

基于三维点云的阶梯目标检测与参数估计

钟晨, 王伟[†], 庄严

(大连理工大学 信息与控制研究中心, 辽宁 大连 116024)

摘要: 阶梯目标检测与阶梯三维模型构建对移动机器人自主导航和运动规划具有重要意义. 针对实际应用中阶梯目标结构的多样性以及点云分布的不确定性等特点, 提出一种基于阶梯拓扑模型和模糊集理论的自适应阶梯目标检测与参数估计方法. 利用阶梯剖面模型的拓扑关系与直方图算法, 可有效提高阶梯边缘位置估计的精度及鲁棒性. 采用同级线段提取与跨级线段接合策略, 可实现对候选阶梯边缘线集合的准确构建. 在此基础上, 通过模糊变换和自适应模糊推理估计各级候选阶梯边缘线之间的级联概率, 并采用模拟退火算法搜索全局最优的候选阶梯边缘线组合, 从而实现阶梯三维模型参数的有效估计. 实验结果及数据分析验证了所提方法的有效性和实用性.

关键词: 三维点云; 阶梯目标检测; 模糊推理; 模拟退火

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A

Stair detection and parameter estimation using 3D point cloud

ZHONG Chen, WANG Wei[†], ZHUANG Yan

(Research Center of Information and Control, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning 116024, China)

Abstract: Stair detection and 3D modeling are of great significance for autonomous navigation and motion planning of mobile robots. Considering the structure diversity of stairs and the distribution uncertainty of point cloud in practical application, we proposed an adaptive stair detection and parameter estimation method based on stair topology model and fuzzy set theory. By employing the topology of stair profile and a histogram algorithm, we improve the accuracy and robustness of the stair edge location estimation. Adopting the strategy of in-level extraction and cross-level linking, we construct a set of candidate edge lines. On the basis of this result, the cascade probability of candidate edge lines is estimated by using fuzzy transformation and adaptive fuzzy inference. A simulated annealing algorithm is applied to the global optimum search for the candidate edge-line combination to validate the estimation of 3D stair modeling parameters. Experimental results and data analysis show the validity and feasibility of the proposed approaches.

Key words: 3D point cloud; stair detection; fuzzy inference; simulated annealing

1 引言(Introduction)

随着智能机器人与智能系统的快速发展, 其目标检测与环境可通过能力不断增强. 阶梯状目标作为一种常见的人工环境, 对其检测、定位及几何参数估计都具有重要的意义并受到越来越多的关注^[1-2].

阶梯目标识别算法随着移动机器人及其传感器的逐步升级不断发展完善. S. Se和M. Brady^[2-3]基于单目视觉系统, 通过Gabor滤波和消失点约束寻找阶梯边缘线, 并采用单一性搜索的方法估计楼梯的偏移角. L. Matthies等^[4-5]针对履带式机器人爬楼梯控制问题, 改进了阶梯边缘线提取算法. J. Hesch等^[6]按距离阶梯目标的远近分别采用图像纹理分析和光流场连续性检测等不同策略, 实现对下降楼梯的识别. X. Lu等^[7]将立体视觉提取三维边缘点和单目视觉提取图像边缘线结合起来, 一定程度上克服了基

于单目视觉的阶梯识别方法无法构建阶梯三维模型的弊端, 但不能从根本上抑制伪边缘的生成且建模精度有限.

激光测距仪相对于摄像头具有视角范围大、测量精度高、受光照条件影响小等优势, 所获取的点云数据能更好地反映环境的三维空间信息. 文献[8]中由动态二维激光扫描数据流构建静态三维点云, 并采用语义模版匹配的方法识别楼梯, 该方法局限于室内环境固定结构、尺寸的阶梯目标, 需要人为设定相关参数. 文献[9]中将三维激光点云逐列提取线段, 再通过线段聚合提取阶梯立面, 并寻找一组平行的立面构建阶梯模型. 由于阶梯边缘位置估计依赖于所提取线段的端点位置, 当阶梯目标边缘或阶梯面不够规则时, 不能实现阶梯模型构建. 文献[10]中分析了多种平面提取算法在阶梯目标识别中的应用,

并采用改进的线段分组法提取平面并估计阶梯三维模型参数. 该方法只针对具有较规则平面特征的阶梯目标, 对各级阶梯间的拓扑关系仅通过所提取平面的高程等几何信息来判断, 并没有涉及对室外复杂场景中带有环境干扰情况下的阶梯模型构建.

针对现有阶梯识别方法对不同环境、类型阶梯目标不能普遍适用, 不能全面、准确地反映阶梯三维结构信息等局限性, 本文提出一种新的阶梯目标检测与参数估计方法. 本文主要贡献在于: 1) 为克服常见的阶梯边缘提取算法在复杂环境下准确性和鲁棒性的不足, 采用阶梯剖面模型和直方图算法提高了阶梯边缘位置估计精度, 并通过从候选边缘点到候选边缘线的递进过程增强了算法的容错性. 2) 各级阶梯的级数反映阶梯的拓扑关系, 针对现有阶梯检测方法没有充分利用拓扑信息, 提出“同级线段提取与跨级线段接合”的策略构建候选阶梯边缘线集合. 3) 为保证对不同结构阶梯目标建模的自适应性和可靠性, 定义了“邻阶分布椭圆”的概念以反映阶梯边缘的分布关系, 通过模糊变换和自适应模糊推理描述各边缘点与边缘线的空间分布隶属关系及其不确定性, 并构建候选阶梯边缘线间的级联概率网络模型. 在此基础上, 为克服贪心算法可能陷入的局部最优状况, 采用模拟退火算法搜索全局最优的阶梯边缘线组合并计算阶梯三维模型参数.

2 候选阶梯边缘检测(Detection of candidate stair edges)

2.1 点云数据校正(Point cloud data correction)

本文采用三维激光扫描系统逐行(或逐列)扫描获取场景的深度信息, 通过极坐标系到直角坐标系的变换得到二维点云数据矩阵 $P_{mn} \sim (x, y, z)$, 详见第4节. 由于地面不平整、运动颠簸或设备安装误差等原因, 即使通过惯性导航系统(IMU)位姿校正, 实际获取的点云数据与理想状况之间往往存在一定的欧拉角(Euler angles)偏移量. 偏移量的3个相对转角中, 俯仰角对估计阶梯几何参数的影响最为明显.

如果以人工环境为主导的场景中存在阶梯状目标, 则可认为该场景以水平面和竖直面为主要平面特征^[12]. 应用角度直方图算法(AH algorithm)^[13]统计局部数据的倾角分布, 并根据直方图峰值与水平和垂直方向的偏差估计数据的俯仰角偏移量. 设场景点云数据矩阵 P_{mn} 共有 M 行 N 列, 首先逐列遍历点云数据矩阵, 对第 $n \in \{1, 2, \dots, N\}$ 列各数据点 $P_i = [P_{mn} | m \in \{1, 2, \dots, M\}]$ 计算其同列上 $2s + 1$ 个相邻点 $(P_{i-s}, \dots, P_{i+s})$ 在该点俯仰角 α_i 方向上的垂直距离 $(d_{i-s}, \dots, d_{i+s})$ 和距离均值 d'_i , 其中: i 代表各点序号, s 为表征邻域范围的一个较小正整数(例如: $s = 2$), $\alpha_i \in (-90^\circ, 90^\circ]$. 设角度直方图 (α_l, h_l) 的横轴参数 α_l 代表 $(-90^\circ, 90^\circ]$ 之间各个等间隔的区间, 纵轴参数 h_l 代表在 α_l 区间上的投票数, 如果

各个 $(d_{i-s}, \dots, d_{i+s})$ 与 d'_i 的差都小于阈值 w , 则 P_i 点向直方图中 α_l 角度所在的区间 α_l 投票, 如图1所示. 应注意角度直方图在横轴坐标 $\alpha = -90^\circ$ 和 $\alpha = 90^\circ$ 处相一致, 直方图在此处仍然是连续的.

