

未知环境下一种移动机器人实时 最优路径规划方法研究

曹政才^{1,2}, 温金涛^{1,2}, 吴启迪²

(1. 北京化工大学信息科学与技术学院, 北京 100029; 2. 同济大学嵌入式系统与服务计算教育部重点实验室, 上海 201804)

摘 要: 针对未知环境下移动机器人的安全路径规划问题, 提出一种基于改进神经网络和模拟退火算法相结合的方法. 神经网络表示机器人的工作空间, 通过 BP 反向算法学习外部环境结构特征和信息表示, 进而优化障碍物神经网络的连接权值, 利用模拟退火算法搜寻代价函数的负梯度方向, 采用组合探测器来减小模拟退火算法搜索区域和应用后退策略及设置虚拟目标点的方法处理局部路径规划中出现的陷阱问题. 仿真验证此方法有效性和正确性.

关键词: 移动机器人; 路径规划; BP 神经网络; 模拟退火算法

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 11-2535-05

A Real-Time Optimized Approach to Path Planning for Mobile Robot in Unknown Environment

CAO Zheng-cai^{1,2}, WEN Jin-tao^{1,2}, WU Qi-di²

(1. College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029;

2. The Key Laboratory of Embedded System and Service Computing, Ministry of Education; Tongji University, Shanghai 201804)

Abstract: For safe path planning of mobile robot in unknown environment, a method is proposed based on improved neural network and simulated annealing algorithm. Neural network is built to describe the working space of the mobile robot, which connection weights are optimized by the back propagation (BP) learning algorithm to study the structural features and information representation of the environment. Simulated annealing (SA) algorithm by using the combination of detectors to reduce the search area is adopted to get the best negative gradient direction of cost function. A strategy of back strategy and “virtual target” is introduced to deal with the problem of local minimum, which often occurs in local path planning. The result of the simulation experiment proves the effectiveness and feasibility of the proposed approach.

Key words: mobile robot; path planning; BP neural network; simulated annealing algorithm

1 引言

自主导航能力是移动机器人智能化程度的重要标志, 是实现其在未知环境中自主工作的前提. 未知环境下路径规划是移动机器人导航中一个重要问题, 机器人路径规划方法可分为全局规划和局部规划两种^[1,2]. 全局规划是在机器人工作环境内的信息已知情况下, 对机器人轨迹进行离线规划, 全局规划不适合环境信息不精确或者存在移动物体的情况, 局部规划是应用机器人附近的部分环境信息来进行路径规划, 局部规划不能得到全局的最优路径, 容易陷入局部最小问题, 但是计算复杂性较低, 适合环境模型经常改变的情况.

目前国内外研究机器人路径规划的方法人工势场

法较为成熟^[3], 该方法优点在于无需大量的计算, 自动产生较光滑的路径, 并且由于使用局部信息, 可以满足实时要求. 由于势场法把所有信息压缩成单个合力而损失部分有价值的局部障碍物分布的信息, 容易陷入局部最小而不能使机器人到达目标位置; 模糊逻辑法^[4]: 结合人类的经验及模糊控制理论研究移动机器人的局部路径规划问题, 有较强的实时性, 对于只能提供近似的、不确定的信息数据的环境是非常有效的, 然而模糊控制理论用于机器人路径规划同样会出现局部最小问题; Sadati 等人^[5]将神经网络和里茨法结合起来进行移动机器人路径规划, 该方法很难适应高速的动态环境.

