

基于形状及空间关系的场景相似性检索

田泽宇, 门朝光, 汤亚楠

(哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘要: 为解决空间数据检索效率低、准确性差的问题, 本文提出由空间对象形状描述模型、空间关系描述模型、场景相似性自适应计算模型构成的场景相似性检索方法. 空间对象形状描述模型精准检索满足样例对象形状约束的数据库对象, 提高空间对象形状的认识精度. 空间关系描述模型检索满足样例场景关系约束的数据库场景, 提高空间关系的描述精度. 场景相似性自适应计算模型对满足形状及关系约束的完全匹配、局部匹配场景进行打分、排序, 增加检索结果相似性打分的合理性. 模拟场景、真实场景的实验表明本场景相似性检索方法具有良好的检索性能.

关键词: 空间数据检索; 形状描述; 空间关系描述; 场景相似性

中图分类号: TP391.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2016)08-1892-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.08.018

Spatial-Scene Similarity Retrieval Based on Shape and Spatial Relation

TIAN Ze-yu, MEN Chao-guang, TANG Ya-nan

(College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: To solve the problem of low efficiency and poor accuracy on spatial data retrieval, this paper proposes a scene similarity retrieval method based on spatial object shape description model, spatial relationship description model and adaptive scene similarity computing model. Spatial object shape description model can accurately retrieve database objects satisfied with the sample object shape constraints, and improve the space object shape recognition accuracy. Spatial relationship description model can retrieve database scenes satisfied with relationship constraints of the sample scene, and improve the spatial relationship description precision. Adaptive scene similarity computing model can mark and sequence complete or incomplete matching scenes satisfied with shape and relationship constraints, improve the rationality of similarity scores on retrieval results. Experiments of simulative and real scenes show the scene similarity retrieval has a good retrieval performance.

Key words: spatial data retrieval; shape description; spatial relation description; spatial-scene similarity

1 引言

随着空间数据获取技术的迅速发展, 空间数据规模呈爆炸增长趋势, 在海量空间数据中快速检索出需要的信息是目前空间数据管理的瓶颈. 传统的空间数据检索方法主要有基于位置和关键字的检索、Spatial SQL 查询语言和可视化空间数据检索, 这些方法很难表达复杂的拓扑、方向关系, 而且语法复杂、描述模糊, 极易出错. 为了解决这些问题, 使用基于草图、基于样例等更直观、更符合人类认知的检索方式, 进行更精准的场景相似性检索. Egenhofer 首次提出了基于草图的空间数据检索, 并设计了拓扑关系、方向关系和拓扑关系的概念邻域图等模型^[1,2]. 以拓扑关系为基础, 文献[3]研

究了拓扑关系相似性度量方法, 并使用独立成分分析和模糊支持向量机进行空间数据检索. 以方向关系为基础, 文献[4]研究了确定区域间方向关系的度量方法, 文献[5]给出了不确定区域间方向关系的相似性度量方法. 以拓扑和方向关系为基础, 文献[6]给出了草图的一阶邻近关系和相应的前项检查检索方案, 文献[7]通过草图空间关系的定性表达和校准, 将草图信息整合到 GIS 系统中. 以上相似性度量方法均没有考虑空间对象形状对相似性检索的影响, 而且在检索结果的相似性打分、排序上没有给出详尽的方案. 文献[8,9]设计了组件相似性、匹配完整性等场景相似性打分机制, 但没有设定自适应的相似性权重参数, 也没有考虑对象的形状.

为了提高场景相似性检索的精度,使用了空间对象形状相似性度量方法.现有空间对象形状相似性研究主要有多级弦长描述法^[10]、弯曲度半径描述法^[11]、正切空间描述法^[12]等.但这些方法描述能力不强,不能兼顾形状的边界和区域信息.

针对现有场景相似性检索的缺陷,本文提出基于形状及空间关系的场景相似性检索方法.本检索方法通过空间对象形状描述模型精准检索满足样例对象形状相似性约束的数据库对象,通过空间关系描述模型定性、定量地检索满足样例场景关系约束的数据库场景,通过场景相似性自适应计算模型对检索到的数据库场景进行打分、排序,得到与样例场景相似的所有完全匹配、局部匹配场景,提高空间对象形状及关系的检索识别精度,增加场景检索结果相似性打分的合理性.

2 空间对象形状描述模型

本文提出的空间对象形状描述模型通过计算空间对象形状的主方向,利用与主方向平行的若干条直线分割空间对象,计算同一分割线上对象分割段之间的顺序特征描述量 f ,记录所有分割线上的顺序特征描述量 $\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$,形成空间对象的形状特征描述量 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$.