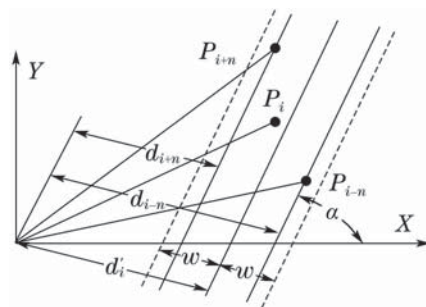


图1 角度直方图算法的几何关系

Fig. 1 Geometrical relationship of AH algorithm

对角度直方图 (α_l, h_l) 作平滑滤波并提取显著峰值. 设角度直方图的滤波窗口为 $[\alpha_l - m\Delta\alpha, \alpha_l + m\Delta\alpha]$, 其中 $\Delta\alpha$ 为直方图中横轴参数的分辨率, m 设定滤波窗口宽度, 将窗口范围内各直方图的均值 (h_{l-m}, h_{l+m}) 作为平滑滤波后直方图在 α_l 处的取值. 根据直方图在 α_l 上差分的正负变化找到波峰和波谷, 然后判断各波峰是否满足如下公式:

$$h_p \geq \tau \times h_v + \varepsilon, \quad (1)$$

其中: h_p 为直方图纵轴坐标峰值, h_v 为与 h_p 相邻的最小谷值, τ, ε 为表征波峰显著程度的常数(例如: $\tau = 2, \varepsilon = 2$).

若满足以上条件则认为该波峰为显著峰值 (α_c, h_c) . 如果显著峰值数不等于2则认为场景中不存在阶梯状目标, 如果显著峰值数等于2则计算它们所对应的角度区间 α_{c1}, α_{c2} 的中间值 $\bar{\alpha}_{c1}$ 和 $\bar{\alpha}_{c2}$, 并计算

$$\alpha_{c1}^{\min} = \min(|\bar{\alpha}_{c1} - 0^\circ|, |\bar{\alpha}_{c1} - 90^\circ|)$$

和

$$\alpha_{c2}^{\min} = \min(|\bar{\alpha}_{c2} - 0^\circ|, |\bar{\alpha}_{c2} - 90^\circ|)$$

分别表示各个显著峰值与水平方向或垂直方向的角度偏移量, 角度偏移量的均值 $\bar{\alpha}_c^{\min} = (\alpha_{c1}^{\min} + \alpha_{c2}^{\min})/2$ 表示单列数据俯仰角校正的偏移量. 将各单列数据俯仰角校正偏移量的均值作为整体点云数据俯仰角校正的偏移量 α_r , 并以此校正点云数据矩阵 $P_{mn} \xrightarrow{\alpha_r} P'_{mn}$.

2.2 候选阶梯边缘位置估计(Position estimation of candidate stair edges)

由于点云矩阵 P_{mn} 的各列数据所在平面可看作当前场景的一个竖直剖面, 各列数据在其对应剖面上的空间分布可以反映场景中阶梯目标的几何结构. 各列数据的剖面坐标系定义为: 原点和垂直坐标轴 (Z 轴) 与三维直角坐标系共用, 水平坐标轴 (W 轴) 由原点出发沿着该剖面与三维直角坐标系中 $z = 0$ 平面的交线方向延伸. 对经过俯仰角校正

的数据采用剖面拓扑分析的方法估计各级阶梯边缘点的位置. 首先, 将各列数据分别向其所在剖面坐标系的 W 轴和 Z 轴做投影直方图(w_i, h_i)和(z_i, h_i). 采用类似第2.1节中方法对直方图作平滑滤波和显著峰值提取. 在 W 轴或 Z 轴上具有显著峰值分别代表数据在此峰值处具有竖直面特征或水平面特征, 分别用 $wz = 0$ 或 $wz = 1$ 标志. 设各显著峰值处的直方图支撑区域为该峰值所在 W 轴或 Z 轴上的固定间隔区间 w_i 或 z_i , 各显著峰值的直方图支撑区域内数据点集合为PC. 将 W 轴和 Z 轴上的全部PC重新排序, 按其内部各点到原点距离均值的升序排列. 不妨假设某列数据所反映的剖面上存在阶梯边缘, 则第 k 级阶梯边缘应符合图2所示的剖面拓扑模型.

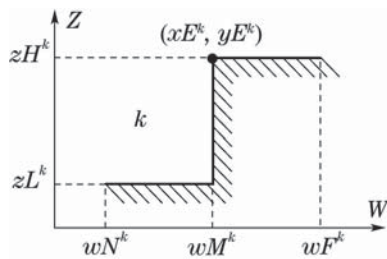


图2 第 k 级阶梯的剖面拓扑模型及参数

Fig. 2 Topology model and parameters of the k th stair

首先初始化 $k = 0$, 按顺序遍历各PC, 令 $k = k + wz$, 再按如下公式估计各级候选阶梯边缘点在三维空间中的位置(xE^k, yE^k, zH^k):

$$\begin{cases} xE^k = \bar{x}_{PC}, yE^k = \bar{y}_{PC}, wz = 1, \\ zH^k = \max(z_{PC}), wz = 1 \ \& \ zH^k \in \emptyset, \\ zH^k = \bar{z}_{PC}, wz = 0, \end{cases} \quad (2)$$

其中 x_{PC}, y_{PC} 和 z_{PC} 分别代表PC内部各点在三维空间中 x 轴、 y 轴和 z 轴上的坐标集合, $\bar{x}_{PC}, \bar{y}_{PC}$ 和 \bar{z}_{PC} 为对应的均值. 由于所求得候选边缘点不是实际的数据点, 而是基由相关投影直方图支撑区域内各点坐标均值所表征的空间点, 因此相对于直接搜索点云数据中阶梯边缘数据点的方法能够更准确地反映阶梯边缘位置, 并且通所得各边缘点位置带有阶梯级数 k , 反映阶梯边缘间的拓扑关系信息. 候选边缘点位置估计如图3(a)所示.

一般情况下, 阶梯边缘与水平面近似平行, 因此可以认为阶梯边缘线是具有一定高程(地面点到高度起算面的垂直距离) h 的水平线段, 从而可将三维空间线段提取转化为带有高程的二维空间线段提取问题. 将全部候选边缘点按其不同阶梯级数 k 重新组合, 同级的边缘点按其所属数据列的序号排列并投影到二维水平面上. 为实现对二维平面上一组同级有序点提取线段, 此处提出一种简单的“分堆拟合”的方法实现同级线段提取, 算法描述如下:

步骤1 计算同级候选边缘点的总数 n , 如果 $n < 3$ 则认为不能提取线段, 算法结束, 否则初始化

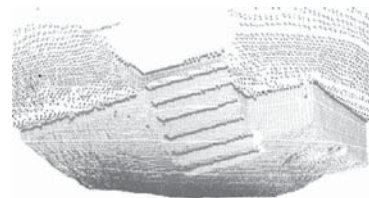
分堆起始点序号 $head = 1$, 分堆终止点序号 $back = 1$, 分堆数 $k = 0$, 阈值常数 td, tg 和 th 分别为 $td = 0.05, tg = 0.1, th = 0.1$.

