

# 基于样本分布信息的自适应 Hough 变换方法

孙建, 王鹏, 陈宗海

(中国科学技术大学自动化系, 安徽合肥 230027)

**摘要:** 参数空间的量化单位影响霍夫变换(Hough transform, HT)提取直线特征的精度, 为此提出一种霍夫变换中参数空间量化单位自适应调整的方法——自适应霍夫变换(Adaptive HT, AHT)方法。首先, 根据采样数据建立样本统计模型, 并确定该模型的参数; 然后, 根据模型参数随量化单位的变化趋势以及样本信息的分布特征, 给出量化单位的自适应调整策略, 从而获取优化的量化单位; 最后, 将优化的量化单位应用于霍夫变换特征提取。实验结果表明, 在结构化环境中, 该方法能够实现优化量化单位的目标, 从而有效减小了直线特征检测误差, 提高了检测精度。

**关键词:** 霍夫变换; 量化单位; 移动机器人; 特征提取; 样本分布信息; 自适应调整

**中图分类号:** TP24      **文献标识码:** A      doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2015.01.008

**引用格式:** Sun Jian, Wang Peng, Chen Zonghai. Adaptive Hough transform based on sample distributions[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2015, 45(1): 48-55.  
孙建, 王鹏, 陈宗海. 基于样本分布信息的自适应 Hough 变换方法[J]. 中国科学技术大学学报, 2015, 45(1): 48-55.

## Adaptive Hough transform based on sample distributions

SUN Jian, WANG Peng, CHEN Zonghai

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

**Abstract:** An adaptive Hough transform (AHT) method was proposed, which aims at reducing effects of the quantization unit of the parameter space on Hough transform(HT) in detecting line features. First, the sample model was built up by using samples and computing parameters of the model. Then, according to changes in the model parameters and sample distributions, the method was established to get the appropriate quantization parameters. Finally, the optimized quantization units were obtained and applied to feature extraction in a structured environment. The results show that the proposed method can optimize the quantization units, reduce the line detection error, and improve detection accuracy.

**Key words:** Hough transform; quantization unit; mobile robot; feature extraction; sample distributions; Adaptive adjustment

收稿日期: 2014-05-15; 修回日期: 2014-10-09

基金项目: 国家自然科学基金(61375079)资助。

作者简介: 孙建, 男, 1989年生, 硕士生。研究方向: 模式识别与智能系统。E-mail: sj1234@mail.ustc.edu.cn

通讯作者: 陈宗海, 教授。E-mail: chenzh@ustc.edu.cn

## 0 引言

环境特征的准确有效识别是移动机器人实现地图创建、定位等任务的关键。常见的实际环境抽象之后,可以利用简单的几何图形如点、线段和圆等进行描述。对结构化的室内环境,线段能够描述环境中大部分的特征,并且,线段参数较少,便于几何描述。因此,可以将线段作为表示环境特征的重要基元。目前,利用线性特征实现环境特征描述的方法已经成功应用于室内移动机器人导航等任务中,例如,Castellanos 等<sup>[1]</sup>将计算机视觉算法中的直线分割方法与先验地图相结合,实现移动机器人的定位;Pfister 等<sup>[2]</sup>将加权直线拟合的方法应用于基于直线特征的地图创建中,提高了地图创建的精度;Jensfelt 等<sup>[3]</sup>提出通过提取室内环境正交线的方法,确定和跟踪移动机器人的位姿;文献[4]将混合霍夫变换和最小二乘法(hybrid Hough transform and least square, HTLS)相结合提取直线特征,并应用于地图创建和实时定位中;文献[5]提出基于广义霍夫变换和共性几何算法检测线性特征的方法,并将其应用于 3D 地图创建和移动机器人导航。一般,现有的直线特征提取算法主要可分为两大类<sup>[6]</sup>:一是基于离散直线段(individual line segments, ILS)合并的方法;二是基于霍夫变换的方法。霍夫变换将直线检测问题转换为参数空间求最大值的问题,得到待提取直线的参数。霍夫变换算法全局性好,抗干扰能力强,对部分掩盖现象不敏感,但其仍存在以下不足:①计算量较大,实时性差,点到参数空间的映射是一对多的映射;②不能确定线段的端点;③提取特征的性能受参数空间量化单位的影响。

针对霍夫变换存在的上述问题,提高该方法性能的措施主要体现在以下几个方面<sup>[7]</sup>:①减小霍夫变换的计算量,提高算法的实时性。文献[8]提出结合随机霍夫变换(randomized Hough transform, RHT)和修正霍夫变换(modified Hough transform, MHT)的直线特征提取方法,该方法利用“多对一”映射和滑动邻域窗口技术可以显著降低计算量;文献[9]提出调整参数空间分割的快速霍夫变换(fast Hough transform, FHT)算法,该算法通过反复迭代实现参数空间从低分辨率到高分辨率的细分,在减少计算量的同时,降低了存储量;文献[10]介绍了利用随机采样投票替代遍历式投票的随机霍夫变换方法,以提高霍夫变换的实时性;文献