空间对象的形状主方向由空间对象的形状特征决定,是空间对象形状的最小惯性轴.主方向位于通过重心且倾角为 θ 的直线上,倾角 θ 公式为^[13]:

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan \frac{2u_{11}(S)}{\mu_{20}(S) - \mu_{02}(S)} \quad (1)$$

其中, u_{11}, u_{02}, u_{20} 为空间对象区域的 $p+q$ 阶中心矩.空间对象形状主方向如图 1 中带箭头的直线所示.

求出与主方向平行且与空间对象最外侧相交的两条边界线,如图 1 中的两条实线所示.利用与主方向平行的 n 条直线将两条边界线之间的部分平均分割为 $n+1$ 等份,如图 1 中的 9 条虚线将实线之间的部分平均

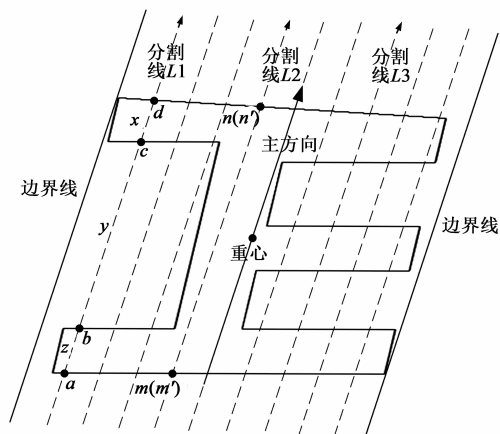


图1 空间对象形状描述模型

分割为 10 等份.

某一条分割线与空间对象相交于 m 段 ($m \geq 1$),如图 1 中分割线 $L1$ 与空间对象相交于 ab, cd 两段,分割线 $L2$ 与空间对象相交于 mn 一段,分割线 $L3$ 与对象相交于三段.同一条分割线上的对象分割段均为直线,不存在形状差异,但对象分割段之间有前后顺序.假定分割线为一维坐标轴,可任意规定该一维坐标轴的正方向,但所有分割线的正方向必须相同,如图 1 中规定主方向的箭头方向为正方向.图 1 中分割线 $L1$ 的对象分割段 cd 领先于分割段 ab ,即段 cd 中任一点 u 均领先于段 ab 中任一点 v ,设函数 $\varphi(u-v)$ 描述点 u, v 的顺序关系,公式为:

$$\begin{cases} \varphi(u-v) = 1, & u > v \text{ (即 } u \text{ 领先于 } v) \\ \varphi(u-v) = 0, & u \leq v \end{cases} \quad (2)$$

则段 ab 与段 cd 之间所有点的顺序关系描述即顺序特征描述量 f 可表示为:

$$f(ab, cd) = \int_{y+z}^{x+y+z} \left(\int_0^z \varphi(u-v) dv \right) du \quad (3)$$

其中, x, z 分别为线段 cd, ab 的长度. y 为点 c 与点 b 坐标值之差.当点 c 领先于点 b 时, $y > 0$; 当点 c 与点 b 重合时, $y = 0$; 当点 b 领先于点 c 时, $y < 0$.

更一般的,假设一条分割线上的对象分割段为 I_1, I_2 ,则公式(3)可表示为:

$$f(I_1, I_2) = \int_{y+z}^{x+y+z} \left(\int_0^z \varphi(u-v) dv \right) du \quad (4)$$

其中, x 为段 I_2 的长度, z 为段 I_1 的长度. y 为段 I_2 的起点坐标与段 I_1 的终点坐标之差. u 为段 I_2 上的点, v 为段 I_1 上的点.

当一条分割线上的对象分割段多于两段时,如图 1 中分割线 $L3$ 与空间对象相交于三段.假设该条分割线上的对象分割段为 I_1, I_2, \dots, I_n , n 为大于 2 的整数,则该条分割线上的顺序特征描述量 f 为:

$$f = \sum_{i \in 1 \dots n} \sum_{j \in 1 \dots n} f(I_i, I_j) \quad i \neq j \quad (5)$$

当一条分割线上只有 1 个对象分割段时,如图 1 中分割线 $L2$ 上的段 mn .此时可以看做两个长度为 x 的段 $mn, m'n'$ 完全重合,根据公式(4)可得:

$$f(mn, m'n') = \int_0^x \int_0^x \varphi(u-v) dv du \quad (6)$$

即分割线上只有一个对象分割段 I 时,公式(6)为:

$$f(I) = \int_0^x \int_0^x dv du, \quad u > v \quad (7)$$

其中, x 为分割段 I 的长度, u 和 v 为段 I 上的点.

