。通过求解该优化方程，可以得到图像物体的深度图 Z 以及对应的光照系数。下面详细介绍该方程中的先验约束假设。

4.1.1 反照率先验假设

对于反照率先验假设的损失函数包含三个部分：

$$g(R)=\lambda_e g_e(R)+\lambda_a g_a(R)+\lambda_r g_r(R) \quad (7)$$

其中， g_e 与 g_a 继承自 SIRFS 使用的稀疏性与绝对强度先验 ($\lambda_e=3.36$, $\lambda_a=4.75$)； g_r 为本文引入的 Retinex 先验 ($\lambda_r=5$)。该先验假设在每一个局部区域，具有相似色度值的像素应当具有相似的

反照率。其严格定义为：

$$g_r(R)=\sum_i \sum_{j \in N(i)} \alpha(c_i, c_j) \|R_i - R_j\|^2 \quad (8)$$

其中， $N(i)$ 是以像素 i 为中心的 5×5 窗口； c_i 与 c_j 是像素 i 与 j 的色度值； R_i 与 R_j 是相应的反照率值；权重函数 $\alpha(c_i, c_j)=e^{-\|c_i - c_j\|^4}$ 。因此当色度值愈接近(欧氏距离)，权重愈高。假设图像的 rgb 通道像素表示为 $I=(I^r, I^g, I^b)$ ，则该像素的强度值为 $I^i=(I^r+I^g+I^b)/3$ ，色度值为 $I^c=[I^r/I^i, I^g/I^i, 3-(I^r/I^i)-(I^g/I^i)]^{[9]}$ 。

4.1.2 几何先验假设

几何先验假设利用了配准后的代理模型提供的对图像物体近似拟合的几何信息，损失函数定义为：

$$f(Z)=\lambda_p f_p(Z) \quad (9)$$

代理模型先验 f_p 将约束分解出的深度图 Z 的平滑版本与代理模型 P_{align} 一致。配准后代理模型的深度图 $Z(P_{align})$ 通过 OpenGL 渲染模型取出 Z-buffer 获得。因为我们希望获得图像中目标物体的几何细节，并且配准后的代理模型已经足够表达物体的大致形状，所以不再需要原始 SIRFS 中的形状先验假设。代理模型先验 f_p 的数学定义如下：

$$f_r(R)=\sum_i \left\| G(Z_i, r) - Z_i(P_{align}) \right\|_2^2 \quad (10)$$

其中， $G(Z_i, r)$ 是像素位置 i 经过半径 r 的高斯平滑后的深度值； $Z_i(P_{align})$ 表示配准后代理模型在像素位置 i 处的深度值。该损失函数使用的 L2

范数保证了在进行本征图像分解时几何变化在每一处都较均匀分布。图 6 从左到右分别为未使用与使用了配准代理模型作为几何先验信息进行分解得到的深度图与反照率图。

4.2 三维细节外观重建

通过本征图像分解得到的物体几何形状(图像物体深度图 Z)与材质纹理(反照率图 R)都存在原始的图像空间, 而代理模型本身则是由三角网格表示的三维模型, 必须将分解出的外观特征信息提取并恢复到代理模型所在的表达空间。本文使用了两级存储。准确来说, 在第一级较低粒度的外观特征, 仅存储几何信息, 在第二级像素粒度的外观特征存储几何与纹理信息。

第一级外观对应三维模型每个顶点的顶点变化, 即代理模型上可见部分的每一个顶点存储一个三维向量来表示几何变化。第二级外观对应参数网格上每个像素的外观特征, 每个像素位置存储一个四维向量, 其中, 三维表示材质纹理的颜色信息, 一维表示几何沿该位置法向量方向的偏移距离。由于得到的精确几何形状与反照率图来自于原始图像的一组分解, 因此几何纹理与材质纹理互相关联。这也符合自然情况, 一个自然物体表面的细节几何形状(如风化、腐蚀)往往与该物体表面颜色有相关性(如金属腐蚀后的锈迹颜色)。另外需要注意的是, 在第一级外观特征中, 几何偏移允许沿任意方向, 而在第二级外观特征中, 几何偏移仅允许沿法向量方向。假设

