

基于 GA-PSO Hough 变换的建筑物平面重构

程 慧 张健沛

(哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001)

摘 要 提出了一种数字图像中建筑物平面的重构方法,所提技术使用 GA-PSO Hough 变换提高 Hough 变换的性能,采用一种有效的限制搜索空间方法以及分层次搜索策略来减少计算量,在传统建筑平面重构技术的基础上提出了一种更加有效的改进 GA-PSO HT 算法来提高重构性能与质量。

关键词 建筑物平面重构,GA-PSO,Hough 变换

中图分类号 TP391.9 **文献标识码** B

Building Planar Recognition Based on GA-PSO Hough Transform

CHENG Hui ZHANG Jian-pei

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

Abstract A building planar recognition in digital images was described. Our approach uses GA-PSO Hough transform to improve the HT's performance; A novel efficient limitation of the search space in combination with a hierarchical search strategy is implemented to reduce the computational effort. An empirical performance evaluation of the modified GA-PSO HT was presented by comparing it to build planar recognition techniques.

Keywords Building planar recognition, GA-PSO, Hough transform

1 前言

在虚拟现实领域通常要用到模型重建,尤其是在数字城市中,通常将一幅物体图像转变成物体的 3D 模型,这种变换通常作为物体识别的一个步骤,经常用于不同的任务如景观自动重建、遗址恢复、城市监控等。大部分情况下,物体模型通常由物体的图片来产生,经常采用这种技术主要是因为建立一种更加逼真、精细的物体模型花费的时间或代价非常高昂。一个三维的 CAD 模型或者将现有的 CAD 模型转换成一种可用于显示的模型将会消耗大量的资源。

目前已经提出了许多方法来识别图像中的物体,这些方法都是将 2D 模型与图像进行匹配。文献[1]给出了几种匹配方法的总数,在大部分 2D 匹配方法中,模型通过使用所有可能的自由度与图像进行比较,与重应性相似度测量相比,相似度测量的最大或最小值决定图像中是否含有该物体以及该物体的位姿,为了加速识别过程,通常使用由粗到细的方法,如使用图像金字塔^[2]。

物体识别中最简单的一类是给予模型与图像的灰度值,使用归一化相关方法或平方和或绝对差值作为相似度测量,将相关现行亮度变化归一化为不变量,但这对杂粒与闭合比较敏感,如同对非现行对比度变化一样。灰度值差异和对上述变化都不是鲁棒的,但是对现行亮度变换可以通过将其归并到相似度测量中来增强其鲁棒性,对于中等规模的封闭与凌乱,可以用一种统计上比较鲁棒的方法来计算其相似性。

所有的这些相似度测量都存在不足,都没有考虑边的方向。文献[4]指出,忽略边的方向信息会导致图像中一些比较明确的实例匹配失败。文献[5]中提出的相似度测量试图通过修改 Hausdorff 距离来改进不足,同时也测量在模型与图像边之间的角度差异。不幸的是,基于多种距离变换的实施造成了算法计算复杂度非常高,难以推广。

最后,文献[5]提出了另一种使用通用 Hough 变换基于边的方向识别算法,该技术的优点是对于闭合与混乱同样具有鲁棒性,虽然与模板匹配技术相比 GHT 由于固有的翻译不变性更加高效,但不幸的是,这种方法需要大量的存储器与较长的计算时间来识别物体。许多算法试图减少 GHT 相关的计算,在文献[5]中,使用边与点的梯度信息来减少操作次数的增长。文献[6]提出了一种层次 Hough 变换,在该方法中,使用子模式代替边点作为基本单位。与此类似,文献[7]提出了一种探测轮廓的分类方法。

2 变换

2.1 标准 Hough 变换

HT 是一种将直线映射到一点的全部操作,考虑到图 1(a)所示的图像空间(xy 平面)中的目标点,将这种目标点称为目标点 A ,通过该点在图像空间中有无数条直线,可以表示为斜率解决方程 $y_i = ax_i + \beta$,这里将其变换为 $\beta = -ax_i + y_i$,从而实现了 α 和 β 的所有可能的值,构成了 $\alpha\beta$ 空间,也称为 Hough 空间。在 Hough 空间中,所有通过点 $A(x_i, y_i)$ 的直

到稿日期:2012-11-18 返修日期:2013-02-27 本文受国家自然科学基金(60873037,61073043,61073041)资助。

程 慧(1980-),女,博士生,主要研究方向为计算机三维虚拟重建技术,E-mail:chenghui@hrbeu.edu.cn;张健沛(1956-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为数据库与知识工程研究。