通过公式(5)(7)计算出 n 条分割线的顺序特征描述量 $\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ 以及主方向的顺序特征描述量 f_{dir} .为了使形状特征描述量满足尺度不变性,令每个分割线的顺序特征描述量 f_n 均除以 f_{dir} ,得出该空间对象的形

状特征描述分量 \bar{f}_n . 空间对象的形状特征描述量公式如下:

$$\begin{cases} F = \{\bar{f}_1, \bar{f}_2, \dots, \bar{f}_n\} \\ \bar{f}_n = \frac{f_n}{f_{dir}} \end{cases} \quad (8)$$

在进行场景相似性匹配时, 设样例场景中空间对象 v_i 的形状描述量为 $F^{(v)} = \{\bar{f}_1^v, \bar{f}_2^v, \dots, \bar{f}_n^v\}$, 数据库场景中对象 u_j 的形状描述量为 $F^{(u)} = \{\bar{f}_1^u, \bar{f}_2^u, \dots, \bar{f}_n^u\}$, 对两个形状描述量进行归一化处理, 计算两个对象 v_i, u_j 的形状差异度为:

$$d_{vertex} = \frac{\sum_{i=1,2,\dots,n} |\bar{f}_i^v - \bar{f}_i^u|}{n} \quad (9)$$

则两个对象 v_i, u_j 的形状相似度为:

$$S_{vertex} = 1 - d_{vertex} \quad (10)$$

本文的空间对象形状描述模型可以精确描述空间对象形状的整体特征和细节信息, 兼顾了边界和区域信息, 具有平移、旋转、翻转、尺度不变性, 对形状的轻微形变具有鲁棒性, 并且可以通过调节分割线数量对空间对象形状进行多级描述.

3 空间关系描述模型

本文利用维度扩展9交模型(DE-9IM)^[14], 提取样例场景和数据库场景中面空间对象间的拓扑关系, 在数据库场景中检索与样例场景拓扑关系一致的场景. 当样例场景中两个对象间的拓扑关系为相离或相交时, 需要引入定量度量机制对相离、相交关系进行细化.

当场景中两个对象 A, B 的拓扑关系为相离时, 通过空间对象形状相似性的计算可知空间对象的重心位置和主方向上所有对象分割段的长度之和. 设相离空间对象 A, B 各自主方向上所有分割段的长度之和分别为 D_a, D_b , 两个相离空间对象的重心距离为 D_c , 相对于空间对象 A 的相离关系定量度量为 $DIS1$, 相对于空间对象 B 的相离关系定量度量为 $DIS2$. $DIS1, DIS2$ 可表示为:

$$DIS1 = \frac{D_c}{D_c + D_a}, \quad DIS2 = \frac{D_c}{D_c + D_b} \quad (11)$$

在进行场景相似性匹配时, 设样例场景空间对象 v_i, v_k 之间相离关系的定量度量为 $DIS1^{(v)}, DIS2^{(v)}$, 数据库场景空间对象 u_j, u_l 之间相离关系的定量度量为 $DIS1^{(u)}, DIS2^{(u)}$, 样例场景相离关系和对应数据库场景相离关系的差异度为:

$$\begin{cases} d1_{dis} = |DIS1^{(v)} - DIS1^{(u)}| \\ d2_{dis} = |DIS2^{(v)} - DIS2^{(u)}| \end{cases} \quad (12)$$

则样例场景和对应数据库场景的相离关系相似度 S_{edge} 可表示为:

$$S_{edge} = (1 - d1_{dis})(1 - d2_{dis}) \quad (13)$$

当场景中两个对象 A, B 的拓扑关系为相交时, 设对象 A, B 的面积分别为 $area(A), area(B)$, 相交部分 $A \cap B$ 的面积为 $area(A \cap B)$, 相对于空间对象 A 的相交关系定量度量为 $LAP1$, 相对于空间对象 B 的相交关系定量度量为 $LAP2$. $LAP1, LAP2$ 公式为:

$$LAP1 = \frac{area(A \cap B)}{area(A)} \quad LAP2 = \frac{area(A \cap B)}{area(B)} \quad (14)$$

在进行场景相似性匹配时, 设样例场景空间对象 v_i, v_k 之间相交关系的定量度量为 $LAP1^{(v)}, LAP2^{(v)}$, 数据库场景空间对象 u_j, u_l 之间相交关系的定量度量为 $LAP1^{(u)}, LAP2^{(u)}$, 样例场景相交关系和对应数据库场景相交关系的差异度为:

$$\begin{cases} d1_{lap} = |LAP1^{(v)} - LAP1^{(u)}| \\ d2_{lap} = |LAP2^{(v)} - LAP2^{(u)}| \end{cases} \quad (15)$$

则样例场景和对应数据库场景的相交关系相似度 S_{edge} 可表示为:

$$S_{edge} = (1 - d1_{lap})(1 - d2_{lap}) \quad (16)$$

DE-9IM不能描述对象间的方向关系, 本文基于方向关系矩阵模型^[4], 计算目标对象在参考对象9个方向片内的部分占自身的比例, 忽略对方向关系影响不大的部分.