综述国内外移动机器人路径规划研究现状的基础上, 本文通过 BP 反向学习算法优化神经网络连接权

值,采用组合探测器来减小模拟退火算法搜索区域和设置虚拟目标点及应用退步策略来处理极小值问题的路径规划方法,最后利用计算机仿真验证算法的性能。

2 移动机器人最优路径规划算法

2.1 移动机器人模型

如图 1 所示,该机器人的外轮廓为近似圆形;前端有两个驱动轮,后部用一个辅助轮保持平衡同时使机器人绕其中心可以自由旋转;探测的范围以机器人几何中心为圆心,半径为 0.04m 的圆;机器人移动的范围为 $18 \times 18\text{m}^2$ 的正方形平面区域;机器人 360° 的范围内装有 32 个探测器,可以判别障碍物的方位,感知外部环境。

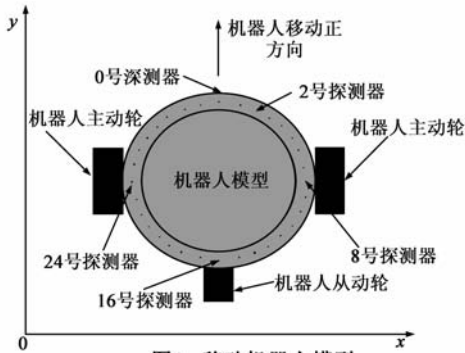


图1 移动机器人模型

2.2 环境信息神经网络描述

为了对路径与障碍物间碰撞性质加以量化,首先必须按照神经网络原理,建立适用于优化设计的层次网络模型.神经网络输入层的两个结点代表路径点的坐标 x, y ,中间层的每个结点对应于障碍物的某一条边的不等式限制条件,底层和中间层的连接权系数等于不等式中 x, y 的系数,中间层每个结点的阈值等于相应不等式中的常数项.中间层到顶层的连接权为 1,顶层结点的阈值取为不等式的个数减去 0.5 后的负数。

神经网络的运算关系为:

$$C = f(I_0) \quad (1)$$

$$I_0 = \sum_{m=1}^M O_{Hm} \omega_m + \theta_0 \quad (2)$$

$$O_{Hm} = f(I_{Hm}) \quad (3)$$

$$I_{Hm} = v_{xm}x_i + v_{ym}y_i + \theta_{Hm} \quad (4)$$

其中 C :顶层结点输出; I_0 :顶层结点输入; θ_0 :顶层结点阈值; O_{Hm} :中间层第 m 个结点的输出; I_{Hm} :中间层第 m 个结点的输入; θ_{Hm} :中间层第 m 个结点的阈值; v_{xm}, v_{ym} :第 m 个不等式限制条件的系数 M :中间层节点数; ω_m :中间层第 m 个节点与顶层连接权值.激发函数为常用的 S 形函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x/T}} \quad (5)$$

(1) 碰撞罚函数

一条路径的碰撞罚函数定义为各路径点的碰撞罚函数之和,而一个点的碰撞罚函数是通过它对各个障碍物的神经网络表示得到的,整条路径罚碰撞罚函数的能量表示为:

$$E_c = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^k E_{cik} \quad (6)$$

其中 k 是障碍物个数, n 是路径点个数, E_{cik} 表示第 i 个路径点 $P(x_i, y_i)$ 对第 k 个障碍物的碰撞罚函数。

(2) 路径函数

路径函数为所有线段长度的平方和,即对所有路径点 $P(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n$, 定义:

$$E_l = \sum_{i=1}^{n-1} [(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2] \quad (7)$$

路径规划要解决两个问题:一是避免与障碍物碰撞;二是路径为最短.这两个约束可以量化,路径规划问题变为优化问题,其优化的能量函数由路径长度和碰撞罚函数两部分组成。

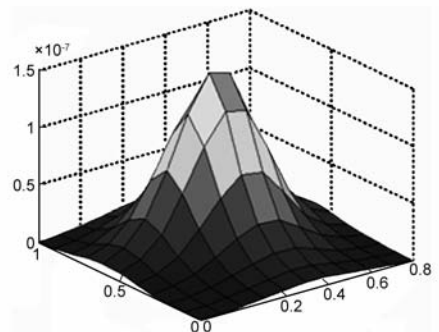
整条路径的总能量函数:

$$E = w_l E_l + w_c E_c \quad (8)$$

其中 w_l 和 w_c 表示能量加权函数。

以能量函数 E 为目标函数进行优化,使整个能量 E 最小意味着该路径的长度较短,与障碍物相碰撞的可能性越少.如图 2(a) 所示,当 T 较大时(为 0.5),罚函数能量在障碍物边界处变化较平缓,此时它只是粗略地反映障碍物形状,障碍物内部,罚函数能量曲面有一定的斜度.因此,当路径点位于障碍物内部时,由于能量函数曲面有一定斜度,它将驱使该路径点向低洼的方向运动。