步骤2 如果 $head$ 到 $head + 1$ 点距离大于 tg 或高度差大于 th , 则令 $head = head + 1$, 直到 $head$ 不小于 n 为止. 再令 $back = head + 1$.

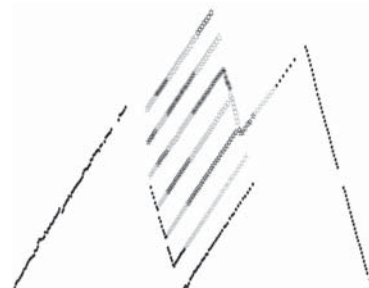
步骤3 当 $head$ 到 $back$ 之间的点数不小于1时, 则遍历 $head$ 到 $back$ 之间各点, 如果存在任意一点到 $head$ 与 $back$ 之间连线的距离大于 td , 或该点到其下一相邻点的距离大于 tg , 或该点到 $head$ 和 $back$ 的高程差的绝对值均大于 th , 则按顺序进行以下操作: 令 $k = k + 1$, 将 $head$ 到 $back$ 各点存入堆 $pile_k$, 令 $head = back$, 并执行与步骤2相同的各项操作.

步骤4 令 $back = back + 1$, 如果 $back$ 不大于 n , 则返回到步骤3. 如果 $head$ 小于 n , 则令 $k = k + 1$, 并将 $head$ 到 n 各点存入堆 $pile_k$. 最后将点数小于一定阈值的 $pile$ 去除, 对余下的各 $pile$ 内的数据点分别采用最小二乘法拟合线段.

对于几何拓扑关系复杂的阶梯, 由同级边缘线提取得到的线段所对应的级数并不一定能正确反映其所在阶梯的级数, 如图3(b)(c)所示, 因此需要在同级线段提取的基础上进行跨级线段接合. 假设阶梯边缘线段共分 K 级, 根据阶梯的拓扑结构分析可知: 一般情况下, 第1级阶梯上不可能存在级数大于等于2的边缘线段. 同理, 第 k 级阶梯上只可能包含级数为 $1 \sim k$ 的边缘线段(其中 $k = 1, 2, \dots, K$). 因此跨级线段接合的策略描述如下: 按级数从1到 K 的顺序, 寻找第 k 级线段中的共线线段并将其接合, 接合后的线段的级数仍为 k , 用接合结果更新第 k 级线段; 寻找 $1 \sim k$ 级线段中的共线线段并将其接合, 接合后的线段的级数取被接合线段中级数最高的, 用接合结果更新第 k 级线段. 最终可得出反映实际阶梯级数的各候选阶梯边缘线段 L_j^k , 如图3(d)所示.



(a) 候选阶梯边缘点位置



(b) 各级候选边缘点分堆

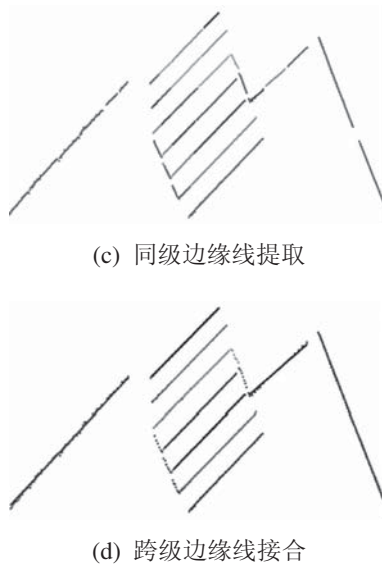


图 3 阶梯边缘位置估计

Fig. 3 Position estimation of stair edges

虽然, 通过上述“同级线段提取与跨级线段接合”的方法, 能够得到正确反映阶梯拓扑关系的各级候选边缘线集合. 但对于结构复杂的阶梯目标, 各级候选边缘线的长度、跨度及走向等空间分布关系并无固定规律, 如图4所示. 因此, 需要一种能够描述阶梯结构不确定性, 建立边缘线之间相互联系并搜索出最优边缘线组合的阶梯建模方法.

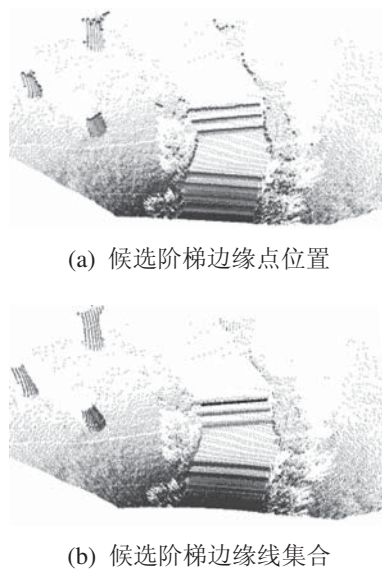


图 4 边缘线长度、跨度及走向不同的阶梯目标

Fig. 4 Stair edge lines with different length, span and trend

3 阶梯三维模型构建(Stair 3D modeling)

根据 2.2 节中得到的各级候选阶梯边缘点 $P_i^k \sim (xE_i^k, yE_i^k, zH_i^k)$ 和候选阶梯边缘线 L_j^k , 阶梯模型构建可以看作是从各级候选边缘线中选择出一组最可能符合实际阶梯构型的边缘线组合. 对于结构不确

定的阶梯状目标, 不能预先设定各级阶梯边缘的位置关系, 但作为一种人工环境, 其每级台阶均是基于前一级台阶建造, 因此相邻台阶之间的空间分布关系也存在一定规律, 为了反映这种规律及其不确定性, 本文提出了“邻阶分布椭圆”的概念, 通过模糊变换和自适应模糊推理估计各候选边缘点与候选边缘线之间的空间分布隶属度关系, 并由此推断各边缘线到其下一级边缘线之间的级联概率, 最后采用模拟退火算法搜索最优边缘线组合并计算阶梯三维模型参数.

3.1 模糊映射(Fuzzy mapping)

一般情况下, 假设由 2.2 节中得到的某条候选边缘线 L_j^k 确实分布在实际阶梯的边缘上, 则与该级阶梯边缘相邻的下一级实际阶梯边缘可以近似认为是在以 L_j^k 的两个端点 (cs_j, ce_j) 为焦点的一个椭圆的某条切线附近, 如图 5 所示. 这里将此类椭圆称为某条边缘线的“邻阶分布椭圆”. 由于边缘线 L_j^k 的邻阶分布椭圆的半焦距 $c_j = |ce_j - cs_j|/2$ 为一定值, 该椭圆可以由其半长轴长度 a 唯一确定, 因此 L_j^k 的邻阶分布椭圆集合可以表示为 $O_j^k(a)$ (其中 $a \geq c_j$), 与其对应的切线集合可以表示为 $T_{O_j^k(a)}(\rho, \theta)$.

