

[文章编号] 1003-4684(2020)01-0017-04

基于神经过程—粒子群算法的移动机器人路径规划

马 焱¹, 王淑青¹, 毛月祥²

(1 湖北工业大学电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430068;

2 国网湖北省电力有限公司直流运检公司, 湖北 武汉 430050)

[摘 要] 针对传统粒子群算法在移动机器人路径规划过程中早熟引起的局部最优问题, 将运动过程预测思想集成到粒子群优化算法中, 构造神经过程—粒子群混合算法。主要思路是在粒子群个体进行下一次迭代时, 利用神经过程预测个体位置, 增加了迭代后期粒子群体的多样性, 避免过早陷入局部最优, 从而提高算法优化能力。实验结果显示, 改进算法用于解决机器人路径规划问题, 整体性能优于传统的粒子群优化算法。

[关键词] 路径规划; 神经过程; 粒子群; 预测

[中图分类号] TP18, TP242 [文献标识码] A

移动机器人路径规划问题一直是机器人导航领域的研究热点。移动机器人路径规划是指机器人根据起点和终点坐标信息, 搜索出一条能耗低、用时少、距离短, 并且能避开所有障碍物的有效路径。PSO 是模拟鸟类捕食的一种智能随机搜索算法^[1]。相对于蚁群算法、遗传算法等, 标准 PSO 算法具有易于实现、参数较少等优点, 但是基本 PSO 算法存在早熟和局部收敛, 后期算法多样性降低, 算法精度得不到提升等问题, 为此国内外相关作者做了大量研究, 并提出了各种改进算法。赵甜甜引入细菌觅食优化算法和 PSO 算法结合, 缩短了搜索时间, 减少了迭代次数^[2]。贾会群等引入鸡群算法的母鸡更新方程和小鸡更新方程对搜索停滞的粒子进行扰动, 使粒子向全局最优解靠近^[3]。蒲兴成等将反向策略引入 PSO 算法, 提高了粒子群算法的寻优能力和稳定性^[4]。综上所述, 制定有效的机制使粒子逃离局部最小值并提高收敛精度是提高粒子群算法性能的关键。本文提出了神经过程—粒子群混合算法的移动机器人路径规划。首先建立环境模型, 在传统粒子群算法的基础上, 引入神经过程预测每一代粒子的个体位置, 在保证粒子多样性的同时, 增加了粒子摆脱局部最优的能力。最后对基于神经过程—粒子群混合算法和传统粒子群算法进行了仿真实验, 仿真结果验证了本文算法在路径规划应用上的优越性和可行性。

1 路径规划

1.1 路径规划问题描述

由于启发式智能技术可以有效地解决约束优化问题, 所以把路径规划问题转化为约束优化问题是目前常用的一种方式^[5]。通过建立路径长度、平滑度、碰撞距离等约束函数, 将寻找最优路径转化为寻找函数最优值, 从而实现移动机器人的路径规划。

1.2 环境建模

目前基本的环境建模方法主要有栅格法、可视图法和拓朴法等^[6]。其中可视图法通过映射环境信息为几何形状, 可以简化路径规划为寻找最短路线的约束优化问题, 因此本文采取可视图法进行环境建模。图 1 为移动机器人路径规划的环境模型。在该模型中, 障碍物以不同形状和大小的实体的形式呈现, 通过建立起点 S 到终点 T 的局部坐标系 $S-X'Y'$, 由 D 条垂直于 X' 的直线 $L_1 \sim L_D$ 将路径平均分成 $D+1$ 段, 在垂直线 $L_i (i=1, 2, \dots, D)$ 上随机选取一个没有碰撞的节点 P_i , 构成一条完整的路径

$$P_{\text{path}} = \{P_1 - S, \dots, P_D - P_{D-1}, T - P_D\}$$

要得到全局坐标系 $O-X'Y'$ 中路径上的任意点, 需要得到局部坐标系与全局坐标系之间的变换矩阵。 $x'(d), y'(d)$ 在局部坐标系上可以转化为在全局坐标系统的 $x(d), y(d)$, 转换方程如下

[收稿日期] 2019-09-04

[基金项目] 国家自然科学基金青年基金项目(61603127)

[第一作者] 马 焱(1995-), 男, 湖北阳新人, 湖北工业大学硕士研究生, 研究方向为智能控制

[通信作者] 王淑青(1969-), 女, 河北衡水人, 理学博士, 湖北工业大学教授, 研究方向为计算机检测与控制, 电厂智能控制, 系统分析与集成

$$\begin{bmatrix} x(d) \\ y(d) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x'(d) - x_s \\ y'(d) - y_s \end{bmatrix}$$

