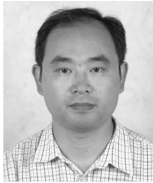


· 航道测量 ·



基于 ICP 算法的内河岸线点云数据配准方法*

谢磊, 王相龙, 王树武, 艾学杰
(武汉理工大学 智能交通系统研究中心, 湖北 武汉 430063)

摘要: 激光雷达作为一种扫描精度高、数据信息丰富的新型测绘装备, 目前正逐步应用于内河岸线监测领域。由于内河岸线的跨度远大于激光雷达的量程, 因此需要让激光雷达在不同地点多次扫描以获取完整的岸线轮廓数据。为了解决这种多站点扫描所带来的多站点云数据配准问题, 在传统的 ICP (最近迭代点) 配准算法的基础上, 实现了基于 KD-Tree 数据结构的 ICP 配准算法。该算法不仅能够将多站点云数据配准至某个统一的坐标系内, 而且有效减少了 ICP 配准算法的数据搜索范围, 提高了配准的准确率。经过多次实地测试可以发现, 本算法能够有效减少配准时间, 并达到相应的配准精度要求。总体来说, 算法具有良好的点云配准效果。

关键词: 航道要素; 激光点云; KD-Tree 数据结构; ICP 配准算法
中图分类号: U 115 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-4972(2016)01-0146-06

Registration method of shoreline point cloud data based on ICP algorithm

XIE Lei, WANG Xiang-long, WANG Shu-wu, AI Xue-jie
(Intelligent Transportation Systems Research Center, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)

Abstract: As a kind of new survey equipment with high detection accuracy and rich data information, laser radar is gradually applied to the information monitoring field about inland river shoreline. Because the length of shoreline is greater than the measuring range of the laser radar, it is necessary to continue scanning different locations and get the complete shoreline outline. To solve the registration problem of multi-location point cloud data caused by continuous scanning, this paper implements the ICP (Iterative Closet Point) registration algorithm based on the KD-Tree data structure. The proposed algorithm not only concentrates multi-location of point cloud data on a unified coordinate system, but also reduces effectively the data search scope of ICP registration algorithm and improves the accuracy of registration. The results of field tests show that the algorithm can reduce effectively the registration time and achieve corresponding registration accuracy. On the whole, the algorithm implements good processing results of point cloud registration.

Keywords: channel elements; laser point cloud; KD-Tree data structure; ICP registration algorithm

自古以来水路运输都是最重要的运输手段之一。内河运输, 尤其是长江运输, 对国家的经济发展起到了巨大的作用^[1]。为了更好地发挥航运业在国民经济发展中的战略作用, 需要进一步提高内河航道信息的在线服务功能, 而这有赖于各

种航道要素信息及岸线信息的快速采集技术^[2]。其中, 岸线作为水路运输过程中的关键环节之一, 具有不可再生性, 岸线资源规划不当往往导致水面建筑违法搭建现象严重, 影响航道的通航能力和通航效率^[3]。

收稿日期: 2015-10-18
*基金项目: 交通运输部信息化技术研究项目 (2013364548200); 交通运输部应用基础研究项目 (2013329811220); 湖北省自然科学基金创新群体项目 (2013CFA007)
作者简介: 谢磊 (1975—), 男, 博士, 副研究员, 从事水上交通信息感知与交互的研究。

自 20 世纪 90 年代起, 激光检测技术日益成熟, 并广泛应用在测绘领域。Balis 将激光雷达与相机结合, 重建出希腊奥林匹克体育场的三维模型^[4]; 陈秀忠等利用激光点云数据重建故宫, 并提取出了相关的建筑信息^[5]。

虽然激光检测技术已经在测绘工程领域得到了广泛应用, 但是受激光检测装置自身扫描视界的限制, 其单次扫描的点云数据一般只能包含部分场景区域, 需要将多次扫描得到的点云数据转化到同一坐标系下, 通过场景拼接才能得到完整的地理信息^[6]。该过程又称为配准, 其本质是求解两块点云数据之间的坐标转换方程, 进而得到转化矩阵。