配准后的代理模型由 P_{align} 表示, 本征图像分解出的包含细微几何变化的深度图由 Z 表示, 第一、二级几何变化由 D_1 和 D_2 表示, 则希望有 $Z=D_2[D_1(P_{align})]$ 。值得说明的是, 传统的法向贴图对三维模型的细节增强只在渲染时完成, 并不改变模型本身形状, 因此也无法实现自阻挡、自阴影等复杂效果。而本文方法则直接重建了图像中物体的三维几何细节, 并且可以根据需要在不同精度上改变三维模型的形状。

4.2.1 低粒度几何纹理重建

如前文所述, 低粒度几何纹理存储的是每个顶点的位移向量, 使得 P_{align} 与 Z 相似。由于 Z 是图像物体的深度图, 而 P_{align} 是三角网格, 为了能将 Z 所表达的 shape 传递到 P_{align} 上, 设计了一种使三角网格根据给定法向量信息变形的办法。法向图可通过对整张深度图 Z 分别沿图像 x 轴与 y 轴用 sobel 算子做微分卷积获得。由于代理模型已经和图像物体配准对齐, 因此代理模型上每个顶点都可以取得其在图像上的位置, 也就获得了该位置的法向量信息。利用每个顶点的法向量作为约束变形代理模型即可得到一个 Z 形状的近似, 我们称这一步为法向量约束的几何变形, 流程如图 7 所示。

法向量约束的几何变形算法是一个根据给定法向信息优化模型顶点位置的过程, 其定义如下:

$$E_{total}=E_s+E_n+E_v \quad (11)$$

其中, E_s 为原始形状约束, 与在配准过程中使用



图 6 基于代理模型的 Shape, Illumination, Reflectance from Shading

Fig. 6 Proxy-based Shape, Illumination, Reflectance from Shading

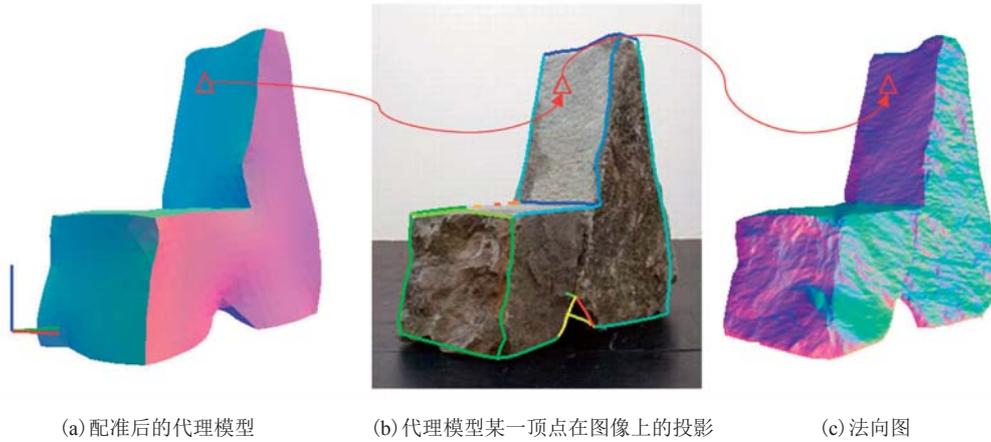


图7 法向量约束的几何变形流程

Fig. 7 Normal constrained deformation

的能量定义相同； E_n 为法向量约束，是变形后的代理模型与 Z 相似，定义如下：

$$E_n = \sum_{\text{each triangle}} \left\| (p_0 - p_1)^T \cdot n \right\|^2 + \left\| (p_0 - p_2)^T \cdot n \right\|^2 \quad (12)$$