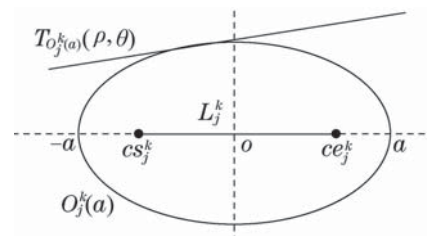


图 5 邻阶分布椭圆及切线

Fig. 5 Neighboring-step distribution ellipse and tangent

假设直线的参数方程为

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta. \quad (3)$$

根据 Hough 变换的思想和模糊集理论^[15-16], 可将 P_i^k 模糊映射到 (ρ, θ) 参数空间上 L_j^k 邻阶分布椭圆的切线域内, 映射模糊集为 $\tilde{M}_{ij}(\rho, \theta)$, 论域为 $T_{O_j^k(a)}(\rho, \theta)$. 由于可认为当 P_i^k 为切点时它属于对应椭圆 $O_j^k(a_i)$ 切线的可能性最大, 因此该切线参数 $(\rho_i^{a_i}, \theta_i^{a_i})$ 可作为映射模糊集 $\tilde{M}_{ij}(\rho, \theta)$ 的核元素(隶属度为 1), 其余元素的隶属度大小与其到核元素的距离成反比. 该模糊集表征 P_i^k 属于与 L_j^k 相邻的阶梯边缘的可能解集, 对应的隶属度则反映其可能性程度. 另外, 由于椭圆 $O_j^k(a)$ 的参数 a 与定点 P_i^k 到椭圆 $O_j^k(a)$ 的切线 (ρ_i, θ_i) 满足一一映射关系且连续变化, 因此可以用模糊集 $\tilde{A}_{ij}(a)$ 近似替代 $\tilde{M}_{ij}(\rho, \theta)$, 其核元素为以 P_i^k 为椭圆切点时对应的参数 a_i . 这种替代可以大幅减少算法的计算量.

通过以上分析, 在带有高程 h 的水平二维空间上,

设 P_i^k 映射到 (a, h) 参数空间上的模糊集为 $\tilde{A}_{ij}(a, h)$, 其论域 $U_j(a, h)$ 表征在 L_j^k 的 (a, h) 参数空间内与其相邻阶梯边缘的搜索范围, $U_j(a, h)$ 可根据 L_j^k 的空间位置参数来设定:

$$\begin{cases} a_{\min} = c_j, a_{\max} = n \times c_j, \\ \Delta a = (a_{\max} - a_{\min})/d, \Delta h = \Delta a, \\ h_{\min} = h_j - \Delta h \times r/2, h_{\max} = h_j + \Delta h \times r/2, \end{cases} \quad (4)$$

其中: $a \in [a_{\min}, a_{\max}]$ 和 $h \in [h_{\min}, h_{\max}]$ 表示论域 $U_j(a, h)$ 的范围, Δa 和 Δh 代表离散间隔, c_j 和 h_j 分别代表 L_j^k 的半焦距和高程, n, d 和 r 为设定的常数分别表征论域的尺度以及论域在 a 方向和 h 方向上的离散分割数(例如: $n = 2, d = 100, r = 51$). 在论域 $U_j(a, h)$ 上构建映射模糊集如下:

$$\tilde{A}_{ij}(a, h) = \int_{U_j(a, h)} \mu_{ist}/(a_{is}, h_{it}), \quad (5)$$

式中: \int 代表元素的组合, 若 a_i, h_i 表示当 P_i^k 为椭圆切点时对应的椭圆参数和切线高程, 设定常数 w_a, w_h 分别表示 $\tilde{A}_{ij}(a, h)$ 在 a 方向和 h 方向上支集元素个数(例如: $w_a = 9, w_h = 9$), 则式(5)中:

$$\begin{cases} a_{is} = a_i - [(w_a + 1)/2 - s] \times \Delta a, s = 1, 2, \dots, w_a, \\ h_{it} = h_i - [(w_h + 1)/2 - t] \times \Delta h, t = 1, 2, \dots, w_h. \end{cases} \quad (6)$$

采用高斯分布函数计算隶属度:

$$\mu_{ist} = \min \left\{ \exp \left[- \left(\frac{a_{is} - a_i}{\Delta a} \right)^2 / (2 \times \sigma_a^2) \right], \exp \left[- \left(\frac{h_{it} - h_i}{\Delta h} \right)^2 / (2 \times \sigma_h^2) \right] \right\}. \quad (7)$$

其中常数 σ_a 和 σ_h 分别表示 a 方向和 h 方向上的标准差(例如: $\sigma_a = 2, \sigma_h = 2$).

3.2 自适应模糊推理(Adaptive fuzzy inference)

设候选阶梯边缘点 P_i^k 共有 N_e 个, 对各边缘点 P_i^k 到候选边缘线 L_j^k 的映射模糊集 $\tilde{A}_{ij}(a, h)$ 按如下方法作加权累积:

$$F_j(a, h) = \sum_{i=1}^{N_e} \sum_{s=1}^{w_a} \sum_{t=1}^{w_h} \mu_{ist} \times \delta(a - a_{is}) \times \delta(h - h_{it}) \times \omega, \quad (8)$$

其中: $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数, 权值 $\omega = a_{\max}/a$ 表示累积权重与 a 值成反比. 将 $F_j(a, h)$ 归一化可得模糊累积矩阵

$$\tilde{E}_j = \int_{U_j(a, h)} \mu_{\tilde{E}_j}(a, h)/(a, h), \quad (9)$$

其中 $\mu_{\tilde{E}_j}(a, h) = F_j(a, h)/\max(F_j)$ 代表全局意义上在 (a, h) 处存在与 L_j^k 相邻的阶梯边缘的可能性. 另外, 由于 $\tilde{A}_{ij}(a, h)$ 反映局部意义上 P_i^k 属于与 L_j^k 相邻的阶梯边缘的隶属度分布, 采用极小极大模糊推

理可将局部约束与全局约束统一, 则各边缘点 P_i^k 属于与 L_j^k 相邻的阶梯边缘的隶属度可以表示为

$$N_j^k(P_i^k) = \max_{s,t} \{ \min[\mu_{ist}, \mu_{\tilde{E}_j}(a_{is}, h_{it})] \}. \quad (10)$$

另外, 当 $a = c_j, h = h_j$ 时, L_j^k 的邻阶分布椭圆与 L_j^k 重合, $\mu_{\tilde{E}_j}(c_j, h_j)$ 代表全局意义上边缘线 L_j^k 存在的可能性, 而 $\mu_{\tilde{A}_{ij}}(c_j, h_j)$ 则代表在局部意义上边缘点 P_i^k 隶属于边缘线 L_j^k 的隶属度. 因此, 各边缘点 P_i^k 属于边缘线 L_j^k 的隶属度可以表示为

$$I_j^k(P_i^k) = \min(\mu_{\tilde{A}_{ij}}(c_j, h_j), \mu_{\tilde{E}_j}(c_j, h_j)). \quad (11)$$