Besl 等提出 ICP (iterative closet point, 最近迭代点) 算法, 利用自由曲面的曲率为配准依据, 实现两点云的配准^[7]。之后, Greenspan 等引入了最近邻域的概念, 缩短了 ICP 算法搜索最近点消耗的时间^[8]。Pottmann 采用平方距离函数作为目标函数, 改进了 ICP 算法^[9]。Sharp 引入了距不变、曲率等欧几里得不变特征量, 对 ICP 算法进行改进^[10]。

以武汉晴川桥附近岸线作为数据采集地点, 采用全回转的云台搭载激光雷达的检测方式, 扫描获取当前检测站点的岸线信息, 各站点之间间距相等, 并构建成一个全局坐标系。项目组采用 KD-Tree 数据结构存储激光点云信息, 提高了 ICP 算法的配准效率, 并借助相邻站的重叠点云信息计算旋转和平移矩阵, 将不同站扫描的部分岸线轮廓配准在一起, 形成一个完整的三维岸线轮廓模型。

1 基于激光雷达的岸线信息采集

本文采用了全角度旋转云台搭载线扫描激光雷达的方式进行岸线信息采集。激光雷达从点 A (50°) 起每隔 1° 扫描一个点, 自上而下扫描至点 B (-50°), 形成一个 100° 的二维扇形光幕。同时, 云台搭载激光雷达, 自点 C (60°) 开始, 同样每隔 1° 扫描一个点, 由左至右旋转至点 D (-60°)。激光雷达工作方式见图 1。

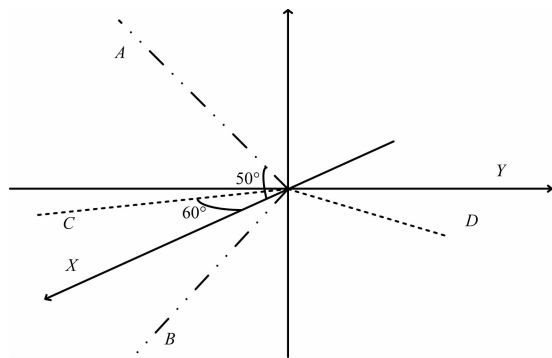


图 1 激光雷达工作方式

实际的岸线信息采集设备由 3 部分组成, 包括: 辅助设备、采集设备和传输设备, 其具体组成见图 2, 岸线数据采集设备布置见图 3。

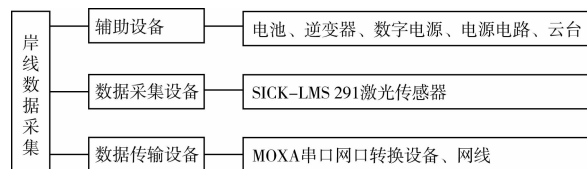


图 2 岸线信息采集设备的组成



图 3 岸线数据采集设备布置

2 基于 KD-Tree 数据结构的点云数据存储算法

2.1 激光点云数据特点分析

1) 激光雷达扫描频率快、数据密度大。SICK-LMS291 激光传感器扫描频率为 75 Hz, 在全角度旋转云台带动下激光传感器每个站点所采集到的数据量很大。

2) 数据不连续且数据密度分布无规律。

3) 激光反射信号的强度随着物体表面的材质和颜色的改变而变化。

由于激光点云数据具有上述特性, 使得其对数据空间构造要求较高, 选用不适合的数据空间不仅造成内存利用率不高影响系统工作效率, 还会造成检索困难进而降低数据处理的效率。

2.2 KD-Tree 数据结构特点分析

KD-Tree 是二叉树在多维空间结构的扩展,每一层通过定义一个分辨器来决定下一层的维度划分。在继承二叉树的优点上,提高了数据查找效率,其平均查找长度为 $1 + 4 \lg n$ 。与八叉树查找长度 $O(n) = 2^n \times 2^n \times 2^n$ 相比较,其查找效率大幅度提升,提高了大型数据查找速度。同时 KD-Tree 根据分辨器决定下一层维度划分的特性,使其在存储密度不均匀和不连续的数据时,能根据数据本身的性质划分维度,提高内存的使用效率。