E_v 为顶点移动约束，我们希望顶点尽量沿着形状当前的法向量方向移动而不要偏移太远，定义如下：

$$E_v = \sum_{\text{each triangle}} \left\{ \left\| p_i - p_{i_0} \right\|^2 - \left[(p_i - p_{i_0})^T \cdot n \right]^2 \right\} \quad (13)$$

由图 8 可以看到，该步能够将 P_{align} 变形至与 Z 十分相似。于是第一级几何纹理就是变形前后每个顶点之间的位移向量。

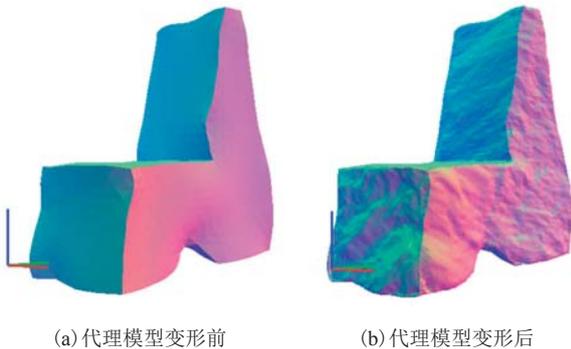


图8 法向量约束的几何变形结果

Fig. 8 Result of normal constrained deformation

4.2.2 细粒度外观纹理重建

在获得第一级低粒度几何纹理即每个顶点位置上 P_{align} 与 $D_1(P_{\text{align}})$ 的位移，我们希望获得第

二级细粒度的外观纹理，不仅仅是每个像素位置的几何位移，即 Z 与 $D_1(P_{\text{align}})$ 之间的差异，同时也包含了材质颜色信息。这一级外观纹理存储在代理模型的参数网格上，由于参数网格可以无限细分，所以可以存储像素级别的外观纹理，此时每个像素位置的外观纹理由一个四维向量表示，红绿蓝 (RGB) 材质颜色与 D (Displacement) 每个表面位置沿法向量方向的偏移量。对参数网格上每一个位置，从 $D_1(P_{\text{align}})$ 沿该位置法向量方向出发做光线投射 (ray casting) 计算与 Z 的交点，从而得到 D 。另一方面由于代理模型与图像已经对齐，可以得到该位置在本征图像分解得到的反照率图像上的位置，从而得到 RGB 值，流程如图 9 所示。

