

文章编号:1001-9081(2005)10-2415-03

动态环境下基于改进人工势场的机器人实时路径规划仿真研究

况 菲,王耀南,张 辉

(湖南大学 智能自动化重点实验室,湖南 长沙 410082)

(terry_kuangfei@163.com)

摘 要:提出了一种基于改进人工势场法进行动态环境的路径规划的方法。通过梯度逼近进行运动目标的搜索,解决了在实时路径规划中因环境的运动信息难以准确获取而造成的路径规划无法完成的问题。仿真结果验证了方法的有效性,能够较好的解决动态环境下特别是存在随机运动物体情况下移动机器人的路径规划问题。

关键词:人工势场模型;移动机器人;动态环境;路径规划

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Real time path planning of mobile robot in dynamic world based on improved artificial potential field

KUANG Fei, WANG Yao-nan, ZHANG Hui

(Key Laboratory of Intelligent Automation Technology, Hunan University, Changsha Hunan 410082, China)

Abstract: A path-planning method in dynamic surroundings which was based on improved artificial potential field was proposed in this paper. Because the exact movement information was hard to acquire, it is difficult to finish path planning of mobile robots in dynamic world. Searching the moving goal by gradient approximation method, the unreachable problem be solved. The results of simulation have verified that the method can solve the problem effectively, even though there are stochastic moving obstacles in the surroundings.

Key words: Artificial Potential Field(APF); mobile robot; dynamic world; path planning

0 引言

路径规划是自主式移动机器人导航的基本环节之一,它是按照某一性能指标搜索一条从起始到目标状态的最优或近似最优的无碰路径^[1,7]。根据机器人对环境信息知道的程度不同,可分为两种类型:环境信息完全知道的全局路径规划和环境信息完全未知或部分未知,通过传感器在线地对机器人的工作环境进行探测,以获取障碍物位置、形状和尺寸等信息的局部路径规划。

在动态环境中,障碍物和目标点都是运动的。一般来说环境模型包含的运动信息越丰富,越有利于进行高效的路径搜索。但在实时路径规划中,物体的运动情况往往是随机的,很难获得障碍物和目标点的运动方程。本文使用改进的Khatib人工势场模型对环境建模,在势场模型下通过梯度逼近对运动目标进行搜索,实验表明能有效解决在障碍物和目标点运动方程未知情况下动态环境中机器人的实时路径搜索问题。

1 移动机器人人工势场模型

1.1 Khatib 人工势场模型

人工势场法是由 Khatib 等提出的一种虚拟方法^[2-4,6,8]。其基本思想是将机器人在环境中的运动视为一种在虚拟的人工受力场的运动。障碍物对机器人产生斥力,目标点产生引

力。引力和斥力的合力控制机器人的运动,控制机器人的运动方向,确定机器人的位置。

我们把移动机器人简化为一点^[3,6],它的运动空间为二维的。机器人在运动空间中任意位置 $X(X = [x \ y]^T)$ 的移动方向由起点、障碍物的斥力场和目标点的引力场共同合成的总场强的方向指定。

其中引力势场函数为:

$$U_{at}(X) = \frac{1}{2}k\rho^m(X, X_g) \quad (1)$$

k 是正比例位置增益系数, X, X_g 分别代表机器人和目标点在运动空间中的位置, $\rho(X, X_g) = \|X_g - X\|$ 表示机器人与目标点之间的距离。相应的引力 F_{at} 是引力势场函数的负梯度。

$$F_{at} = -\nabla[U_{at}(X)] = k(X - X_g) \quad (2)$$

斥力势场函数为:

$$U_{rep}(X) = \begin{cases} 0.5\eta(\frac{1}{\rho(X, X_o)} - \frac{1}{\rho_0})^2 & \rho(X, X_o) \leq \rho_0 \\ 0 & \rho(X, X_o) > \rho_0 \end{cases} \quad (3)$$

其中 η 为正比例位置增益系数, $\rho(X, X_o)$ 为机器人在空间的位置与障碍物之间的最短距离。常数 ρ_0 代表障碍物的影响距离,其应根据障碍物和目标点的具体情况而定,一般应小于各障碍物之间距离的一半和目标点到各障碍物之间最小距离。

当机器人不在目标点,相应的斥力为:

$$F_{rep}(X) = -\nabla[U_{rep}(X)]$$

收稿日期:2005-03-31 基金项目:国家自然科学基金资助项目(60375001);教育部博士点基金资助项目(20030532004)

作者简介:况菲(1981-),男,重庆人,硕士研究生,主要研究方向:移动机器人智能控制与路径规划;王耀南(1957-),男,云南昆明人,教授,博士生导师,主要研究方向:智能控制、模式识别、图像处理等;张辉(1982-),男,陕西咸阳人,硕士研究生,主要研究方向:移动机器人多传感器融合。

