

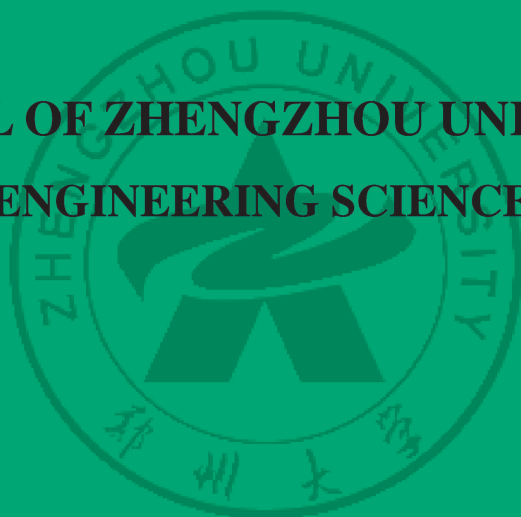
- 中文核心期刊
- 中国科技核心期刊
- RCCSE中国核心学术期刊

ISSN 1671-6833
CN 41-1339/T
CODEN ZDXGAN

郑州大学学报

工学版

JOURNAL OF ZHENGZHOU UNIVERSITY
ENGINEERING SCIENCE



2019.4

第40卷 第4期
Vo1.40 No.4
2019年7月出版

ISSN 1671-6833



郑州大学学报

工 学 版

JOURNAL OF ZHENGZHOU UNIVERSITY
ENGINEERING SCIENCE

编 委 会

特邀编委:

申长雨(中国科学院院士)

何季麟(中国工程院院士)

张孟杰(新西兰惠灵顿维多利亚大学)

刘炯天(中国工程院院士)

金耀初(英国萨里大学)

Kay Chen Tan (香港城市大学)

编委会主任:

邵国胜(郑州大学)

编委(按姓氏笔画为序):

王 凌(清华大学)

王忠勇(郑州大学)

公茂果(西安电子科技大学)

叶国田(郑州大学)

刘国际(郑州大学)

刘春太(郑州大学)

许 群(郑州大学)

李 杰(同济大学)

吴泽宁(郑州大学)

张 涛(北京航空航天大学)

陈伟能(华南理工大学)

陈德良(郑州大学)

单崇新(郑州大学)

贾 瑜(郑州大学)

郭院成(郑州大学)

梁 静(郑州大学)

董 林(郑州大学)

臧双全(郑州大学)

王亚明(郑州大学)

王宗敏(中原工学院)

左其亭(郑州大学)

刘 波(中国科学院数学与系统科学研究院)

刘金盾(郑州大学)

关绍康(郑州大学)

麦立强(武汉理工大学)

李勇平(上海应用物理所)

张 冰(郑州大学)

张少军(郑州大学)

陈静波(郑州大学)

庞新厂(郑州大学)

赵明皞(郑州大学)

高丹盈(河南工程学院)

唐 珂(南方科技大学)

梁长浩(合肥物质科学院)

韩一帆(郑州大学)

潘复生(重庆大学)

“仿生智能计算及应用”专题导语

仿生智能计算、混沌理论、分形几何一起成为研究非线性现象和复杂系统的新 3 大方法,并正逐渐成为研究认知过程的重要工具之一。仿生智能计算方法已在复杂优化问题求解和实际应用中显示出强大的生命力和进一步发展的潜力。仿生智能优化算法至今已经在算法改进策略、收敛性分析和实际应用方面取得了许多创新成果,在很多领域已经广泛应用,并在一定程度上解决了诸多基于工程需求的复杂优化问题。

此次通过《郑州大学学报(工学版)》“仿生智能计算及应用”专题的讨论,希望有益于仿生智能计算的研究,促进仿生智能计算在实际问题求解中的应用。

客坐主编介绍:



巩敦卫教授
中国矿业大学

巩敦卫,中国矿业大学教授、博士生导师。研究方向为智能软件工程、智能数据处理与解析、智能感知与控制、复杂优化问题智能求解。主持国家“973”计划子课题 1 项、国家重点研发计划子课题 1 项、国家自然科学基金 6 项。研究成果获高等学校科学研究优秀成果二等奖、江苏省科学技术二等奖各 1 项(均排名第 1);获授权发明专利 14 项;出版专著 8 部;发表 IEEE TEVC、IEEE TCYB、IEEE TASE、IEEE TCBB 等中科院一、二区期刊论文 50 余篇,其中 ESI 高被引论文 2 篇。



段海滨教授
北京航空航天大学
大学

段海滨,北京航空航天大学教授、博士生导师,国家杰出青年科学基金获得者,“万人计划”——科技创新领军人才、首批青年拔尖人才等,国家重点实验室副主任。主要从事基于仿生智能的无人机自主控制研究。主持国家自然科学基金重点项目、军委科技委创新特区项目、国家“863”计划、装发预研、空装预研等课题。发表 SCI 论文 70 余篇,出版学术专著 3 部,授权发明专利 27 项,获吴文俊人工智能科技创新一等奖、中国航空学会科学技术一等奖、CAA 技术发明一等奖、国防技术发明二等奖、国防科技进步二等奖(均排名第 1),高等教育国家级教学成果二等奖(排名第 2)。获中国青年科技奖、全国优秀科技工作者、中国青年五四奖章、中国自动化学会首届青年科学家奖、杨家堰科技奖、IFAC 智能自主运动体技术委员会(TC 7.5)委员、IEEE 高级会员、中国自动化学会无人飞行器自主控制专业委员会主任、中国航空学会制导导航与控制分会副主任兼青工委副主任、中国人工智能学会科普工作委员会副主任,全国青联常委兼科学技术界副主任委员、北京青联常委。



崔志华教授
太原科技大学

崔志华,太原科技大学计算机科学与技术学院教授、博士,研究领域为大数据建模、自然计算、复杂系统及组合优化。主持国家自然科学基金青年项目、山西省自然科学基金等省部级纵向课题及企业项目 10 余项。获山西省自然科学二等奖、三等奖各 1 项。现为国际期刊 *International Journal of Bio-inspired Computation* 主编。发表 SCI 检索论文 80 余篇,SCI 他引 692 次,ESI 高被引论文 5 篇,出版专著 3 本,编著 1 本。



赵新超教授
北京邮电大学

赵新超,北京邮电大学教授,博士,博士生导师,主要从事群体智能、进化计算与最优化算法及其交叉领域的研究工作,研究成果包括基于随机近似分析研究了非均匀变异的执行机理,使该算子由黑箱问题变成了灰箱问题,理解了随机搜索过程;分析指出服务选择问题全局和局部属性对优化算法导引的不一致问题,并给出解决方法;提高和保持群智能算法多样性一种简单策略的论文.从 2010 年到 2016 年一直是期刊 *Applied Soft Computing* 的“The Most Cited Articles”之一.



邓亦敏教授
北京航空航天大学

邓亦敏,北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院助理教授.分别于 2011 年和 2017 年于北京航空航天大学获工学学士学位和工学博士学位.入选第三届中国科协“青年人才托举工程”和北京航空航天大学第四批青年拔尖人才支持计划.主持国家自然科学基金青年科学基金、国防科技创新特区项目、航空科学基金等课题,在 IEEE、AIAA 等国际期刊发表 SCI 论文 20 篇,授权发明专利 3 项.获中国自动化学会 CAA 技术发明一等奖、国防科技进步二等奖、中国人工智能学会优秀博士学位论文等奖励.担任中国自动化学会无人飞行器自主控制专业委员会秘书长.



华冰副研究员
南京航空航天大学

华冰,南京航空航天大学副研究员,TX-1 卫星姿控系统设计师,中国宇航学会会员,南京惯性技术学会会员,江苏省通信与导航协同创新中心成员,中国电子学会青年女科学家俱乐部会员,中国自动化学会无人飞行器自主控制专业委员会委员.研究领域包括航天器自主导航技术、航天器对地超幅宽成像技术、星座设计与编队技术等.承担国家自然科学基金、江苏省自然科学基金、国家重大基础科研、国家重大专项等项目.曾获国防科技进步奖三等奖、国防科学技术发明奖二等奖等多项奖励.



王寅副教授
南京航空航天大学

王寅,南京航空航天大学副教授,博士,中国自动化学会可信控制系统专委会委员、无人飞行器自主控制专委会委员,主要从事无人系统感知与控制以及空间机构精密驱动等方向的研究工作.作为项目负责人承担国家自然科学基金、航空科学基金、陆航、空军、总装预研、921 工程以及深空探测等国防领域科研项目 10 余项,以第一完成人获国防科技进步二等奖 1 项,入选中国科协“青年人才托举工程”,江苏省“六大人才高峰”高层次人才项目.

目 次

仿生智能计算及应用专题

基于遗传算法的变质量航天器姿态控制方法	
..... 蒋佩华, 华 冰, 黄 宇, 吴云华, 李剑飞, 张大伟(1)	
基于多学习多目标鸽群优化的动态环境经济调度	闫 李, 李 超, 柴旭朝, 瞿博阳(8)
基于鸽群优化的复杂环境下无人机侦查航迹优化	闫怡汝, 王 寅(15)
基于改进鸽群优化的机器人自抗扰控制方法	海星朔, 徐炳辉, 任 羿, 崔京京(20)
引入迷失探索与集群分裂机制的改进鸽群优化算法	尚志刚, 王 力, 李蒙蒙, 李志辉(25)
基于粒子群算法的水资源需求预测	龙志伟, 肖松毅, 王 晖, 周新宇, 李 伟(32)
基于 CNN 的非下采样剪切波域多聚焦图像融合	
..... 刘帅奇, 王 洁, 安彦玲, 李子奇, 胡绍海, 王文峰(36)	
基于鸽群优化算法的图像分割方法研究	胡春鹤, 王依帆, 朱书豪, 刘文定(42)
离散差分进化算法求解共享单车调度问题	汪慎文, 杨 锋, 徐 亮, 李美羽(48)
一种元启发式算法: 海岛算法	马吉明, 张 嵩, 苏日建, 张国良, 陈浩洋, 山石姣(54)
基于 Duffing 映射与遗传操作的图像加密方法	牛 莹, 张勋才(61)
用于指尖定位的多目标分布估计算法	刘 可, 巩敦卫(68)

智能计算

一种基于 ODDT 的 FDES 复合因果链层次化解耦方法	朱春峰, 刘 琦, 李东坤, 徐 巍(73)
基于随机森林 MOPSO 的城市最优资本结构分析	李燕燕, 杨昊天, 曾巧璠(80)
基于任务定价的空间众包绩效提升研究	邓少鸿, 李 玲, 桂 斌(86)

化学工程

缠绕波纹管螺旋折流板换热器流动与传热数值分析	
..... 王永庆, 王芳芳, 古 新, 王 丹, 熊晓朝(92)	

CONTENTS

【Special Issue on Bio-inspired Computational Intelligence & Application】

The Attitude Control Method of Variable Mass Spacecraft Based on Genetic Algorithm

..... **JIANG Peihua, HUA Bing, HUANG Yu, WU Yunhua, LI Jianfei, ZHANG Dawei (1)**

Dynamic Economic Emission Dispatch Based on Multiple Learning Multi-objective Pigeon-inspired Optimization

..... **YAN Li, LI Chao, CHAI Xuzhao, QU Boyang (8)**

Pigeon-inspired Optimization Based Trajectory Planning Method for UAVs in a Complex Urban Environment

..... **YAN Yiru, WANG Yin (15)**

Robot Active Disturbance Rejection Control Based on an Enhanced Pigeon-inspired Optimization

..... **HAI Xingshuo, XU Binghui, REN Yi, CUI Jingjing (20)**

Improved Pigeon Herd Optimization Algorithm with Lost Exploration and Cluster Splitting Mechanism

..... **SHANG Zhigang, WANG Li, LI Mengmeng, LI Zhihui (25)**

Water Resources Demand Prediction Based on Particle Swarm Optimization

..... **LONG Zhiwei, XIAO Songyi, WANG Hui, ZHOU Xinyu, LI Wei (32)**

Multi-focus Image Fusion Based on CNN in Non-sampled Shearlet Domain

..... **LIU Shuaiqi, WANG Jie, AN Yanling, LI Ziqi, HU Shaohai, WANG Wenfeng (36)**

Research on Image Segmentation Method Based on Pigeon Group Optimization Algorithm

..... **HU Chunhe, WANG Yifan, ZHU Shuhao, LIU Wending (42)**

Discrete Differential Evolution Algorithm for Solving Free-floating Bike-Sharing System Scheduling Problem

..... **WANG Shenwen, YANG Feng, XU Liang, LI Meiyu (48)**

A Metaheuristic Algorithm: Island Algorithm

..... **MA Jiming, ZHANG Song, SU Rijian, ZHANG Guoliang, CHEN Haoyang, SHAN Shijiao (54)**

Image Encryption Algorithm Based on Duffing Map and Genetic Operators

..... **NIU Ying, ZHANG Xuncui (61)**

A Multi-objective Estimation of Distribution Algorithm for Fingertip Localization

..... **LIU Ke, GONG Dunwei (68)**

【Computational Intelligence】

A Hierarchical Decoupling Method of FDES Complex Causality Chain Based on ODDT

..... **ZHU Chunfeng, LIU Qi, LI Dongkun, XU Wei (73)**

Urban Optimal Capital Structure Analysis Based on Random Forest and MOPSO

..... **LI Yanyan, YANG Haotian, ZENG Yufan (80)**

Research on Performance Improvement of Crowdsourcing Based on Task Pricing

..... **DENG Shaohong, LI Ling, GUI Bin (86)**

【Chemical Engineering】

Numerical Analysis of Flow and Heat Transfer Characteristics of Helical Baffle Heat Exchanger with Winding Threaded Tubes

..... **WANG Yongqing, WANG Fangfang, GU Xin, WANG Dan, XIONG Xiaochao (92)**

文章编号: 1671-6833(2019)04-0001-07

基于遗传算法的变质量航天器姿态控制方法

蒋佩华¹, 华冰¹, 黄宇¹, 吴云华¹, 李剑飞², 张大伟²

(1.南京航空航天大学 航天学院,江苏 南京 210016; 2.北京空间飞行器总体设计部,北京 100000)

摘要: 针对变质量特性航天器这类复杂且非线性不确定系统的高精度姿态控制问题,提出了基于遗传算法的模型独立姿态控制方法.该算法在航天器模型独立的基础上采用适应度比例法对控制参数进行优化,不依赖航天器的质量参数辨识.仿真结果表明,基于遗传算法的模型独立姿态控制方法能在控制力矩和角速度约束的条件下,对变质量特性航天器进行高精度姿态控制.该算法对在轨服务航天器的使用具有重要价值.

关键词: 变质量特性航天器; 遗传算法; 在轨服务; 姿态控制; 模型独立

中图分类号: V448

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.009

0 引言

自20世纪60年代提出在轨服务技术概念以来,至今已经历几十年的发展历程.在这几十年间各国积极开展了一系列空间、地面实验和应用研究,展现了良好的应用前景.各国已进行过多次在轨服务项目的研究与实验^[1].在轨服务变质量特性航天器是指在轨服务航天器中,由于燃料的消耗,某些大型天线的展开等航天器构型的变化,从宇宙飞船或航天飞机上释放卫星,空间机器人捕获目标,清除轨道垃圾等载荷的在轨捕获与释放和与其他航天器的对接等^[2],导致系统的质量特性发生变化的航天器.而这种系统在执行任务的过程中存在非线性、时滞等问题,传统的线性系统分析方法对这种系统不适用.许多学者利用鲁棒控制、神经网络等^[3]理论进行研究并取得了大量成果,例如反馈线性化、PID控制、自适应控制等.但对于参数一直变化的系统而言,上述所提方法均有局限性,诸多问题需要进一步探索研究.

其中国内外学者将鲁棒控制应用到航天器系统中进行了许多的研究. Wu等^[4]利用混合方法研究了小卫星的姿态稳定问题,以期解决控制器的输出过大问题. Chu等^[5]考虑到模型参数的不确定性,制定了具有不确定参数的近似动

态模型,提出了一种鲁棒的自适应控制策略来分别补偿或拒绝这些不确定性. Huang等^[6]针对航天器太空执行任务过程中遇到的各种干扰以及参数变化的问题,将滑膜控制应用于PID控制中,两者结合以完成航天器姿态鲁棒控制. 秦靖^[7]针对奇异摄动系统提出了控制器设计方法. 周燕茹等^[8]针对存在外部干扰以及摄动干扰的航天器姿态机动问题,给出一种新的非线性鲁棒 H_∞ 控制方法. 袁国平等^[9]提出了一种基于鲁棒自适应方法的解耦控制算法,以解决带有干扰及转动惯量不确定的航天器姿态控制问题. 全西岳等^[10]使用多目标综合技术给出了静态输出反馈控制器,研究了控制输入有饱和和约束的参数变化航天器的鲁棒稳定性及抑制干扰问题. 但是该方法并未考虑附件频率以及刚柔耦合矩阵的不确定性. Yang等^[11]研究了低地球轨道航天器在交会时轨道转移过程中参数变化情况下的轨道鲁棒控制问题.

随着控制理论的发展,逐渐将自适应控制、变结构控制等先进控制理论应用到航天器控制领域中,以提高参数变化航天器控制系统不确定情况下的鲁棒性能. 笔者针对变质量特性航天器,采用飞轮和控制力矩陀螺联合使用的混合执行机构. 飞轮具有高精度、高稳定度,但是控制力矩较小,动态响应慢;而控制力矩陀螺可以提供较大力矩

收稿日期: 2019-01-07; 修订日期: 2019-03-13

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61673208)

通信作者: 华冰(1978—),女,辽宁抚顺人,南京航空航天大学副研究员,博士,主要从事组合导航研究, E-mail: huabing@nuaa.edu.cn.

且动态响应快,两者可以发挥各自优势,共同实现航天器的高性能姿态控制.考虑到卫星姿态控制系统是一个复杂的非线性系统,以及实际卫星大角度姿态机动过程中会出现力矩饱和、角速度限制等问题,笔者设计了基于遗传算法的变质量特性航天器姿态机动控制方法,将其与具有模型依赖的递阶饱和 PD 姿态控制方法的控制性能进行比较.仿真结果表明,基于遗传算法的模型独立姿态控制更适合非线性系统环境,航天器的姿态控制在参数变化的情况下具有更高的精度与稳定性.

1 建立卫星模型

1.1 卫星姿态运动学和动力学模型

由四元数描述的姿态运动学方程为^[12]:

$$\begin{aligned} \dot{\bar{q}} &= [\dot{q}_0 \quad \dot{q}_1 \quad \dot{q}_2 \quad \dot{q}_3]^T = \\ &= \frac{1}{2} \Omega(\omega) \bar{q}, \end{aligned} \quad (1)$$

式中: \bar{q} 为姿态四元数; ω 为姿态角速度.假设卫星为刚体模型,则姿态动力学方程为:

$$\dot{\omega} = J^{-1}(-[\omega \times] J \omega + T_c + T_d), \quad (2)$$

式中: J 为转动惯量; ω 为姿态角速度; T_c 为控制力矩; T_d 为干扰力矩.

1.2 干扰力矩建模

在轨服务卫星在执行任务期间,会受到很多干扰力矩的影响,笔者考虑了其中几种主要的干扰力矩:气动阻力矩、地磁力矩、重力梯度力矩,并分别对其建模^[13].

(1) 气动阻力矩.气动干扰力矩表示为:

$$T_a = C_d \rho V_R^2 A_p \cdot (R_p \times v) / 2, \quad (3)$$

式中: C_d 为阻力系数; ρ 为空气密度; V_R 表示卫星与大气之间的相对速度; A_p 为迎风面积; R_p 为卫星质心气动压力作为的中心的矢量; v 为入射空气流的速度单位矢量.

(2) 地磁力矩.卫星地磁干扰力矩为:

$$\vec{T}_{dm} = \vec{m}_{sat} \times \vec{B}^b, \quad (4)$$

式中: \vec{m}_{sat} 为星上总剩磁磁矩; \vec{B}^b 为地球磁场强度.为了方便仿真,对干扰力矩模型进行简化,如下式所示:

$$T_d = 0.0005 \times \begin{bmatrix} 1 - \sin(\pi \cdot t/50) \\ 1 + \sin(\pi \cdot t/50) \\ 1 - \cos(\pi \cdot t/50) \end{bmatrix}. \quad (5)$$

(3) 重力梯度力矩.若地球质量均匀分布,则相对于轨道坐标系,重力梯度力矩向量可以表

示为:

$$T_g = \frac{3\mu}{r^3} (E \times J E), \quad (6)$$

式中: μ 为万有引力常数; r 为卫星质心到地球中心的距离; E 为卫星质心指向地球的单位矢量; J 为卫星的转动惯量矩阵.

2 变质量特性航天器模型独立姿态控制律设计

具有模型独立的姿态控制系统不依赖于模型参数的变化,控制律设计如下^[14]:

引理 2-1 设姿态四元数为 q , 单位矢量为 u , 则可以定义 q_u 、 q_R :

$$\begin{cases} q_u = \begin{bmatrix} \tilde{q}_u \\ q_{u4} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u \sin\left(\frac{\alpha}{2}\right) \\ \cos\left(\frac{\alpha}{2}\right) \end{bmatrix}; \\ q_R = q_u^* \otimes q, \end{cases} \quad (7)$$

式中: q_u^* 为 q_u 的共轭四元数. 定义 $\theta = 2 \tan 2(u^T \tilde{q}, q_4)$, 那么有 $q = q_u \otimes q_R$, $u^T \tilde{q}_R = 0$, $\tilde{q}_u^T \tilde{q}_R = 0$, $\omega_u = \dot{\theta} u$, 其中 ω_u 是绕 q_u 的角速度.

引理 2-2 设 ω_u 为星体绕 q_u 欧拉轴的角速度, ω_R 为星体绕 q_R 欧拉轴的角速度, 即满足

$$\dot{q}_u = \frac{1}{2} q_u \otimes \omega_u, \quad \dot{q}_R = \frac{1}{2} q_R \otimes \omega_R,$$

可得星体角速度为:

$$\omega = q_R^* \otimes \omega_u \otimes q_R + \omega_R. \quad (8)$$

在基于欧拉轴转动时, $\|q_R - 1\| = 0$, 其中 $q_u = q$.

定理 2-1 对于 $\forall \varepsilon > 0$, 当 $k_1, k_2, k_3, d > 0$ 且 $k_1 \neq k_2$ 时, $\exists \delta > 0$ 满足控制律 $\tau = (-k_1 \tilde{q} - k_2 \tilde{q}_R - d\omega) / k_3$; $0 \leq \|q_R(0) - 1\| \leq \delta$, 且有如下结论成立: q 渐近稳定, 即 $q(\infty) = 1$; $\forall t > 0$ 时, 有 $\|q_R(t) - 1\| \leq \varepsilon$.

可将 $\omega(t)$ 分解: $\omega = uu^T \omega + (I_3 - uu^T) \omega$, 式中: I_3 是 3×3 单位阵; u 为单位矢量, 将定理 2-1 应用到上式中可得 $J\dot{\omega} + \omega \cdot J\omega = (-k_1 \tilde{q} - k_2 \tilde{q}_R - d\omega) / k_3$. 所以整理得:

$$\dot{\omega} = -J^{-1}(k_1 \tilde{q} + k_2 \tilde{q}_R) / k_3 - (J^{-1}d/k_3) \omega. \quad (9)$$

设计控制律时, 应保证 $d_2 > d_1$.

定理 2-2 $\forall \varepsilon > 0$, 当 $k_1, k_2, k_3, d_1, d_2 > 0$ 且 $k_1 \neq k_2$ 时, $\exists \delta > 0$, $0 \leq \|q_R(0) - 1\| \leq \delta$, 故有 q 渐近稳定, 即 $q(\infty) = 1$, $\forall t > 0$ 时, 有

$$\| \mathbf{q}_R(t) - \mathbf{1} \| \leq \varepsilon.$$

设当前四元数 $\mathbf{q} = (q_1, q_2, q_3, q_4)$, 目标四元数 $\mathbf{q}_f = (q_{1f}, q_{2f}, q_{3f}, q_{4f})$, 则误差四元数 $\mathbf{q}_e = (q_{1e}, q_{2e}, q_{3e}, q_{4e})$, $\mathbf{q}_e = \mathbf{q}_f^{-1} \otimes \mathbf{q}$.

记 $\tilde{\mathbf{q}}_e = (q_{1e}, q_{2e}, q_{3e})$, 则有:

$$\tau = \{ -k_1 \tilde{\mathbf{q}}_e - k_2 \tilde{\mathbf{q}}_R - [d_1 \mathbf{u} \mathbf{u}^T + d_2(\mathbf{I}_3 - \mathbf{u} \mathbf{u}^T)] \boldsymbol{\omega} \} / k_3. \quad (10)$$

上式中 $k_2 \tilde{\mathbf{q}}_R / k_3$ 和 $d_2(\mathbf{I}_3 - \mathbf{u} \mathbf{u}^T) \boldsymbol{\omega} / k_3$ 较小, 可忽略不计. 记 $\boldsymbol{\omega}' = \mathbf{u} \mathbf{u}^T \boldsymbol{\omega}$, 则控制律为:

$$\tau = (-k_1 \tilde{\mathbf{q}}_e - d_1 \boldsymbol{\omega}') / k_3. \quad (11)$$

设计刚性航天器控制律为:

$$\mathbf{U} = Q_2 \text{sat}_n [P_2 \boldsymbol{\omega} + Q_1 \text{sat}_n (P_1 \tilde{\mathbf{q}})] , \quad (12)$$

式中: P_i, Q_i 是控制律增益.

$\text{sat}_n(\mathbf{x})$ 是关于 \mathbf{x} 的规范化的饱和函数, $\sigma(\mathbf{x})$ 是以 \mathbf{x} 为变量的正标量函数, 取 $\sigma(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x}\|_2 = \sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}$ 或 $\sigma(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x}\|_\infty = \max_i |x_i|$.

$$\text{sat}_n(\mathbf{x}) = \begin{cases} \mathbf{x}, & \sigma(\mathbf{x}) < 1; \\ \mathbf{x} / \sigma(\mathbf{x}), & \sigma(\mathbf{x}) \geq 1. \end{cases} \quad (13)$$

根据式(13), 定义 $\text{sat}_n(\tilde{\mathbf{q}}_e)$ 为:

$$\text{sat}_n(\tilde{\mathbf{q}}_e) = \begin{cases} \tilde{\mathbf{q}}_e, & \|\tilde{\mathbf{q}}_e\|_\infty / q_{\text{emax}} < 1; \\ \tilde{\mathbf{q}}_e q_{\text{emax}} / \|\tilde{\mathbf{q}}_e\|_\infty, & \|\tilde{\mathbf{q}}_e\|_\infty / q_{\text{emax}} \geq 1, \end{cases} \quad (14)$$

式中: q_{emax} 为 $\tilde{\mathbf{q}}_e$ 中最大值, 此时, 模型独立控制律为:

$$\mathbf{U} = -\text{sat}_n \{ [k_1 \text{sat}_n(\mathbf{q}_e) + k_2 \mathbf{q}_R + (d_1 \mathbf{u} \mathbf{u}^T + d_2(\mathbf{I}_3 - \mathbf{u} \mathbf{u}^T)) \boldsymbol{\omega}] / k_3 \} , \quad (15)$$

式中: \mathbf{u} 为单位矢量; $\boldsymbol{\omega}$ 为星体角速度; \mathbf{q}_e 为误差四元数; \mathbf{I}_3 为 3×3 单位阵; \mathbf{u} 为单位矢量; k_1, k_2, k_3, d_1, d_2 为控制参数. 由上述控制律可知, 该控制律复杂且参数较多, 控制系统参数需要人为调整确定, 无法保证控制参数的最优性. 笔者在模型独立的基础上, 提出基于遗传算法 (genetic algorithms, GA) 的模型独立姿态控制算法, 以期完成参数的在线整定, 得到最优控制参数, 更加快速高效地完成姿态机动.

遗传算法是一种人工智能仿生算法, 其根据适者生存、优胜劣汰等规则搜索计算候选解以求得最优解. 对于许多传统数学无法解决的复杂问题, 尤其是优化问题, 遗传算法都能很好地解决. 由此, 笔者将遗传算法这种仿生智能算法应用于模型独立姿态控制系统中, 解决传统

方法无法实现的参数优化问题.

遗传算法是通过遗传和变异而形成的一种概率搜索方法^[15]. 遗传算法涉及 3 个运算, 分别是选择、交换和变异. 选择主要是对候选参数去劣存优, 笔者采用的是适应度比例法. 为了创造出新的候选参数, 保证候选参数的数量, 对候选参数进行交换操作, 产生新的优秀参数进入下一次迭代. 为了保证候选参数在经过选择交换后不会破坏控制参数的多样性, 会对某些候选控制参数进行变异操作.

由于变质量特性航天器姿态控制器的参数和所预定的优化指标之间不存在明显的映射, 所以选择合适的目标参数是优化变质量特性航天器控制器参数的重要步骤. 笔者提出了一种变质量特性航天器系统优化策略, 其优化模型如图 1 所示.

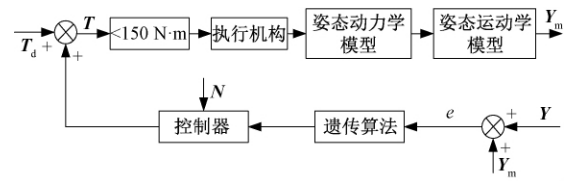


图 1 姿态控制系统优化模型图

Fig.1 Attitude control system optimization model diagram

图 1 中, \mathbf{Y} 为期望的姿态角速度; \mathbf{Y}_m 为卫星实际输出姿态角速度; \mathbf{T} 为控制力矩; e 为实际输出与期望输出的误差绝对值; \mathbf{T}_d 为干扰力矩; \mathbf{N} 为系统控制器输入. 将误差绝对值作为目标函数, 遗传算法程序通过判断目标函数的值以调整控制器参数, 直到输出的误差达到一定的范围值, 从而得到参数近似最优解.

算法开始时先随机地产生大量一系列候选参数, 根据这些候选参数计算它们的适应度. 然后根据所要求的适应度标准, 筛出适应度低的参数, 留下性能好的候选参数进入下一次迭代, 这样不断迭代直到找到满足预定优化指标的近似最优解. 变质量特性航天器的姿态控制系统优化流程图如图 2 所示.

3 仿真结果

为了更好地分析基于遗传算法的模型独立姿态控制方法的控制性能及精度, 本节给出了两种算法的仿真结果. 分别对模型依赖的递阶饱和 PD 控制方法以及基于遗传算法的模型独立控制方法进行仿真.

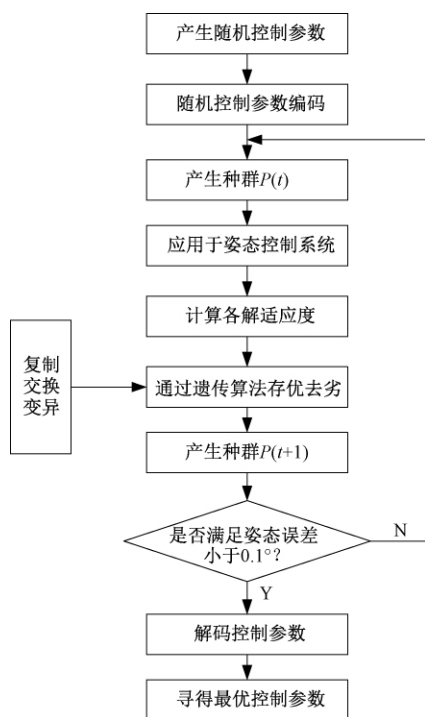


图2 姿态控制系统优化流程图

Fig.2 Attitude control system optimization flow chart

3.1 模型依赖的递阶饱和 PD 控制仿真结果及分析

模型依赖的递阶饱和 PD 控制方法是在基于欧拉轴转动的 PD 控制的基础上,针对卫星在大角度机动过程中会出现初始误差很大从而导致姿态控制过程中存在初始控制力矩过大的问题,给出的一种当输入受限时的鲁棒控制方法^[16].在本文姿态动力学和运动学的条件下,限制了参与反馈的四元素的大小和执行机构的输出控制力矩,避免了执行机构饱和,强迫星体加速度提前穿越零点,由此得到的控制律形式如下:

$$U = \underset{T_{\max}}{\text{sat}}(-k\tilde{J}\text{sat}(q_v) - d\tilde{J}\omega + \omega \times \tilde{J}\omega), \quad (16)$$

式中: \tilde{J} 为转动惯量; ω 为星体角速度; k 、 d 为控制参数; q_v 为星体四元数.该方法在控制力矩受限的情况下,保证了航天器姿态角速度在限定范围内也可以得到良好的控制精度,但是机动执行时间超过 100 s,且机动初始阶段力矩超过了所要求的范围.且该方法会依赖于模型参数的变化,对于变质量特性航天器的控制系统来说,其控制性能以及控制精度都会受到影响.

设置卫星的转动惯量:

$$J = \begin{bmatrix} 8.24678\text{E}4 & 5.672762 & -17.230648 \\ 5.672762 & 1.137594\text{E}4 & 8.101119 \\ -17.230648 & 8.101119 & 8.574834\text{E}4 \end{bmatrix}.$$

变质量特性航天器初始四元数: $q(0) = [-0.2342, -0.2110, 0.2110, 0.9252]^T$, 初始角速度 $[0, 0, 0]$ rad/s. 参数变化航天器目标四元数 $q(\infty) = 1$, 目标角速度 $[0, 0, 0]$ rad/s, 本仿真考虑了重力梯度力矩和随机干扰力矩. 姿态测量误差视为白噪声. 陀螺测量精度为 $0.001 (^\circ)/s$, 执行机构最大力矩限制为 $\pm 150 (N \cdot m)$.

控制器其他参数分别选取为:

$$k = 0.06, d = 0.43.$$

该控制律作用下的仿真结果如图 3~7 所示.

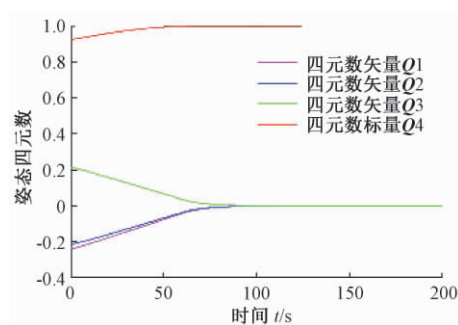


图3 姿态四元数

Fig.3 Attitude quaternion

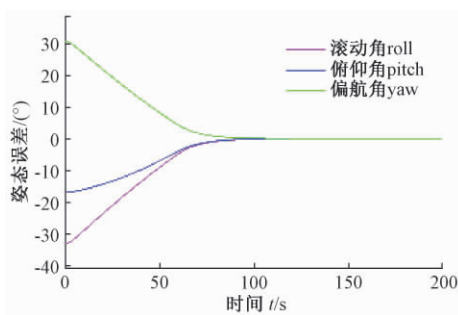


图4 姿态误差

Fig.4 Attitude error

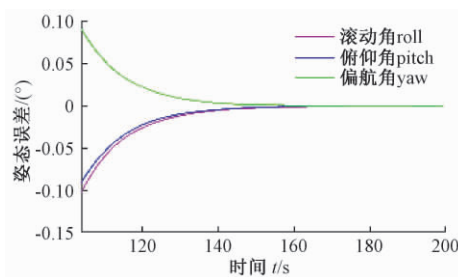


图5 姿态误差局部放大

Fig.5 Attitude error partial amplification

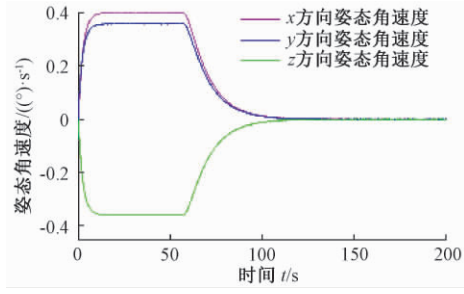


图6 姿态角速度

Fig.6 Attitude angular velocity

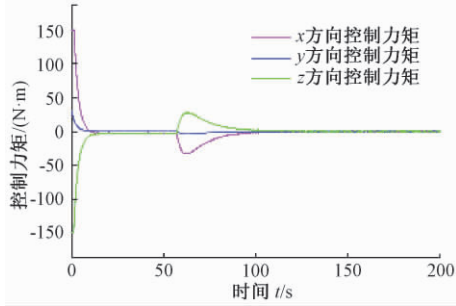


图7 三轴控制力矩

Fig.7 Three-axis control torque

从仿真结果可以看出,具有模型依赖的递阶饱和PD控制约在104 s完成姿态机动,控制精度 $\leq 0.1^\circ$.在该方法控制下卫星本体角速度均在 $0.5 (^\circ)/s$ 以内,没有超过允许的最大转动角速度的限制.若控制输入不受限,则仅在初始阶段超出 $150 \text{ N}\cdot\text{m}$.

3.2 基于遗传算法的模型独立姿态控制仿真结果及分析

控制律为:

$$\begin{aligned} \mathbf{U} = & -\text{sat}\{ [k_1 \text{sat}(q_e) + k_2 \mathbf{q}_R + \\ & (d_1 \mathbf{u} \mathbf{u}^T + d_2 (\mathbf{I}_3 - \mathbf{u} \mathbf{u}^T)) \boldsymbol{\omega}] / k_3 \}. \quad (17) \end{aligned}$$

该仿真中卫星的转动惯量、参数变化航天器的初始四元数、初始角速度、目标四元数、目标角速度均与上节相同.为使条件 $0 \leq \|\mathbf{q}_R(0) - 1\| \leq \delta$ 满足, \mathbf{u} 与 $\tilde{\mathbf{q}}(0)$ 夹角应尽量小,实际可取 $\mathbf{u} = [-0.6174 \quad -0.5562 \quad 0.5562]^T$, $\omega_{\text{emax}} = 0.5 (^\circ)/s$.本仿真考虑了重力梯度力矩和随机干扰力矩,并将姿态测量误差视为白噪声.遗传算法中,种群数量取50个,交换概率取0.4,变异概率取0.01,进行100代GA运算后近似得到 $d_1 = 90$.

控制器其他参数分别选取: $k_1 = 15, k_2 = 150, d_2 = 300, k_3 = 160$.

控制律作用下的仿真结果如图8~12所示.从仿真结果可以看出,基于遗传算法的模型独立姿态控制约在74 s完成姿态机动,控制精度 \leq

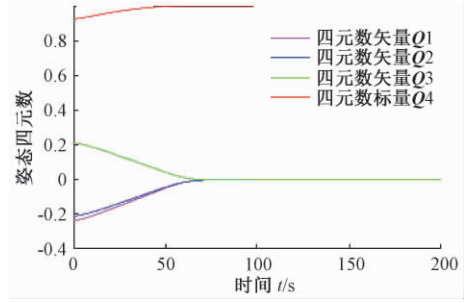


图8 姿态四元数

Fig.8 Attitude quaternion

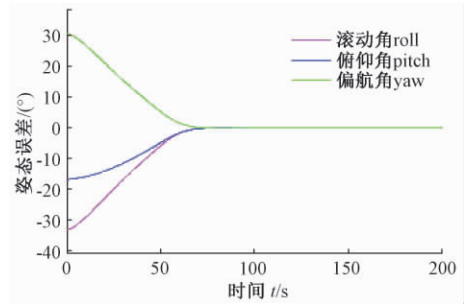


图9 姿态误差

Fig.9 Attitude error

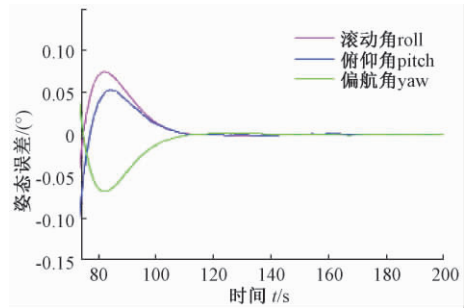


图10 姿态误差局部放大

Fig.10 Attitude error partial amplification

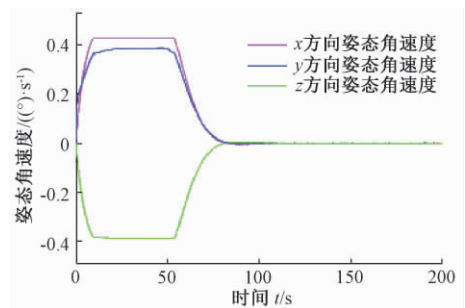


图11 姿态角速度

Fig.11 Attitude angular velocity

0.1° .在该方法控制下卫星本体角速度均在 $0.5 (^\circ)/s$ 以内,没有超过允许的最大转动角速度的限制.且三轴控制力矩均未超过 $150 \text{ N}\cdot\text{m}$.