线都表示为 $\beta = -\alpha x_i + y_j$, 这样, 在图像空间中的单个的点与图 1(b) 显示的 Hough 空间中的直线相对应。

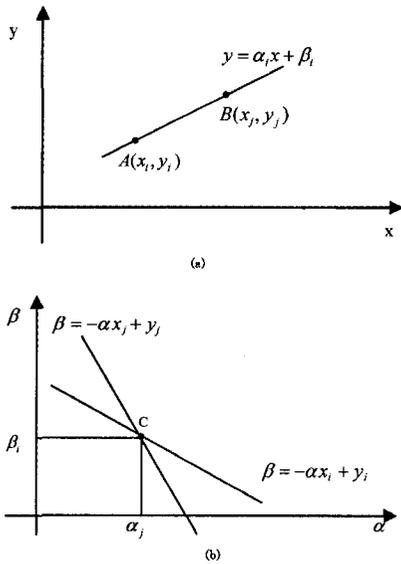


图 1 变换中的斜率截距表示

Hough 空间通常搜索局部极大值, 在此处确定输入图像中通过点的直线的参数。一旦 Hough 空间成熟了, 图像空间中的直线探测问题就变成了在 Hough 空间中搜索局部极大值问题。

随着一条直线的斜率变成无穷大, 该直线的 y 截距也变成了负无穷。克服该问题的比较常用的方法是采用一种直线的替代分析表示^[8], 一条直线在极坐标系内可以表示为 $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$, 此时二元组 (ρ, θ) 定义了来自原点到直线上最近点的一个向量。 $\rho\theta$ -Hough 空间的最大好处是能够比较容易地处理图像空间中的竖直线。不管采用哪一种表示方法, HT 的缺点是直线的长度有时候比较难以确定, 必须采用进一步的处理来决定直线的长度。

2.2 PSO 算法

PSO 算法是一种进化计算技术, 其利用有启发的随机搜索, 通过生物系统的自然选择与遗传来对进化行为进行竞争。PSO 模拟了简单的群体社会模型如鸟类觅食与鱼的学习等。

PSO 用适应度函数来计算每个位置的适应度值^[9]。在整个运行过程中, 具有最高适应度值的位置成为全局最优解 P_{best} , 每个粒子也拥有自身的最高适应度值, 该值的位置称为个体最优解 P_i 。算法主要包括以下几个步骤: 在搜索空间初始化一群粒子, 记录遇到的最优解。在每次迭代中, 每个粒子都根据其动量以及其最优解与全局最优解的影响来判断其速度向量, 然后, 检查新的位置。研究显示, 群体优化粒子具有较多的机会迅速搜索到较优解。因此, 与其他进化算法相比, PSO 能够迅速搜索到一个合理的解。

假设 P_i 表示第 i 个粒子, 其在 d 维空间的位置与速度用 X_{id} 和 V_{id} 表示。位置与速度根据下面的公式进行更新:

$$V_{id}(t) = \omega V_{id}(t-1) + c_1 \text{rand}() (P_{id}(t-1) - X_i(t-1)) + c_2 \text{rand}() (P_{gd}(t-1) - X_i(t-1)) \quad (1)$$

$$X_{id}(t) = X_{id}(t-1) + V_{id}(t-1) \quad (2)$$

式中, $X_{id}(t)$ 为 d 维空间中第 i 个粒子在时间 t 的位置, V_i 为 $P_i(t)$ 的速度, 参数 c_1 和 c_2 为学习因子, 通常 $c_1 = c_2 = 2$, ω 为惯性权值, $\text{rand}()$ 为随机函数。

2.3 遗传算法

GA 是遗传学研究的创举, 其概念基于自然进化机制, 与其他算法求解一个单独的解不同, 该算法能够对一群解进行求解。GA 最大的特点是虽然不需要任何先验知识或空间限制如平滑或聚合函数进行优化, 但在绝大多数应用中依然显示了非常优秀的性能。

GA 是一种随机优化方法, 可以进行随机化, 但是其引导搜索仍然基于生物进化的观念, 如自然选择、自然遗传等, 可以对一定群体进行处理。

在 GA 方法中, 自始至终的操作如下:

$$T_{i+1}^{\text{ross}} = \text{Int} \left(\frac{P_i^f + P_i^m}{2} \right) \quad (3)$$

