

基于鲸优化算法的自导航机器人路径规划研究

朱 诚

(天津商业大学信息工程学院, 天津 300134)

✉zhucheng@tjcu.edu.cn



摘 要: 自导航机器人(Automated Guided Vehicle, AGV)是现代产业不可或缺的重要组成部分。本文对AGV路径规划算法进行研究和设计。首先,采用栅格法对AGV运行环境建模,并制定约束规则以解决多AGV的冲突问题。其次,引入双非线性收敛因子和强制驱散机制对经典WOA进行改进。再次,定义适应度函数,并将改进的WOA应用于路径规划算法。仿真和实验结果表明,基于改进WOA的规划算法能够有效简化路径复杂度、降低机器人控制难度。

关键词: 群智能算法; 鲸优化算法; 自导航机器人; 路径规划

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Research on Path Planning of Automatic Guided Vehicle based on Whale Optimization Algorithm

ZHU Cheng

(School of Information Engineering, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300134, China)

✉zhucheng@tjcu.edu.cn

Abstract: Automated Guided Vehicle (AGV) is an indispensable part of modern industry. This paper considers the AGV path planning algorithm. First, the grid method is used to model the AGV operating environment, and constraint rules are formulated to solve the conflict problem of multiple AGVs. Secondly, dual nonlinear convergence factors and forced dispersal mechanism are introduced to improve the classic Whale Optimization Algorithm (WOA). Third, we define the fitness function and apply the improved WOA to the path planning algorithm. Simulation and experimental results show that the planning algorithm based on improved WOA can effectively simplify the path complexity and reduce the difficulty of robot control.

Keywords: swarm intelligence algorithm; whale optimization algorithm; automatic guided vehicle; path planning

1 引言(Introduction)

随着智能仓储和自动生产线的不断发展,自导航机器人(Automated Guided Vehicle, AGV)成为现代产业不可或缺的重要组成部分^[1]。路径规划则成为AGV研究领域中最根本、最关键的内容之一,机器人需要完成避障和自主路径规划等功能到达目标点^[2]。其本质上是依据代价最小、路线最短或时间最短等优化准则,在工作空间中找一条从起点到终点的、避开障碍的最优路径^[3]。

许多学者针对AGV的路径规划做出了大量的研究。丁承

君等人提出基于粒子群优化算法优化AGV路径规划^[4]。党宏社等人采用遗传算法进行AGV路径规划,并验证了算法具有较好的收敛能力和全局搜索能力^[5]。李悝提出一种改进的混沌粒子群优化算法,采用基于Bezier曲线的路径规划模型,通过调整Bezier曲线的控制点数量,显著改善AGV轨迹路线的长度和平滑度^[6]。汤红杰等人针对工厂内物流运输AGV的路径规划效率等问题,提出一种将Dijkstra算法存储方式变更为邻接表,实现了数据结构上对邻接结点搜索的优化^[7]。

元启发式算法被广泛应用于模式识别、系统控制、信号

处理等领域。鲸优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)是Seyedali Mirjalili于2016年提出的一种新型群智能优化算法^[8]。与其他群智能算法相比,WOA结构简单,易于理解,参数少,搜索能力强,全局收敛性好^[9]。然而,标准WOA仍然存在收敛速度慢以及无法找到全局最优解的问题。本文在规范多AGV冲突检测规则和优先级设定的基础上,在路径规划中引入改进的鲸优化算法,有效提高算法收敛速度,使算法能够更迅速寻找全局最优解,借助转弯惩罚因子,有效降低路径复杂性。

2 AGV运行环境建模(Modeling of AGV running environment)

为了便于对AGV所处位置进行描述和储存,本文首先对空间环境进行栅格化处理,即将整个场景划分为尺寸相同的栅格。栅格按照自左至右,自下至上的原则,横坐标为 x ,纵坐标为 y ,场景中的全部栅格可以表示为 $G = \{Cell_{xy}, x = 1, 2, \dots, m, y = 1, 2, \dots, n\}$,对不满一个栅格的区域按照一个栅格处理。如图1所示,有障碍物栅格用黑色表示,没有障碍物为白色,代表可以自由通过的区域。

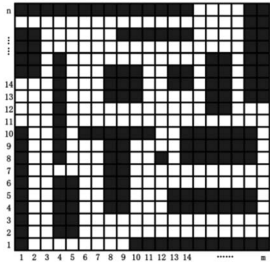


图1 栅格地图

Fig.1 Grid map

设置函数 $w(Cell_{xy})$ 保存坐标为 (x, y) 栅格 $Cell_{xy}$ 的障碍权重信息,如公式(1)所示。

$$w(Cell_{xy}) = \begin{cases} 1, & \text{无障碍} \\ m \times n, & \text{有障碍} \end{cases} \quad (1)$$

