

基于智能优化的移动机器人轨迹跟踪控制

曹有辉,王良曦

CAO You-hui, WANG Liang-xi

装甲兵工程学院 机械工程系,北京 100072

Department of Mechanical Engineering, Academy of Armored Force Engineering, Beijing 100072, China

E-mail: cyhwxm@163.com

CAO You-hui, WANG Liang-xi. Tracking control of mobile robot based on intelligent optimization. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(6):221–223.

Abstract: Kinematic model of mobile robot and controller based on Lyapunov steady theory are formed. This controller's performance is depend on its parameters. Particle Swarm Optimization(PSO) has the advantage of fast convergence speed and few parameters to adjust, but premature convergence often occurs during optimization. SA, “intercross operator” and “aberrance operator” are combined to improve PSO's performance, a new Improved Particle Swarm Optimization(IPSO) is formed to optimize the controller's parameters. At last, simulation results are provided to illustrate the flexibility and correctness of the controller.

Key words: mobile robot; tracking control; control rule; improved particle swarm optimization

摘要:建立了机器人运动学模型,设计了基于Lyapunov稳定理论的轨迹跟踪控制器,该控制器的性能取决于其参数的大小。粒子群优化算法具有收敛速度快,需要调节的参数少等优点,但优化过程中容易发生“早熟”收敛,使优化陷入局部极小值。通过引入模拟退火算法、“交叉算子”和“变异算子”,提出了一种改进粒子群优化算法,对控制器的参数进行优化设计。最后,通过仿真计算,证明了该方法的有效性。

关键词:移动机器人;轨迹跟踪;控制规律;改进粒子群算法

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.06.064 文章编号:1002-8331(2010)06-0221-03 文献标识码:A 中图分类号:TP391

1 引言

移动机器人的运动控制可以分为3类:点镇定、路径跟踪和轨迹跟踪。轨迹跟踪控制中,跟踪的路径与时间相关,因此最为复杂。目前,主要有基于运动学模型的控制、基于动力学模型的控制和智能控制等。文献[1]利用误差模型的小扰动线性化思想来进行反馈镇定控制器的设计。文献[2]利用Lyapunov直接法对轨迹跟踪问题进行了研究。文献[3]在运动学分析的基础上,利用非奇异终端滑模技术,提出了一种新的轨迹跟踪控制算法,该算法消除了传统滑模控制带来的奇异问题。文献[4]研究了移动机器人动力学层次的轨迹跟踪控制,采用计算力矩控制技术,实现运动学向动力学的扩展。文献[5]设计了轨迹跟踪的模糊控制器,采用复合形法对隶属度函数进行了优化。

在运动学模型的基础上,基于Lyapunov稳定判据设计轨迹跟踪控制器,此控制器的性能,取决于控制器参数的选取,而要靠反复实验的方法确定这几个参数,工作量很大。提出了一种参数的智能计算方法,采用改进的粒子群算法进行参数的优化计算。控制器的总体结构如图1所示。

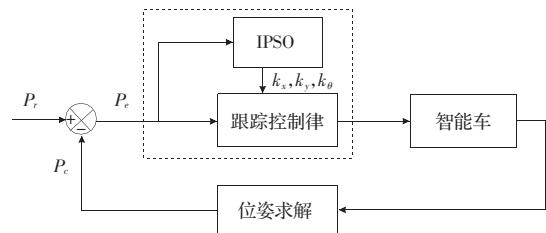


图1 轨迹跟踪控制总体框图

2 轨迹跟踪问题描述

研究的移动机器人为3轮结构,后两轮为两侧独立驱动的驱动轮,前轮为导向轮。依据文献[2-3],移动机器人的运动学模型如公式(1)所示。

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 \\ \sin\theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \quad (1)$$

设AGV当前位姿为 $P_c=(x_c, y_c, \theta_c)$,目标位姿为 $P_r=(x_r, y_r, \theta_r)$,则AGV的位姿误差 P_e 为:

基金项目:装甲兵工程学院战略投资基金资助项目(No.2005ZB02)。

作者简介:曹有辉(1981-),男,博士研究生,主要研究领域为智能车辆与智能控制;王良曦(1942-),男,教授,博士生导师,主要研究领域为军用车辆系统论证、仿真与评估。

收稿日期:2008-08-28 修回日期:2008-11-05

$$\begin{bmatrix} x_e \\ y_e \\ \theta_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_c & \sin\theta_c & 0 \\ -\sin\theta_c & \cos\theta_c & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_r - x_c \\ y_r - y_c \\ \theta_r - \theta_c \end{bmatrix} \quad (2)$$