针对 KD-Tree 数据构造的特点,可以发现这种方法非常适合存放激光点云数据,能够满足实时处理和高速查找的要求。

KD-Tree 中间节点既可以存储数据,也可以用来存放索引节点。两种方法有各自的优缺点,前者能减少树中的层数,提高搜索效率,但节点添加删减效率会降低,后者搜索效率会减少但添加删除节点效率会提高。由于激光点云数据结构需要根据配准结果的误差函数找到对应的最近点,因此需要不断地对索引节点进行修改、添加、删除,当对象为大型数据时,前者就会对整个数据结构进行修改,会使效率下降,因此,本文在各节点只存放索引节点,数据的修改、添加和删除只需要找到相应的点即可,整体上加快了配准和查找效率。

2.3 基于 K-最近邻域的 KD-Tree 数据结构

激光数据配准需要以相邻站点激光点云数据的重叠部分为配准依据,因此就需要在两块相邻激光点云数据中找到重合部分,这就需要找出每一块散乱的点云数据的相邻点,通过查找相邻点的属性和特征,可以迅速查找到两块点云相邻部分。

找到每个点的相邻领域主要有两种方法:

- 1) 计算两个点之间的欧氏距离,构造相邻点云。
- 2) K-最近邻域法 (K nearest neighborhood, KNN), 查找距离数据点的距离最近的 k 个点的最近距离的集合。

欧氏距离构造是指:以点 p_i 为原点、以某一

阈值 r 为半径构造一个圆,包含在圆内的点为点 p_i 的中心邻域。由于激光数据密度分布不均,有些区域内数据集中,有些区域却数据很少,难以给出一个合理的半径 r 来准确反映数据的属性和特征,因此该方法不适合运用在岸线激光点云数据存储之中。

K-最近邻域法建立了距离点 p_i 的 k 个最近点的距离集合 $N(p) \in \text{Index}(p)$, 每个点对应的邻域 $N(p)$ 只跟点 p_i 有关系,与邻域内其他点无关。其中对于 $N(p)$ 中的元素 $\varphi(k)$ 满足以下条件:

$$\|p_{\varphi} - p\| > 0, \|p_{\varphi(k)} - p\| \leq \|p_{\varphi(k-1)} - p\|, k \in [1, n-1] \quad (1)$$

K-最近邻域 $N(p)^k$:

$$N(p)^k = \{\varphi(1), \varphi(2), \dots, \varphi(k)\} \quad (2)$$

邻域 r_p^k 满足条件:

$$r_p^k = \max_{k=1}^n \{\|p_{\varphi(k)} - p\|\} \quad (3)$$

本文在 K-最近邻域法的基础上,通过 KD-Tree 结构实现了数据的组织和存储,以及数据的邻域点云范围查找,找到每个点云块 k 个最近邻近点。具体步骤如下:

- 1) 对节点点云邻域初始化为 $L(i)$, 搜索函数 $S(r, i)$, 其中 r 为搜索点云的数据范围
- 2) 若 i 是搜索到的子树的叶子节点,则返回该叶子节点,否则根据搜索范围 r 搜索子树的所有处于该范围的叶子节点。
- 3) 根据搜索范围搜索左右子树,若左子树 $L(\text{left}(i))$ 与 r 有重叠部分,则执行左子树的搜索函数 $S(\text{left}(i), r)$, 若右子树 $L(\text{right}(i))$ 与 r 有重叠部分,则执行右子树的搜索函数 $S(\text{right}(i), r)$ 。直至左右子树与 r 无重叠部分,返回点云邻域 $L(i)$ 。

3 点云数据的 ICP 配准算法

由于内河岸线长度远远超过了激光雷达的量程,激光雷达需要多次扫描后才能得到完整的岸线数据。而每次扫描得到的数据都是基于不同坐标系,因此,需要将每次扫描的数据转化到同一坐标系下。本文采用了 ICP 配准算法,首先搜寻到相邻两次扫描的重叠区域,然后设定误差函数