公式(1)中,障碍栅格的权重用 $m \times n$ 表示, m 和 n 分别为栅格地图的最大行列数,即表示障碍栅格的权重是整个栅格地图中最大的。

路径规划是寻找从起始点 $S \in G$ 到目标点 $T \in G$ 的避碰最优路径 $P(S, \dots, p_o, \dots, T)$, $p_o \in G$, $o = 1, 2, \dots, m \times n$,若每个 p_o 对应的 $Cell_{xy}$ 是相邻栅格,即 $p_o(x_o, y_o)$ 和 $p_{o+1}(x_{o+1}, y_{o+1})$,满足 $x_o = x_{o+1}$ 且 $y_o = y_{o+1} \pm 1$,或满足 $x_o = x_{o+1} \pm 1$ 且 $y_o = y_{o+1}$,对应 $w(Cell_{xy}) = 1$,则称 P 为有效路径。

以上数学模型适用于静态地图中点对点循迹,但在多AGV的环境中,每一台AGV只有同时避开静态障碍物及运行

中的其他AGV才能安全到达目标点。为了处理多AGV运行可能导致的路线规划冲突问题,首先做如下假设:

- (1)每个栅格在某一时点仅允许通过一台AGV。
- (2)机器人直线运动速度相同。
- (3)满载AGV优先级高于空载AGV。
- (4)对相同负载状态AGV,编号越小,优先级较高。
- (5)更改路径规划的优先级高于停车等待。
- (6)当无法通过低优先级AGV的状态改变而避免冲突时,通过高优先级AGV进行策略变化。

若当前AGV所处栅格在前进方向上的下一栅格的左侧或者右侧栅格的障碍权重 $w=1$ 时,即当前AGV处于十字路口或丁字路口,则AGV通过网络向控制中心请求冲突检测,判断运行至前方栅格是否会与其他AGV产生冲突。具体描述如图2所示。

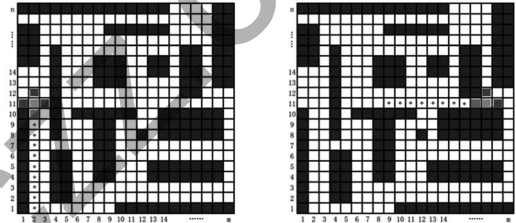


图2 AGV冲突检测

Fig.2 AGV conflict detection

图2描述了某台AGV纵向和横向移动的情况,左图为纵向,右图为横向。红色栅格为AGV所处的当前位置,红点为部分移动轨迹。绿色栅格为移动方向上的下一个栅格。对比图(1)可知,蓝色栅格为可通行栅格。此时,需要判断在蓝色栅格上是否有其他AGV向绿色栅格移动。如果有,则需要按照优先级规则进行判优,以决定当前AGV是继续前进、重新进行路径规划或停车等待。若重新规划路径,令当前栅格坐标 $Cur \in G$ 作为新的路径起点 S 。

3 改进的鲸优化算法(Improved WOA)

3.1 原始鲸优化算法

鲸优化算法是受驼背鲸的猎食行为的启发而产生的一种群智能优化算法。本节简单阐述算法的基本原理和数学模型。整个猎食过程分为三个阶段:搜索猎物、包围猎物、气泡攻击。

(1)搜索猎物

这个阶段是一个探索过程,WOA首先随机选择一只鲸鱼,然后以其作为参照物更新当前鲸鱼的位置,其数学模型如下:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_{rand} - \vec{X}| \quad (2)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_{rand} - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (3)$$

$\vec{X}$ 是当前鲸鱼的位置向量, $\vec{X}_{rand}$ 是从种群中随机选取鲸鱼的位置向量, t 是当前迭代的计数值。在公式(3)中, $\vec{A}$ 和 $\vec{C}$ 对为系数向量, 其定义为:

$$\vec{A} = 2 \cdot \vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \quad (4)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r} \quad (5)$$

$\vec{r}$ 是在[0,1]范围内的随机数。在整个搜索迭代过程中 $\vec{a}$ 从2线性减小至0, 同时 $\vec{A}$ 随 $\vec{a}$ 的变化而变化。

