

基于感知的室内场景的多视点渲染优化

汲梦宇, 刘利刚

(中国科学技术大学数学科学学院, 安徽合肥 230026)

摘要: 研究了室内场景的自适应多视点渲染优化问题. 对于输入的三维室内场景模型, 首先定义了一个新颖的基于几何信息、结构信息及美学信息的视点感知度量函数; 进而建立了一个多视点整体优化模型; 然后利用模拟退火算法优化得到用户指定个数的多视点集合, 最后渲染出图. 实验结果表明, 对于室内场景多视点渲染优化这一问题, 提出的方法能够自适应地得到一系列全面且美观的渲染图片.

关键词: 室内场景; 多视点渲染; 模拟退火

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A doi: 10.3969/j.issn.0253-2778.2018.02.008

引用格式: 汲梦宇, 刘利刚. 基于感知的室内场景的多视点渲染优化[J]. 中国科学技术大学学报, 2018, 48(2): 140-147.

Ji Mengyu, Liu Ligang. Perception-aware multi-view rendering optimization for indoor scenes[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2018, 48(2): 140-147.

Perception-aware multi-view rendering optimization for indoor scenes

Ji Mengyu, Liu Ligang

(School of Mathematical Sciences, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China)

Abstract: Multi-view rendering optimization for indoor scenes in the process of interior design was studied. Given an indoor scene model, firstly, a novel and perception-aware viewpoint metric function that is based on geometry information, structure information and aesthetic information was defined. Secondly, a multi-view objective function was modelled and optimized to obtain a multi-view set by using the simulated annealing algorithm. Extensive experiments show that the proposed method can adaptively obtain a set of all-sided and artistic rendering images for multi-view rendering optimization.

Key words: indoor scene; multi-view rendering; simulated annealing

0 引言

随着渲染技术的快速发展, 室内设计师或装修用户可以选择在虚拟家装平台上对所选户型进行模拟装修, 在家装设计完成后, 为了用户能够全方位地感知整体装修风格, 家装平台根据用户指定的多个

视点参数可以快速渲染出一组整体效果图. 室内装修设计师根据设计经验可以很容易地选定合适的视点渲染出信息丰富且美观的效果图, 然而对于无经验的用户而言, 通常需要选择尝试大量视点才能得到一个满意的装修效果图. 因此, 如何在无需用户指定视点参数的情况下根据场景信息自适应地得到

收稿日期: 2016-12-08; 修回日期: 2017-04-06

基金项目: 国家自然科学基金(61672482, 11626253), 中国科学院“百人计划”资助.

作者简介: 汲梦宇, 女, 1994年生, 硕士. 研究方向: 计算机图形学. E-mail: jimengyu@mail.ustc.edu.cn

通讯作者: 刘利刚, 博士/教授. E-mail: lgliu@ustc.edu.cn

多个视点去感知整个三维场景是一个重要且有意义的问题。在三维模型感知、移动机器人路径规划、安防监控等领域,最优视点选择一直是关键问题,国内外学者对此进行了大量的研究工作^[1-22]。在三维模型感知领域,大部分的研究工作关注于单一三维模型的视点选择问题^[1-11],而其中少量关注三维场景的视点选择问题的工作也仅处理最优单视点的情况^[12-15]。本文首次研究复杂三维室内场景多视点渲染优化问题。

在视点选择过程中,往往需要构建一个评估视点质量的度量函数。对于室内场景单视点局部渲染问题,Liu 等^[15]提出的视点度量函数需要用户指定场景中待渲染重要物体且只考虑了指定物体附近局部几何结构信息和美学信息,忽略了场景感知的整体性。在文献^[14]中,Zhang 等针对室外场景提出了只基于几何特征的视点度量函数,而在室内场景处理中结构信息和渲染图质量非常重要,因此本文在考虑几何特征的同时加入结构信息和渲染图质量评估度量。

为了解决复杂三维室内场景的多视点渲染优化问题,本文提出了一个新颖的视点感知度量函数,该度量函数考虑了几何信息、结构信息以及美学信息等感知元素,进而利用该度量函数建立了一个多视点整体优化模型,最后利用模拟退火算法优化求解最优视点集合并渲染出图。

1 相关工作

近年来,针对最优视点选择问题,研究人员提出了多种相关算法。根据视点个数,下面将分为两大类进行介绍。

1.1 单视点选择问题

人们通过了解三维模型本身的几何特征与形状结构来感知三维模型,在计算机图形学中,单视点选择问题广泛存在于三维模型感知领域。

对于单一三维模型,可利用投影面积^[1]、曲面面积熵^[2]、轮廓^[3]、几何曲率^[4]、对称性^[5]、视觉显著性^[6,7]、语义信息^[8]和美学信息^[9]等量化度量去优化求解最优视点。另外一方面,研究人员还通过机器学习的方法间接确定最优视点,例如 Liu 等^[10]在网络上收集了大量的相关图片,通过数据驱动的方式确定最优视点;Secord 等^[11]通过大规模的用户实验来探究 14 种视点度量之间的衡量方案,进而确定三维模型的最优视点。