并使误差函数最小化, 最终将多次检测的岸线信息配准在一个统一的坐标系中。

3.1 空间变换分析

空间图形在旋转后可以通过变换矩阵 $\mathbf{H}$, 将两个三维数据关系对应起来 (图 4)。

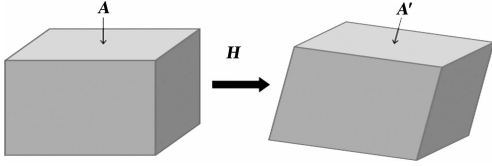


图 4 空间变换矩阵

设图 4 中左边空间某点 P 的坐标为 $[x, y, z]$, 则 P 点所对应的齐次坐标为 $\mathbf{A} = [x, y, z, 1]^T$, 右边空间某点 Q 的坐标为 $[x', y', z']$, 则 Q 点对应的齐次坐标为 $\mathbf{A}' = [x', y', z', 1]$, 通过变换矩阵 $\mathbf{H}$ 可将图中的左右两个空间的数据点 P 和 Q 对应起来:

$$\mathbf{A}' = \mathbf{A} \times \mathbf{H} \quad (4)$$

变换矩阵 $\mathbf{H}$ 的简化形式为:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{V} & \mathbf{S} \end{bmatrix}_{4 \times 4} \quad (5)$$

$$\mathbf{R}_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} \cos\beta\cos\gamma & -\cos\alpha\sin\gamma - \sin\alpha\sin\beta\cos\gamma & \sin\alpha\sin\gamma - \cos\alpha\sin\beta\cos\gamma \\ \sin\beta\cos\gamma & \sin\alpha\cos\gamma - \cos\alpha\sin\beta\sin\gamma & \cos\alpha\cos\gamma + \sin\alpha\sin\beta\sin\gamma \\ -\sin\beta\sin\gamma & \sin\alpha\sin\gamma + \cos\alpha\sin\beta\cos\gamma & \cos\alpha\sin\gamma - \sin\alpha\sin\beta\cos\gamma \end{bmatrix}$$

当两块需要配准的激光点云分别处于不同的坐标系时, 可通过 $\mathbf{H}$ 矩阵将这两块激光点云转化到同一个坐标系下。由于 $\mathbf{H}$ 矩阵是由旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 和转移矩阵 $\mathbf{T}$ 组成的, 因此只需求得旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 的转动角度 α 、 β 、 γ 和转移矩阵 $\mathbf{T}$ 的平移量 t_x 、 t_y 、 t_z , 便可以唯一确定 $\mathbf{H}$ 矩阵, 实现激光点云之间的配准处理。

3.2 基于 KD-Tree 的加速 ICP 配准算法

传统的最近点迭代法为多组点云数据的配准提供了一个较为实用的方法, 当待配准点云数量较少时, 此算法在计算速度与效率等方面均可实现预期要求。然而, 随着数据类型的发展以及数据量的增加, ICP 算法的计算速度与效率已很难满

其中:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}_{3 \times 3} \quad (6)$$

称为旋转矩阵, 表示变换矩阵中的旋转部分, 即坐标点在 3 个坐标轴方向上的改变量。 $\mathbf{T} = [t_x, t_y, t_z]^T$ 称为平移矩阵, 表示变换矩阵中的平移向量, 即坐标点在 3 个坐标轴上的平移量; $\mathbf{v} = [v_x, v_y, v_z]$ 称为透视矩阵, 表示变换矩阵的透视变换向量, 即坐标点经过旋转和平移之后出现的形变系数。

在激光扫描过程中, 物体的形变量基本可以忽略不计, 透视矩阵可当作零矩阵处理; 由于物体是欧式变化, 故整体比例因子 $S = 1$ 。最终的变换矩阵为:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{3 \times 3} & \mathbf{T}_{3 \times 1} \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & 1 \end{bmatrix}_{4 \times 4} \quad (7)$$

物体分别绕 x 轴、 y 轴、 z 轴转动 α 、 β 、 γ 角度后, 旋转矩阵 $\mathbf{R}_{3 \times 3}$ 的表示形式为:

$$\mathbf{R}_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} \cos\beta\cos\gamma & \sin\beta\cos\gamma & -\sin\gamma \\ \cos\alpha\cos\gamma - \sin\alpha\sin\beta\cos\gamma & \sin\alpha\cos\gamma + \cos\alpha\sin\beta\cos\gamma & \sin\alpha\sin\gamma + \cos\alpha\sin\beta\sin\gamma \\ \sin\alpha\cos\gamma - \cos\alpha\sin\beta\sin\gamma & \cos\alpha\cos\gamma + \sin\alpha\sin\beta\sin\gamma & \cos\alpha\sin\gamma - \sin\alpha\sin\beta\cos\gamma \end{bmatrix} \quad (8)$$