对笔者提到的两种控制方法进行进一步详细比较,具体比较结果如表1所示.

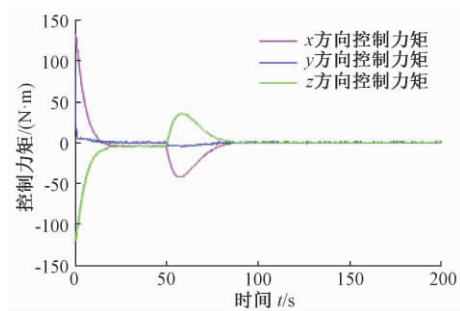


图 12 三轴控制力矩

Fig.12 Three-axis control torque

表 1 姿态控制算法对比

Tab.1 Attitude control algorithm comparison

方法	结果
模型依赖的递阶饱和和 PD 控制	控制律简单,控制参数少;
	执行机动时间和控制精度依赖模型转动惯量估计精度;
	若转动惯量估计精确,执行机动时间约为 104 s;
	机动过程中,控制器最大输出在执行机构限值外;
	机动过程中,最大姿态角速度在限值内;
基于遗传算法的模型独立姿态控制	控制精度 $\leq 0.1^{\circ}$
	控制律稍复杂,控制参数较多;
	执行机动时间和控制精度不依赖模型转动惯量估计精度;
	执行机动时间约为 74 s;
	机动过程中,控制器最大输出在执行机构限值内;
	机动过程中,最大姿态角速度在限值内;
	控制精度 $\leq 0.1^{\circ}$

3.3 遗传算法稳定性分析

由于遗传算法中交叉和变异的过程是靠选择机制实现结果的趋优,故遗传算法存在随机性.为分析本实验仿真的稳定性,进行了 25 次仿真实验,实验结果统计如表 2 所示.由表 2 可知,经过遗传算法优化迭代得到的控制参数十分近似,机动时间也都在 74 s 左右,并且控制精度均 $\leq 0.1^{\circ}$,具有一定的稳定性.

4 结论

笔者设计了基于遗传算法的变质量特性航天器模型独立姿态控制算法.由仿真结果可知,笔者提出的基于遗传算法的模型独立姿态控制方法相比于模型依赖的递阶饱和和控制算法,具有更高的

表 2 实验结果统计表

Tab.2 Experimental result statistics

实验次数	控制参数	机动时间/s	控制精度/($^{\circ}$)
1	90	74	0.075
2	90	74	0.075
3	89	73	0.090
4	89	73	0.090
5	90	74	0.075
6	89	73	0.090
7	90	74	0.075
8	89	73	0.090
9	90	74	0.075
10	90	74	0.075
11	90	74	0.075
12	90	74	0.075
13	90	74	0.075
14	90	74	0.075
15	92	77	0.060
16	90	74	0.075
17	90	74	0.075
18	90	74	0.075
19	90	74	0.075
20	90	74	0.075
21	90	74	0.075
22	90	74	0.075
23	90	74	0.075
24	90	74	0.075
25	90	74	0.075

控制精度,机动执行时间缩短,且控制力矩以及姿态角速度均可控制在要求范围内.综合比较,基于遗传算法的模型独立姿态控制方法更适用于变质量特性航天器,对于在轨服务航天器的姿态控制具有重要意义.

参考文献:

- [1] 王晓海.空间在轨服务技术及发展现状与趋势[J].卫星与网络,2016(3):70-76.
- [2] 徐文福,何勇,王学谦,等.航天器质量特性参数的在轨辨识方法[J].宇航学报,2010,31(8):1906-1914.
- [3] 陈海涛,宋申民.考虑执行器性能约束的刚体航天器鲁棒姿态跟踪控制[J].控制与决策,2018,34(4):735-742.
- [4] WU B L, CAO X B, LI Z X. Multi-objective output-feedback control for microsatellite attitude control: an LMI approach[J]. Acta astronautica, 2009, 64(11/12):1021-1031.
- [5] CHU Z Y, LEI Y A, LI D. Dynamics and robust adaptive control of a deployable boom for a space probe[J].

- Acta astronautica, 2014, 97: 138–150.
- [6] HUANG G S, UANG H J. Robust adaptive pid tracking control design for uncertain spacecraft systems: a fuzzy approach [J]. IEEE transactions on aerospace and electronic systems, 2006, 42(4) : 1506–1514.
- [7] 秦靖. 不确定线性奇异摄动系统鲁棒控制研究 [D]. 杭州: 浙江大学信息学院, 2007.
- [8] 周燕茹, 曾建平. 航天器姿态机动的非线性鲁棒 H_∞ 控制方法 [J]. 控制与决策, 2017, 32(4) : 625–631.
- [9] 袁国平, 史小平, 李隆. 航天器的自适应鲁棒姿态控制器设计 [J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(12) : 2524–2528.
- [10] 全西岳, 李东旭. 基于迭代 LMI 的航天器的姿态静态输出反馈 [J]. 宇航学报, 2007, 28(3) : 539–544.
- [11] YANG X B, GAO H J, SHI P. Robust orbital transfer for low earth orbit spacecraft with small-thrust [J]. Journal of the franklin institute, 2010, 347(10) : 1863–1887.
- [12] 吴云华. 编队飞行卫星相对姿态确定与控制方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学航天学院卫星技术研究所, 2006.
- [13] 叶东. 敏捷卫星姿态快速机动与稳定控制方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学航天学院卫星技术研究所, 2013.
- [14] 王峰. 在轨服务航天器对目标逼近过程动力学与控制研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学航天学院卫星技术研究所, 2009.
- [15] 穆瑞杰. 基于遗传算法的地铁车站引导标识布点探析 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(1) : 73–77.
- [16] 胡雅博. 姿态角速度受限的微小卫星姿态敏捷机动控制方法研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学航天学院, 2016.

The Attitude Control Method of Variable Mass Spacecraft Based on Genetic Algorithm

JIANG Peihua¹, HUA Bing¹, HUANG Yu¹, WU Yunhua¹, LI Jianfei², ZHANG Dawei²

(1. College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 2. Beijing Space Vehicle General Design Department, Beijing 100000, China)

Abstract: A model independent attitude control method based on genetic algorithm(GA) was proposed to solve the high-precision attitude control problem of complex and nonlinear uncertain systems such as variable mass characteristic spacecraft. The algorithm optimized the control parameters based on the independent scale of the spacecraft model, without relying on the quality parameter identification of the spacecraft. The simulation results showed that the model independent attitude control method based on genetic algorithm could control the spacecraft with variable mass characteristics under the condition of controlling torque and angular velocity constraints. The algorithm would be of great value for the use of orbiting spacecraft.

Key words: variable mass characteristic spacecraft; genetic algorithm; on-orbit service; attitude control; model independence

文章编号: 1671-6833(2019)04-0008-07

基于多学习多目标鸽群优化的动态环境经济调度

闫 李, 李 超, 柴旭朝, 瞿博阳

(中原工学院 电子信息学院, 河南 郑州 450007)

摘 要: 针对电力系统动态环境经济调度(DEED)问题,提出了一种基于多学习策略的多目标鸽群优化(MLMPIO)算法.在多学习策略中,种群个体可以向外部存档集中的多个全局最优位置以及个体的历史最优位置进行学习,进而保持种群的多样性和全局搜索能力,避免陷入早熟收敛.引入了小概率变异扰动机制,进一步增强种群的多样性.为提升算法的运行效率,采用容量自适应变化的外部存档集来存储当前 Pareto 最优解集.为验证所提算法的性能,将 MLMPIO 应用于 10 机组电力系统的 DEED 问题求解.仿真结果证明了 MLMPIO 算法解决此类问题的可行性和有效性.

关键词: 环境经济调度; 多目标优化; 鸽群优化; 多学习; 小概率变异

中图分类号: TM734

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.023

0 引言

近年来,为综合考虑电力系统运行的经济效益和污染排放问题,并同时兼顾不同调度周期之间的相互影响,动态环境经济调度(dynamic economic emission dispatch, DEED)得到了众多研究者的青睐^[1-4]. DEED 兼顾了总调度周期内污染排放和发电成本这两个相互竞争的目标,在满足包括机组平衡约束、爬坡速率约束等多个等式和不等式约束的前提下,通过分时段调配各个机组的出力大小,实现这两个目标的同时最小化.显然,DEED 是一种更实用、更符合实际短期调度需求的模型,但这也使得 DEED 问题更加难以求解.在综合考虑上述因素的前提下,DEED 问题成为一个典型的高维度、强耦合、非线性和非凸的多目标优化问题(multi-objective optimization problem, MOP).

目前,依据所用优化算法的不同,对于多目标 DEED 问题的求解,大致可分为两类:基于单目标优化算法的求解方法和基于多目标优化算法的求解方法.基于单目标优化算法的求解利用约束条件法^[5]或权重系数法^[6-7]等将多目标 DEED 问题

转化为单目标问题,以降低求解难度.但该方法无法在单次运行中为决策者提供多而优的选择方案.基于多目标优化算法的求解将 DEED 问题当作一个真正的 MOP,应用启发式算法对两个目标进行同时优化.目前已经有文献报道的该类算法包括 NSGA-II^[3]、改进的 NSGA-II^[8]、改进的自适应多目标差分算法(MAMODE)^[4]、改进的基于差分进化的混合化学反应算法(HCRO)^[9]、改进的细菌觅食算法^[10]以及群搜索优化算法^[11]等.然而,针对复杂的 DEED 问题,设计出更优的优化算法进一步改进其调度性能,将会是 DEED 领域一个持续的研究重点.

鸽群优化(pigeon-inspired optimization, PIO)^[12]算法是 Duan 等提出的一种新型仿生群体智能优化算法,通过模拟鸽群归巢过程的特殊导航行为,设计出地图和指南针算子以及地标算子来分阶段指导鸽群个体的飞行.目前,PIO 已成功应用于无人机紧密编队协同控制^[13]、舰载机控制器设计^[14]、直流无刷电机参数设计^[15]等单目标优化问题的求解.然而,对于 MOP 的求解,PIO 还很少涉及.2015 年, Qiu 等^[16]提出了基于帕累托排序机制和合并算子的多目标鸽群优化算法

收稿日期: 2018-11-16; 修订日期: 2019-05-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61673404, 61873292); 河南省高等学校重点科研项目(19A120014); 河南省高校创新人才项目(16HASTIT033); 中国纺织工业联合会科技指导性项目计划(2018104); 河南省科技攻关项目(182102210128); 河南省高等学校青年骨干教师培养计划项目(2018GGJS104)

通信作者: 瞿博阳(1984—),男,河南武陟人,中原工学院教授,博士,主要从事进化计算、机器学习等方向的研究,
E-mail: quboyang@zut.edu.cn.

(multi-objective pigeon-inspired optimization, MPIO). 但是, MPIO 在解决较为复杂的 MOP 时, 容易出现早熟收敛, 陷入局部最优区域而无法获得全局最优解集.

笔者提出了一种基于多学习策略的多目标鸽群优化算法 (multiple learning multi-objective pigeon-inspired optimization, MLMPIO) 对 DEED 问题进行求解. 在多学习策略中, 鸽群个体向多个全局最优位置进行学习, 加强种群的社会学习能力, 从而增强种群的全局探索能力; 多学习策略还引入个体对历史最优位置的认知学习, 以增强种群的局部搜索能力. 此外, MLMPIO 采用容量自适应调整的外部存档集来存储当前帕累托最优解集, 以提升算法的运行效率, 并引入小概率变异扰动机制, 进一步增强种群的多样性. 为验证所提算法求解 DEED 问题的有效性, 笔者采用 10 机组电力系统进行算例研究.

1 DEED 数学模型

本节首先对 DEED 的目标和约束进行描述, 从而建立起多目标 DEED 的数学模型.

1.1 目标函数

(1) 燃料费用. 在考虑发电机组阀点效应的前提下, 每台机组的燃料成本函数可由一个正弦函数和一个二次函数之和构成. 因此, 在所有调度周期内, N 台机组的总燃料费用可表达为:

$$f_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N \{ a_i + b_i P_{it} + c_i P_{it}^2 + |d_i \sin [e_i (P_i^{\min} - P_{it})]| \}. \quad (1)$$

式中: T 代表调度周期的个数; a_i 、 b_i 、 c_i 、 d_i 和 e_i 分别为第 i 台发电机的燃料费用系数; P_{it} 是第 i 台机组在调度周期 t 的有功出力; P_i^{\min} 是机组 i 的最小出力.

(2) 污染排放. 系统污染排放量的目标函数可表达为:

$$f_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N [\alpha_i + \beta_i P_{it} + \gamma_i (P_{it})^2 + \eta_i \exp(\delta_i P_{it})], \quad (2)$$

式中: α_i 、 β_i 、 γ_i 、 η_i 、 δ_i 是机组 i 的污染气体排放系数.

1.2 约束

(1) 功率平衡约束. 功率平衡约束为等式约束:

$$\sum_{i=1}^N P_{it} = P_{Dt} + P_{Lt}, t \in T, \quad (3)$$

式中: P_{Dt} 和 P_{Lt} 分别代表第 t 个调度周期内的负

荷和网损大小. 网损 P_{Lt} 可通过 B 系数法求得:

$$P_{Lt} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_{it} B_{ij} P_{jt} + \sum_{i=1}^N P_{it} B_{i0} + B_{00}, t \in T, \quad (4)$$

式中: B_{ij} 、 B_{i0} 、 B_{00} 是网损计算的 B 系数.

(2) 机组出力约束.

$$P_i^{\min} \leq P_{it} \leq P_i^{\max}, i \in N, t \in T, \quad (5)$$

式中: P_i^{\min} 和 P_i^{\max} 分别代表机组 i 的最小出力 and 最大出力.

(3) 机组出力爬坡约束.

$$\begin{cases} P_{it} - P_{i(t-1)} \leq U_{Ri}; \\ P_{i(t-1)} - P_{it} \leq D_{Ri}, \end{cases} i \in N, t \in T, \quad (6)$$

式中: U_{Ri} 和 D_{Ri} 分别代表机组 i 出力的上升及下降爬坡速率.

1.3 数学模型

基于以上分析, DEED 问题可转换为带有约束的多目标优化问题, 其数学模型为:

$$\begin{cases} \min & [f_1(P), f_2(P)]; \\ \text{s.t.} & g_i(P) = 0, i = 1, 2, \dots, p; \\ & h_j(P) \leq 0, j = 1, 2, \dots, q, \end{cases} \quad (7)$$

式中: p 和 q 分别为等式和不等式约束的数量.

对于多目标 DEED 问题而言, 在满足所有等式和不等式约束的条件下, 使得燃料费用 f_1 和污染排放 f_2 这两个相互矛盾的目标同时实现最小化, 进而得到全部发电机组在所有调度周期内的最优调度方案.

2 MLMPIO 算法

2.1 MPIO 算法

PIO^[12] 是一种模拟自然界中鸽群归巢行为的新群体智能优化算法. 在初始进化阶段, 鸽群依赖于地图和指南针算子进行导航; 在旅程中期, 导航工具切换为地标算子, 重新评估飞行路线并进行修正. 该算法具有理论简单、收敛速度快等特点, 但标准 PIO 主要适用于单目标问题. 因此, 为解决多目标优化问题, Qiu 等^[16] 提出了基于 Pareto 排序机制和合并算子的多目标鸽群优化算法 (MPIO).

(1) Pareto 排序机制. Pareto 排序机制由非支配排序算子和拥挤距离算子两部分构成. 首先, 依据个体间的支配关系, 利用快速非支配排序^[17] 将鸽群个体划分为不等的非支配等级, 其中位于第一等级的个体构成了当前种群的非支配解集. 然后, 利用拥挤距离算子计算不同非支配等级中个体间的拥挤距离, 并依据拥挤距离的大小对个体再次进行排序. 在两个算子的操作完成后, 鸽

群个体依据其非支配等级的不同被划入不同的集合,同时集合中的个体依据拥挤距离的大小按降序排列. Pareto 排序机制的流程如图 1 所示.

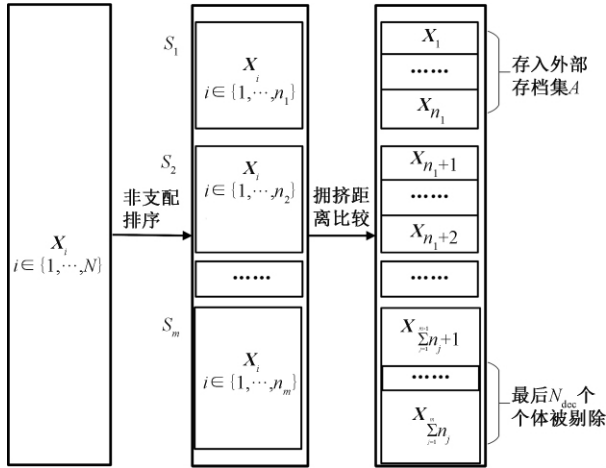


图 1 Pareto 排序过程

Fig.1 Process of Pareto sorting

如图 1 所示, Pareto 排序完成后, 当前种群的非支配解集被存入外部存档集; 同时, 具有最大非支配等级且拥挤距离最小的后 N_{dec} 个个体被当作劣等鸽剔除.

(2) 合并算子. MPIO 将地图和指南针算子以及地标算子进行融合, 得到一个新的合并算子, 进而利用该算子对鸽群个体进行速度和位置更新. 合并算子的具体形式如下:

$$\begin{cases} N_p = N_p - N_{dec}; \\ \mathbf{V}_i(t) = \mathbf{V}_i(t-1) \cdot e^{-R \times t} + rand_1 \cdot tr \cdot (1 - \log_{gm} t) \cdot (\mathbf{x}_g - \mathbf{x}_i(t-1)) + rand_2 \cdot tr \cdot (\log_{gm} t) \cdot (\mathbf{x}_c - \mathbf{x}_i(t-1)); \\ \mathbf{x}_i(t) = \mathbf{x}_i(t-1) + \mathbf{V}_i(t), i = 1, \dots, N_p, \end{cases} \quad (8)$$

式中: N_p 和 N_{dec} 分别代表 t 次迭代后的种群数量和每代需剔除的个体数量; gm 代表最大迭代次数; \mathbf{V}_i 代表 \mathbf{x}_i 的速度; R 是地图和指南针因子; tr 表示过渡因子; \mathbf{x}_g 表示当前种群的全局最优位置; \mathbf{x}_c 代表上一代非支配解集的中心位置, 其计算公式如下:

$$\mathbf{x}_c = \frac{\sum_{j=1}^n S_{1j}^x}{n}, \quad (9)$$

式中, S_{1j}^x 代表上一代非支配解集中第 j 个个体的位置; n 代表该非支配解集的大小.

2.2 基于多学习策略的多目标鸽群优化算法 (MLMPIO)

(1) 多学习策略. 如式(8)所示, 在 MPIO 的种

群搜索过程中, 鸽群个体同时向全局最优个体 \mathbf{x}_g 和非支配解集的中心位置 \mathbf{x}_c 学习. 在社会学习方面, MPIO 通过随机选择的方式从外部存档集中选择一个个体作为全局最优个体 \mathbf{x}_g , 进而利用该个体引导所有个体的移动搜索. 该方法虽然能够增强 MPIO 的收敛速度, 但是, 若所选择的全局最优个体处于局部最优区域或远离全局最优区域, 就可能导致种群陷入局部最优, 停止向全局最优解进化. 此外, MPIO 的引导个体 \mathbf{x}_g 和 \mathbf{x}_c 均是从全局角度考虑而设计的引导个体, 种群个体缺乏对自身的认知学习以及对局部区域的搜索和开发.

为解决上述问题, 笔者在 MPIO 中引入多学习策略, 对个体的速度与位置更新公式进行改进. 改进后的更新公式为:

$$\begin{cases} N_p = N_p - N_{dec}; \\ \mathbf{V}_i(t) = \mathbf{V}_i(t-1) \cdot e^{-R \times t} + tr \cdot (1 - \log_{gm} t) \cdot [rand_1 \cdot (\mathbf{x}_{g_i} - \mathbf{x}_i(t-1)) + rand_2 \cdot (\mathbf{x}_{p_i} - \mathbf{x}_i(t-1))] + tr \cdot (\log_{gm} t) \cdot rand_3 \cdot (\mathbf{x}_c - \mathbf{x}_i(t-1)); \\ \mathbf{x}_i(t) = \mathbf{x}_i(t-1) + \mathbf{V}_i(t), i = 1, \dots, N_p. \end{cases} \quad (10)$$

式中: \mathbf{x}_{g_i} 是个体 \mathbf{x}_i 对应的全局最优个体. 在对个体 \mathbf{x}_i 进行位置更新前, 首先从外部存档集中随机选择两个非支配个体作为该个体所对应的全局最优个体的备选集, 然后选择其中拥挤距离较大的个体作为 \mathbf{x}_i 的全局最优个体 \mathbf{x}_{g_i} . 在该策略作用下, 整个种群的进化由多个全局最优个体进行引导, 种群中的个体可以向不同的全局最优位置进行学习. 该策略能够保持种群的多样性和全局探索能力, 避免早熟收敛. 式(10)中, \mathbf{x}_{p_i} 表示个体 \mathbf{x}_i 的历史最优位置. \mathbf{x}_{p_i} 的引入能够增强鸽群个体对自身历史信息的认知学习, 从而改善种群的局部搜索能力, 帮助算法跳出局部最优. 因此, 个体认知学习的引入能够增强算法的局部开发能力, 改进 PIO 求解复杂优化问题的性能. 对于 \mathbf{x}_{p_i} 的更新, 笔者采用如下方法:

步骤 1 使用 \mathbf{x}_i 的初始值来初始化 \mathbf{x}_{p_i} ;

步骤 2 根据式(10)更新 \mathbf{x}_i ;

步骤 3 如果 $\mathbf{x}_i < \mathbf{x}_{p_i}$, 则 $\mathbf{x}_{p_i} = \mathbf{x}_i$; 反之, \mathbf{x}_{p_i} 保持不变; 如果 \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_{p_i} 互不支配, 则 $\mathbf{x}_{p_i} = \mathbf{x}_i$ 的概率为 0.5.

(2) 小概率变异扰动. 为进一步增强种群的多样性, 种群个体位置更新完成后对个体进行小概

率变异扰动. 该机制使得个体 x_i 以一定概率 P_m 在以 x_i 为中心, 半径为 r 的区域内进行随机变异. 变异形式如下所示:

$$x_i = \begin{cases} x_i + \text{random}(r, -r), & \text{if } \text{rand} \leq P_m; \\ x_i, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (11)$$

(3) 容量自适应变化的外部存档集. 在 MPIO 算法中, 采用外部存档集的方式来存储已经找到的 Pareto 最优解, 并随机从该外部存档集中选取全局最优位置. 但随着迭代次数的增加, 外部存档集中最优解的数量也会越来越多, 这会降低算法的运行速度, 影响算法的运行效率. 因此, 笔者采用自适应变化机制来动态调整每次迭代中外部存档集的容量, 该动态调整机制为:

$$EA(t) = EA_{\min} + [EA_{\max} - EA_{\min} \cdot (t/gm)], \quad (12)$$

式中: $EA(t)$ 表示第 t 代的外部存档集大小; EA_{\min} 和 EA_{\max} 分别表示外部存档集的最小容量和最大容量.

3 MLMPPIO 在 DEED 中的应用

3.1 种群初始化

对于多目标 DEED 问题, 每个机组在每个调度周期内的功率输出都应该作为种群个体的决策变量, 因此, 在 MLMPPIO 中, 种群大小为 N_p , 其中每个个体包含 NT 维决策变量, 表达形式如下:

$$X = \{x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_{N_p}\}, \quad (13)$$

$$x_i = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1T} \\ P_{21} & P_{22} & \cdots & P_{2T} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{N1} & P_{N2} & \cdots & P_{NT} \end{bmatrix}, \quad (14)$$

式中: N 是发电机组的数量; T 是调度周期的个数; P_{ij} 根据式(5)在其出力上下限之间随机产生.

3.2 算法流程

MLMPPIO 求解多目标 DEED 问题的流程如下所示:

步骤 1 初始化种群, 包括种群大小 N_p , 位置 x_i , 速度 V_i , 个体历史最优 $x_{p,i}$, 迭代次数 t .

步骤 2 初始化一个外部存档集 $A = \emptyset$, 利用 Pareto 排序机制找到初始种群的非支配解集, 并存入 A .

步骤 3 从 A 中分别为每个个体选择合适的全局最优 $x_{g,i}$, 并根据式(10)更新其速度 V_i 和位置 x_i .

步骤 4 依据式(11)对更新后的个体进行小

概率变异扰动.

步骤 5 更新 $x_{p,i}$.

步骤 6 找到当前种群的非支配解集, 并将其合并存入外部存档集 A ; 利用帕累托排序机制对外部存档集 A 进行排序, 保留前 $EA(t)$ [大小由式(12)求解]个个体作为当前代的 Pareto 最优解集.

步骤 7 令 $t = t + 1$, 如果 $t < T$, 返回步骤 3; 否则, 停止运行, 输出 Pareto 最优解集.

需要注意的是, 笔者对于 DEED 中等式和不等式约束的处理采用动态启发式约束处理方法; 此外, 对于最优折中解的计算采用基于模糊集理论的折中解求解方法, 具体可见文献[18].

4 实验结果与分析

4.1 系统描述与参数设置

笔者采用 10 机组电力系统验证 MLMPPIO 算法的有效性, 调度周期为 24 h, 以 1 h 为间隔分为 24 个调度时段. 机组参数、分时段负荷以及网损系数见文献[3]. 所有仿真实验均采用 Matlab R2014b 编程实现, 测试环境为 i7-6 700 K 处理器 (4.00 GHz), 16 GB 内存, Windows 64 位 Windows 7 操作系统.

MLMPPIO 算法的参数设置如表 1 所示. 需要说明的是, 由于算法在每次迭代更新后均会剔除 N_{dec} 个劣等个体, 所以 MLMPPIO 的种群大小和最大迭代次数设置为 298 和 100, 其他参数均可依据算法性能进行调整, 表 1 中所列参数为多次试验后得到的最优选择. 此外, MPIO 算法所选参数与 MLMPPIO 一致.

表 1 本文算法参数

N_{dec}	R	tr	p_m	r	N_p	gm
2	0.05	3	0.4	0.3	298	100

4.2 结果分析

图 2 是 MLMPPIO 与 MPIO 所获得的 Pareto 前沿对比图, 从图 2 中可以看出, MPIO 所求得的帕累托前沿分布密集且局限于较窄的区域, 这表明 MPIO 算法在求解时可能陷入局部最优区域. 而 MLMPPIO 所求得的帕累托前沿分布更加广泛也更加均匀, 且各目标的极端解也更好, 可为决策者提供更优的调度方案. 此外, 图 2 的结果对比也验证了 MLMPPIO 算法中多学习策略及小概率变异扰动的有效性.

表 2 列出了 MLMPPIO 与 MPIO 所获得的最优目标值和最优折中解. 从表 2 中可以看出,

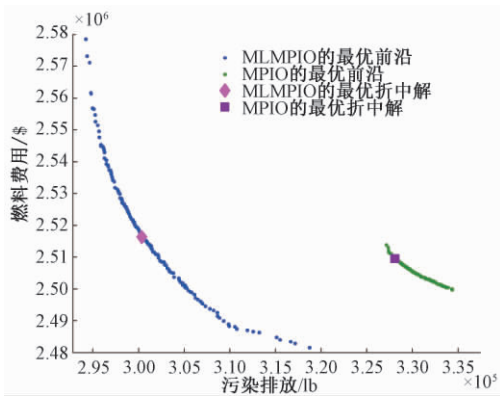


图2 MLMPPIO 与 MPIO 所获得的帕累托前沿

Fig.2 The Pareto optimal fronts obtained by MLMPPIO and MPIO

MLMPPIO 所求得的经济目标最优值和环境目标最优值均优于 MPIO. 在最优折中解方面, MPIO 的燃料费用目标值 ($2.509\ 541 \times 10^6$ \$) 仅比 MLMPPIO ($2.516\ 345 \times 10^6$ \$) 低 0.27%, 而在污染排放方面, MPIO ($3.280\ 98 \times 10^5$ lb) 却比 MLMPPIO ($3.003\ 67 \times 10^5$ lb) 要多 8.45%. 综上可知, 笔者提出的 MLMPPIO 算法相比于基本 MPIO 来说, 表现出更优的全局搜索能力和计算精度, 同时也展现出更好的调度性能.

表2 MLMPPIO 与 MPIO 实验结果对比

Tab.2 Comparison of experiment results between MLMPPIO and MPIO

方法	目标	燃料费用/ (10^6 \$)	污染排放/ (10^5 lb)
MLMPPIO	经济最优	2.481 502	3.187 46
	环境最优	2.578 485	2.942 17
	最优折中解	2.516 345	3.003 67
MPIO	经济最优	2.499 769	3.343 84
	环境最优	2.513 881	3.271 41
	最优折中解	2.509 541	3.280 98

表3 将 MLMPPIO 的调度结果与近年来文献中采用相同机组模型的其他 5 种算法的结果进行对比. 分析表3 中的结果可知, 在经济目标和环境目标的最优解(极端解)方面, 相比于 IBFA、RCGA/NSGA-II、MAMODE 以及 CRO 4 种算法, MLMPPIO 的结果 ($2.481\ 502 \times 10^6$ \$ 和 $2.942\ 17 \times 10^5$ lb) 都是最优的; 与 HCRO 算法相比, 其经济目标最优值 ($2.479\ 931 \times 10^6$ \$) 仅比 MLMPPIO ($2.481\ 502 \times 10^6$ \$) 低 0.06%, 但在环境目标方

面, HCRO ($2.984\ 56 \times 10^5$ lb) 却比 MLMPPIO ($2.942\ 17 \times 10^5$ lb) 要高 1.42%. 综合两个目标的最优解情况可知, MLMPPIO 的性能要优于 HCRO. 在最优折中解方面, MLMPPIO 要优于 RCGA/NSGA-II 和 CRO; IBFA 的污染排放目标值最小, 但其燃料费用 ($2.517\ 117 \times 10^6$ \$) 要高于 MLMPPIO ($2.516\ 345 \times 10^6$ \$); MAMODE 得到的燃料费用目标值最小, 但其污染排放目标值比 MLMPPIO 高 2.375×10^3 lb. 综上, 与其他 5 种算法相比, MLMPPIO 无论在极端解还是折中解方面均表现出较好的优化性能.

表3 不同算法的结果对比

Tab.3 Results comparison of different methods

方法	目标	燃料费用/ (10^6 \$)	污染排放/ (10^5 lb)
MLMPPIO	经济最优	2.481 502	3.187 46
	环境最优	2.578 485	2.942 17
	最优折中解	2.516 345	3.003 67
IBFA ^[10]	经济最优	2.481 733	3.275 02
	环境最优	2.614 342	2.958 33
	最优折中解	2.517 117	2.990 37
RCGA/ NSGA-II ^[3]	经济最优	2.516 800	3.174 00
	环境最优	2.656 300	3.041 20
	最优折中解	2.522 600	3.099 40
MAMODE ^[4]	经济最优	2.492 451	3.151 19
	环境最优	2.581 621	2.952 44
	最优折中解	2.514 113	3.027 42
CRO ^[9]	经济最优	2.481 613	3.212 14
	环境最优	2.519 305	2.986 64
	最优折中解	2.517 821	3.019 42
HCRO ^[9]	经济最优	2.479 931	3.213 47
	环境最优	2.520 067	2.984 56
	最优折中解	2.517 076	2.990 66

表4 给出了 MLMPPIO 所求得的最优折中解, 涵盖了每个机组在全部调度时段的出力大小, 同时给出了不同时段内系统的网损和负荷大小. 通过计算可得, 机组在各调度时段的总出力均等于该时段系统的网损与负荷之和, 这表明 MLMPPIO 求得的最优折中解满足式(3)所示的功率平衡约束, 同时, 各机组调度出力大小也满足机组出力约束和爬坡约束. 这进一步验证了笔者所提出 MLMPPIO 算法在求解 DEED 问题时的可行性和有效性.

表4 MLMPPIO 的最优折中解

Tab.4 Best compromise solution obtained by MLMPPIO

时段	各时段机组出力/MW										总出力/ MW	网损/ MW	负荷/ MW
	机组 1	机组 2	机组 3	机组 4	机组 5	机组 6	机组 7	机组 8	机组 9	机组 10			
1	150.042	135.042	106.515	85.733	105.101	127.609	113.631	97.120	79.938	54.990	1 055.72	19.720 9	1 036
2	150.063	135.218	104.983	104.864	131.985	135.168	119.052	116.162	79.978	54.988	1 132.46	22.460 8	1 110
3	152.665	146.897	144.293	135.802	174.834	147.200	129.980	119.987	79.990	54.990	1 286.64	28.637 4	1 258
4	169.392	163.284	173.293	174.653	216.326	159.954	129.994	119.994	79.993	54.993	1 441.87	35.874 8	1 406
5	173.569	171.002	195.367	211.606	223.404	159.968	129.969	119.968	79.971	54.972	1 519.80	39.796 4	1 480
6	203.053	196.305	243.933	245.719	242.746	159.999	129.998	119.998	79.998	54.998	1 676.75	48.745 8	1 628
7	216.117	216.883	273.899	260.876	242.905	159.999	129.999	119.999	79.998	54.998	1 755.67	53.674 9	1 702
8	229.992	252.311	283.398	281.331	242.998	159.999	129.999	119.999	79.999	54.999	1 835.02	59.024 6	1 776
9	280.148	304.039	322.638	299.923	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000	1 994.75	70.747 9	1 924
10	328.327	345.195	340.000	300.000	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000	2 101.52	79.522 4	2 022
11	381.739	384.103	340.000	300.000	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000	2 193.84	87.841 9	2 106
12	396.135	418.262	340.000	300.000	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000	2 242.40	92.397 4	2 150
13	351.732	376.646	340.000	300.000	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000	2 156.38	84.378 5	2 072
14	298.067	307.087	303.724	298.223	242.988	159.989	129.989	119.989	79.988	54.988	1 995.03	71.029 9	1 924
15	240.890	245.993	281.767	278.504	242.986	159.990	129.990	119.990	79.990	54.990	1 835.09	59.088 6	1 776
16	187.892	176.929	236.594	232.914	218.838	159.983	129.985	119.985	79.986	54.982	1 598.09	44.088 8	1 554
17	176.650	163.264	192.224	214.592	228.065	159.996	129.996	119.996	79.996	54.996	1 519.78	39.775 1	1 480
18	196.951	203.795	253.417	241.509	236.086	159.999	129.999	119.999	79.999	54.999	1 676.75	48.752 5	1 628
19	241.296	262.574	271.233	272.172	242.998	159.999	129.999	119.999	79.999	54.998	1 835.27	59.267 6	1 776
20	307.557	320.785	330.987	299.658	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000	2 046.99	74.988 9	1 972
21	286.500	296.816	323.586	299.846	243.000	160.000	130.000	120.000	80.000	55.000	1 994.75	70.748 7	1 924
22	207.989	218.156	245.035	251.851	209.173	159.960	129.961	119.961	79.963	54.963	1 677.01	49.010 6	1 628
23	157.404	142.186	165.231	201.945	159.342	153.813	129.618	119.755	79.837	54.841	1 363.97	31.973 3	1 332
24	150.379	138.790	120.168	152.343	122.613	143.902	127.660	118.548	79.987	54.989	1 209.38	25.378 1	1 184

5 结论

笔者以电力系统在一定调度周期内的总燃料费用和污染排放为目标,建立了电力系统多目标 DEED 模型,并在模型中计及了火电机组的拐点效应、机组爬坡速率约束、网络损耗以及负荷变化.为求解复杂的多目标 DEED 问题,提出了一种基于多学习策略的多目标鸽群优化算法,该算法通过一种新的多学习策略来增强种群的多样性和全局搜索能力,避免陷入局部最优;同时,引入小概率变异扰动机制来进一步增强种群的多样性;采用容量自适应变化的外部存档集来存储当前 Pareto 最优解集,提升算法的运行效率.为验证所提算法的有效性,以 10 机组电力系统的 DEED 问题为算例进行求解,并与 MPIO 及其他调度方案进行对比分析.实验结果表明,MLMPPIO 是一种可行且有效的多目标 DEED 问题求解算法,同其他算法相比,表现出更优的全局搜索能力及寻优能力,能够为决策者提供更多更优的选择.

参考文献:

- [1] QU B Y, ZHU Y S, JIAO Y C, et al. A survey on multi-objective evolutionary algorithms for the solution of the environmental/economic dispatch problems [J]. Swarm and evolutionary computation, 2018, 38: 1-11.
- [2] 肖俊明,周谦,瞿博阳,等.多目标进化算法及其在电力环境经济调度中的应用综述[J].郑州大学学报(工学版),2016,37(2):1-9.
- [3] BASU M. Dynamic economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II [J]. International journal of electrical power & energy systems, 2008, 30(2):140-149.
- [4] JIANG X W, ZHOU J Z, WANG H, et al. Dynamic environmental economic dispatch using multiobjective differential evolution algorithm with expanded double selection and adaptive random restart [J]. International journal of electrical power & energy systems, 2013, 49: 399-407.
- [5] SONG Y H, YU I K. Dynamic load dispatch with voltage security and environmental constraints [J]. Electric power systems research, 1997, 43(1):53-60.