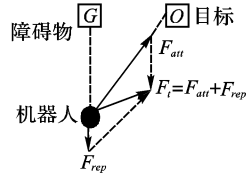
$$= \begin{cases} \eta \left(\frac{1}{\rho(X, X_o)} - \frac{1}{\rho_0} \right) \frac{1}{\rho^2(X, X_o)} & \rho(X, X_o) \leq \rho_0 \\ 0 & \rho(X, X_o) > \rho_0 \end{cases} \quad (4)$$

机器人受到的合力为:

$$F_t = F_{att} + F_{rep} \quad (5)$$

这个力决定了机器人的运动,如图1所示。

在使用 Khaith 人工势场模型进行路径规划的时候,如果目标点设置在障碍物附近的时候,当机器人在引力场的作用



下往目标运动时也同时向障碍物靠近,而如果此时机器人受到排斥力大于引力,那么机器人将不能到达目标点。为了使机器人在目标点总的势场力最小,必须构造出一个新的斥力势场函数,使其随着机器人到达目标点斥力为最小。

1.2 改进的人工势场模型

改进的人工势场模型对传统模型中的斥力场函数进行修订^[3],修订后的斥力场函数为:

$$U_{rep}(X) = \begin{cases} 0.5\eta \left(\frac{1}{\rho(X, X_o)} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2 (X - X_g)^n & \rho(X, X_o) \leq \rho_0 \\ 0 & \rho(X, X_o) > \rho_0 \end{cases} \quad (6)$$

其中 η 为正比例位置增益系数, $\rho(X, X_o)$ 为机器人在空间的位置与障碍物之间的最短距离,常数 ρ_0 代表障碍物的影响距离。 n 是一个大于零的任意实数。

当机器人不在目标点,相应的斥力为:

$$F_{re}(X) = -\nabla [U_{re}(X)] \\ = \begin{cases} F_{re1}N_1 + F_{re2}N_2 & \rho(X, X_o) \leq \rho_0 \\ 0 & \rho(X, X_o) > \rho_0 \end{cases} \quad (7)$$

其中:

$$F_{re1} = \eta \left(\frac{1}{\rho(X, X_o)} - \frac{1}{\rho_0} \right) \frac{\rho^n(X, X_g)}{\rho^2(X, X_o)} \quad (8)$$

$$F_{re2} = \frac{n}{2} \eta \left(\frac{1}{\rho(X, X_o)} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2 \rho^{n-1}(X, X_g) \quad (9)$$

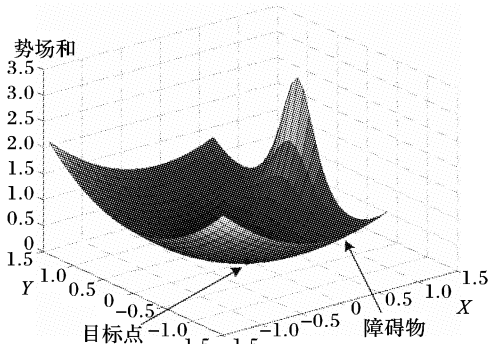


图2 在二维空间改进势场函数的变化

改进模型中增加了调节因子 $(X - X_g)^n$,使机器人在靠近目标点的时候,在引力势场增加的同时,斥力势场 $U_{rep}(X)$ 随之减小,直到机器人到达目标点,引力势场达到最大,斥力势场减至零,从而解决了在传统人工势场中,障碍物与目标点过于接近引起斥力势场和引力势场同时增加而出现的 GNRON 问题。由式(6)式可知,整个势场仅在目标点 X_g 时全局最小,如图2所示。

1.3 机器人在势场中的受力分析

机器人在运动空间中任意位置 $X(X = [x \ y]^T)$,目标点位于 $X_g = [x_g \ y_g]^T$,定义机器人与目标点之间的夹角:

$$\alpha = \arctan \frac{y_g - y}{x_g - x} \quad (10)$$

此时引力函数在 x, y 轴的分量分别是:

$$\begin{cases} F_{att}(x) = F_{att} \cdot \cos(\alpha) \\ F_{att}(y) = F_{att} \cdot \sin(\alpha) \end{cases} \quad (11)$$