[11]给出基于观测空间参考点的参数投票方法,降低了霍夫变换算法的计算量。②确定线段的端点。文献[12]提出一种模糊霍夫变换(fuzzy Hough transform, FHT)算法,运用模糊映射的方法处理梯度方向和边缘像素位置,得到线段的完整描述;文献[13]提出基于最小熵的线段特征提取,用熵来评估霍夫空间不确定性信息的分布特征,具有最小熵的信息表示投票完成了聚类,且对应线段的一个端点。③降低霍夫变换对参数变化的敏感性。使用霍夫变换方法时,需要设定投票数量阈值以及参数空间的量化单位等参数,然而,目前还没有严格的数学理论来支持此类参数的选择。文献[14]将双点移除的  $p$  最小二乘法与霍夫变换( $p$ -least squares with dual removal and Hough transform, pLS-DR + HT)相结合,并应用于直线特征的检测,提高了直线检测的精度,降低了霍夫变换对量化单位的要求。为降低传统霍夫变换算法性能受参数空间量化单位的影响,本文提出了一种基于样本分布信息的自适应霍夫变换方法,通过实验测试,并与传统霍夫变换以及 pLS-DR + HT 方法作比较,验证了本文提出的方法可以有效减小直线特征检测误差,降低霍夫变换对参数变化的敏感性。

## 1 霍夫变换

给定直角坐标系中的一条直线,记原点到该直线的垂直距离为  $r$ ,直线与  $x$  轴的夹角为  $\theta$ ,则这条直线可以唯一表示为:

$$x_i \cos \theta + y_i \sin \theta = r, \theta \in [0, 2\pi) \quad (1)$$

该直线可以用  $r$ - $\theta$  参数坐标系下的点  $(r, \theta)$  来表示。故直角坐标系中的一条直线与参数坐标系中的一点一一对应。易知,直角坐标系中过任意一点  $(x_0, y_0)$  的直线簇满足:

$$r = x_0 \cos \theta + y_0 \sin \theta = \sqrt{x_0^2 + y_0^2} \sin(\theta + \varphi), \theta \in [0, 2\pi) \quad (2)$$

式中,  $\varphi = \arctan(y_0/x_0)$ ,即直角坐标系中的一点  $(x_0, y_0)$  对应参数坐标系中的一条正弦曲线。假设直角坐标系上有若干个点,过每点的直线簇分别对应于参数坐标上的一条正弦曲线,若这些正弦曲线有共同的交点  $(r', \theta')$ ,则直角坐标系中的这些点共线。从而,利用霍夫变换得到的直线方程可以表示为:

$$x \cos \theta' + y \sin \theta' = r', \theta' \in [0, 2\pi) \quad (3)$$

给定二维采样点集  $I = \{(x^s, y^s) \mid 1 \leq m \leq$

$M$ ),  $(x^{s,m}, y^{s,m})$  表示机器人采集的第  $m$  个数据, 将  $r$ - $\theta$  参数空间量化, 得到二维数组  $\text{accmn}(N, K)$  元素, 并将其元素置 0, 数组的行列数值计算如下:

$$N = \lceil 2\pi/\Delta\theta \rceil \quad (4)$$

$$K = \lceil L_{\max}/\Delta r \rceil \quad (5)$$

式中,  $L_{\max} = \max_{1 \leq m \leq M} \sqrt{(x^{s,m})^2 + (y^{s,m})^2}$ ,  $\Delta\theta$  和  $\Delta r$  为霍夫变换设定的量化单位取值. 霍夫变换算法如下:

### 算法 1.1 霍夫变换算法

**Step 1** 对于二维点集  $I = \{(x^{s,m}, y^{s,m}) | 1 \leq m \leq M\}$  的每个采样点, 将  $\theta$  所有量化值  $\theta = n\Delta\theta$ ,  $n = 1, 2, \dots, N$  代入式(2), 计算对应的  $r$  值.

**Step 2** 搜索  $r$  所属的网格, 并将对应的数组元素值加 1.

**Step 3** 处理完  $M$  个采样点后, 分析数组  $\text{accmn}(N, K)$ , 并查询其最大元素值记为  $V_{\max}$ .

**Step 4** 如果  $V_{\max} \geq \text{thr}$  (thr 为投票数量阈值), 认为存在一条有意义的线段, 保存直线参数, 并剔除满足该直线的点, 重复上述步骤.

## 2 问题描述

传统霍夫变换算法提取直线特征的性能受参数空间量化单位的影响, 进行量化空间区域划分时, 若取较大的量化单位, 则划分得到的每个区域相对偏大, 从而导致每个区域对应直线包含的采样点数量增大, 在采样数据一定时, 检测到的直线总数量可能减少, 检测误差可能增大; 相对地, 较小的量化单位导致量化空间过度细分, 此时, 每个区域对应直线包含的采样点数量减小, 在采样点一定的情况下, 使得检测到的直线数量增多, 检测误差会减少, 但易导致峰值扩散和出现伪峰.

