



引用格式:张志远,赵幸,靳晔. 基于生物激励神经网络的清洁机器人遍历路径规划算法的改进[J]. 轻工学报,2018,33(4):73-78.

中图分类号:TP24;TS976.14 文献标识码:A

DOI:10.3969/j.issn.2096-1553.2018.04.010

文章编号:2096-1553(2018)04-0073-06

基于生物激励神经网络的 清洁机器人遍历路径规划算法的改进

Improvement of traversal path planning algorithm of cleaning robot based on biologically inspired neural network

张志远,赵幸,靳晔

ZHANG Zhiyuan, ZHAO Xing, JIN Ye

郑州轻工业学院 机电工程学院,河南 郑州 450002

College of Mechanical and Electrical Engineering, Zhengzhou University of Light Industry,
Zhengzhou 450002, China

关键词:

清洁机器人; 路径规划; 生物激励神经网络

Key words:

cleaning robot;
path planning;
biologically inspired
neural network

摘要:针对基于生物激励神经网络的清洁机器人遍历路径规划算法的遍历面积重复率和遍历路径总长度均较大的问题,对该算法进行了改进:在脱困算法中,采用实时监测机器人邻域神经元状态的方法,使机器人脱困路径缩短;引入邻域神经元状态准则,使机器人在遇到孤岛障碍物避障时,先沿障碍物边沿遍历。仿真结果表明,改进算法可以有效降低遍历面积重复率、遍历路径总长度和转弯次数。

收稿日期:2018-02-07

基金项目:河南省重点科技攻关项目(17210210057);郑州轻工业学院星空众创空间孵化项目

作者简介:张志远(1978—),男,河南省唐河县人,郑州轻工业学院副教授,博士,主要研究方向为轻工机械自动化、控制仪器仪表。

Abstract: In view that the traversal area repetition rate and the total length of the traversal path of the traversal path planning algorithm of the cleaning robot based on the biologically inspired neural network are large, the algorithm was improved. In the relief algorithm, the method of real-time monitoring of the neurons in the neighborhood of the robot was adopted to shorten the path for the robot to get out of difficulty. The state criteria of neighboring neurons were introduced to make the robot traverse along the edge of the obstacle traversal when obstructing obstacles in an island. Simulation results showed that the improved algorithm could effectively reduce the traversal area repetition rate, the total length of the traversal path and the number of turning.

0 引言

随着科学技术的发展和人们生活水平的提高,智能清洁机器人逐渐进入千家万户,其路径规划算法也越来越受到重视. 路径规划一般分为两种:一种是点到点的路径规划,它要求机器人能够在工作区间内找到一条从始点到终点的路径^[1-2],使机器能够依此路径从始点顺利到达终点且不会在行进过程中碰到障碍物;另一种是完全遍历路径规划,它要求机器人在工作空间内找到一条可以遍历环境中每一个可行点的路径^[2-3],使机器人在结束运行时能遍历工作环境中的任意一个可通行点. 对清洁机器人而言,其路径规划主要是完全遍历路径规划^[3]. 目前有很多方法被用于清洁机器人的完全遍历路径规划,例如随机遍历算法、单元分解法、基于模板的模型法等^[4]. 随机遍历算法覆盖原理简单、易于实现,但存在较大的重复遍历区域;单元分解法运用在障碍物较多的工作环境中时,划分区域较多,导致重复遍历区域过多;基于模板的模型法由于其模板匹配局限性高,设计时往往需要实地考察遍历环境. S. X. Yang等^[5]将神经动力学网络模型应用于移动机器人的路径规划中,提出了一种基于生物激励神经网络的算法,该算法对环境的依赖性不大,即使在障碍物较多的环境中,也能很好地对工作区域进行遍历. 但是,该算法在清洁机器人进入死区时,脱困路径较长,且遇到孤岛障碍物时的避障规划路径较长,这使得机器人的遍历面积重

复率和遍历路径总长度均较大. 鉴于此,本文拟在脱困算法中实时监测机器人邻域神经元状态,同时引入邻域神经元状态准则,对基于生物激励神经网络的清洁机器人遍历路径规划算法进行改进,以缩短机器人的脱困路径和避障规划路径,从而降低遍历路径总长度.