对于三维场景模型,Sokolov 等^[12]将单模型视

点度量(如视点可见面积)应用到简单三维场景中,得到三维简单场景的最优视点;Bratkova 等^[13]基于美学准则(黄金比例等)与感知准则(深度变化量等)提取自然场景的最优视点;Zhang 等^[14]基于场景模型的几何特征提出了全新的视点描述算子,以场景模型的包围球面作为候选视点集合,首次解决了三维复杂场景单一最优视点选择的问题;Liu 等^[15]以室内场景内部作为视点候选区域,着重渲染用户指定场景中高亮物体(如沙发、桌子等),通过局部调整相机参数、模型对象几何变换参数及其表面材料使得渲染图能够达到美学准则与设计约束之间的平衡点。

1.2 多视点选择问题

多视点选择问题是单视点问题的扩展,多应用于移动机器人路径规划、安防监控等领域。

路径规划一直是移动机器人领域的热点问题,目前大致有两类研究方向:自主避障路径规划与即时定位与地图构建(SLAM)。在真实应用场景中,移动机器人路径规划的效率主要受限于探索过程。在任务设置基础上,利用当前视点已覆盖的场景信息去迭代确定下一个最优视点(next best view, NBV)。Low 等^[16]基于扫描约束与扫描质量要求提出了视点质量评估函数,并利用自适应分层方法去加速优化求解 NBV 问题;Wu 等^[17]为保障高质量的扫描结果,提出了数据驱动与泊松引导的自动扫描算法,利用泊松等值面求解 NBVs。

在安防监控领域,为最大程度确保视频监控系统的性能,如何设计一个最优的相机策略去监控地面活动是一个关键问题^[18]。其中经典案例是美术馆问题^[19](art gallery problem, AGP):如何设计最小数量的守卫及其位置使其能完全监控整个美术馆。国内外研究学者近几十年提出了多种相机自主放置算法,根据应用背景不同可分为 2D 和 3D 算法。例如 Gonzalez-Barbosa 等^[20]使用全方位相机与定向相机的混合相机设置,首先将 2D 场景网格化,建立 0-1 整数规划模型并进行优化求解;Becker 等^[21]在 3D 环境中使用定向相机,利用投票策略选取最佳相机配置;Amriki 等^[22]关注于公共交通安全,并提出了 SmartMax 算法去快速求解最大覆盖率与最少相机数目的联合问题,得到最佳相机策略。

2 算法概述

相较于之前相关工作,本文首次研究三维室内场景自适应多视点渲染问题。对于输入的三维室内

场景模型,本文首先定义两类度量函数:基于模型本身的度量函数以及基于渲染图的度量函数,并加权组合得到一个涵盖几何信息、结构信息和美学信息的视点感知度量函数;其次建立多视点整体优化模型;最后利用模拟退火算法优化求解并渲染出图.为直观理解,本文算法流程如图 1 所示.

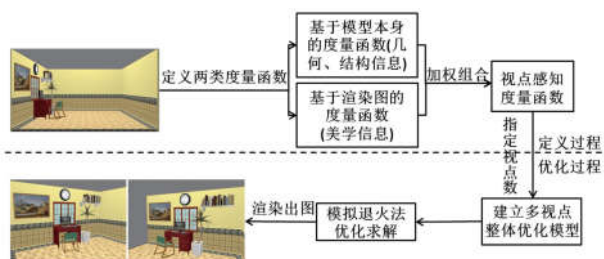


图 1 算法流程图

Fig.1 Flow chart of algorithm

3 视点感知度量函数

对于输入的三维室内场景模型 $S = \{O_k\}_{k=1}^K$, 针对候选视点 $\mathbf{v} = (v_x, v_y, v_z, o_x, o_y, o_z)$ (见图 2, 规定候选视点的上方向与场景正方向保持一致), 本文提出了一个新颖的视点感知度量函数:

$$E(\mathbf{v}) = \alpha E_m(\mathbf{v}) + (1 - \alpha) E_r(\mathbf{v}).$$

其中, $E_m(\mathbf{v})$ 是基于模型本身的度量函数, 考虑了三维场景中的几何信息与结构信息; $E_r(\mathbf{v})$ 是基于渲染图的度量函数, 考虑了渲染中美学信息. α 是平衡两种度量的权值, 本文一般情况下设置 $\alpha = 0.5$.