4 空间场景相似性检索

在空间对象形状描述模型与空间关系描述模型的基础上, 提取样例场景中每个对象的形状描述量、对象间的拓扑关系和方向关系, 利用每个样例对象的形状描述量检索数据库场景中形状相似的对象, 判断检索到的数据库对象是否满足样例对象间的拓扑关系和方向关系. 根据形状相似度、拓扑中相离关系和相交关系的相似度以及检索到场景的完整性, 对获得的数据库场景进行相似性打分和排序. 设样例场景为 S 、数据库场景为 D , 样例场景 S 包含 n 个空间对象 $\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, 数据库场景 D 包含 m 个空间对象 $\{u_1, u_2, \dots, u_m\}$. 样例场景 S 如图2(a)所示, 数据库场景 D 如图2(b)所示.

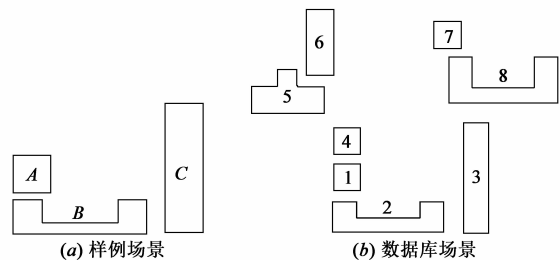


图2 场景实例

4.1 建立关联图

计算样例场景 S 中空间对象 v_i 的形状描述量与数据库场景 D 中空间对象 u_j 的形状描述量的相似度,当两个对象的形状相似度在阈值范围内时,生成关联图 G_a 的顶点 a_{ij} ,记录空间对象 v_i 和空间对象 u_j 的形状匹配相似度.

计算关联图 G_a 中任意两个顶点 a_{ij}, a_{kl} 之间是否有边相连,需要判断数据库场景空间对象 u_j, u_l 之间的拓扑关系和方向关系是否满足样例场景空间对象 v_i, v_k 之间的拓扑关系和方向关系.若满足,则关联图中两个顶点 a_{ij}, a_{kl} 之间建立边相连接,并记录空间关系的相似度为 1.0;否则,不建立边.当拓扑关系为相离关系或相交关系时,需要计算样例场景和对应数据库场景的相离关系相似度或相交关系相似度.判断相离关系相似度、相交关系相似度是否在阈值范围内,若在范围内,则建立边并记录相离、相交关系相似度.图 2 的样例场景和数据库场景的关联图如图 3 所示.

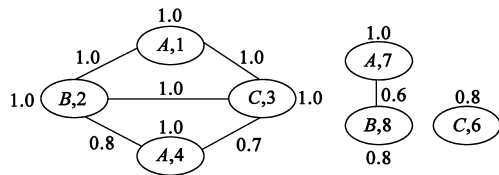


图3 关联图

4.2 提取关联图的极大团

提取关联图 G_a 中的所有极大团,检索出与样例场景完全匹配、局部匹配的所有数据库场景.其中,最大团对应场景的完全匹配,极大团对应场景的局部匹配.本文以极大团提取算法 ELS^[15] 为基础,根据空间场景相似性检索的特点,对关联图 G_a 进行优化,降低关联图的复杂度,提高极大团提取的效率,提高场景相似性检索的效率.

在空间场景相似性检索中,数据库场景 D 的对象数目通常远大于样例场景 S 的对象数目,有可能导致样例场景 S 中的空间对象有很多形状相似的数据库对象,但这些形状相似的数据库对象都很难完全满足样例场景 S 中空间关系的约束,最终会导致关联图中出现大量的孤立点或度为 1 的顶点,这些顶点可以在执行算法 ELS 前去除,降低关联图的复杂度,提高极大团的提取效率.

在建立关联图 $G_a = \{V, E\}$ 过程中,将每个顶点 v 的度和邻接点集合 $\Gamma(v)$ 记录在该顶点 v 中,并记录所有孤立点和度为 1 的顶点.关联图 G_a 极大团提取算法的实现步骤如下:

(1) 将孤立点从关联图中去除,并将去除的孤立点作为极大团,记为样例场景的匹配,利用公式(17)至

(21) 计算其场景相似性.

(2) 将度为 1 的顶点从关联图中去除,其邻接顶点 $\Gamma(v)$ 的度均减 1,并将该顶点和和其邻接顶点作为极大团,记为样例场景的匹配,利用公式(17)至(21) 计算其场景相似性.去除该顶点之后,继续判断该顶点的邻接顶点的度.如果度为 0,则直接去除;如果度为 1,则重复步骤 2;如果大于 1,则停止.