1 基于生物激励神经网络的遍历路径规划算法与问题

神经动力学网络模型有如下形式^[5-7]:

$$\frac{dx_i}{dt} = -Ax_i + (B - x_i)S_i^e - (D + x_i)S_i^i \quad (1)$$

式中, x_i 表示第*i*个神经元的状态; A 是指神经元活性的衰减率, B 和 D 分别是神经元活性状态的上限和下限,它们都是非负常数; S_i^e, S_i^i 分别表示神经元的兴奋输入和抑制输入.

文献[5]将式(1)所示模型引入移动机器人的路径规划,得到模型^[6-8]

$$\frac{dx_i}{dt} = -Ax_i + (B - x_i)([I_i]^+ + \sum_{j=1}^k w_{ij}[x_j]^+) - (D + x_i)[I_i]^-$$

式中, $[I_i]^+ + \sum_{j=1}^k w_{ij}[x_j]^+$ 为神经元的兴奋输入, $[I_i]^+ = \max(0, I_i)$; $[I_i]^-$ 为神经元的抑制输入, $[I_i]^- = \max(0, -I_i)$; w_{ij} 为两个神经元间的连接权值.

E 是一个远大于 B 的正常数, I_i 为第*i*神经元的外部输入. 若第*i*神经元为目标点 $I_i = E$; 若第*i*神经元为障碍物 $I_i = -E$; 否则 $I_i = 0$. 图

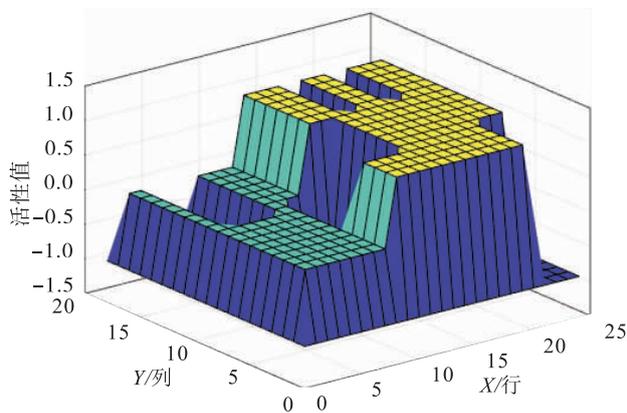


图1 生物激励神经网络产生的激励场景

Fig. 1 The activity landscape generated by the biologically inspired neural network

1 为利用该方法产生的激励场景。

由图1可知,未遍历区域的神经元活性很大,用波峰表示;障碍物的活性值很小,为负值,用波谷表示;已遍历区域障碍物的神经元活性为0,介于波峰与波谷之间。

假设 p_c 为当前机器人在工作空间的位置, p_n 为机器人下一时刻的运动位置。若将此算法用于点对点的路径规划,则 p_n 由下式确定:

$$p_n \leftarrow x_{p_n} = \max \{x_j, j = 1, 2, \dots, k\} \quad (2)$$

若此算法用于完全遍历路径规划时,则 p_n 由下式确定^[9]:

$$p_n \leftarrow x_{p_n} = \max \{x_j + cy_j, j = 1, 2, \dots, k\} \quad (3)$$

其中, c 是一个大于0的常数; k 表示邻域神经元的总数; $y_j = 1 - \Delta\theta_j/\pi$, 这里的 $\Delta\theta_j \in [0, \pi]$, 表示当前时刻与下一时刻的方向角改变的绝对值。

由式(3)可知,机器人遍历路径规划具体生成过程如下:

- 1) 计算出机器人当前位置各个邻域神经元活性值的大小,并取其中的最大值;
- 2) 判断邻域神经元活性值的最大值是否大于机器人当前位置所在神经元的活性值,若小于,则机器人陷入死区,机器人首先计算出距死区位置最近且活性值大于0的神经元位置作