如图 2(b) 所示,当 T 非常小时(为 0.05),罚函数网络变成一个开关,路径点在障碍物内部时碰撞罚函数输出 1,路径点在障碍物外部时碰撞罚函数输出 0,罚函数能量曲面除了在障碍物的边界处很陡峭外,其余地方均很平坦,这就使得移动机器人很难沿着表面运动.因此,当采用最小能量法寻找路径时, T 的取值将影响规划的效率和结果。



(a) $T=0.5$

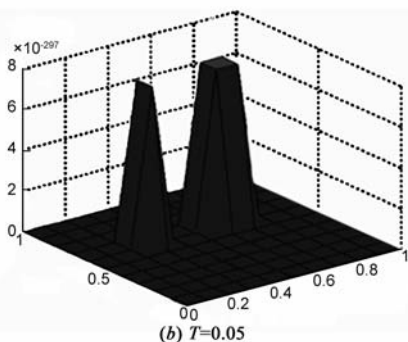


图2 碰撞罚函数仿真结果

2.3 模拟退火算法

模拟退火是基于 Monte Carlo 迭代求解的一种全局概率型搜索算法,该算法是一种串行优化算法每步仅随机尝试当前状态邻域中的一个状态,同时通过控制“温度”来控制状态更新概率,从而在搜索过程中具有避免局部极小的能力并最终趋于全局最优。

SA 算法具体实现过程:利用参数 T 与罚函数能量曲面关系,以当前路径点坐标为圆心,步长为半径的圆域内,是通过改变 S 型激励函数中的参数 T (相当于金属退火中的温度),开始用较高温度 T ,对路径点进行粗调,然后逐渐减小 T ,对路径点进行细调,来搜寻新路径点,使系统最终在全局最优的方向收敛。

其中式(5)中 T 为模拟退火方法中的“温度”,按以下规律变化:

$$T(x) = \frac{B_0}{\log(1+t)} \quad (9)$$

其中: B_0 为模拟退火算法中降火温度系数。

2.4 BP 反向学习算法

基于神经网络的移动机器人路径规划中,网络的权值对神经网络输出的收敛性有较大影响,网络连接权值是通过障碍物的边界函数得到,所以在机器人路径规划中神经网络连接权值不发生改变,这样存在收敛慢的弊端。文中应用 BP 反向学习算法优化神经网络权值,该算法通过能量函数的期望下降和实际下降的偏差来反向学习修改权值,使路径规划算法得到优化,加快机器人对路径点选择效率。

2.5 探测器设计

为了减少模拟退火算法的搜索区域,提高机器人寻迹效率。在圆形机器人四周均匀装有 32 个电探测器,可以在间隔 0.008s 时间内为移动机器人提供一组周围环境的状态信息。

机器人移动方向始终指向目标点,决定探测器主要是探测正前方 180° 范围内的障碍物,该算法中状态信息分组中正前方 180° 范围内的信息比重较大,在移动机器人规则制定中也突出正前方 180° 范围内避障的重要性,使用主要规则如下:

(1) $count1 > count2$, 移动机器人在移动方向左偏

90° 范围内搜寻下一个路点。

(2) $count1 < count2$, 移动机器人在移动方向右偏 90° 范围内搜寻下一个路点。

(3) $count1 = count2 = 0$, 移动机器人保持原方向移动。

(4) $count1 = count2 \neq 0$, 且 $count3 = 0$, 移动机器人在移动方向正左方 90° 范围内搜寻下一个路径点。

(5) $count1 = count2 \neq 0$, 且 $count4 = 0$, 移动机器人在移动方向正右方 90° 范围内搜寻下一个路径点。

(6) $count1 = count2 \neq 0$, 且 $count5 = 0$, 移动机器人在移动方向正后方 90° 范围内搜寻下一个路径点。

其中: $count1$: 代表机器人移动方向右偏 90° 范围内检测到障碍物的探测器个数;