由式(10)–(11)可得到各边缘点与边缘线之间的空间分布隶属度关系. 为了评价各级边缘线之间级联关系, 将全体边缘点作为论域, 通过各边缘点与不同边缘线间的隶属关系将各级边缘线联系起来. 邻级候选边缘线间的“级联概率”定义为: 设第 k 级和第 $k+1$ 级上的两条候选边缘线分别为 L_j^k 和 $L_{j'}^{k+1}$, 假定满足 L_j^k 分布在第 k 级实际阶梯边缘上, 则 L_j^k 分布在第 $k+1$ 级实际阶梯边缘上的概率 $P(L_{j'}^{k+1}|L_j^k)$, 其计算方法以公式(12)的形式表示. 同理, 边缘线 L_j^k 存在的概率 $P(L_j^k)$ 可以由式(13)所示方法表示:

$$P(L_{j'}^{k+1}|L_j^k) = \frac{\sum_{i=1}^{N_e} \{ \min[N_j^k(P_i^k), I_{j'}^{k+1}(P_i^k)] \}}{\sum_{i=1}^{N_e} N_j^k(P_i^k)}, \quad (12)$$

$$P(L_j^k) = \sum_{i=1}^{N_e} I_j^k(P_i^k) / \max(I_j^k). \quad (13)$$

在以上模糊推理过程中, 隶属度分布和级联概率模型均是通过全体候选边缘点的局部模糊累积生成, 不需要人为设定模糊规则及参数, 属于自适应模糊推理过程.

3.3 阶梯边缘搜索(Stair edges searching)

如果将各级候选阶梯边缘线 L_j^k 看作节点, 将 $P(L_{j'}^{k+1}|L_j^k)$ 看作第 k 级各节点到第 $k+1$ 级各节点的级联概率, 则选择反映实际阶梯构型的候选边缘线组合可以转化为对节点网络最优组合的求解问题. 假设节点共有 K 级, 每级上节点数目为 J_k , 采用穷举搜索法获取最优解的时间复杂度为 $O(\prod_{k=1}^K J_k)$, 在候选边缘线数量较多时求解过程很容易失去控制. 如果采用一种贪心算法可以使求解过程大大化简, 做法是

$$S_k^K = \begin{cases} \arg \max_{j \in \{1, \dots, J_1\}} (P(L_j^k)), & k = 1, \\ \arg \max_{j \in \{1, \dots, J_k\}} (P(L_j^k | L_{S_{k-1}^K}^{k-1})), & k = 2, \dots, K, \end{cases} \quad (14)$$

其中 $S_k^K \in \{1, \dots, J_k\}$ 表示第 k 级上解节点的编号, 即节点网络模型的解.

通过实验发现, 在环境干扰较小的情况下这种贪心算法可以取得令人满意的结果, 但如果阶梯所在环境较复杂, 该算法可能会在某一等级阶梯边缘线的搜索上陷入局部最优. 因此, 为了实现对各级阶梯边缘线选取的全局约束, 可采用模拟退火算法^[14]搜索近似全局最优解, 算法描述如下:

步骤 1 设定初始温度 t_0 , 最小温度 t_{\min} , 退火进度 $r \in (0, 1)$, 最大循环次数 i_{\max} .

步骤 2 随机选取一组新解 S_k^K , 计算当前状态 $Y_i = P(L_{S_i^K}^1) + \sum_{k=2}^K P(L_{S_k^K}^k | L_{S_{k-1}^K}^{k-1})$.

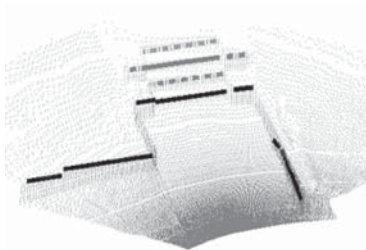
步骤 3 如果 Y_i 大于 Y_{i-1} 则接受新解, 否则按 $P_i = \exp[(Y_i - Y_{i-1})/t_i]$ 的概率接受新解.

步骤 4 令 $t_{i+1} = r \times t_i$ 实现降温退火. 重复步骤2-3直到满足终止条件: $i = i_{\max}$ 或 $t_i < t_{\min}$.

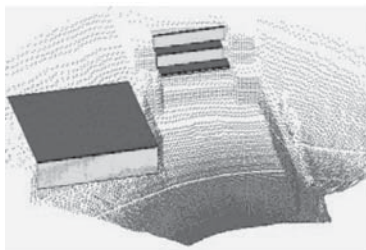
最终确定的解 S_k^K 代表一组最优的阶梯边缘线组合, 根据这组边缘线的级数和空间位置可以构建出阶梯目标的三维模型. 以图6(a)所示的场景为例, 根据2.2节中所述方法得到各级候选阶梯边缘线如图6(b)所示, 阶梯三维模型构建结果如图6(c)(d)所示, 其中: 图(c)表示采用贪心算法陷入局部最优的情况, 图(d)表示采用模拟退火算法得到的全局最优构型.



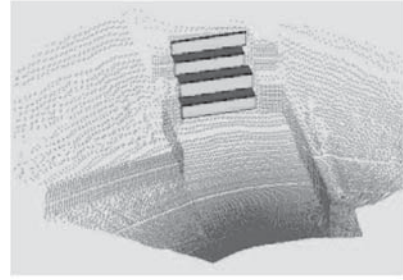
(a) 带有边缘干扰的阶梯目标



(b) 候选边缘线集合



(c) 贪心算法陷入局部最优



(d) 模拟退火算法得全局最优

图6 阶梯边缘搜索算法比较

Fig. 6 Contrast of stair edge searching algorithm

4 实验结果及数据分析(Experiment results and data analysis)

本文所使用的三维激光扫描系统是由二维激光测距仪、俯仰旋转云台以及通讯模块组成, 如图7(a)所示. 其中激光测距仪采用SICK公司的LMS291, 其单次行扫描可得到361个数据点, 通过旋转云台定速俯仰转动可获得点云数据矩阵(约80000个数据点), 扫描周期约为4 s.

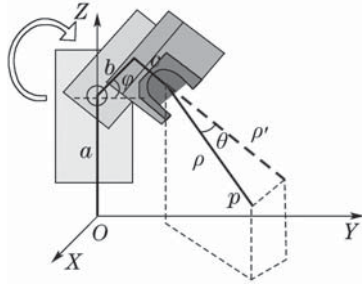
三维激光扫描系统得到的点云数据为极坐标形式 $P_p = (\rho, \theta, \varphi)$, 其中: ρ 表示激光测距仪光心到数据点的距离值, θ 表示激光测距仪的测量角度, φ 表示云台转角. 点云数据由极坐标形式到直角坐标形式的转换关系如图7(b)所示, 其中 a, b, c 3个参数由系统标定得到. 点云数据坐标变换的计算方法如下:

$$P_i = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin \theta & 0 \\ \sin \varphi \cdot \cos \theta & \cos \varphi \\ -\cos \varphi \cdot \cos \theta & \sin \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \rho \\ b \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ c \cdot \sin \varphi \\ a - c \cdot \cos \varphi \end{bmatrix}. \quad (15)$$

再将各数据点的直角坐标 P_i 按扫描行、列顺序存储于二维数据矩阵 P_{mn} 中, 其中 m 代表行数 n 代表列数.