为脱困目标点,然后利用式(2)中的算法进行脱困;若大于等于,则机器人的下一步移动位置即为邻近神经元中具有最大活性值的神经元所在的位置。

3) 将机器人下一步移动位置作为机器人新的当前位置,判断是否完成遍历,若未完成遍历,跳转到第1步;若完成遍历,结束算法。

根据生物激励神经网络遍历路径规划算法的原理,运用 Matlab 软件在计算机中建立一个 25×20 栅格地图,来模拟机器人的工作环境。设定机器人起始栅格的坐标为(2,2),则由生物激励神经网络遍历路径规划算法得到的遍历路径如图2所示,其中“*”代表工作环境中的障碍物,“o”表示机器人的起点和终点位置,“△”表示机器人陷入死区时的脱困路径。机器人结束遍历时所在栅格的坐标为(24,18),这是由算法决定的。

由图2可知,采用基于生物激励神经网络算法基本可以成功避开障碍物,并完成对工作环境的遍历,规划的路径也较为合理。但是规划路径有较大的重复区域(图中的“△”区域),导致清扫效率降低。在A处虽能完成对任务区域的完全遍历,但规划路径较长,不利于遍历路径

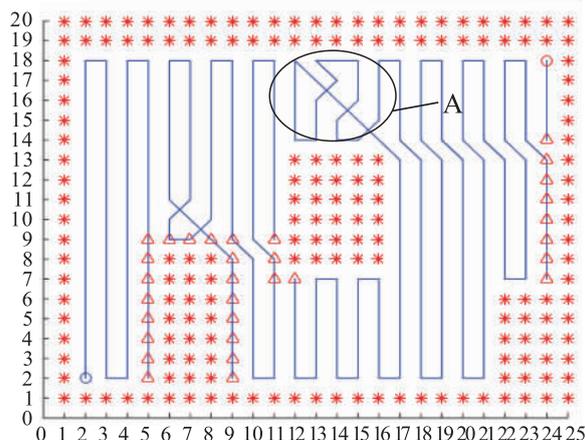


图2 基于生物激励神经网络的规划路径

Fig. 2 The path planned based on biologically inspired neural network

总长度的降低.

当机器人进入坐标为(5,2)的栅格时,机器人便进入死区.脱困算法首先计算出工作环境中距死区位置最近且活性值大于0的神经元位置(即坐标为(9,2)的栅格),将其作为脱困路径规划的目标点,即脱困位置;然后机器人从死区位置移动到脱困位置后,继续按原算法清扫.这种算法虽然可以解决机器人“死区”问题,但从图2中也可以看出,在机器人未到达脱困位置前,在(5,9)位置时就已经脱困,而机器人移动到(9,2)位置后再按原算法进行遍历会造成某些区域的重复遍历.在图2中的A处,当机器人对孤岛障碍物避障时,会根据算法向活性值最大的神经元行进,这导致其无法沿着障碍物边沿行进,使得此处的遍历路径长度增加.这种向最大活性值的神经元行进的运动准则称为邻域神经元最大活性值准则.

2 算法的改进

2.1 脱困算法的改进

当机器人进入死区时,机器人首先会在环境地图中找到距离死区最近且活性值大于0的神经元作为脱困目标点,然后运用式②所示的点对点的路径规划方法,使机器人向脱困目标点移动.若机器人当前位置和脱困目标点位置一致时,则结束脱困算法.但由于机器人得到的脱困目标点并不一定是最优的脱困位置,因此使用该算法所规划的脱困路径较长.经过大量实验可知,机器人的最优脱困位置总在机器人从死区位置到脱困目标点的路径上.因此可以在机器人向目标脱困点移动的过程中,实时检测机器人当前位置邻域神经元的状态以判断其是否脱困,从而在规划的脱困路径上寻找到最优的脱困位置,及时脱困,并结束脱困算法.

由上述对脱困算法的改进可知,改进前的脱困算法的判断条件是清扫机器人是否到达脱

困目标点;改进后的脱困算法的判断条件是检测邻域神经元中是否存在活性值大于0的神经元.运用改进后的脱困算法可以使机器人在向脱困目标点移动的过程中,每走一个栅格便检测该栅格所对应的邻域神经元状态.若邻域神经元中存在活性值大于0的神经元,则表示机器人的当前位置即为最优脱困位置.寻找到最优脱困位置后,机器人就结束脱困算法,返回遍历算法继续对未遍历部分进行遍历.