(3) 利用算法 ELS 提取经步骤 1、2 优化后的关联图 G_{a1} 的极大团,将提取出的极大团记为样例场景的匹配,利用公式(17)至(21) 计算其场景相似性.

设关联图 G_a 有 w 个顶点,经步骤 1、2 优化后的关联图 G_{a1} 为有 N 个顶点的 d -退化图.关联图 G_a 极大团提取算法步骤 1、2 的线性时间复杂度为 $O(w-N)$,步骤 3 的时间复杂度为 $O(d * N * 3^{d/3})$ ^[15]. 因关联图 G_a 中存在大量的孤立点和度为 1 的顶点,优化关联图 G_a ,可以进一步减少 ELS 算法的执行时间,提高场景相似性检索的效率.

图 3 中的关联图先通过步骤 1 将孤立点 $\{C,6\}$ 去除,将该点记为样例场景的局部匹配,计算该点的相似性.通过步骤 2 将度为 1 的顶点 $\{A,7\} \{B,8\}$ 去除,将顶点 $\{A,7\} \{B,8\}$ 记为样例场景的局部匹配,计算该局部匹配的相似性.通过步骤 3 检索出优化关联图的最大团 $\{A,1\} \{B,2\} \{C,3\}$ 和最大团 $\{A,4\} \{B,2\} \{C,3\}$,将两个最大团分别记为样例场景的完全匹配,计算完全匹配的相似性.

4.3 空间场景相似性自适应计算模型

利用对象组件相似性、关系组件相似性、场景匹配完整性等机制,设计新的场景相似性自适应权重参数,提出空间场景相似性计算模型,对得到的匹配场景进行打分、排序.

4.3.1 组件相似性

在极大团中,根据每个顶点记录的样例场景和数据库场景中匹配对象的形状相似性 S_{vertex} ,计算整个匹配场景的空间对象组件相似性 S_{obj} ,公式为:

$$S_{obj} = \sum_{i=1}^M w_{o_i} \cdot s_{vertex_i}, \quad w_{o_i} = \frac{m_i}{m} \quad (17)$$

其中, M 表示极大团的顶点个数即匹配场景的对象个数; S_{vertex_i} 表示极大团中第 i 个顶点记录的形状相似性; m_i 表示极大团的第 i 个匹配对象对中构成样例空间对象的点数, m 表示样例场景中所有已匹配空间对象的点数. w_{o_i} 表示极大团中第 i 个顶点的权重,为第 i 个已匹配样例对象的点数占样例场景中所有已匹配对象的点数的比.样例场景中构成对象的顶点数越多代表该对象形状越复杂,越容易在数据库场景中找到匹配的对象,其在场景中的权重 w_{o_i} 也越大.

在极大团中,根据每条边记录的样例场景和数据

库场景中对应空间关系的相似性 S_{edge} , 计算整个匹配场景的空间关系组件相似性 S_{Rel} , 公式如下:

$$S_{Rel} = \frac{\sum_{i=1}^{M(M-1)/2} w_{R_i} \cdot S_{edge_i}}{\sum_{i=1}^{M(M-1)/2} w_{R_i}} \quad (18)$$

其中, M 表示极大团的顶点个数; S_{edge_i} 表示极大团中第 i 条边记录的空间关系相似性; w_{R_i} 表示极大团中第 i 个关系的权重. 本文所有关联关系的权重均相同, 取值为 1.

4.3.2 场景完整性

依据人类对空间场景的主观认知, 完全匹配场景的相似性分值比局部匹配场景的相似性分值高, 因此局部匹配中未匹配的样例空间对象对该局部匹配的相似性分值有负面影响. 本文用空间场景完整性 S_{comp} 反映场景匹配的程度, 公式如下:

$$S_{comp} = \sum_{i=1}^M \frac{m_i}{m_{all}} \quad (19)$$

其中, M 代表极大团顶点数即匹配的对象数, $\frac{m_i}{m_{all}}$ 代表第 i 个已匹配样例对象的点数 m_i 占样例场景中所有对象的点数 m_{all} 的比.

4.3.3 空间场景相似性计算

空间场景相似性的计算利用了对象组件相似性 S_{Obj} 、关系组件相似性 S_{Rel} 和空间场景完整性 S_{comp} 的计算结果, 其计算公式为:

$$S_{Scene} = \frac{(w_{Obj} \cdot S_{Obj} + w_{Rel} \cdot S_{Rel})}{w_{Obj} + w_{Rel}} * S_{comp} \quad (20)$$

其中, w_{Obj} 表示对象组件相似性所占的权重, w_{Rel} 表示关系组件相似性所占的权重.