假设运动空间中有 N 个障碍物,分别位于 $X_{o1} = [x_{o1} \ y_{o1}]^T, X_{o2} = [x_{o2} \ y_{o2}]^T, \dots, X_{on} = [x_{on} \ y_{on}]^T$,则定义机器人与障碍物之间的夹角分别是:

$$\begin{aligned} \beta_1 &= \arctan \frac{y_{o1} - y}{x_{o1} - x} \\ \beta_2 &= \arctan \frac{y_{o2} - y}{x_{o2} - x} \\ &\dots \end{aligned} \quad (12)$$

$$\beta_n = \arctan \frac{y_{on} - y}{x_{on} - x}$$

此时斥力函数的分量分别是:

$$\begin{cases} F_{rep}(x)_n = F_{att} \cdot \cos(\beta_n) \\ F_{rep}(y)_n = F_{att} \cdot \sin(\beta_n) \end{cases} \quad (13)$$

机器人与 X 轴之间的夹角:

$$\theta = \frac{F(x)}{F(y)} =$$

$$\frac{F_{att}(x) + F_{rep}(x)_1 + F_{rep}(x)_2 + \dots + F_{rep}(x)_n}{F_{rep}(y) + F_{rep}(y)_1 + F_{rep}(y)_2 + \dots + F_{rep}(y)_n} \quad (14)$$

由式(14)可知,机器人运动方向的计算量与运动空间的障碍物个数成正比,算法的复杂度为 $O(N)$ 。

2 用人工势场模型进行路径规划

在建立的人工势场模型基础上对移动机器人进行路径规划^[8],机器人从起点开始在受到的合力作用下朝目标点进发。引力随着机器人的靠近而减小,在全局范围内为机器人导航;而障碍物的斥力随距离的增减变化,但只有一定的作用范围,因此对于每一个障碍物,其斥力仅在其周边局部区域为机器人导航。导航算法如下:

1) 建立势场模型。确定引力场和斥力场的正比例位置增益系数 k 和 η ,障碍物影响距离 ρ_0 ,以及移动步长 γ (设定机器人匀速前进)的值。同时确定机器人起始位置 X ,按照具体的环境信息建立势场模型;

2) 按照式(15)计算下一步的位置:

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + \gamma \cdot \cos\theta \\ y_{k+1} = y_k + \gamma \cdot \sin\theta \end{cases} \quad (15)$$

3) 机器人移动至 (x_{k+1}, y_{k+1}) ,同时置 $k = k + 1$ 为当前点, $x_k = x_{k+1}, y_k = y_{k+1}$;

4) 判断机器人是否到达目标点,如果到达目标点则终止规划过程;

5) 如果机器人没有到达目标点,再判断前进步数是否到达规定步数,如果达到则表明无法找到完整路径,需要调整模型参数,否则就返回第二步继续执行。

3 仿真实验

为了验证所述方法的可行性特别是在动态环境下方法的鲁棒性,本文在仿真软件 MATLAB6.5.1 上进行实验仿真。取 $k = 8, \eta = 10, \rho_0 = 5, S_w = 0.1$,实验结果如下:

1) 当环境固定,规划结果如图 3 所示。规划路径避开两个固定障碍物,到达目标点停止。

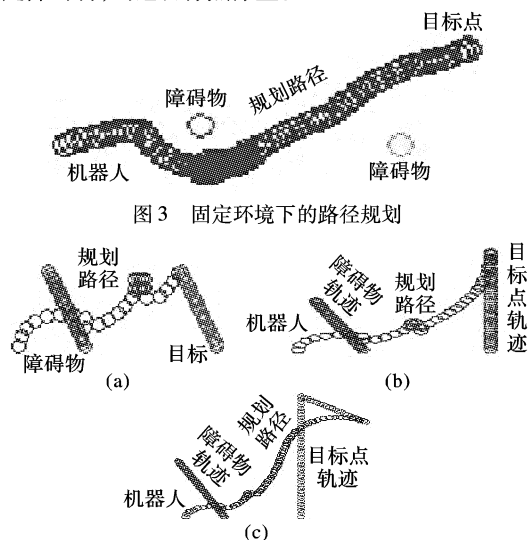


图 3 固定环境下的路径规划

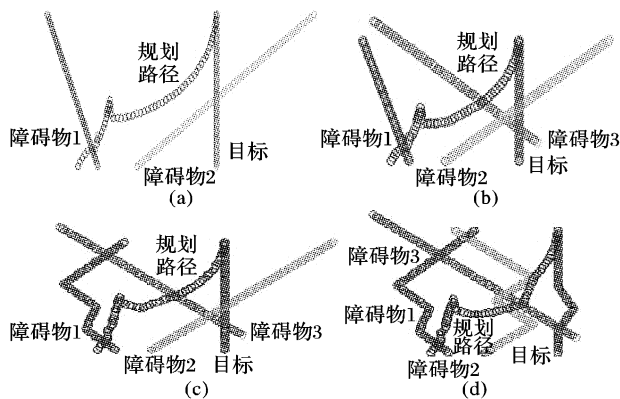


图 4 单个运动障碍物与运动目标的路径规划

2) 在存在单个运动障碍物与运动目标的环境下,使用改进势场法规划的结果如图 4 所示。其中,图(a)和(b)是目标

和障碍物分别往不同的方向运动的规划情况。图(c)是当目标在运动过程中突然发生转向的情况。由图可以看出,使用本文所述的方法进行路径规划的时候,规划结果能够很好的跟踪目标的运动。