AGV 的跟踪控制就是根据输入的参考车速和位姿误差, 寻找合理的车速 $[v_c, w_c]^T$, 使得 \mathbf{P}_c 有界且有:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|\mathbf{P}_c\| = 0 \quad (3)$$

3 轨迹跟踪控制器设计

文献[1-2, 6]给出了满足 Lyapunov 稳定判据的控制律并给出了稳定性的证明, 通过综合分析上述控制律, 设计的控制律如下:

$$v_c = v_r \cos\theta_e + k_x x_e \quad (4)$$

$$w_c = w_r + k_y v_r y_e + k_\theta v_r \sin\theta_e \quad (5)$$

公式(4)的目的是消除车体 x 方向的位置误差, 其中 $v_r \cos\theta_e$ 为参考车速在车体 x 方向的分量。公式(5)的作用是消除车体 y 方向的位置误差和角度误差。从公式(4)和(5)可以看出, 控制器量 $[v_c, w_c]^T$ 的大小, 取决于系数 k_x, k_y 和 k_θ 的大小, 即控制器的性能取决于 k_x, k_y 和 k_θ 的取值。该文采用改进的粒子群算法来优化 k_x, k_y 和 k_θ 的取值。

4 离子群算法的改进及控制器参数优化

4.1 粒子群优化算法简介

粒子群优化算法是由 James Kennedy 和 Russell Eberhart^[7]设计的一种仿生优化计算方法。PSO 生成初始种群粒子, 每个粒子都是优化问题的一个可行解, 并由目标函数确定一个适应值(fitness value)。每个粒子将在解空间中运动, 并由一个速度决定其方向与距离。粒子追寻两个极值, 一个为粒子本身的历史最优解 pbest, 另一个为种群历史最优解 gbest。每个粒子通过调整自身的速度和位置, 追随最优粒子运动, 逐次迭代搜索, 达到最优值。设在一个 n 维的搜索空间中, 由 m 个粒子组成的种群为 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 。其中第 i 个粒子的位置为 $x_i=[x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T$, 其速度为 $v_i=[v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}]^T$, 个体最优位置为 $\mathbf{p}_i=[p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in}]^T$ 。种群的全局最优位置为 $\mathbf{p}_g=[p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn}]^T$ 。单个粒子按照公式(6)和(7)改变当前的速度和位置。

$$v_{id}^{t+1} = wv_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd}^t - x_{id}^t) \quad (6)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \quad (7)$$

4.2 改进的粒子群优化算法

模拟退火算法^[8]具有较强的全局优化搜索能力, 算法既可接受好解, 也可以一定的概率接受劣解, 这使得模拟退火算法很强的跳出局部极小值的能力。遗传算法^[9]中的“交叉算子”和“变异算子”一方面使子女代继承父母代的优良基因, 另一方面能有效地维持种群的多样性。

改进 PSO 算法的核心任务是解决 PSO 算法的“早熟”收敛问题。鉴于粒子的自身最优值和种群最优值对粒子的行为影响很大, 将模拟退火算法、“交叉算子”和“变异算子”, 引入到标准 PSO 算法中, 对自身最优位置进行交叉操作和变异操作, 对种群最优值位置进行退火更新来改进 PSO 算法的性能。具体算法如下。

4.2.1 交叉操作

交叉操作的主要目的是维持粒子群的多样性, 并且使产生的新粒子能够继承父母粒子的优点, 从而有助于产生优良个体, 加快收敛速度。交叉操作的具体过程如下:

(1) 在所有个体最优粒子中, 随机选取两个粒子 $\mathbf{p}_i=(p_{i1}, \dots, p_{in})^T$ 和 $\mathbf{p}_j=(p_{j1}, \dots, p_{jk}, p_{j(k+1)}, \dots, p_{jn})^T$ 作为一对。产生 $[1, n]$ 之间的随机数以确定交叉位置。设随机数为 k , 在位置 k 处做单点交叉, 方法如公式(8)所示。

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_i' &= (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{ik}, p_{i(k+1)}, \dots, p_{in}) \\ \mathbf{p}_j' &= (p_{j1}, p_{j2}, \dots, p_{jk}, p_{j(k+1)}, \dots, p_{jn}) \\ \mathbf{p}_i' &= (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{ik}, p_{j(k+1)}, \dots, p_{jn}) \\ \mathbf{p}_j' &= (p_{j1}, p_{j2}, \dots, p_{jk}, p_{i(k+1)}, \dots, p_{in}) \end{aligned} \quad (8)$$

(2) 分别计算交叉前后的能量函数值 $E(\mathbf{p}_i), E(\mathbf{p}_j), E(\mathbf{p}_i')$ 和 $E(\mathbf{p}_j')$ 。

