
基于语义的用户关注度计算^{*}

陈蕾英¹⁺, 陈佳舟¹, 潘斌², 彭群生¹

¹(浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室, 浙江省杭州市 310027)

²(辽宁石油化工大学理学院, 辽宁省抚顺市 113001)

Semantic-Based User Interests Computation

Chen Leiying¹⁺, Chen Jiazhou¹, Pan Bin², Peng Qunsheng¹

¹(State Key Lab of CAD&CG, Zhejiang University, Hangzhou, 310027, China)

²(College of Science, Liaoning Shihua University, Fushun, 113001, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-13296739161, E-mail: chenleiying@zjucadcg.cn

Abstract: Rendering based on user interests is one of the hot topics in large-scale scene's expressive rendering. In this paper, we present a novel semantic-based method for computing user interests, which uses semantic forest consisting of various semantic trees to describe the complex relevance between different objects in a scene, and thus improves traditional methods based on spatial distance. Our approach constructs the semantic forest and computes the semantic distance in the preprocessing step. At runtime, according to the user's input, we dynamically calculate the user interest of each object considering both its semantic information and spatial position. Finally the objects are classified according to their user interest values, and rendered using multiple rendering styles to composite the final result. Our algorithm achieves real-time performance by pre-computing the semantic distance, and accelerating stylized rendering with GPU.

Key words: semantic tree; user interest, scene segmentation, expressive rendering

摘要: 基于用户关注度的场景绘制是大规模场景表意式绘制的研究热点之一。本文提出一种基于语义的景物用户关注度计算方法, 通过由语义树组成的语义森林来描述景物之间复杂的关联关系, 改进了单纯基于空间距离的用户关注度计算方法。该方法首先建立语义森林并预计算任意两语义之间的语义距离; 运行时, 根据用户输入的关注信息, 综合考虑景物的语义信息和空间位置信息, 动态计算景物的用户关注度; 最后, 根据用户关注度对景物进行分类, 并通过多风格绘制与合成得到最终结果。本文算法通过语义距离的预计算和基于GPU的风格化绘制, 可以达到交互实时。

关键词: 语义树; 用户关注度; 场景分类; 表意式绘制

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

1 引言

数字地图为人们的生活和旅行带来了巨大的便利。虽然数字地图包含的信息量庞大, 但大多数用户往

^{*} 本工作由国家自然科学基金项目: 场景表意式绘制方法研究(基金资助号: 60970020)和973课题: 增强虚拟型混合环境的呈现(项目编号: 2009CB320802)共同资助完成。

作者简介: 陈蕾英(1988—), 女, 河南濮阳人, 硕士研究生, 主要研究领域为表意式绘制; 陈佳舟(1984—), 男, 博士研究生, 主要研究领域为增强现实, 表意式绘制; 潘斌(1981—), 男, 讲师, 主要研究领域为可视化, 表意式绘制; 彭群生(1947—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 高级会员, 主要研究领域为真实感图形学, 虚拟现实, 科学计算可视化等。

往往仅关注其感兴趣的一小部分信息，不加区别地显示所有信息反而使用户难以聚焦于他关注的区域。虽然商业地图提供了高分辨率显示用户关注区域的功能，但无法同时显示用户关注的区域在整幅地图所处的位置。为了做到“既见树木又见森林”的显示效果，基于用户关注度的场景绘制方法在近年来得到了越来越多的关注。该方法旨在同一幅图上突出用户关注的场景区域，弱化非关注区域，使用户从整个场景中快速获取其关注的信息。

景物的用户关注度计算是基于用户关注度的场景绘制的核心。传统方法通过计算场景中各景物与用户输入的关注中心点之间的距离得到用户关注度。但是，在实际场景中用户关注的景物可能分散于整个场景，比如一个城市内的体育馆。因此，较为实用的方法是将这些紧密关联的景物预先归类，运行时仅突出显示用户关注的某一类别中的景物。但预先归类的方法假设类别之间是独立的，难以描述现实生活中景物之间错综复杂的关联关系。当用户关注其中某一类别时，与该类密切关联的其他类别中的景物也应该得到适当的突出显示。比如，关注体育馆的用户可能也会关注体育运动器材商店、运动饮品商店等。

为解决上述问题，本文提出一种基于语义的用户关注度计算方法，通过由语义树组成的语义森林来描述景物之间复杂的关联关系。该方法首先预计算任意两语义之间的语义距离；当用户输入关注信息时，结合景物的语义信息和空间位置，动态计算景物的用户关注度。最后，根据该关注度对景物分类，并通过多风格绘制与合成得到最终结果。