**定义 2.1** 设量化空间中每个区域面积为  $S = \Delta\theta\Delta r$ , 采样点经过坐标变换之后落到每个区域的概率  $P$  相等, 服从均匀分布, 则得到概率值  $P$  如下:

$$P = \frac{S}{NK} = \frac{\Delta\theta\Delta r}{NK} \approx \frac{\Delta^2\theta\Delta^2r}{2\pi L_{\max}} \quad (6)$$

根据控制变量的思想易知, 当  $\Delta r$  固定,  $\Delta\theta$  变大时, 二维数组的行数  $N$  减小, 投票到每个区域的概率  $P$  增大, 存在把原本不属于该直线的点映射到直线对应的区域内的可能性, 导致检测到的直线数量变少; 当  $\Delta\theta$  变小时, 二维数组行数  $N$  变大, 参数空间区域划分的更细, 使得属于该直线的点映射到其他区域中, 导致检测到的直线数量增加. 当  $\Delta\theta$  固定  $\Delta r$  变换时, 影响到二维数组列数  $K$  的变化, 影响结

果分析上述类似.

以实际采样数据为例, 在线性特征数为 8 的环境中, 随着量化单位  $\Delta\theta$  和  $\Delta r$  的变化, 传统霍夫变换算法检测到的直线特征数如表 1 所示.

表 1 量化单位对直线特征数量的检测结果

Tab. 1 Effects of quantization unit on line feature numbers

量化单位 ( $\Delta\theta, \Delta r$ )	( $0.2^\circ, 12 \text{ cm}$ )	( $0.35^\circ, 5.0 \text{ cm}$ )	( $0.6^\circ, 4.5 \text{ cm}$ )
直线特征数量	6	8	9

由表 2 可见, 传统霍夫变换存在检测直线特征的性能受参数空间量化单位影响的缺点. 针对该问题, 本文提出基于样本信息分布特征的自适应霍夫变换方法, 该方法可以有效降低霍夫变换对量化单位变化的敏感性, 同时提高直线特征的检测精度.

## 3 样本分布信息的获取

### 3.1 样本统计模型

样本统计模型的建立包括确定以下参数: ①霍夫变换检测的直线数量 ( $\text{line\_number}, LN$ ); ②直线检测误差 ( $\text{total\_error}, TE$ ). 本节首先分析量化单位与样本统计模型参数的变化关系; 然后, 依据这种变化关系给出控制量化单位变化趋势的策略; 最后, 确定统计模型参数满足一定约束时, 得到优化后的霍夫变换量化单位区域.

**定义 3.1** 记霍夫变换算法中满足目标直线的点集为  $\text{inliers} = \{(x^{s,i}, y^{s,i}) | 1 \leq i \leq V_{\max}\}$ , 利用最小二乘法得到目标直线方程表示为:

$$\text{Line}_j: f_j(x, y) = y - k_jx - b_j = 0 \quad (7)$$

式中,

$$k_j = \frac{V_{\max} \sum x^{s,i} y^{s,i} - \sum x^{s,i} \sum y^{s,i}}{V_{\max} \sum (x^{s,i})^2 - (\sum x^{s,i})^2},$$

$$b_j = \frac{\sum (x^{s,i})^2 \sum y^{s,i} - \sum x^{s,i} \sum x^{s,i} y^{s,i}}{V_{\max} \sum (x^{s,i})^2 - (\sum x^{s,i})^2},$$

$j$  表示直线序号.

**定义 3.2**  $\text{inliers}$  中的点  $(x^{s,i}, y^{s,i})$  到目标直线  $\text{Line}_j$  的检测误差如下:

$$\text{total\_error} = \sum_{j=1}^n \sum_{i \in \text{Line}_j} f_j(x^{s,i}, y^{s,i}) \quad (8)$$

式中,  $n$  为霍夫变换检测到的线性特征数量.