$count2$: 代表机器人移动方向左偏 90° 范围内检测到障碍物的探测器个数;

$count3$: 代表机器人移动方向正左方 22.5° 范围内检测到障碍物的探测器个数;

$count4$: 代表机器人移动方向正右方 22.5° 范围内检测到障碍物的探测器个数;

$count5$: 代表机器人移动方向正后方 22.5° 范围内检测到障碍物的探测器个数。

2.6 陷阱克服策略

陷阱克服问题在机器人路径规划领域已经研究很久,但该问题尚未完善解决。

模拟退火算法具有跳出局部极小值的能力,直接应用仍然会出现计算时间长的问题。所以,采用后退策略和设置虚拟目标点的方法可较好解决陷阱问题。该策略中使用规则如下:

(1) 机器人正后方无障碍而正前方两侧都有障碍物,移动机器人后退;(2) 机器人正左方无障碍而正前方两侧都有障碍物,移动机器人左行;(3) 机器人正右方无障碍而正前方两侧都有障碍物,移动机器人右行。

3 仿真实验

3.1 参数设置

(1) 模拟退火算法的参数设置如下:

$B_0 = 500$, 降火温度系数; $w_l = 0.2$, 路径函数加权值; $w_c = 0.8$, 碰撞函数加权值; $e_c = 0$, 初始碰撞函数能量值; $e_l = 0$, 初始路径函数能量值; $constantk = 1$, 玻茨曼常数; $t = 1$, 每步降火温度值。

(2) BP 反向学习算法的参数设置如下:

$maxcount = 100$, 最大迭代次数; $y_p = 1.3$, S 型函数改进项系数 $alpha = 0.01$, 学习速率设定值; $a = 0.5$, 扰动量系数。

模拟退火算法中降火温度系数 B_0 直接影响退火算法中的每一次迭代的退火温度,经过尝试 B_0 取 500

较合适,初始代价函数取无穷大,可以更好的应用退火算法; t 为 S 函数的温度值,在这里每次迭代温度 t 加1;在BP反向学习算法中迭代次数 $maxcount = 100$ 意味着算法是有误差的学习,目的是加快机器人搜索。

3.2 仿真结果

(1)多障碍物仿真结果

起始点坐标:(3,1),目标点坐标:(14,16);移动机器人的速度设为2m/s.

图3可以看到移动机器人是贴着障碍物边界移动,其路径轨迹为最优.图4可知:能量值下降幅度较陡说明移动机器人可在较短时间到达目标点.

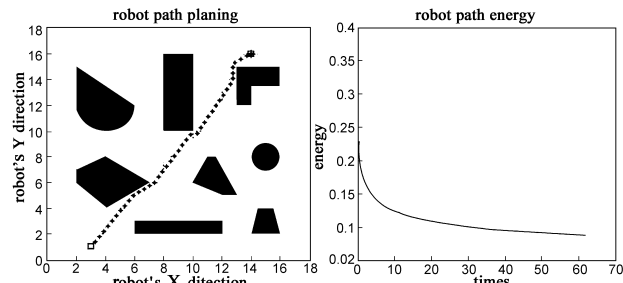


图3 仿真实验结果

图4 路径能量与迭代次数变化曲线

(2)U形障碍物仿真结果

起始点坐标:(4,4),目标点坐标:(16,14),移动机器人的速度设为2m/s.