本文方法主要有以下三个优势：1) 综合利用景物的语义信息和空间位置信息计算得到的景物的用户关注度更加符合人类感知，改进了单纯基于空间距离和景物预归类的方法；2) 语义森林模型的设计，不仅有效避免了大量的建模交互，而且通过语义距离的预计算保证了用户关注度计算的高效性；3) 按照不同关注度对景物分类，并通过多风格绘制方法展示出用户对场景的不同关注层次。

本文以下部分安排如下：第 2 节介绍本文的相关工作；第 3 节详细介绍本文的算法；第 4 节展示实验结果；最后一节总结全文并展望未来工作。

2 相关工作

场景中景物的用户关注度计算方法主要分三类：基于空间距离的方法，基于语义的方法和基于视觉结构特征的方法。基于空间距离的方法[2][5]认为景物的用户关注度随着其与用户指定的关注中心点之间距离的增大而减小。该距离可以是屏幕空间的二维距离，景物空间的三维距离[2]，甚至是考虑了景物整体性的距离[5]。但空间距离仅体现了景物之间的空间位置关系，无法体现景物之间的语义关联。基于语义的方法[4][7]通过对场景中景物的语义解析，提供更加符合人类感知的关注度定义。Kosara 等人[4]通过用户交互得到语义信息；Grabler 等人[7]从旅游网站获取景物的语义类别。而诸如百度地图等商业地图则预先由人工指定景物的类别。基于视觉结构特征的方法[6][7]主要通过对景物低级视觉特征的分析得到用户关注度。Bezerra 等人[6]通过对颜色、位置等特征进行聚类得到多层次的用户关注度。而 Grabler 等人[7]认为景物的用户关注度由景物的语义、视觉和结构特征共同决定。

语义距离的计算是文本搜索领域的重要课题，对它的研究工作主要分为基于本体的方法和统计的方法。基于本体的方法[3][14][15][16][19]利用预先建立的语义本体的拓扑结构计算语义之间的距离。目前大型的语义本体库有 GO[16]和 WordNet[14]等。语义本体由领域专家建立，包含了特定领域的专业知识，使得该类方法较为精确；但其构建非常复杂，不易扩展，不能适应语义的动态改变。基于统计的方法[10][11][12]，把语义在语料库中同时出现的频率作为计算语义距离的依据。该类方法简单、易扩展，能够适应语义的动态改变，但由于领域知识的缺乏和数据噪声的存在，准确性较差。Jiang 等人[13]综合考虑了语义的本体结构和它们在语料库中同时出现的频率计算语义距离，计算结果更加符合人类感知。本文借鉴上述方法，提出了利用统计数据但又适应于具体场景的语义距离计算方法。

在语义本体结构的建立上，邓志鸿等人[20]将语义之间的关系总结为四种：part-of, kind-of, instance-of 和 attribute-of，分别表示语义之间的包含、继承、实例和属性关系。其中 kind-of 和 attribute-of 是在语义本体结构建立中最常用的两种关系。在语义的描述方面，Tsai 等人[8]用带权重的语义标签集描述 Visual

Synset, 认为只有那些仅在本 Visual Synset 中出现频率高的语义标签才是重要的语义标签, 而在所有 Visual Synset 中出现频率都较高的语义标签是一般的、不重要的。

3 基于语义的用户关注度计算和多风格绘制

本文方法的核心是在景物空间之外添加与其相关的语义空间, 并综合语义距离和空间距离计算得到符合人类感知的关注度, 算法框架如图 1 所示。本文算法的输入是场景地图和预先建立的语义森林模型 (3.1 小节), 在运行时, 用户输入关注的语义或景物, 本文系统据此输出用户关注度相关的多风格绘制结果。本文算法首先预计算任意两语义之间的语义距离 (3.2 小节); 然后, 动态计算每一个景物与用户关注的语义或景物之间的语义距离, 并结合空间距离得到景物的用户关注度 (3.3 小节); 最后, 根据该关注度对景物进行分类并使用分类结果指导场景的多风格绘制 (3.4 小节)。

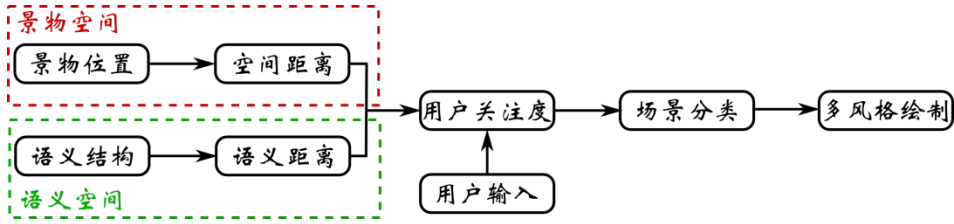


图 1 算法框架

3.1 场景语义森林结构

为充分和高效地利用语义信息, 本文将所有语义划分为彼此关联极小的若干个类别, 使用树状结构组织每个类别的语义, 形成了由若干语义树组成的语义森林的数据结构, 如图 2 所示。语义树内的语义结点之间通过 kind-of 和 attribute-of 关系自上而下表现出语义的不同抽象层次。