综合第 2 节介绍的量化空间区域划分的原理以及实验过程中单个量化单位变化时特征的检测结果, 可以得到如图 1 所示的样本统计模型参数随量

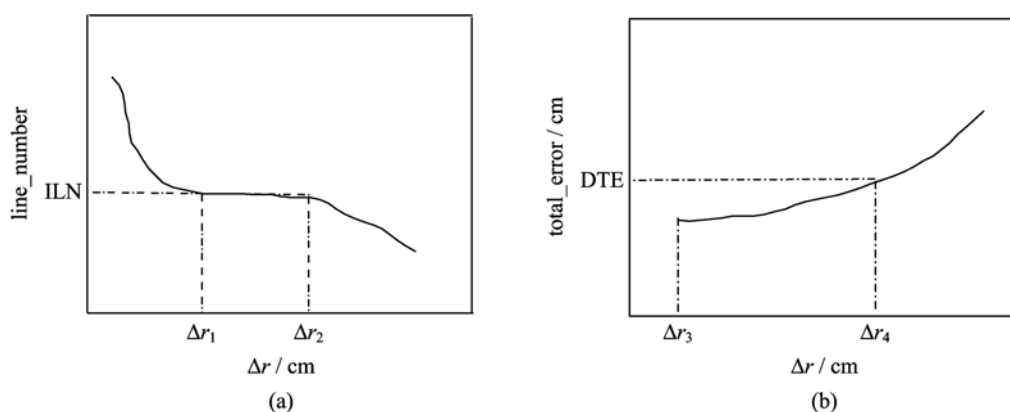


图 1 样本统计模型参数随量化单位变化的趋势图

Fig. 1 Changes of sample model parameters with quantization unit various

化单位的变化趋势图. 当量化单位  $\Delta\theta$  固定时, LN 随  $\Delta r$  变化趋势如图 1(a)所示, 其中 ILN(ideal\_line\_number)为期望的检测直线特征数量, 当 LN = ILN 时, 该输出对应的输入  $\Delta r = [\Delta r_1, \Delta r_2]$ ; inliers 中点到目标直线的 TE 随  $\Delta r$  的变化趋势如图 1(b)所示, 其中 DTE(dead\_total\_error)为根据实际实验条件设定的检测误差界定值, 当  $TE \leq DTE$  时, 认为检测误差在允许范围内, 此时, 对应的输入  $\Delta r = [\Delta r_3, \Delta r_4]$ .

**定义 3.3** 综合样本模型参数的约束, 当  $\Delta\theta$  固定时, 满足条件的量化单位区间定义如下:

$$\Delta r^k = [\Delta r_1, \Delta r_2] \cap [\Delta r_3, \Delta r_4],$$

$$k = 1, 2, \dots, \text{trial\_num} \quad (9)$$

式中,  $k$  为实验次序标号, trial\_num 为实验次数.

基于实验次数, 根据式(9)得到量化单位区间  $\Delta r^k$  后, 易得  $\Delta\theta$  固定时, 满足要求的量化单位  $\Delta r$  为:

$$\Delta r = \bigcap_{k=1}^{\text{trial\_num}} \Delta r^k \quad (10)$$

### 3.2 获取样本分布信息

为了有效地获取样本分布信息, 必须定义合适的量化单位采样区间和采样间隔, 若采样区间过小, 则会丢失式(10)中的部分合理数据; 若该区间过大, 则会增加获取样本分布信息的复杂性和冗余度. 另外, 如果采样间隔过大, 则样本分布信息不能准确地反映原始数据包含的特征信息; 采样间隔过小, 获取样本分布信息的计算量会增大.

**定义 3.4** 记量化单位  $\Delta\theta$  和  $\Delta r$  的采样区间为  $[\theta_1, \theta_2]$  和  $[r_1, r_2]$ , 采样间隔分别为  $T_\theta$  和  $T_r$ . 故获取样本分布信息时的量化单位采样值可以表示为:

$$\Delta\theta = k_\theta T_\theta + \theta_1 \quad (11)$$

$$\Delta r = k_r T_r + r_1 \quad (12)$$

式中,  $k_\theta$  和  $k_r$  为采样步数.

室内移动机器人于实验环境中采集数据, 基于设定的量化单位  $\Delta\theta$  和  $\Delta r$  的采样区间  $[\theta_1, \theta_2]$ 、 $[r_1, r_2]$ 、采样间隔  $T_\theta$  和  $T_r$ , 霍夫变换得到直线数量和检测误差, 本节分别建立了图 2(a)所示的量化单位与直线数量和图 2(c)所示的量化单位与检测误差的关系图. 根据图 2(a)可以搜索到直线检测误差满足  $TE \leq DTE$  的量化单位分布区域, 该区域的投影如图 2(b)所示; 根据图 2(c)可以得到直线数量 LN = ILN 的量化单位分布区域, 该区域的投影如图 2(d)所示; 根据式(9), 可以得到图 2(b)和图 2(d)的交集区域如图 2(e)所示, 该区域包含的  $\Delta\theta$  和  $\Delta r$  值可以认为是本次实验数据得到的较为理想的霍夫变换量化单位区域.

根据式(10), 综合 trial\_num 次实验样本的量化单位取值区域, 得到优化后的霍夫变换量化单位区域, 该区域内的  $\Delta\theta$  和  $\Delta r$  值即霍夫变换特征提取实验中所设定的量化单位参数.

## 4 自适应参数调整

基于期望和实际霍夫变换检测到的直线数量, 本文定义检测直线数量误差(line\_error, LE)为:

$$LE = LN - ILN \quad (13)$$

式中, LN 为霍夫变换算法检测到的直线数量, ILN 为期望算法能够检测到的直线数量, 其值取决于实际环境中直线特征的数量.