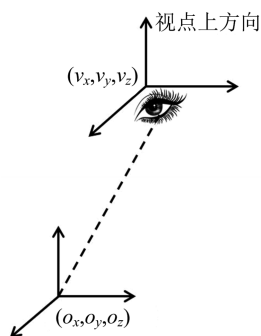


图 2 视点示意图

Fig.2 The example of viewpoint

3.1 基于模型本身的度量函数

为保证足够多的显著几何特征, 本文考虑利用三维场景的几何信息与结构信息来定义基于模型本身的度量函数 $E_m(\mathbf{v})$.

3.1.1 几何信息度量

为提取室内场景模型的几何特征, 不同于文献 [14], 本文分别对室内场景中模型进行单独处理. 对室内场景模型 $S = \{O_k\}_{k=1}^K$, 记模型对象

$O_k = \{P_k, E_k\}$, $P_k = \{p_i\}_{i=1}^{n_k}$, $E_k = \{\langle p_i, p_j \rangle\}$, 本文定义 $\mathbf{g}(p_i) = (x^{p_i}, y^{p_i}, z^{p_i}, n_x^{p_i}, n_y^{p_i}, n_z^{p_i}, k^{p_i})$ 来表示点 p_i 处的特征信息, 其中 $(x^{p_i}, y^{p_i}, z^{p_i})$ 是 p_i 的空间位置, $(n_x^{p_i}, n_y^{p_i}, n_z^{p_i})$ 是 p_i 在模型对象 O_k 中的单位法线, k^{p_i} 是 p_i 在模型对象 O_k 中的平均曲率.

为快速有效地提取模型对象 O_k 的几何特征, 本文首先利用向量 $\mathbf{g}(p_i)$ 对 $\{p_i\}_{i=1}^{n_k}$ 进行 k 中心聚类, 得 $\{C_m\}_{1 \leq m \leq M_k}$, 最后对类别 C_m 进行 PCA 分析, 提取最大特征值对应的特征向量 t_m . 本文在此使用 (c_m, t_m) 作为特征描述子, 其中 c_m 为类别 C_m 的中心点. 由此定义 O_k 的几何信息度量:

$$E_g^k(\mathbf{v}) = E_n^k(\mathbf{v}) + E_f^k(\mathbf{v}),$$

其中, $E_n^k(\mathbf{v})$ 表示候选视点 \mathbf{v} 下模型对象 O_k 可被观察到的聚类中心点的比重, 可定义为

$$E_n^k(\mathbf{v}) = \varphi_k / M_k,$$

其中,

$$\varphi_k = \left(\sum_{m=1}^{M_k} \delta_v(c_m) \right),$$

$$\delta_v(c_m) = \begin{cases} 1, & \mathbf{v} \text{ 可以观察到 } c_m; \\ 0, & \mathbf{v} \text{ 不能观察到 } c_m, \end{cases}$$

$E_f^k(\mathbf{v})$ 表示候选视点 \mathbf{v} 下模型对象 O_k 可被观察到的特征分布, 可定义为

$$E_f^k(\mathbf{v}) = 1 - \left(\sum_{m=1}^{M_k} \frac{\|t_m \cdot (\mathbf{v} - c_m)\|}{\|t_m\| \cdot \|\mathbf{v} - c_m\|} \right) / M_k.$$

3.1.2 结构信息度量

为保证足够多的视觉显著特征, 需考虑模型对象 O_k 在室内场景中的显著性, 因此本文首先提取三维场景结构信息 $\{SG_{kl}\}_{k \neq l}$ (参考文献 [23] 中算法), 并利用该结构信息来定义相应权重 τ_k , 如图 3 所示. 其计算步骤如下:

输入. $S = \{O_k\}_{k=1}^K, \{SG_{kl}\}_{k \neq l}$.

输出. $\tau_k, \forall O_k \in S$.

Step1. 初始化, 根节点模型对应权重 $\tau_{root} = 1$.

Step2. 对于非根节点模型 O_k , 分别计算其兄弟节点模型及其自身模型的包围盒大小, 并定义 τ_k 为其在兄弟节点模型中所占比重.

Step3. 对于非根节点模型 O_k , 查找 $\{SG_{kl}\}_{k \neq l}$ 中从根节点到此节点路径, 并更新权重 τ_k 为路径上各个节点模型对应权重的连乘.

Step4. 设置 $\tau_{root} = 0$, 同时归一化其它权重.