语义树的根结点称为根语义, 规定根结点的深度为零。语义树的第一层结点包含多个属性结点和至多一个类别结点。属性结点定义了属性的域 Ω , 即属性值的取值范围。根据属性值的类型不同, 属性结点分为数值属性结点和字符串属性结点。属性结点没有子结点, 而类别结点可以有多个子结点, 它们也是类别结点。

3.2 语义距离计算

语义森林中的语义结点有的在同一棵语义树中, 有的在不同语义树中。3.2.1 和 3.2.2 小节分别介绍了这两类语义结点两两之间语义距离的计算方法。

3.2.1 同一语义树内语义结点间的语义距离

在语义距离计算中, 为了表达方便, 暂且将属性值视为属性结点的子结点, 如图 2 虚线椭圆框所示。在本节中提到的结点可以是根结点、类别结点、属性结点和属性值。

语义树的第一层结点是根语义的不同属性结点和类别结点, 它们之间相互独立, 语义距离为 1。

数值属性结点给出了语义的定量描述, 其属性值之间的语义距离可由归一化的数值差得到:

$$D(s_i, s_k) = \frac{|s_i - s_k|}{s_{\max} - s_{\min}}, \forall s_i, s_k \in \Omega = [s_{\min}, s_{\max}], s_{\min} < s_{\max}, D(s_i, s_k) \in [0, 1] \quad (1)$$

其中, $s_{\max}$ 和 $s_{\min}$ 分别是该属性结点的最大和最小属性值。

字符串属性结点和类别结点是用自然语言对场景语义的定性描述, 这些语义广泛存在于人们对景物的语义描述中, 但是它们之间的语义距离无法直接量化计算。本文综合利用场景的统计语义信息和语义树结构来计算它们之间的语义距离。

将场景中的景物记为 P , 语义记为 S , $P(S)$ 表示景物 P 关联了语义 S , $N(P(S))$ 表示场景中关联语义 S 的景物数目, $N(P(S_i, S_k))$ 表示场景中同时关联语义 S_i, S_k 的景物数目。设语义树中任意两个深度大于 1 的兄

弟结点 S_i, S_k 的父结点为 S^p , 则 S_i, S_k 在场景中同时出现的频率为:

$$F(S_i, S_k) = \frac{N(P(S_i, S_k)) + 1}{N(P(S^p)) + 1} \quad (2)$$

其中, 分子和分母都加 1 是为了防止频率为零的情况。场景中的景物数量有限, 完全依赖场景中的统计语义信息计算语义距离是不稳定的。

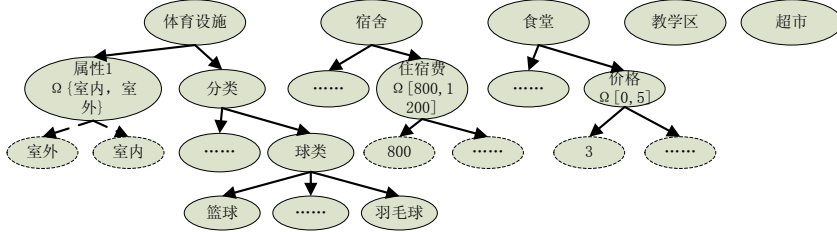


图2 某校内场景的部分语义森林模型的示意图(该场景的绘制图见图 4a)。该语义森林由以体育设施、宿舍、食堂、教学区和超市为根结点的五棵语义树构成

定义语义树中以父结点 S^p 和子结点 S^c 为端点的边的长度为:

$$L(S^c, S^p) = 1 + \frac{1}{\eta^{d(S^p)}}, \eta > 1 \quad (3)$$

其中 $d(S^p)$ 为 S^p 的深度, 参数 η 大于 1, 使得边的长度随着深度增大而变小, 这是因为在语义树中深度越大的结点越具体, 相互之间的语义距离越小。改变 η 的大小可以调整边长随深度变化的快慢。

本文在语义树中深度大于 1 的兄弟结点 S_i, S_k 之间添加虚边, 设它们的父结点为 S^p , 虚边的长度为:

$$L(S_i, S_k) = (1 - F(S_i, S_k)) * (L(S_i, S^p) + L(S_k, S^p)) \quad (4)$$

结点 S_i, S_k 在场景中同时出现的频率 $F(S_i, S_k)$ 越高, 虚边的长度越短。

加入虚边之后, 对于同一语义树中的任意两个结点 S_0, S_n , 若它们之间存在最短路径 $(S_0, S_1, \dots, S_n)$, 满足对于其中任意 $i \neq n$ 有 S_i 非根结点。则 S_0 与 S_n 的语义距离为:

$$D(S_0, S_n) = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} L(S_i, S_{i+1})}{L_{\max}}, D(S_0, S_n) \in [0, 1] \quad (5)$$