(2)包围猎物

在某一次迭代中, 当鲸所处的位置具有最优评价函数值, 则可以看作是鲸鱼已经定位了猎物, 此时其他鲸向其靠近并包围猎物, 可以建模为:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \quad (6)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (7)$$

$\vec{X}^*$ 表示猎物的位置, 如果有更优的评价函数结果, 则更新其值。公式(7)描述了鲸鱼在当前最优解附近更新位置, 并模拟包围猎物。

(3)气泡攻击

这个阶段是一个开发过程, 气泡攻击包括螺旋式更新位置和收缩包围两部分。螺旋线描绘了座头鲸的螺旋运动, 可以表示为:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) \quad (8)$$

$\vec{D}' = |\vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)|$ 指从第 i 只鲸鱼到目前最佳位置的距离。参数 b 和 l 决定了对数函数生成的螺旋线的形状, b 在整个搜索过程中是一个固定值, l 是在[-1,1]范围内的随机数。鲸鱼沿着一条螺旋形的路径向猎物收缩包围圈。 p 是[0,1]中的一个随机数, 常数0.5是用来保证螺旋式更新位置和收缩包围具有相同的发生几率, 其数学模型如下:

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D}, & p < 0.5 \\ \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t), & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

如果 $|\vec{A}| < 1$, 则所有鲸鱼会围绕参考对象移动。反之, $|\vec{A}| \geq 1$ 表示WOA算法进行全局搜索, 强调探索性。

3.2 改进的鲸优化算法

(1)双非线性收敛因子

原始经典WOA利用公式(4)中的系数 $\vec{A} \in [-a, a]$ 来确定全局探索和局部开发的时机, 收敛因子 $\vec{a}$ 在迭代过程中以固定的下降率从2下降到0。但是, 固定的变化模式无法适应搜索过程中的实际情况, 使得搜索有可能陷入局部最优。本文提出双非线性收敛因子。它由 $\vec{a}_1$ 和 $\vec{a}_2$ 两个收敛因子组成, 具有不同的非线性特征曲线和变化规律, 公式如下:

$$\vec{a}_1 = 2 - 2 \left(\frac{t}{T_{max}} \right)^{0.5} \quad (10)^{[10]}$$

$$\vec{a}_2 = 2 \cdot \left(\frac{t}{T_{max}} \right)^2 - \frac{4 \cdot t}{T_{max}} + 2 \quad (11)$$

如图3所示, 经过500次迭代, 与WOA原始 $\vec{a}$ 的适度性相比, $\vec{a}_1$ 和 $\vec{a}_2$ 对不同的收敛趋势更具有针对性。虚线为公式(10), 实线为公式(11), 从形状来看, $\vec{a}_1$ 是着眼于全局搜索, $\vec{a}_2$ 重视局部开发。

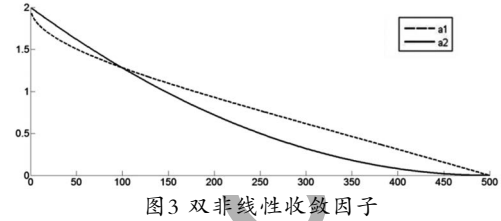


图3 双非线性收敛因子

Fig.3 Dual nonlinear convergence factor

(2)强制驱散

“驱散”是细菌觅食算法(Bacterial Foraging Optimization, BFO)中的概念, 将其引入的目的是为了克服原始WOA算法在经过多次迭代容易陷入局部最优的缺点。通过摆脱 $\vec{A}$ 的控制, 强行将鲸鱼定位到一个新的位置, 从而尝试脱离局部最优。对于不同的收敛状态采用不同的策略, 当收敛状态比较缓和时:

$$\vec{D}_{FED} = |6 \cdot \vec{X}_{rand} - \vec{X}| \quad (12)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_{rand} - \vec{A} \cdot \vec{D}_{FED} \quad (13)$$

公式(12)中的系数6能够有效扩大移动范围, 使鲸鱼移动更远的距离。当收敛状态接近或已经成水平线时, 此时采取强制驱散机制, 如公式(14)所示:

$$\begin{cases} \vec{X}(t+1) = \vec{X}_{initial} + rFED \times (UB - \vec{X}_{initial}), & \vec{X} < \vec{X}_{initial} \\ \vec{X}(t+1) = LB + rFED \times (\vec{X}_{initial} - LB), & \vec{X} \geq \vec{X}_{initial} \end{cases} \quad (14)$$

