

文章编号: 1001-0920(2004)07-0834-04

## 基于特征点的机器人快速自定位研究及应用

郭凤龙, 陈启军

(同济大学 信息与控制工程系, 上海 200092)

**摘要:** 提出一种在已知的结构化环境中, 利用激光传感器信息进行移动机器人快速自定位的算法。该算法从传感器信息中快速提取环境特征点, 根据特征点的坐标映射模型, 确定机器人的坐标和方向角。它克服了传统算法运算量大、实时性差的问题且定位精度高, 将其应用于机器人足球赛中, 取得了较好的定位效果。

**关键词:** 特征函数; 特征点; 坐标映射; 机器人足球赛

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A

## Research and implementation of fast robotic self-localization based on character points

GUO Feng-long, CHEN Qi-jun

(Department of Information and Control Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China. Correspondent: CHEN Qi-jun, E-mail: qjchen@mail.tongji.edu.cn)

**Abstract:** A fast robotic self-localization method under known environments is proposed using the information from onboard laser sensor. The positions of mobile robot are determined by matching the environment model with virtual borderlines which are obtained from the character points by the eigenfunction. This method is highly precise and gets over the real-time performance. The effect is proved by the applications in robot soccer.

**Key words:** eigenfunction; character point; virtual borderlines; robot soccer

### 1 引言

结构环境下AMR (Autonomous Mobile Robot) 的自定位问题一直受到广泛的关注<sup>[1,2]</sup>, 其定位方法可归纳为两类: 设定信标定位<sup>[3]</sup>和根据环境地图定位<sup>[4]</sup>。前者一般是在环境中预先建立电磁、可视路标等已知信标, 机器人通过检测信标的位置关系来确定自身位置, 而与具体的外部环境无关。采用环境地图定位, 首先从当前的传感器信息中提取环境边界, 根据环境边界在机器人坐标系和参考坐标系中的位置关系确定机器人的位置。在边界提取中, 有许多成熟的数学算法, 其中以霍夫变换和多项式拟合为代表<sup>[5]</sup>。它们都是通过原始坐标的统计特征得到边界方程的几何参数, 运算量很大, 不适合应用于像机器人足球赛这

类对实时性要求较高的场合。

本文提出了一种应用于直线形边界环境的快速定位算法, 它克服了传统方法中存在的运算量大、实时性差的问题。该算法从传感器信息中快速提取环境特征点, 根据特征点的坐标映射模型, 确定机器人坐标、方向角, 实现了机器人的快速自定位。该定位算法已成功地应用于RoboCup 中型组机器人足球赛, 取得了较好的效果。

### 2 基于特征点的机器人快速自定位算法

#### 2.1 基于特征点的坐标映射模型

如图1所示, 以机器人为坐标原点, 其运动方向为 $Y_r$ 轴正方向,  $Y_r$ 轴开始顺时针旋转 $90^\circ$ 为 $X_r$ 轴正方向建立机器人坐标系。机器人上的激光传感器从

收稿日期: 2003-07-01; 修回日期: 2003-10-23

作者简介: 郭凤龙(1977—), 男, 吉林辽源人, 硕士, 从事机器人控制、计算机控制的研究; 陈启军(1966—), 男, 湖北松滋人, 教授, 博士生导师, 从事机器人控制、计算机控制的研究。

$X_r$  轴正半轴开始, 逆时针方向每隔  $0.5^\circ$  测量一次边界采样点到机器人的距离, 并将其以点坐标的形式映射到机器人坐标系中。机器人在自身坐标系中的坐标和速度方向分别为  $(0, 0)$  和  $90^\circ$ ; 将机器人上述信息映射到参考坐标系下便可实现机器人定位。