其中分子是 S_0 与 S_n 的最短路径长度, 分母是语义树中任意两结点间最短路径长度的最大值。虚边的引入将语义树结构与场景的统计语义信息结合在一起使得语义距离的计算结果更加符合人类对实际场景的感知。

3.2.2 不同语义树中语义结点间的语义距离

由于场景语义森林中语义树的根结点是抽象的、一般的语义, 而且数量较少, 所以本文采用 Google Distance[10]的方法计算它们之间的语义距离, 并允许人工对其进行修改。对于不同语义树中的语义结点 S_i, S_k , 假设它们所属语义树的根结点分别为 S_i^*, S_k^* , 则 S_i, S_k 的语义距离为:

$$D(S_i, S_k) = 1.0 - (1.0 - D(S_i, S_i^*)) * (1.0 - D(S_i^*, S_k^*)) * (1.0 - D(S_k, S_k^*)) \quad (6)$$

其中 $D(S_i, S_i^*), D(S_k, S_k^*)$ 的计算见 3.2.1 小节, $D(S_i^*, S_k^*)$ 为根结点之间的语义距离。为保证运行速度, 本文预计算语义距离。但为减少存储空间, 本文仅存储语义森林中根结点之间的语义距离和语义树内部结点之间的语义距离, 而不同语义树结点之间的语义距离通过公式 (6) 在线计算得到。

3.3 景物的用户关注度

本文假设场景中的每个景物只关联同一语义树中的语义结点。景物关联的语义结点集合为该景物的语义描述; 并为语义结点赋予权重 w , 代表它在语义描述中的重要程度, 本文取结点的深度作为其权重。

本文方法支持两种不同的用户交互方式: 输入关注语义和指定关注景物。当用户关注语义 S_0 时, 景物与

S_u 的语义距离为该景物的语义描述中的所有语义结点与 S_u 的语义距离的最小值, 景物的用户关注度为 1 减去该语义距离。当用户关注景物 P_k 时, 景物 P_i 的用户关注度为:

$$I_k(P_i) = 1 - \frac{D_M(P_i, P_k) + \lambda \cdot D_S(P_i, P_k)}{1 + \lambda}, \quad \lambda = \rho \cdot (1 - D_M(P_i, P_k)), \quad \rho > 0 \quad (7)$$

其中, $D_M(P_i, P_k), D_S(P_i, P_k)$ 分别是它们之间的语义距离和空间距离, 本文取归一化的景物中心点间的欧式距离作为它们的空间距离, λ 是空间距离的权重系数, 它是语义距离的减函数; 只有当两个景物的语义距离较小时, 空间距离才对景物的用户关注度有明显影响, 参数 ρ 可调节权重随语义距离变化的快慢。权重 λ 随语义距离自适应改变, 保证了当景物与用户关注的景物之间语义距离很大时, 即使空间距离很近, 景物的用户关注度仍然较低。但在单纯基于空间距离的用户关注度计算[2][5]中, 即使景物与用户关注景物之间的语义距离很大, 只要空间距离较近就会获得一个较高的用户关注度值。

景物之间的语义距离是由它们的语义描述决定的。若景物 P_i, P_k 关联不同语义树的语义结点, 它们的语义距离近似为相应根结点之间的语义距离。若景物 P_i, P_k 关联同一棵语义树的语义结点, 设两者关联的分支结点的交集为 $\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$, 则它们的语义距离为:

$$D_M(P_i, P_k) = \frac{\sum_{r=1}^n w_r \cdot D_{S_r}(P_i, P_k)}{\sum_{r=1}^n w_r} \quad (8)$$

其中 w_r 为结点 S_r 的权重; $D_{S_r}(P_i, P_k)$ 为景物 P_i, P_k 在结点 S_r 处的语义距离:

$$D_{S_r}(P_i, P_k) = \frac{\sum_{S_q \in Q} \left(\min_{S_t \in T} (D(S_q, S_t)) \right) + \sum_{S_t \in T} \left(\min_{S_q \in Q} (D(S_t, S_q)) \right)}{|Q| + |T|} \quad (9)$$

其中 Q, T 分别为景物 P_i, P_k 关联的语义结点集合与结点 S_r 的子结点集合的交集, $|Q|, |T|$ 为集合 Q, T 的势, $D(S_q, S_t), D(S_t, S_q)$ 为集合 Q, T 元素之间的语义距离, 其计算见 3.2.1。