5 实验结果与分析

5.1 图像配准

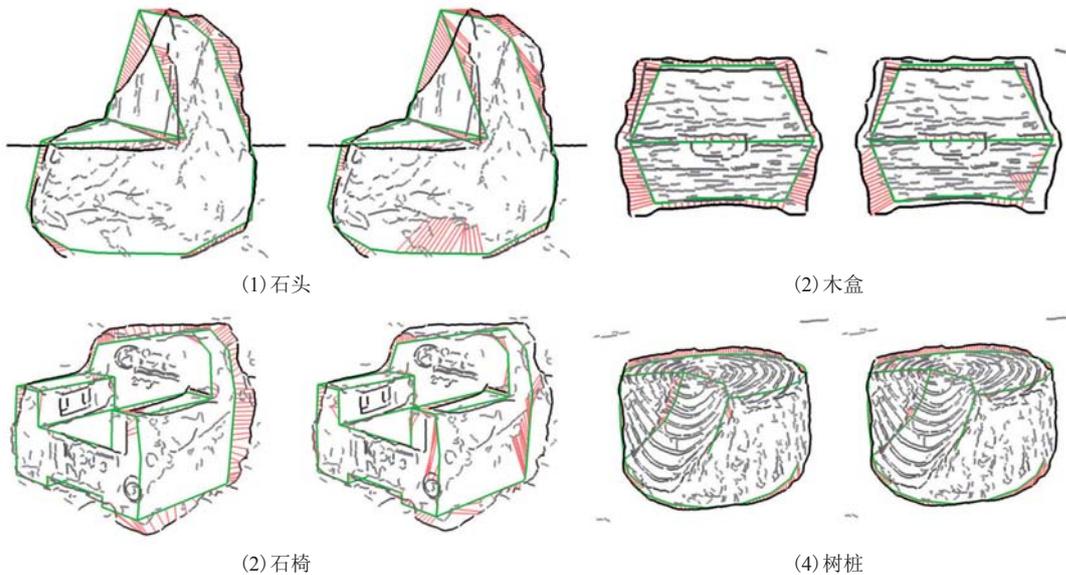
5.1.1 基于显著性的对应点搜索

我们对本文提出的基于显著性的对应关系搜索进行了实验并与 Kraevoy 等^[16]利用 HMM (Hidden Markov Model) 进行对应关系搜索的方法进行了比较，如图 10 所示。由于 Kraevoy 方法^[16]在计算对应关系上只考虑了距离和连续



图 9 细粒度外观纹理重建流程图

Fig. 9 Pixel-level appearance regeneration



在各小图中, 左侧为本文方法, 右侧为 Kraevoy 方法^[16]; 黑色渐变为图像显著性边缘线; 绿色为代理模型投影特征线; 红色为两者对应关系。

图 10 对应点搜索比较

Fig. 10 Comparison of correspondence

性, 因此无法处理实际图像中提取轮廓线中包含的噪声与断裂情况, 出现了多处误匹配现象。

表 1 展示了两种方法计算的对应点正确率以及平均对应点搜索耗时。可以看到, 本文对于

图像中包含大量非显著轮廓产生的边缘线时, 仍然能够得到可靠的对应点关系。由于控制了采样点个数, 在大部分情况下搜索算法耗时均控制在 1 s 以内。时间复杂度为 $O(kNM)$, 其中 k 为每条线采

样点个数； N 为三维模型特征线数量； M 为图像特征线数量。三维模型的可见特征线数量一般远少于图像特征线数量，因此所需时间一般由图像特征线复杂程度决定。从表中树桩一例子也可看出，图像特征线较为复杂，因此搜索时间较长。

表 1 对应点正确率比较与搜索时间

Table 1 Correct rate of correspondences and time cost

搜索对象	对应点正确率		搜索耗时(s)
	本文方法	Kraevoy 方法 ^[16]	
石头	0.909 (150/165)	0.856 (167/195)	0.369
木盒	0.952 (118/124)	0.339 (42/124)	0.115
石椅	0.746 (103/138)	0.549 (73/133)	0.233
树桩	0.856 (89/104)	0.798 (87/109)	1.062

注：括号内表示正确的对应点与搜索到对应点比例

5.1.2 配准结果

图 11 展示了四组 2D-3D 融合配准结果，左图为代理模型特征线在图像上的投影，右图为经

过配准后代理模型特征线在图像上的投影。可以看到，经过融合配准后，代理模型均能够与图像中的目标物体匹配良好，从而为下一步本征图像分解提供准确的形状信息。

本文提出的算法依靠模型特征线来引导进行非刚性配准也具有一定不足与限制：主要在于当代理模型或图像中的目标物体由光滑的曲面组成时，无法很好地提取出特征线，并且在这种情况下只利用特征线约束来进行配准容易导致配准后的结果出现扭曲。因此，需要在配准的能量函数中加上一些几何约束，如平面约束、对称性约束等。图 12 展示了一个配准导致曲面扭曲的失败例子。