由此, 综合几何信息与结构信息, 可定义基于模型本身的度量函数:

$$E_m(\mathbf{v}) = \sum_{k=1}^K \tau_k E_g^k(\mathbf{v}) =$$

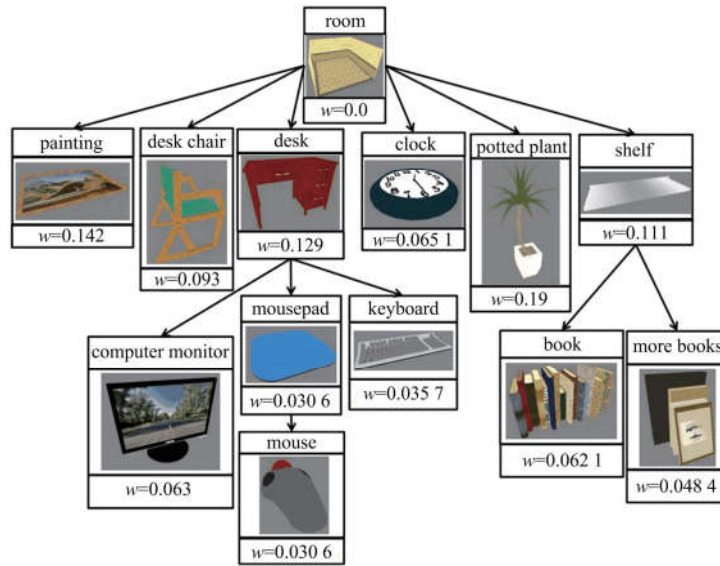


图 3 室内场景模型结构图(其中箭头表示归属关系)

Fig.3 The structure information of indoor scene model (the arrow means subordinate relation)

$$\sum_{k=1}^K \tau \omega_k (E_n^k(v) + E_f^k(v)).$$

显然,对于候选视点 v 来说, $E_m(v)$ 越大,该视点所能覆盖的显著几何信息就越多.

3.2 基于渲染图的度量函数

为评估渲染图的质量好坏,艺术家通常使用构图准则^[9,15,24]来进行评判,譬如三分法(rule of thirds)、视觉平衡(visual balance)、对角优势(diagonal dominance)、色彩对比(color contrast)等.类似地,本文考虑构图准则度量 $E_1^1(v)$ 与 $E_1^2(v)$ 来评估渲染图的质量.同时,为加强人们的视觉体验,本文额外考虑了视觉度量 $E_e(v)$.

对候选视点 v ,记其对应渲染图 I_v ,如图 4 所示,其中 I_c^v 是渲染图 I_v 的中心, I_k^v 是模型对象 O_k 的中心投影点, S_v 是视点 v 所能观察到的模型对象集合(如红圈内模型对象), D_v 是渲染图 I_v 的对角线长度.



图 4 渲染图 I_v

Fig.4 Rendering image

3.2.1 构图准则度量

对于室内场景模型,本文考虑使用三分构图准则与视觉平衡构图准则,所谓三分构图准则,即二维图像中视觉显著物体应当尽可能靠近三分线的交点,见图 5(a),由此定义三分构图准则度量:

$$E_1^1(v) = \exp\left(-\sum_{O_k \in S_v} d(I_k^v, I_{set}^v) / (D_v |S_v|)\right).$$

其中, $d(I_k^v, I_{set}^v)$ 表示点 I_k^v 到三分线交叉点集 I_{set}^v 的最小欧式距离; $|S_v|$ 表示 S_v 中模型对象数目.所谓视觉平衡准则,即二维图像中所有的视觉显著物体应当均匀分布在图像中心周围,见图 5(b),由此定义视觉平衡准则度量:

$$E_1^2(v) = \exp\left(-\frac{2d(\bar{I}_k^v, I_c^v)}{D_v}\right).$$

其中, $\bar{I}_k^v = \sum_{O_k \in S_v} I_k^v / |S_v|$,表示场景模型投影到二维平面上的整体中心点.



(a) 三分构图准则 (b) 视觉平衡准则

图 5 构图准则

Fig.5 Composition criterion

对于渲染图 I_v 而言, $E_1^1(v)$ 与 $E_1^2(v)$ 越大,渲染图构图越优,也越符合人们的审美观念.

3.2.2 视觉度量

在视觉上,人们更倾向于从一个特定的角度去

观察一个三维物体,通常以三维物体前面、侧面、顶面投影到二维图像的面积比重为 55%、30%和 15%的视点作为最优视点^[9].由此,为加强视觉体验,扩展文献[11]中函数,定义视觉度量函数:

$$E_e(\mathbf{v}) = \sum_{\alpha_i \in S_v} \omega_k \exp\left(-\frac{(\varphi_k - 3\pi/8)^2}{\sigma^2}\right),$$

其中, φ_k 是视点与三维场景模型正方向的夹角, $\sigma = \pi/4$.