由于算法中机器人的移动方向始终指向目标点,导致机器人在遇到U形障碍物时无法退出.为解决此问题,采用设置虚拟目标点和退步策略来引导机器人避开障碍物.虚拟目标点最好设置在移动机器人进入U形障碍物时的路径点以外并且靠近U形障碍物边缘,此次仿真虚拟目标的设置为(12,4).

图5所示,摆脱陷阱规划结果.图6所示,能量函数值的下降趋势加快,仿真时间也相应缩短.

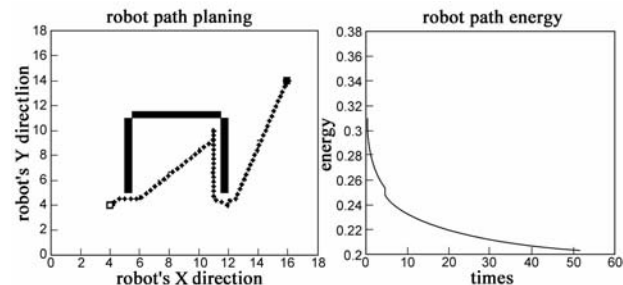


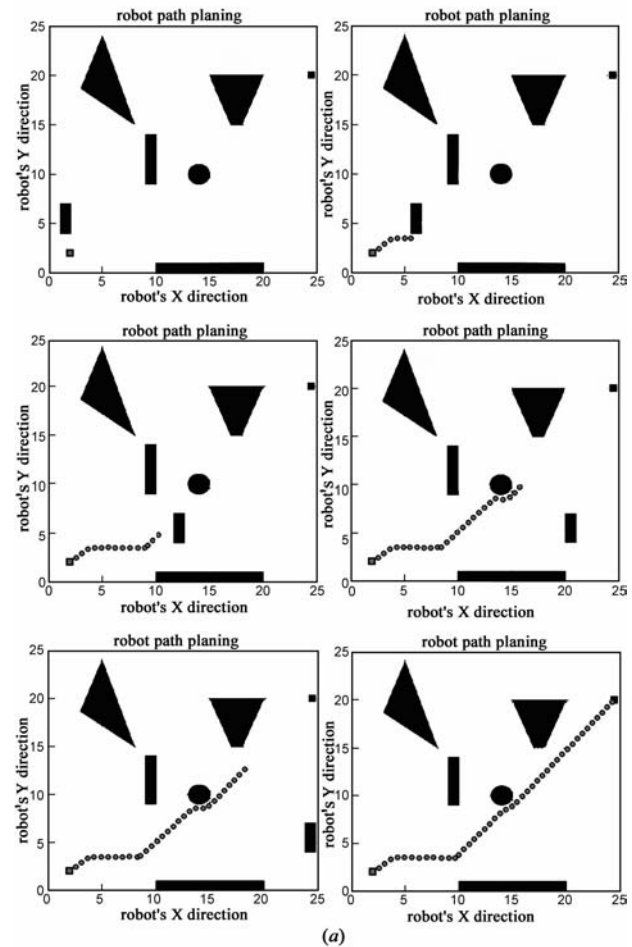
图5 摆脱陷阱规划结果

图6 路径能量与迭代次数变化曲线

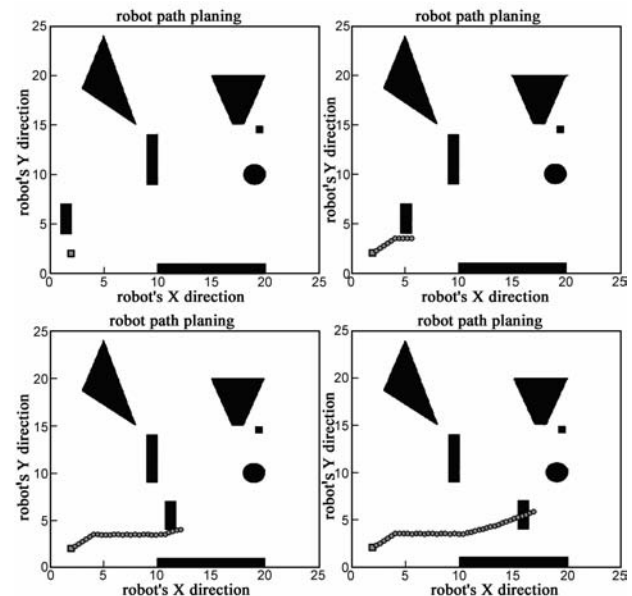
(3)动态和静态障碍物仿真结果

图7所示移动机器人在动态和静态障碍物路径规划仿真图,通过采用的规划算法,机器人可以自主工作避开障碍物到达目标点.(a)所示机器人速度慢于障碍物移动速度.移动机器人移动速度为2m/s,障碍物移动

速度为2.1m/s,起始点(2,2),目标点(24,20).(b)所示机器人速度快于障碍物移动速度.移动机器人移动速度为2m/s,障碍物移动速度为1.8m/s,起始点(2,2),目标点(19.5,14.5).



(a)



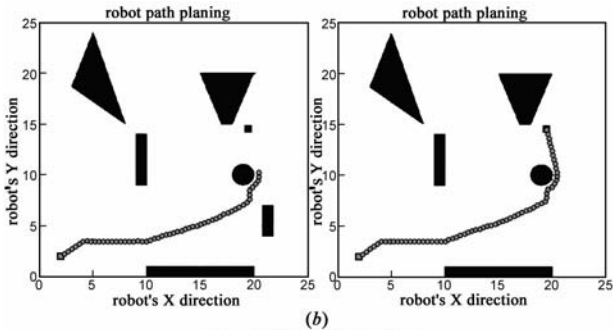


图7 无碰撞路径规划图

4 结论

文中提出一种移动机器人实时最优路径规划方法,其主要特点如下:

(1)应用 BP 反向学习算法优化障碍物神经网络的连接权值,可达到优化代价函数的目的。

(2)采用机器人上的光学探测器来感知障碍物的方位,通过 SA 算法搜索移动机器人下一路径点,这样降低机器人运动的盲目性,大大提高效率。

(3)为解决陷阱问题,通过组合探测器检测到陷入极小值的情况下,采取后退和设定虚拟目标点的策略,引导机器人走出极小值。

计算机仿真分析该算法的性能和效率,在实时性要求较高的场合应用该方法是行之有效的。

参考文献:

- [1] 郝宗波,洪炳熔.未知环境下基于传感器的移动机器人路径规划[J].电子学报,2006,34(5):953-956.
Z B Hao, B R Hong. Sensor-based path planning for mobile robot in unknown environment[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(5):953-956. (in Chinese)