参考坐标系  $X-O-Y$  如图 1 所示,  $A, B$  为两任意采样点, 它们在运动系中的坐标分别为  $(x_a, y_a), (x_b, y_b)$ 。在运动系中机器人的坐标为  $(0, 0)$ , 其运动方向与  $y$  轴正方向平行, 因此可求得它到有向线段  $AB$  的距离  $D$  以及其运动方向与有向线段  $AB$  的夹角  $\Delta\theta$ 。设参考系中  $A, B$  两点的坐标为  $(x_a, y_a), (x_b, y_b)$ , 有向线段  $AB$  的倾斜角为  $\alpha$ 。过机器人向  $AB$  作垂线, 垂足  $C$  在运动系的坐标为  $(x_c, y_c)$ , 由定比分点公式计算  $C$  在参考系的坐标  $(x_c, y_c)$ , 过点  $C$  作两条直线:  $x = x_c, y = y_a$ 。机器人到这两条直线的距离分别为  $x_d$  和  $y_d$ , 由此得到机器人在参考系的坐标及其运动方向角为:

$$\begin{aligned} x &= x_c - x_d = \\ &= (x_c - x_b)/(x_a - x_b) \cdot x_a + \\ &= (x_a - x_c)/(x_a - x_b) \cdot x_b - \\ &= D \cdot \cos(\alpha - 90), \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} y &= y_c - y_d = \\ &= (y_c - y_b)/(y_a - y_b) \cdot y_a + \\ &= (y_a - y_c)/(y_a - y_b) \cdot y_b - \\ &= D \cdot \sin(\alpha - 90), \end{aligned} \quad (2)$$

$$\text{Angle} = \alpha - \Delta\theta \quad (3)$$

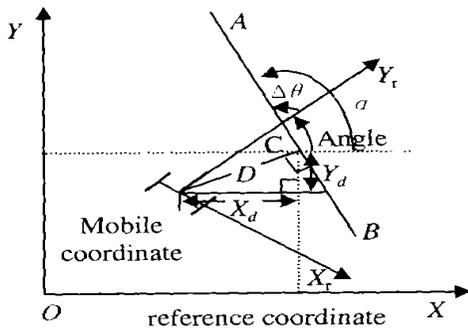


图 1 坐标变换图

由上可知, 如果求得运动系中的任意两个采样点在参考系中的坐标, 就可以此为坐标变换的特征点, 求得机器人在参考系下的坐标及其运动方向<sup>[2]</sup>。若将实现机器人定位的采样点定义为特征点, 如图 1 中  $A, B$  点。理论上特征点的选取是任意的, 为了方便提取和匹配, 本文以环境边界的端点作为特征点。首先, 边界的端点是某些特征函数的极值点, 便于从

采样点中提取; 其次借助特征点所在虚拟边界与环境模型进行匹配, 容易确定其在参考系下的坐标。

### 2.2 提取特征点

1) 对边界采样数据进行分段, 以每段数据的起点、终点坐标计算其倾斜角, 利用角度替代该段数据的几何特征。如图 2 所示, 设第  $i$  段数据的起点  $M_i$  与终点  $N_i$  在运动系中的坐标分别为  $(x_{i1}, y_{i1})$  和  $(x_{i2}, y_{i2})$ , 倾角为  $\theta_i$ , 则有

$$\theta_i = \arctan((y_{i2} - y_{i1}) / (x_{i2} - x_{i1})), \quad (4)$$

$$\theta_i = 90, x_{i1} = x_{i2} \quad (5)$$

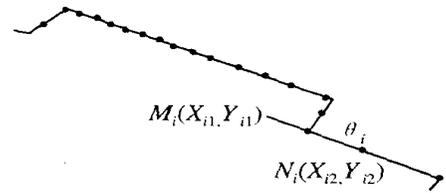


图 2 原始数据分段示意图

如果相邻两段数据位于同一条边界上, 它们的倾斜角差值必定在一个给定阈值内, 反之, 则两段数据分属两条边界, 两段数据中必然包含边界交点坐标。因此将倾斜角差值大于给定阈值的相邻两条数据段作为一个包组予以保留, 以供提取特征点。