其中 (x_s, y_s) 为全局坐标系中 S 起点的坐标, 各路径点的 x 坐标可由公式 $x(d) = d \cdot \frac{|ST|}{d+1}$ 在局部坐标系中求得。 θ 是全局坐标系 x 轴逆时针旋转至平行于局部坐标系 x' 的角度。

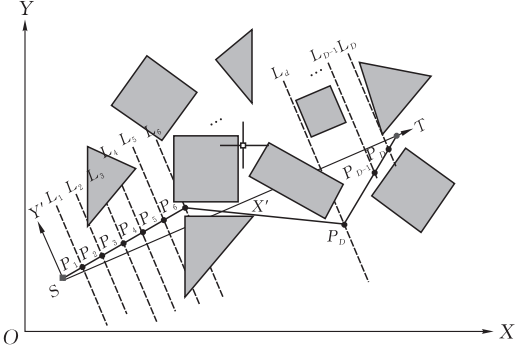


图1 移动机器人路径规划的环境模型

1.3 建立适应度函数

适应度函数用于评价移动机器人路径规划的性能, 其中主要有三个性能指标: 路径长度、安全性和路径平滑性。在本文中, 路径长度和平滑度相结合, 用于评价移动机器人的路径规划性能标准。适应度函数如下

$$F(P) = \omega_1 \cdot L(P) + \omega_2 \cdot S(P)$$

$$L(P) = \sum_{i=1}^{D-1} \|P_{i+1} - P_i\|$$

$$S(P) = \sum_{i=1}^D \alpha_i =$$

$$\sum_{i=1}^D \arccos\left(\frac{(P_i - P_{i-1}) \cdot (P_{i+1} - P_i)}{180 \cdot |P_i - P_{i-1}| \cdot |P_{i+1} - P_i|}\right)$$

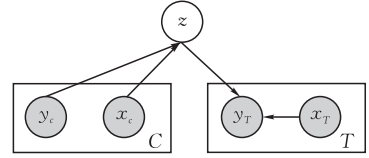
其中 $\|P_{i+1} - P_i\|$ 表示 P_i 到 P_{i+1} 的欧氏距离。 α_i 表示路径生成的第 i 个偏转角(弧度范围为 0 到 π), $(P_i - P_{i-1}) \cdot (P_{i+1} - P_i)$ 表示 $(P_i - P_{i-1})$ 和 $(P_{i+1} - P_i)$ 向量之间的内积, $|P_i - P_{i-1}|$ 和 $|P_{i+1} - P_i|$ 表示向量范数。 ω_1 和 ω_2 分别对应路径长度和平滑度的权重系数。

2 神经过程-粒子群算法的移动机器人路径规划

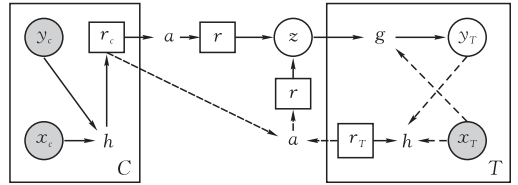
2.1 神经过程

神经过程(NPs)是一个基于神经网络的公式, 它学习了一个随机过程的近似, 是一类结合了神经网络和随机过程优点的模型^[7]。 NPs 显示了高斯过程的一些基本特性, 即对函数分布进行建模, 能够根据观察样本点来估计预测的不确定性, 并将一些工作负载从训练转移到测试时间, 给予了模型的灵活性, 而且 NPs 可以以更高的效率生成预测。在给

定 n 个样本点和 m 个目标点的情况下, 经过训练的神经过程推理对应于深度神经网络中的正向传递, 深度神经网络的尺度为 $o(n+m)$, 远少于经典高斯过程中的 $o(n+m)^3$ 。



(a) 神经过程的图形模型



(b) 神经过程执行图

图2

图2a中 x 和 y 对应于函数 $y=f(x)$ 的数据。 C 和 T 分别为样本点和目标点的个数, z 为全局潜在变量。灰色背景表示观察到该变量。图2b中圆圈的变量对应于图2a中的图形模型中的变量, 方框中的变量对应于 NPs 的中间表示形式, 粗体字母对应于以下计算模块: h —编码器、 a —聚集器和 g —解码器。在实现过程中, h 和 g 对应于神经网络, a 对应于均值函数。连续线描述生成过程, 虚线描述推理过程。

在执行神经过程期间必须考虑两个条件: 样本点顺序的不变性和计算效率。得到的模型可以归结为以下三个模块(图1b):

1) 从输入空间到表示空间的编码器模块 h , h 被参数化为一个神经网络, 它接受一对 (x, y) 的样本点, $r_i = h((x, y)_i)$ 为编码器 h 对每一对样本点产生的一个对应的输出。

2) 总结编码的输入的聚合器模块 a , 为确保顺序不变性并在实践中行之有效的最简单操作是均值函数 $r = a(r_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i$, 聚合器模块 a 的主要作用是将运行时间减少到 $o(n+m)$, 其中 n 和 m 分别是样本点和目标点的数量。