2.2 孤岛障碍物避障规划

由生物激励神经网络算法的原理可知,机器人下一步的运动位置完全是由邻域神经元的活性值大小决定的.因此当机器人遇到孤岛障碍物避障时,就会出现如图2中A处的路径.机器人向倾斜方向运动,造成后续的规划路径较长.为减短机器人的规划路径,规定当机器人进行孤岛障碍物避障时,首先沿着障碍物边缘行走,然后再执行原算法,使机器人的孤岛障碍物避障规划路径为图3所示的理想路径.

在此引入一种新的机器人行进准则,称为邻域神经元状态行进准则(见图4),并规定神经元状态行进准则优先级高于邻域神经元最大活性值准则.机器人首先检测邻域神经元各个神经元状态(障碍物、未遍历区域、可遍历区域)的分布情况,然后再确定下一步的行动位置.

图4中黑色栅格表示机器人当前位置,灰色部分表示障碍物位置.由图4a)可知,当机器人在向下运动过程中,检测到 $1^{\#}$ 和 $4^{\#}$ 位置为障碍物、且 $6^{\#}$ 和 $7^{\#}$ 位置为未遍历区域时,无论邻域神经元中的活性值如何,机器人首先沿着障碍物方向向下移动,到达 $7^{\#}$ 位置后规定下一步移动方向向左.由图4b)可知,当机器人向上运动过程中,检测 $4^{\#}$ 和 $6^{\#}$ 位置为障碍物、且 $1^{\#}$ 和 $2^{\#}$ 位置为未遍历区域时,无论邻域神经元中的活性值如何,机器人首先沿着障碍物方向向上移动,

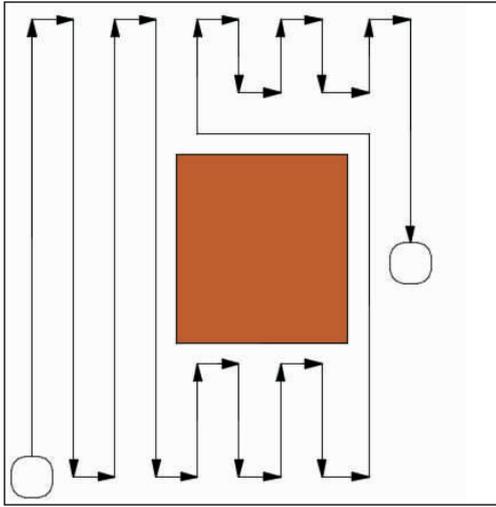
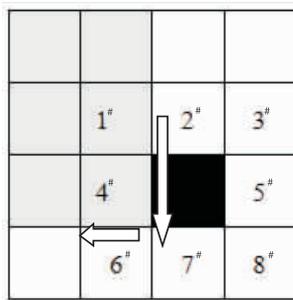
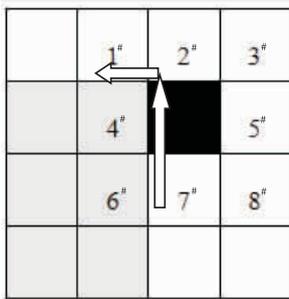


图3 理想的避障规划路径

Fig. 3 Ideal obstacle avoidance planning path



a) 向下运动时的准则



b) 向上运动时的准则

图4 邻域神经元状态准则示意图

Fig. 4 Schematic diagram of neighboring neuron status criteria

到达 2# 位置后规定下一步移动方向向左.

3 仿真实验分析

3.1 遍历路径规划评价指标

为了对改进前后算法所产生的遍历路径规

划的优劣进行比较,引入以下 3 个路径规划评价指标.