LB和UB分别为变量的下限和上限, $\vec{X}_{initial}$ 为种群的初始化位置, $rFED$ 为随机调整因子。强制驱散机制将鲸鱼重新定位到初始位置和边界之间的位置, 如图4所示。

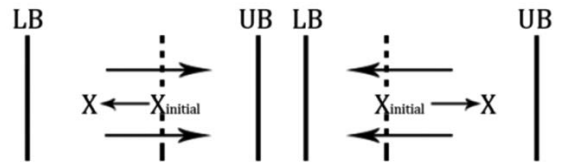


图4 强制驱散机制

Fig.4 Forced dispersal mechanism

3.3 适应度函数

在AGV路径规划中, 本文以路径的距离作为判断路径优劣的标准。从机械移动和控制的角度考虑, AGV在每次转弯

时必定要首先减速,这样就增加了在途时间和姿态、方向的控制难度,因此引入转弯惩罚因子 Tr 。目标函数定义如下:

$$f = \sum_{o=1}^l (p_o \cdot Tr) \quad (15)$$

l 为路径包含的栅格数量,由公式(1)和 $p_o \in G$ 可知,若路径上的栅格包含了“障碍”,则适应度函数值将以 $m \times n$ 的整数次倍增加,必定被排除在外。这样做的优点是无须在路径规划前期判断“障碍”。目标函数中虽然没有包含与时间和速度相关的系数,但是转弯惩罚因子 Tr 的存在,相当于在转弯处人为的延长了行进距离,按照 $S=v \times t$ 的基本规则,实际将时间因素包含其中,降低了目标函数的复杂性。保证一条路径转弯次数越少,则其目标函数值越小,适应度函数值就越小。转弯判断规则如公式(16)所示:

$$Tr = \begin{cases} 1.2, & x_{o-1} \neq x_{o+1} \text{ 且 } y_{o-1} \neq y_{o+1} \\ 1, & \text{其他情况} \end{cases} \quad (16)$$

公式(16)说明在转弯的栅格,障碍权重会乘以系数1.2,从而从数据上增加了AGV的移动距离。

3.4 算法步骤

- (1)场景栅格化,初始化 $Cell_{xy}$ 。
- (2)计算每个栅格 $Cell_{xy}$ 的障碍权重 w 。
- (3)确定起点 S 和终点 T 的坐标。
- (4)确定鲸群规模和迭代次数。
- (5)AGV是否处于路口,若是,根据优先级设定,判断是否需要重新设定起点 S 并进行新的路径规划。
- (6)根据公式(15)的目标函数计算适应度。
- (7)通过改进的WOA在迭代过程中确定最优路径。

4 WOA算法仿真(Simulation of WOA)

为了验证优化后的WOA算法性能,本文在MATLAB平台进行仿真,实验中设置种群规模为30,最大迭代次数为500次。测试结果如表1和图5所示。

表1 原始WOA和改进WOA仿真测试结果

Tab.1 Simulation test results of original WOA and improved WOA

测试函数	原始WOA		改进WOA	
	mean	std	mean	std
Sphere	2.5781E-73	6.7588E-73	7.0174E-83	2.7160E-82
Schwefel 1.2	4.6344E+04	1.4936E-04	1.5374E+00	4.9769E-05
Rosenbrock	2.7911E+01	4.4562E-01	2.6621E+01	2.4981E-01
Schwefel	-1.0443E+04	1.6840E+03	-1.0472E+04	1.5966E+03
Ackley	4.9146E-15	2.6405E-15	2.3093E-15	1.1235E-15
Penalized 1.1	3.9954E-02	5.5244E-02	9.9516E-03	5.2717E-03

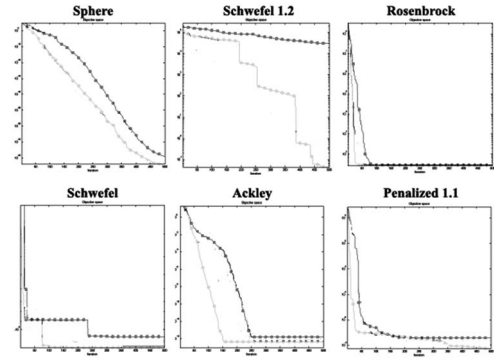


图5 原始WOA和改进WOA仿真测试曲线

Fig.5 Simulation test curves of original WOA and improved WOA

如表1和图5所示,改进的WOA在收敛速度和收敛精度上全面优于原始WOA。同时为了测试改进的WOA算法应用在路径规划上的性能,起始点位置 $S=(2,1)$,目标点 $T=(18,20)$,AGV转弯惩罚因子为1.2,仿真结果如图6所示。