3) 条件解码器模块 g , 将全局潜在变量 z 和新的目标位置 x_T 作为输入, 输出预测位置 \hat{y}_T 的对应值 $f(x_T) = y_T$ 。

2.2 粒子群算法

粒子群优化算法(PSO)最基本的算法模型就是带惯性权重的 PSO 模型^[8]。其模型描述为

$$v_i^d(t+1) = \omega \cdot v_i^d(t) + c_1 \cdot r_1$$

$$\cdot (p_{p-best}^d - x_i^d(t)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (p_{g-best}^d - x_i^d(t))$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1)$$

其中 c_1 和 c_2 为学习因子; r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 区间内的随机数; v 和 x 分别为粒子速度和位置, t 为代数, i 为粒子编号, d 为空间维数, $p_{(p-best)_i}$ 和 p_{g-best} 分别为个体和群体的最优点; ω 是惯性因子。

2.3 神经过程-粒子群算法

粒子群的运动过程是一个随机过程,而神经过程是学习一个随机过程的近似,将每一次迭代过程中各个粒子的位置和神经过程输出的粒子预测位置保存为样本点,粒子的位置和预测位置与当前全局最优点差值最小的点作为目标点,这样在迭代过程中不断进行,粒子可以快速找到当前全局最优点,并且粒子也不会丧失其多样性,在神经过程的不断预测中,跳出局部最优。神经过程-粒子群算法可以保证粒子的多样性,显著减少预测过程的计算量,提高算法速度的同时避免算法陷入局部最优。算法描述为

$$x_{i+1} = f(x_i), C = \{x_i, x_2, \dots, x_{T-1}\}$$
$$y_T = g(x_T)$$

其中:函数 $f(x)$ 为粒子群的运动过程; g_x 为参数化的神经网络即神经过程; x_i 为第 i 次迭代时的粒子位置; C 为目标点集,包含了第 1 次迭代至第 $T-1$ 次迭代时粒子位置的集合; x_T 为当前迭代次数 T 时的目标位置; y_T 为得到的预测位置。

2.4 实现流程

神经过程-粒子群算法的移动机器人路径规划的流程见图 3。

3 仿真实验与分析

本文选取常见的 Rastrigin 函数验证算法的全局寻优能力。Rastrigin 函数有非常多的局部极小点,而仅仅只有一个全局最小点,这个点就是 $(0,0)$,在该点处的函数值为 0,因此该函数被用来评价算法的优化性能。图 4 为函数的运行结果,本文算法在迭代 42 次时达到最优解,而传统 PSO 算法在迭代 38 次陷入局部最小值,经过 200 次迭代仍然不能达到全局最小值。

随机生成一组具有多个障碍物的 700×700 地图进行仿真实验。仿真参数如下:粒子的个数为 $N=100$, 维度 $D=10$, 加速因子 $c_1=c_2=1.4962$, 最大迭代次数 $\text{MaxDT}=200$ 。

由图 5 与图 7 所示的传统 PSO 算法和图 6 与图 8 所示的本文神经过程-粒子群算法可知,两种算法都能从起始点避开障碍物到达终点,但是传统 PSO 算法规划出的路径经过了较多的障碍物边缘,并且选择的不是最优并且最短的路径。本文提出的