综上所述,为评估渲染图的质量,本文定义了基于渲染图的视点度量函数:

$$E_r(\mathbf{v}) = E_1^1(\mathbf{v}) + E_2^2(\mathbf{v}) + E_e(\mathbf{v}).$$

显然,对于候选视点 \mathbf{v} 来说, $E_r(\mathbf{v})$ 越大,该视点对于渲染图构图更优,同时该视点也更贴近人们的视觉感知习惯.

4 多视点渲染优化

4.1 多视点整体优化模型

根据上节提出的视点感知度量函数,指定视点个数 n ,本文可建立如下多视点整体优化模型:

$$\max_{\mathbf{V}_n \subset \mathbf{V}} \sum_{i=1}^n E(\mathbf{v}_i),$$

其中, \mathbf{V} 是候选视点集合, \mathbf{V}_n 是待优化多视点集合,并记 $\mathbf{V}_n = \{\mathbf{v}_i\}_{i=1}^n$.

4.2 多视点整体优化模型的改进

在多视点优化过程中,为避免出现某视点的视点感知度量函数值过小,本文在原优化模型基础上添加一个正则项:

$$\max_{\mathbf{V}_n \subset \mathbf{V}} \sum_{i=1}^n E(\mathbf{v}_i) - \lambda R \triangleq \max_{\mathbf{V}_n \subset \mathbf{V}} T(\mathbf{V}_n),$$

其中, $\lambda = \begin{cases} 2/(n(n-1)), n \geq 2, \\ 0, n = 1; \end{cases}$

$$R = \sum_{i \neq j} |E(\mathbf{v}_i) - E(\mathbf{v}_j)|,$$

且因 $|E(\mathbf{v}_i) - E(\mathbf{v}_j)|$ 大部分介于 0~1 之间,为了权衡原目标函数与正则项,所以本文在此选择 L_1 范数而非 L_2 范数.

4.3 多视点整体优化模型的求解

由优化模型可知,目标函数 $T(\mathbf{V}_n)$ 是无法求得精确的梯度值的,因此为避免陷入局部最优,本文采用经典的优化算法—模拟退火算法^[25]来求解多视点优化模型.算法步骤如下:

输入. 候选视点集合 \mathbf{V} , 视点参数 n , 初始温度 $t = t_0$.

输出. 多视点集合 \mathbf{V}_n .

Step1. 初始化视点集合 \mathbf{V}_n , 如图 6 所示,给定

场景模型包围球球心 $O = (O_x, O_y, O_z)$, 包围球半径 r , 则有 $\mathbf{v}_i = (r \cos \varphi + O_x, r \sin \varphi + O_y, O_z)$, $i = 1, \dots, n$, 其中, $\varphi = \frac{2\pi i}{n}$.

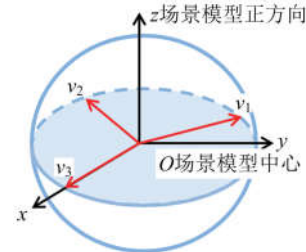


图 6 多视点初始化 ($n=3$)

Fig.6 The initialization of multi-view ($n=3$)

Step2. 计算 $T(\mathbf{V}_n)$, 若满足终止条件,算法结束;否则对 \mathbf{V}_n 进行扰动,得到新的多视点集合 \mathbf{V}_n^* ,重新计算 $T(\mathbf{V}_n^*)$,判断 \mathbf{V}_n^* 是否被接受,若被接受执行 Step3,否则重新对 \mathbf{V}_n 进行扰动,重复执行 Step2.

Step3. 更新 \mathbf{V}_n^* 为 \mathbf{V}_n , 温度 $t = 0.9t$, 转 Step2.

其中算法终止条件是目标函数值 $T(\mathbf{V}_n)$ 达到稳定, \mathbf{V}_n^* 的接受条件: $\exp(-(T(\mathbf{V}_n) - T(\mathbf{V}_n^*))/t) > r$, 其中 r 是 0~1 之间的随机数.

另外,为保证多视点之间重叠部分尽可能少,额外增加一个 \mathbf{V}_n^* 的接受条件:

$$\exp(-(N(\mathbf{V}_n) - N(\mathbf{V}_n^*))/t) > r,$$

其中, $N(\mathbf{V}_n)$ 是多视点集合 \mathbf{V}_n 下的几何特征整体

覆盖度,记 $N(\mathbf{V}_n) = \sum_{k=1}^K (\sum_{m=1}^{M_k} \psi_v(\mathbf{c}_m)/M_k) / K$, 其

中, $\psi_v(\mathbf{c}_m) = \begin{cases} 1, \mathbf{V}_n \text{ 可以观察到 } \mathbf{c}_m; \\ 0, \mathbf{V}_n \text{ 不能观察到 } \mathbf{c}_m. \end{cases}$