本文采用自适应的参数调整方法改变 LE 的值, 并根据反馈结果决定下一步的控制策略, 逐步实

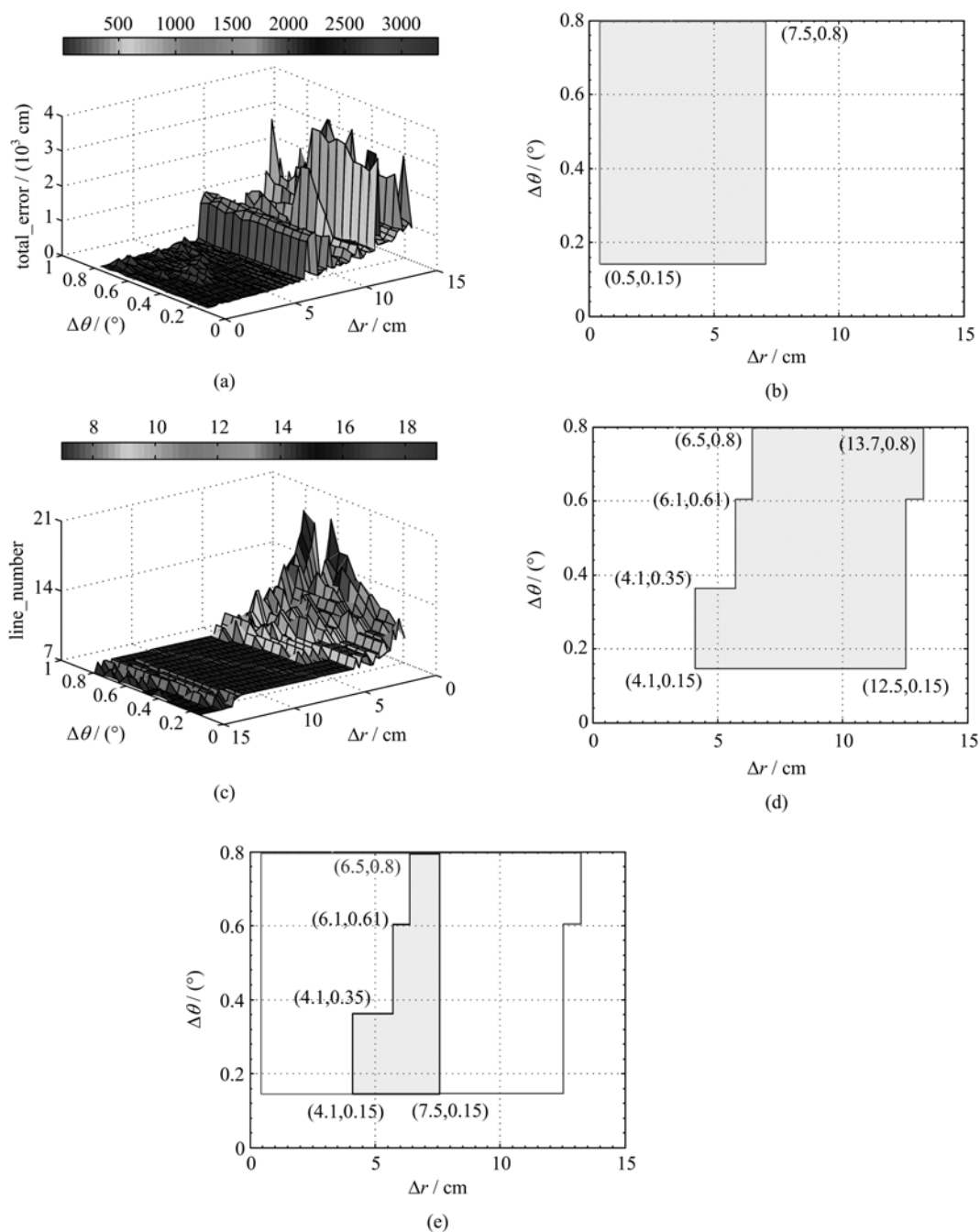


图 2 量化单位与样本模型参数关系图

Fig. 2 Relation of quantitation unit and sample model parameters

现参数的优化. 为此, 需要建立获取样本分布信息的量化单位采样值与数组 LE 和 TE 之间的对应关系. 根据式(11)和(12)可知, 由量化单位采样值得采样步数  $k_\theta$  和  $k_r$ , 于是, 量化单位采样值与直线数量数组元素  $LE(k_\theta, k_r)$  和误差数组元素  $TE(k_\theta, k_r)$  一一对应.

根据图 1(a)可知, 随着量化单位的改变, LE 可以取正整数、负整数和 0. 通过对 LE 的取值及 L 邻

域(L 表示邻域的大小, 本文  $L=4$ )内 LE 值变化趋势分析, 可以自适应的调整参数, 调整策略如下:

(I) 当  $|LE(k_\theta, k_r)| > M_1$  ( $M_1$  为设定阈值) 时, 说明算法检测直线数量误差的绝对值相对较大. 由图 2(c)可知, 沿  $\Delta\theta$  或  $\Delta r$  轴单向改变对应值, 改变  $\Delta r$  时, 直线数量的变化速率较改变  $\Delta\theta$  时快. 因此, 无论误差变化趋势如何, 都应该优先改变  $\Delta r$ , 以最大速率减小误差的绝对值.

(II) 当  $0 \leq \text{LE}(k_\theta, k_r) \leq M_1$ ,  $\sum_{i=0}^L \text{LE}(k_\theta, k_r + i) = 0$ ,  $i = 0, 1, \dots, L$  时, 说明算法检测到的实际直线数量大于期望的直线数量, 此时应分两种情况:

(i)  $\text{LE}(k_\theta, k_r + i)$  中没有直线数量误差为 0 的点, 说明该区间内不存在稳定点, 则增大  $\Delta r$  的值.

(ii)  $\text{LE}(k_\theta, k_r + i)$  中存在数量误差为 0 的点, 则以该点为起点遍历其右  $L$  邻域内点的变化趋势.

(III) 当  $\text{LE}(k_\theta, k_r \pm i) = 0$ ,  $\text{TE}(k_\theta, k_r \pm i) < \text{DTE}$  时, 说明该区间内的量化单位采样值对应的模型参数满足约束条件.