- [6] BASU M. Particle swarm optimization based goal-attainment method for dynamic economic emission dispatch [J]. *Electric power components and systems*, 2006, 34(9): 1015–1025.
- [7] BASU M. Dynamic economic emission dispatch using evolutionary programming and fuzzy satisfying method [J]. *International journal of emerging electric power systems*, 2007, 8(4): 1–15.
- [8] ZHU Z J, WANG J, BALOCH M H. Dynamic economic emission dispatch using modified NSGA-II [J]. *International transactions on electrical energy systems*, 2016, 26(12): 2684–2698.
- [9] ROY P K, BHUI S. A multi-objective hybrid evolutionary algorithm for dynamic economic emission load dispatch [J]. *International transactions on electrical energy systems*, 2016, 26(1): 49–78.
- [10] PANDIT N, TRIPATHI A, TAPASWI S, et al. An improved bacterial foraging algorithm for combined static/dynamic environmental economic dispatch [J]. *Applied soft computing*, 2012, 12(11): 3500–3513.
- [11] GUO C X, ZHAN J P, WU Q H. Dynamic economic emission dispatch based on group search optimizer with multiple producers [J]. *Electric power systems research*, 2012, 86: 8–16.
- [12] DUAN H B, QIAO P X. Pigeon-inspired optimization: a new swarm intelligence optimizer for air robot path planning [J]. *International journal of intelligent computing and cybernetics*, 2014, 7(1): 24–37.
- [13] 段海滨, 邱华鑫, 范彦铭. 基于捕食逃逸鸽群优化的无人机紧密编队协同控制 [J]. *中国科学(技术科学)*, 2015, 45(6): 559–572.
- [14] DOU R, DUAN H B. Pigeon-inspired optimization approach to model prediction control for unmanned air vehicles [J]. *Aircraft engineering and aerospace technology*, 2016, 88(1): 108–116.
- [15] XU X B, DENG Y M. UAV power component-DC brushless motor design with merging adjacent-disturbances and integrated-dispatching pigeon-inspired optimization [J]. *IEEE transactions on magnetics*, 2018, 54(8): 1–7.
- [16] QIU H X, DUAN H B. Multi-objective pigeon-inspired optimization for brushless direct current motor parameter design [J]. *Science china technological sciences*, 2015, 58(11): 1915–1923.
- [17] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 2002, 6(2): 182–197.
- [18] ZHU Y S, WANG J, QU B Y. Multi-objective economic emission dispatch considering wind power using evolutionary algorithm based on decomposition [J]. *Electrical power & energy systems*, 2014, 63: 434–445.

Dynamic Economic Emission Dispatch Based on Multiple Learning Multi-objective Pigeon-inspired Optimization

YAN Li, LI Chao, CHAI Xuzhao, QU Boyang

(School of Electronic and Information Engineering, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 450007, China)

Abstract: For solving the dynamic economic emission dispatch problem (DEED), a multiple learning based multi-objective pigeon-inspired optimization (MLMPIO) algorithm was proposed in this paper. In the proposed multiple learning strategy, individuals of the population were allowed to learn from multiple global best positions of the external archive, and from the personal historical best positions simultaneously. This learning strategy could enable the preservation of the population's diversity and global search ability to avoid premature convergence. Meanwhile, small probability mutation was introduced to enhance the swarm diversity further. The external archive with adaptive changing capacity was used to store the current Pareto optimal solutions. The DEED problem of the IEEE 10-generator power system was used to verify the performance of the proposed method. The results demonstrated the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Key words: economic emission dispatch; multi-objective optimization; pigeon-inspired optimization; multiple learning; small probability mutation

文章编号: 1671-6833(2019)04-0015-05

基于鸽群优化的复杂环境下无人机侦查航迹优化

闫怡汝, 王寅

(南京航空航天大学 航天学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 地表环境的复杂性以及机载探测装置探测范围的约束,使得无人机在某些方位无法实现对地面目标的有效监测.因此,在设计无人机侦查航路时需要综合考虑无人机飞行性能与目标可视范围等条件.针对这一问题,提出了一种基于改进鸽群优化与动态规划算法的无人机侦查航路优化方法.首先,通过分析机载探测装置视场与地表环境的相对空间关系,得到了目标周围空域的可视范围.随后,结合鸽群优化理论框架与动态规划方法对无人机的最优侦查航迹进行求解.为提高鸽群优化算法在求解目标排序问题中的效率,提出了一种离散化的鸽群优化改进机制.仿真结果表明,侦查航迹优化算法在提高任务完成度的同时具有很高的求解效率和准确性.

关键词: 鸽群优化; 无人机; 动态规划; 航路规划

中图分类号: TU528.1

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.016

0 引言

近年来无人机(unmanned aerial vehicles, UAV)广泛应用于各个领域.在侦查和监视任务中,无人机需要依次飞越一系列目标,并利用机载探测装置对目标进行观测.规划无人机飞行航路时,应综合考虑无人机飞行性能和机载探测装置的可视范围,以满足任务的侦查要求.无人机航路规划是指搜索从起点到终点的最短路径,并满足环境因素、无人机飞行特性以及传感器性能等约束.目前的求解方法可分为确定性方法和启发式算法两类.

确定性的方法首先将优化问题进行离散化,通过搜索笛卡尔空间中的最短曲线以获得最优解.如Dijkstra算法^[1-2],人工势场法^[3]等基于图论的寻优算法被广泛地应用于无人系统最优系统路径的求解问题中.但这些方法往往基于局部信息搜索最优解,其所得路径的全局性较差^[4].此外,如何选择合适的离散化尺度也缺乏理论依据,较大的尺度可以提高问题求解的效率,但所得解的精度较低而导致算法过早收敛^[5].而过小的搜索尺度将使得计算复杂度急剧增加,发生维数灾难.

为解决基于图论搜索方法的固有局限性,尹

高扬等^[6]提出了一种基于自适应边界快速扩展随机树(RRT)的求解方法,提高了基于概率搜索算法在处理复杂、大规模优化问题的效率.基于元启发式的优化方法,如遗传算法^[7]、粒子群优化算法^[8-9]在解决组合优化问题中表现出优越的性能.由于地表环境的遮挡目标可能无法始终处于探测装置的可视区域之内,Wang等^[10]研究城市环境中的传感器可见区域,并提出以目标观测时间作为性能指标求解最优跟踪路径问题.邱华鑫等^[11]提出了一种鸽群优化(pigeon inspired optimization, PIO)算法,并在无人机编队控制和图像配准问题中获得了成功的应用.但是,在用于离散优化问题时其求解效率和性能迅速下降.

目前,关于无人机航路规划的研究方法大多仅考虑环境威胁以及无人机飞行性能等约束,对目标可探测范围以及地表遮挡等因素的研究工作还不多见.因此,笔者针对复杂环境中的无人机侦查航路规划问题开展研究,提出了一种基于动态规划和鸽群优化框架的混合规划方法.

1 问题描述

1.1 无人机运动学模型

为了简化分析,假设无人机在设定高度以恒

收稿日期: 2018-12-03; 修订日期: 2019-04-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61503185); 南京航空航天大学研究生创新基地项目(kfj20181506)

通信作者: 王寅(1986—),男,江苏南京人,南京航空航天大学副教授,博士,主要从事智能计算研究, E-mail: yinwangee@nuaa.edu.cn.

定速度飞行,并忽略无人机偏航角和俯仰角的影响,无人机的运动学特性可以表示为^[10]:

$$\begin{cases} x(k) = V_a \cos(\psi(k)); \\ y(k) = V_a \sin(\psi(k)); \\ \psi(k) = \frac{g \tan \phi(k)}{V_g}, |\phi(k)| \leq \phi_{\max}, \end{cases} \quad (1)$$

式中: $x(k)$ 和 $y(k)$ 表示在时刻 k 无人机的位置; $\phi(k)$ 表示无人机的滚转角; ϕ_{\max} 为滚转角最大值.

1.2 探测装置可视区域模型

假设无人机的飞行姿态与探测装置的视轴指向相互独立. 给定探测装置的视场角和无人机的飞行高度,探测装置的理论最大可探测范围为可视锥体与地面的相交平面. 但由于地表特征的遮挡,目标不能在任意角度被完整观测.

根据探测装置指向、视场参数、目标位置以及地面特征等条件,探测装置对地面目标的可视范围可以由视线传播算法(sight of line propagation, LoS Propagation)进行求解^[10],即计算视点与理论最大可探测范围内任意一点的连线是否与地表特征相交. 若不相交,则说明地表上点为可探测点,反之则为不可探测点.

假设无人机在恒定高度飞行,给定探测装置的视场、视轴指向等参数,地面目标的最大可探测区域可以表示为以目标为中心的半球. 在此范围内,通过分析探测装置与目标的相对位置以及地表遮挡条件,移除视图中被阻挡部分,目标的可视区域为无人机飞行高度剖面与探测装置可视半球的相交平面,如图 1(a) 所示. 因此,依次分析每个目标周围的地形特征,可以求解出各个目标的可被观测范围,如图 1(b) 所示.

为使得无人机探测装置能够有效观察目标,假设无人机在飞越目标附近空域时,必须至少接触可视范围内的任何一点.

2 基于鸽群优化的航迹优化方法

2.1 基于改进 PIO 算法的无人机航路规划方法

侦查任务的目的是以最小的时间代价获取所有目标区域的有效信息. 如果无人机的速度和高度恒定,则该问题等价于求解旅行商问题(travelling salesmen problem, TSP). 标准的 PIO 算法针对连续优化问题设计,由于目标侦查航路规划问题的离散性,使用标准的 PIO 方法进行求解效率较低且准确性差. 为此,笔者提出了一种离散化的 PIO 改进方法,改善离散优化问题的性能.

由前文的分析可知,由于地表环境的遮挡,机

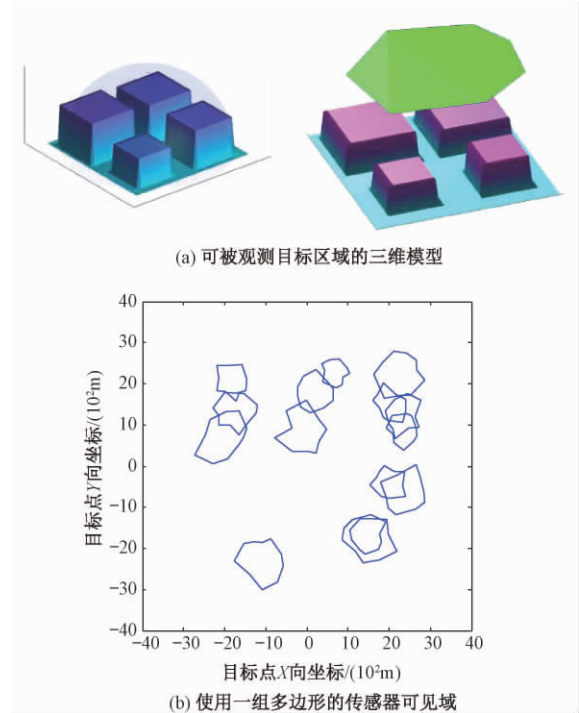


图 1 目标可被观测区域简化模型

Fig.1 Simplified model of the target's visibility regions

载探测装置不能在所有角度观测到目标. 因此,在搜索最佳路径时应考虑探测装置的可视区域. 为了解决这一问题,笔者提出首先根据目标的空间分布确定无人机飞越各个目标的顺序,得到初始航点. 然后再根据目标的可视区域与无人机飞行性能的约束,基于动态规划方法对初始航点进行优化,以保证无人机能从适当的角度进入目标区域,实现对目标有效观测.

2.2 离散化地图和磁场算子

鸽群优化算法中,每个个体表示问题域中的一个可行解. 在无人机侦查航路规划问题中,鸽群中个体的位置和速度矢量可表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]; \\ \mathbf{V}_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}], \end{cases} \quad (2)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, N$ 表示鸽群的规模; x_{iD} 为整数,表示飞越目标的顺序; D 是目标的编号; \mathbf{V}_i 是与位置矢量具有相同维数的速度矢量. 根据量子行为的演化过程,改进的地图和磁场算子如下:

$$\begin{cases} m_{best} = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N m_{i1}(t), \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N m_{i2}(t), \dots, \right. \\ \left. \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N m_{iD}(t) \right); \\ \mathbf{m}_i = [m_{i1}, m_{i2}, \dots, m_{iD}]; \end{cases} \quad (3)$$

$$p = f_1 \cdot p_{best_i} + (1 - f_1) \cdot g_{best}; \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_i(t+1) = & p + \beta \cdot |m_{best} - \mathbf{X}_i(t)| \cdot \log(1/u) \cdot \\ & (\exp(-R \cdot N_c)) + \mathbf{V}_i(t+1); \end{aligned} \quad (5)$$

$$V_i(t+1) = V_i(t) \cdot e^{-R^u} + \text{rand}(gbest - X_i(t)), \quad (6)$$

式中: $m_i(t)$ 是到第 t 次迭代时第 i 个鸽子的最优解; $mbest$ 表示 N 只鸽子的平均最佳位置; f_1 表示 0 和 1 之间的随机数; $pbest$ 是第 i 只鸽子的最优位置; $gbest$ 为所有个体的最优解; β 是创造力系数; $X_i(t+1)$ 是 $(t+1)$ 次迭代中第 i 只鸽子的相关位置信息; u 是 0 和 1 之间的随机数。

基于连续鸽群优化的更新方式, 所得解 $X_i(t+1)$ 可能无法正确表示要访问目标的顺序, 出现大量无效解, 降低算法的寻优性能。为解决这一问题, 笔者首先通过对初始解取整获得离散解。但由于舍入解决方案可能不包含所有目标的标记, 因此将缺少的部分添加到位置初始解 $X_i(t+1)$ 中, 该向量由路径规划问题的有效解组成, 采用“取整补全”方法对位置矢量进行离散化处理, 第一步采用四舍五入取整法, 将优化结果全部取整, 筛选出超出所需离散范围以及重复出现的数, 将不符合要求的位置矢量均置 0; 第二步对其补全, 将遗漏的位置变量进行排列组合, 并将所有排列组合一次放入遗漏的位置变量中, 再挑选出适应值更优的排列方式, 以完成对可行航迹优化路线的离散化处理。

2.3 离散化的地标算子

地标算子使得鸽群的整体运动向中心聚拢, 从而加快算法的收敛速度, 是一种局部搜索策略。当全局搜索不够充分, 鸽群尚未到达最优解附近时, 基于未改进的更新策略可能会使得算法陷入局部最小值中。为避免早熟收敛的问题, 笔者采用次优解作为鸽群的地标, 在实现鸽群总体向中心聚拢的同时, 具有一定的全局搜索能力:

$$mbest = \left(\frac{1}{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} m_{i1}(t), \frac{1}{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} m_{i2}(t), \dots, \frac{1}{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} m_{id}(t) \right); \quad (7)$$

$$N_c(t+1) = \frac{1}{2} N_c(t); \quad (8)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + \text{rand} \cdot (mbest - X_i(t)), \quad (9)$$

式中: N_c 是地标算子中定义的种群大小。

2.4 代价函数

在第一步求解中, 只需要确定无人机的航点排序, 因此可以采用无人机航路的长度评估每个个体的适应度:

$$f_c = \text{dist}(X_i), \quad (10)$$

式中: 函数 $\text{dist}()$ 用于计算给定目标顺序 X_i 的航

路长度。用于优化侦察航迹的完整代价函数为:

$$f_c = f_2 \times (\sqrt{(y_{i,n} - y_{i-1})^2 + (x_{i,n} - x_{i-1})^2} + \sqrt{(y_{i+1} - y_{i,n})^2 + (x_{i+1} - x_{i,n})^2} + (1 - f_2) \times (180 - \arccos((y_{i+1} - y_{i,n})^2 + (x_{i+1} - x_{i,n})^2 + (x_{i,n} - x_{i-1})^2 - (y_{i,n} - y_{i-1})^2 - (x_{i+1} - x_{i-1})^2) / 2) / \sqrt{((y_{i+1} - y_{i,n})^2 + (x_{i+1} - x_{i,n})^2) / ((y_{i+1} - y_{i-1})^2 + (x_{i+1} - x_{i-1})^2)}). \quad (11)$$

2.5 基于动态规划的航点优化

如前文所述, 为实现对目标的有效观测, 无人机应当根据探测装置的可视区域飞越目标。因此, 无人机的飞行航点应至少位于各个目标可视范围的边界上。笔者基于动态规划策略, 对所得的初步航点进行优化, 如图 2 所示, 考虑 3 个相邻的目标区域, 固定飞越第 $i-1$ 和 $i+1$ 两个航点, 通过 PIO 算法确定第 i 个目标可视范围的边界, 从而得到满足目标观测要求和飞行性能约束的最优航点。无人机的转弯半径与飞行速度与滚转角约束有关, 因此其最大可跟踪航路由 Dubins 方法进行求解。

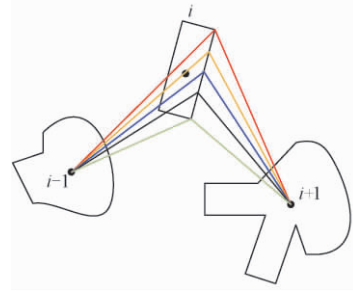


图 2 基于动态规划的航点优化示意图

Fig.2 Schematic diagram illustrate the polygon point selection process

所得的优化航点除了满足对目标的有效观测外, 还应当考虑无人机航程和机动性能的约束, 因此所得航点的代价可以表示为:

$$f_c = f_2 \cdot d + (1 - f_2) \times (180 - A), \quad (12)$$

式中: f_2 是一个会影响所得路线长度和转角的权重因子。给定 3 个连续的多边形, 距离和转角可以如图 2 计算。

3 仿真与分析

为了验证所提算法的有效性和准确性, 笔者将其与标准 PIO 算法以及量子粒子群优化算法 (quantum particle swarm optimization, QPSO) 进行比较, 用于解决复杂环境中的侦查路径优化问题。

上述3种算法在个人计算机(Intel i7 3.6 GHz和16 GB 内存)上使用 MATLAB 实现,可调参数根据相关文献和标准 Benchmark 数据集测试来确定.仿真针对复杂环境下的目标侦查航路规划问题,基本设计如下:随机生成15个多边形用于表示目标的可探测区域.对于PIO算法,以每个多边形的中心作为无人机需飞越的航点.初始参数设置及取值为 $R=0.1, N=100, D=15, C_1=400, C_2=600$.

图3为采用标准PIO算法和笔者所提出方法所得到的最优飞行航路.从图3(a)可以看出,由于无人机转弯半径的约束,通过标准PIO算法获得的可跟踪路径不能够完成对所有目标区域的有效探测.如图3(b)所示,由于笔者所提出的航路优化算法同时考虑了对目标观测和无人机机动性能的约束,所得到的航路在满足对目标区域有效观测的同时,所得到的航线也更加平滑.

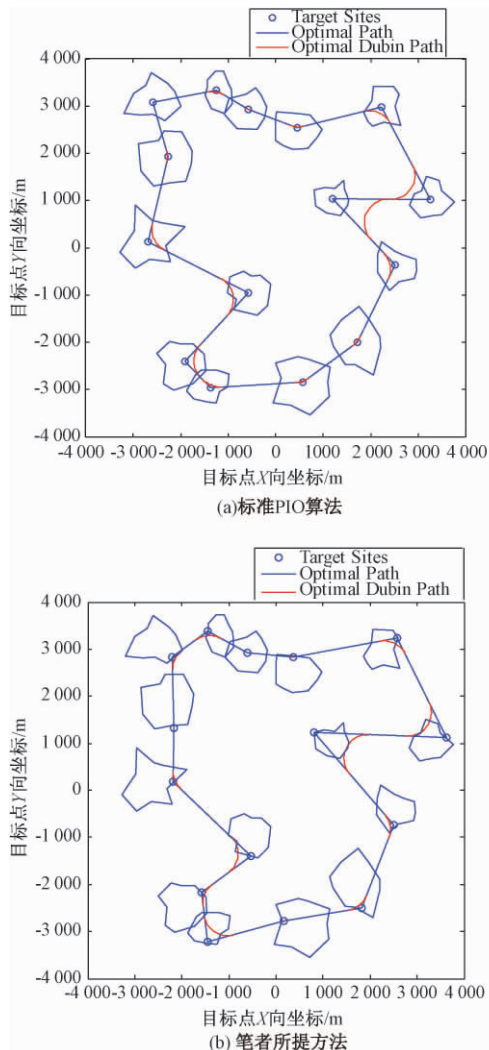


图3 标准PIO算法(a)和所提出的方法(b)产生的路径
Fig.3 The resulting path obtained through the standard PIO algorithm (a) and the proposed method (b)

从图4可以看到,笔者所提出方法具有更快的收敛速度和更好的寻优能力.这是因为对PIO算法的两种导航算子进行了离散化改进,提高了其用于解决非连续优化问题的能力.此外,所提出的方法利用改进的地标算子考虑到在最优性附近产生更多的解,从而进一步增加收敛速度.

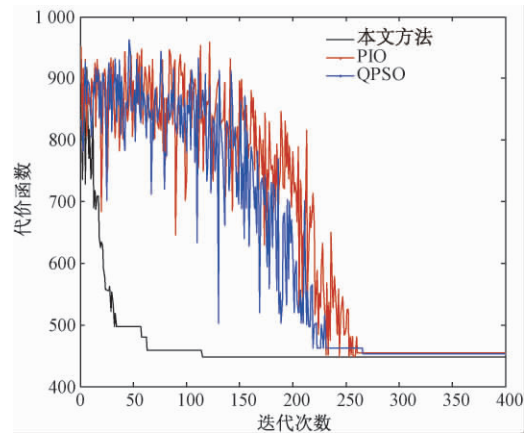


图4 不同算法的收敛曲线

Fig.4 Illustrate the convergence of different methods

为了验证所提方法面向大规模复杂问题中的性能,进一步将上述算法应用于由1 000个目标组成的场景中.为了消除初始化的影响,所有算法都运行20次,这些方法的性能如表1~3所示.

表1 使用不同方法的路径规划的航程比较

Tab.1 Comparison of the ranges for route planning using different methods

方法	航程/m		
	最差	平均	最佳
本文方法	56 687.4	55 337.9	53 211.6
PIO	57 841.6	55 439.2	53 018.7
QPSO	56 483.9	55 179.1	53 274.2

表2 使用不同方法的路径规划的未覆盖目标数量比较
Tab.2 Comparison of the number of uncovered targets for route planning using different methods

方法	未覆盖目标的数量		
	最差	平均	最佳
本文方法	0	0	0
PIO	329	267	137
QPSO	361	248	129

从表1可以看出,从所得最优航路的航程上来看,所提出的方法比基于QPSO的规划方法稍差,略优于标准的PIO算法.这是因为基于QPSO的规划方法没有考虑目标的可探测性,而是仅以总的航程为最优指标对航路进行规划.

从表2中可以看出,标准PIO和QPSO这两种方法均未能实现对所有目标的有效探测,不能完整地完成任务.表3统计了3种

表3 使用不同方法的路径规划的平均运行时间比较
Tab.3 Comparison of the average running time for route planning using different methods

方法	步骤	平均运行时间/s
本文方法	初始解	15.3
	航点优化	10.8
	总时间	26.1
PIO	总时间	18.6
QPSO	总时间	19.2

规划算法的执行时间,可以看到笔者提出方法的总时间要高于另外两种算法(耗时增加约35%),这是因为笔者所研究算法综合目标可探测性和无人机机动性,对航点进行了进一步优化.从任务完成度和算法效率两方面综合考虑,方法的整体性能要优于标准PIO方法和基于QPSO的规划方法.

4 结论

笔者研究了复杂环境下的无人机侦查航路规划问题,针对机载探测装置与地表特征间的相对空间关系给出了目标可视范围模型,并将其作为被优化的要素用于求解最优航路.针对标准PIO算法不用直接用于求解非连续优化问题,笔者提出了离散化改进算法,改善了其用于离散优化问题的性能.仿真结果表明,与标准PIO算法和QPSO算法相比,笔者所提出的航路规划方法具有更快的收敛速度和寻优能力,并极大提高了侦查任务的完成度.

参考文献:

[1] 王树西,李安渝. Dijkstra算法中的多邻接点与多条最

短路径问题[J]. 计算机科学, 2014, 41(6): 217-224.

[2] 金婷,方欢,方贤文. 改进型Dijkstra算法的最短路径求解[J]. 软件导刊, 2016, 15(2): 129-131.

[3] 丁家如,杜昌平,赵耀,等. 基于改进人工势场法的无人机路径规划算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(1): 287-290.

[4] FU Y G, DING M Y, ZHOU C P. Phase angle-encoded and quantum-behaved particle swarm optimization applied to three-dimensional route planning for UAV[J]. IEEE transactions on systems, man and cybernetics-Part A: Systems and humans, 2012, 42(2): 511-526.

[5] BELKHOUCHE F. Reactive path planning in a dynamic environment[J]. IEEE transactions on robotics, 2009, 25(4): 902-911.

[6] 尹高扬,周绍磊,吴青坡. 基于改进RRT算法的无人机航迹规划[J]. 电子学报, 2017, 45(7): 1764-1769.

[7] 穆瑞杰. 基于遗传算法的地铁车站引导标识布点探析[J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(1): 73-89.

[8] 李文,伍铁斌,赵全友,等. 改进的混沌粒子群算法在TSP中的应用[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(7): 2065-2067.

[9] 梁静,宋慧,瞿博阳,等. 基于改进粒子群算法的路径优化问题研究[J]. 郑州大学学报(工学版), 2014, 35(1): 34-38.

[10] WANG Y, CAO Y. Coordinated target tracking via a hybrid optimization approach[J]. Sensors, 2017, 17(3): 472.

[11] 邱华鑫,段海滨,范彦铭. 基于鸽群行为机制的多无人机自主编队[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(10): 1298-1304.

Pigeon-inspired Optimization Based Trajectory Planning Method for UAVs in a Complex Urban Environment

YAN Yiru, WANG Yin

(College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In this paper, a trajectory planning approach based on the principle of dynamic programming and framework of pigeon inspired optimization (PIO) was proposed for UAV surveillance tasks. In this approach, the sensor visibility was firstly analyzed by considering the occlusions caused by terrain feature, and the detectable areas of the targets were approximated by a series of polygons. To determine the optimal trackable path to cover all target sites, the target visibility polygons were replaced by with their centers firstly, which allowed to obtained an initial solution by optimizing the order of the targets to be visited. In the following step of the algorithm, a path refinement scheme combing dynamic programming and PIO was proposed to refine the initial route by considering the sensor visibility and turning radius constraint of the UAV. Comparative simulation proved the performance of the proposed algorithm in terms of efficiency and accuracy.

Key words: pigeon-inspired optimization; unmanned aerial vehicles; path planning; sensor visibility

文章编号: 1671-6833(2019)04-0020-05

基于改进鸽群优化的机器人自抗扰控制方法

海星朔, 徐炳辉, 任 羿, 崔京京

(北京航空航天大学 可靠性与系统工程学院, 北京 100191)

摘 要: 提出一种基于演化博弈理论的鸽群优化算法(EGTPIO), 用来自动调节自抗扰控制器(ADRC)的参数. 这种新的组合控制方法可以作为执行机构用来提高可变形地面移动机器人(DGMR)的性能. EGTPIO不但保持了鸽群优化(PIO)的优点, 而且通过演化博弈过程确定地图和指南针算子与地标算子的执行权重, 有效降低局部最优概率, 提升ADRC控制器的快速性和稳定性. 仿真结果表明: EGTPIO在最优解数量、质量和收敛速度方面的优越性使ADRC快速达到稳态, 提高DGMR的机动性能.

关键词: 可变形地面移动机器人; 自抗扰控制; 局部最优; 演化博弈; 鸽群优化

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.012

0 引言

仿生智能计算作为一种研究复杂系统的新方法, 被广泛用于优化计算、机器学习、自动控制等领域^[1-3]. 受自然界中鸽子归巢行为启发, Duan等^[4]首次提出鸽群优化算法(pigeon-inspired optimization, PIO). PIO针对鸽子寻找目标的两个阶段, 提出地图和指南针算子(map and compass operator)和地标算子(landmark operator)两种计算模型. PIO因其在收敛速度和搜索效率方面具有优势, 已得到广泛应用^[5-8]. 然而, 算子的独立计算限制了参数之间的相互协调与最优分配, 导致算法易陷入局部最优.

在演化博弈理论(evolutionary game theory, EGT)^[9]中, 演化稳定策略(evolutionary stable strategy, ESS)和复制动态(replicator dynamics, RD)分别表征演化博弈的稳定状态和向这种稳定状态的动态收敛过程, 将EGT与PIO相结合形成新的算法EGTPIO, 将提升原始PIO算法的搜索效率, 解决算法易陷入局部最优的问题.

作为一种新型非线性反馈控制方法, ADRC不依赖被控对象模型^[10], 具有超调小、精度高以及抗干扰能力, 被广泛用于控制工程领域^[11-13]. 但是繁琐的参数整定工作不仅耗时, 影响控制器的控制效果, 还会限制被控对象的性能.

笔者将EGTPIO算法用于ADRC控制器参数的动态调节, 将使控制器参数整定工作更加准确、高效. 更进一步, 将这种全新的控制器用于自主设计开发的可变形地面移动机器人(deformable ground mobile robot, DGMR)的姿态控制, 通过对系统阶跃响应的超调量、上升时间、稳态误差进行分析, 建立系统性能评价指标, 对所提出的方法进行验证. 仿真结果显示: 笔者提出的方法能够提升ADRC控制器的性能, 使DGMR的姿态控制更加高效.

1 演化博弈鸽群优化

1.1 鸽群优化

PIO中, 设 D 维搜索空间的 N 只鸽子的位置和速度分别为 $\mathbf{X}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$ 和 $\mathbf{V}_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]$, 其中 $i = 1, 2, \dots, N$, 地图和指南针算子如式(1)所示:

$$\begin{cases} \mathbf{V}_i^{N_C} = \mathbf{V}_i^{N_C-1} \cdot e^{-R \times N_C} + rand \cdot (\mathbf{X}_{gbest} - \mathbf{X}_i)^{N_C-1}; \\ \mathbf{X}_i^{N_C} = \mathbf{X}_i^{N_C-1} + \mathbf{V}_i^{N_C}, \end{cases} \quad (1)$$

式中: R 是地图和指南针因数; N_C 是目前迭代次数; $rand$ 是随机数; \mathbf{X}_{gbest} 是 $N_C - 1$ 次迭代后比较所有鸽子得到的全局最优位置. 当循环次数达到要求后, 鸽群的位置和速度由地标算子计算. 地标算子中, 每次迭代后 N 会减半以舍弃适应度函数较差的鸽子地标算子, 如式(2)所示.

收稿日期: 2019-01-06; 修订日期: 2019-03-16

基金项目: 装备预研领域基金资助项目(61400020101)

通信作者: 任羿(1973—), 男, 辽宁台安人, 北京航空航天大学教授, 主要从事可靠性系统工程研究, E-mail: renyi@buaa.edu.cn.

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{\text{center}}^{N_C-1} = \frac{\sum_{i=1}^{N_C-1} \mathbf{X}_i^{N_C-1} F(\mathbf{X}_i^{N_C-1})}{N_C-1 \sum_{i=1}^{N_C-1} F(\mathbf{X}_i^{N_C-1})}; \\ N_C = \frac{N_C-1}{2}; \\ \mathbf{X}_i = \mathbf{X}_i^{N_C-1} + \text{rand} \cdot (\mathbf{X}_{\text{center}}^{N_C-1} - \mathbf{X}_i^{N_C-1}), \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{X}_{\text{center}}$ 为鸽群的参考位置; rand 是随机数。

1.2 演化博弈理论

演化博弈理论 (evolutionary game theory, EGT) 将博弈理论分析和生物进化过程分析相结合^[14]. 演化稳定策略 (evolutionary stable strategy, ESS)^[15] 基于策略在迭代过程中的适应性, 用以表现策略的动态调整过程. 假设多参与者博弈中存在 n 种纯策略, 令 p_i 为使用策略 i 的参与者比例, 状态向量 $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ 表示参与者的概率集合. 当状态 $\mathbf{q} \neq \mathbf{p}$ 令 $(1 - \varepsilon)\mathbf{p} + \varepsilon\mathbf{q}$ 满足 $F(\mathbf{q} | \mathbf{p}) < F(\mathbf{p} | \mathbf{p})$ (ε 为足够小的正数) 时, 状态 \mathbf{p} 是一个 ESS. $F(i | \mathbf{p})$ 表示每个参与者单位时间内使用策略 i 的收益是 \mathbf{p} 的函数.

模仿者动态 (replicator dynamics, RD) 描述了 \mathbf{p} 的变化, 设线性博弈过程收益矩阵为 \mathbf{A} , 则 $F(\mathbf{q} | \mathbf{p}) = \mathbf{q}\mathbf{A}\mathbf{p}$. 动态方程用以表达某一策略的适应度与平均适应度的差异, 可由式 (3) 表示.

$$\dot{\mathbf{p}}_i = \mathbf{p}_i [F(i | \mathbf{p}) - F(\mathbf{p} | \mathbf{p})], \quad (3)$$

式中: $\mathbf{p}_i = \frac{n_i}{N}$ 为策略 i 的比例, $N = \sum n_i$ 为所有参与者数量, $n_i = r_i n_i$, r_i 为策略变化率.

1.3 演化博弈鸽群优化

PIO 由两个独立迭代循环部分组成, 段海滨等^[7] 引入导航工具过渡因子将两个算子进行整合. 然而, 由于两种算子的配置权重问题导致算法中参数无法相互协调. 鉴于 ESS 和 RD 的优势, 可将 PIO 中的鸽子抽象为博弈参与者, 地图和指南针算子与地标算子为参与者使用的两种纯策略, 通过 ESS 和 RD 计算算子的最优配置, 记为 y_1 和 y_2 . 根据式 (3), 可建立鸽群的 RD 方程:

$$\dot{\mathbf{y}}_i = \mathbf{y}_i (\mathbf{a}_i \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{A} \mathbf{y}), \quad (4)$$

其中, 向量 \mathbf{a}_i 表示 \mathbf{A} 的第 i 列, \mathbf{A} 包含鸽群的全部适应度信息, 如式 (5) 所示.

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a(s_1) & \frac{a(s_2) + a(s_1)}{2} \\ \frac{a(s_1) + a(s_2)}{2} & a(s_2) \end{pmatrix}, \quad (5)$$

其中, $a(s_i)$ 中 $i = 1, 2$, 表示一只鸽子使用策略 i

的收益, 其计算式:

$$a(s_i) = \frac{1}{t} \sum_{j=1}^t Y_i^j \cdot f(X^j), \quad (6)$$

式中: t 为迭代次数; Y_i^j 为一组 ESS 值. 此时, 根据笔者的设计, EGPIO 的迭代方程:

$$\begin{aligned} \mathbf{V}_i^{N_C} &= \mathbf{V}_i^{N_C-1} \cdot e^{-R \times N_C} + \text{rand} \cdot \text{tr} \cdot y_1 \cdot \\ &(\mathbf{X}_{\text{gbest}} - \mathbf{X}_i)^{N_C-1} + \\ &\text{rand} \cdot \text{tr} \cdot y_2 \cdot (\mathbf{X}_{\text{center}}^{N_C-1} - \mathbf{X}_i^{N_C-1}), \end{aligned} \quad (7)$$

式中: tr 表示导航工具过渡因子, 通常取常数 2; y_1 和 y_2 是式 (5) 的一组解, 且规定 $y_1 + y_2 \approx 1$.

结构上, 演化博弈鸽群优化将鸽群优化中两个独立的循环迭代过程进行了整合, 这使得算法无需通过人为设定迭代次数进行计算, 大大提高了搜索效率; 同时, 演化博弈过程为两个算子的作用分配了权值, 使得算法具备一定的适应性, 降低算法陷入局部最优的概率, 提升了搜索的准确度. 但是, 算法的局限性表现在它的搜索结果完全依赖于演化博弈中的模仿者动态方程的平衡解, 如果方程无法输出平衡解, 算法无效.

2 仿真实验与结果分析

2.1 DGMR 的 ADRC 模型

ADRC 由跟踪微分器 (tracking differentiator, TD)、扩张状态观测器 (extended state observer, ESO) 和非线性状态误差反馈控制律 (nonlinear state error feedback law, NSEFL) 组成^[16]. 其基本结构如图 1 所示.

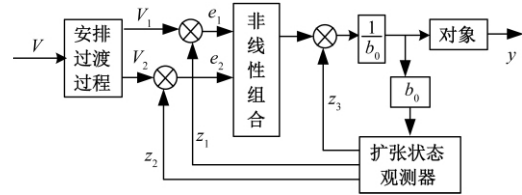


图1 自抗扰控制器结构

Fig.1 Structure of ADRC controller

笔者以自主设计开发的一款可变形地面移动机器人 (DGMR) 模型为研究对象, 通过 ADRC 对其运动系统核心部分——推杆变形机构加以控制, 其控制过程如图 2 所示.

由图 2 可知, 传感器对 DGMR 姿态角信号进行监测并将其传递给控制器, 控制器经过分析和计算给予驱动器信号以驱动电机, 连接可动轮与固定点之间的连杆因此绕固定点转动, 使可动轮的位置发生改变, 进而改变 DGMR 姿态. 其中, DGMR 推杆变形机构模型参数如表 1 所示.

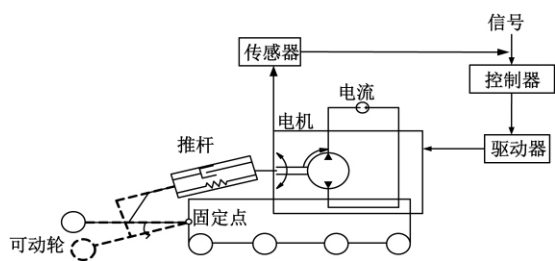


图2 DGMR 运动系统推杆变形机构控制过程图

Fig.2 Control chart of pusher deformation mechanism in motion system of DGMR

表1 可变形地面移动机器人推杆变形机构模型参数取值

Tab.1 Parameter values of pusher deformation mechanism for DGMR

描述	取值	描述	取值
电机	输入电压 V_a/V	质量 M/kg	2
	齿轮半径 $r1/m$	连杆 旋转半径 $r2/m$	0.100
	感抗 R/Ω	弹性系数 $k2/(N \cdot m^{-1})$	8
推杆	阻尼 $b/(N \cdot s \cdot m^{-1})$	驱动系数 K	1
	弹性系数 $k1/(N \cdot m^{-1})$	系统传感器系数 a	1

式中: v_0 为系统输入(角度); v_1 为 v_0 的跟踪信号; v_2 为 v_1 的微分值; r_0 和 h 为控制器参数. 非线性函数为:

$$\begin{cases} d = rh^2; \\ a_0 = hx_2; \\ y = x_1 + a_0; \\ a_1 = \sqrt{d(d + 8r|y|)}; \\ a_2 = a_0 + \text{sign}(y)(a_1 - d)/2; \\ a = (a_0 + y)\text{fsg}(y, d) + a_2(1 - \text{fsg}(y, d)) \\ fhan(x_1, x_2, r, h) = -r\left(\frac{a}{d}\right)\text{fsg}(a, d) - \\ r\text{sign}(a)(1 - \text{fsg}(a, d)), \\ \text{fsg}(x, d) = \frac{\text{sign}(x + d) - \text{sign}(x - d)}{2}. \end{cases} \quad (9)$$

ESO 如式(10)~(12)所示.

$$\begin{cases} e_1 = z_1 - y; \\ z_1 = z_2 + h(z_2 - \beta_{01}e_1); \\ z_2 = z_2 + h(-\beta_{02}e_1), \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} e_3 = z_3 - z_2; \\ z_3 = z_3 + h(z_2 - \beta_{01}e_3); \\ z_4 = z_4 + h(-\beta_{02}e_3 + bu), \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} e_5 = z_5 - z_4; \\ z_5 = z_5 + h(z_2 - \beta_{01}e_5 + bu); \\ z_6 = z_6 + h(-\beta_{02}e_5), \end{cases} \quad (12)$$

其中,

通过对系统物理模型分析,可使用键合图^[17]对系统结构进行描述,随后根据键合图规则^[18]将模型转换成 Simulink 方块图,最后在 Simulink 中完成模型的搭建.笔者拟使用 3 个二阶 ESO 串联形成 1 个三阶 ADRC 控制器对 DGMR 进行控制,由此可得,安排过渡过程如式(8)所示.

$$\begin{cases} e = v_1 - v_0; \\ fh = fhan(e_1, v_2, r_0, h); \\ v_1 = v_1 + hv_2; \\ v_2 = v_2 + hf, \end{cases} \quad (8)$$

$$fe_i = fal(e_i, \alpha, \delta) = \begin{cases} \frac{e_i}{\delta^{\alpha-1}}, & |e_i| \leq \delta; \\ |e_i|^{\alpha} \text{sign}(e_i), & |e_i| \geq \delta, \end{cases} \quad \text{为非}$$

线性函数; y 为系统的输出反馈信号; z_1, z_3, z_5 为状态 e 的估计值; z_2, z_4, z_6 为系统总扰动的估计值; β_{01} 和 β_{02} 分别影响状态变量 e 和系统总扰动的估计值; b 为补偿因子.