1) 遍历面积覆盖率

遍历面积覆盖率是指机器人完成遍历时,实际遍历区域与任务遍历区域面积的比值.假设 S_c 表示实际遍历区域面积, S 表示任务遍历区域面积, c 表示遍历面积覆盖率,则三者之间的关系可以表示为

$$c = \frac{S_c}{S}$$

2) 遍历面积重复率

遍历面积重复率是指机器人完成遍历时,重复遍历区域和任务遍历区域面积的比值.假设 S_p 表示重复遍历区域面积, S 表示任务遍历区域面积, P 表示遍历面积重复率,则三者之间的关系可以表示为

$$P = \frac{S_p}{S}$$

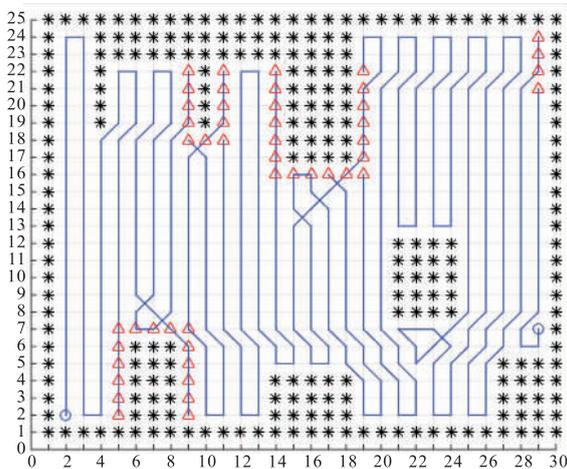
3) 遍历路径总长度

遍历路径总长度是指机器人用尽可能短的路径完成对整个任务区域的遍历,遍历路径总长度的大小直接反映了遍历方法的合理性.

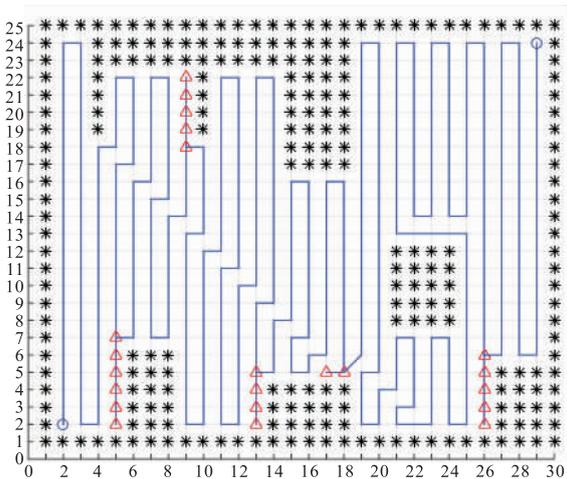
3.2 结果分析

用 Matlab 设定一个 30×25 的栅格的环境地图,图中每个栅格都代表一个神经元,设定机器人的起始点坐标为 $(2, 2)$,分别利用生物激励神经网络算法和改进后的算法使机器人对整个设定环境进行遍历.图 5a) 为采用生物激励神经网络算法得到的规划路径,图 5b) 为采用改进后的算法得到的规划路径,表 1 为生物激励神经网络算法改进前后遍历路径性能指标结果.从图 5 可以直观地看出,采用改进算法得到的脱困路径较神经网络算法得到的脱困路径较短,减少了由于脱困算法而导致的机器人对工作环境的重复遍历面积,并且对孤岛障碍物避障规划路径也更优.

由表 1 可以看出,改进前后的算法均能 100%



a) 改进前的算法产生的路径



b) 改进后的算法产生的路径

图5 生物激励神经网络算法改进前后
遍历路径规划对比

Fig. 5 Comparison of path planning before and
after improvement of biologically inspired
neural network algorithm

表1 生物激励神经网络算法改进
前后遍历路径性能指标

Table 1 Traversal path performance indicators
before and after improvement of biologically
inspired neural network algorithm

规划方法	遍历面积 覆盖率/%	遍历面积 重复率/%	转弯 总数/次	遍历路径 总长度/步
原算法	100	10.38	158	574
改进算法	100	4.23	100	544

地完成对工作环境的遍历,但改进后的算法遍历面积重复率由原算法的 10.38% 降到了 4.23%,转弯次数也从原来的 158 次降到了 100 次,同时遍历路径的总长度也降低了 30 步.这说明改进后的算法产生的规划路径优于改进前的算法产生的规划路径.