(IV) 当  $-M_1 \leq \text{LE}(k_\theta, k_r + i) < 0$ ,  $\sum_{i=0}^L \text{LE}(k_\theta, k_r + i) < 0$  时, 说明算法检测的实际直线数量小于期望直线数量, 此时应分两种情况:

(i)  $\text{LE}(k_\theta, k_r + i)$  中没有数量误差为 0 的点, 说明该区间内不存在稳定点, 则减小  $\Delta r$  的值.

(ii)  $\text{LE}(k_\theta, k_r + i)$  内存在数量误差为 0 的点, 则以该点为起点, 减小  $\Delta r$  的值, 搜索其左  $L$  邻域内点的变化趋势.

根据上述调整规则, 本文提出的自适应参数调整算法如下:

### 算法 3.1 自适应参数调整算法

**Step 1** 初始化数组 LE、TE, 输入量化参数  $\Delta\theta$  和  $\Delta r$ , 根据式(11)、(12)得到采样步数  $k_\theta, k_r$  值.

**Step 2** 根据策略(I)规则判断是否调整. 若是, 调整  $\Delta r$  并更新  $k_r$ , 否则执行下一步.

**Step 3** 查询  $\text{LE}(k_\theta, k_r)$  的值, 若  $0 \leq \text{LE}(k_\theta, k_r) < M_1$  则转 Step 4, 否则转 Step 6.

**Step 4** 根据策略(II)规则判断该元素右  $L$  邻域内的 LE 的值, 若该邻域内没有误差为 0 的点, 则增大  $\Delta r$ , 并更新  $k_r$ , 重复 Step 4; 否则转 Step 5.

**Step 5** 以误差值为 0 的点为起点遍历其右  $L$  邻域内的点, 直到同时满足

$$\text{LE}(k_\theta, k_r + i) = 0, \text{TE}(k_\theta, k_r + i) \leq \text{DTE},$$

根据式(11)、(12)计算并保存该区间点对应的  $\Delta\theta$  和  $\Delta r$  值. 以最后一个误差值为 0 的点为起点重复 Step 5; 否则以第一个不为 0 的点为起点转 Step 4.

**Step 6** 根据策略(IV)规则判断该元素左  $L$  邻域内的 LE 的值, 若该邻域内没有误差为 0 的点, 则减小  $\Delta r$ , 并更新  $k_r$ , 重复 Step 6; 否则转 Step 7.

**Step 7** 以误差值为 0 的点为起点遍历其左  $L$

邻域内的点, 直到同时满足

$$\text{LE}(k_\theta, k_r - i) = 0, \text{TE}(k_\theta, k_r - i) \leq \text{DTE},$$

根据式(11)、(12)计算并保存该区间点对应的  $\Delta\theta$  和  $\Delta r$  值, 并以最后一个检测误差为 0 的点为起点转 Step 6; 否则以第一个不为 0 的点为起点转 Step 7.

## 5 移动机器人特征提取实验及分析

为了检验 AHT 算法的有效性和可行性, 本文定义了线性特征提取的精度和检测误差的标准, 并以此为标准, 实现 AHT、HT 以及文献[14]提出的 pLS-DR+HT 算法在精度和检测误差方面的对比.

### 5.1 实验配置

本文采用 Pioneer 3-DX 移动机器人, 该机器人装配 16 个超声波传感器、里程计及陀螺仪. 实验环境如图 3(a)所示, 图 3(b)为移动机器人, 图 3(c)为走廊-办公室实验环境, 机器人的期望轨迹为走廊中线(图 3(a)中  $x$  轴方向), 走廊-办公室环境地面相对平坦, 因此实验中忽略了打滑对机器人特征提取的影响, 实验中机器人沿  $x$  轴方向以 0.4 m/s 的速度匀速前进, 采样频率为 24 Hz.

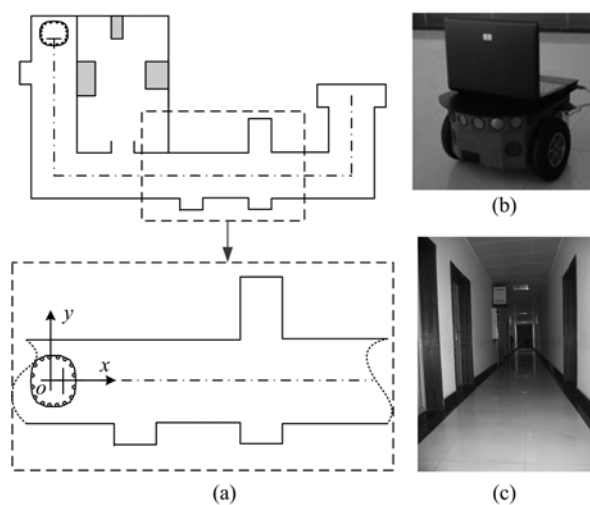


图 3 实验环境及局部环境中机器人坐标

Fig. 3 Experimental environment and robotic coordinate in local environment

实验算法采用 VS2008、Matlab7.8 混合编程实现, 实验中  $M_1 = 2$ ,  $\text{DTE} = 200$  cm, pLS-DR+HT 算法和传统 HT 算法中数量阈值  $\text{thr} = 10$ , 参考实际采样数据获取的样本分布信息特征, 确定实验次数  $\text{trial\_num} = 6$ , 文献[14]中的比例  $p = 0.6$ , 距离误差限  $d = 3$  cm, 结合实际环境条件和文献[15]中量化单位的设定, 本文量化单位  $\Delta\theta$  和  $\Delta r$  的采样区间定