(3) 更新粒子。若 $E(\mathbf{p}_i') < E(\mathbf{p}_i)$ 或 $E(\mathbf{p}_j') < E(\mathbf{p}_j)$, 则将 \mathbf{p}_i' 和 \mathbf{p}_j' 作为新粒子代替父母粒子。否则, $\Delta E_i = E(\mathbf{p}_i') - E(\mathbf{p}_i)$, $\Delta E_j = E(\mathbf{p}_j') - E(\mathbf{p}_j)$ 。产生 0~1 之间的随机数 p , 若 $p > \exp(-\Delta E_i/T)$ 或 $p > \exp(-\Delta E_j/T)$, 则接受 \mathbf{p}_i' 和 \mathbf{p}_j' , 否则, 将 \mathbf{p}_i 和 \mathbf{p}_j 放回去, 重新选择粒子做交叉操作。

(4) 重复以上操作, 直到新粒子的数量等于原来粒子的数量。

4.2.2 变异操作

变异操作的目的同样在于维持种群的多样性, 防止“早熟”收敛的出现。变异操作的具体过程如下:

(1) 对粒子的自身最优位置 \mathbf{p}_i 做公式(9)所示的变异操作。式中, k 为决定了变异的大小, q_i 是 $-0.5 \sim 0.5$ 之间的随机数。

$$\mathbf{p}_i' = \mathbf{p}_i + k q_i \quad (9)$$

(2) 分别计算变异前后的能量函数值 $E(\mathbf{p}_i)$ 和 $E(\mathbf{p}_i')$ 。

(3) 更新粒子。若 $E(\mathbf{p}_i') < E(\mathbf{p}_i)$, 则 $\mathbf{p}_i = \mathbf{p}_i'$ 。否则, $\Delta E_i = E(\mathbf{p}_i') - E(\mathbf{p}_i)$, 产生 0~1 之间的随机数 p , 若 $p > \exp(-\Delta E_i/T)$, 则 $\mathbf{p}_i = \mathbf{p}_i'$, 否则, $\mathbf{p}_i = \mathbf{p}_i$ 。

(4) 重复以上过程, 直到所有粒子自身最优位置完成变异。

4.2.3 种群最优值的更新

种群最优值对整个粒子群的行为有很大的影响, 采用模拟退火的思想选取种群最优解。在优化初期, 可以接受较差的粒子作为种群粒子, 维持粒子的多样性。在优化后期, 只接受优质的粒子作为最优粒子, 使优化收敛到最优值。具体过程如下:

设 \mathbf{p}_i 是某个粒子的自身最优粒子。 \mathbf{p}_g 是种群的最优粒子。分别计算 $E(\mathbf{p}_i)$ 和 $E(\mathbf{p}_g)$ 。若 $E(\mathbf{p}_i) < E(\mathbf{p}_g)$, 则有 $\mathbf{p}_g = \mathbf{p}_i$ 。否则, $\Delta E_i = E(\mathbf{p}_i) - E(\mathbf{p}_g)$, 产生 0~1 之间的随机数 q , 若 $q > \exp(-\Delta E_i/T)$, 则 $\mathbf{p}_g = \mathbf{p}_i$, 否则 $\mathbf{p}_g = \mathbf{p}_g$ 。

4.2.4 改进粒子群算法流程

改进的粒子群优化算法(IPSO)的计算流程如下:

(1) 初始化, 设定粒子总数、学习因子 c_1 和 c_2 、优化代数 t_{max} 、初始温度和冷却系数等。

(2) 随机产生初始群体, 并设定粒子自身最优值 \mathbf{p}_i 和种群最优值 \mathbf{p}_g 。

(3) 根据公式(6)和(7)更新每个粒子的速度和位置。

(4) 更新粒子的自身最优值。

(5) 对全体粒子的自身最优值进行交叉操作。

(6)对全体粒子的自身最优值进行变异操作。

(7)更新种群最优值。

(8)降低温度,判断是否满足结束条件。是则退出,否则转到第(3)步。

4.3 控制器参数优化

控制器需要优化的参数为: k_x , k_y 和 k_θ 。因此,粒子的个体为一元数组形式。粒子群适应度函数的选择是优化结果好坏的关键。由于控制过程中存在许多不同的评价系统与性能指标如:稳定性、可控性、收敛速度、稳态特性和动态特性等。因此优化过程中不同的侧重点将体现在跟踪轨迹上呈现不同的特性。对于该文的控制器而言,首先是要求减小跟踪误差,提高收敛速度。采用的目标函数如式(10)所示,无论是误差幅度大,还是收敛时间长,都导致最终结果增大。