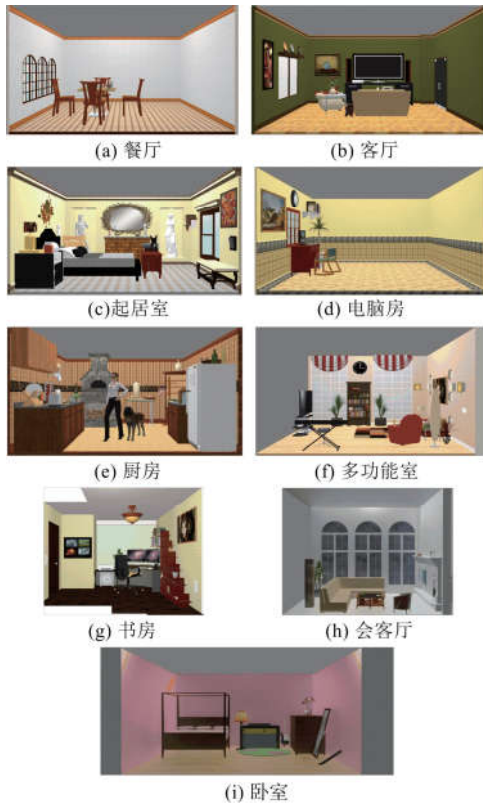
5 实验结果与分析

本文实验所用的原始模型(图 7)来源于两个公开模型数据库 Stanford Repository^[26]和 Google 3D Warehouse^[27].

5.1 实验结果定量分析

为验证本文感知度量函数的有效性,在此选取文献[14]进行比较.文献[15]需由用户指定重点关注物体,其度量函数更加适合于局部渲染出图问题,故本文在此不做比较.下面将就文献[14]中度量函数进行定量比较.

本文度量函数和文献[14]中度量函数都采用模拟退火算法求解得到最优视点集合.如图 8 和图 9 所示,本文结果渲染图的几何特征整体覆盖度 $N(\mathbf{V}_n)$ 与构图评估值 $\text{Value} = E_1^1(\mathbf{v}) + E_2^2(\mathbf{v})$ 都高于文献[14]结果渲染图,故本文度量函数能够在保证几何信息的情况下得到构图更优的渲染图.

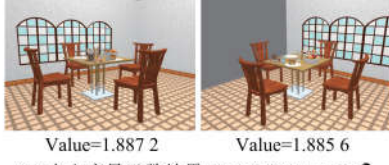


(a)~(g) 模型数据来自 Stanford Repository,
(h)~(i) 模型数据来自 Google 3D Warehouse

图 7 本文实验模型示意图
Fig.7 The test scene models



(a) 文献[14]度量函数结果, $N(V_n)=0.708 1, n=2$



(b) 本文度量函数结果, $N(V_n)=0.717 1, n=2$

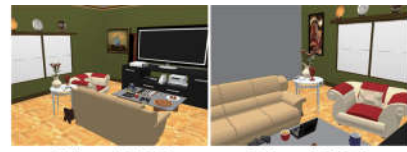


(c) 文献[14]度量函数结果, $N(V_n)=0.759 8, n=3$



(d) 本文度量函数结果, $N(V_n)=0.763 6, n=3$

图 8 与文献[14]度量函数对比渲染餐厅图
Fig.8 The result comparison of ours and the result of Ref.[14] for dining-room scene model



(a) 文献[14]度量函数结果, $N(V_n)=0.704 1, n=2$



(b) 本文度量函数结果, $N(V_n)=0.706 9, n=2$



(c) 文献[14]度量函数结果, $N(V_n)=0.748 5, n=3$



(d) 本文度量函数结果, $N(V_n)=0.749 4, n=3$

图 9 与文献[14]度量函数对比渲染客厅图
Fig.9 The result comparison of ours and the result of Ref.[14] for living-room scene model

图 9(a) 中第二张渲染图明显可见关注点集中在花瓶处,这是由于文献[14]中的度量函数并没有考虑模型结构信息,导致其结果渲染图过度关注于几何信息丰富但尺寸过小的物体. 因此显而易见,本文度量函数比文献[14]的度量函数更适合渲染整体效果图.

5.2 实验结果定性分析

为了验证本文算法的合理性,将本文算法渲染图与著名家装平台酷家乐^[28]的优秀室内设计师作品图集进行了定性比较,首先本文从酷家乐网站选取优秀室内设计师作品,并从数据库中选择与该作品类似的场景模型进行优化求解,可得对比图 10,从中可以看出对于相同类型的室内场景,本文算法所得视点与优秀室内设计师所选视点相近,从而验证了本文算法能很好地逼近人们的视觉感知.

为了验证能量函数中的正则项的作用,本文进行了目标函数有无正则项的结果比较. 图 11(b)是带有正则项 R 的目标函数 $T(V_n)$ 的效果图,而图 11(a)是缺失正则项的效果图,明显可以看出图 11(a)中第二张渲染图由于缺失正则项的约束导致缺失美感,有悖于人们的视觉感知习惯.