式中, P_i^f 和 P_i^m 为两个选择的父代, i 为迭代数目。

2.4 GA-PSO Hough 变换

本文主要结合 PSO 的优点与 GA 的变异过程来提高 GA 的学习效率。在转换时使用欧拉距离避免陷入局部最优解并提高获得全局最优解的速度。本文通过 4 个步骤来解释 PSO-GA 算法。用传统的 GA 或 PSO 技术对系统的初始分化数据解进行优化, 此时获得局部最优解的可能性较高。本文提出的方法使用数据点通过最长欧拉距离来解决交叉处理, 从而避免了陷入局部最优解。基本思想是通过考虑整个搜索空间(所有的数据点)来获得全局解。

用 GA-PSO 方法进行圆探测的步骤如下:

1. 初始化 GA 的每个变量。
2. 初始化 PSO 的所有变量, 选择 M 个粒子(初始群体数量), 将这些粒子作为原始群 $S(1) = \{P_1, P_1, \dots, P_M\}$, 确定 Hough 变换的参数。
3. 构造一个边集合 E , 在 E 中选择 3 个点 P_1, P_2 和 P_3 , 计算其决定的平面的参数。最后, 用平面的参数来初始化一个粒子的位置。
4. 用步骤 3 的方法初始化原始群中的所有粒子, 计算 GA 算法中每个代理的血缘来满足优化解的条件, 在该点, 将 PSO 的优化位置条件引入 GA。
5. 整理 PSO 中的组与 GA 中的代理, 评估每个粒子的适应度, 在新的群体 $S(t+1)$ 中根据当前适应度的值评估每个粒子的个体最优解, 设置 $P_{id}(t)$ 到最优位置。
6. 更新位置向量 P_{best} 与速度向量 g_{best} , 根据适应度值对粒子进行分类, 通过淘汰在适应度值列表中排在最后的 L 个粒子来获得新的群 $S(t+1)$ 。
7. 用过欧拉距离与 PSO 的位置向量执行 GA 的交叉处理, 改变每个粒子的速度向量 $V_{id}(t+1)$ 与 $S(t+1)$ 中的粒子位置。

如果目标条件(迭代次数或目标值)满足 GA 的条件, 则繁殖步骤中断, 否则转向步骤 3。

3 建筑物平面探测

3.1 平面表面探测

Hough 变换是一种全局方法, 可以对图像中的特定形状进行定位操作, 是物体探测的一个重要的方法。该技术的主要思想是将图像数据映射到一个合适的量化参数空间中, 该技术首先用来探测直线, 后来扩展到平面探测, 由于平面表面具有被参数化的特点, 因此在一幅变化图像中, 比较容易使用

(下转第 306 页)

make the virtual world as convincing as real life [N]. Dailymail, 2009-03-05

[2] 孙鹏,等. 基于 Vega 的高炮外弹道视景仿真系统设计与实现[J]. 弹箭与制导学报, 2011, 31(6): 215-218

[3] 陈浩磊,等. 虚拟现实技术的最新发展与展望[J]. 中国科技论文在线, 2011, 6(1): 1-4

[4] 王新建. 反恐活动中的若干爆炸问题研究[J]. 中国人民公安大学学报: 自然科学版, 2006(4): 68-70

[5] 刘光然. 虚拟现实技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2011: 5-10

[6] 孙建顺,等. 爆炸装置搜索视景仿真训练系统的设计与实现[J]. 成都信息工程学院学报, 2012, 27(4): 390-395

[7] Sherman W R, Craig A B. Understanding Virtual Reality[M]. Publishing House of Electronics Industry, 2004: 290-296

[8] Gamma E, Helm R, Johnson R, et al. Design Patterns: Elements of Reusable Object-Oriented Software [M]. Addison Wesley

Longman. Inc, 1995

[9] 有人, 陈定云. 虚拟现实环境中的物理模拟及物理引擎应用研究[J]. 湖北工业大学学报, 2008, 23(2): 7-9

[10] Masco M B. Grasping and moving objects in virtual environments: a preliminary approach towards a realistic behavior[C]// Toshio Fukuda ed. RO-MAN 94, Proc 3rd IEEE Int Workshop on Robot and Human Communication. Nagoya, 1994: 44-49

[11] 李克彬,等. 虚拟手操作技术研究及实现[J]. 计算机仿真, 2007, 24(3): 227-230

[12] Sullivan J. Naval Postgraduate School OSG Tutorial[Z]. Naval Postgraduate School, 2006: 259

[13] 华泽玺,等. 基于粒子系统的爆炸效果仿真研究[J]. 计算机科学, 2012, 39(4): 278-281

[14] 赵国锋, 陶文平. 可编程路由器的虚拟化技术研究[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2013, 25(1): 20-23

(上接第 301 页)