3.4 场景分类和多风格绘制

为有效展示用户对场景中景物的不同关注层次, 本文根据景物的用户关注度对景物分类, 采用不同的风格化方法绘制不同类的景物。为保证画面的连续性, 本文采用分段线性插值的方法建立一个过渡的分类。假设用户指定 n 个关注度值 $0 \leq R_1 \leq R_2 \leq \dots \leq R_n \leq 1$, 并为每一个关注度值指定一个绘制风格, 则关注度值在区间 $[R_i, R_{i+1}]$ 内的景物的绘制结果, 由 R_i, R_{i+1} 对应的两种风格的绘制结果线性插值得到。

本文采用 Chen 等人[1]的多风格绘制系统, 用户可便捷地指定绘制风格和相应的关注度值。本文结合基于方向场的图像抽象化方法[17], 首先提取场景在屏幕空间的方向场, 然后使用方向场改进关注度相关的多风格绘制, 使得绘制结果在屏幕空间上更加连续。本文提供的风格化绘制方法有: 真实感, 去饱和度, 高斯模糊, 保边模糊[17], 线绘制[18]和轮廓线提取。

4 实验结果与分析

我们对某校内场景(如图 4a)建立了语义森林结构(如图 2)。表 1 左, 展示了当用户关注景物“篮球场 1”时, 场景中部分景物的空间距离、语义距离和结合空间和语义距离的用户关注度计算结果。在基于空间距离(语义距离)的方法中, 用户关注度随空间距离(语义距离)增大而减小。相比“教学楼 1”, “足球场”与用户关注的景物之间空间距离较远, 语义距离较近。故在基于空间距离的方法中, “足球场”的用户关注度值较低, “教学楼 1”的用户关注度值较高; 而在基于语义的方法中, “足球场”的用户关注度值较高, “教学楼 1”的用户关注度值较低。显然, 基于语义的方法更好地理解用户的关注意图。当然空间距离也是影响用户关注度的重要因素; 特别是当语义距离很小时, 如“篮球场 2”的语义距离为 0, 如果不考虑空间距离则它将获得与“篮球场 1”同样的关注度值 1。故当用户关注某个景物时, 本文结合空间和语义距离计算景物的用户关注度; 并自适应地调整空间距离的权重。通过权重的自适应调整使得语义距离很大的景物, 不会因为空间距离很小而获得较高的用户关注度值, 如“教学楼 1”; 通过空间和语义距离的结合计算, 使得语义距离差别很小的景物相互之间可以区分, 例如“篮球场 1”和“篮球场 2”。

表 1 右展示了当用户关注语义“篮球”时, 预归类的方法和本文方法得到的用户关注度值。从中可以看

出本文方法得到的用户关注度值连续地分布在区间[0,1]内，可有效表达出用户对景物的多个不同关注层次。

景物	空间距离	语义距离	用户关注度（结合空间和语义距离）	景物	预归类	本文
篮球场 1	0.0000	0.0000	1.0000	篮球场 1	1.0000	1.0000
篮球场 2	0.4668	0.0000	0.7199	网球场	0.0000	0.6875
足球场	0.8084	0.1563	0.4794	游泳场	0.0000	0.4290
便利店 2	0.7217	0.5695	0.3847	教学楼 1	0.0000	0.2469
教学楼 1	0.1070	0.7511	0.3589	便利店 2	0.0000	0.4271
宿舍 7	0.3592	0.7781	0.2980	宿舍 7	0.0000	0.2201
一食堂	0.3309	0.8139	0.2619	一食堂	0.0000	0.1846