本文通过形状描述模型检索空间对象, 当空间对象形状复杂时, 形状的辨识度要高于空间关系的辨识度. 空间对象最简单的形状为三角形, 当空间对象的形状全为三角形时, 权重 $w_{Obj} = w_{Rel}$; 当空间对象的形状不全为三角形时, 权重 $w_{Obj} > w_{Rel}$. 通常情况下对象组件相似性的权重 w_{Obj} 高于关系组件相似性的权重 w_{Rel} , 权重公式如下:

$$w_{Obj} = \frac{\frac{m}{3} \left(\frac{m}{3} - 1 \right)}{2} / \frac{n(n-1)}{2} \quad w_{Rel} = 1 \quad (21)$$

其中, n 表示样例场景中已匹配对象的数目, m 表示样例场景中已匹配对象的顶点数目.

5 实验及结果分析

本实验分为两个部分, 先使用通过真实建筑构建的形状数据集和北京大学矢量地图验证空间对象形状描述模型的有效性, 再利用文献 1 中的模拟场景数据库和清华大学矢量地图验证整体检索方案的有效性.

5.1 空间对象形状描述模型实验

使用从 OpenStreetMap 中获取的北京大学约 1400 个建筑的地图作为实验数据, 如图 4 所示. 本实验仅使用空间对象形状描述模型, 在地图中任选 3 个建筑作为样例对象, 检索结果只显示相似度最高的 3 个建筑, 检索结果如图 5 所示. 从检索结果中可以看出, 三组实验均准确地检索出了样例对象本身, 其形状相似性均为 1.0. 本实验表明了空间对象形状描述模型可以精准识别空间对象的形状, 对形状的轻微形变具有鲁棒性.

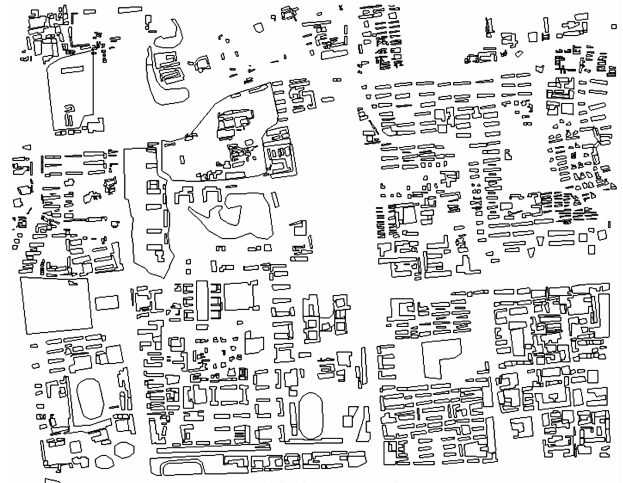


图4 北京大学矢量地图

	样例对象	检索结果		
1	对象编号 1067	对象编号 1067 形状相似性 分值 1.0	对象编号 1247 形状相似性 分值 0.805919	对象编号 1254 形状相似性 分值 0.805595
2	对象编号 329	对象编号 329 形状相似性 分值 1.0	对象编号 591 形状相似性 分值 0.869414	对象编号 694 形状相似性 分值 0.835615
3	对象编号 1454	对象编号 1454 形状相似性 分值 1.0	对象编号 945 形状相似性 分值 0.988359	对象编号 1392 形状相似性 分值 0.959255

图5 北京大学地图检索结果

从真实地图中选取 70 个形状各异的建筑物, 如图 6 中上方图所示; 对每一个建筑物分别缩放 0.49、0.7、1.37 倍, 得到 3 个建筑物, 如图 6 中下方图第一行从左至右依次是原始建筑、缩放 0.49 倍建筑、缩放 0.7 倍建筑、缩放 1.37 倍建筑. 对原始建筑和 3 个缩放建筑分别旋转 45 度、135 度、225 度得到 12 个建筑, 如图 6 中下方图第二行、第三行、第四行的建筑分别为第一行建筑旋转 45 度、135 度、225 度. 对原始建筑进行四种仿射变换, 得到 4 个建筑, 如图 6 中下方图第五行所示. 对每个