GA-PSO Hough 变换来探测平面表面。

3D 空间中的平面可以参数化为如下形式:

$$x \cos \alpha + y \cos \beta + z \cos \gamma = d \quad (4)$$

式中, $\alpha \in [0, \pi]$, $\beta \in [0, \pi]$, $\gamma \in [0, \pi/2]$ 表示平面的两条法向量之间的夹角与 3 个坐标轴, 同时:

$$\cos^2 \alpha + \cos^2 \beta + \cos^2 \gamma = 1 \quad (5)$$

$n = (\cos \alpha, \cos \beta, \cos \gamma)$ 为平面的法向量, d 为来自坐标系到平面的距离。式(4)显示在式(5)中的变量 γ 可以用 α 和 β 进行描述, 因此, 在平面公式中有 3 个独立的参数 α, β 和 d 。

GA-PSO HT 平面探测方法的步骤如下:

1. 适当地将参数空间 (α, β, d) 量化进 $P \times P \times Q$ 中, 将一个 (α, β, d) 的三维卷积数组初始化为 0。

2. 对图像中的每个点 (x, y, z) , 参数平面中所有的角二元组 (α, β) 表示为 $\{(\alpha_i, \beta_j) \mid i, j = 0, 1, \dots, p-1\}$ 。对每个二元组 (α_i, β_j) , 根据式(4)与式(5), 可以计算其对应的参数 d , 表示为 d_k 。然后, 在三元组 (α_i, β_j, d_k) 的卷积数组上增加一个量。

3. 在考虑通过所有点的所有角二元组后, 在卷积数组中拥有较高值的一个参数单元可能与图像中的一个平面相对应。

基于 GA-PSO HT 方法可能会存在如下不足:

a) 由于需要存储 $P \times P \times Q$ 个单元的三维卷积数组, 因此有巨大的内存需求。

b) 比较高的计算复杂度, 对于 $M \times N$ 图像进行 Hough 变换的计算复杂度为 $O(MNP^2Q)$ 。

c) 参数空间的量化步骤会影响计算精度, 较少的量化步骤可以提高精度, 但需要大量的存储与计算成本。

3.2 真实图像的执行过程

图 2 显示了原始图像与从图像中提取的边图像, 测试图像的尺寸为 768×768 像素。对于 GA-PSO HT 执行性能与其他 HT 算法的比较评估如表 1 所列。

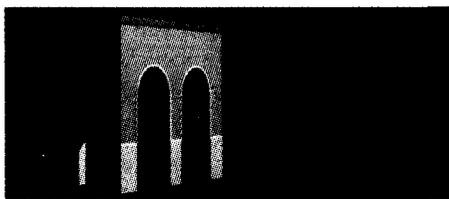


图 2 房子及其平面图像

表 1 GA-PSO HT 和 RHT 的比较

DEVIATION	GA-PSO RT(S)	RH(S)
10	0.2038	0.2593
50	0.6529	0.9368
100	1.2031	2.2575

结果显示, GA-PSO HT 与通常的 HT 算法在建筑物图像的边探测方面具有较高的性能与精度。

结束语 本文提出了一种基于 GA-PSO Hough 变换的建筑物平面检测方法, 该方法的主要优点是以前的技术需要监督, 而本文的算法是无监督学习, 因此对于大规模数字城市乃至数字地球的构建更具优越性。

参考文献

[1] Brown L G. A survey of image registration techniques[J]. ACM Comput. Surv., 1992, 24(4): 325-376

[2] Tanimoto S L. Template matching in pyramids [J]. Comput. Graphics Image Process, 1981(16): 356-369

[3] Lai S-H, Fang M. Robust and efficient image alignment with spatially varying illumination models[C]// Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition. 1999, II: 167-172

[4] Olson C F, Huttenlocher D P. Automatic target recognition by matching oriented edge pixels[J]. IEEE Trans. Image Process, 1997(61): 103-113

[5] Ballard D H. Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes[J]. Pattern Recognition, 1981, 13(2): 111-122

[6] Davis L S. Hierarchical generalized Hough transforms and line-segment based generalized Hough transforms[J]. Pattern Recognition, 1982, 15(4): 277-285

[7] Cantoni V, Carrioli L. Structural shape recognition in a multiresolution environment[J]. Signal Process, 1987(12): 267-276

[8] Lu W, Tan J L. Detection of incomplete ellipse in images with strong noise by iterative randomized Hough transform (IRHT) [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(4): 1268-1279

[9] Torii A, Imiya A. The randomized-Hough-transform-based method for great-circle detection on sphere[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(10): 1186-1192

[10] Duquenoey E, Taleb-Ahmed A. Applying the Hough transform pseudo-linearity property to improve computing speed[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(16): 1893-1904