$$J = \int_0^{\infty} (e_x + e_y) dt \quad (10)$$

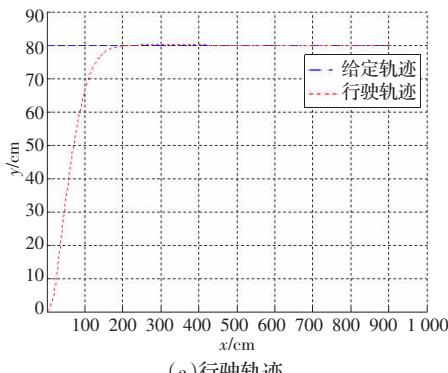
其中: $e_t = (e_x^2 + e_y^2)^{0.5}$ 。

5 仿真分析

为了验证上文方法的性能,在matlab软件中进行仿真计算。让AGV分别跟踪直线轨迹和圆轨迹,分别如公式(11)和(12)所示。设初始温度为100°,粒子群数量为30,优化代数为200,c1=2,c2=2,w=0.75。优化结果为: $k_x=1.05$, $k_y=0.0015$, $k_\theta=0.07$ 。

$$\begin{cases} x=vt \\ y=80 \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} x=300 \cdot \cos(wt) \\ y=300 \cdot \sin(wt) \end{cases} \quad (12)$$



(a)行驶轨迹

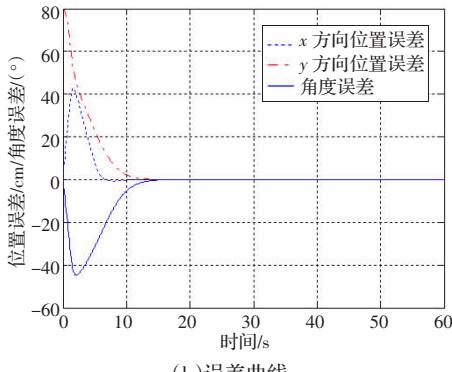
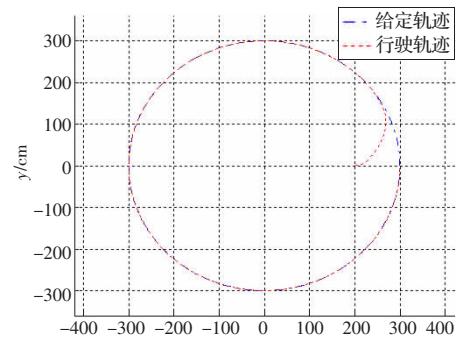
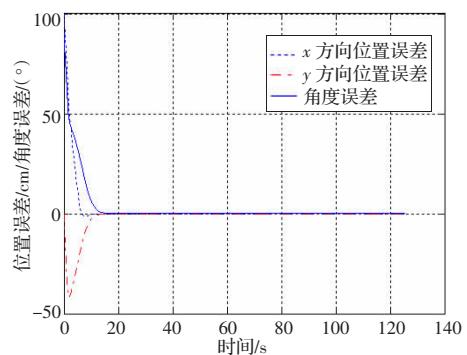


图2 直线轨迹跟踪结果



(a)行驶轨迹



(b)误差曲线

图3 圆轨迹跟踪结果

从仿真曲线可以看出,在大初始误差下,系统能够在很短的时间内进入稳态,跟踪误差收敛到零,系统所有控制量全局有界,对给定轨迹有很好的跟踪性能。仿真结果表明了控制器以及改进的粒子群算法的有效性和正确性。

参考文献:

- [1] Kanayam Y, Kimura Y, Miyazaki F et al. A stable tracking control method for an autonomous mobile robot[C]//Proc of IEEE Conf on Robotics and Automation, 1990:384–389.
- [2] Walsh G, Tilbury D, Sastry S, et al. Stabilization of trajectories for systems with nonholonomic constraints[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1994, 39(1):216–222.
- [3] 赵毅红,朱剑英.基于终端滑模的移动机器人轨迹跟踪控制[J].四川大学学报:工程科学版,2007,39(5):171–173.
- [4] 陈鹏程,纪志成.动力学层次移动机器人轨迹跟踪控制仿真研究[J].中国控制与决策学术年会论文集,2007:463–467.
- [5] 王仲民,岳宏,刘继岩.基于复合形法的机器人轨迹跟踪模糊控制优化[J].中南大学学报:自然科学版,2005,36(1):134–137.
- [6] 吴卫国,陈辉堂,王月娟.非完整移动机器人的全局轨迹跟踪控制[J].自动化学报,2001,27(3):326–331.
- [7] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 1995: 1942–1948.
- [8] Romeijn H E, Smith R L. Simulated annealing for constrained global optimization[J]. Journal of Global Optimization, 1994(5): 101–124.
- [9] Sugihara K, Smith J. Genetic algorithms for adaptive motion planning of an autonomous mobile robots[C]//Problems IEEE Trans SMC. USA: SIM, 1997: 138–143.