足需求。传统算法所用的时间复杂度为 $O(N_p N_x)$, 对其进行分析可发现, 查找最近点的处理是造成 ICP 算法较慢的主要原因。当进行多组点云计算时, 传统 ICP 算法会对最近点反复进行迭代计算, 因此造成 ICP 算法耗时长。针对 ICP 算法计算速度较慢, 本文结合 KD-Tree 数据结构重新构造了 ICP 算法, 所构造的数据结构可以根据欧氏距离确定相邻点的范围, 点云中重叠部分中的对应点在这些范围内, 避免对全部点搜索, 该算法能有效提高配准效率。通过 KD-Tree 改造的算法, 每帧中只需对 100 个点进行搜索便能确定对应点, 大幅提高了整体数据配准效率, 并具有较快的收敛速度。算法流程见图 5。

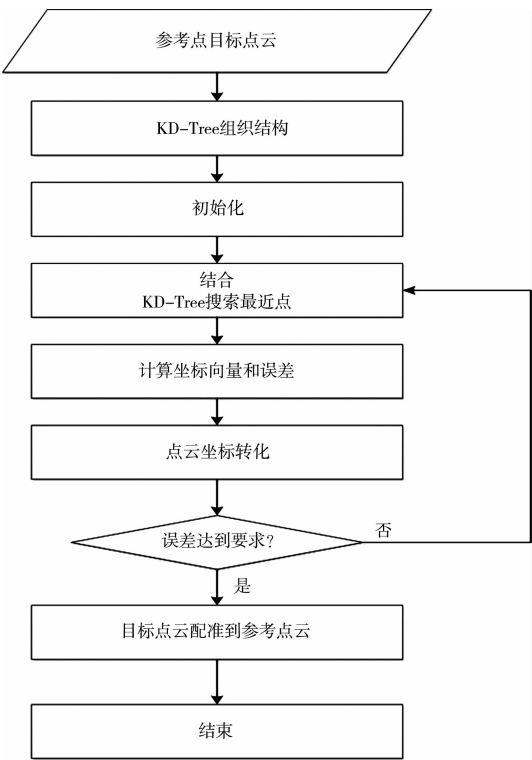


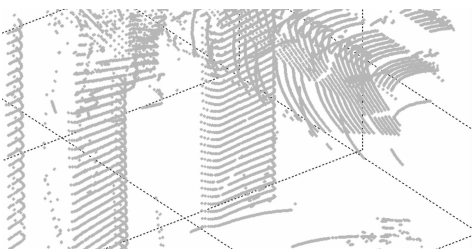
图 5 算法流程

4 算法处理结果及分析

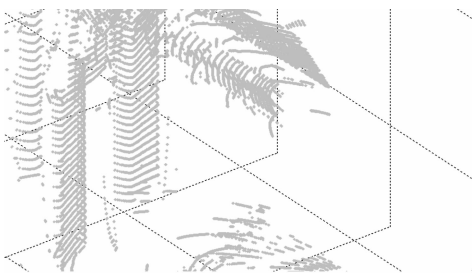
利用云台搭载激光雷达扫描岸线的桥墩现场，激光雷达扫描桥墩的左右两帧见图 6，配准后的桥墩三维模型见图 7。



a) 桥墩现场



b) 右帧点云数据



c) 左帧点云数据

图 6 桥墩现场及左、右两帧的点云数据

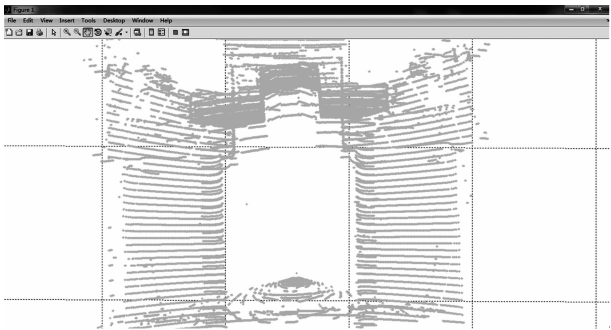


图 7 配准后的桥墩三维模型

本次试验在 Intel Pentium4 CPU 3.06 GHz、内存为 512 M 的电脑上完成的，试验共采集了 10 个站点的数 据，共 1 011 385 个点，比较利用传统方法和改进方法下的 ICP 配准耗时和收敛值，结果见表 1。