2) 利用特征函数提取特征点。特征点是边界的交点, 与包组中的其他采样点不同, 它常常是某些特征函数的极值点, 选取合适的特征函数可从包组中分离出特征点。如图 3 所示,  $M_i, N_i, N_{i+1}$  为一个包组的 3 个端点 (点  $N_i$  既是线段  $i$  的终点也是线段  $i+1$  的起点), 其中  $N_i - N_{i+1}$  段的数据中包含两条环境边界的交点  $P$ 。

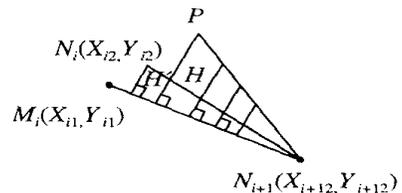


图 3 从包组中提取特征点

设  $M_i - N_i - N_{i+1}$  中每个采样点与线段  $M_i N_{i+1}$  组成的三角形面积为  $S$ 。由于三角形底边  $M_i N_{i+1}$  为定长, 在  $M_i - N_i - N_{i+1}$  包含的采样点中, 特征点  $P$  到  $M_i N_{i+1}$  边的距离  $H$  最大, 这等价于  $P$  点对应的  $S$  最大, 因此面积函数可作为提取特征点的特征函数。设  $M_i, N_{i+1}$  两点的坐标分别为  $(x_{i1}, y_{i1}), (x_{i+12}, y_{i+12})$ , 包组中任意采样点坐标为  $(x_3,$

$y_3$ ). 令  $a, b, c$  表示 3 条边的长度 可用海伦公式计算每个采样点对应的  $S$ , 通过排序找出最大值  $S_{max}$ , 它所对应的点就是特征点 用上述的方法遍历所有包组得到全部特征点

### 2.3 通过虚拟边界和已知环境模型匹配得到特征点在参考系中的坐标

单个特征点很难通过匹配获得其参考系坐标, 因此将相邻的两个特征点作为一个单元 它们是某条边界的两个端点, 将这条边界定义为虚拟边界 将虚拟边界与环境模型匹配, 根据匹配结果得到虚拟边界两端点在参考系中的坐标 因为端点的顺序不确定, 特征点的参考系坐标为两个解, 所以在匹配过程中必须增加与端点顺序有关的边界信息, 以确定唯一解 综合以上因素, 采用线性表形式为虚拟边界与环境边界建模, 在线性表中将每条边界作为一个节点, 其存储结构如下:

```

Struct Line-Node //环境(虚拟)边界表的节点存储结构
{ //匹配属性
  int i //边界序号
  float Li-1, Li, Li+1; //边界 i-1 的长度, 边界 i 的长度, 边界 i+1 的长度,
  float Δθ, Δθ; //在机器人坐标系中边界 I 分别与边界 i+1, i-1 倾斜角差值 //附加属性
  float θ(α); //边界 i 在机器人坐标系(参考坐标系)中的倾斜角
  point A (xa, ya) (A (xa, ya)); //起点在机器人坐标系(参考坐标系)中的坐标
  point B (xb, yb) (B (xb, yb)); //终点在机器人坐标系(参考坐标系)中的坐标
};

```

边界序号用来标识某条环境(虚拟)边界在线性表中的位置, 序号相邻的边界, 空间位置相邻 设某条边界的序号为  $i$ , 则顺时针方向与其相邻的边界的序号为  $i+1$ , 它们的交点定义为边界  $i$  的起点  $A$ , 逆时针与其相邻的边界序号为  $i-1$ , 它们的交点为边界  $i$  的终点  $B$ .  $A$  和  $B$  即为一组特征点

在非对称环境中进行边界匹配, 当虚拟边界节点与模型边界节点的匹配属性相吻合时, 根据模型节点的附加属性值, 可以唯一确定虚拟边界起点与终点在参考系下的坐标, 由此得到了一组特征点在两个坐标系中的坐标, 利用式 (1) ~ (5) 及下式