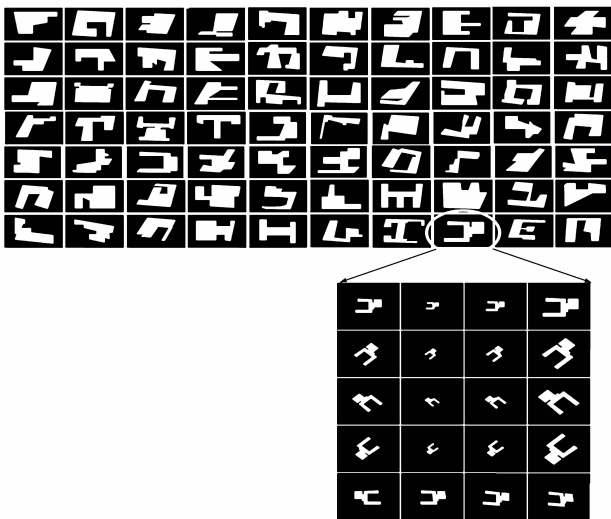


图6 空间对象形状数据集

建筑共进行了 19 次变换,得到了 19 个建筑,加上原始建筑,构成了一类相似建筑的 20 种形变. 70 个原始建筑共形成了 70 类,每类 20 个相似建筑,共 1400 个建筑的形状数据集.

对形状数据集中的每个建筑均进行一次检索,共进行 1400 次检索实验. 在每次实验检索出的前 40 个建筑中,计算检索建筑的相似建筑个数,相似建筑个数与该类相似建筑总数 20 的比值为该建筑的检索率,所有建筑检索率的平均值为平均检索率. 文献 10、11 和本文空间对象形状描述法的平均检索率如表 1 所示. 本文对象形状描述法的平均检索率高于其他 2 个形状描述法,具有更强的对象形状描述能力,具有平移、旋转、翻转和尺度不变性,对因仿射变换造成的形状形变具有一定的鲁棒性.

表 1 三种空间对象形状描述法的平均检索率

空间对象形状描述法	平均检索率
多级弦长描述法 ^[10]	87.13%
弯曲度半径描述法 ^[11]	85.56%
本文空间对象形状描述模型	92.19%

5.2 空间场景相似性检索实验

文献[1]中的模拟场景数据库共有 1000 个场景,每个场景由 6 个面区域组成. 从模拟场景数据库中选取 30 个不同类的场景作为样例进行检索实验,检索结果的例子如图 7 所示. 两个例子中所有检索结果的对象形状、拓扑关系和方向关系均满足样例场景的要求,所有检索结果的场景完整性 S_{comp} 均为 1,影响检索结果相似性分数的只为对象形状和相离关系的相似度. 通过实验,30 个不同场景检索的查准率和查全率均为 100%,样例场景本身的相似性分数均最高为 1.0.

绘制文献 1 模拟场景数据库中 60 个不同类场景的

编号	样例场景	检索结果		
1				
2				

图7 模拟场景检索结果

草图,进行检索实验. 文献 6 与本相似性检索方案的查准率和查全率如表 2 所示. 本检索方案的查准率、查全率均高于文献 6 方案,这是因为本检索方案加入了空间对象的形状约束,形状描述模型的精准识别提高了检索准确率.

表 2 查准率和查全率

检索方案	查准率	查全率
文献 6 检索方案	94.60%	96.57%
本文空间场景相似性检索	96.80%	98.61%

以从 OpenStreetMap 中获取的清华大学约 1100 个建筑的地图为实验数据,通过程序提供的草图绘图功能,绘制要检索的样例场景,如图 8 所示,实验结果如图 9 所示. 图 8 右侧绘制形状较为复杂的清华大学图书馆(最下方建筑)、新斋(最上方建筑)等四个建筑物为样例场景,由于图书馆、新斋这两个建筑形状过于复杂、特殊,形状描述模型可以准确找到对应的匹配对象,而中间两个形状简单的建筑却可以找到很多形状相似的匹配对象. 通过相离关系的定量度量 and 方向关系的描述识别,形成了草图的完全匹配和中间两个建筑的部分匹配.

从实验结果看出,完全匹配的相似度很高为 0.906802,中间两个建筑的部分匹配相似度很低. 因为样例场景中图书馆、新斋两个建筑的形状复杂、辨识度高,这两个建筑的重要性远大于中间两个建筑,所以中

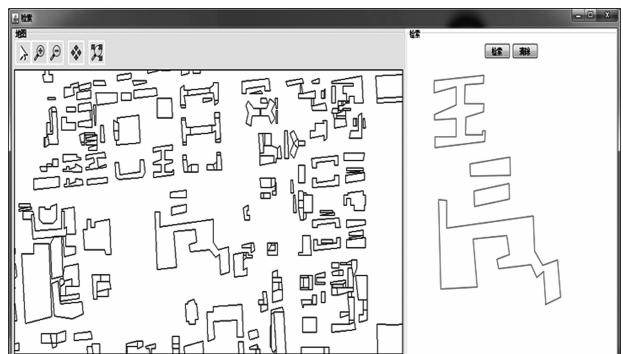


图8 绘制检索场景





检测结果				
相似性分值	0.906802	0.170233	0.162176	0.150923

图9 真实场景检索结果

间两个建筑部分匹配的场景完整性 S_{comp} 很低小于 0.19, 导致部分匹配的场景相似度低。

6 结论

本文提出了基于形状及空间关系的场景相似性检索方法, 并给出了空间对象形状描述模型、空间关系描述模型、场景相似性自适应计算模型, 提高了空间对象形状的认识精度、空间关系的描述精度和场景相似性检索的精度, 增加了场景检索结果相似性打分的合理性, 为复杂空间场景提供了更直观、精度更高的相似性检索方法。