表 1 用户关注景物“篮球场 1”（左）和语义“篮球”（右）时，某校内场景中部分景物的用户关注度

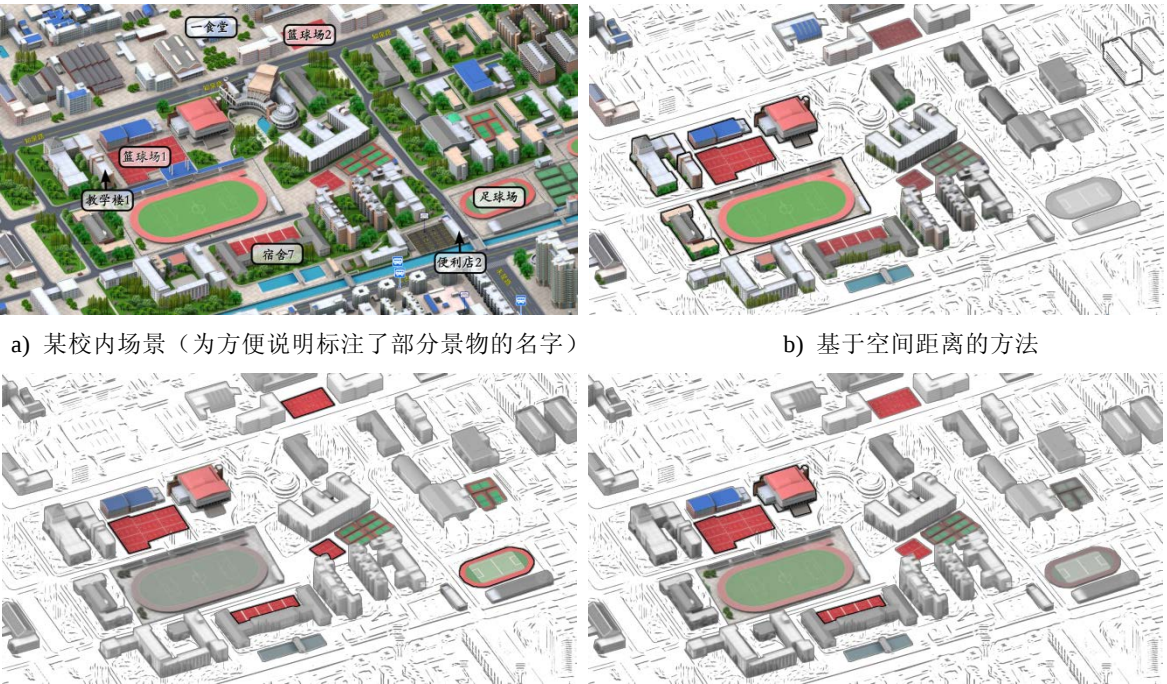
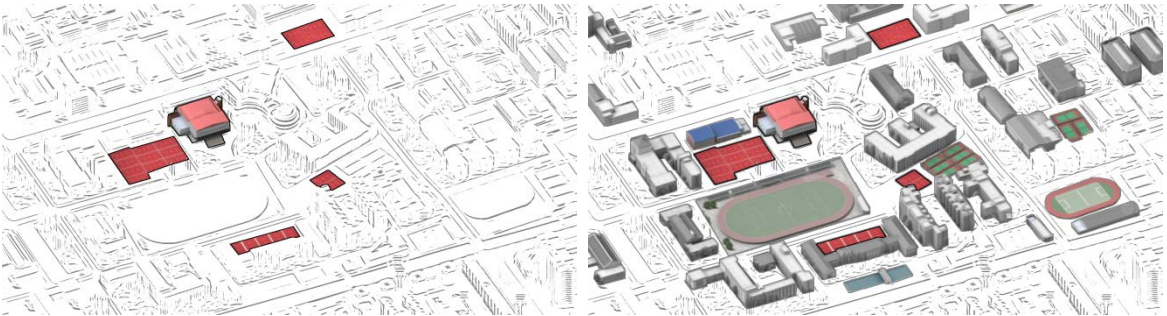


图 4 a)为某校内场景，b),c),d)为关注景物“篮球场 1”时，三种关注度计算方法相应的绘制结果

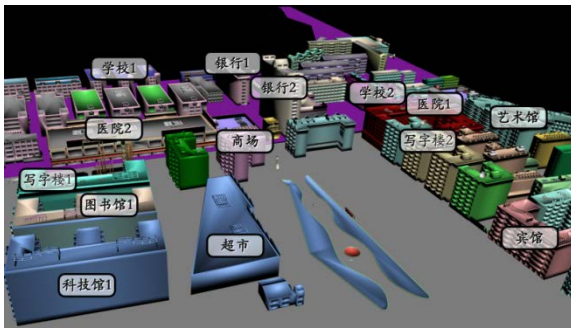


a) 本文方法
b) 预归类的方法
图 5 关注语义“篮球”时，两种关注度计算方法对应的绘制结果

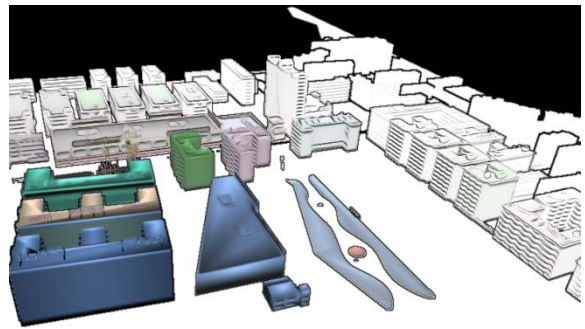
图 4、图 5 分别展示了不同的用户关注度计算方法，对应于表 1 左、右两种用户关注信息的绘制结果图。