4 结语

本文对基于生物激励的神经网络的清洁机器人遍历路径规划算法进行了改进:采用实时监测机器人邻域神经元状态来判断其是否脱困,以减短机器人的脱困路径;采用邻域神经元状态准则,使机器人在遇到孤岛障碍物避障时,先沿障碍物边沿遍历.对改进前后生物激励神经网络算法仿真所得到的规划路径进行比较分析,结果表明,改进后的算法在保证机器人遍历完成率为 100% 的前提下,能够减少遍历面积重复率、遍历路径总长度和转弯次数.

本文对清洁机器人遍历算法的研究是在静态的室内环境进行的,而在实际的工作环境中,通常会存在一些可以移动的障碍物,如行走的人、宠物、运行的玩具车等.因此下一步的研究需要进一步对该算法进行完善,使其在具有动态移动障碍物的环境中也能对设定区域达到很好的遍历效果.

参考文献:

[1] 高瑜,过金超,崔光照.一种改进的多机器人路径规划自适应人工势场法[J].郑州轻工业学院学报(自然科学版),2013,28(6):77.
 [2] 范莉丽,王奇志.改进的生物激励神经网络的机器人路径规划[J].计算机技术与发展,2006,16(4):19.
 [3] 李瑞峰,张超,黄超,等.清扫机器人路径规划的研究[J].机械设计与制造,2012(12):160.

(下转第 85 页)

- 期检测与预测[J]. 电工技术学报, 2014, 29(11):177.
- [2] 陈丽安,张培铭. 基于形态小波的低压系统短路故障早期检测[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(10):24.
- [3] 张丽萍,陈俊杰,缪希仁,等. 环网配电系统短路故障早期辨识研究[J]. 电工电能新技术, 2016, 35(2):68.
- [4] 赵阳,魏新劳,冯越. 用于混合式断路器的神经网络故障电流检测方法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2011, 16(1):53.
- [5] 吴晓梅,缪希仁. 低压系统多层级短路故障早期检测辨识研究[J]. 电工电能新技术, 2015, 34(9):38.
- [6] 鄧萍,缪希仁,吴晓梅. 低压系统短路故障建模及电流预测技术[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(7):39.
- [7] 刘洪涛,赵朋洋,张灿煜,等. 基于 Matlab 的电力系统短路故障下暂态稳定性的仿真与分析[J]. 科技资讯, 2017, 15(3):51.
- [8] 陈志英,陈丽安,缪希仁,等. 低压配电系统选择性保护短路电流峰值早期预测的算法研究[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2015, 43(3):359.
- [9] 王新普,周想凌,邢杰,等. 一种基于改进灰色 BP 神经网络组合的光伏出力预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(18):81.
- [10] 产焰萍,缪希仁,邱荣华,等. 低压系统短路故障早期辨识及其技术实现[J]. 电器与能效管理技术, 2017(1):25.
- [11] 于群,曹娜. MATLAB/Simulink 电力系统建模与仿真[M]北京:机械工业出版社, 2011.
- [12] 周志刚,郭科,陈丽红. 时序数据预测的灰色神经网络技术[J]. 统计与决策, 2007(1):128.
- [13] 王守相,张娜. 基于灰色神经网络组合模型的光伏短期出力预测[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(19):37.
- [14] 林方圆,苏建徽,赖纪东. 光伏系统直流故障电弧识别方法研究[J]. 电工电能新技术, 2015, 34(12):7.
- [15] 马辉,孙颖桃,肖艳,等. 基于灰色 - BP 神经网络组合模型的水位预测案例[J]. 人民黄河, 2016, 38(12):89.

(上接第 78 页)

- [4] 吕战永,曹江涛. 自反馈生物激励神经网络机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(16):255.
- [5] YANG S X, MENG M. Neural network approaches to dynamic collision-free trajectory generation[J]. IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics (Part B: Cybernetics), 2001, 31(3):302.
- [6] 李伟莉,赵东辉. 基于栅格法与神经元的机器人全区域覆盖算法[J]. 机械设计与制造, 2017(8):232.
- [7] 范莉丽,王奇志,孙富春. 生物激励神经网络路径规划仿真研究与改进[J]. 北京交通大学学报, 2006, 30(2):84.
- [8] 吕后勇. 室内机器人全覆盖路径规划方法研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学, 2016.
- [9] 胡正伟. 清扫机器人定位及路径规划研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2010.