(a) 三维激光扫描系统



(b) 极坐标与直角坐标转换关系

图7 三维激光扫描系统及其坐标转换

Fig. 7 3D laser scan system and its coordinate conversion

4.1 自适应性及鲁棒性分析 (Adaptivity and robustness analysis)

在不需要人为改变系统参数的情况下, 通过对室

内外31组不同类型阶梯环境的实验, 验证本方法的自适应性, 各步骤中参数取值情况如表1所示.

这里仅列举其中几组具有典型意义的阶梯目标检测与三维模型构建的实验结果, 如图8所示. 其中: 图8(a)表示一组旋转型阶梯目标, 各级阶梯边缘不满足平行关系; 图8(b)表示一组台阶长度及高度不相等的阶梯目标; 图8(c)表示一组台阶走向和跨度均存在变化的阶梯目标; 图8(d)表示一组各级台阶之间相互独立建造, 无明显相似性的阶梯目标. 以上各种阶梯目标, 各级阶梯之间分布关系没有固定规则, 不能通过简单的平行性或相似性判别的方法进行识别. 从实验结果可以看出, 本文方法在经过人为改变系统参数的情况下, 对结构和环境差异较大的阶梯目标仍能取得较好的建模效果.

表1 各步骤算法参数取值表

Table 1 Parameter value table of each step algorithm

点云数据校正	邻点尺度 $s = 2$ 显著程度 $\tau = 2$	直方图余量阈值 $w = 0.005 \text{ m}$ 显著程度 $\varepsilon = 2$	分辨率 $\Delta\alpha = 2^\circ$	滤波窗口 $m = 8^\circ$
边缘位置估计	距离阈值 $td = 0.05 \text{ m}$	间断阈值 $tg = 0.1 \text{ m}$	高度阈值 $th = 0.1 \text{ m}$	
模糊映射	论域尺度 $n = 2$ 标准差 $\sigma_a = 2, \sigma_h = 2$	离散分割数 $r = 51$	离散分割数 $d = 100$	支集元素数 $w_a = 9, w_h = 9$
阶梯边缘搜索	初始温度 $t_0 = 1$	最小温度 $t_{\min} = 0.1$	退火进度 $r = 0.99$	最大循环次数 $i_{\max} = 1000$

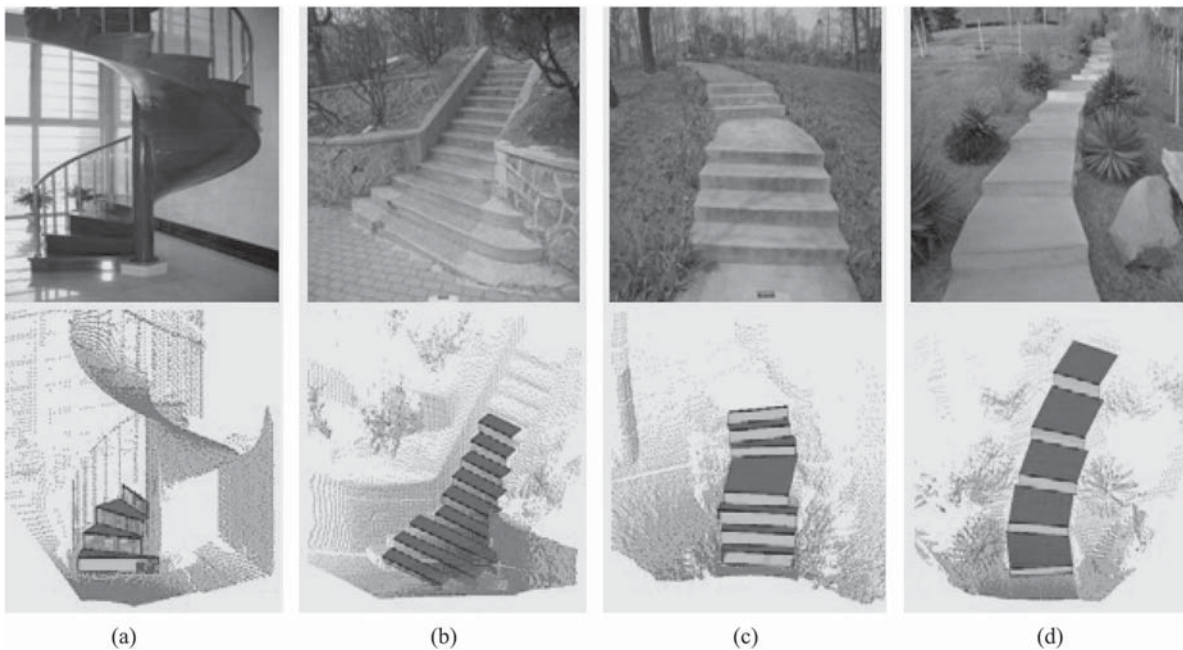


图8 不同结构阶梯的三维建模

Fig. 8 3D modeling of stairs with different structures

在人为调整表1中各部分参数取值的情况下, 通过实验将参数变化对实验结果的影响进行分析. 在点云数据俯仰角校正部分, 参数选取主要与阶梯目标尺寸以及扫描精度相关, 由于常见阶梯目

标尺寸在一定范围内(高度约0.1~0.3 m), 因此一般不需要调整参数. 在候选阶梯边缘分级检测部分, 对参数设置的要求比较宽松, 当参数在给定值约±30%范围内调整时边缘检测结果没有明显

变化. 在模糊映射部分, 由于模糊化过程对阈值参数的要求本身就不高, 当参数在给定值约(50%, 200%)范围内调整时, 模糊映射过程中隶属度分布没有明显变化. 由于在模糊推理过程中, 隶属度分布和级联概率模型均是通过对全体候选边缘点的局部模糊累积生成, 不需要人为设定模糊规则及参数, 属于自适应模糊推理过程. 在模拟退火部分, 由于目的是寻找全局最优解, 而候选阶梯边缘线数量一般不会太多(几条到几十条), 因此最优解搜索并不需要对模拟退火参数做特定的要求, 可按该方法的常规设置标准进行设置^[14].

为验证本文方法的鲁棒性, 分别采用阶梯目标建模中常见的“线段分组法”^[9-11]与本文方法对两组存在不同程度破损的阶梯目标进行对比, 实验结果如图9所示. 其中: 图9(a)场景中某一级阶梯边缘存在一定程度的破损; 图9(b)针对一组阶梯

破损较严重的状况; 图9(c)–(d)为采用“线段分组法”对图9(a)–(b)场景提取阶梯边缘点与阶梯面, 并通过凸包算法得到阶梯面边界线的实验结果, 可见该方法对阶梯破损处不能得到理想的建模效果, 并且当场景复杂时, 由于环境背景中存在干扰平面, 因此难于确定所提取的各阶梯面之间的拓扑关系; 图9(e)–(f)为采用本文方法的实验结果, 由于采用基于直方图算法的边缘提取, 所估计的候选边缘点位置更加精确, 采用“同级线段提取与跨级线段接合”、基于“邻阶分布椭圆”的模糊映射以及模拟退火算法, 可以准确构建各级阶梯边缘线间的拓扑关系.

实验结果表明, 本文方法对图9(a)场景中存在破损的阶梯目标能够有效建模, 即使在图9(b)场景较极端的状况下, 建模结果仍能够在一定程度上反映出该阶梯目标的结构形式.