NSEFL 如式(13)所示:

$$\begin{cases} e_1 = v_1 - z_1; \\ e_2 = v_2 - z_2; \\ u_0 = k(e_1, e_1, p), \end{cases} \quad (13)$$

式中: e_1 和 e_2 为状态误差; $u_0 = -fhan(e_1, ce_2, r, h_1)$ 为误差反馈控制量; p 为一组参数.

2.2 适应度函数评价

将 DGMR 模型中的两个 ADRC 控制器的控制参数取相同值,因此共有来自安排过渡过程、扩张状态观测器和误差状态反馈律的 7 个参数 $C(r_0, r, h, \alpha, \beta_{01}, \beta_{02}, c)$ 需进行调节. 本工作利用系统阶跃响应的超调量 f_o 、上升时间 f_{tr} 和稳态误差 f_e 作为阶跃响应的评价指标,设计适应度函数及相应评价指标计算方法为:

$$\begin{cases} fitness = w_1 f_o + w_2 f_{tr} + w_3 f_e; \\ f_o = \left| \frac{\min_{t>0}(\theta(t) - \theta_c)}{\theta(0) - \theta_c} \right|; \\ f_{tr} = t_2 |_{\theta(t_2)=0.9 \times (\theta(0) - \theta_c)} - t_1 |_{\theta(t_1)=0.1 \times (\theta(0) - \theta_c)}; \\ f_e = \int_{t>t_{set}} |\theta(t) - \theta_c|, \end{cases} \quad (14)$$

式中: w_1 、 w_2 、 w_3 分别为评价指标对应的权值, $w_1 = 200$, $w_2 = 100$, $w_3 = 30$, 笔者取较大值以保证响应的稳定性. 以上 3 种性能指标越小, 性能越好, 因此以最小化适应度函数为优化目标.

2.3 基于 EGTPIO 的控制器参数优化

基于 EGTPIO 优化算法的参数优化流程如下.

步骤 1 DGM 模型参数初始化, 确定模型目标姿态角度 $\theta = 0$ rad, 仿真步长为 0.01 s, 仿真采样时间为 30 s.

步骤 2 初始化参数. 包括 EGTPIO 算法参数、种群以及适应度函数的权值.

步骤 3 计算每只鸽子适应度函数. 利用鸽子的位置计算适应度函数值, 更新鸽群中最优个体的位置.

步骤 4 分别单独执行地图和指南针算子与地标算子, 并利用式 (4) ~ (6) 计算收益, 得到一组 ESS.

步骤 5 根据式 (7), 利用上一步得到的 ESS 值执行 EGTPIO.

步骤 6 如果循环次数小于最大迭代次数, 返回 Step 3, 否则输出优化结果.

2.4 仿真结果与分析

为验证 EGTPIO 算法的有效性, 在相同初始条件下, 分别利用粒子群 (particle swarm optimization, PSO)、PIO、含有导航工具过渡因子的鸽群优化^[7] (CPIO) 和 EGTPIO 算法对 DGM 系统 ADRC 控制器参数进行优化, 不同算法的参数取值如表 2 所示, 算法参数优化的进化曲线如图 3 所示.

表 2 算法参数取值

Tab.2 Parameters values of different algorithms

算法名称	参数	描述	取值
PSO	Num	粒子数目	20
	ω	惯性权重	[0.1, 1]
	$c1$	认知学习因子	2
	$c2$	社会学习因子	2
PIO	N_{C1max}	地图和指南针迭代次数	20
	N	鸽子数目	20
	R	地图和指南针因数	0.3
CPIO	tr	导航工具过渡因子	2
	N_{dec}	每轮递减的鸽子数目	1
EGTPIO	Y	演化稳定策略初始值	(0.5, 0.5)

图 3(a) 为系统在阶跃信号为 0.4 rad 下的不同算法适应度曲线变化 20 次的平均值; 图 3(b) 为系统在阶跃信号为 0.6 rad 下的不同算法适应度曲线变化 20 次平均值. 从进化曲线可以看到,

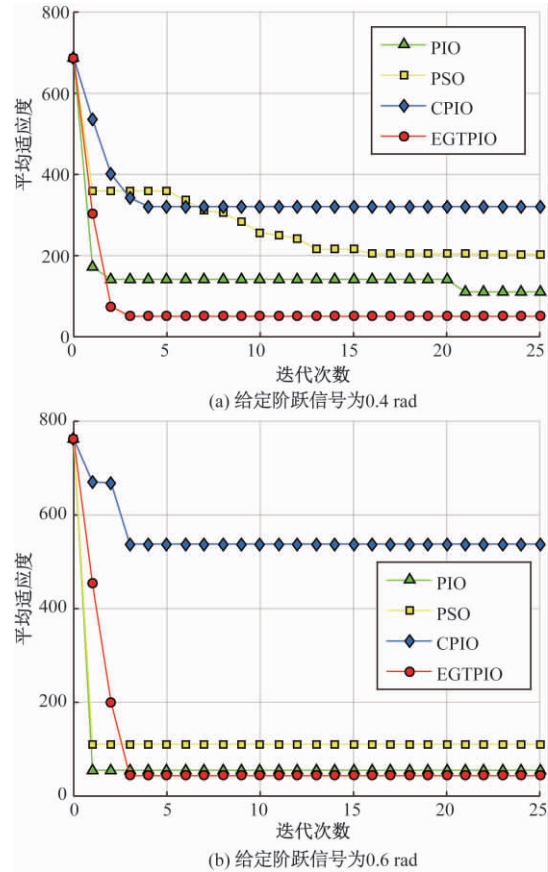


图 3 自抗扰控制器参数优化收敛曲线

Fig.3 Convergence map of parameter optimization in ADRC

EGTPIO、PIO 和 PSO 在参数优化中表现较好, 都找到了较优的解, 而 CPIO 则陷入局部最优, 最终得到的解与其他 3 种算法相比, 质量差距较明显. 相比于 PSO、PIO, EGTPIO 在阶跃信号为 0.4 rad 时能够在较短时间内搜索到最优解, 有着较为理想的收敛速度和搜索效率; 在 0.6 rad 时虽然收敛较缓慢, 但是能够找到最优解.

通过图 4 可直观看到, 4 种算法优化下的系统两种阶跃信号的响应曲线 EGTPIO 在超调量、上升时间方面较其他 3 种方法都有着较明显的优势; 除此之外, EGTPIO 作用下的稳态误差较其他集中算法也要小.

3 结论

(1) 针对 PIO 中两个算子独立计算的问题, 提出一种基于演化博弈理论的鸽群优化算法. 将传统 PIO 中两个独立循环进行合并, 并利用鸽群演化博弈过程对参数相互协调与最优配置进行整体改进.

(2) 将演化博弈鸽群优化应用于自主设计开发的可变形地面移动机器人自抗扰控制模型, 针

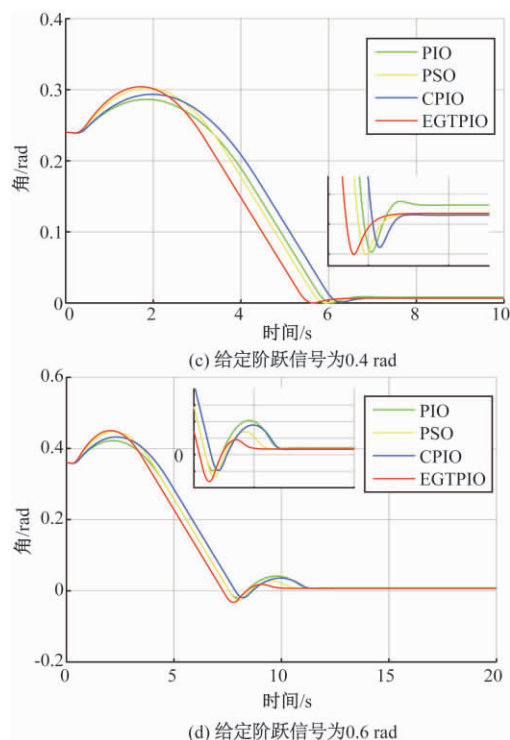


图4 算法优化结果的系统阶跃响应对比

Fig.4 Comparative result of step response of system for different algorithms

对 ADRC 参数过多且参数物理意义不明确、难以整定的缺陷,使用对控制器参数进行优化. 相同初始条件下对比 4 种算法的效果,仿真结果表明:相比于 PSO、PIO、CPIO,EGTPIO 的搜索质量、效率均明显.

(3) 系统时域响应进一步验证了 EGTPIO 的优良性能,证明其可通过优化控制器参数提升可变形移动机器人的整体性能.

参考文献:

- [1] 王守娜,刘弘,高开周. 一种应用于函数优化问题的多种群人工蜂群算法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(6): 30-35.
- [2] 孟祥萍,王圣斌,王欣欣. 基于蚁群算法和轮盘算法的多 Agent Q 学习[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(16): 60-62.
- [3] 梁静,宋慧,瞿博阳,等. 基于改进粒子群算法的路径优化问题研究[J]. 郑州大学学报(工学版), 2014, 35(1): 34-38.
- [4] DUAN H B, QIAO P X. Pigeon-inspired optimization: a new swarm intelligence optimizer for air robot path planning[J]. International journal of intelligent computing and cybernetics, 2014, 7(1): 24-37.
- [5] DENG Y M, DUAN H B. Control parameter design for automatic carrier landing system via pigeon-inspired optimization[J]. Nonlinear dynamics, 2016, 85(1): 97-106.
- [6] ZHANG S J, DUAN H B. Gaussian pigeon-inspired optimization approach to orbital spacecraft formation reconfiguration[J]. Chinese journal of aeronautics, 2015, 28(1): 200-205.
- [7] 段海滨,邱华鑫,范彦铭. 基于捕食逃逸鸽群优化的无人机紧密编队协同控制[J]. 中国科学(技术科学), 2015, 45(6): 559-572.
- [8] 段海滨,杨之元. 基于柯西变异鸽群优化的大型民用飞机滚动时域控制[J]. 中国科学(技术科学), 2018, 48(3): 277-288.
- [9] SMITH J M. Evolution and the theory of games[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1982.
- [10] HAN J Q. From PID to active disturbance rejection control[J]. IEEE transactions on industrial electronics, 2009, 56(3): 900-906.
- [11] ZHANG H, ZHAO S, GAO Z Q. An active disturbance rejection control solution for the two-mass-spring benchmark problem[C]//2016 American Control Conference. Boston, MA: IEEE, 2016: 1566-1571.
- [12] 马光远,沈为群,刘旺开,等. 自抗扰控制技术在高温环境模拟系统中的应用[J]. 计算机测量与控制, 2015, 23(11): 3644-3647.
- [13] 吴云洁,李琛,马征. 基于自抗扰滑模的三轴挠性卫星姿态控制[J]. 系统仿真学报, 2015, 27(8): 1831-1837.
- [14] SMITH J M. The theory of games and the evolution of animal conflicts[J]. Journal of theoretical biology, 1974, 47(1): 209-221.
- [15] TAYLOR P D, JONKER L B. Evolutionary stable strategies and game dynamics[J]. Mathematical biosciences, 1978, 40(1/2): 145-156.
- [16] 韩京清. 自抗扰控制技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008.
- [17] KARNOPP D C, MARGOLIS D L, ROSENBERG R C. 系统动力学: 机电系统的建模与仿真[M]. 刘玉庆, 译. 北京: 国防工业出版社, 2012.
- [18] 黄洪钟,祖旭,张旭. 基于 Matlab/Simulink 的键合图仿真[J]. 大连理工大学学报, 2003, 43(5): 632-635.

(下转第 31 页)

文章编号: 1671-6833(2019)04-0025-07

引入迷失探索与集群分裂机制的改进鸽群优化算法

尚志刚^{1,2,3}, 王力^{1,2}, 李蒙蒙^{1,2}, 李志辉^{1,2,3}

(1. 郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 郑州大学 产业技术研究院, 河南 郑州 450001; 3. 河南省脑科学与脑机接口技术重点实验室, 河南 郑州 450001)

摘要: 鸽群优化算法(pigeon-inspired optimization, PIO)作为一种新兴的优化技术,具有收敛速度快、精度高等优点,但其对于一些具有局部最优值的问题的求解效果并不理想.将自然界中鸽群飞行时的迷失探索和集群分裂机制引入原始鸽群优化算法,提出了一种迷失探索与集群分裂鸽群优化算法(lost and split pigeon-inspired optimization, LSPIO),迷失探索机制的引入加强了算法的全局搜索性能,而集群分裂机制增加了种群多样性.选取9个标准测试函数进行算法性能评估,并与标准鸽群算法和粒子群算法进行对比.结果表明,LSPIO算法在保持良好收敛性质的同时可以有效地避免早熟问题,且提高了种群多样性.

关键词: 鸽群优化; 迷失探索; 集群分裂; 全局搜索; 种群多样性

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.017

0 引言

生物种群中单个个体的智能水平往往有限,但整个生物群体却表现出处理复杂问题的能力.群体智能就是受自然生物群体行为的启发而产生的一类重要的人工智能方法.Colormi等从生物进化的机理中受到启发,通过模拟蚂蚁的寻径行为,提出了蚁群优化算法^[1],但其收敛时间过长,易陷入局部最优^[2]; Kennedy等通过观察鸟群觅食行为提出了粒子群优化算法^[3](particle swarm optimization, PSO),其收敛速度较快,但易陷入局部最优^[4].鸽子具有特殊的归巢能力,它们被认为使用太阳、地球磁场和地标的组合来寻找巢穴. Roberts等认为,鸽子可能在旅程的不同阶段使用不同的导航工具^[5], Guilford和他的同事开发了一个数学模型,可以预测鸽子何时从一种导航方式转换到另一种方式.当鸽子开始它们的旅程时,它们可能会更多地依赖类似指南针的工具^[6];在旅途中,当它们找到熟悉的地形或者标志性建筑时,它们转而使用地标^[7-8].受这种鸽群归巢行为

机制的启发, Duan等提出了一种鸽群优化算法^[9](pigeon-inspired optimization, PIO),其简单、有效的特点^[10]促使它得到了众多学者的重视和研究^[11-12].

鸽群优化算法收敛速度快,精度高,但是与其他一些全局最优算法一样,它也有早熟收敛的现象.针对算法的这一缺陷,现在也有一些改进方法,例如 Sun等将捕食者机制引入鸽群算法^[13], Li等引入了模拟退火法^[14], Yang等将柯西变异引入鸽群算法^[15],这些改进虽然增加了种群规模或种群活跃性,但是对具有局部最优值的函数优化依然不太理想.笔者对自然界鸽子群体飞行行为进行了总结,提出了一种生物行为启发式的引入迷失探索与集群分裂机制的改进鸽群优化算法(lost and split pigeon-inspired optimization, LSPIO).新的算法以当前全局最优位置作为罗盘方向,受鸽子自然飞行过程中可能会迷失方向(感应不到罗盘),从而采用有限时间感知探索机制^[16]的启发,赋予算法中个体一个迷失概率,在迷失期间鸽子会自由探索,增加算法的全局搜索能力.同时借鉴

收稿日期: 2018-12-17; 修订日期: 2019-03-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61673353)

作者简介: 尚志刚(1975—),男,甘肃兰州人,郑州大学教授,博士,主要从事生物医学信息与模式识别研究, E-mail: zhigang_shang@zzu.edu.cn.

通信作者: 李志辉(1978—),女,河南濮阳人,郑州大学讲师,博士生,主要从事信号处理与动物强化学习研究, E-mail: lizhain@zzu.edu.cn.

鸽子飞行过程中发生的集群分裂机制,随机分裂出若干子群进行地标探索,这样既保证了全局搜索性能,也兼顾了局部搜索性能.笔者采用 9 个标准测试函数测试 LSPIO 算法的性能,并与标准鸽群算法和粒子群算法结果进行对比分析,在多个测试函数上的结果表明,笔者提出的算法不仅具有更高的收敛性能,可以有效地避免早熟问题,并且有效提高了种群多样性.

1 鸽群优化算法介绍

在鸽群优化算法中,分别基于鸽子的太阳、地磁导航机制和地标导航机制提出了两种算子:地图罗盘算子和地标算子.在迭代优化过程中,前期使用地图罗盘算子,后期使用地标算子.

(1) 地图罗盘算子: 鸽子可以通过使用磁感应在大脑中塑造地图.它们将太阳的高度视为指南针来调整方向.

(2) 地标算子: 当鸽子靠近目的地飞行时,它们将依赖邻近的地标指示方向.

PIO 模型中,每个优化问题的解都是搜索空间中的一只虚拟鸽子.每只鸽子都有一个速度矢量和位置矢量来决定它们的当前位置以及飞翔方向和距离,每只鸽子的位置所对应的目标函数值作为该鸽子的适应度(fitness value).所有鸽子个体按照一定的规则在解空间中寻找最优解,即适应度的最大值或最小值,笔者以最小值优化为例进行讨论.

在鸽群优化算法中,首先运行地图和罗盘算子,鸽子*i*的位置和速度分别用 X_i 和 V_i 表示,如下公式为地图和罗盘算子位置速度更新公式:

$$V_i(t) = rand \cdot (X_g(t) - X_i(t-1)) + V_i(t-1) \cdot e^{-Rt}; \quad (1)$$

$$X_i(t) = X_i(t-1) + V_i(t), \quad (2)$$

式中: R 是地图和罗盘因子; $rand$ 是一个随机数; X_g 是当前全局最佳位置,可以通过比较所有鸽子中的所有位置来获得; t 表示当前迭代次数.

地图和罗盘算子运行一段时间后,转为地标算子运行,其中远离目的地的鸽子对地标不熟悉,它们将不再有分辨路径的能力,因而被舍去,然后将剩余鸽子的中心位置 X_c 当作地标,所有看到地标的鸽子直接飞向地标.地标算子运行一段时间后输出最优解.地标算子的位置更新公式如下所示:

$$N_p(t) = \frac{N_p(t-1) - 1}{2}; \quad (3)$$

$$X_c(t) = \frac{\sum X_i(t) \cdot fitness(X_i(t))}{N_p(t) \cdot \sum fitness(X_i(t))}; \quad (4)$$

$X_i(t) = rand \cdot (X_c(t) - X_i(t-1)) + X_i(t-1)$, (5)
式中: $fitness$ 表示鸽子个体的适应度; N_p 为种群数量.

2 改进的鸽群优化算法

在鸽群优化算法运行过程中后期,如果某只鸽子发现一个当前种群最优位置,其他鸽子将迅速向其靠拢.如果该最优位置为一局部最优点,鸽群就无法在解空间内重新搜索,因此,算法陷入局部最优,出现了所谓的早熟收敛现象.

笔者结合现有研究资料和鸽群放飞实验观察发现,鸽群飞行时存在以下两个特别的行为机制:

(1) 鸽子会在归巢导航过程中发生察觉不到罗盘信息而自由探索的情况,而在自由探索过程中,鸽子存在一个有限时间感知探索机制^[16]: 鸽子在飞行探索时不会不停转向,而是会沿一个方向飞行一段时间,如果在该时段内不能获得目标方向信息,则会选择反向或根据自身探索到的一些信息而调整方向.

(2) 由于某些外界因素(如障碍物、天敌等)的干扰,鸽群归巢过程中会发生集群分裂的情况,分裂后的子群通常会脱离主群飞行,子群飞行中可能会探索到熟悉的建筑或感兴趣的地标.

基于上述机制,笔者对鸽群算法进行改进,提出一种新的改进 LSPIO 算法.首先引入迷失探索机制改进地图罗盘算子以增强算法的全局搜索能力.在原有的算子基础上加入了一个迷失因子 m_1 ,表示鸽子的迷失概率.算法每次迭代都会生成一个随机数,如果该随机数小于 m_1 则进行迷失探索操作.鸽子进入迷失状态时,会进行自由探索,首先随机产生下一时刻的速度方向,经过一定时间的探索飞行后,如果自身适应度没有向希望的方向变化,则改变飞行方向,然后重复迭代一段时间后,恢复可以探测到罗盘的状态.迷失状态时位置速度更新公式:

$$diffitness_i(t) = fitness_i(t) - fitness_i(t-1). \quad (6)$$

$$b_i = \begin{cases} 0, & diffitness_i(t) < 0. \\ b_i + 1, & diffitness_i(t) \geq 0. \end{cases} \quad (7)$$

$$V_i(t) = \begin{cases} rand \cdot V_i(t-1), & b_i \leq 2. \\ 2 \cdot (rand - 1) \cdot V_{max}, & b_i > 2. \end{cases} \quad (8)$$

式中: $V_i(t)$ 为当前时刻速度; $V_i(t-1)$ 为上一时

刻速度; V_{\max} 为个体最大允许速度; $diffitness$ 为适应度差值; b_i 为适应度变化标记. 每次更新位置后, 如果适应度没有减少, 则标记 b_i 增加 1 点, 连续 3 次适应度没有减少 (即 $b_i \geq 2$), 则更换飞行方向进行探索, 如果适应度减少, 则保持飞行方向探索且标记 b_i 置零.

在此基础上, 引入集群分裂机制提高种群个体多样性. 在算法中定义了一个分裂因子 m_2 , 表示鸽群分裂概率. 算法迭代过程中, 为每个个体生成一个随机数, 如果该随机数小于 m_2 , 则进行集群分裂操作, 并将子群分裂标志 s 记为 1, 总体子群个数 $L \leq 3$. 对于第 j 个子群, 其适应度最优个体为 X_g^j . 该子群内其他个体会跟随 X_g^j 去寻找一定范围内的局部最优解, 并与主群中的最优解进行比较, 更优者作为新的全局最优解, 子群在分裂迭代次数 $r > 10$ 后重新与主群建立联系, 并入主群飞行. 其速度更新公式:

$$V_i = \begin{cases} V_i(t-1) e^{-R_i} + rand \cdot (X_g^j - X_i(t-1)), & rand < m_2; \\ V_i(t-1) e^{-R_i} + rand \cdot (X_g - X_i(t-1)), & rand \geq m_2. \end{cases} \quad (9)$$

综合的鸽群优化算法, 算法流程如下:

(1) 初始化种群和参数, 随机赋予每只虚拟鸽子的位置矢量和速度矢量并计算其适应度值, 确定全局最优.

(2) 判断如果迭代次数 $p = gen_{\max}$, 则 $p = 0$, 转入步骤 (7), 否则 $p = p + 1, i = 1$ 并转入步骤 (3).

(3) 判断鸽子 i 的分裂状态, 若处于分裂状态, 则根据式 (9) 更新其速度和位置并转入步骤 (6); 否则转入步骤 (4).

(4) 生成随机数 $rand$, 判断是否 $rand < m_1$, 若是, 对该鸽子进行迷失操作, 根据式 (6)、(7)、(8) 更新其速度和位置; 否则根据式 (1)、(2) 更新该鸽子的速度和位置.

(5) 生成随机数 $rand$, 判断是否 $rand < m_2$ 且总子群数小于 3, 如果是, 该鸽子及其 k 邻域的鸽子设置为分裂状态.

(6) 计算鸽子适应度, $i = i + 1$, 判断是否 $i > N_{\max}$, 若是, 转入步骤 (2); 否则转入步骤 (3).

(7) 根据式 (3)、(4)、(5) 更新位置, 计算鸽子适应度, 确定最优解, 迭代更新直至 $p = gen_{\max}$, 输出结果.

算法流程图如图 1 所示. 迷失因子 m_1 和分裂因子 m_2 的选取直接影响算法的收敛性能, 如果选

取的因子过大, 则种群会有更多的机会进行探索, 对全局的搜索能力更强, 但收敛速度会变慢; 反之收敛速度加快, 但可能陷入局部最优解. 笔者建议 m_1 与 m_2 的取值分别为 0.2 和 0.1.

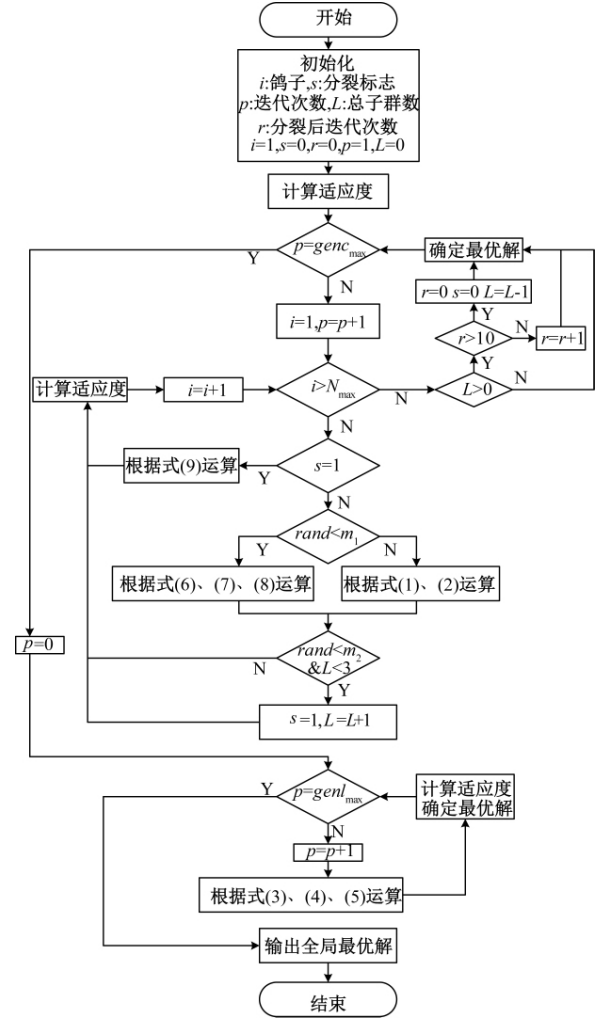


图 1 LSPIO 算法流程图

Fig.1 Flow chart of LSPIO algorithm

3 改进优化算法仿真实验

为测试笔者提出的 LSPIO 算法的有效性, 下面将通过 9 个典型的标准测试函数^[17]展开实验, 同时与 PIO 算法和 PSO 算法进行比较, 3 种算法种群规模和总迭代次数相同, 并且在每次迭代过程中, 每个个体都只评价一次个体适应度. 9 个测试函数公式如下, 图 2 为测试函数三维示例图.

(1) Sphere 函数:

$$F1 = \sum_{i=1}^{10} x_i^2, \quad -600 \leq x_i \leq 600. \quad (10)$$

(2) Three-hump camel 函数:

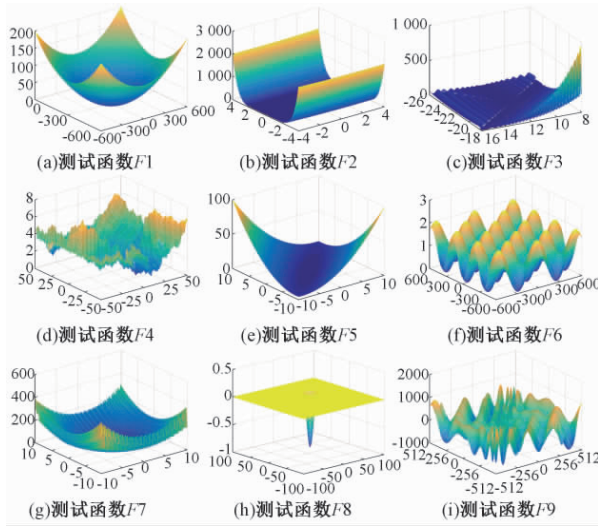


图2 测试函数三维示例图

Fig.2 3D example of test function

$$F2 = 2x_1^2 - 1.05x_1^4 + \frac{x_1^6}{6} + x_1x_2 + x_2^2, \\ -5 \leq x_1, x_2 \leq 5. \quad (11)$$

(3) Rotated Schaffers 函数:

$$F3 = \left(\frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 (\sqrt{z_i} + \sqrt{z_i} \sin^2(50z_i^{0.2})) \right)^2, \\ \text{其中, } z_i = \sqrt{y_i^2 + t_{i+1}^2}, i = 1, \dots, 5, \\ y = \mathbf{A}^{10} \mathbf{M}_2 \mathbf{T}_{\text{asy}}^{0.5}(\mathbf{M}_1(\mathbf{x} - \mathbf{o})). \quad (12)$$

(4) Rotated Weierstrass 函数:

$$F4 = \sum_{i=1}^5 \left(\sum_{k=0}^{k_{\max}} [a^k \cos(2\pi b^k(z_i + 0.5))] \right) - \\ 5 \sum_{k=0}^{k_{\max}} [a^k \cos(2\pi b^k \cdot 0.5)], \\ \text{其中, } a = 0.5; b = 3; k_{\max} = 20; \\ z = \mathbf{A}^{10} \mathbf{M}_2 \mathbf{T}_{\text{asy}}^{0.5} \left(\mathbf{M}_1 \frac{0.5(\mathbf{x} - \mathbf{o})}{100} \right). \quad (13)$$

(5) Matyas 函数:

$$F5 = 0.26(x_1^2 + x_2^2) - 0.48x_1x_2, \\ -10 \leq x_i \leq 10. \quad (14)$$

(6) Griewank 函数:

$$F6 = \sum_{i=1}^5 \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^5 \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1, \\ -600 \leq x_i \leq 600. \quad (15)$$

(7) Levy 函数:

$$F7 = 2(x_2 - 1)^2(1 + \sin^2(2\pi x_2)) + \\ (x_1 - 1)^2(1 + \sin^2(3\pi x_2)) + \\ \sin^2(3\pi x_1), -10 \leq x_1, x_2 \leq 10. \quad (16)$$

(8) Easom 函数:

$$F8 = \cos x_1 \cos x_2 \cdot \\ \exp(-(x_1 - \pi)^2 + (x_2 - \pi)^2), \\ -100 \leq x_1, x_2 \leq 100. \quad (17)$$

(9) Eggholder 函数:

$$F9 = -(x_2 + 47) \sin\left(\sqrt{\left|x_2 + \frac{x_1}{2} + 47\right|}\right) - \\ x \cdot \sin(\sqrt{|x_1 - (x_2 + 47)|}), \\ -512 \leq x, y \leq 512. \quad (18)$$

其中, $\mathbf{o} = [o_1, o_2, \dots, o_D]^T$ 表示随机分布在 $[-80, 80]^D$ 的数, D 表示维数; \mathbf{A} 表示以第 i 个对角线元素为 $\lambda_{ii} = a^{\frac{i-1}{2(D-1)}}$ 的 D 维对角线矩阵.

其中函数 $F1, F2, F5$ 是较为简单的单模态函数, 函数 $F3$ 和 $F4$ 主要考虑了平移和旋转对优化算法的影响, $F6, F7, F9$ 是具有多个局部最优的函数, $F8$ 的全局最小值较搜索空间小.

实验设置参数如下: 3 种算法种群大小都相同, 粒子群算法 (PSO) 学习因子 $c_1 = 2, c_2 = 2$; PIO 算法地图罗盘因子 $R = -0.02$; LSPIO 算法迷失因子和分裂因子 $m_1 = 0.2, m_2 = 0.1$, 分别将 9 个测试函数当作目标函数, 进行测试.

表 1 列出了用 3 种算法求解上述优化问题运行 10 次后得到的平均函数最优解. 从表 1 可以看出, 对于简单函数和具有局部最优陷阱函数, LSPIO 算法的优化结果优于其他两种算法, 而对于旋转函数, LSPIO 的表现和其他两种算法相当.

图 3 为 3 种算法对函数优化 10 次后的平均最佳适应度演化曲线. 为了验证上述结果差异是不是显著性的, 笔者将上述所得数据进行假设检验. 由于秩和检验^[18]具有易于理解、易于计算的优点, 笔者选用秩和检验进行验证. 秩和检验的基本思想: 若检验假设成立, 则差值的总体分布应是对称的, 故正负秩和不应悬殊. 分别对 LSPIO、PIO 和 LSPIO、PSO 进行秩和检验, 当前者优于后者并且检测 P 值小于 0.05, 则标“+”号, 表示前者优于后者是显著性的. 当后者优于前者并且 P 值小于 0.05, 则标“-”号, 表示后者优于前者是显著性的. 若检测 $P \geq 0.05$, 则认为它们差异不显著. 表 2 是统计检验结果, 从表 2 中可以看出, LSPIO 在其中 7 个函数上的表现优于 PIO, 证明 LSPIO 比 PIO 收敛性能更强; 而与 PSO 相比, LSPIO 也在 6 个函数上表现出更优的性能. 综上所述, 笔者提出的 LSPIO 算法表现出较好的全局搜索能力, 可以有效避免早熟收敛问题.

表 1 3种算法运行 10 次平均最优解

Tab.1 The average optimal solution of three algorithms with 10 runs

函数	最优解	PIO	PSO	LSPIO
F1	0	5.16E-14±5.2E-29	4.58E-15±3E-30	0±2.7E-50
F2	0	7.5E-05±2.5E-10	1.67E-12±1.3E-25	1.1E-16±6.6E-35
F3	0	7.3E-07±3.7E-11	2.2E-07±1.03E-12	8.8E-08±1.2E-12
F4	0	0.7E+00±0.5E+00	1.04E+00±0.9E+00	0.93E+00±0.1E+00
F5	0	2.1E-11±1.7E-22	4.9E-14±2.1E-29	1.2E-17±2.2E-36
F6	0	0.26E-01±0.7E-02	0.25E-01±0.3E-02	0.2E-01±9.2E-02
F7	0	0.1E-03±4.4E-08	1.1E-11±2.6E-24	2.4E-15±1.9E-31
F8	-1	-0.98E+00±1.7E-09	-0.99E+00±1.65E-24	-1E+00±1.6E-24
F9	-959.640	-9.24E+02±7.3E+02	-9.20E+02±5.1E+2	-9.51E+02±0.8E+0

注: 加黑字体表示最接近最优解的优化结果.

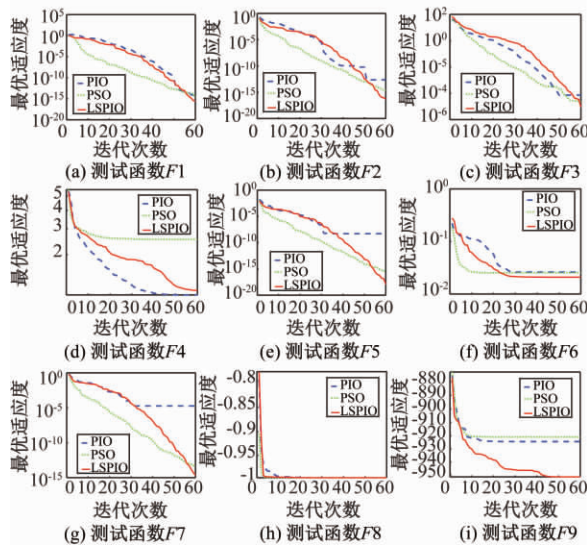


图 3 最佳适应度演化曲线

Fig.3 Best fitness evolution curve

表 2 3种算法运行 10 次结果的统计检验

Tab.2 Statistical test of 10 results of three algorithms

函数	LSPIO vs PIO		LSPIO vs PSO	
	P 值	优劣性比较	P 值	优劣性比较
F1	1.8E-04	+	1.8E-04	+
F2	1.8E-04	+	1.6E-04	+
F3	7.6E-06	+	3.1E-04	+
F4	0.3E+00	=	0.9E+00	=
F5	2.4E-04	+	1.8E-04	+
F6	1.8E-01	=	3.8E-01	=
F7	1.5E-04	+	1.2E-04	+
F8	1.8E-04	+	0.8E+0	=
F9	0.1E-04	+	4.1E-04	+
-	0		0	
+	7		6	
=	2		3	

注 “+”号表示 LSPIO 显著优越 “-”号表示 PIO/PSO 显著优越 “=”表示两者优劣性无显著差异.

为了评估算法的种群多样性,定义了每一代的种群分布散度,其公式为:

$$PD = \frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_i)^2 \right), \quad (19)$$

式中: D 为个体总维数; N 为种群个体数.

笔者计算了迭代过程中每代种群的分布散度,如图 4 所示为 9 个测试函数分别运行 10 次后取平均得到的种群分布散度-迭代次数曲线.可以看出在迭代过程中,LSPIO 算法的种群分布散度显著高于 PSO 和 PIO,从而说明 LSPIO 算法保证了较好的种群多样性.

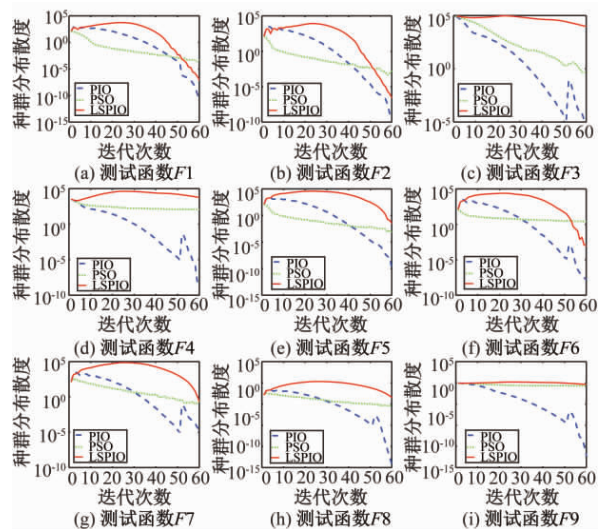


图 4 种群分布散度演化曲线

Fig.4 Evolution curve of divergence of population distribution

4 结论

笔者针对鸽群优化算法的早熟收敛问题,提

出了一种迷失探索与集群分裂机制的改进鸽群优化算法.这种优化算法的灵感来源于实际中鸽群飞行的迷失探索和集群分裂现象.为了测试和对比算法性能,笔者选取 9 个标准测试函数进行函数优化实验,并与标准鸽群算法和粒子群算法进行了对比分析,在多个测试函数上的结果表明:笔者提出的 LSPIO 算法具有良好的全局搜索能力,有效避免了早熟收敛问题,且较好地保持了迭代过程中的种群多样性.

笔者提出的算法虽然可以有效避免早熟收敛问题,但是它的收敛速度并不理想,并且只考虑了低维问题,接下来笔者将针对这两方面的问题进行深入研究,进一步进行算法改进以提高收敛速度和优化性能.