- [2] 周兰凤,洪炳熔.用基于知识的遗传算法实现移动机器人路径规划[J].电子学报,2006,34(5):911-914.

L F Zhou, B R Hong. A knowledge based genetic algorithm for path planning of a mobile robot[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(5):911-914. (in Chinese)

- [3] 刘满禄,张华,胡天链.改进的人工势场法用于移动机器人导航[J].华中科技大学学报,2008,36(S1):177-180.
M L Liu, H Zhang, T L Hu. Navigation of mobile robot using improved artificial potential field method [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology. 2008, 36(S1):177-180. (in Chinese)
- [4] Fayad C, Webb P. Development of a hybrid crisp-fuzzy logic algorithm optimised by genetic algorithms for path-planning of an autonomous mobile robot [J]. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 2006, 17(1):15-26.
- [5] Sadati S H, Alipour K, Behroozi M. A combination of neural network and Ritz method for robust motion planning of mobile robots along calculated modular paths[J]. International Journal of Robotics and Automation, 2008, 23(3):187-198.

作者简介:



曹政才 男,1974年出生黑龙江富裕县,博士,副教授,主要研究方向:机器人技术,复杂系统建模、优化与控制。

E-mail: giftzcc@163.com



吴启迪 女,1947年8出生于上海,教授,博士生导师,研究领域:智能控制,先进制造技术,管理工程等。