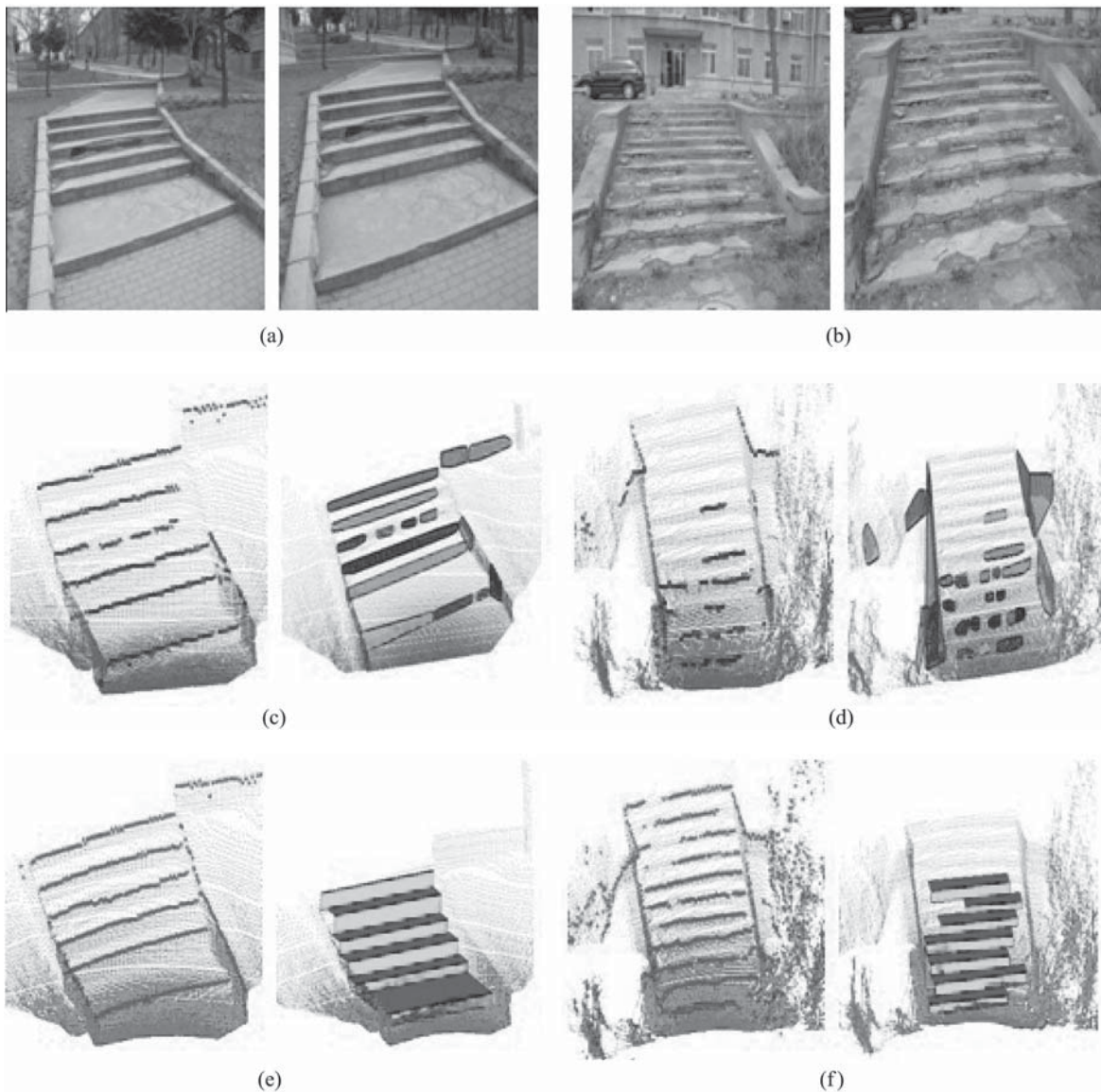


图9 边缘破损阶梯目标三维建模

Fig. 9 3D modeling of stairs with damaged edges

4.2 建模的误差分析(Modeling error analysis)

机器人在移动过程中,以不同视角、不同距离对同一场景观测时,能否对同一阶梯环境进行有效、准确的识别和参数估计是检验阶梯建模算法的一项重要内容.这里选取了室内外两组场景分别进行实验,阶梯三维模型构建的结果如图10-11所示,与之相对应的各级阶梯建模误差见表2-3.其中三维扫描视角与正对阶梯方向的实测偏角 γ 以及扫描原点沿视角方向与阶梯目标的实测距离 d 分别在图10-11中给出,由于当 γ 过大时(例如大于 60°)扫描数据往往不能有覆盖完整的阶梯目标,因此以下实验均是在限定 γ 小于一定范围的

条件下进行的.

表2和表3中各级台阶建模误差的总平均值分别为0.0082 m和0.0145 m,该值表示本方法对以上两组阶梯目标的建模精度.由于建模精度均在1 cm左右,可以满足移动机器人所需的阶梯三维模型参数的精度要求.其中,表3所表示的室外场景阶梯建模误差相对较大,主要是由室外环境阶梯建造不够规则所造成的.另外,通过误差分析可知,激光扫描仪与阶梯目标之间视角或距离的变化对阶梯建模精度影响不大,不同级数的台阶之间建模精度也无明显差异.因此该方法可以满足阶梯目标三维模型构建的一般需求.

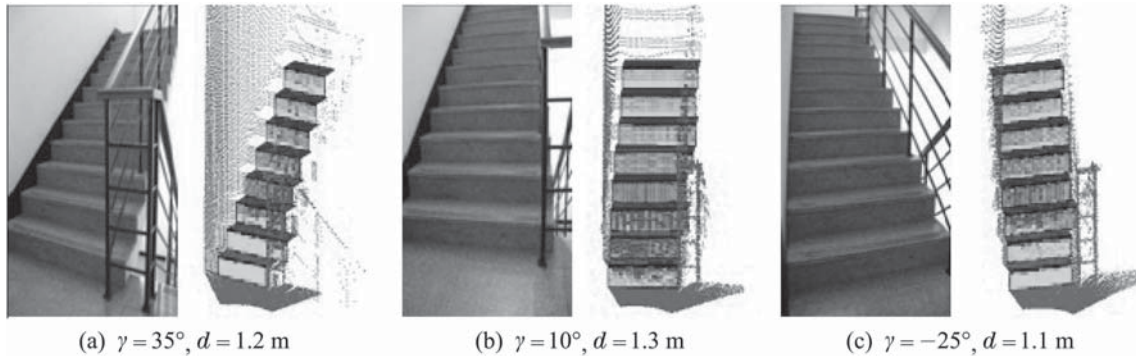


图 10 同一室内场景不同距离、视角下建模结果

Fig. 10 Modeling results of one indoor scene with different distance and angle of view