表 1 两种方法的 ICP 配准比较结果		
算法	配准耗时/s	收敛值
基于 KD-Tree 的改进 ICP 算法	3.07	0.010 631
传统 ICP 算法	203.20	0.011 103

通过比较两种基于点云数据管理方法的 ICP 配准的耗时和收敛值，可以看出：基于 KD-Tree 的 ICP 算法在耗时和收敛方面表现明显更好，尤其是在配准耗时方面，大大降低了 ICP 配准时间。该改进算法不仅保持传统 ICP 算法较高的精度，也具有较快的配准数据速度。岸线重建数据量大，该改进方法能够实现岸线轮廓的重建，并满足实时处理的要求。

5 结论

1) 针对采集得到的点云数据，应进行一定程度的预处理，减少后期配准算法的计算复杂度，

同时提高配准处理的准确性。就试验情况来看,中值滤波处理和参数曲面拟合是两种简单有效的预处理方法。

2) 基于 KD-Tree 结构来构造点云数据的存储方式,可以有效减少 ICP 算法的配准时间。结果表明,该算法基本可以满足岸线三维场景重建的要求。

3) 数据采集处理和显示系统采用了 SICK-LMS 291 线扫描激光来采集数据,并通过云台控制系统实现了激光的面扫描功能。算法本身可用于处理平面轮廓的点云数据,也可以直接推广应用到三维激光扫描系统中。

4) 从技术发展的角度来看,激光扫描设备和摄像机的结合趋势已日益明显。激光点云数据能精确提供被测物体的空间坐标值,而摄像机则可以直观地给出物体的图像细节。因此,这两种探测设备的有机结合,特别是这两种设备所采集的数据之间的配准方法,将是未来研究的关注热点之一。

参考文献:

[1] 严忠贞,严新平,马枫,等. 绿色长江航运智能化信息服务系统及其关键技术研究[J]. 交通信息与安全, 2010(6): 76-81.

[2] 孙星,吴勇,初秀民. 船-标-岸协同下智能长江航运及其发展展望[J]. 交通信息与安全, 2010(6): 48-52.

[3] 朱麟,张友华,朱诚,等. 基于地理本体的长江岸线规划功能区模型研究[J]. 测绘科学, 2014(6): 83-85.

[4] Balis V, Karamitsos S, Kotsis I, et al. 3D-laser scanning: Integration of point cloud and CCD camera video data for the production of high resolution and precision RGB textured models: Archaeological monuments surveying application in ancient Ilida[C]// Proceedings of FIG Working Week. Greece: International Federation of Surveyors, 2004: 22-27.

[5] 陈秀忠,王晏民. 太和殿 3 维激光扫描精密控制网建立研究[J]. 测绘通报, 2006(10): 49-50.

[6] Surmann H, Nüchter A, Hertzberg J. An autonomous mobile robot with a 3D laser range finder for 3D exploration and digitalization of indoor environments[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2003, 45(3): 181-198.

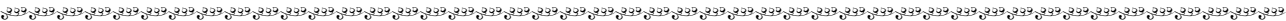
[7] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes[J]. Robotics-DL tentative, 1992(11): 239-256.

[8] Greenspan M, Godin G. A nearest neighbor method for efficient ICP [C]//Proceedings Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling. IEEE. Ottawa: IEEE Computer Society, 2001: 161-168.

[9] Pottmann H, Leopoldseder S, Hofer M. Registration without ICP[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 95(1): 54-71.

[10] Sharp G C, Lee S W, Wehe D K. ICP registration using invariant features [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2002, 24(1): 90-102.

(本文编辑 武亚庆)



编辑部声明

近期不断发现有人冒用《水运工程》编辑部名义进行非法活动,他们建立伪网站,利用代理投稿和承诺上刊等手段进行诈骗活动。《水运工程》编辑部郑重声明,从未委托第三方为本编辑部约稿、投稿和审稿。《水运工程》编辑部唯一投稿网址: www.sygccom.cn, 敬请广大读者和作者周知并相互转告。