参考文献:

- [1] COLORNI A, DORIGO M, MANIEZZO V. Distributed optimization by ant colonies [C] // Proceedings of the First European Conference on Artificial Life. Paris: Elsevier, 1991: 134-142.
- [2] 毛晓波,张勇杰,陈铁军.基于蚁群及空间邻域信息的 FCM 图像分割方法 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2014, 35(1): 1-4.
- [3] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C] // Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. Perth, WA: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [4] 梁静,宋慧,瞿博阳,等.基于改进粒子群算法的路径优化问题研究 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2014, 35(1): 34-38.
- [5] ROBERTS S, GUILFORD T, REZEK L, et al. Positional entropy during pigeon homing I: application of Bayesian latent state modelling [J]. Journal of theoretical biology, 2004, 227(1): 39-50.
- [6] KIEPENHEUER J. Inversion of the magnetic field during transport: its influence on the homing behavior of pigeons [M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 1978.
- [7] BALDACCINI N E, BENVENUTI S, FIASCHI V, et al. New data on the influence of olfactory deprivation on the homing behavior of pigeons [J]. Olfaction & taste symposium, 1975: 351-353.
- [8] KIEPENHEUER J. The homing behavior of pigeons raised in a reversed magnetic field [M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 1984.
- [9] DUAN H B, QIAO P X. Pigeon-inspired optimization: a new swarm intelligence optimizer for air robot path planning [J]. International journal of intelligent computing and cybernetics, 2014, 7(1): 24-37.
- [10] 周子为,段海滨,范彦铭.仿雁群行为机制的多无人机紧密编队 [J]. 中国科学(技术科学), 2017, 47(3): 230-238.
- [11] DOU R, DUAN H B. Pigeon inspired optimization approach to model prediction control for unmanned air vehicles [J]. Aircraft engineering & aerospace technology, 2015, 88(1): 108-116.
- [12] 段海滨,杨之元.基于柯西变异鸽群优化的大型民用飞机滚动时域控制 [J]. 中国科学(技术科学), 2018, 48(3): 277-288.
- [13] SUN H, DUAN H B. PID controller design based on prey-predator pigeon-inspired optimization algorithm [C] // IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Tianjin: IEEE, 2014: 1416-1421.
- [14] LI C, DUAN H B. Target detection approach for UAVs via improved pigeon-inspired optimization and edge potential function [J]. Aerospace science & technology, 2014, 39: 352-360.
- [15] YANG Z Y, DUAN H B, FAN Y M, et al. Automatic carrier landing system multilayer parameter design based on cauchy mutation pigeon-inspired optimization [J]. Aerospace science & technology, 2018, 79: 518-530.
- [16] MOURITSEN H, HEYERS D, GUNTURKUN O. The neural basis of long-distance navigation in birds [J]. Annual review of physiology, 2015, 78: 133-154.
- [17] WANG Y, Li B, WEISE T, et al. Self-adaptive learning based particle swarm optimization [J]. Information sciences, 2011, 181(20): 4515-4538.
- [18] PEROLAT J, COUSO I, LOQUIN K, et al. Generalizing the wilcoxon rank-sum test for interval data [J]. International journal of approximate reasoning, 2015, 56: 108-121.

Improved Pigeon Herd Optimization Algorithm with Lost Exploration and Cluster Splitting Mechanism

SHANG Zhigang^{1,2,3}, WANG Li^{1,2}, LI Mengmeng^{1,2}, LI Zhihui^{1,2,3}

(1.School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2.Industrial Technology Research Institute, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 3.Henan Key Laboratory of Brain Science and Brain-Computer Interface Technology, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: As an emerging optimization technology, pigeon inspired optimization (PIO) algorithm had the advantages of fast convergence and high precision. But it was not ideal for some problems with local optimal values. By introducing lost & exploration and cluster splitting mechanisms of natural flying pigeons, an improved PIO algorithm based on lost & exploration and cluster splitting (LSPIO) was proposed in this paper. The lost & exploration mechanism enhanced the global search performance of the algorithm, and the cluster splitting mechanism increased the diversity of the population. In this paper, 9 standard test functions were selected for algorithm performance evaluation. Compared with standard pigeon group algorithm and particle swarm algorithm, the results showed that the new LSPIO algorithm could effectively avoid premature problems, improve the population diversity while maintaining good convergence properties.

Key words: pigeon-inspired optimization; lost & exploration; cluster splitting; global search; population diversity

(上接第 24 页)

Robot Active Disturbance Rejection Control Based on an Enhanced Pigeon-inspired Optimization

HAI Xingshuo, XU Binghui, REN Yi, CUI Jingjing

(School of Reliability System Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: In this paper, an evolutionary game theory based pigeon-inspired optimization (EGTPIO) algorithm was proposed to automatically tune the parameters of active disturbance rejection control (ADRC) controllers. The novel approach combining EGTPIO and ADRC was subsequently used to improve the performance of the deformable ground mobile robot (DGMR). Based on our design, EGTPIO not only could keep the advantage of fast convergence of PIO, but also determine the proportion of the two operators through the process of group evolution. Thus, the probability of results falling into local optimum was reduced and the speed and stability of the controller was improved. Simulation results showed that the superiority of EGTPIO in the quantity, quality and convergence speed of optimal solutions made ADRC reach stable state quickly and improved the maneuverability of DGMR.

Key words: deformable ground mobile robot; active disturbance rejection control; local optima; evolutionary game theory; pigeon-inspired optimization

文章编号: 1671-6833(2019)04-0032-04

基于粒子群算法的水资源需求预测

龙志伟¹, 肖松毅², 王 晖², 周新宇³, 李 伟⁴

(1.南昌工程学院 瑶湖学院,江西 南昌 330099; 2.南昌工程学院 江西省水信息协同感知与智能处理重点实验室,江西 南昌 330099; 3.江西师范大学 计算机信息工程学院,江西 南昌 330022; 4.江西理工大学 信息工程学院,江西 赣州 341000)

摘 要: 针对南昌市未来水资源需求预测问题,提出了基于粒子群算法的水资源需求预测方法.以南昌市历史人口、经济和水量需求数据为基础,构造了线性、指数和混合预测模型,利用粒子群算法对预测模型进行优化以确定模型参数.仿真实验结果表明,3种模型都能获得较好的预测精度,其中混合预测模型效果最好,预测精度达到97.71%.

关键词: 群智能; 粒子群算法; 水资源需求; 预测; 优化

中图分类号: TP18

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.005

0 引言

水是大自然重要的组成物质,是生命的起源,是人类生产生活和社会发展不可缺少的重要资源,也是生态系统中最活跃的要素,是维持生态平衡的基础.随着社会经济的发展、人口的增加、人类对水资源需求质量的提高以及水资源的日益短缺等问题越来越严重,导致水资源供需矛盾更加突出.因此,对水资源进行需求预测是每个国家、每个地区在对水资源进行分配过程中都必不可少的一个关键步骤.早期的城市工业化水资源需求预测研究,如今海绵城市的研究,水资源需求预测都是至关重要的一步.但是由于水的随机性行为,以及受到经济、人口、环境等等诸多动态因素的影响,水资源需求预测一直以来都是一个十分困难的问题.

目前,常见的水资源需求预测方法有:回归分析方法^[1]和组合神经网络法^[2].回归分析方法需要大量的原始资料才能保证模型的准确性,原始资料的获取是比较困难的,连续完整的资料很难获得.组合神经网络法要求水资源数据有一定的精度,但是数据往往会有噪声影响,从而对结果造成干扰.粒子群算法(particle swarm optimization,

PSO)是一种基于群智能的全局优化算法^[3],其原理简单,操作方便,且收敛速度快,具有较好的寻优能力,已被广泛地应用于各种优化问题的求解^[4-6].

针对南昌市未来水资源需求预测问题,提出了一种基于粒子群算法的水资源需求预测方法.以南昌市历史用水分布和经济结构为基础,分析了影响水资源需求的影响因素,并构造了不同的预测模型.仿真实验结果表明,笔者提出的方法能获得较好的预测精度.

1 粒子群算法

群智能算法是一类模拟生物群体的智能优化算法,它对问题的连续性和可微性没有要求,通用性较好,更易于求解复杂的优化问题^[7-10].粒子群算法是一种流行的群智能算法,该方法通过随机初始化一个种群(称为初始种群),群体中个体(称为粒子)按照某种规则在搜索空间中不断地寻找新的解,以达到寻优的目的.在粒子群算法中,每个粒子包含两个分量:速度和位置.假设种群有 N 个粒子,第 i 个粒子表示为 (V_i, X_i) ,其中 $V_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}\}$ 和 $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}\}$, D 为问题的维数.在搜索过程中,每个粒子向其历史最

收稿日期: 2018-12-13; 修订日期: 2019-03-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61663028); 江西省自然科学基金资助项目(20171BAB202035); 江西省杰出青年人才资助计划项目(20171BCB23075)

通信作者: 王晖(1982—),男,湖北红安人,南昌工程学院教授,博士,主要从事群智能、进化计算和水资源管理研究,E-mail: huiwang@whu.edu.cn.

好粒子 $pbest$ 和全局最好粒子 $gbest$ 移动.通过移动,粒子不断地更新自己的位置,以寻找更好的潜在解.在粒子群算法中,粒子按照如下公式进行更新^[11]:

$$V_i(t+1) = w \cdot V_i(t) + c_1 r_1 (pbest_i - X_i(t)) + c_2 r_2 (gbest(t) - X_i(t)); \quad (1)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1), \quad (2)$$

式中: $i=1,2,\dots,N$; r_1 和 r_2 是 0 到 1 之间均匀分布的随机数; w 是惯性权值参数; c_1 和 c_2 是学习因子参数.

粒子群算法步骤如下:

(1) 随机初始化 N 个粒子的速度和位置组成初始种群 $P(t)$, $t=0$. 计算每个粒子的适应值 $f(X_i(t))$, 更新每个粒子的 $pbest_i$ 和种群中的 $gbest$.

(2) 对于种群中的每个粒子,按照式(1)和(2)更新粒子的速度 $V_i(t+1)$ 和位置项 $X_i(t+1)$, 并计算更新后粒子的适应值 $f(X_i(t+1))$. 如果更新后的粒子的适应值优于其 $pbest$,则将更新后的粒子赋值给 $pbest$,即保持 $pbest$ 的更新.

(3) 对于种群中每个粒子的 $pbest$,如果其优于 $gbest$,则将该 $pbest$ 赋值给 $gbest$,即保持 $gbest$ 的更新.

(4) 令 $t=t+1$,如果算法还未达到停机条件,则跳转到步骤(2);否则停止算法运行,输出结果.

2 基于粒子群算法的水资源需求预测

2.1 影响因子分析

影响城市水资源需求的因素有很多,如地理位置、经济发达程度、人口密集情况、耕地面积、河流流域面积、植被覆盖率、气候、水价以及供水基础设施建设等情况.表1给出了南昌市2003~2015年的历史用水数据^[12],从表中可以看出,实际用水包含了4个部分:工业用水、农业用水、居民用水和生态用水.随着时间的发展,南昌市的总用水量逐渐递增,然后在该值附近波动.从各部分的平均用水占比来看,农业用水占比达到57%,工业和居民用水占比也较高,分别为28%和12%,而生态用水仅占3%.图1清晰地阐述了各部分用水分布情况.为了简化影响南昌市水资源需求量的因素,笔者仅考虑工业、农业和居民3个部分用水的影响,而忽略生态用水^[13-14].

2.2 水资源需求预测模型

基于上面的分析,在构造南昌市水资源需求预测模型时,笔者仅考虑工业、农业和居民3个部分用水所关联的因子.考虑到工业用水和农业

表1 南昌市2003~2015年实际用水数据

Tab.1 Actual water use data of Nanchang between 2003 and 2015

年份	总用水量/ (10^8 m^3)	工业用水/ (10^8 m^3)	农业用水/ (10^8 m^3)	居民用水/ (10^8 m^3)	生态用水/ (10^8 m^3)
2003	24.21	9.81	11.55	2.53	0.32
2004	26.22	8.72	14.47	2.75	0.28
2005	28.14	8.30	16.92	2.60	0.32
2006	27.71	8.11	16.73	2.52	0.35
2007	32.55	7.51	21.27	2.92	0.85
2008	30.42	6.90	19.73	2.94	0.85
2009	33.42	6.57	20.15	3.21	3.49
2010	30.87	7.51	17.37	3.49	2.50
2011	31.26	8.97	17.70	4.03	0.56
2012	28.82	9.20	14.68	4.36	0.58
2013	32.62	9.35	18.23	4.45	0.59
2014	31.42	8.92	17.35	4.54	0.61
2015	30.64	9.17	16.21	4.64	0.62
平均值	29.87	8.39	17.10	3.46	0.92
占比	100%	28%	57%	12%	3%

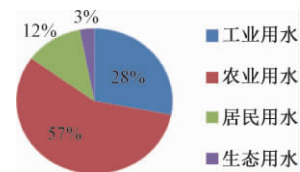


图1 南昌市历史用水分布图

Fig.1 Distribution of historical water use in Nanchang

用水受到经济发展程度、科学技术和国家政策的影响很大,而工业和农业用水主要是用于工业和农业生产,因此,使用工业生产总值代表工业用水,农业生产总值代表农业用水.居民用水主要受人口数量的影响,城市常住人口多,用水就多,反之就少,因而使用人口数量关联居民用水量.表2列出了2003~2015年南昌市的总用水量、人口、工业总产值和农业总产值.

假设某年的人口数量为 S_1 ,工业总产值为 S_2 ,农业总产值为 S_3 ,该年的总需水量为 Y .根据上述因子,笔者提出了3种水资源需求预测模型:线性(Y_x)、指数(Y_z)和混合模型(Y_h).

线性模型:

$$Y_x = x_1 \cdot S_1 + x_2 \cdot S_2 + x_3 \cdot S_3 + x_4; \quad (3)$$

指数模型:

$$Y_z = x_1 \cdot S_1^{x_2} + x_3 \cdot S_2^{x_4} + x_5 \cdot S_3^{x_6} + x_7; \quad (4)$$

混合模型:

$$Y_h = x_0 \cdot Y_x + (1 - x_0) \cdot Y_z, \quad (5)$$

式中: x_i 是模型的权重因子.将 Y_x 和 Y_z 带入式(5)后,混合模型可写为:

表2 南昌市 2003~2015 年历史总用水量、人口、工业总产值和农业总产值

Tab.2 Historical total water use, population, gross industrial production, gross agricultural production in Nanchang between 2003 and 2015

年份	总用水量/ (10^8 m^3)	人口/ (10^4 人)	工业总产 值/(10^8 元)	农业总产 值/(10^8 元)
2003	24.21	443.75	250.95	51.29
2004	26.22	446.97	306.08	99.11
2005	28.14	450.07	374.93	115.76
2006	27.71	453.08	448.15	124.58
2007	32.55	456.30	532.75	142.84
2008	30.42	459.79	676.61	171.14
2009	33.42	463.21	753.20	187.20
2010	30.87	504.26	952.75	204.66
2011	31.26	508.90	1 223.72	229.70
2012	28.82	513.16	1 290.93	249.35
2013	32.62	518.42	1 398.63	266.12
2014	31.42	524.02	1 500.70	283.63
2015	30.64	530.29	1 619.50	296.92

$$Y_h = x_0 \cdot (x_1 \cdot S_1 + x_2 \cdot S_2 + x_3 \cdot S_3 + x_4) + (1 - x_0) \cdot (x_5 \cdot S_1^{x_6} + x_7 \cdot S_2^{x_8} + x_9 \cdot S_3^{x_{10}} + x_{11}). \quad (6)$$

2.3 数据处理

利用表2中列出的2003~2015年的历史数据,对水资源需求预测模型进行求解和检验.由于不同的变量因子单位和量纲都不同,因此要对变量进行标准化处理,以消除不同量纲的影响.标准化处理采用的是 min-max 标准化方法,也被称为离差标准化^[13].需要找到样本数据的最大值和最小值,最大值标准化后的值为1,最小值标准化后的值为0,其余值处于0~1.

$$S^* = \frac{S - S_{\min}}{S_{\max} - S_{\min}}, \quad (7)$$

式中: S^* 为归一化后的值; S 是要进行归一化的值; S_{\min} 和 S_{\max} 分别是相应变量的最小值和最大值.

2.4 适应值函数

将南昌市2003~2012年的历史需水数据作为训练样本,利用粒子群算法对3种预测模型的权重因子进行优化.将2013~2015年的用水数据作为测试样本来检验预测模型的性能.为了评估预测模型,笔者采用误差平方和法来构造评价函数^[7].

$$f(X) = \sum_{i=1}^m (Y_{\text{pre}} - Y_{\text{act}})^2, \quad (8)$$

式中: Y_{pre} 和 Y_{act} 分别为预测的需水量和实际需水

量; m 是训练样本大小.

3 仿真实验

3.1 模型求解

在实验中,将粒子群算法应用于水资源需求预测模型权值参数的优化.将表2中2003~2012年的数据作为训练样本来优化预测模型,然后使用2013~2015年的数据作为测试样本来验证模型.仿真实验中的算法参数如下: $N=30$ 、 $w=0.73$ 、 $c_1=c_2=1.496$.算法停止条件为最大适应值评估次数,当适应值评估次数达到 $1.0\text{E}+05$ 时,算法停止运行并输出结果.对于每种模型,算法运行10次.

表3~5分别给出了线性预测模型、指数预测模型和混合预测模型的最好计算结果.最好结果是指基于训练样本,算法运行10次后挑选出的最好模型,然后根据该模型基于测试样本计算得到的预测误差值.从表3可以看出,基于线性预测模型得到的平均误差值为4.49%,预测精度达到95.51%.在2013年的预测结果上,误差仅为1.72%,但是2015年的误差较高.

表3 线性预测模型的最好计算结果

Tab.3 Best results achieved by the linear prediction model

年份	实际值/(10^8 m^3)	预测值/(10^8 m^3)	误差/%
2013	32.62	32.06	1.72
2014	31.42	32.63	3.85
2015	30.64	33.06	7.90

表4 指数预测模型的最好计算结果

Tab.4 Best results achieved by the exponential prediction model

年份	实际值/(10^8 m^3)	预测值/(10^8 m^3)	误差/%
2013	32.62	31.14	4.54
2014	31.42	31.31	0.35
2015	30.64	31.36	2.35

表5 混合预测模型的最好计算结果

Tab.5 Best results achieved by the hybrid prediction model

年份	实际值/(10^8 m^3)	预测值/(10^8 m^3)	误差/%
2013	32.62	31.26	4.17
2014	31.42	31.4	0.06
2015	30.64	31.45	2.64

从表4的结果来看,基于指数预测模型得到的平均误差为2.41%,预测精度达到97.59%.在某一年度的预测结果上,最小误差仅为0.35%,最大误差为4.54%.与线性预测模型相比,指数预

测模型较大地提升了预测精度。

从表5的结果可以看出,基于混合预测模型得到平均误差要小于指数预测模型,预测精度达到97.71%。在某一年度的预测结果上,最小误差仅为0.06%,最大误差为4.17%,均优于线性预测模型和指数预测模型。

从3种预测模型的计算结果来看,最后得到的预测精度介于95.51%~97.71%,获得了较好的预测效果。指数预测模型优于线性预测模型,而混合预测模型是3种模型中最好的。

3.2 南昌市未来水资源需求预测

要对未来某年水资源需求总量进行预测,只需要求得对应年份的3个变量因子的值,然后通过得到的预测模型进行计算,就能得到该年度的水资源需求预测值。笔者以2017年数据为基础,采用近三年的平均增长率来估算南昌市2018~2020年的人口数量、工业总产值和农业总产值。根据南昌市统计资料,2018~2020年人口数量的增长率为0.682%,工业总产值的增长率为9.30%,农业总产值的增长率为4.00%。

由于混合预测模型的性能优于线性预测模型和指数预测模型,因此本部分只给出基于混合预测模型计算得到的未来水资源需求预测结果。2018年预测总需水量为 $30.85 \times 10^8 \text{ m}^3$,2019年为 $31.14 \times 10^8 \text{ m}^3$;2020年为 $31.45 \times 10^8 \text{ m}^3$ 。由于经济和科学技术水平的飞速发展,工业总产值和农业总产值是呈上升的趋势,但是人口数量和地形地貌等一些因素每年变化不大,导致未来南昌市水资源需求总量还是呈递增的趋势。

4 结论

针对南昌市水资源需求预测问题,笔者提出基于粒子群算法的水资源需求预测方法。基于南昌市历史用水数据和经济结构,构建了线性、指数和混合3种预测模型。基于误差平方和适应值函数,利用粒子群算法优化预测模型的权重因子,得到合理的预测模型。仿真实验结果显示,基于3种预测模型计算得到的预测精度介于95.51%~97.71%,获得了较好的预测效果。最后,对南昌市2018~2020年的水资源需求进行了预测。结果表明,未来南昌市水资源需求总量是呈递增的趋势。由于模型的限制,预测未来水资源需求总量、农业用水、工业用水、居民用水需求量不能分别求出。除此之外,模型只考虑人口、工业总产值和农业总产值的影响,忽略了生态用水、气候、水价等因素,

模型还有待进一步改进。

参考文献:

- [1] 田乐蒙. 回归分析在水资源短缺预测中的应用[J]. 统计与决策, 2012(14): 84-86.
- [2] 王坚. 基于改进组合神经网络的水资源预测研究[J]. 计算机科学, 2016, 43(6A): 516-517.
- [3] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]// Proceedings of ICNN'95 International Conference on Neural Networks. Perth, WA: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [4] 毛晓波,张群,梁静,等. 基于PSO-RBF神经网络的雾霾车牌识别算法研究[J]. 郑州大学学报(工学版), 2017, 38(4): 46-50.
- [5] 夏星宇,高浩,王创业. 均衡策略粒子群算法在图像分割中的应用[J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(1): 59-66.
- [6] 李婕,白志宏,于瑞云,等. 基于PSO优化的移动位置隐私保护算法[J]. 计算机学报, 2018, 41(5): 1037-1051.
- [7] 孙辉,谢海华,赵嘉. 正弦选择概率模型的全局最优引导人工蜂群算法[J]. 南昌工程学院学报, 2018, 37(6): 84-90.
- [8] 梁静,宋慧,瞿博阳,等. 基于改进粒子群算法的路径优化问题研究[J]. 郑州大学学报(工学版), 2014, 35(1): 34-38.
- [9] 肖辉辉,万常选,段艳明,等. 基于引力搜索机制的花朵授粉算法[J]. 自动化学报, 2017, 43(4): 576-594.
- [10] CAI X, WANG H, CUI Z H, et al. Bat algorithm with triangle-flipping strategy for numerical optimization [J]. International journal of machine learning and cybernetics, 2018, 9(2): 199-215.
- [11] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer [C]// 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence. Anchorage, AK: IEEE, 1998: 69-73.
- [12] 江西省统计局. 江西统计年鉴[M]. 北京: 中国统计出版社, 2013-2015.
- [13] WANG H, CUI Z H, WANG W J, et al. Firefly algorithm for demand estimation of water resources [C]// Proceedings of the 24th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP 2017). Guangzhou: Springer, 2017: 11-20.
- [14] WANG H, WANG W J, CUI Z H, et al. A new dynamic firefly algorithm for demand estimation of water resources [J]. Information sciences, 2018, 438: 95-106.

(下转第47页)

文章编号: 1671-6833(2019)04-0036-06

基于 CNN 的非下采样剪切波域多聚焦图像融合

刘帅奇^{1,2}, 王 洁^{1,2}, 安彦玲^{1,2}, 李子奇^{1,2}, 胡绍海³, 王文峰⁴

(1.河北大学 电子信息工程学院,河北 保定 071000; 2.河北省机器视觉工程技术研究中心,河北 保定 071000; 3.北京交通大学 信息所,北京 100044; 4.中国科学院 新疆生态与地理研究所数字图像处理实验室,新疆 乌鲁木齐 830011)

摘 要: 结合非下采样剪切波变换的时频分离优良特性,提出了一种基于卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)的非下采样剪切波变换(non-subsampled shearlet transform, NSST)域图像融合算法.首先对源图像进行 NSST 分解,其次对分解的低频系数进行基于 CNN 的融合策略.最后对分解的高频系数进行基于向导滤波(guided filtering, GF)的改进加权的拉普拉斯能量和(improved weighted sum of Laplace energy, IWSML)模取大融合策略,然后将根据不同融合规则融合后的频率系数进行 NSST 反变化获取输出的清晰目标图像.实验结果表明,该方法不仅可以获得更利于人眼接受的视觉效果图,且有效地提高了融合图像的客观性能评价指标.

关键词: 图像融合; 多聚焦图像融合; 非下采样剪切波变换; 卷积神经网络; 向导滤波

中图分类号: TU528.1; TJ01

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.002

0 引言

一般将图像融合过程由低到高分3个层次:像素级融合、特征级融合、决策级融合^[1].目前,空间域和变换域是主要的两种在像素级别基础上的融合方法.空间域算法主要包括基于区域斯能量和加权^[2]、基于核范数最小化^[3]等融合算法.而变换域算法主要采用多尺度几何变换进行图像融合^[4],例如文献[5]提出的基于轮廓波变换(contourlet transform, CT)的图像融合算法;文献[6]提出的基于非下采样轮廓波变换(non-subsampled contourlet transform, NSCT)与脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural network, PCNN)图像融合算法;文献[7]提出的基于剪切波变换(shearlet transform, ST)与 PCNN 的图像融合算法.目前,处于主流位置的是变换域融合算法,其中应用最为广泛的为 CT 和 ST.与 CT 相比,ST 符合紧框架理论,可以有效地对图像的特征信息进行提取,同时其离散形式很容易实现^[8].因此,ST 在图像融合中得到了广泛的应用^[9-10].为了克服 ST 不具有平移不变性的缺点,也

为了更好地利用图像的空间连续性,文献[10]利用文献[11]提出的基于两尺度向导滤波的融合算法思想,在复剪切波变换(complex shearlet transform, CST)域中引入图像的空间连续性.虽然该算法明显地提升了融合后图像的视觉效果,但是在图像数据保留方面还可以提升,也就是低频部分的融合规则还可以进行改进.

近年来,由于深度学习理论的研究逐步深入并在相关领域取得了较好的研究成果^[12-13],因此 CNN 也被应用于多聚焦图像融合中,如文献[12]提出的一种采用 CNN 的多聚焦图像融合规则.虽然该算法获得很好的图像融合效果,但是在图像融合的过程中,该方法并没有对图像进行高低频的划分,这显然不符合人眼的视觉规律.因此,笔者结合该融合规则提出了基于 NSST 域的多聚焦图像融合算法.

1 非下采样剪切波变换原理

设 Shearlet 变换的基函数为:

$$\psi_{j,l,k}(x) = |\det A|^{j/2} \psi(B^l A^j x - k), \quad (1)$$

收稿日期: 2018-11-01; 修订日期: 2019-03-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61572063, 61401308); 河北省自然科学基金资助项目(F2016201187, F2016201142); 河北省高等学校科学技术研究项目(QN2016085); 河北大学引进人才科研启动经费(2014-303)

通信作者: 胡绍海(1964—),男,江西新余人,北京交通大学教授,博士,博士生导师,主要从事多维信号处理研究, E-mail: shhu@bjtu.edu.cn.

式中: $j \geq 0; l = -2^j \sim 2^j - 1; k \in \mathbf{Z}^2; \psi \in L^2(\mathbf{R}^2); \mathbf{A}^j$ 表示伸缩变换矩阵; \mathbf{B}^l 表示保区域的几何变换矩阵.

因此函数 f 的 ST 可表示为:

$$S_\psi = \langle f, \psi_{j,l,k} \rangle. \quad (2)$$

NSST^[8] 是 ST 的扩展,能够很好地克服图像的下采样操作,因而具备图像变换的平移不变性.在进行图像融合时,能够使融合图像中拥有更多源图像的信息特征,使整体的融合图像效果得到极大的改善.

2 基于卷积神经网络的图像融合规则

在基于 CNN 的图像融合算法中,图像融合中

决策图的生成通常被看作分类问题进行分析.文献[12]给出了基于 CNN 的一种多聚焦图像融合算法,将图像融合的主要任务转变成设计 CNN 的网络架构.而活动水平测量和融合规则可以通过大量的图像数据进行 CNN 模型训练生成^[12].

文献[12]采用了文献[14]中提出的 Siamese 结构的 CNN 模型,如图 1 所示.由图 1 可知,网络中的每个分支具有 3 个卷积层和 1 个最大池化层.笔者设置图像块的大小为 16×16 ,每个卷积核大小和步幅分别设置为 3×3 和 1,最大池化层的缩放因子和跨度分别设置为 2×2 和 2.

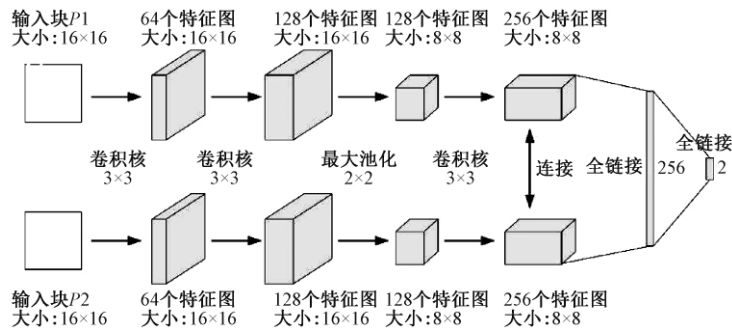


图 1 CNN 网络模型

Fig.1 The model of CNN

将 CNN 用于多聚焦图像融合算法的计算过程: 首先,将两个源图像输送到预训练的 CNN 模型以输出得分图; 其次,通过对重叠区域块求平均值,从得分图中获得具有与源图像相同大小的焦点图; 再次,将焦点图以 0.5 为阈值分割成二进制图; 然后,使用小区域去除和向导滤波^[15]来精细化二进制分割图以生成最终决策图; 最后,使用逐像素加权平均策略并利用最终决策图生成融合图像.

通过上述图像融合的步骤可知: 在图像融合过程中,该方法并没有对图像进行高低频的划分,这显然是不符合人眼的视觉规律的.因此,笔者结合该融合规则提出了一种基于 NSST 域的多聚焦图像融合方法.

3 向导滤波

向导滤波对图像的边缘保持具备很好的效果.设向导图为 I , 输入图像为 p , 而输出图像为 q ^[15].其中 I 与 p 可以是同一张图像.向导滤波的关键部分就是假设一个线性模型,即向导图 I 与输出图 q 之间存在局部线性模型:

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k, \quad (3)$$

式中: i 为模型的像素索引; a, b 为模型的线性系

数; ω_k 为以向导图 I 中一点 k 为中心, 长宽为 $(2r+1)$ 的正方形窗.

图像的边缘保持滤波问题则转换为如下的最优化问题:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \varepsilon a_k^2), \quad (4)$$

式中: ε 表示归一化因子.可以使用线性回归求解公式(4)的解^[15]:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon}; b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k. \quad (5)$$

式中: μ_k 和 σ_k^2 表示向导图局部窗口中的均值和方差; \bar{p}_k 表示 p 在窗口 ω_k 中的均值; $|\omega|$ 表示窗口内的像素数.为了更简单直观地表示,在本文中使用 $G_{r,\varepsilon}(p, I)$ 代表上述的向导滤波算法.

4 基于 CNN 的 NSST 域图像融合

笔者采用 NSST 进行图像分解,该变换可以很好地抑制伪吉布斯效应.文献[5]提出的改进的拉普拉斯能量和 (sum of Laplace energy, SML) 是一种能更好地表示图像边缘细节信息的区域能量函数,在选择高频变换域系数中具有很好的效果,笔者在此基础上对图像融合中的

拉普拉斯能量加上所对应的权值,并对高频选择系数图用向导滤波来进行平滑处理.设输入具有不同聚焦点的两幅源图像 A 和 B ,经过融合后得到图像 F .

首先,对两幅多聚焦的图像 A 和 B 采用相应 NSST 变换进行分解获得相应高频系数和低频系数为 $S_A^{l,d}(k)$ 和 $S_B^{l,d}(k)$ (若没有下标则表示任一图像的分解系数),其中 l 和 d 分别表示 NSST 分解的尺度和方向,当 l 为 0 的时候表示低频系数,否则为其相应的高频系数.

其次,对于源图像分解得到的低频系数采用基于 CNN 的图像融合算法进行图像融合.利用文献 [12] 对不同的图像训练集训练得到的 CNN 网络模型获得图 A 和 B 的融合决策图 m ,然后归一化并进行 NSST 来获取相应的低频系数决策图 m_L ,则根据决策图获得的低频系数可由下式计算:

$$S_F^{0,d}(k) = m_L \cdot S_A^{0,d}(k) + (1 - m_L) \cdot S_B^{0,d}(k). \quad (6)$$

然后,对高频系数(l 大于 0)进行融合的规则为采用基于向导滤波的 IWSML 取大进行处理.

定义像素点的拉普拉斯能量如下:

$$M^{l,d}(x,y) = |2S^{l,d}(x,y) - S^{l,k}(x-1,y) - S^{l,k}(x+1,y)| + |2S^{l,k}(x,y) - S^{l,k}(x,y-1) - S^{l,k}(x,y+1)|. \quad (7)$$

由于高频图像的权值主要是由距离的大小和子带的方向所决定的,所以定义相应的权值公式:

$$\omega(x,y) = \omega^0(x,y) + \theta^d(x,y), \quad (8)$$

其中, $\omega^0(x,y) =$

$$\begin{cases} \frac{1}{(x-x')^2 + (y-y')^2}, & (x,y) \neq (x',y') \\ 1, & (x,y) = (x',y') \end{cases},$$

而 θ^d 中的 θ 表示距离的大小, d 表示 NSST 分解方向,其作用对 $\omega(x,y)$ 的 d 方向数据进行翻倍.

因此, IWSML 的定义式为:

$$M_{\omega}^{l,d}(x,y) = \sum_{\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \omega(x,y) [M^{l,d}(x+a,y+b)]^2. \quad (9)$$

计算高频系数的 IWSML 值,可得 $M_{\omega}^{l,d}(k)$ 和 $M_{\omega}^{l,d}(k)$ (其中 $k = (x,y)$),则计算高频决策图为:

$$\begin{cases} m_A(k) = \begin{cases} 1, & M_{\omega}^{l,d}(k) \geq M_{\omega}^{l,d}(k) \\ 0, & M_{\omega}^{l,d}(k) < M_{\omega}^{l,d}(k) \end{cases}; \\ m_B(k) = 1 - m_A(k). \end{cases} \quad (10)$$

然后,对 m_A 和 m_B 进行向导滤波来加强高频系数的空间联系性,如式(11)所示:

$$m_i = G_{r,\varepsilon}(m_i, S_i^{l,d}(k)), i = A, B. \quad (11)$$

随后,再将 m_A 和 m_B 进行数值的归一化规则处理,再通过式(12)能够获得最终所需要的高频部分系数 $S_F^{l,d}(k)$:

$$S_F^{l,d}(k) = m_A \cdot S_A^{l,d}(k) + m_B \cdot S_B^{l,d}(k). \quad (12)$$

最终,将经过笔者提出的融合规则获得的低频系数 $S_F^{0,d}(k)$ 和高频系数 $S_F^{l,d}(k)$ 经过 NSST 重构获得最后所需要的目标图 F . 经过上述的描述,所确定的本文的融合算法表示过程如图 2 所示.

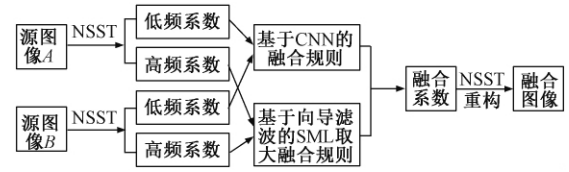


图 2 基于 CNN 的 NSST 域图像融合框架

Fig.2 The diagram of multi-focus image fusion algorithm based on CNN in NSST domain

5 实验结果

为了有效地评估该算法在不同聚焦程度图像中的融合性能,利用在不同图像融合中常用的融合测试图像所提出的算法,并且从主观和客观两方面与文献 [5] 中所提出的 CT-SML 图像融合方法、文献 [6] 提出 NSCT-PCNN 图像融合方法、文献 [7] 提出的 ST-PCNN 图像融合方法、文献 [10] 中提出的 CST-GF 图像融合方法和文献 [12] 提出基于 CNN 的图像融合方法进行对比.客观性能评价指标采用 5 种不同的方法,如图像方差 (standard deviation, Std)、图像平均梯度 (average gradient, Avg) [10]、图像 $Q^{AB/F}$ 度量 [5]、图像的互信息 (mutual information, MI) [10] 和图像空间频域度 (spatial frequency, SF) [10]. 这 5 个指标测试值越大,表明图像融合的评价指标越高,融合的图像越清晰,越符合人类的视觉系统.本文算法在实验过程中 NSST 的分解层数设置为 4 层,每层方向滤波器设置为有 6、10、10、18 个方向子带, CNN 参数选择与文献 [12] 相同,高频融合规则中的 $r=3, \varepsilon=1$.

首先对多聚焦图像进行图像融合的测试,图 3(a)、(b) 为经典的多聚焦图像融合测试图 Clock 的左侧部分聚焦和右侧部分聚焦的图像.然后采用所述的不同方法对多聚焦图像进行融

合,所得融合图像及与原测试图像的差图见图 3 (c) ~ (t)。

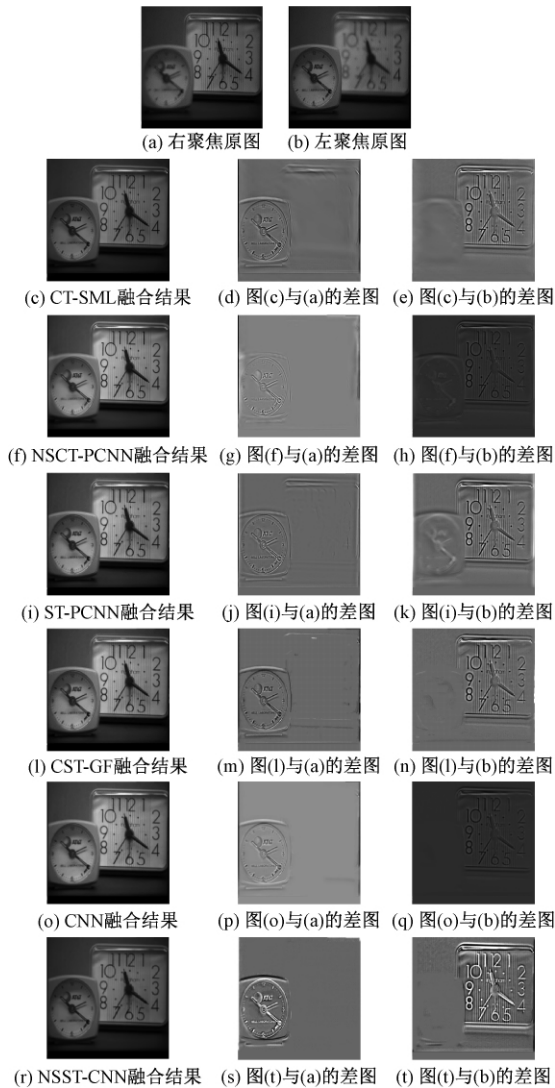


图3 Clock 原图像和各融合算法的融合效果

Fig.3 Fusion effect of each fused method and Clock original image

在实验结果中,不同算法的融合结果不同,上图的融合结果中大表的左上角部分和大表中数字 8 附近的区域,能够发现本文的算法能够更清晰地表达图像,更符合人眼的视觉特性.与 CNN 相

比,本文的算法在多聚焦图像融合中这些区域稍差一些,但是本文的算法在图像的灰度层次呈现中更为清晰明显,这归功于 NSST 的应用.从上述各种融合图像实验结果与图 3(a) 的差图对比能够发现,本文算法得到融合图像的实验效果图是最好的,这说明了本文的算法在图像的细节信息保留方面是很有效的,这主要归功于 CNN 融合策略的引入.综合上述来看,从不同融合图像差图对比中可以明显地看出在视觉效果方面本文的算法是最好的,人造纹理产生的最少,这主要是由于引入向导滤波使图像的空间连续性得到很大的提升,从而有效地抑制了融合图像中人造纹理的产生.