3) 在目标点运动同时存在多个运动障碍物的环境下,实验结果如图 5 所示。图(a)、(b)、(c)分别是多个障碍物往不同方向运动的规划结果,图(d)是在障碍物与目标点发生不规则运动情况下的规划结果。规划结果表明所规划的路径能够让机器人正确的避开环境中运动的障碍物,自动跟踪运动的目标点。同时从(d)中可以看出,在目标点和障碍物运动规律完全未知的情况下,仍然能够进行正确的路径规划。

参考文献:

- [1] 王耀南. 机器人智能控制工程[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [2] VADAKKEPAT P, TAN KC, WANG M-L. Evolutionary Artificial Potential Fields and Their Application in Real Time Robot Path[A]. Evolutionary Computation, 2000. Proceedings of the 2000 Congress on[C], 2000. 256 - 263.
- [3] GE SS, CUI YJ. New Potential Functions for Mobile Robot Path Planning[J]. IEEE Transactions on robotics and automation, 2000, 16(5): 615 - 620.
- [4] BARRAQUAND J, LANGLOIS B, Latombe J-C. Numerical Potential Field Techniques for Robot Path Planning[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1992, 22(2): 224 - 241.
- [5] TARASSENKO L, BLAKE A. Analogue computation of collision-free paths[A]. Proceedings of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. 540 - 544.
- [6] SUH S-H, SHIN KG. A Variational Dynamic Programming Approach to Robot-path Planning with a Distance-safety Criterion[J]. IEEE Journal of Robotics and Automation, 1998, 4(3): 334 - 349.
- [7] PARK MG, LEE MC. Artificial Potential Field Based Path Planning for Mobile Robots Using a Virtual Obstacle Concept[J]. IEEE/ASME International conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM), 2003: 735 - 740.
- [8] 邹细勇, 诸静. 一种考虑安全的移动机器人矢量场路径规划算法[J]. 中国机械工程, 2003, 14(14): 1205 - 1208.

(上接第 2414 页)

中,挑出分类效果最好的一个,作为本轮选出的弱分类器。如此迭代 T 次后,就得到了 T 个弱分类器,然后将 T 个弱分类器按权值组合成一个强分类器,完成了二分类器的训练。

2.4 实验结果

实验采用了 5 000 个手写体数字图像作为训练样本。在训练程序的编制上,使用了一种快速的弱分类器训练方法,使得训练时间大大减少。在 PIV1.7G/256M 的 PC 机上,第一层每个二分类器的训练时间约为 3 小时,第二层每个二分类器的训练时间约为 10 分钟,总共训练时间为 40 小时,训练正确率为 99.5%。

测试样本是另外 5 000 个书写体数字图像,测试样本的书写者与训练样本的书写者不同,但由于选取的样本是按照“考试报名系统”的书写要求书写的数字,所以采集的测试样本较归整(如图 4),测试正确率为 99.3%,测试错误如下所示。



图 4 实验结果

数字	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
错误个数	1	0	2	5	3	7	6	2	5	4

与其他训练方法产生的分类器相比,本实验的分类器的识别时间较快,单个数字的识别时间 $< 3\text{ms}$,可以满足实时的

要求。

3 结语

本文提出一种将多分类问题转换为一系列二分类问题的方案,基于 Adaboost 实现了手写体数字识别系统,取得了理想的识别效果。实践证明,Adaboost 方法可以产生高精度的强分类器,并且具有较强的泛化能力。但是,其对训练样本中噪声的干扰比较敏感,训练的最后阶段往往将注意力集中到样本的噪声上面,这就对样本的选取提出了更高的要求。

参考文献:

- [1] 于玲,吴铁军. 集成学习: Boosting 算法综述[J]. 模式识别与人工智能, 2004, 17(1): 52 - 59.
- [2] 王海川,张丽明. 一种新的 Adaboost 训练算法[J]. 复旦学报(自然科学版), 2004, 43(1): 27 - 32.
- [3] FREUND Y, SCHAPIRE RE. Experiment With A New Boosting Algorithm[A]. Proc of the 13th International Conference On Machine Learning, San Francisco, CA[C], 1996. 148 - 156.
- [4] VIOLA P, JONES M. Robust Real-time Object Detection[A]. 8th IEEE International Conference On Computer Vision[C]. USA: IEEE Computer Society Press, 2001.