参考文献

- [1] Egenhofer M J. Query processing in spatial-query-by-sketch [J]. Journal of Visual Languages and Computing, 1997, 8 (4): 403 - 424.
- [2] Egenhofer M J. Qualitative spatial relation reasoning for design [A]. Studying Visual and Spatial Reasoning for Design Creativity [C]. Netherlands: Springer Netherlands, 2015. 153 - 175.
- [3] 袁贞明, 吴飞, 等. 基于草图内容的空间拓扑数据检索方法 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2006, 40 (10): 1663 - 1669. Yuan Zhen-ming, Wu Fei, et al. Spatial topological data retrieval based on sketch content [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2006, 40 (10): 1663 - 1669. (in Chinese)
- [4] Goyal R K. Similarity assessment for cardinal directions between extended spatial objects [D]. Maine: University of Maine, 2000. 36 - 49.
- [5] 孙伟, 欧阳继红, 等. 不确定区域间方向关系的相似性度量方法 [J]. 电子学报, 2014, 42 (3): 597 - 601. Sun Wei, Ouyang Ji-hong, et al. Similarity assessment of approximate direction relations [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42 (3): 597 - 601. (in Chinese)
- [6] 申世群, 刘大有, 等. 基于草图的空间数据检索研究 [J]. 电子学报, 2010, 38 (8): 1819 - 1824. Shen Shi-qun, Liu Da-you, et al. Research on spatial data retrieval based on sketch [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38 (8): 1819 - 1824. (in Chinese)
- [7] Jan S, Schwering A, et al. Qualitative representations of extended spatial objects in sketch maps [A]. Proceedings of International AGILE'2014 Conference [C]. Spain: Springer International Publishing, 2014. 37 - 54.
- [8] Nedas K A, Egenhofer M J. Spatial scene similarity queries [J]. Transactions in GIS, 2008, 12 (6): 661 - 681.
- [9] He B, Wang D, Chen C. A novel method for mineral prospectivity mapping integrating spatial-scene similarity and weights-of-evidence [J]. Earth Science Informatics, 2015, 8 (2): 393 - 409.
- [10] 安晓亚, 孙群, 等. 一种形状多级描述方法及在多尺度空间数据几何相似性度量中的应用 [J]. 测绘学报, 2011, 40 (4): 495 - 508. An Xiao-ya, Sun Qun, et al. A Shape multilevel description method and application in measuring geometry similarity of multi-scale spatial data [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2011, 40 (4): 495 - 508. (in Chinese)
- [11] 付仲良, 逯跃锋. 利用弯曲度半径复函数构建综合面实体相似度模型 [J]. 测绘学报, 2013, 42 (1): 145 - 151. Fu Zhong-liang, Lu Yue-feng. Establishment of the comprehensive model for similarity of polygon entity by using the bending radius complex function [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2013, 42 (1): 145 - 151. (in Chinese)
- [12] Fan H, Zipf A, et al. Quality assessment for building footprints data on openstreetmap [J]. International Journal of Geographical Information Science, 2014, 28 (4): 700 - 719.
- [13] Zunic J, Rosin P L, et al. On the orientability of shapes [J]. IEEE Transactions On Image Processing, 2006, 15 (11): 3478 - 3487.
- [14] Strobl C. Dimensionally extended nine-intersection model (DE-9IM) [A]. Encyclopedia of GIS [C]. New York: springer-Verlag, 2008. 240 - 245.
- [15] Eppstein D, Strash D. Listing all maximal cliques in large sparse real-world graphs [A]. Proceedings of the 10th International Conference on Experimental Algorithms [C]. Berlin: Springer Verlag, 2011. 364 - 375.

作者简介



田泽宇 男, 1987 年生, 黑龙江佳木斯人, 哈尔滨工程大学博士生, 主要研究方向为空间数据检索、图像处理。

E-mail: tianzeyu@hrbeu.edu.cn



门朝光 男, 1963 年生, 黑龙江哈尔滨人, 哈尔滨工程大学教授, 主要研究方向为信息安全、空间数据检索、图像处理。

E-mail: menchaoguang@hrbeu.edu.cn