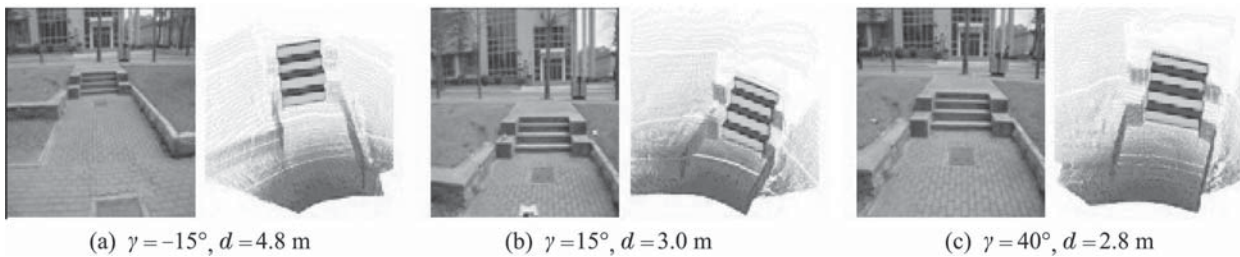


图 11 同一室外场景不同距离、视角下建模结果

Fig. 11 Modeling results of one outdoor scene with different distance and angle of view

表 2 室内阶梯的建模误差

Table 2 Modeling error of indoor stairs

建模误差值	第1级	第2级	第3级	第4级	第5级	第6级	第7级	第8级
台阶高度的人工测量值/m	0.160	0.167	0.167	0.167	0.167	0.167	0.167	0.167
第1组实验台阶高度估计值/m	0.1818	0.1754	0.1727	0.1680	0.1804	0.1720	0.1744	0.1843
第2组实验台阶高度估计值/m	0.1682	0.1631	0.1668	0.1693	0.1639	0.1691	0.1668	0.1608
第3组实验台阶高度估计值/m	0.1770	0.1789	0.1788	0.1738	0.1752	0.1754	0.1759	0.1853
各组实验的误差平均值/m	0.0157	0.0081	0.0059	0.0034	0.0082	0.0052	0.0055	0.0139

表3 室外阶梯的建模误差

Table 3 Modeling error of outdoor stairs

建模误差值	第1级	第2级	第3级	第4级
台阶高度的 人工测量值/m	0.150	0.190	0.180	0.160
第1组实验台阶 高度估计值/m	0.1499	0.1703	0.1440	0.1636
第2组实验台阶 高度估计值/m	0.1680	0.1823	0.1637	0.1443
第3组实验台阶 高度估计值/m	0.1796	0.1808	0.1679	0.1538
各组实验的 误差平均值/m	0.0159	0.0122	0.0215	0.0085

为比较本文所提算法和常用的“线段分组法”在运算时间上的差异,选取10组典型阶梯目标点云数据(每组点云约80000个数据点)进行定量对比分析.算法均运行在配备Intel(R) Pentium(R) M 1.86 GHz单核处理器的移动计算机上.本文所提方法对以上10组数据均能有效检测,平均耗时约为196 ms,其中剖面坐标系下直方图算法部分耗时约占180 ms;而采用“线段分组法”仅能对其中3组有效检测,平均耗时约为28 ms.由于三维激光扫描系统的单组数据采集时间约为3~4 s,因此算法耗时可以满足一般阶梯目标建模的要求.

5 结论(Conclusion)

本文提出了一种基于三维点云的阶梯目标检测与建模方法.采用阶梯剖面拓扑模型和直方图算法,提高了边缘点位置估计的准确性.利用阶梯目标的拓扑关系,构建候选边缘点与候选边缘线集合,增强了算法的鲁棒性.通过模糊映射和模糊推理描述了边缘点与边缘线之间分布关系的不确定性.以候选边缘点的模糊累积为媒介,估计各级候选边缘线间的级联概率,使算法对不同类型阶梯具有自适应性.采用模拟退火算法搜索全局最优边缘线组合,有效防止陷入局部最优,保证了阶梯建模的可靠性.多组实验结果及误差分析验证了该方法的有效性和实用性.

参考文献(References):

- [1] HERNANDEZ D C, JO K H. Stairway segmentation using Gabor filter and vanishing point [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*. Beijing: IEEE, 2011: 1027 - 1032.
- [2] SE S, BRADY M. Vision-based detection of staircases [C] // *Proceedings of the Fourth Asian Conference on Computer Vision*. Taipei:

Springer, 2000: 535 - 540.

- [3] SE S, BRADY M. Road feature detection and estimation [J]. *Machine Vision and Applications*, 2003, 14(3): 157 - 165.
- [4] XIONG Y, MATTHIES L. Vision-guided autonomous stair climbing [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. San Francisco: IEEE, 2000, 2: 1842 - 1847.
- [5] MOURIKIS A I, TRAWNY N, ROUMELIOTIS S I, et al. Autonomous stair climbing for tracked vehicles [J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2007, 26(7): 737 - 758.
- [6] HESCH J, MARIOTTINI G, ROUMELIOTIS S. Descending-stair detection, approach, and traversal with an autonomous tracked vehicle [C] // *International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Taipei: IEEE, 2010: 5525 - 5531.
- [7] LU X, MANDUCHI R. Detection and localization of curbs and stairways using stereo vision [C] // *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Barcelona, Spain: IEEE, 2005: 4648 - 4654.
- [8] BANSAL M, MATEI B, SOUTHALL B, et al. A LIDAR streaming architecture for mobile robotics with application to 3D structure characterization [C] // *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Shanghai, China: IEEE, 2011: 1803 - 1810.
- [9] THEERAVITHAYANGKURA C, TAKUBO T, MAE Y, et al. Stair recognition with laser range scanning by limb mechanism robot 'ASTERISK' [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*. Bangkok, Thailand: IEEE, 2009: 915 - 920.
- [10] OßWALD S, GUTMANN J S, HORNUNG A, et al. From 3D point clouds to climbing stairs: a comparison of plane segmentation approaches for humanoids [C] // *The 11th IEEE/RAS International Conference on Humanoid Robots*. Bled, Slovenia: IEEE, 2011: 93 - 98.
- [11] GUTMANN J S, FUKUCHI M, FUJITA M. 3D perception and environment map generation for humanoid robot navigation [J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2008, 27(10): 1117 - 1134.
- [12] KIDA Y, KAGAMI S, NAKATA T, et al. Human finding and body property estimation by using floor segmentation and 3D labeling [C] // *The IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*. The Hague, Netherlands: IEEE, 2004, 3: 2924 - 2929.
- [13] DUBRAWSKI A, SIEMIATKOWSKA B. A method for tracking pose of a mobile robot equipped with a scanning laser range finder [C] // *The IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Leuven, Belgium: IEEE, 1998, 3: 2518 - 2523.
- [14] KIRKPATRICK S, VECCHI M P. Optimization by simulated annealing [J]. *Science, New Series*, 1983, 220(4598): 671 - 680.
- [15] CHATZIS V, PITAS I. Fuzzy cell Hough transform for curve detection [J]. *Pattern Recognition*, 1997, 30(12): 2031 - 2042.
- [16] 唐亮, 谢维信, 黄建军, 等. 自适应模糊Hough变换 [J]. *电子学报*, 2004, 32(6): 69 - 72.
(TANG Liang, XIE Weixin, HUANG Jianjun, et al. Adaptive fuzzy Hough transform [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(6): 69 - 72.)

作者简介:

钟晨 (1981-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为移动机器人场景识别与环境建模, E-mail: friship@163.com;

王伟 (1955-), 男, 教授, 研究方向包括预测控制、机器学习及智能控制等, E-mail: wangwei@dlut.edu.cn;

庄严 (1975-), 男, 教授, 研究方向包括机器人导航、探索、自主环境建模与环境认知, E-mail: zhuang@dlut.edu.cn.