图 10 与酷家乐优秀设计师作品图集的对比图
Fig.10 The result comparison of ours and KUJIALE for some indoor scene models

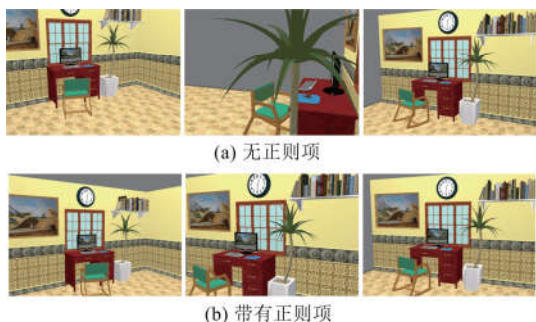


图 11 有无正则项的对比图, $n=3$
Fig.11 The result comparison of ours with regularization term and without regularization term for some indoor scene models($n=3$)

5.3 更多实验结果

给定室内场景模型,并指定视点个数参数 n , 本文算法可以自适应地得到 n 张符合人们视觉感知习惯的效果图. 图 12、13 展示了本文算法对不同类型的室内场景模型都可以自适应地得到若干张符合人们视觉感知习惯的整体效果图.

6 结论

本文研究了三维室内场景多视点渲染优化的问题. 对于输入的复杂三维室内场景模型,本文利用其几何、结构和美学等信息,定义了一个新颖的基于模型本身和渲染图的视点感知度量函数,并使用模

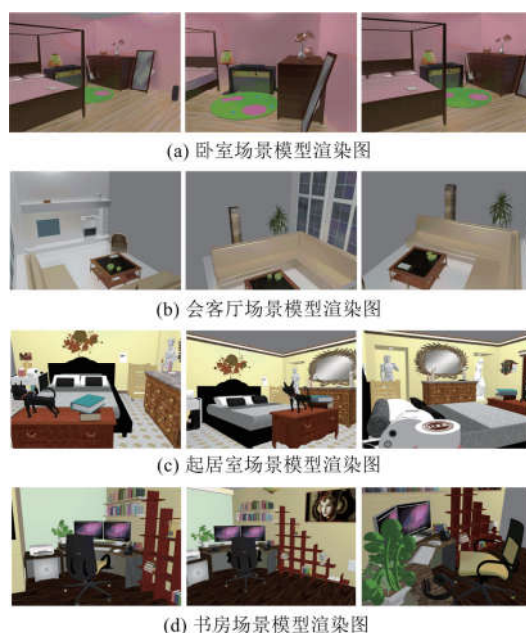


图 12 本文结果渲染图, $n=3$
Fig.12 Some qualitative results of our algorithm ($n=3$)

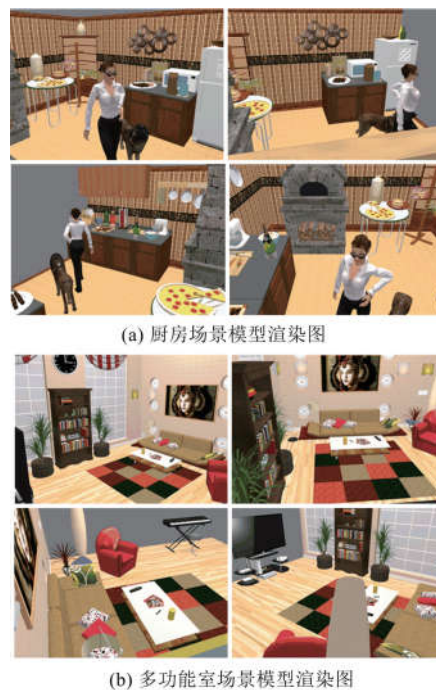


图 13 本文结果渲染图, $n=4$

Fig.13 Some qualitative results of our algorithm ($n=4$)

拟退火算法进行多视点优化求解,得到一系列全面且美观的渲染图. 本文算法可以在保证足够的几何特征的前提下得到更加贴近人类的视觉感知习惯的渲染图,解决了三维室内场景自适应多视点渲染问题. 本文不足之处在于使用了模拟退火算法去求解优化模型,速度较慢,如何寻找一个高效的优化算法可待进一步的研究.