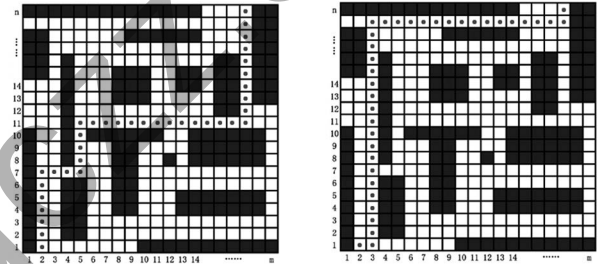


图6 路径规划仿真结果

Fig.6 Simulation results of path planning

图6中左图为通过原始WOA规划出的最优路径,右图为本文改进的WOA规划出的最优路径。二者虽然在总移动步数方面数量相同,均为移动36步。左图转弯4次,目标函数 $f_{\text{左}}=32+4 \times 1.2=36.8$,右图转弯3次, $f_{\text{右}}=32+3 \times 1.2=36.6$ 。右图为了减少转弯次数而采取改变初始行进方向的方式,虽然总的移动距离相近,但是在转弯惩罚因子 Tr 的作用下,节省了时间。同时该算法能够找到的最优路径更加合理,在实际现场更加便于AGV加速前进。尤其对于有负载的AGV,更加有利于姿态控制,并减少误判和冲突检测的难度。

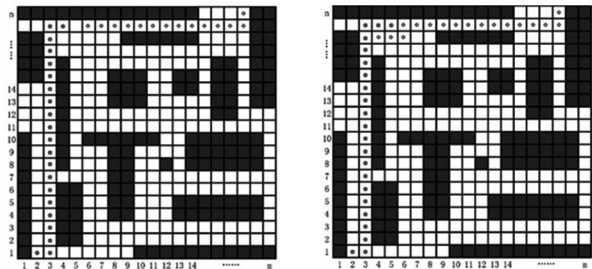


图7 冲突检测仿真结果

Fig.7 Simulation results of conflict detection

如图7所示,蓝色AGV与红色AGV的路径规划相同,但

是方向相反。设定蓝色优先级高于红色,所以当蓝色和红色出现冲突后,蓝色AGV保持路径不变,而红色在冲突栅格处重新设定路径起点并重新规划了路线以避免。

5 结论(Conclusion)

本文首先借助栅格化对自导行机器人的运行环境进行建模,并完成了路径规划目标函数的设计,通过制定诸项假设和约束条件提高了算法的稳定性。对原始鲸优化算法进行优化和改进,提高了算法的收敛速度和收敛精度。仿真实验表明优化后的鲸优化算法能够有效简化路径复杂度,提高路径在实际现场的实用性,改善AGV控制难度,同时冲突检测机制能够有效避免多AGV场景中的导航冲突,此算法应用于多AGV路径规划具有可行性和有效性。

参考文献(References)

- [1] 陈明智,钱同惠,张仕臻,等.仓储物流机器人集群避障及协同路径规划方法[J].现代电子技术,2019,42(22):174-177;182.
- [2] Bing Fu, Lin Chen, Yuntao Zhou, et al. An improved A* algorithm for the industrial robot path planning with high success rate and short length[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018,106:26-37.
- [3] 孙敬陶,王耀南,谭建豪,等.旋翼飞行机械臂系统的混合视觉伺服控制[J].控制理论与应用,2019,36(4):505-515.
- [4] 肖延嗣,鲍晟,陈宇.永磁同步电机模糊神经网络PID控制器设计[J].机械制造,2014,52(9):21-25.
- [5] 张文辉,齐乃明,李运迁.基于模糊基函数网络的机械臂免模型输出反馈PD控制[J].国防科技大学学报,2010(6):163-170.
- [6] M. K. Chang, T. H. Yuan. Experimental implementations of adaptive self-organizing fuzzy sliding mode control to 3-DOF rehabilitation robot[J]. International Journal of Innovative Computing Information and Control, 2009,5(10):3391-3404.
- [7] M. M. Fateh, A. Azarfar. Improving fuzzy control of robot manipulators by increasing scaling factors[J]. ICIC Express Letters, 2009,3(3):513-518.
- [8] G. R. Yu, L. W. Huang. Design of LMI-based fuzzy controller for robot arm using quantum evolutionary algorithms[J]. ICIC Express Letters, 2010,4(3):719-724.
- [9] T. J. Procky, E. H. Mamdani. A Linguistic self-organizing process controller[J]. Automatica, 1979(15):15-30.
- [10] J. Lin, R. J. Lian. Self-organizing fuzzy controller for