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} \cos(h \cdot \omega) & -\sin(h \cdot \omega) \\ \sin(h \cdot \omega) & \cos(h \cdot \omega) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_k + h \cdot \bar{v}_{xk} \\ y_k + h \cdot \bar{v}_{yk} \end{bmatrix},$$

初始值为  $(x_0, y_0), k, z$ . (6)

可得机器人的在参考系下的坐标和方向角

在对称环境中使用上述算法, 将出现一个虚拟边界节点与多个环境边界节点相匹配的情况, 产生增解 将通过式 (6) 得到的机器人坐标估计值与定位计算的结果相比较, 相差最小的即是机器人的当前坐标 式 (6) 中  $(x_k, y_k), (x_{k+1}, y_{k+1})$  分别为机器人在上一周期的坐标和本周期的估计坐标,  $(\bar{v}_{xk}, \bar{v}_{yk})$  为速度的  $x$  和  $y$  方向分量,  $\omega$  为机器人角速度, 可由机器人系统提供的速度函数获得,  $h$  为系统周期

综上所述可将定位算法分 3 个过程: 1) 应用式 (4) 和 (5) 与海伦公式提取采样点中包含的全部特征点; 2) 根据环境(虚拟)边界表的节点存储结构, 建立虚拟边界表与环境边界表, 通过虚拟边界和已知环境模型匹配得到特征点在参考系中的坐标; 3) 由式 (1) ~ (3) 计算机器人在参考系下的坐标及其运动方向(对称环境利用式 (6) 确定唯一解).

### 3 在机器人足球比赛中的应用

图 4 为 RoboCup 中型组的比赛场地示意图,  $X-O-Y$  为参考坐标系 本文以 Pioneer 2 型机器人作为实验对象, 以激光传感器信息作为主要信息源, 应用本文算法实现机器人在足球场中的自定位, 定位结果见表 1

机器人实验数据表明, 该方法具有较高的定位精度 为验证本算法的快速性, 在相同的条件下本文与文献[5]中基于霍夫变换的自定位算法(CPU 500 M)进行了比较, 文献[5]中定位算法的 CPU 占用率为 65% ~ 72%, 本算法为 15% ~ 20%. 由 CPU 的占有率可知, 本算法的计算量明显低于文献[5]中的算法 在自定位过程中, 设激光传感器 I 的采样周期为  $T_s$ , 机器人的定位算法执行时间为  $T$ . 如果在  $T_s + T$  时间内, 机器人处于运动状态, 定位结

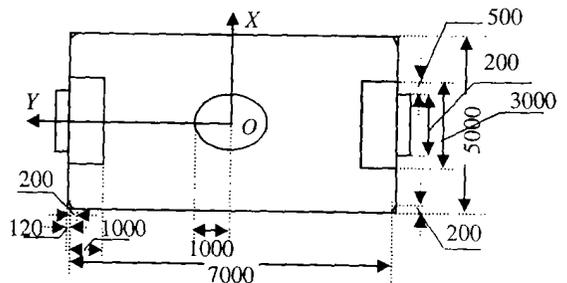


图 4 比赛场地示意图

表 1 机器人定位数据分析表

编号	1	2	3	4
计算坐标 /mm	(1 530, 660)	(1 766, 800)	(970, 1 000)	(2 864; 1 200)
实际坐标 /mm	(1 525, 665)	(1 758, 805)	(980, 988)	(2 870, 1 195)
最大误差 /%	0.75	0.63	1.2	0.42
计算角度 /( $^{\circ}$ )	68	150	100	80
实际角度 /( $^{\circ}$ )	69	148	103	78