为 $[\theta_1, \theta_2] = [0.15^\circ, 0.8^\circ]$ ,  $[r_1, r_2] = [0.5 \text{ cm}, 15 \text{ cm}]$ , 采样间隔  $T_\theta$  和  $T_r$  分别为  $0.05^\circ$  和  $0.2 \text{ cm}$ .

## 5.2 实验结果与分析

为评价算法的性能, 本文定义直线特征参数的检测精度评价标准. 为此, 首先引入:

$$\overline{\Delta r} = \frac{1}{n} \sum \Delta r_i \quad (14)$$

$$\overline{\Delta \theta} = \frac{1}{n} \sum \Delta \theta_i \quad (15)$$

式中,  $\{\Delta r_i; \Delta r_i = r_i - r'_i, i=1, 2, \dots, n\}$ ,  $\{\Delta \theta_i; \Delta \theta_i = \theta_i - \theta'_i, i=1, 2, \dots, n\}$ ,  $n$  为霍夫变换算法检测到直线数量,  $r_i$  和  $\theta_i$  为算法检测到的直线参数,  $r'_i$  和  $\theta'_i$  为实际直线的参数. 然后, 给出评价直线特征参数  $r$  和  $\theta$  的检测精度标准如下:

$$\sigma_{\Delta r}^2 = \frac{1}{n-1} \sum (\Delta r_i - \overline{\Delta r})^2 \quad (16)$$

$$\sigma_{\Delta \theta}^2 = \frac{1}{n-1} \sum (\Delta \theta_i - \overline{\Delta \theta})^2 \quad (17)$$

表 2 为 AHT、HT 及 pLS-DR+HT 算法的直线特征参数  $r$  和  $\theta$  的检测精度比较. 由对比结果可知: AHT 算法的特征检测精度相对较高, 其中, 在直线参数  $r$  的检测方面, AHT 算法比传统 HT 算法提高 70% 以上, 比 pLS-DR+HT 提高约 10%; 参数  $\theta$  方面, AHT 算法比 HT 算法提高了近一倍, 比 pLS-DR+HT 算法提高约 20%.

表 2 三种算法直线特征检测精度对比

Tab. 2 Comparison of line detection accuracy using three algorithms

$r$ 精度/cm	量化单位 ( $\Delta\theta, \Delta r$ )		
	(0.25, 5.0)	(0.5, 2.0)	(0.7, 10)
HT	3.08	3.16	4.93
AHT	0.91	0.98	0.92
pLS-DR+HT	2.78	2.90	3.75
$\theta$ 精度/ $^\circ$	量化单位 ( $\Delta\theta, \Delta r$ )		
	(0.25, 5.0)	(0.5, 2.0)	(0.7, 10)
HT	1.56	1.07	1.75
AHT	0.83	0.69	0.85
pLS-DR+HT	1.25	0.91	1.47

当量化单位  $\Delta r$  一定时, 利用式(8)计算直线检测误差, 表 3 列出了检测误差的最大值、最小值和平均值. 图 4 为  $\Delta\theta=0.4^\circ$ ,  $\Delta r$  在  $[0.5 \text{ cm}, 15 \text{ cm}]$  区间内变化时三种算法直线检测误差的对比结果. 由图 4 和表 3 可知, 本文提出的 AHT 算法有效降低了直线特征参数的检测误差.

表 3 三种算法直线特征检测误差对比

Tab. 3 Comparison of line detection error using three algorithms

total_error/cm	量化单位 ( $\Delta\theta$ 一定, $\Delta r$ 范围为 $[0.5 \text{ cm}, 15 \text{ cm}]$ )					
	$\Delta\theta=0.2^\circ$			$\Delta\theta=0.3^\circ$		
	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值
HT	2 927.5	10.0	481.5	2 814.4	19.7	460.3
AHT	199.9	67.4	111.9	176.1	77.2	112.8
pLS-DR+HT	1 524.2	7.8	332.7	1 483.5	13.2	325.1
total_error/cm	$\Delta\theta=0.4^\circ$			$\Delta\theta=0.5^\circ$		
	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值
HT	3 275.7	15.1	484.2	3 309.6	17.5	519.4
AHT	183.7	107.3	135.6	166.8	123.6	133.5
pLS-DR+HT	1 615.4	10.7	336.2	1 689.6	11.8	368.9