- [3] 宫孟孟.基于神经网络的移动机器人路径规划方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017.
- [4] 丁承君,王鑫,冯玉伯,等.基于粒子群优化算法的AGV路径规划[J].传感器与微系统,2020(08):123-126.
- [5] 党宏社,孙心妍.基于遗传算法的工厂AGV路径优化研究[J].电子产品世界,2020(01):48-51.
- [6] 李悝.基于混沌粒子群优化算法的AGV路径规划研究[J].包装工程,2018(23):32-37.
- [7] 汤红杰,王鼎,皇攀凌,等.优化Dijkstra算法在工厂内物流AGV路径规划的研究[J].机械设计与制造,2018(S1):117-120.
- [8] Seyedali Mirjalili, Andrew Lewis. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016(01):51-67.
- [9] 何庆,魏康园,徐钦帅.基于混合策略改进的鲸鱼优化算法[J].计算机应用研究,2019(12):3647-3651;3665.
- [10] 黄元春,张凌波.改进的鲸鱼优化算法及其应用[J].计算机工程与应用,2019,55(21):220-226.

作者简介:

朱 诚(1981-),男,硕士,实验师.研究领域:传感器,嵌入式开发.

(上接第14页)

- [2] 孙敬陶,王耀南,谭建豪,等.旋翼飞行机械臂系统的混合视觉伺服控制[J].控制理论与应用,2019,36(4):505-515.
- [3] 肖延嗣,鲍晟,陈宇.永磁同步电机模糊神经网络PID控制器设计[J].机械制造,2014,52(9):21-25.
- [4] 张文辉,齐乃明,李运迁.基于模糊基函数网络的机械臂免模型输出反馈PD控制[J].国防科技大学学报,2010(6):163-170.
- [5] M. K. Chang, T. H. Yuan. Experimental implementations of adaptive self-organizing fuzzy sliding mode control to 3-DOF rehabilitation robot[J]. International Journal of Innovative Computing Information and Control, 2009,5(10):3391-3404.
- [6] M. M. Fateh, A. Azarfar. Improving fuzzy control of robot manipulators by increasing scaling factors[J]. ICIC Express Letters, 2009,3(3):513-518.
- [7] G. R. Yu, L. W. Huang. Design of LMI-based fuzzy controller for robot arm using quantum evolutionary algorithms[J]. ICIC Express Letters, 2010,4(3):719-724.
- [8] T. J. Procky, E. H. Mamdani. A Linguistic self-organizing process controller[J]. Automatica, 1979(15):15-30.
- [9] J. Lin, R. J. Lian. Self-organizing fuzzy controller for injection molding machines[J]. Journal of Process Control, 2010,20(3):585-595.
- [10] J. Lin, R. J. Lian. Self-organizing fuzzy controller for gas-injection molding combination systems[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2010,18(6):1413-1421.
- [11] V. Kroumov, J. Yu, K. Shibayama. 3D path planning for mobile robots using simulated annealing neural network[J]. International Journal of Innovative Computing Information and Control, 2010,6(7):2885-2889.
- [12] 郑华辉,方宗德.基于自适应神经网络控制的机械臂运动轨迹跟踪误差研究[J].机械设计与制造,2019(6):139-141.
- [13] 吕雨鑫,李伟凯,董晓威.空间微重力模拟育种平台系统的控制器设计[J].农机化研究,2016(2):35-38.

作者简介:

陈天炎(1998-),女,本科生.研究领域:智能算法.
陈 琦(1970-),女,博士,副教授.研究领域:自动控制,智能算法.
张 静(1995-),女,本科生.研究领域:单片机应用.
何京京(2000-),女,本科生.研究领域:智能算法.

(上接第62页)

- [5] 赵娜,唐旭光,王炜,等.基于SE-OBE的人才培养创新实验区的建设经验[J].计算机工程与科学,2018,40(S1):128-132.
- [6] Riyadh A. K. Mehdi, Mahmoud S. AbouNaaj. Academic Program Assessment: A Case Study of a Pragmatic Approach[J].

Creative Education, 2013,4(1):(71-81).

作者简介:

郑东霞(1978-),女,硕士,副教授.研究领域:软件工程.
熊耀华(1974-),男,硕士,副教授.研究领域:软件工程.