表 1 给出了各融合算法相应的客观评价指标.由表 1 可知,本文所提出的融合算法在各项评价指标所取得的结果值都是最好的.这表明本文所提出的融合算法可以有效地提取源图像的聚焦信息并且较好地保留空间信息.最后从计算时间上看,虽然在数据的计算时间上本文的算法用时比较长,但是可以看到与其他融合算法相比,本文采用的 NSST 变换具有更好的时频特性,而与 CNN 相比,笔者提出的融合规则能充分地利用图像的统计信息.

然后对空拍图像进行融合测试.图 4(a)、(b) 为不同聚焦图像,各算法融合效果如图 5(c) ~ (t) 所示.

从实验结果中可以发现,融合结果中上下飞机前面和后面邻近的区域,与图 3 中的融合结果视觉效果类似,能够发现本文的算法在图像的融合质量和层次的清晰度表达上,更容易使人眼系统接受到更好视觉的图像信息特征,并且本文算法充分地利用了图像的空间连续性从而克服了其他融合算法在融合图像中引入的一些人造纹理.

同样,表 2 给出了各融合算法的客观评价指标.由表 2 可知,本文算法具有最好的客观评价标准.这也说明本文算法不但可以充分地提取源图

表 1 图 3 中各个融合算法融合效果的客观评价指标

Tab.1 Objective evaluation index of each fusion algorithm in Figure 3

融合方法	Std	Avg	$Q^{AB/F}$	MI	SF	时间/s
CT-SML	41.184 9	0.011 2	0.678 3	6.708 6	8.084 0	43.177 4
NSCT-PCNN	40.614 3	0.011 0	0.677 5	7.494 8	7.909 1	925.464 7
ST-PCNN	40.387 0	0.011 1	0.690 0	6.792 7	8.020 2	3 658.504 7
CST-GF	40.859 5	0.010 9	0.687 5	7.892 5	8.084 2	216.255 0
CNN	40.460 2	0.011 1	0.724 4	8.302 5	8.203 7	784.127 5
本文方法	40.860 2	0.011 2	0.730 6	8.580 8	8.405 7	984.127 5

表 2 图 4 中各个融合算法融合效果的客观评价指标

Tab.2 Objective evaluation index of each fusion algorithm in Figure 4

融合方法	Std	Avg	$Q^{AB/F}$	MI	SF	时间/s
CT-SML	56.74	0.026	0.794	5.35	18.85	43.48
NSCT-PCNN	56.31	0.026	0.794	5.32	18.79	927.49
ST-PCNN	56.07	0.026	0.787	4.74	18.73	166.90
CST-GFF	54.86	0.026	0.779	5.04	18.44	3 602.31
CNN	56.87	0.026	0.798	5.42	18.85	204.66
本文方法	56.88	0.026	0.799	5.57	18.86	216.66

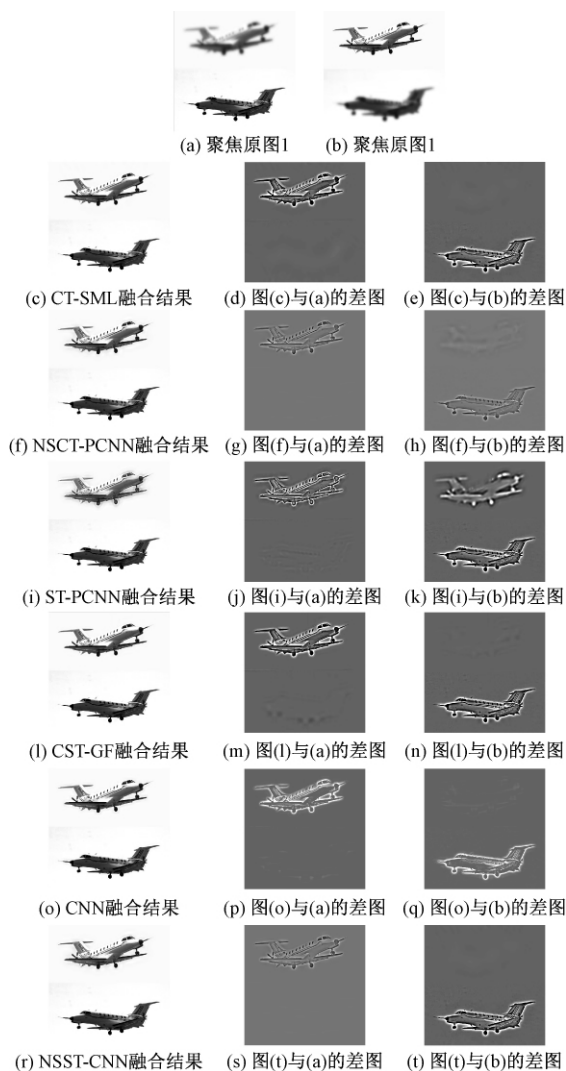


图 4 飞机原图像和各融合算法的融合效果

Fig.4 Fusion effect of each fused method and Airplane original image

像中的细节信息,很好地抑制了最终融合图像中人造纹理的产生,并且对于不同种类的图像融合具有鲁棒性,所以综合来看,本文所提出融合规则是一种比较好的在图像融合中的方法。

6 结论

笔者提出了一种基于 CNN 的 NSST 变换域图像融合方法,该方法有效利用 NSST 变换域优良

的时频变换特性又充分应用了 CNN 图像融合规则较好的能量保持特点,并通过向导滤波使对融合过程中的高频图像进行平滑处理,进而更好地提高了图像的空间连续性,使图像的融合质量进一步增强。综合上述的实验表明,该方法具有更好的图像特征表达性能,不管是在图像的整体效果还是在客观性能指标上都要更优于文中所描述的目前的图像融合算法。

参考文献:

- [1] LI S T, KANG X D, FANG L Y, et al. Pixel-level image fusion: a survey of the state of the art [J]. Information fusion, 2017, 33: 100-112.
- [2] LIU S Q, ZHAO J, SHI M Z. Medical image fusion based on improved sum-modified-Laplacian [J]. International journal of imaging systems & technology, 2015, 25(3): 206-212.
- [3] LIU S Q, ZHANG T, LI H L, et al. Medical image fusion based on nuclear norm minimization [J]. International journal of imaging systems & technology, 2015, 25(4): 310-316.
- [4] GENG P, HUANG M, LIU S, et al. Multifocus image fusion method of ripplelet transform based on cycle spinning [J]. Multimedia tools & applications, 2016, 75(17): 10583-10593.
- [5] 屈小波, 闫敬文, 杨贵德. 改进拉普拉斯能量和的尖锐频率局部化 Contourlet 域多聚焦图像融合方法 [J]. 光学精密工程, 2009, 17(5): 1203-1212.
- [6] QU X B, YAN J W, XIAO H Z, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampling contourlet transform domain [J]. Acta automatica sinica, 2008, 34(12): 1508-1514.
- [7] GENG P, WANG Z Y, ZHANG Z G, et al. Image fusion by pulse couple neural network with shearlet [J]. Optical engineering, 2012, 51(6): 067005-1-067005-7.
- [8] LIM W Q. The discrete shearlet transform: a new directional transform and compactly supported shearlet

- frames [J]. IEEE transactions on image processing, 2010, 19(5) : 1166–1180.
- [9] 石智,张卓,岳彦刚. 基于 Shearlet 变换的自适应图像融合算法 [J]. 光子学报, 2013, 42(1) : 115–120.
- [10] LIU S Q, SHI M Z, ZHU Z H, et al. Image fusion based on complex-shearlet domain with guided filtering [J]. Multidimensional systems & signal processing, 2017, 28(1) : 207–224.
- [11] LI S T, KANG X D, HU J W. Image fusion with guided filtering [J]. IEEE transactions on image processing, 2013, 22(7) : 2864–2875.
- [12] LIU Y, CHEN X, PENG H, et al. Multi-focus image fusion with a deep convolutional neural network [J]. Information fusion, 2017, 36: 191–207.
- [13] 李章晓,宋微,田野. 基于深度学习和进化计算的外汇预测与投资组合优化 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2019, 40(1) : 92–96.
- [14] NAIR V, HINTON G E. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines [C] //Proceedings of the 27th International Conference on International Conference on Machine Learning. Haifa: Omnipress, 2010: 807–814.
- [15] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering [J]. IEEE transactions on pattern analysis & machine intelligence, 2013, 35(6) : 1397–1409.

Multi-focus Image Fusion Based on CNN in Non-sampled Shearlet Domain

LIU Shuaiqi^{1, 2}, WANG Jie^{1, 2}, AN Yanling^{1, 2}, LI Ziqi^{1, 2}, HU Shaohai³, WANG Wenfeng⁴

(1.College of Electronic and Information Engineering, Hebei University, Baoding 071000, China; 2.Machine Vision Engineering Research Center of Hebei Province, Baoding 071000, China; 3.Institute of Information Science, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 4.Digital Image Processing Laboratory, Xinjiang Institute of Ecology and Geography, Chinese Academy of Sciences, Urumqi 830011, China)

Abstract: In this paper, a new multi-focus image fusion algorithm was proposed based on convolution neural network (CNN) in non-subsampled Shearlet (NSST) domain by using the advantages of time-frequency of NSST. Firstly, the source image was decomposed by NSST. Secondly, the fusion strategy based on the convolution neural network was applied to the low frequency coefficients of the decomposition. Then, the improved weighted sum of Laplace energy (IWSML) based on the guided filtering (GF) were carried out to the high-frequency coefficients of the decomposition. Finally, the fused image could be gotten by inverse NSST transform. Experimental results showed that the fusion algorithm could not only achieve better visual effects, but also improve its objective evaluation index.

Key words: image fusion; multi-focus image fusion; NSST; CNN; guided filtering

文章编号: 1671-6833(2019)04-0042-06

基于鸽群优化算法的图像分割方法研究

胡春鹤, 王依帆, 朱书豪, 刘文定

(北京林业大学 工学院, 北京 100083)

摘要: 图像分割是一类需要在非线性参数空间中寻求最优解的有约束非线性优化问题. 为提高此类优化问题的寻优精度, 提出了一种基于鸽群优化算法的图像分割方法. 首先以分割阈值为优化变量, 将图像分割建模为以最大类间方差为优化目标, 以像素概率分布有限为约束条件的非线性优化问题; 随后, 以随机的分割阈值作为迭代初值, 采用鸽群优化算法(PIO)求解最优参数; 最后, 利用所得最优解作为最佳阈值实现图像分割. 为验证方法的有效性, 分别对具有两类不同特征的图片进行分割实验, 并采用重叠度及时间效率对算法进行评估, 进一步与 PSO、KSW 智能优化算法对比. 结果表明, 该算法重叠度最高, 运算时间最短. 并且对算法中的参数进行修改, 将图像分割结果进一步优化.

关键词: 鸽群优化; 图像分割; 群体智能优化; 阈值分割; 图像处理

中图分类号: TP751.1

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.010

0 引言

图像分割技术将图像分割成若干个具有独特性质的区域, 并从中提取出所需目标, 是当前图像分析和识别技术的研究热点, 被广泛应用于多个领域, 如机器视觉^[1]、交通控制^[2]、卫星定位物体^[3]、病虫害监测^[4]等.

图像分割技术属于典型的分类问题, 依照不同的分类准则, 主要分为阈值分割^[5]、区域分割^[6]、边缘分割^[7]等. 由于阈值分割相较于其他方法具有简单、易实现的特点, 使其成为图像分割领域应用最为广泛的一类方法^[8]. 图像阈值分割法根据提取目标与背景在像素灰度上的差距, 利用单一或多个阈值对像素点灰度进行逐一比较实现分割^[9]. 该方法分割效果优劣的关键在于最优阈值的选择, 这通常要求解含有多种约束条件的非线性优化问题. 由于非线性优化方程的梯度难以求解, 使得现有求解过程复杂且耗费大量运算时间^[10].

仿生群体智能优化算法因其能够有效处理非线性优化问题, 同时具有收敛速度快等特点而受到广泛关注. 利用此类方法解决图像分割算法问题已成为这一领域的研究热点. 仿生群体智能优化算法是一类通过模拟自然界生物群体,

如蚁群^[11]、狼群^[12]等群体行为而产生的随机搜索与优化算法. 利用上述方法解决图像分割问题, 仍然存在着收敛速度慢、优化结果易陷入局部最优等问题. 近年来, 一种受鸽子归巢行为启发而产生的鸽群优化算法(pigeon-inspired optimization, PIO)在群体智能优化领域逐渐取得关注^[13]. 该算法相较于一般仿生优化算法具有结果最优性、快速收敛性以及参数量适中等显著优势, 被广泛用于解决无人机编队^[14]、控制参数优化^[15]等多个领域. 显然, 笔者开展的适应于图像分割的 PIO 算法对该领域具有重要意义.

PIO 算法以最大类间方差为优化目标, 以像素概率分布有限为约束条件, 将图像分割问题建模为一类有约束的非线性优化问题, 修改 PIO 优化算法对该优化问题实现求解获得最优阈值, 根据所得最优阈值实现图像分割^[16]. 进一步与现有粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)^[17]、KSW^[18]等图像分割方法对比, 验证本文方法的有效性.

1 问题描述

图像前景与背景通常存在一定的灰度差异, 若能找到区分上述差异的最优灰度阈值, 则可通

收稿日期: 2018-11-02; 修订日期: 2019-03-11

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2016ZCQ08); 北京林业大学 2018 教育教学研究项目(BJF02018JYZD004)

通信作者: 刘文定(1960—), 女, 山西太原人, 北京林业大学教授, 从事智能控制与优化领域研究, E-mail: liu_wending@163.com.

过对比各像素点灰度值与最优阈值进行像素点二值化,即可实现分类,从而达到分割的目的。

假定给定的原始图像的灰度直方图包含 L 个灰度等级,设 r_k 为第 k 个灰度等级, n_k 是在 r_k 灰度等级上的像素点, N 为总的像素点数, L 为图像的灰度值,则可以得出原始图像的灰度概率分布函数满足:

$$P(r_k) = \frac{n_k}{N}, (k = 0, 1, \dots, L-1). \quad (1)$$

采用直方图均衡化处理,可以使得图像清晰度增加,即增加背景与前景的对比度.其实现通过式(1)所示累积分布函数 $P(r_k)$ 得到式(2)和式(3)所示图像的原始灰度分布 $C(r_k)$ 和增强后灰度值 S_k , 达到图像增强的目的:

$$C(r_k) = \sum (P(r_k)), \quad (2)$$

$$S_k = (L-1) \cdot C(r_k), (0 \leq r_k \leq 1). \quad (3)$$

根据像素点分布概率,若选取 k 作为阈值,则图像将会被分割为大于和小于 k 的两部分,这两类像素点在图像中的概率分别为:

$$w_0 = \sum_{i=1}^k P = w(k); \quad (4)$$

$$w_1 = \sum_{i=k+1}^L P = u(k), \quad (5)$$

式中: w 是第一类像素点的概率; u 是第二类像素点的概率,那么上述两类像素点的内部方差为:

$$\delta_0^2 = \sum_{i=1}^k (i - u_0)^2 p_i \left(\frac{i}{C_0} \right); \quad (6)$$

$$\delta_1^2 = \sum_{i=k+1}^L (i - u_1)^2 p_i \left(\frac{i}{C_1} \right), \quad (7)$$

式中: $p_i(\cdot)$ 为每点为该类像素点的概率; u_0, u_1 分别为第一类、第二类像素点的均值。

实现最优图像分割的优化目标函数为:

$$A = \max \delta_w^2(K), \quad (8)$$

其中, δ_w^2 为各类间方差,其计算公式为:

$$\delta_w^2 = w_0 w_1 (u_1 - u_0)^2. \quad (9)$$

当两类的类间方差最大时所取得自变量的值即为最优阈值,从而可根据此阈值得到图像分割的结果。

考虑到图像分割过程中,所提取的目标图像面积可以通过人眼目测、手动尺寸测量或者其他的方法粗略地测出来从而得到了两类像素点在图像中概率的范围,将其作为约束条件,则有:

$$\alpha \leq w_0 \leq \beta, \quad (10)$$

$$\lambda \leq w_1 \leq \gamma. \quad (11)$$

2 基于鸽群优化的图像分割算法

2.1 鸽群优化算法

鸽群优化算法是根据鸽群归巢的群体特性而建立的一类仿生优化方法.当鸽群距离巢穴较远时主要采用磁场辅助导航,具有全局最优特性,而当临近目的地的时候则主要根据地标导航,具有局部快速收敛特性.通过将鸽巢视作优化目标,鸽群视作优化变量,则在距离最优值较远时采用“磁场”全局优化,用于提高寻找全局最优适应度点的速度;当临近优化值较近时采用“地标”交互优化,加快收敛速度。

在鸽群模型中,由于鸽群位于磁场中,所以鸽群中每一个成员的位置以及速度都会受到磁场的影响.鸽子飞行的过程中位置和速度会持续更新.对于给定优化目标,上述位置与速度分别代表着优化变量与优化方向.当算法开始时,每一点按照初始速度从初始位置出发,向拥有最优适应度的点收敛,到一定程度时,此类迭代停止,之后就需要引入地标模型。

当磁场模型的迭代结束后,位置的主要影响因素就变成了地标和磁场,这时鸽子飞行时就需要加大鸽群内部的资源共享,从而提高收敛速度.通过引入鸽群的中心位置来表征鸽群内部的信息交换以及资源共享。

2.2 图像分割算法

针对最优灰度阈值的寻找问题,采用上述鸽群算法来求解.磁场模型以及地标模型保证图像分割过程中每次优化迭代向着最优分割阈值收敛.假定鸽子飞行的过程中位置和速度根据式(12)~(13)进行迭代持续更新:

$$V_i(t) = V_i(t-1) \cdot e^{-Rt} + rand \cdot (X_g - X_i(t-1)); \quad (12)$$

$$X_i(t) = X_i(t-1) + V_i(t), \quad (13)$$

式中: $X_i(t)$ 和 $V_i(t)$ 分别表示鸽群中第 i 只鸽子的位置以及单位时间内位置的变化量; R 为磁场因子; X_g 则为鸽群中位置最好的鸽子所在的位置,通过比较鸽群中所有鸽子的位置所对应的最优值; $rand \in (0, 1)$ 是随机数。

假定鸽群中鸽子的总数为 M ,则鸽群中心位置 X_c 满足:

$$X_c = \frac{1}{M} \cdot \sum_{i=1}^M X_i. \quad (14)$$

在有限次迭代后,鸽群位置临近目的点时鸽子位置变更为:

$$X_i(t) = X_i(t-1) \cdot e^{-Rt} + rand \cdot (X_g - X_c). \quad (15)$$

基于对于全局收敛速度以及局部搜索速度的综合考虑,假定 R 迭代次数满足下式:

$$R(x) = \frac{1}{a + b \cdot e^{-x}}, \quad (16)$$

显然, R 的取值范围为 $(0, \frac{1}{a})$, a 取 1, b 取 100. 根据式(16)所示, 磁场因子 R 初始时值较小, 随着迭代次数增加缓慢增加, 在到达一定迭代次数后其值迅速增大到指定值.

2.3 算法流程

笔者提出的基于鸽群优化算法图像阈值分割算法的具体步骤如下.

步骤 1 确定初始的位置 X_0 , 鸽子总数 G , 两种概率的最大值 w_{0max} 、 w_{1max} , 最小值 w_{0min} 、 w_{1min} , 初始速度 V_0 , 总的迭代次数 N 以及磁场模型的迭代次数 N_0 .

步骤 2 计算两类像素点的概率 w_0 、 w_1 , 两类点的均值 δ_0^2 、 δ_1^2 , 两类间方差 $\delta_w^2(k)$.

步骤 3 计算得到每点的适应度 $f(x)$.

步骤 4 将该点的 $f(x)$ 与该点的历史最佳位置 $pbest(i, t)$ 的 $f(pbest(i, t))$ 相对比, 取较大者作为该点的历史最佳位置.

步骤 5 将该点的 $f(x)$ 与全局的最优位置 $X_g(t)$ 的 $f(X_g(t))$ 相对比, 取较大者作为当前全局最优位置.

步骤 6 在前 N_0 代的迭代中, 使用式(12)和式(13)来进行更新点的速度和位置; 在迭代 N_0 代后使用式(15)来进行位置的更新.

步骤 7 重复步骤 2~步骤 6, 直到迭代第 N 代后, 迭代停止, 输出经过图像分割处理后的图像, 得到使得类间方差最大的 k , 将其作为阈值.

步骤 8 将大于阈值的点分出来放到一幅图像中, 即完成图像分割, 输出分割得到的图像.

3 实验结果与对比分析

3.1 实验环境

为测试 PIO 优化算法对图像的分割性能, 以图 1(a) 所示 Lena、图 1(b) 所示 Enamel 和图 1(c) 所示 car 作为测试对象进行分割实验, 随后分别采用粒子群优化算法(PSO)、KSW 图像分割算法与本文方法进行对比测试. 本文的实验硬件平台为 Intel 2.4 GHz CPU, 内存 4 GB, 仿真环境为 MATLAB 2014, 图像大小为 256×256 .

测试中所有算法使用的个体总群数均为 20,

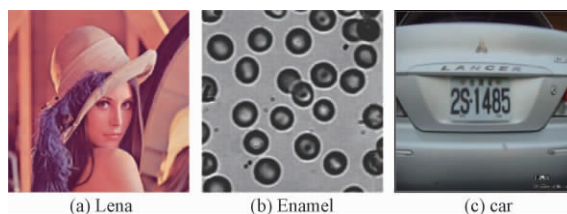


图 1 典型测试图像

Fig.1 Typical image for test

迭代次数均为 100, 磁场因子 R 为 0.3. 本文算法中 N 代表总的迭代次数, N_0 代表当接近优化值采用“地标”交互优化时的迭代次数, 值由式(17)进行确定. 为体现结果的精确性和高效性, 选取时间 t 和重叠度 IOU (式(18))作为实验评判标准. IOU 为候选框 $area(G)$ 与原标记框 $area(C)$ 的交集与并集的比值, 即本文中分割图像与原图像的交集与并集的比值. 重叠度越高, 图像分割效果越好.

$$N_0 = N - N \times 5\%. \quad (17)$$

$$IOU = \frac{area(C) \cap area(G)}{area(C) \cup area(G)}. \quad (18)$$

3.2 结果分析

分别用 3 种不同的算法对图像进行分割, 为了提高结果的准确性, 使用 3 种不同的算法对 3 张具有代表性的图片进行了 100 次处理, 得到了每次的处理时间, 并分别与原灰度图像进行重叠度分析, 结果如图 2~4 所示. 可以明显看出, KSW 算法分割阈值界限模糊, 导致分割效果差, 前景与背景有所融合, PIO 与 PSO 算法切割效果清晰, 从图中所标区域看到 PIO 算法细节切割更为精确, 重叠度更高.

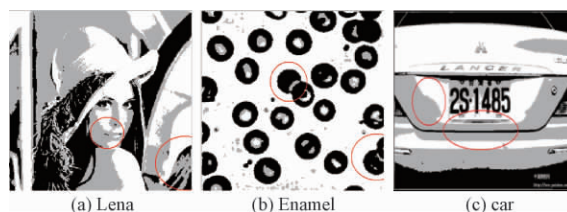


图 2 KSW 分割结果

Fig.2 KSW split result

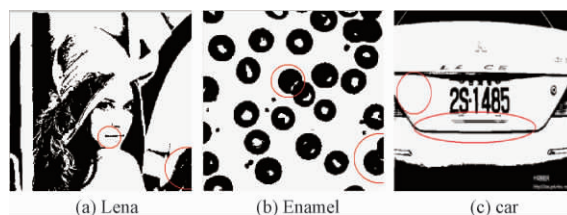


图 3 PSO 分割结果

Fig.3 PSO split result

图 2~4 对比分析, KSW 算法未将图像与背景完全分割出来; 再将 PIO 算法分割图像与 PSO 算

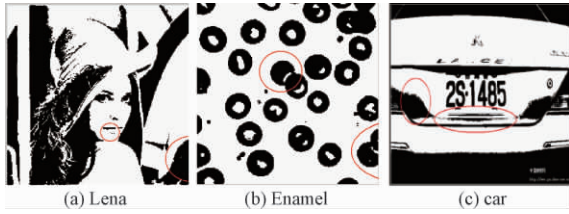


图4 PIO 分割结果

Fig.4 PIO split result

法分割图像进一步进行细节对比,在标红圈部分可以看到,PIO 算法分割效果精确性更高,图像与背景分割明显。

表1 各图像对应不同算法的分割时间和重叠率

Tab.1 Segmentation time and overlap of different image segmentation algorithms

	分割时间 t/s			重叠率/%		
	Lena	Enamel	car	Lena	Enamel	car
KSW	0.15	0.08	0.18	0.89	87.5	64.3
PSO	0.16	0.16	0.77	0.98	98.1	97.2
PIO	0.15	0.07	0.11	0.98	99.0	97.6

为了避免随机性,笔者采用箱式图统计并对比3种算法的分割结果。

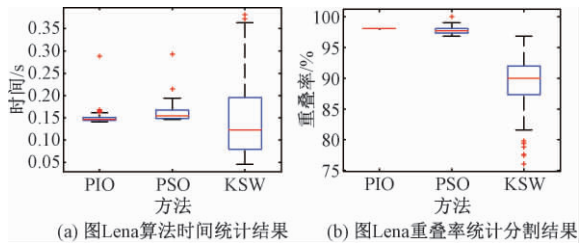


图5 Lena 的算法统计结果

Fig.5 Lena's algorithmic statistics

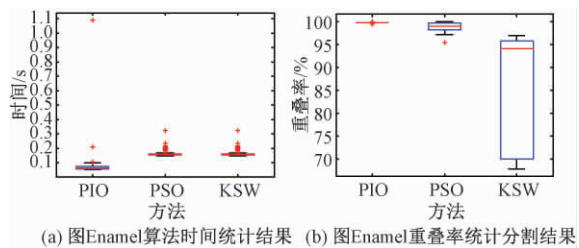


图6 Enamel 的算法统计结果

Fig.6 Enamel's algorithmic statistics

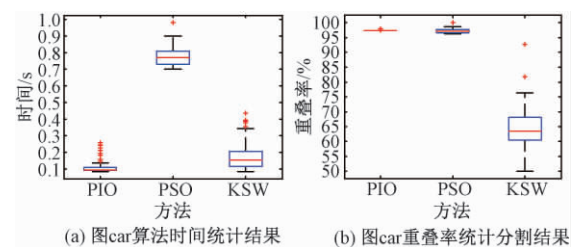


图7 car 的算法统计结果

Fig.7 Car's algorithmic statistics

分割时间上,PSO 效率较低,PIO 和 KSW 更占据优势.进而得到以下结论:

(1) KSW 算法分割结果前景与背景有所融合,对比不显著,图像分割清晰度不够,且在多次实验中分割结果差别较大,可看出算法稳定性不足,在重叠度上也可以明显看出,该算法较 PIO 和 PSO 分割效果不理想。

(2) 相较于 KSW 算法,PSO 算法和 PIO 算法有显著改善,两算法重叠度均高达 0.90,在处理结果上具有较好效果,这主要是由于仿生智能优化算法具有较强的鲁棒性和搜索能力,能够克服 KSW 算法抗干扰能力弱的缺点,提高图像的分割精度,并求解到更优的阈值。

(3) 从时间上分析,KSW 算法运行效率较高,但由于其鲁棒性差,分割精度低,在实际应用中并不占优势.PSO 算法时间复杂度与迭代次数和维数线性相关,因此时间复杂度相对较高,运行时间慢,效率低,是 PIO 算法运行所用时间的两倍,且通过对算法的分析,得出其在解决多峰值问题时易陷入局部最优解,因此出现停滞现象而搜索不到更好的解。

(4) PIO 算法不仅可以更加清晰地分割出前景与背景,而且对于单峰和多峰图像分割效果均理想,具有较强的鲁棒性和精确性,同时,采用地标算子和地磁场相结合的方式进行搜索,避免了算法陷入局部最优解,更优的寻解能力也使得该算法的收敛速度明显更有优势,运算效率有效提高,在实际应用中可以满足图像的实时性要求。

3.3 参数灵敏度分析

为了进一步优化 PIO 算法,对同一张图片在不同 PIO 算法种群数参数下进行处理,分析参数对算法结果的影响.图 8~9 给出了时间以及重叠率与种群数关系的拟合结果。

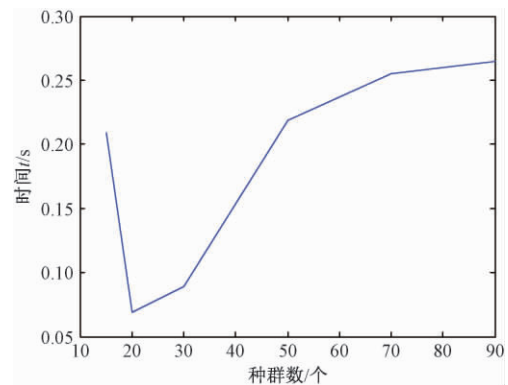


图8 算法时间随种群数的变化

Fig.8 Algorithm time varies with population

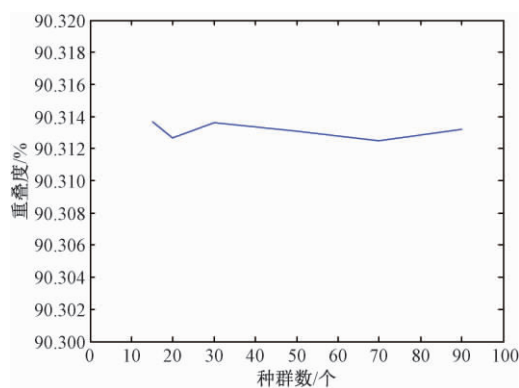


图9 重叠度随种群数的变化

Fig.9 The degree of overlap varies with population size

从图8和图9可以看出,运算时间随着种群数量的增加呈显著增加趋势,而重叠度相对于种群数量变化较小.因此PIO算法解决图像分割问题仅依赖少量种群,即仅需少量时间就可以得到较好的分割结果.具体而言,当种群数为30时,PIO算法分割图像的结果最好,并且算法时间也比较小.

4 结论

笔者针对传统图像阈值分割方法最优阈值选择不理想且分割效率低等问题,提出了一种基于PIO优化算法的图像分割方法.该方法以分割阈值为优化变量,图像范围为约束条件,建立有约束优化方程,然后以随机的分割阈值作为迭代初值,采用PIO算法求解得到最优阈值,最后采用最佳阈值进行图像分割.PIO仿真以及与PSO、KSW算法对比结果表明,本文算法在时间和重叠度上均具有优势,具有很好的鲁棒性与适应性,且运算效率高,收敛速度快,具有更强的寻优能力,因此对于图像分割具有精确性和高效性的优点.

参考文献:

- [1] 张健.机器视觉中的尺度可控图像分割方法[J].通信技术,2018,51(3):583-587.
- [2] 杨进,郑允,马良.改进的猫群算法求解TSP[J].计算机应用研究,2017,34(12):3607-3610.
- [3] LONG W, LIANG X M, CAI S H, et al. A modified augmented Lagrangian with improved grey wolf optimization to constrained optimization problems [J]. Neural computing and applications, 2017, 28(S1): 421-438.
- [4] 张军国,冯文钊,胡春鹤,等.无人机航拍林业虫害图像分割复合梯度分水岭算法[J].农业工程学报,2017,33(14):93-99.

- [5] LIANG Y F, SUN L, SER W, et al. Hybrid threshold optimization between global image and local regions in image segmentation for melasma severity assessment [J]. Multidimensional systems and signal processing, 2017, 28(3):977-994.
- [6] SÁNCHEZ F J, BERNAL J, SÁNCHEZ-MONTES C, et al. Bright spot regions segmentation and classification for specular highlights detection in colonoscopy videos [J]. Machine vision and applications, 2017, 28(8):917-936.
- [7] BRUIJN M P, VAN DER LINDEN A J, RIDDER M L, et al. FDM readout assembly with flexible, superconducting connection to cryogenic kilo-Pixel TES detectors [J]. Journal of low temperature physics, 2016, 184(1/2):369-373.
- [8] 韩思奇,王蕾.图像分割的阈值法综述[J].系统工程与电子技术,2002,24(6):91-94.
- [9] HUO F C, LIU Y, WANG D, et al. Bloch quantum artificial bee colony algorithm and its application in image threshold segmentation [J]. Signal, image and video processing, 2017, 11(8):1585-1592.
- [10] 吴一全,孟天亮,吴诗姘.图像阈值分割方法研究进展20年(1994—2014)[J].数据采集与处理,2015,30(1):1-23.
- [11] 王俊英,颜芬芬,陈鹏,等.基于概率自适应蚁群算法的云任务调度方法[J].郑州大学学报(工学版),2017,38(4):51-56.
- [12] 曹爽,安建成.狼群优化的二维Otsu快速图像分割算法[J].计算机工程与科学,2018,40(7):1221-1226.
- [13] 段海滨,叶飞,鸽群优化算法研究进展[J].北京工业大学学报,2017,43(1):1-7.
- [14] 杨之元,段海滨,范彦铭.基于莱维飞行鸽群优化的仿雁群无人机编队控制器设计[J].中国科学(技术科学),2018,48(2):161-169.
- [15] 单鑫,王艳,纪志成.基于参数知识鸽群算法的离散车间能效优化[J].系统仿真学报,2017,29(9):2140-2149.
- [16] DEHSIBI M M, SOURIZAEI M, FAZLALI M, et al. A hybrid bio-inspired learning algorithm for image segmentation using multilevel thresholding [J]. Multimedia tools and applications, 2017, 76(14):15951-15986.
- [17] HAKLI H, UGUZ H. A novel particle swarm optimization algorithm with Levy flight [J]. Applied soft computing, 2014, 23:333-345.
- [18] 曹静,王元,姜泽坤,等.基于链式竞争遗传算法的KSW熵的图像分割[J].传感器与微系统,2017,36(11):128-130.

Research on Image Segmentation Method Based on Pigeon Group Optimization Algorithm

HU Chunhe, WANG Yifan, ZHU Shuhao, LIU Wending

(School of Engineering, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: Image segmentation was a kind of constrained nonlinear optimization problem that aimed to seek the optimal solution in nonlinear parameter space. In order to improve the precision of the optimization problem, an image segmentation method based on pigeon group optimization algorithm was proposed. Firstly the segmentation threshold was used as the optimization variable, and the image segmentation was modeled as a nonlinear optimization problem with the optimal threshold equation as the objective function, and the inter-class variance and the w_0 and w_1 ranged as the constraints. Then, using random segmentation threshold as the initial value of iteration, the optimal parameters were solved by the pigeon group optimization algorithm(PIO). In order to verify the validity of this method, two kinds of images with different features were divided into experiments, and the algorithm was evaluated by overlapping degree and time efficiency. The results showed that the algorithm had the highest degree of overlap and the shortest operation time.

Key words: pigeon group optimization; image segmentation; group intelligence optimization; threshold segmentation; image processing

(上接第 35 页)

Water Resources Demand Prediction Based on Particle Swarm Optimization

LONG Zhiwei¹, XIAO Songyi², WANG Hui², ZHOU Xinyu³, LI Wei⁴

(1.Yaohu Honors College, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China; 2.Jiangxi Province Key Laboratory of Water Information Cooperative Sensing and Intelligent Processing, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China; 3.School of Computer Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China; 4.School of Information Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract: For the prediction of future water resources demand in Nanchang city, a method based on particle swarm optimization was proposed for water resources demand prediction. Based on historical population, economy and water demand data of Nanchang city, linear, exponential and hybrid prediction models were constructed. The prediction models were optimized by particle swarm optimization to determine the parameters of models. Simulation results showed that all three models could achieve good prediction accuracy. The hybrid prediction model obtained the best performance and the prediction accuracy reached 97.71%.

Key words: swarm intelligence; particle swarm optimization; water resources demand; prediction; optimization

离散差分进化算法求解共享单车调度问题

汪慎文^{1,2}, 杨 锋^{1,2}, 徐 亮^{1,2}, 李美羽^{1,3}

(1. 河北地质大学 信息工程学院, 河北 石家庄 050031; 2. 河北地质大学 人工智能与机器学习研究室, 河北 石家庄 050031; 3. 北京交通大学 交通运输学院, 北京 100044)

摘 要: 为了解决共享单车调度问题, 设计了一种离散差分进化算法进行求解. 系统地介绍了离散差分进化算法原理, 并针对单车调度问题的求解, 重新设计了算法中的个体编码、变异算子以及修补算子, 使得算法在执行过程中能够对具体调度路径进行计算. 结果表明, 相比于贪心算法和蚁群算法, 本研究算法解的质量较高且收敛速度较快, 在共享单车调度等一系列的调度问题中具有一定的实用价值.

关键词: 共享单车; 调度问题; 离散差分进化算法; 车辆路径问题

中图分类号: TU528.1

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.022

0 引言

作为共享经济的一种新形态, 共享单车不仅解决了市民“最后一公里”出行的问题^[1], 更以无桩、便捷等优势, 在一定程度上改变了人们的出行方式, 缓解了城市交通拥堵. 但是, 由于在高峰时段, 公司、居民区等客流量高发区域的潮汐现象^[2], 容易出现共享单车的积聚或者短缺问题, 因此需要快速构建出一种最佳的共享单车的调度方案, 对共享单车进行调度. 共享单车调度^[2]是根据整个区域的单车分布情况以及各区域的需求信息, 依靠调度算法来使得整个区域的单车数目趋向于合理, 即将共享单车从积聚区域及时运送到短缺区域. 既不会因为单车的过多聚集而影响其他交通方式, 也不会因为缺少单车而导致人们的出行困难, 是一个将整个区域的共享单车数量和布局进行调整的过程. 良好的调度算法不仅能够使共享单车调度体系正常运转, 同时也能有效提升整个共享单车系统的服务水平.

1 离散差分进化算法原理及步骤

1.1 离散差分进化算法原理

离散差分进化算法^[3-4] (discrete differential

evolution, DDE) 框架与传统的进化算法^[5] (differential evolution, DE) 相同, 首先在问题的定义域内随机产生第0代种群作为初始种群^[6]; 然后将每一个个体进行变异, 变异的方式为在每一个个体上加上或者减去随机两个个体的差分量的缩放值, 并将此个体作为变异个体, 如有非法解则需要进行修补; 然后对此变异个体与当前个体进行杂交操作, 生成实验个体; 最后将实验个体与当前个体进行竞争, 较优者保留下来^[7]. 通过迭代, 逐渐将种群引导到最优解位置. 主要步骤如图1所示^[8].

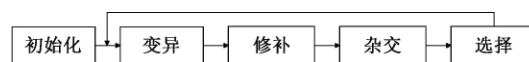


图1 DDE 算法主要步骤

Fig.1 Main steps of DDE algorithms

不同之处在于, 将其个体编码、变异算子和修补算子重新设计, 使其适合求解共享单车调度问题. 每个区域的编号作为每个个体的元素, 将传统变异算子改造成可以进行离散变异的变异算子, 同时, 一旦产生非法解, 则进行修补操作.

1.2 个体编码设计

考虑到所使用的区域编号为整数, 笔者拟采用整数进行个体编码^[9].