参考文献(References)

- [1] PLEMENOS D, BENAYADA M. Intelligent display in scene modeling new techniques to automatically compute good views [C]// International Conference GraphiCon 1996, 1996, 96: 1-5.
- [2] VÁZQUEZ P P, FEIXAS M, SBERT M, et al. Viewpoint selection using viewpoint entropy [C]// VMV 2001, Stuttgart, Germany, 2001, 1: 273-280.
- [3] VIEIRA T, BORDIGNON A, PEIXOTO A, et al. Learning good views through intelligent galleries [J]. Computer Graphics Forum, 2009, 28(2): 717-726.
- [4] PAGE D L, KOSCHAN A F, SUKUMAR S R, et al. Shape analysis algorithm based on information theory [C]// Proceedings 2003 International Conference on Image Processing, IEEE, 2003: I-229-I-232.
- [5] PODOLAK J, SHILANE P, GOLOVINSKIY A, et al. A planar-reflective symmetry transform for 3D shapes [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2006, 25(3): 549-559.
- [6] LEE C H, VARSHNEY A, JACOBS D W. Mesh saliency [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2005, 24(3): 659-666.
- [7] LEIFMAN G, SHTRUM E, TAL A. Surface regions of interest for viewpoint selection [C]// Proceedings of the 25th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2012: 414-421.
- [8] MORTARA M, SPAGNUOLO M. Semantics-driven best view of 3D shapes [J]. Computers & Graphics, 2009, 33(3): 280-290.
- [9] GOOCH B, REINHARD E, MOULDING C, et al. Artistic composition for image creation [M]// Rendering Techniques 2001. Vienna: Springer, 2001: 83-88.
- [10] LIU H, ZHANG L, HUANG H. Web-image driven best views of 3D shapes [J]. The Visual Computer, 2012, 28(3): 279-287.
- [11] SECORD A, LU J, FINKELSTEIN A, et al. Perceptual models of viewpoint preference [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2011, 30(5): No. 109.
- [12] SOKOLOV D, PLEMENOS D, TAMINE K. Viewpoint quality and global scene exploration strategies [C]// GRAPP 2006, Trier, Germany: dblp, 2006: 184-191.
- [13] BRATKOVA M, THOMPSON W B, SHIRLEY P. Automatic views of natural scenes [C]// Proceedings of the 5th Eurographics Conference on Computational Aesthetics in Graphics, Visualization and Imaging, Switzerland: Eurographics Association Aire-la-Ville, 2009: 33-40.
- [14] ZHANG L, LIU H, HUANG H. What're in a scene? Towards the computational best view of 3D scene [J]. Advanced Science Letters, 2012, 10(1): 465-471.
- [15] LIU T, MCCANN J, LI W, et al. Composition-aware scene optimization for product images [J]. Computer Graphics Forum (Proc Eurographics 2015), 2015, 34(2): 13-24.
- [16] LOW K L, LASTRA A. An adaptive hierarchical next-best-view algorithm for 3D reconstruction of indoor scenes [C]// Proceedings of 14th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications, Taipei, China, 2006: 1-8.
- [17] WU S, SUN W, LONG P, et al. Quality-driven poisson-guided autoscanning [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2014, 33(6): No.203.
- [18] DEBAQUE B, JEDIDI R, PREVOST D. Optimal video camera network deployment to support security monitoring [C]// Proceedings of 12th International Conference on Information Fusion, IEEE, 2009: 1730-1736.
- [19] URRUTIA J. Art gallery and illumination problems [J]. Handbook of Computational Geometry, 2000, 1(1): 973-1027.
- [20] GONZALEZ-BARBOSA J J, GARCÍA-RAMÍREZ T, SALAS J, et al. Optimal camera placement for total coverage [C]// Proceedings of the 2009 IEEE international conference on Robotics and Automation, IEEE, 2009: 844-848.
- [21] BECKER E, GUERRA-FILHO G, MAKEDON F. Automatic sensor placement in a 3D volume [C]// Proceedings of the 2nd International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments, New York: ACM, 2009: 36.
- [22] AMRIKI K A, ATREY P K. Bus surveillance: how many and where cameras should be placed [J]. Multimedia tools and Applications, 2014, 71(3): 1051-1085.
- [23] FISHER M, SAVVA M, HANRAHAN P. Characterizing structural relationships in scenes using graph kernels [J]. ACM Transactions on Graphics, 2011, 30(4): No.34.
- [24] LIU L, CHEN R, WOLF L, et al. Optimizing photo composition [J]. Computer Graphics Forum, 2010, 29(2): 469-478.
- [25] HWANG C R. Simulated annealing: Theory and applications [J]. Acta Applicandae Mathematicae, 1988, 12(1): 108-111.
- [26] FISHER M, RITCHIE D, SAVVA M, et al. Example-based synthesis of 3D object arrangements [J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(6): 135.
- [27] Google. 3D Warehouse [DB/OL]. [2016-12-01] <https://3dwarehouse.sketchup.com/>.
- [28] 酷家乐, 优秀设计 [EB/OL]. [2016-12-01] <http://www.kujiale.com/design>.