5.2 外观细节重建

5.2.1 基于代理模型的形状、反照率分解

本文利用配准后的代理模型提供的几何先



图 11 四组 2D-3D 融合配准结果

Fig. 11 Four examples of 2D-3D registration

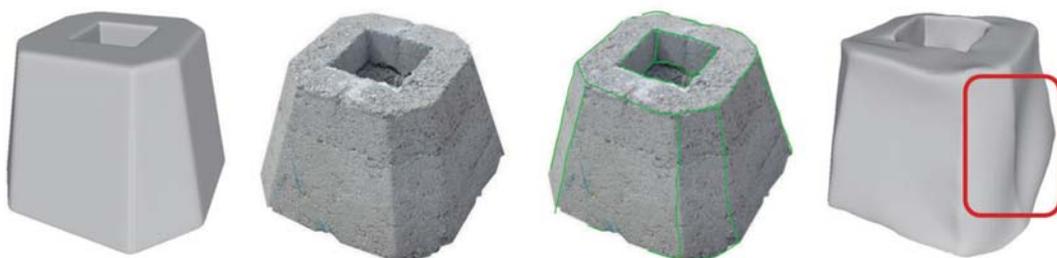


图 12 曲面欠约束导致扭曲

Fig. 12 Distortion by unconstrained deformation

验信息改进了 SIRFS^[12]方法, 图 13 比较了原始 SIRFS 与使用代理模型先验信息分解原始图像得到的结果。可以看到, 原始 SIRFS 得到的三组分解结果均在形状的相对深度解释上发生了错误,

且在第二组和第三组例子中, 表面几何细节丢失较多。

5.2.2 外观重建结果

图 14 展示了三组外观细节重建结果, 从左



图 13 三组外观细节恢复结果

Fig. 13 Three examples of detail recovery

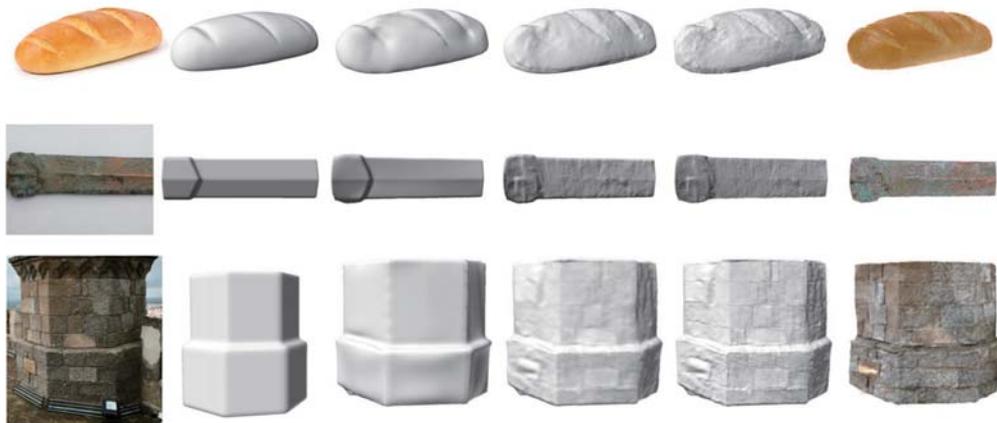


图 14 三组外观细节重建结果

Fig. 14 Three examples of detail reconstruction

到右依次为输入图像、代理模型、配准后的代理模型、经过几何重建后具有低粒度几何纹理的代理模型、经过几何重建后具有细粒度几何纹理的代理模型、纹理贴图后重新渲染的代理模型。可以看到,本文方法成功地在代理模型表面重建了图像中物体的外观细节,以上实验表明本文方法的有效性与可行性。

6 总结与展望

随着交互式建模工具的应用以及在线 3D 模型仓库的简建立,想要制作或者获取一个简单的三维模型并不困难。然而,想要跨过单调的简单模型与具有丰富细节的逼真模型之间的“最后一公里”旅程,却是一个艰巨的任务。