收稿日期: 2018-12-14; 修订日期: 2019-03-09

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61402481); 河北青年拔尖人才支持计划(冀字[2013]17号); 河北省教育厅自然科学基金重点项目(ZD2018083, ZD2018043, ZD2019134); 河北地质大学博士科研启动基金项目(BQ201322); 河北省科技创新引导计划项目(19970311D)

作者简介: 汪慎文(1979—), 男, 湖北红安人, 河北地质大学副教授, 博士后, 硕士生导师, CCF 会员, 主要研究领域为智能计算、机器学习等, E-mail: wangshenwen@hgu.edu.cn.

每条可行线路编码成长度为 l 的个体 $\{x_{1,1}(G), x_{1,2}(G), \dots, x_{1,l}(G)\}$, 其中, $x_{i,k}(G)$ 表示第 G 代种群中的第 i 个个体的第 k 个分量. 其中, 分量表示的是区域的编号. 如个体为 $5 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 4 \rightarrow 2 \rightarrow 5 \rightarrow 3$ 表示从配送中心 1 出发, 最后又返回配送中心 1 的一条调度路线. 个体编码长度 l 由式(1)表示.

$$l = \frac{T}{\text{shortest}(u, v)}, \quad (1)$$

式中: T 表示整个高峰期的时间; $\text{shortest}(u, v)$ 表示任两区域之间通行时间最小值.

1.3 变异操作设计

与传统的差分进化算法的变异操作不同, 本文设计的简单的变异算子如下^[8].

$$v_i(G) = x_{r1} + F(x_{r2}(G) - x_{r3}(G)), \quad (2)$$

式中: F 为缩放因子且 $F \in \{1, 2, \dots, n\}$. 在本实例中, 选取 $F = 1$, 示意图如图 2 所示^[10].

x_{r1}	5	2	3	4	3	2	5
x_{r2}	4	3	2	5	2	4	3
x_{r3}	2	4	5	3	4	3	5
v_i	7	1	0	6	1	3	3

图 2 变异操作示例图

Fig.2 Variation operation diagram

1.4 修补算子设计

相比其他优化问题, 共享单车调度问题对解的限制有所不同^[2]: ①相邻两个变量不能相同; ②个体中的每一维取值都必须在区域列表中. 因此, 修补操作设计步骤如下.

输入: $item$ 为个体, n 为染色体个数, R_{lower} 为定义域下界, R_{upper} 为定义域上界

```

1: function REPAIR( item, n, R_lower, R_upper )
2:   for i = 1 → n do
3:     item[i] ← ( item[i] - R_lower ) mod ( R_upper - R_lower + 1 ) + R_lower
4:   end for
5:   for i = 2 → n - 1 do
6:     while item[i] = item[i-1] or item[i] = item[i+1] do
7:       item[i] = Random( R_lower, R_upper )
8:     end while
9:   end for
10:  return item
11: end function

```

1.5 DDE 算法流程

通过以上对 DDE 算法各个操作的描述, DDE 算法的流程如下.

步骤 1 初始化: 确定编码方式后, 选择合适的种群大小, 种群规模、 CR 、 F 值, 种群代数 $G=0$, 初始化第 0 代随机种群, 并计算每个个体的适应度值.

步骤 2 变异操作: 种群代数 $G = G + 1$, 根据新设计的变异操作对 $X(G)$ 中的每个个体进行变异操作, 操作方式如上述变异操作所示.

步骤 3 修补操作: 根据新设计的修补算子对变异后的每个个体进行修补操作, 使得每个个体能够满足之前问题的两个限制条件.

步骤 4 杂交操作: 使用“bin”杂交方式对原本个体与变异个体进行操作, 生成实验个体.

步骤 5 选择操作: 通过新设计的适应度函数, 选择适应度值更大的个体, 从而得到下一代种群.

步骤 6 中止判断: 如果条件满足, 则中止当前算法执行, 并输出最优路径, 否则, 转步骤 2.

2 共享单车调度模型

2.1 问题描述

通常, 在早高峰期, 居住区域对共享单车需求量较大, 工作区域则单车到达量较多; 在晚高峰期则相反. 这种出行量和到达量的差异决定了各区域存在调度需求, 具体来看, 这种需求分为两种^[2]: 调入需求和调出需求. 因此共享单车的调度问题可描述为: 在早晚高峰期, 存在一定数量具有调度需求的区域, 从调度中心出发的一辆调度车在已知各区域位置、区域单车分布、调度车容量、各区域租还速率等信息, 要求在一定的约束条件下, 完成调度区域间的单车调度, 计算出调度路线和各区域的调度车辆数量.

2.2 调度过程

调度区域分为 3 种类型: 调度中心、出行区域以及到达区域. 调度中心无法存放单车, 也无单车调度需求, $t=0$ 时刻调度车从调度中心空车出发, 前往各个区域进行调度; 出行区域的单车数量会随时间均匀减少, 当调度车抵达出行区域时, 按照一定的调度规则卸下一定数量的单车; 到达区域的单车数量会随时间均匀增多, 当调度车抵达到达区域时, 按照一定的规则装走一定数量的单车.

如果抵达某一区域时尚未超出调度时间段的范围, 则按照一定的调度规则完成对该区域的单车调度, 然后调度车前往下一区域; 如果超出调度时间段的范围, 则终止整个调度过程并返回调度中心.

鉴于主目标是满足用户需求,所以优化目标确定为实现最大限度的调度量,因为在系统规模一定的情况下,经过最大量的调度可实现较高的利用率,因此调度目标是使在调度时间段内调度车的总装卸量 Q 尽可能大。

为了表达更简洁,本文引入一些符号,其含义如表 1 所示。

表 1 符号说明

Tab.1 Symbol declaration

变量	含义
i	区域编号, $i \in \{1, 2, \dots, n\}$, $i = 1$ 表示调度中心
j	调度次数编号, $j \in \{1, 2, \dots, m\}$, m 表示最大调度次数
C	调度车的容量,即调度车能够容纳的最大单车数量
t_d	调度车装上或卸下一辆单车所需的时间
T	调度终止时刻
t_j	第 j 次调度的开始时刻
q_i	$t = 0$ 时刻 i 区域的单车数量
Q_i	$[0, T]$ 时间段内 i 区域单车数量的净变化量
F_i	到达区域 i 在调度终止时刻希望保持的单车数目
C_j	第 j 次调度开始时调度车上的单车数量
$n_{i,j}$	第 j 次调度开始时 i 区域单车的数量
$B_{i,j}$	第 j 次调度开始时 i 区域的调度需求
b_j	第 j 次调度实际装卸的单车数目
Q	调度车在整个调度过程中的总装卸量, $Q = \sum_{j=1}^m b_j $

2.3 调度规则

当第 j 次调度调度车抵达 i 区域时,首先计算 i 区域的当前单车数目 $n_{i,j}$,计算方法为:

$$n_{i,j} = \begin{cases} q_i, & j = 1; \\ \max\left\{0, n_{i,j-1} + (t_j - t_{j-1}) \cdot \frac{Q_i}{T}\right\}, & j > 1. \end{cases} \quad (4)$$

然后计算 i 区域对单车的需求,计算方法为:

$$B_{i,j} = \begin{cases} n_{i,j} + \frac{Q_i}{T} \cdot (T - t), & \text{出行区域;} \\ n_{i,j} + \frac{Q_i}{T} \cdot (T - t) - F_i, & \text{到达区域,} \end{cases} \quad (5)$$

当 $B_{i,j} < 0$ 时,表示该区域车辆短缺,需要补充单车.若调度车上的单车数量不足以满足该区域的需求,则将调度车上所有车卸下;若调度车上的车辆足以满足该区域的需求,则从调度车上卸下 $-B_{i,j}$ 辆单车,如式(6)所示。

$$b_j = \max\{-C_j, B_{i,j}\}. \quad (6)$$

当 $B_{i,j} > 0$ 时,表示该区域车辆过剩,需要装走多余单车.若调度车上的剩余空间不足,则将调

度车装满;若调度车的剩余空间足够,则将 $B_{i,j}$ 辆单车装上调度车,如式(7)所示。

$$b_j = \min\{C - C_j, B_{i,j}\}. \quad (7)$$

3 实验及结果

3.1 参数设置

总调度时间 $T = 60$ min,调度车容量 $C = 20$,装卸一辆单车的时间 $t_d = 0.2$ min.一共有 5 个区域,区域 1 为调度中心,区域 2、3 为出行区域,区域 4、5 为到达区域.各个区域间的最短通行时间如表 2 所示.各区域的初始车辆变化如表 3 所示。

表 2 各区域最短通行时间

Tab.2 Shortest passage time between different zones					
起点编号	终点编号	通行时间/min	起点编号	终点编号	通行时间/min
1	2	6	2	4	7
1	3	12	2	5	6
1	4	10	3	4	4
1	5	5	3	5	7
2	3	8	4	5	5

* 注: 本文的双向距离相同

表 3 各区域初始车辆数和车辆变化

Tab.3 The initial number of vehicles and vehicle changes in each zone

区域编号	初始单车数量 q_i	调度时间段内单车数量的净变化量 Q_i	调度结束时期望维持的车辆数目 F_i
1	0	0 (无)	—
2	10	-40 (净出行 40 辆)	—
3	15	-25 (净出行 25 辆)	—
4	10	40 (净到达 40 辆)	20
5	10	30 (净到达 30 辆)	15

设置种群规模 NP 为 30,每个个体表示一条调度路径,维度 D 设置为 15,缩放因子 F 为 1,杂交概率 CR 为 0.6,迭代次数为 100 次.执行过程中会判断每个个体的有效长度,保证调度路径可以在规定时间内完成。

3.2 实验结果及分析

DDE 算法收敛曲线如图 3 所示.图 3 表明,种群在第 2 代左右得到最优解,在 50 代左右所有个体收敛到最优值,最终平均调度量为 85.9,收敛速度较快。

最优的调度路线、调度车辆数量和调度时间节点如表 4 所示,其中,调度顺序为调度次数,

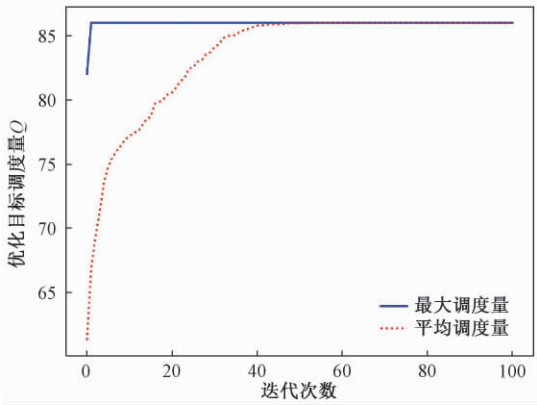


图 3 DDE 算法收敛曲线图

Fig.3 The convergence curve of DDE algorithm

0 表示初始状态,区域编号为当前调度次数下调度车辆所在的区域,调度量为此次调度下调度车辆的装卸量,正数表示装车,负数表示卸车,总调度量表示截至当前次数下已经调度的车辆总和,包括装车和卸车,最终得到的路径为 1→5→2→4→3→2→4→5→1,总调度量 $Q=86$.

DDE 算法得到的解所模拟的调度过程如图 4 所示.其中,红色方框表示每一时刻小车所在的区域,方框内的数表示当前时刻调度车辆的装载量.红色线段表示调度车辆的路径变化,即行驶路径.其中左上角图例中的 $n_{i,j}$ 和 $B_{i,j}$ 的含义与表 1 中的变量说明一致.每个子图下方标示了该子图所处的时间点 t 和总调度量 Q .该图的每一张子图都为 一个时间点,如第一张子图表示初始状态,当前时刻 $t=0$,总调度量 $Q=0$,调度车辆当前所处的区域为调度中心 1,每个区域的当前单车数目 $n_{i,j}$ 和需求量 $B_{i,j}$ 在其下方显示.

表 4 DDE 算法调度过程

Tab.4 The scheduling process of DDE algorithm

调度顺序	区域编号	调度车抵达该区域的时间/min	调度量 b_j	总调度量 Q
0	1	0	0	0
1	5	5	+13	13
2	2	13.6	-13	26
3	4	23.2	+20	46
4	3	31.2	-10	56
5	2	41.2	-10	66
6	4	50.2	+10	76
7	5	57.2	+10	86

3.3 与其他算法对比

(1) 应用贪心算法,贪心策略为每次选择使单位时间调度数量最大的区域作为前往的下一个区域,所得结果如表 5 所示,最终的调度量 $Q=84$.

表 5 贪心算法调度过程

Tab.5 The scheduling process of greedy algorithm

调度顺序	区域编号	调度车抵达该区域的时间/min	调度量 b_j	总调度量 Q
0	1	0	0	0
1	5	5	+13	13
2	2	13.6	-13	26
3	4	23.2	+20	46
4	3	31.2	-10	56
5	4	37.2	+10	66
6	2	46.2	-9	75
7	5	54	+9	84

(2) 应用蚁群算法^[11],重复运行 50 次,所得解的平均质量同 DDE 算法的对比如表 6 所示;其中两种算法一次运行的情况对比如图 5 所示.图 5 的横纵坐标以及图的各项说明与图 4 相同.

表 6 蚁群算法与 DDE 算法得到的平均调度量对比

Tab.6 Comparison of average scheduling volume of ant colony optimization and DDE algorithm

算法	最优值	最差值	平均值	标准差	成功次数/试验次数
蚁群算法	81.45	77.83	79.52	1.223	50/50
DDE	85.97	85.84	85.90	0.043	50/50

图 6 表明,在相同的较小规模问题下,蚁群算法得到的最优解与 DDE 算法相同,但相比蚁群算法,DDE 算法得到的解的平均质量更高,且收敛速度更快.表 6 表明,蚁群算法和 DDE 算法均能稳定求解共享单车调度问题,图 6 的情况具有一般性和代表性.

综合比较之下,DDE 算法在这个问题中具有收敛快、解的质量高的优点.

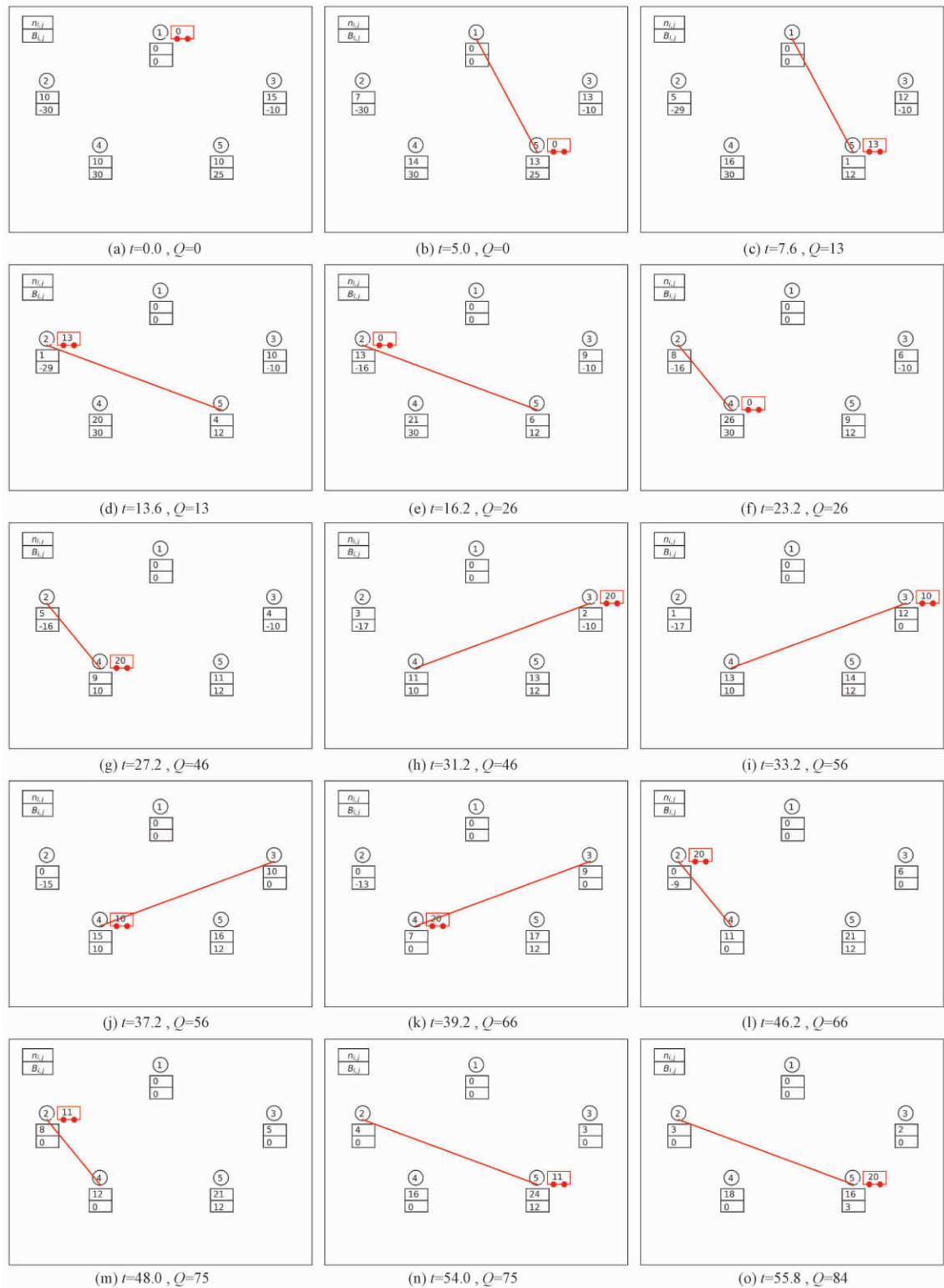


图4 DDE 算法模拟调度过程

Fig.4 The specific route finding process of DDE algorithm

4 结论

笔者针对共享单车调度问题,设计了相应的DDE 算法进行求解.实验结果表明,DDE 算法可以稳定求解共享单车调度问题,相比贪心算法和

蚁群算法,DDE 算法在较小规模下求解共享单车调度问题时解的质量更优、收敛速度更快.下一步的工作将优化本身的调度模型,并逐步将问题的规模扩大,使得模型更符合现实生活.

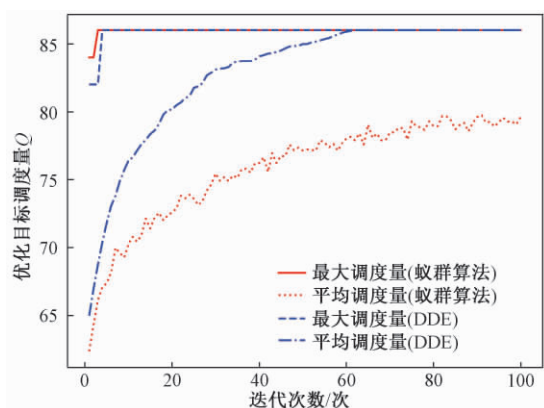


图5 蚁群算法与DDE算法收敛曲线对比图

Fig.5 Comparison of convergence curves of ant colony optimization and DDE algorithm

参考文献:

- [1] 高楹,宋辞,舒华,等.北京市摩拜共享单车源汇时空特征分析及空间调度[J].地球信息科学学报,2018,20(8):1123-1138.
- [2] 周传钰.共享单车投放量测算和调度方法研究[D].北京:北京交通大学交通运输学院,2018.
- [3] 薛羽,庄毅,顾晶晶,等.自适应离散差分进化算法策略的选择[J].软件学报,2014,25(5):984-996.
- [4] AKG ÜNGÖR A P, KORKMAZ E. Estimating traffic accidents in turkey using differential evolution algorithm[J]. Selected scientific papers-journal of civil engineering,2017,12(1):75-84.
- [5] 梁静,周钦亚,瞿博阳,等.基于混合策略的差分进化算法[J].郑州大学学报(工学版),2013,34(5):59-62.
- [6] 程适,王锐,伍国华,等.群体智能优化算法[J].郑州大学学报(工学版),2018,39(6):1-2.
- [7] 曾冰,王梦雨,高亮,等.改进鲸鱼群算法及其在炼钢连铸调度中的应用[J].郑州大学学报(工学版),2018,39(6):14-22.
- [8] 汪慎文,丁立新,张文生,等.差分进化算法研究进展[J].武汉大学学报(理学版),2014,60(4):283-292.
- [9] 侯玲娟,周泓,梁春华.不确定需求和旅行时间下的车辆路径问题[J].计算机集成制造系统,2011,17(1):101-108.
- [10] SAKR W S, EL-SHIEMY R A, AZMY A M. Adaptive differential evolution algorithm for efficient reactive power management[J]. Applied soft computing,2017,53:336-351.
- [11] DORIGO M, GAMBARDELLA L M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,1997,1(1):53-66.

Discrete Differential Evolution Algorithm for Solving Free-floating Bike-Sharing System Scheduling Problem

WANG Shenwen^{1,2}, YANG Feng^{1,2}, XU Liang^{1,2}, LI Meiyu^{1,3}

(1. School of Information Engineering, Hebei GEO University, Shijiazhuang 050031, China; 2. Laboratory of Artificial Intelligence and Machine Learning, Hebei GEO University, Shijiazhuang 050031, China; 3. School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: In order to solve the free-floating bike-sharing system scheduling problem, a discrete differential evolution algorithm was designed to solve the problem. After introducing the principle of discrete differential evolution algorithm systematically, the individual coding, mutation operator and repair operator were redesigned to solve the free-floating bike-sharing system scheduling problem, so that the specific scheduling path could be calculated during the execution of the algorithm. The results showed that compared with greedy algorithm and ant colony optimization algorithm, the proposed algorithm had higher quality and faster convergence speed, and had certain practical value in a series of scheduling problems such as shared bicycle scheduling.

Key words: free-floating bike-sharing system; scheduling problem; discrete differential evolution algorithm; vehicle routing problem

文章编号: 1671-6833(2019)04-0054-07

一种元启发式算法: 海岛算法

马吉明, 张 嵩, 苏日建, 张国良, 陈浩洋, 山石姣

(郑州轻工业大学 计算机与通信工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 在假设海岛上植物总量不变的情况下, 植物的生长位置随着海平面的上升, 出现越来越集中于最高点的现象. 受该现象启发, 提出一种元启发式算法即海岛算法 (island algorithm, IA). 海岛算法在每次迭代中包含 3 个阶段: 淘汰阶段、海平面上升阶段、平衡阶段. 通过对算法进行分析, 找出算法的优势原因及适合和不适合求解的函数的特点, 并对算法的复杂度和鲁棒性进行分析. 将算法在 CEC2013 函数集上进行验证. 在多个维度下, 同经典的粒子群算法进行比较. 实验结果表明, 海岛算法在求解具有某类特征的函数时, 比粒子群算法差; 在其他多数测试函数的实验结果中, 海岛算法在多个维度下的精度和鲁棒性均显著优于粒子群算法, 验证了算法的有效性.

关键词: 海岛算法; 优化; 进化计算; 元启发式算法

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.020

0 引言

经过漫长的时间演化, 大自然造就了很多奇妙的现象, 令人叹为观止的同时也给人们为解决带来了无限的启发. 人们从各种现象中汲取智慧. 例如, 根据自然界的生物进化按“适者生存, 优胜劣汰”这一规律提出了遗传算法 (GA)^[1]; 受生物免疫系统启发而设计的人工免疫算法 (AIS)^[2]; 受到即兴创作音乐作品的启发而提出的和声搜索算法 (HS)^[3]; 根据金属的退火过程提出模拟退火算法 (SA)^[4]. 根据动物的觅食行为, 众多学者提出了很多智能算法, 包括粒子群算法 (PSO)^[5]、蚁群算法 (ACO)^[6]、萤火虫算法 (FA)^[7]、蝙蝠算法 (BA)^[8]、狼群算法 (WPA)^[9]、细菌觅食优化算法 (BFA)^[10]、布谷鸟算法 (CS)^[11]、人工鱼算法 (AFSA)^[12]、蛙跳算法 (SFLA)^[13]、人工蜂群算法 (ABC)^[14]、鸡群算法 (CSO)^[15]、天牛须算法 (BAS)^[16] 等. 这样的元启发式算法成为解决许多棘手优化问题的有效方法. 由于这些算法都具有某些优点和缺点, 很多学者针对其缺点不断进行改进, 并应用于合适的领域中^[17]. 因此, 从自然界中获取新启发, 为解决优化问题等提供新思路仍然具有意义.

笔者根据海岛上植物的生长位置随着海平面的上升及海岛面积的缩小, 越来越集中于最高点的现象, 提出一种新的元启发式算法, 即海岛算法 (IA). 海岛算法通过不断升高海平面的同时, 维持植物总数不变, 从而来寻找最佳点位置. 通过实验, 与已经广泛应用的粒子群算法进行对比. 实验表明, 相比于粒子群算法, 海岛算法在 CEC2013 函数集上, 总体上保持优势.

1 海岛算法

海岛算法是一种新的元启发式算法. 海岛算法分为 3 个阶段: 淘汰阶段、海平面上升阶段、平衡阶段.

1.1 淘汰阶段

该阶段是为迭代的海平面上升阶段做准备, 主要的任务是根据范围的变化量来产生本次迭代需要淘汰植物的个数. 因为至少需要 2 个植物才能定义海岛的范围, 所以淘汰后, 未被淘汰的植物个数至少为 2, 即最大的淘汰个数要小于总量数减 2. 该阶段的任务由淘汰函数完成. 淘汰函数的自变量为范围的变化量, 函数值为淘汰个数. 当范围变化量比较大时, 为了避免陷入局部解, 应减少淘汰个数来减小下一次的范围变化量; 当范围变

收稿日期: 2018-12-23; 修订日期: 2019-04-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61773018)

作者简介: 马吉明 (1965—), 男, 山西阳高人, 郑州轻工业大学教授, 研究方向为数据库与信息集成、数据挖掘, E-mail: 66347771@qq.com.

化量比较小时,为了加快算法收敛,应增加淘汰个数来增大下一次的范围变化量.故函数满足以下两点要求:

(1) 范围变化量为零时,淘汰个数为最大淘汰个数.

(2) 淘汰函数为一个递减函数,随着范围变化量的增大,淘汰个数将减小.

采用既满足以上两点要求又较为简单的负指数函数:

$$f_{out}(h) = [(A_m - A_1) \cdot e^{-h}] + A_1, \quad (1)$$

式中: h 为范围变化量,由上次迭代中海平面上升阶段产生; A_m 为最大淘汰个数; A_1 为最小淘汰个数.

1.2 海平面上升阶段

海平面上升阶段将根据淘汰阶段产生的淘汰个数来提升海平面.海平面的提升表现为海岛范围的缩小.该阶段的主要任务是产生新的海岛范围以及海岛范围变化量.其中,新的海岛范围为接下来的平衡阶段做准备,范围变化量为下次迭代中淘汰阶段做准备.

海岛的新范围由未被淘汰的植物所生长的范围所决定.新范围由每一维度的最大值 X_{\max} 和最小值 X_{\min} 表示.为了避免由于收敛过快,易陷入局部最优位置,将范围通过公式 2 和 3 进行扩展.

$$X_{\max} = X_{\max} + rand \cdot (X_{\max}^{\text{old}} - X_{\max}). \quad (2)$$

$$X_{\min} = X_{\min} + rand \cdot (X_{\min}^{\text{old}} - X_{\min}). \quad (3)$$

海岛范围变化量由公式 4 表示:

$$h = norm((X_{\max}^{\text{old}} - X_{\min}^{\text{old}}) - (X_{\max} - X_{\min})). \quad (4)$$

式中: X_{\max}^{old} 和 X_{\min}^{old} 分别是上一次迭代中包含每一维度的最大值和最小值的向量; X_{\max} 和 X_{\min} 分别是当前迭代中包含每一维度的最大值和最小值的向量; $X_{\max}^{\text{old}} - X_{\min}^{\text{old}}$ 和 $X_{\max} - X_{\min}$ 分别表示上次迭代和当前迭代的海岛范围大小. $norm$ 为求取向量 2 范数的函数.算法开始运行时,范围变化量由初始化产生.初始化范围变化量 h 为 1.

1.3 平衡阶段

平衡阶段的主要任务是在海平面上升的同时,维持植物的总量不变,并根据位置高度进行排序.具体的实现是在海平面上升阶段产生的新范围内,产生 A 个新植物,替换种群中最差的植物,从而使植物总量不变.

为了加快搜索速度,提高搜索精度,将每一个新植物通过式 (5) 朝着全局最优植物处移动,然后评估该植物,若优于全局最优植物,则将两者的位置和适应度值进行交换.

$$x(j,:) = x(j,:) + 2 \cdot rand(1,D) \cdot$$

$$(x(1,:) - x(j,:)), \quad (5)$$

式中: $x(j,:)$ 为在新范围内产生的第 j 个新植物位置; $x(1,:)$ 为全局最优位置; D 为维度; 2 为参数,使移动后的位置在当前位置向最优位置方向上以 2 倍的距离均匀分布.

移动和评估完所有新植物后,所有植物根据适应度值进行排序.在程序中,测试函数的适应度值即为植物的位置高度,当按照从大到小排序时,即求解测试函数最大值;当按照从小到大排序时,即求解测试函数最小值.3 个阶段相互依存,关系如图 1 所示.每一次的迭代包含该 3 个阶段.

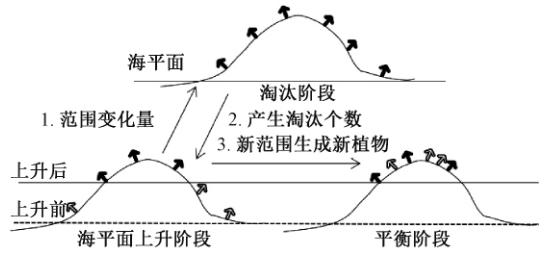


图1 3个阶段关系图

Fig.1 Three-stage relationship

1.4 算法流程

基本海岛算法的步骤如下.

步骤1 参数初始化: 设最大评估次数 E , 海岛的维度 D , 淘汰个数的最大最小值分别为 A_m , A_1 , 范围变化量 h , 植物总量 N , 植物的生长位置为 $x_i (i=1, 2, \dots, N)$, 海岛范围 X_{\max}, X_{\min} .

步骤2 进入淘汰阶段, 根据式 (1) 生成淘汰个数.

步骤3 进入海平面上升阶段, 记录上次迭代的海岛范围, 产生新的海岛范围, 根据式 (2) 和 (3), 对新范围进行扩展, 根据式 (4) 产生海岛范围变化量 h .

步骤4 进入平衡阶段, 在新的海岛范围内根据淘汰个数产生新植物, 并对植物种群中最差的植物进行淘汰.

步骤5 每一个新植物向最优植物处移动, 求解新植物的适应度值, 若优于最优植物, 则进行交换, 最后对所有植物进行排序.

步骤6 若达到终止条件, 输出结果, 终止算法. 否则, 转入步骤 2, 进入下一次的迭代.

算法伪代码如下所示.

输入: 初始化 N, A_1, A_m, h, D, E ,

$X_{\max} = 100 \cdot \text{ones}(1, D)$, $X_{\min} = -100 \cdot \text{ones}(1, D)$,

```

 $x = \text{ones}(N, 1) \cdot X_{\min} + \text{ones}(N, 1) \cdot (X_{\max} - X_{\min})$ 
•rand(N,D);
获取每一个植物对应的适应度值,并排序
输出: 最优值位置  $x(1,:)$ , 最优值适应度值
fit(1)
1: while( 结束条件)
2:   淘汰阶段
3:     根据式(1)生成淘汰个数;
4:   海平面上升阶段
5:      $X_{\max}^{\text{old}} = X_{\max}; X_{\min}^{\text{old}} = X_{\min};$ 
6:      $X_{\max} = \max(x(1:N-\text{taotai}, :));$ 
7:      $X_{\min} = \min(x(1:N-\text{taotai}, :));$ 
8:     对新的海岛范围使用式(2)和式(3)
进行扩展;
9:     根据式(4)产生范围变化量;
10:   平衡阶段
11:   在新范围内产生 A 个新植物,替换最差的 A 个植物;
12:   for  $j = N-A+1:N;$ 
13:     根据式(5)进行移动;
14:     if(达到最大评估次数)
15:       输出结果,算法结束
16:     else
17:        $\text{fit}(j) = \text{Fun}(x(j, :));$  评估次
数加一;
18:       判断是否优于最优植物,是则
进行交换
19:     end
20:   end
21:    $[\text{fit}, \text{index}] = \text{sort}(\text{fit}); x = x(\text{index}, :);$ 
22: end

```

2 算法分析及对比

2.1 算法分析

相比于粒子群算法、蝙蝠算法、蜂群算法等,海岛算法在每次的迭代中,并未对每一个植物进行位置的更新和评估,而是只更新最差的植物,个数为淘汰阶段产生的淘汰个数.这样不仅可以在每一次迭代中减少计算量,而且也保留了相对较好的位置信息,其信息将在接下来多次的迭代中被利用,直到该位置被淘汰.因此,算法对每一个位置信息都有着充分的利用.这也是海岛算法能体现优越性的关键原因.

当求解的函数存在连续梯度很小或很大区域,即存在连续平坦或有尖锐峰或谷的区域,如图

2 所示,将不适合算法的求解.

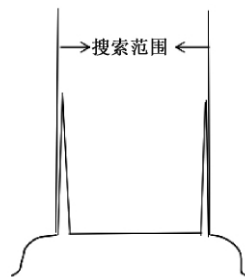


图2 不利情况

Fig.2 Unfavorable situation

由于搜索范围内存在很大的平坦区域,新增的植物位于平坦区域的概率很高,因此,海平面上升阶段,海岛的范围变化不大,甚至为 0,不利于算法的收敛.但通过淘汰阶段产生更多的淘汰个数,最终使其跳出局部解.最极端的情况下,只保留 2 个植物,其余全部淘汰.据此,也可以预测出,该算法不适合求解具有众多尖锐的峰,且峰周围区域较为平坦的函数.典型函数如 f_8 函数.

在求解函数的整个求解区域内,梯度相对适中,即没有连续平坦和尖锐峰或谷的区域,如图 3 所示,将适合算法的求解.

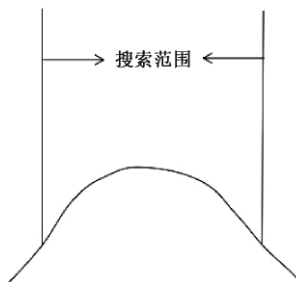


图3 有利情况

Fig.3 Favorable situation

在该搜索区域范围内,新增的植物更易处于不同的高度,这将有利于算法往最优位置处收敛.典型函数如 f_1 函数.

由于植物随机分布在搜索范围内,在算法初期,搜索范围较大,仅通过范围的缩小来使算法收敛,相较于单个粒子根据其他信息寻找最优位置的算法如粒子群优化算法,收敛速度慢,但将新植物向最优植物处移动,大大提高了算法的收敛速度,而通过对新范围的扩展,使算法又尽可能避免因收敛过快而陷入局部最优位置;在算法后期,随着搜索范围逐渐缩小,整个种群在一个小范围内寻找最优位置,加速了收敛速度,从而达到更好的精度.海岛算法是整个种群通过淘汰方式逐渐缩小搜索范围来寻找最优区域,相较于单个粒子寻找最优位置的算法,

具有更强的鲁棒性.

若取每次迭代的平均评估次数为 $(A_m + A_1)/2$, 则公式及排序操作的次数为 $2E/(A_m + A_1)$, 与最大评估次数成线性关系, 故算法的计算复杂度为 $O(n)$.

2.2 算法对比

有些元启发式算法在新粒子生成方式上, 基于粒子的当前位置, 根据其他信息调整步长及方向进行移动来生成新粒子, 一般都具有惯性权重系数. 如粒子群算法利用个体认知和社会认知信息, 蝙蝠算法利用回声定位信息. 在收敛方式上, 这些信息调整的步长和方向将会引导种群收敛于最优值.

有些元启发式算法在新粒子生成方式上, 是在整个搜索区域内, 通过应用某种策略来产生新粒子. 如遗传算法通过选择、交叉和变异 3 种算子来产生新粒子, 人工蜂群算法通过侦察蜂随机搜索、采蜜蜂采蜜、观察蜂跟随 3 种方式来产生新粒子. 在收敛方式上, 遗传算法采用适者生存的原则, 人工蜂群算法采用贪婪准则来更新差粒子, 通过不断更新差粒子来实现种群朝着最优值收敛. 很多元启发式算法从某种程度上讲, 都是通过迭代, 不断地生成新粒子和更新差粒子, 使种群朝着最优值收敛.

IA 算法在新粒子生成和收敛方式上与上述两种不同. 新粒子采用最简单的随机搜索策略生成于不断缩小的搜索范围内, 通过更新最差个体使搜索范围缩小, 再通过不断缩小搜索范围来使算法收敛.

3 实验仿真分析

3.1 实验设计

为了验证本文海岛算法的性能, 通过解决 CEC2013 测试集中测试函数来分析所提算法的性能. CEC2013 测试集中包含 28 个函数, 其中 $f_1 \sim f_5$ 为单峰函数, $f_6 \sim f_{20}$ 为多模态函数, $f_{21} \sim f_{28}$ 为组合函数, 搜索范围均为 $[-100, 100]$. 如表 1 所示.

实验环境是在 Windows 10 系统 Matlab R2014a 软件, CPU 为 i5-3470 3.20 GHz, RAM 为 4 GB.

海岛算法的参数设置如表 2 所示.

为了体现算法的优越性, 在相同的条件下, 与已经被广泛使用的粒子群算法进行对比. 两个算法的种群大小一致. 粒子群算法的社会认知系数为 1.5, 个体认知系数为 1.5, 惯性权重系数为 0.8.

表 1 测试函数

Tab.1 Test function

函数	函数名称	最优值
f_1	Sphere Function	-1 400
f_2	Rotated High Conditioned Elliptic Function	-1 300
f_3	Rotated Bent Cigar Function	-1 200
f_4	Rotated Discus Function	-1 100
f_5	Different Powers Function	-1 000
f_6	Rotated Rosenbrock's Function	-900
f_7	Rotated Schaffers F7 Function	-800
f_8	Rotated Ackley's Function	-700
f_9	Rotated Weierstrass Function	-600
f_{10}	Rotated Griewank's Function	-500
f_{11}	Rastrigin's Function	-400
f_{12}	Rotated Rastrigin's Function	-300
f_{13}	Non-Continuous Rotated Rastrigin's Function	-200
f_{14}	Schwefel's Function	-100
f_{15}	Rotated Schwefel's Function	100
f_{16}	Rotated Katsuura Function	200
f_{17}	Lunacek Bi_Rastrigin Function	300
f_{18}	Rotated Lunacek Bi_Rastrigin Function	400
f_{19}	Expanded Griewank's plus Rosenbrock's Function	500
f_{20}	Expanded Scaffer's F6 Function	600
f_{21}	Composition Function 1 ($n=5$, Rotated)	700
f_{22}	Composition Function 2 ($n=3$, Unrotated)	800
f_{23}	Composition Function 3 ($n=3$, Rotated)	900
f_{24}	Composition Function 4 ($n=3$, Rotated)	1 000
f_{25}	Composition Function 5 ($n=3$, Rotated)	1 100
f_{26}	Composition Function 6 ($n=5$, Rotated)	1 200
f_{27}	Composition Function 7 ($n=5$, Rotated)	1 300
f_{28}	Composition Function 8 ($n=5$, Rotated)	1 400

表 2 参数设置

Tab.2 Parameter settings

参数	数值
植物总量大小	100
最大淘汰个数	80
最小淘汰个数	20
初始范围变化量	1

针对每一个函数, 两个算法分别在搜索维度为 10、30 和 50 上独立运行 51 次, 并将计算结果进行对比分析. 由于海岛算法每次迭代中, 对测试函数的评估次数无法确定, 故通过比较相同的评估次数下计算结果的精度, 来比较算法的性能.