果将滞后于实际位置。由于  $T_s$  很小, 定位算法的实时性特征完全取决于  $T_c$  的大小。通过现场实验证明, 当机器人的速度大于  $0.8 \text{ m/s}$  时, 霍夫变换定位算法周期较长, 它计算的定位坐标明显滞后于机器人的真实位置, 而本算法能及时准确地获得机器人的当前位置, 表现出良好的实时性特征。

#### 4 结 论

本文描述了基于特征点提取的机器人快速自定位算法。它利用特征函数, 以较低的运算量从传感器的空间信息中分离出环境特征点, 通过环境特征点

建立机器人坐标系与参考坐标系的坐标映射关系, 实现了机器人的快速自定位。本算法定位精度高、实时性好, 其有效性通过实验得到了验证。

#### 参考文献 (References):

- [1] Yuny Cao, Alex S. Fukunage, et al. Cooperative mobile robotics: Antecedents and directions [J]. *Autonomous Robots*, 1997, 4(1): 7-27.
- [2] Olson C. F. Probabilistic self-localization for mobile robots [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2000, 16(1): 55-66.
- [3] Klemm A. L. Optimal estimation of position and heading for mobile robots using ultrasonic beacons and dead reckoning [A]. *Proc IEEE Int Conf Robotics and Automation* [C]. Nice, 1992. 2582-2587.
- [4] Leonard J., Durrant-Whyte H. F. Mobile robot localization by tracking geometric beacons [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1991, 7(3): 376-382.
- [5] CHEN Lijie. Robotic self-localization and obstacle-localizing based on hough transform [J]. *Computer Science*, 2002, 29(10): 48-53.

(上接第 833 页)

表 5 两阶段方法的优化结果

$n$	$d_b$	$d_a$	$d_w$	$\delta$	$T/s$
30	423.741	423.849	424.673	0.393	1.8
50	429.227	430.988	435.006	5.850	3.3
75	547.777	552.496	560.610	21.031	6.2

由仿真结果可见: 1) RPBN I 方法的优化性能远好于传统最近插入法, 而且时间性能几乎相同; 2) IRPBN I 方法较 RPBN I 方法虽然优化时间有所增加, 优化质量却有较大提高, 均方差减少, 但与问题的真正最优解还存在一定差距; 3) 相对构造性方法, 具有全局优化能力和突跳特性的单一 SA 算法性能较好, 但优化时间大大增加; 4) 两阶段方法的解质量和初值鲁棒性 (优化结果的方差较小) 优于单一 SA 和构造性方法, 且优化时间较单一 SA 较短。

两阶段方法是解决 TSP 问题的一种有效方法, 它融合了 IRPBN I 和 SA 的优点, 包含确定性和随机性的搜索, IRPBN I 方法为 SA 快速构造具有一定质量的初始解, 并用以确定合适初温, 缩小了单一 SA 的退火历程, 且 SA 的突跳性搜索对 IRPBN I 方法的解有补充搜索能力, 可有效避免陷入局部极小。

#### 5 结 论

本文针对平面 TSP, 提出了多项式时间性能的一种基于参考点的相邻插入法及其改进方法, 进而提出了结合 SA 与 IRPBN I 的两阶段方法。仿真结果验证了所提出方法的有效性、高效性和初值鲁棒性。探讨 IRPBN I 与其他智能方法的结合, 以及并行算法的开发, 将是进一步研究的课题。

#### 参考文献 (References):

- [1] 王凌. 智能优化算法及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2001.
- [2] Fang Y. D., Hao J. Z., Yu Y. L., et al. Genetic algorithms and its application to TSP [J]. *J of South China University of Technology*, 1994, 22(3): 23-127.
- [3] 卢开澄. 图论及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1981.
- [4] Pan L. D., Huang X. F. A heuristic greedy method for the traveling salesman problem [J]. *J of Beijing University of Chemical Technology*, 1998, 25(2): 46-50.
- [5] Fogel D. B. Applying evolutionary programming to selected traveling salesman problems [J]. *Cybernetics and Systems*, 1993, 24(1): 27-36.