在本文工作中,我们成功解决了建模过程中这一充满挑战性的阶段问题。通过基于代理模型辅助的单幅图像外观提取,将图像中目标物体的外观细节重建到代理模型上。本文展示了在给定一个含有带感兴趣外观物体的图像时,如何通过将三维代理模型在形状约束下配准至图像中的物体轮廓特征线上。本文也通过比较展示了一旦代理模型成功变形并且配准到输入图像中的目标物体后,能够借助其提供的形状信息极大地辅助表面几何细节的恢复。通过将几何细节分为不同尺度,使得本文在重建像素级外观细节时利用几何与材质颜色的互相关信息得到更逼真的效果。第 5 节的实验结果表明,本文所提出的算法能够有效从图像中提取不同类型的材质外观,并且在代理模型上重建出足够可信逼真的类似外观细节。在将来,我们希望能够对于目前方法的一些局限进行改善。首先,几何与外观的提取(利用本文对于 SIRFS 方法的改进)应该需要实现更稳定的效果,并且实现使用参数的自动调整以达到最佳效果。其次,目前的方法假设图像中的光照条件来自于低频环境光照,且物体表面反射符合朗伯

模型,期望能够将本文方法拓展使其能够处理更一般性的反射模型和方向光照。由于代理模型能够提供图像中物体的良好近似,应当能够帮助处理自阻挡在方向光照下导致的阴影以及低频光照下的环境阻挡效果。一个更好的光照模型也能够促进从图像中恢复更准确的几何与材质信息。

另一值得探讨的方向是如何能够提出一种自动方法,利用 3D 模型库或简单的 Sketch-to-Model 方法自动从图像中生成一些代理模型的候选,免去用户需要手工制作一个简单代理模型的麻烦。

参考文献

- [1] Debevec PE, Taylor CJ, Malik J. Modeling and rendering architecture from photographs: a hybrid geometry- and image-based approach [C] // Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 1996: 11-20.
- [2] Oliveira MM. Image-based modeling and rendering techniques: a survey [J]. Revista de Informática Teórica e Aplicada, 2002, 9(2): 37-66.
- [3] Chen T, Zhu Z, Shamir A, et al. 3-sweep: extracting editable objects from a single photo [J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(6): 2504-2507.
- [4] Fang H, Hart JC. Textureshop: texture synthesis as a photograph editing tool [J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 354-359.
- [5] Diamanti O, Barnes C, Paris S, et al. Synthesis of complex image appearance from limited exemplars [J]. ACM Transactions on Graphics, 2015, 34(2): 1-14.
- [6] Khan EA, Reinhard E, Fleming RW, et al. Image-based material editing [J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 654-663.

- [7] Xue S, Wang JP, Tong X, et al. Image-based material weathering [J]. *Computer Graphics Forum*, 2008, 27(2): 617-626.
- [8] Oh BM, Chen M, Dorsey J, et al. Image-based modeling and photo editing [C] // *Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 2001: 433-442.
- [9] Dong Y, Tong X, Pellacini F, et al. AppGen: interactive material modeling from a single image [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2011, 30(6): 61-64.
- [10] Horn B. *Robot Vision* [M]. London: MIT press, 1986.
- [11] Bousseau A, Paris S, Durand F. User-assisted intrinsic images [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, 28(5): 89-97.
- [12] Barron JT, Malik J. Shape, illumination, and reflectance from shading [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(8): 1670-1687.
- [13] Dollár P, Zitnick C. Structured forests for fast edge detection [C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2013: 1841-1848.
- [14] Kholgade N, Simon T, Efros A, et al. 3D object manipulation in a single photograph using stock 3D models [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, 33(4): 1-12.
- [15] Sorkine O, Alexa M. As-rigid-as-possible surface modeling [C] // *Proceedings of the 5th Eurographics Symposium on Geometry Processing*, 2007: 109-116.
- [16] Kraevoy V, Sheffer A, Panne M. Modeling from contour drawings [C] // *Proceedings of the 6th Eurographics Symposium on Sketch-Based Interfaces & Modeling*, 2009: 37-44.