其中采用了轮廓线, 线绘制, 去饱和度, 高斯模糊, 真实感等风格。关注度由高到低依次对应真实感与轮廓线结合, 去饱和度与高斯模糊结合, 线绘制与轮廓线结合三种多风格融合方式。图 6 展示了某城市部分三维场景模型的绘制结果。其中采用了轮廓线, 线绘制, 保边模糊, 真实感等风格化方法。关注度由高到低分别对应真实感与轮廓线结合, 线绘制与保边模糊结合, 轮廓线与线绘制相结合, 轮廓线四种多风格融合方式。从图 6b)-d)中可看出, 当用户关注景物“科技馆 1”时, 本文方法突出显示了语义距离近的“学校 1”, 弱化了语义距离远的“超市”。但由于“学校 1”的空间距离远,“超市”的空间距离近, 所以基于空间距离的方法突出显示了“超市”而弱化了“学校 1”。在图 6e)-g)中可看出用户关注景物“医院 2”时, 空间距离近而语义距离远的“写字楼 1”在基于空间距离的方法中得到了突出显示, 但在本文方法中被弱化了; 相反空间距离远而语义距离近的“医院 1”在本文方法中得到了突出显示, 而在基于空间距离的方法中被弱化了。

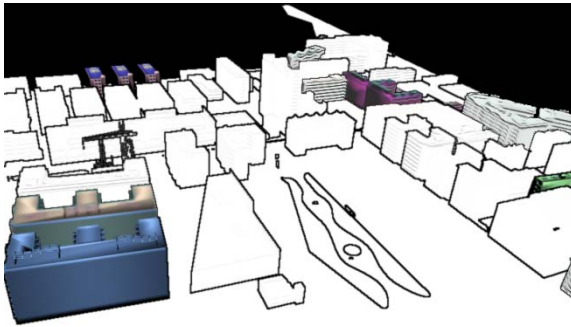
本文算法在 Intel Core2 Duo CPU,NVIDIA GeForce 8800GT 显卡配置的 PC 机上, 两个实验场景的用户关注度计算时间为 1-5ms, 绘制帧速为 30-35fps。校内场景是在图像空间中的风格化处理, 图像大小为 1588×855 像素, 其语义森林模型中有 5 棵语义树共 26 个语义结点; 简单城市场景的绘制窗口大小为 800×600 像素, 其语义森林模型中有 6 棵语义树共 31 个语义结点。



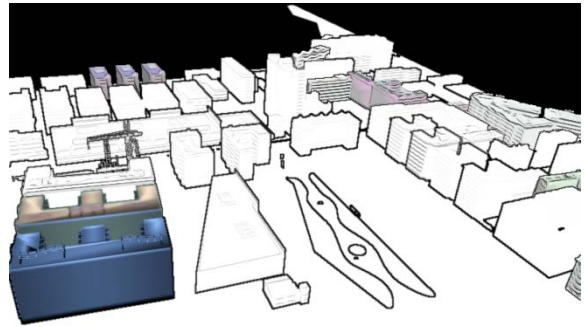
a) 部分城市场景 (为方便说明标注了部分景物的名字)



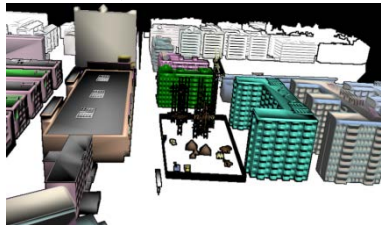
b) 基于空间距离的方法



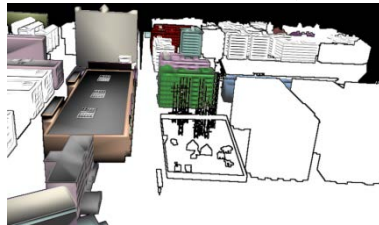
c) 本文方法 (基于语义距离)



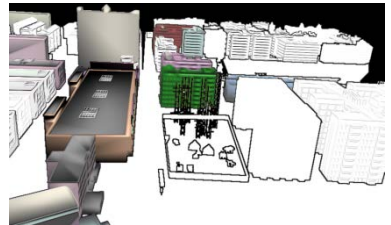
d) 本文方法 (结合语义距离和空间距离)



e) 基于空间距离的方法



f) 本文方法 (基于语义距离)



g) 本文方法 (结合语义和空间距离)

图 6 a)为某城市的部分三维场景模型, b)-d),e)-g)分别为用户关注景物“科技馆 1”、“医院 2”时三种方法对应的绘制结果

5 结论

本文引入了与景物空间密切关联的语义空间, 提出一种基于语义的用户关注度计算方法。该方法综合考

虑了景物与用户的关注信息在语义空间和景物空间中的距离,从而计算得到符合人类感知的用户关注度,改进了单纯基于景物空间距离的用户关注度计算方法。语义森林结构模型的精巧设计,不仅有效避免了大量的建模交互,而且保证了动态用户关注度计算方法的高效性。此外,场景按照不同关注度的分类和多风格化绘制充分展示了本文算法的有效性。