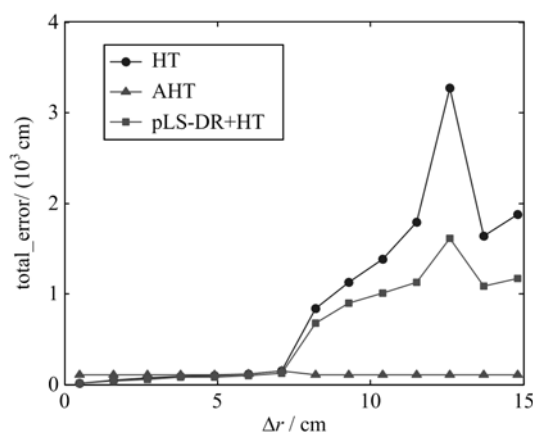


图 4 三种算法直线特征检测误差对比

Fig. 4 Comparison of line detection error using three algorithms

通过三种算法在检测精度和检测误差方面的比较可知, 在允许范围内, AHT 算法可以通过参数的自适应调整, 完成量化单位的优化, 从而减小直线特征参数的检测误差, 提高检测精度, 降低霍夫变换对参数变化的敏感性.

## 6 结论

本文首先分析了传统霍夫变换算法存在的缺陷, 针对其提取特征的性能受参数空间量化单位影响的问题, 给出了基于样本分布信息的量化参数自适应调整规则, 然后将其与霍夫变换算法相结合, 提出了自适应霍夫变换方法, 并将其应用于室内移动机器人环境特征提取实验中. 由于充分利用了样本分布信息和直线特征参数变化趋势的信息, 本文提出的算法实现了霍夫变换量化参数的优化. 实验结

果表明,相对于传统 HT 和 pLS-DR+HT 算法,AHT 算法实现了量化参数的优化,提高了直线特征的检测精度,减小了直线特征的检测误差,降低了霍夫变换对参数变化的敏感性。

#### 参考文献(References)

- [ 1 ] Castellanos J, Tardós J. Laser-based segmentation and localization for a mobile robot[C]// Proceedings of the 6th International Symposium on Robotics and manufacturing: Recent Trends in Research and Applications. New York, USA: IEEE Press, 1996, 6: 101-109.
- [ 2 ] Pfister S T, Roumeliotis S I, Burdick J W. Weighted line fitting algorithms for mobile robot map building and efficient data representation[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. New York, USA: IEEE Press, 2003: 1 304-1 311.
- [ 3 ] Jensfelt P, Christensen H. Laser based position acquisition and tracking in an indoor environment[C]// Proceedings of the International Symposium on Robotics and Automation. Gaithersburg, USA: IEEE Press, 1998, 1: 98-103.
- [ 4 ] He F, Fang Y C, Wang Y T, et al. Practical feature-based simultaneous localization and mapping using sonar data [C]// Proceeding of the 27th Chinese Control Conference. Kunming, China: IEEE Press, 2008: 421-425.
- [ 5 ] Bayro-Corrochano E, Bernal-Marin M. Generalized Hough transform and conformal geometric algebra to detect lines and planes for building 3D maps and robot navigation[C]// IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems. Taipei, China: IEEE Press, 2010: 810-815.
- [ 6 ] Boldt M, Weiss R, Riseman E. Token-based extraction of straight lines[J]. IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics, 1989, 19(6): 1 581-1 594.
- [ 7 ] Lu Chuanguo, Feng Xinxin, Kong Yunbo, et al. Track initiation based on parallel Hough transform [J]. Journal of Radars, 2013, 2(3): 292-299.
- 鹿传国, 冯新喜, 孔云波, 等. 并行 Hough 变换航迹起始[J]. 雷达学报, 2013, 2(3): 292-299.
- [ 8 ] Duan D G, Xie M, Mo Q, et al. An improved Hough transform for line detection [C]// International Conference on Computer Application and System Modeling. Taiyuan, China: IEEE Press, 2010, 2: 354-357.
- [ 9 ] Li H, Lavin M A, Le Master R J. Fast Hough transform: A hierarchical approach [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1986, 36(2): 139-161.
- [10] Xu L, Oja E. Randomized Hough transform (RHT): Basic mechanisms, algorithms, and computational complexities [J]. CVGIP: Image Understanding, 1993, 57(2): 131-154.
- [11] Xia D, Cha H, Xiao C S, et al. A new Hough transform applied in track initiation[C]// International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks. XianNing, China: IEEE Press, 2011: 30-33.
- [12] Han J H, Kóczy L, Poston T. Fuzzy Hough transform [J]. Pattern Recognition Letters, 1994, 15(7): 649-658.
- [13] Ebrahimpour R, Rasoolinezhad R, Hajiabolhasani Z, et al. Vanishing point detection in corridors: Using Hough transform and K-means clustering [J]. Computer Vision, 2012, 6(1): 40-51.
- [14] Guo Siyu, Zhai Wenjuan, Tang Qiu, et al. Combining the Hough transform and an improved least squares method for line detection[J]. Computer Science, 2012, 39(4): 196-200.
- 郭斯羽, 翟文娟, 唐求, 等. 结合 Hough 变换与改进最小二乘法的直线检测[J]. 计算机科学, 2012, 39(4): 196-200.
- [15] Nguyen V, Gächter S, Martinelli A, et al. A comparison of line extraction algorithms using 2D range data for indoor mobile robotics [J]. Autonomous Robots, 2007, 23(2): 97-111.