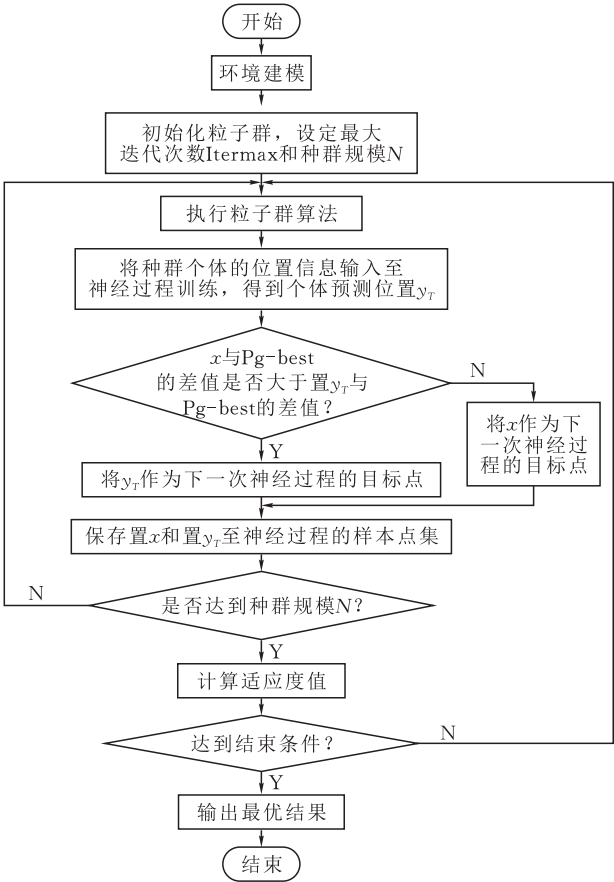


图 3 神经过程-粒子群算法的移动机器人路径规划

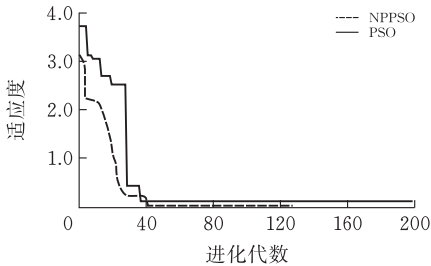


图 4 Rastrigin 函数运行图

NPPSO 算法从平滑度和长度而言,均优于传统 PSO 算法规划出的路径,有效地避免了与障碍物边缘相切的非最优路径。

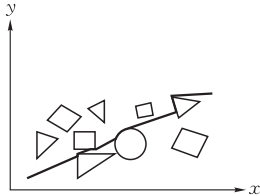


图 5 传统粒子群算法路径规划仿真

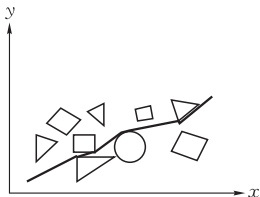


图 6 本文算法路径规划仿真

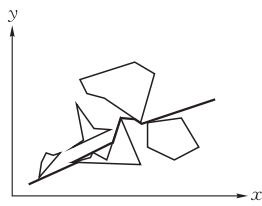


图 7 传统粒子群算法路径规划仿真

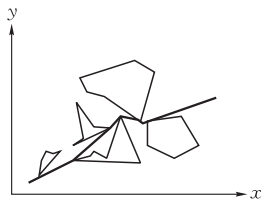


图 8 本文算法路径规划仿真

4 结束语

本文提出了一种基于神经过程-粒子群算法的移动机器人的路径规划,通过在粒子群的迭代过程中引入预测运动的神经过程思想,保证了粒子的多样性,避免陷入局部最优。采用 Rastrigin 函数对本文算法进行性能评估,取得了良好的测试结果,并且在随机建立的环境模型下,能够有效、准确地得到目标点的路径。

[参 考 文 献]

[1] 陈建新,崔广才.基于改进粒子群算法的函数优化研究[D].长春:长春理工大学,2018.

[2] 赵甜甜,王思明.基于改进 PSO 算法的移动机器人路径规划[J].传感器与微系统.2018(02):57-60.

[3] 贾会群,魏仲慧,何昕.基于改进粒子群算法的路径规划[J].农业机械学报.2018,49(12):371-377.

[4] 蒲兴成,李俊杰,吴慧超.基于改进粒子群算法的移动机器人多目标点路径规划[J].智能系统学报.2017(03):301-309.

[5] Chen Peng, Li Qing, Zhang Chao. Hybrid chaos-based particle swarm optimization-ant colony optimization algorithm with asynchronous pheromone updating strategy for path planning of landfill inspection robots[J]. Advanvrd Robot System, 2019, 16(4):1-11.

[6] Tran N, Nguyen D, Vu D, et al. Global path planning for autonomous robots using modified visibility-graph [C]. Proc. of the 2013 IEEE International Conference on Control, Automation and Information Science, 2013: 317-321.

[7] Garnelo M, Schwarz J, Rosenbaum D, et al. Neural Processes[J]. 2018.

[8] 王淑青,王亚洲,许琛,等.改进粒子群算法在机器人位置逆解上的应用[J].湖北工业大学学报.2017,32(01):46-50.

Path Planning of Mobile Robot Based on Neural Process-particle Swarm Optimization

MA Ye¹, WANG Shuqing¹, MAO Yuexiang²

(1 School of Electrical and Electronic Engineering, Hubei Univ. of Tech., Wuhan 430068;
2 State Grid Hubei Electric Power co LTD, Wuhan 430068)

Abstract: Aiming at the local optimal problem caused by precocious particles in the path planning process of mobile robot by traditional Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm, a hybrid neural process-PSO algorithm was constructed by integrating the idea of motion process prediction into PSO. The main idea is that in the next iteration of particle swarm individuals, the neural process is used to predict the individual location, increase the diversity of particle swarm at the later stage of the iteration, and avoid falling into local optimization too early, so as to improve the optimization ability of the algorithm. The improved algorithm is used to solve the robot path planning problem. The experimental results show that the proposed neural process-particle swarm optimization (PSO) has better path planning ability and better comprehensive performance than the traditional PSO.

Keywords: path planning, neural process, particle swarm, predict

[责任编辑: 张岩芳]