本文提出的语义森林模型虽然避免了人工指定语义距离的工作,但是语义树中结点之间的关系仍然需要交互建模。如何从散乱语义信息中自动建立语义树结构将是值得进一步研究的课题。此外,一个更加成熟的语义结构模型将有利于描述更为复杂的景物关联关系。

References

- [1] Chen, J.; Chen, Y.; Granier, X.; Wang, J. and Peng, Q. Importance-Driven Composition of Multiple Rendering Styles. Computer-Aided Design and Computer Graphics (CAD/Graphics), 2011 12th International Conference on, 2011, 79-86.[C]
- [2] Cole, F.; DeCarlo, D.; Finkelstein, A.; Kin, K.; Morley, K. and Santella. A Directing gaze in 3D models with stylized focus. Eurographics symposium on rendering, 2006, 2.[C]
- [3] Ge, J. and Qiu, Y. Concept similarity matching based on semantic distance. Semantics, Knowledge and Grid, 2008. SKG'08. Fourth International Conference on. 2008, 380-383 [C]
- [4] Kosara, R.; Miksch, S. and Hauser, H. Semantic depth of field. Proceedings of the IEEE Symposium on Information Visualization 2001 (INFOVIS'01), 2001, 97 [C]
- [5] Pan, B.; Chen, X.; Guo, X.; Chen, W. and Peng, Q. Interactive Expressive Illustration of 3D City Scenes. Computer-Aided Design and Computer Graphics (CAD/Graphics), 2011 12th International Conference on, 2011, 406-410[C]
- [6] Bezerra, H.; Eisemann, E.; Décoret, X. and Thollot, J. 3d dynamic grouping for guided stylization. Proceedings of the 6th international symposium on Non-photorealistic animation and rendering, 2008, 89-95[C]
- [7] Grabler, F.; Agrawala, M.; Sumner, R. W. and Pauly, M. Automatic generation of tourist maps. ACM Trans. Graph., ACM, 2008, 27, 100:1-100:11 [J]
- [8] Tsai, D.; Jing, Y.; Liu, Y.; Rowley, H.; Ioffe, S. and Rehg, J. Large-Scale Image Annotation using Visual Synset [J]
- [9] Miller, G. WordNet: a lexical database for English. Communications of the ACM, ACM, 1995, 38, 39-41[J]
- [10] Cilibrasi, R. and Vitanyi, P. The google similarity distance. Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on, IEEE, 2007, 19, 370-383 [J]
- [11] Wu, L.; Hua, X.; Yu, N.; Ma, W. and Li, S. Flickr distance. Proceeding of the 16th ACM international conference on Multimedia, 2008, 31-40[C]
- [12] Islam, A. and Inkpen, D. Second order co-occurrence PMI for determining the semantic similarity of words. Proceedings of the International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2006), 2006, 1033-1038[C]
- [13] Jiang, J. and Conrath, D. Semantic similarity based on corpus statistics and lexical taxonomy. Arxiv preprint cmp-lg/9709008, 1997[J]
- [14] Budanitsky, A. and Hirst, G. Semantic distance in WordNet: An experimental, application-oriented evaluation of five measures. Workshop on WordNet and Other Lexical Resources, 2001, 2[C]
- [15] Pesquita, C.; Faria, D.; Falcão, A.; Lord, P. and Couto, F. Semantic similarity in biomedical ontologies PLoS computational biology, Public Library of Science, 2009, 5, e1000443 [J]
- [16] Couto, F.; Silva, M. and Coutinho, P. Measuring semantic similarity between Gene Ontology terms. Data & knowledge engineering, Elsevier, 2007, 61, 137-152 [J]
- [17] H. Kang, S. Lee, and C. K. Chui, Flow-based image abstraction, IEEE Trans. Visualization and Comput. Graph., vol. 15, no. 1, pp. 62-76, 2009. [J]
- [18] H. Kang, S. Lee, C. K. Chui, Coherent line drawing, Proceedings of the 5th international symposium on Non-photorealistic animation and rendering, pp. 43-50, 2007[C]

附中文参考文献:

- [19] 张忠平; 赵海亮; 张志惠. 基于本体的概念相似度计算. 计算机工程, 2009, 35, 17-19[J]
- [20] 邓志鸿; 唐世渭; 张铭; 杨冬青; 陈捷. Ontology 研究综述. 北京大学学报 (自然科学版), 2002, 38, 730-738[J]