3.2 实验结果及分析

两个算法分别在搜索维度为 10、30 和 50 上,

分别对测试函数评估 100 000、300 000、500 000 次,将 51 次中所得最优误差值、最差误差值、中间误差值、平均误差值和其标准差作为算法精度和

鲁棒性的衡量指标,如果小于 10^{-8} ,则认为 0. 10 维运行结果如表 3~4 所示,20 维和 30 维运行结果如图 4~5 所示.

表 3 10 维 $f_1 \sim f_7$
Tab. 3 10 dimensional $f_1 \sim f_7$

函数	算法	最优值	最差值	中间值	平均值	标准差
f_1	PSO	0.000 0E+00	0.000 0E+00	0.000 0E+00	0.000 0E+00	0.000 0E+00
	IA	0.000 0E+00	0.000 0E+00	0.000 0E+00	0.000 0E+00	0.000 0E+00
f_2	PSO	2.697 2E+02	3.602 4E+04	6.585 8E+03	2.216 3E+04	5.425 2E+04
	IA	1.120 7E+03	1.427 8E+05	1.837 0E+04	3.499 2E+04	3.668 4E+04
f_3	PSO	4.611 5E-05	2.503 1E+07	2.383 6E+03	2.602 8E+06	6.248 9E+06
	IA	1.532 9E+00	1.171 6E+09	1.303 6E+06	5.012 1E+07	1.701 2E+08
f_4	PSO	1.129 9E+00	1.686 2E+02	1.663 1E+01	2.890 2E+01	3.537 4E+01
	IA	6.150 0E-02	8.193 7E+01	3.600 4E+00	1.050 2E+01	1.781 8E+01
f_5	PSO	0.000 0E+00	0.000 0E+00	0.000 0E+00	0.000 0E+00	0.000 0E+00
	IA	0.000 0E+00	0.000 0E+00	0.000 0E+00	0.000 0E+00	0.000 0E+00
f_6	PSO	0.000 0E+00	8.186 7E+01	9.997 3E+00	9.248 6E+00	1.122 0E+01
	IA	4.500 0E-03	3.992 7E+00	5.800 0E-03	5.857 0E-01	1.386 1E+00
f_7	PSO	2.668 2E+01	1.407 4E+02	7.590 4E+01	7.885 0E+01	2.931 2E+01
	IA	6.149 0E-01	1.146 7E+02	2.789 4E+01	3.190 4E+01	2.847 2E+01

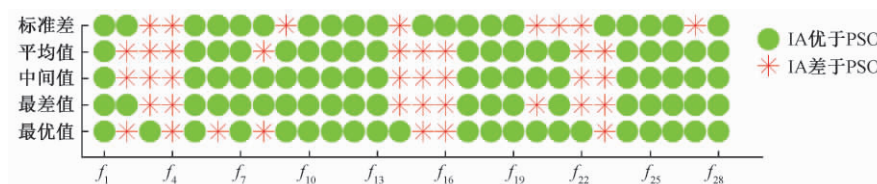


图 4 30 维运行结果

Fig.4 Operation results of 30 dimensional

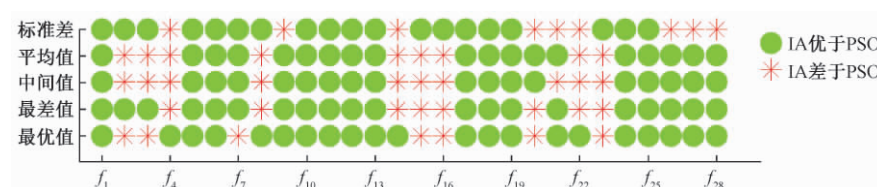


图 5 50 维运行结果

Fig.5 Operation results of 50 dimensional

f_8 函数是指数函数叠加上适度放大的余弦而得到的连续性测试函数,其特征是一个几乎平坦的区域由余弦波调制形成一个个孔或峰,从而使曲面起伏不平,有着较为平坦的区域和陡峭的峰,同样有此特点的函数还有 f_2 、 f_3 、 f_4 函数。 f_{14} 、 f_{15} 、 f_{16} 、 f_{22} 和 f_{23} 有非常密集的陡峭的峰和谷形成的众多局部最优位置,从对算法的分析中可知,海岛算法并不适用于求解具有此类特点的函数。

在 51 次独立运行的结果中,28 个函数中有 5 个函数 f_2 、 f_3 、 f_8 、 f_{15} 、 f_{16} ,在 10、30、50 维度上均差于 PSO 算法, f_4 、 f_{14} 、 f_{22} 和 f_{23} 在 30、50 维度上均差于 PSO 算法.其余函数在 3 个维度中均优于 PSO 算法,验证了算法的分析及算法的有效性.从总体上看,海岛算法在 CEC2013 函数集中的大部分函数中表现优异,相同条件下海岛算法的精度和鲁棒性普遍优于已被广泛应用的粒子群算法。

表4 10维 $f_8 \sim f_{28}$
Tab. 4 10 dimensional $f_8 \sim f_{28}$

函数	算法	最优值	最差值	中间值	平均值	标准差
f_8	PSO	2.002 9E+01	2.048 4E+01	2.032 6E+01	2.031 3E+01	8.960 0E-02
	IA	2.016 3E+01	2.051 0E+01	2.035 6E+01	2.033 3E+01	7.900 0E-02
f_9	PSO	3.370 0E+00	1.017 7E+01	7.554 5E+00	7.490 4E+00	1.467 6E+00
	IA	6.010 0E-02	6.271 6E+00	2.994 4E+00	2.846 8E+00	1.349 0E+00
f_{10}	PSO	8.870 0E-02	1.698 1E+00	3.718 0E-01	4.092 0E-01	2.768 0E-01
	IA	3.200 0E-02	6.357 0E-01	2.416 0E-01	2.612 0E-01	1.296 0E-01
f_{11}	PSO	2.089 4E+01	1.313 3E+02	5.472 2E+01	5.616 6E+01	2.088 9E+01
	IA	9.950 0E-01	2.387 9E+01	1.094 4E+01	1.151 0E+01	5.170 9E+00
f_{12}	PSO	1.591 9E+01	1.134 2E+02	5.173 7E+01	5.396 1E+01	2.121 2E+01
	IA	3.979 8E+00	4.676 2E+01	1.591 9E+01	1.749 9E+01	9.056 1E+00
f_{13}	PSO	2.429 1E+01	1.575 9E+02	7.454 4E+01	7.396 4E+01	2.563 1E+01
	IA	8.598 9E+00	5.488 6E+01	3.258 3E+01	3.251 5E+01	1.179 0E+01
f_{14}	PSO	1.657 8E+02	1.535 8E+03	1.058 6E+03	1.016 9E+03	3.045 7E+02
	IA	4.346 6E+01	1.645 2E+03	4.174 2E+02	5.984 5E+02	4.405 5E+02
f_{15}	PSO	5.833 5E+01	1.723 4E+03	1.031 2E+03	9.959 6E+02	3.471 8E+02
	IA	1.254 6E+02	1.988 4E+03	1.464 4E+03	1.283 3E+03	5.136 1E+02
f_{16}	PSO	1.196 0E-01	1.064 9E+00	3.189 0E-01	3.565 0E-01	1.831 0E-01
	IA	7.513 0E-01	1.557 4E+00	1.135 8E+00	1.130 1E+00	1.948 0E-01
f_{17}	PSO	2.444 4E+01	1.181 7E+02	5.228 9E+01	5.430 9E+01	2.030 1E+01
	IA	7.009 6E+00	4.253 9E+01	2.112 2E+01	2.414 6E+01	9.088 9E+00
f_{18}	PSO	2.253 3E+01	9.135 6E+01	5.627 9E+01	5.657 8E+01	1.615 4E+01
	IA	2.633 6E+01	5.523 4E+01	3.932 9E+01	3.882 2E+01	7.196 9E+00
f_{19}	PSO	1.660 8E+00	1.541 9E+01	4.735 0E+00	5.707 1E+00	2.771 7E+00
	IA	3.822 0E-01	3.491 3E+00	7.237 7E-01	8.284 0E-01	4.825 0E-01
f_{20}	PSO	2.223 5E+00	4.500 0E+00	3.637 1E+00	3.581 5E+00	5.792 0E-01
	IA	1.074 6E+00	4.499 8E+00	3.193 6E+00	3.233 6E+00	6.741 0E-01
f_{21}	PSO	1.000 0E+02	4.001 9E+02	4.001 9E+02	3.687 9E+02	8.128 2E+01
	IA	1.000 0E+02	4.001 9E+02	4.001 9E+02	3.609 4E+02	8.072 7E+01
f_{22}	PSO	6.160 9E+02	2.085 0E+03	1.280 3E+03	1.331 7E+03	3.662 9E+02
	IA	1.409 5E+02	1.892 3E+03	5.747 7E+02	6.658 4E+02	3.058 0E+02
f_{23}	PSO	6.066 8E+02	2.001 0E+03	1.470 4E+03	1.472 8E+03	3.104 0E+02
	IA	1.942 9E+02	1.984 6E+03	1.380 2E+03	1.301 8E+03	4.967 8E+02
f_{24}	PSO	2.184 6E+02	2.404 3E+02	2.271 1E+02	2.265 4E+02	4.716 9E+00
	IA	1.168 6E+02	2.233 1E+02	2.081 5E+02	2.071 9E+02	1.375 7E+01
f_{25}	PSO	1.342 6E+02	2.370 5E+02	2.242 1E+02	2.230 5E+02	1.398 1E+01
	IA	1.164 5E+02	2.231 7E+02	2.089 2E+02	2.077 7E+02	1.224 5E+01
f_{26}	PSO	1.129 3E+02	3.296 8E+02	2.000 2E+02	2.015 5E+02	5.593 3E+01
	IA	1.069 6E+02	3.107 6E+02	2.000 2E+02	1.988 7E+02	6.095 7E+01
f_{27}	PSO	4.000 0E+02	7.661 1E+02	6.219 5E+02	6.048 8E+02	9.234 2E+01
	IA	3.025 4E+02	5.394 4E+02	3.847 0E+02	4.079 5E+02	7.370 1E+01
f_{28}	PSO	1.000 0E+02	1.278 0E+03	8.563 8E+02	7.936 1E+02	2.325 5E+02
	IA	1.000 0E+02	6.619 1E+02	3.000 0E+02	3.511 3E+02	1.481 3E+02

4 结论

笔者提出一种新的元启发式算法即海岛算法.通过对海岛算法分析,找出该算法优缺点,并对算法的收敛特点、鲁棒性及计算复杂度进行探

讨.最后在 CEC2013 函数集上进行实验分析,结果表明,总体上,海岛算法的寻优能力强于粒子群算法.下一步将研究不同的淘汰函数及海岛范围变化量的表达方式对算法的影响.

参考文献:

- [1] HONDA M. Application of genetic algorithms to modelings of fusion plasma physics [J]. Computer physics communications, 2018, 231: 94–106.
- [2] SCHMIDT B, AL-FUQAHA A, GUPTA A, et al. Optimizing an artificial immune system algorithm in support of flow-based internet traffic classification [J]. Applied soft computing, 2017, 54(C): 1–22.
- [3] GAO K Z, SUGANTHAN P N, PAN Q K, et al. Discrete harmony search algorithm for flexible job shop scheduling problem with multiple objectives [J]. Journal of intelligent manufacturing, 2016, 27(2): 363–374.
- [4] LEITE N, MELICIO F, ROSA A C. A fast simulated annealing algorithm for the examination timetabling problem [J]. Expert systems with applications, 2019, 122: 137–151.
- [5] 夏星宇,高浩,王创业. 均衡策略粒子群算法在图像分割中的应用 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(1): 59–66.
- [6] 常玉林,汪小淳,张鹏. 改进蚁群算法在交通分配模型中的应用 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2017, 38(2): 41–44.
- [7] TIGHZERT L, FONLUPT C, MENDIL B. A set of new compact firefly algorithms [J]. Swarm and evolutionary computation, 2018, 40: 92–115.
- [8] 崔志华,张春妹,时振涛,等. 基于蝙蝠算法的观测矩阵优化算法 [J]. 控制与决策, 2018, 33(7): 1341–1344.
- [9] SIMON F, DEB S, HANNE T, et al. Eidetic wolf search algorithm with a global memory structure [J]. European journal of operational research, 2016, 254(1): 19–28.
- [10] 李珺,党建武. 改进细菌觅食算法在高维优化问题中的应用 [J]. 计算机科学, 2017, 44(4): 269–274.
- [11] 朱浩亮,李光平. 基于改进布谷鸟搜索算法的图像分割 [J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(5): 1428–1432.
- [12] 邓记才,耿亚南. 基于人工鱼群优化 SVM 的声磁标签信号检测研究 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2017, 38(4): 35–38.
- [13] ZHAO Z Z, XU Q S, JIA M P. Improved shuffled frog leaping algorithm-based BP neural network and its application in bearing early fault diagnosis [J]. Neural computing and applications, 2016, 27(2): 375–385.
- [14] 金叶,孙越泓,王加翠,等. 基于单纯形的改进精英人工蜂群算法 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(6): 36–42.
- [15] 孔飞,吴定会. 一种改进的鸡群算法 [J]. 江南大学学报(自然科学版), 2015, 14(6): 681–688.
- [16] JIANG X Y, LI S. BAS: beetle antennae search algorithm for optimization problems [J]. International journal of robotics and control. 2018, 1(1): 1–3.
- [17] 林诗洁,董晨,陈明志,等. 新型群智能优化算法综述 [J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(12): 1–9.

A Metaheuristic Algorithm: Island Algorithm

MA Jiming, ZHANG Song, SU Rijian, ZHANG Guoliang, CHEN Haoyang, SHAN Shijiao

(School of Computer and Communication Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: If the total amount of plants was constant on the island, the plants would become more and more concentrated at the highest point with the rising of sea level. Inspired by the phenomenon, a metaheuristic algorithm, Island algorithm (IA), was proposed. IA algorithm consisted of three phases in each iteration, elimination phase, sea level rising phase, and balance phase. By analyzing IA algorithm, the reason for the advantages of IA algorithm and the characteristics of the favorable and unfavorable functions were found out. The complexity and robustness of IA algorithm were analyzed. IA algorithm was applied to CEC2013 function set and compared with the PSO algorithm in many dimensions. The results showed that IA algorithm was worse than PSO algorithm on the functions with certain characteristics. On of the other test functions, the accuracy and robustness of IA algorithm were significantly better than PSO algorithm in many dimensions, which verified the effectiveness of IA algorithm.

Key words: island algorithm; optimization; evolutionary computation; metaheuristic algorithm

文章编号: 1671-6833(2019)04-0061-07

基于 Duffing 映射与遗传操作的图像加密方法

牛莹¹, 张勋才²

(1. 郑州轻工业学院 建筑环境工程学院, 河南 郑州 450002; 2. 郑州轻工业学院 电气信息工程学院, 河南 郑州 450002)

摘要: 提出了一种基于混沌系统和遗传操作的图像加密方案. 首先, 使用 SHA-3 算法计算明文图像的哈希值, 作为混沌系统的初始值; 其次, 利用混沌映射对初始条件的敏感性与伪随机性, 迭代 Logistic 映射得到伪随机序列并生成希尔矩阵, 对图像进行置乱与置换; 再次, 结合 Duffing 映射与 DNA 编码技术, 利用遗传操作在位水平上, 实现像素的选择、交叉与变异来完成像素的扩散与置乱, 显著增加算法的破译难度; 最后, 通过与混沌序列进行双向异或运算, 进一步增强算法的混淆和扩散特性. 实验和安全性分析结果表明, 该算法对密钥的敏感性强, 能有效抵抗统计攻击和差分攻击等, 加密效果得到显著提升.

关键词: 图像加密; Duffing 映射; 遗传操作; DNA 编码; 核酸序列库

中图分类号: TP309.2

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.014

0 引言

由于图像数据量大、冗余度高, 并且图像中相邻像素之间具有很强的相关性, 所以传统的数据加密方法诸如 AES、DES、IDEA 和 RSA 等加密效率不高. 为此, 研究人员致力于寻找新的满足混淆和扩散要求的图像加密方法.

混沌系统因其运动轨迹的非周期性以及对初始条件极度敏感性、非线性、各态遍历性、不可预测性等特性被许多学者和专家所重视^[1]. 1998 年, Fridrich 首次将混沌系统应用于图像加密中, 充分保证了算法的高效性^[2]. 随后, 基于混沌系统的图像加密方法取得了一系列的研究成果^[3-5]. 但是, 基于混沌系统的图像加密方法仍存在诸多不足, 比如混沌退化、对基于明文的攻击方式防御能力低等. 为此, 将混沌系统与其他方法结合, 成为目前的研究热点^[6-9].

遗传算法是一种以自然选择为原则的随机搜索最优化算法^[10-12]. 将遗传算法运用到信息加密中也是近几年加密领域中的研究前沿之一^[13]. 2014 年, Wang 等引入基因重组和交叉两种操作来扰动密钥, 提出了一种基于基因重组思想和超混沌系统

的图像加密算法^[14]. 同年, Enayatifar 等提出了基于遗传算法和 DNA 序列的图像加密算法^[15]. 2018 年, Pujari 等结合 DNA 序列, 给出一种基于混沌与遗传算法的图像加密算法^[16]. 这些方法多采用遗传算法的优化策略来实现图像的加密.

基于此, 笔者利用 Duffing、Logistic 映射的伪随机性、遍历性和遗传算法的交叉变异算子来解决图像加密所遇到的安全威胁和效率低下问题. 增强算法的混淆和扩散特性.

1 理论基础

1.1 混沌映射

(1) Logistic 映射是研究动力系统、混沌、分形等复杂系统行为的一个经典模型, 且具有良好的混沌特性, 其数学描述如下:

$$x_{t+1} = \mu x_t (1 - x_t), \quad (1)$$

式中: t 为迭代时间步; μ 为可调参数. 当 $3.569\,945\,6 < \mu \leq 4$ 时, Logistic 映射处于混沌状态.

(2) Duffing 映射(也称 Holmes 映射)是一个离散时间的动力系统, 是 Duffing 方程的一个离散形式, 其数学描述如下:

收稿日期: 2019-02-15; 修订日期: 2019-04-07

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61602424, 61472371); 河南省科技创新人才计划资助项目(174100510009); 河南省高等学校重点科研计划资助项目(18A510020); 河南省科技攻关计划资助项目(192102210134)

作者简介: 牛莹(1982—), 女, 河南洛阳人, 郑州轻工业学院副教授, 主要从事智能信息处理研究, E-mail: niuying@zzuli.edu.cn.

$$\begin{cases} x_{t+1} = y_t; \\ y_{t+1} = -bx_t + ay_{t+1} - y_t^3. \end{cases} \quad (2)$$

Duffing 映射的两个常数 a 和 b 通常被设置为 $a=2.75$ 和 $b=0.2$, 以产生混沌行为, 如图 1 所示. 它对初始值有极其敏感的依赖性. 这里将其对初值的敏感性充分体现在加密算法对明文和密钥的扩散性与混乱性上. Duffing 映射还具有优良的伪随机性, 其轨道的演化是非周期、不收敛的, 具有很好的随机性及不可预测性. 已从理论上证实了 Duffing 映射可以产生统计特性优良的伪随机序列.

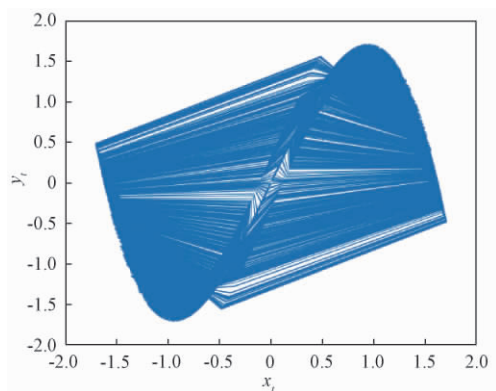


图 1 处于混沌状态的 Duffing 映射

Fig.1 The duffing map in chaotic state

1.2 DNA 编码

DNA 分子是遗传信息的载体, 由 4 种脱氧核苷酸组成, 分别是腺嘌呤 (A)、胞嘧啶 (C)、鸟嘌呤 (G)、胸腺嘧啶 (T). 碱基的化学结构确定了碱基互补配对的原则, 这一天然的四进制组合, 正好与半导体通断所形成的二进制类似. 因此, 运用碱基的排列组合可以进行信息的存储和计算.

对于灰度图像来说, 每个像素的灰度值可以用 8 位二进制数表示, 如果采用 DNA 编码的话, 则两位二进制编码一个碱基, 只需 4 个碱基即可完成一个像素的编码. 通过对每个像素进行 DNA 编码, 将图像转换成 DNA 序列, 可以将 DNA 序列的交叉变异操作用于图像加密. 8 种编码规则如表 1 所示.

表 1 8 种编码规则

Tab.1 Eight types of encoding rules.

规则	1	2	3	4	5	6	7	8
00	A	A	C	G	C	G	T	T
01	C	G	A	A	T	T	C	G
10	G	C	T	T	A	A	G	C
11	T	T	G	C	G	C	A	A

2 加密算法

2.1 密钥的产生

经典的数字图像加密中, 密码仅受密钥控制, 与明文无关, 这种类型的图像密码系统易受选择明文攻击或已知明文攻击. 如果相同的密钥, 但不同的明文图像对应着不同的密码, 将能有效抵抗选择明文攻击或已知明文攻击.

用给定密钥以及图像的哈希值作为混沌系统的初值和参数, 实现加密的密码既与密钥有关, 也与明文相关联. 用 Keccak 算法生成明文图像的哈希值 K , 其长度为 512 bit. 将 K 分为 64 组, 每组包含 8 个比特位, 记 $K = \{k_1, k_2, k_3, \dots, k_{64}\}$. 按照如下公式计算混沌系统的初值 Key_1 、 Key_2 、 Key_3 、 Key_4 :

$$h_i = \frac{(k_{j+1}k_{j+2}k_{j+3}k_{j+4}) + \sum_{q=1}^{q=64} k_q}{256}, \quad (3)$$

$$Key_i = Key'_i + \text{abs}(\text{round}(h_i) - h_i), \quad (4)$$

式中: Key'_i 为给定值; $j = 4(i - 1)$; $i = 1, 2, 3, 4$.

2.2 遗传操作

给定大小为 $M \times N$ 的灰度图像, 将单个像素看作一个“个体”. 使用混沌映射产生的序列值作为个体在图像中的位置来选择个体, 用遗传算子对个体进行交叉、变异操作.

选择: 给定 Duffing 映射初值, 迭代 Duffing 映射 2 000 次, 以消除暂态效应带来的不良影响, 以此为起点, 继续迭代 $M \times N$ 次, 产生两个序列 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_{M \times N}\}$ 和 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_{M \times N}\}$, 并根据公式 (5) 和 (6) 进行处理后得到序列 $U' = \{u'_1, u'_2, \dots, u'_{M \times N}\}$ 和 $V' = \{v'_1, v'_2, \dots, v'_{M \times N}\}$, 确保 U 和 V 的每个元素取值大小在给定的范围内.

$$u'_i = \text{floor}(\text{mod}(10^{14} \cdot u_i, 256)); \quad (5)$$

$$v'_i = \text{floor}(\text{mod}(10^{14} \cdot v_i, 256)); \quad (6)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, M \times N$.

交叉: 给定两个个体 (像素) A 和 B , 将其像素值用二进制表示. 引入控制字 C 来控制两个个体的交叉操作. 针对 8 位二进制的每一位, 若控制字的当前位是 0 时, 个体 A 和 B 的当前位保持不变, 若控制字的当前位是 1 时, 个体 A 和 B 互换当前位. 最终得到新个体 A' 和 B' . 比如给定个体 A 、 B 和控制字 C 分别为 10011001、00111100、01101001 时, 交叉后得到的新个体 A' 和 B' 为 10111000 和 00011101, 交叉过程如图 2 所示.

变异: 变异是生成新个体的辅助手段. 这里用

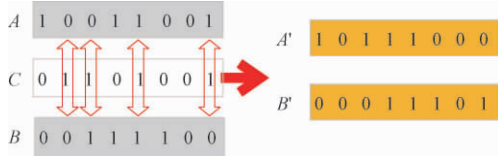


图2 个体 10011001 和 00111100 进行交叉操作

Fig.2 Crossover between individuals 10011001 and 00111100

控制字来控制个体的变异.为增加密文的抗攻击特性,引入非线性扩散机制——DNA 编码技术,实现 DNA 分子级别上的变异,也符合基因变异的本质.为此,选取核酸数据库中的某一核酸序列作为控制字.通过选择表 1 中的某种编码规则(也可以进行动态编码)将待转换的图像矩阵转换为 DNA 序列,借助于核酸数据库中的某一序列来控制明文图像 DNA 序列的变异.引入一个变异函数 $\kappa(x)$,并进行如下约定:

$$\begin{cases} x \neq \kappa(x) \neq \kappa(L(x)) \neq \kappa(\kappa(\kappa(x))) ; \\ x = \kappa(\kappa(\kappa(\kappa(x)))) , \end{cases} \quad (7)$$

式中: $x \in \{A, C, G, T\}$.按照这个约定,有 6 种碱基变异规则,如表 2 所示.

表2 碱基变异规则

Tab.2 Base mutation rules

序号	规则
1	$A \xrightarrow{\kappa} C \xrightarrow{\kappa} G \xrightarrow{\kappa} T \xrightarrow{\kappa} A$
2	$A \xrightarrow{\kappa} C \xrightarrow{\kappa} T \xrightarrow{\kappa} G \xrightarrow{\kappa} A$
3	$A \xrightarrow{\kappa} T \xrightarrow{\kappa} C \xrightarrow{\kappa} G \xrightarrow{\kappa} A$
4	$A \xrightarrow{\kappa} T \xrightarrow{\kappa} G \xrightarrow{\kappa} C \xrightarrow{\kappa} A$
5	$A \xrightarrow{\kappa} G \xrightarrow{\kappa} T \xrightarrow{\kappa} C \xrightarrow{\kappa} A$
6	$A \xrightarrow{\kappa} G \xrightarrow{\kappa} C \xrightarrow{\kappa} T \xrightarrow{\kappa} A$

在进行个体变异时,可以随机选择一种变异规则进行碱基变异,从而达到像素值扰乱的目的.这里随机选取基因库中某一个 DNA 序列,从中截取长度为 $4 \times M \times N$ 个碱基的序列,命名为序列 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_{4 \times M \times N}\}$,用于指导碱基的变异.控制变异的方法如下:

$$\begin{cases} x_i = x_i, & q_i = A; \\ x_i = \kappa(x_i), & q_i = C; \\ x_i = \kappa(\kappa(x_i)), & q_i = G; \\ x_i = \kappa(\kappa(\kappa(x_i))), & q_i = T. \end{cases} \quad (8)$$

2.3 希尔置换

希尔置换(也称希尔加密)是基于矩阵论的一种替换密码.它通过采用线性代数中的矩阵乘法运算和逆运算,能够较好地抵抗频率分析,很难被攻破.希尔密码的关键在于加密矩阵,如果加密

矩阵不可逆,密文将无法还原成明文.为避免加密矩阵元素之间强相关性,笔者使用混沌序列构造自逆加密矩阵来降低矩阵之间的相关性,从而使密文难于破解.

将待加密的图像每 4 个像素为一组,组成 4×1 的矩阵 $I_{4 \times 1}$.通过构造 4×4 自逆矩阵 W ,对每组图像矩阵进行局部的希尔置换加密.置换加密公式如下:

$$E = (W \times I) \bmod 256, \quad (9)$$

$$W = \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} \\ W_{21} & W_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & w_{14} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & w_{24} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} & w_{34} \\ w_{41} & w_{42} & w_{43} & w_{44} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

$$\text{式中: } W_{11} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} \\ w_{21} & w_{22} \end{bmatrix}; W_{12} = \begin{bmatrix} w_{13} & w_{14} \\ w_{23} & w_{24} \end{bmatrix}; W_{21}$$

和 W_{22} 类似.

使用 W 的乘法逆矩阵 $W^{-1} = W$,对密文进行解密: $I = (W^{-1} \times E) \bmod 256 = (W \times E) \bmod 256$.

将自逆矩阵 W 分成 4 部分,其构造过程如下:

(1) Logistic 映射作为伪随机数发生器,给定初值和参数产生混沌序列,并对序列进行取模处理,然后依次选择混沌序列中的元素,填充 W_{11} 子矩阵.

(2) 根据 $W_{12} = n \times (I - W_{11})$ 计算生成子矩阵 W_{12} ,这里 n 取 2.

(3) 令子矩阵 $W_{22} = -W_{11}$.

(4) 根据 $W_{21} = 1/n \times (I + W_{11})$ 计算生成子矩阵 W_{21} .最后将生成的 4 个子矩阵 W_{11} 、 W_{12} 、 W_{22} 、 W_{21} 合并得到可逆加密矩阵 W .

基于分块矩阵 W_{11} ,生成的置换矩阵更具有鲁棒性,免去求解逆矩阵.

2.4 像素扩散

密文扩散操作使明文的微小变化可以扩散到整个密文,从而打乱明文图像与密文图像的关系,可以有效抵抗选择明文等攻击手段,实现密文扩散.将图像矩阵按照行优先的顺序转换为长度为 $M \times N$ 的一维序列 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_{M \times N}\}$,给定的密码流 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_{M \times N}\}$,设密文扩散后的序列为 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_{M \times N}\}$,密文扩散的公式如下:

$$e_{i+1} = s_i \oplus e_i c_i. \quad (11)$$

初始化元素 $e(0) = 127, i = 1, 2, \dots, M \times N$.扩散过程包括正向扩散和反向扩散.根据上述公式对一维序列 S 从左到右进行一次如公式(11)所

示的运算,属于正向扩散,扩散效果是有限的,因此,需要将所得到的序列 E 赋值给 S ,然后再按照式(11)进行一次从右到左的反向扩散。

2.5 加密过程

本算法的加密结构,主要包括:像素位置置乱、希尔矩阵置换、对图像像素进行遗传操作和密文扩散操作。加密流程如图3所示。具体步骤如下:

输入:灰度图像和密钥。

输出:加密图像。

(1) 将灰度图像转换成大小为 $M \times N$ 的二维矩阵 P_1 。

(2) 采用哈希函数计算图像矩阵 P_1 的哈希值 K ,并根据式(3)和式(4)计算得到混沌初始化参数。

(3) 根据 Logistic 映射产生的序列 L ,升序排列得到置换索引序列 L' ,将 L 按照每行 M 个值进行填充可得到置换矩阵,用其置乱图像矩阵 P_1 得到置乱后图像矩阵 P_2 。

(4) 采用 Logistic 映射产生的序列 L ,构造 $T=(M \times N/4)$ 个希尔加密矩阵 KM_1, KM_2, \dots, KM_T 。对加密图像 P_2 按照每 4 个像素一组,选择构造的希尔加密矩阵进行希尔置换,得到图像矩阵 P_3 。

(5) 从 GenBank 数据库中下载 ID 号为 NZ_LOZQ01000042 的 DNA 序列。从起始位置 r 处截取长度为 $4 \times M \times N$ 个碱基的序列,作为序列 Q 。

(6) 根据 Duffing 映射产生的序列 U 和 V ,每次选择图像矩阵 P_3 中的两个个体,将序列 Q 中的碱基进行 DNA 解码,每 4 个碱基解码后组成一个控制字,依次控制个体的交叉操作,得到图像矩阵 P_4 。

(7) 将图像矩阵 P_4 变换为一维向量,并对其进行 DNA 编码,得到一维 DNA 序列,采用给定的 DNA 序列 Q ,根据公式(8),选择表 2 中的一种变异规则,对图像 DNA 序列的每个碱基实现变异操作。随后对变异后的图像 DNA 序列进行 DNA 解码,恢复成二维矩阵形式,得到图像矩阵 P_5 。

(8) 根据前面描述的像素扩散技术,对每个像素实行正反扩散,Duffing 映射产生的序列 U 作为正向扩散密码流,序列 V 作为反向扩散的密码流。扩散后得到图像加密矩阵 P_6 ,将其恢复成图像并输出,得到密文图像。

解密算法是上述过程的逆过程。这里不再阐述。本算法也适用于彩色图像的加密,只需将像素的值进行 RGB 分解处理即可。

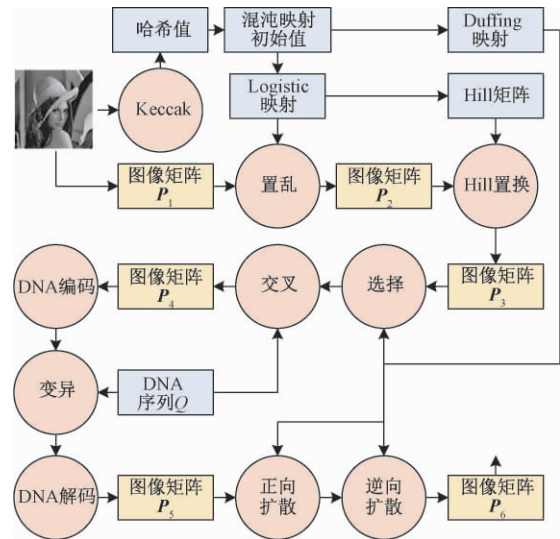


图3 加密流程图

Fig.3 Description of the encryption process

3 实验结果及安全性分析

采用 3 幅大小为 256×256 的灰度图像 Lena、Baboon 和 Pepper,使用 Matlab 软件来验证该算法的可行性和有效性。密钥给定值 $Key'_1 = Key'_3 = Key'_4 = 0.000\ 000\ 005$, $Key'_2 = 3.5$; 核酸数据库的 DNA 序列 ID 号 NZ_LOZQ01000042,起始位置 $r=1$ 。初始值 Key_1 和 Key_2 作为 Logistic 映射的参数 μ 及初始状态值,初始值 Key_3 和 Key_4 作为 Duffing 映射的初始状态值。采用本算法对 3 幅图像进行加密。明文图像、加密图像和解密图像分别如图 4(a)、4(b)和 4(c)所示。



图4 加密与解密图像

Fig.4 Cipher and decryption images of Lena

3.1 密钥空间

算法涉及的密钥有 Logistic 映射的参数 μ 及状态值, Duffing 映射的两个初值状态值,以及

DNA 序列 ID. 如果计算精度为 10^{-15} , 密钥的空间总空间为 $10^{15} \times 10^{15} \times 10^{15} \times 10^{15} \times 10^{10} = 10^{70}$. 可见本算法具有足够的空间来抵抗穷举攻击.

3.2 统计分析

(1) 灰度直方图分析. 直方图在一定程度上可以反映出图像灰度值的分布规律, 能否改变明文图像的统计分布也是图像加密中至关重要的指标. 图 5 为明文和密文图像 Lena 的直方图, 直观上密文图像具有平坦的直方图, 而明文图像的直方图跌宕起伏.

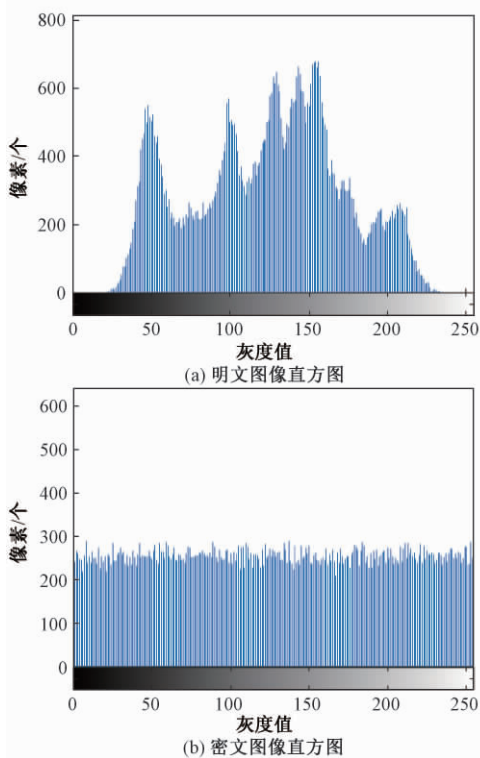


图 5 直方图分析

Fig.5 The histograms analysis

进一步, 引入直方图的 χ^2 统计量在数量上衡量两者的差别^[17]. 对于灰度等级为 256 的灰度图像 χ^2 统计量计算公式如下:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^{256} \frac{(O_i - e_i)^2}{e_i}, \quad (12)$$

式中: O_i 为观测到的频数分布; e_i 为理论频数分布. 对于灰度等级为 256 的灰度图像而言, 给定大小为 $M \times N$ 的图像, 假设直方图中每个像素灰度值的像素点频数 O_i 服从均匀分布, 即 $e_i = e = M/256$, 则式(12)服从自由度为 255 的 χ^2 分布. 当显著性水平 α 取 0.05 时, 有 $\chi_{0.05}^2(255) = 293.2478$. 表 3 列出了 χ^2 检验结果, 3 个明文图像的 χ^2 检验结果明显大于 $\chi_{0.05}^2(255) = 293.2478$, 而 3 个密文图像的 χ^2 检验结果均小于 $\chi_{0.05}^2(255)$, 可以认为密文

图像近似均匀分布.

表 3 χ^2 检验结果

Tab.3 Chi-square test results

图像	Lena	Baboon	Pepper
明文	39 851.328 1	79 056.906 3	31 629.656 3
密文	240.296 9	265.765 6	270.742 2
文献[3] 密文	279.148 4	—	—

(2) 相关性分析. 明文图像在相邻像素之间一般具有较强的相关性, 为抵御统计分析攻击, 必须降低相邻像素之间的相关性. 利用式(13), 分别随机选取明文图像和密文图像各 2 000 对像素, 测试其水平、垂直和对角方向的像素相关性, 结果如表 4 所示. 从表 4 中可以看出, 密文图像像素之间相关性大大减少. 这表明明文图像的统计特征已被扩散. 图 6 给出了 Lena 图像的明文和密文在各个方向上的相关情况.

表 4 图像的相关性分析

Tab.4 Correlation coefficients of the images

图像		水平	垂直	对角
Lena	明文	0.966 829	0.936 229	0.915 573
	密文	0.030 221	-0.007 038	0.051 455
Baboon	明文	0.824 924	0.880 136	0.788 979
	密文	0.300 383 1	0.013 473	-0.024 117
Pepper	明文	0.973 794	0.965 969	0.944 112
	密文	0.009 228	0.010 356	-0.015 218

相关系数计算如下:

$$r_{xy} = \frac{\text{cov}(x, y)}{\sqrt{D(x)} \sqrt{D(y)}}, \quad (13)$$

式中: $\text{cov}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - E(x))(y_i -$

$$E(y)), E(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i; D(x) = \frac{1}{N} \cdot$$

$$\sum_{i=1}^N (x_i - E(x))^2.$$

3.3 信息熵分析

信息熵反映了图像信息的不确定性. 计算公式:

$$H = - \sum_{i=0}^{2^N-1} p(i) \log_2 p(i), \quad (14)$$

式中: $p(i)$ 表示信息 i 出现的概率. 对于灰度图像来说, 信息 i 有 256 种状态, 最小值 0, 最大值为 255. 灰度图像信息熵的理论值为 8. 密文信息熵越大, 信息越安全. Lena、Baboon 和 Pepper 的密文图像的信息熵分别为 7.989 7、7.989 4 和 7.989 5, 各个密文图像的信息熵接近理论值.

3.4 敏感性分析

度量敏感性通常使用 2 个标准: 像素数目改

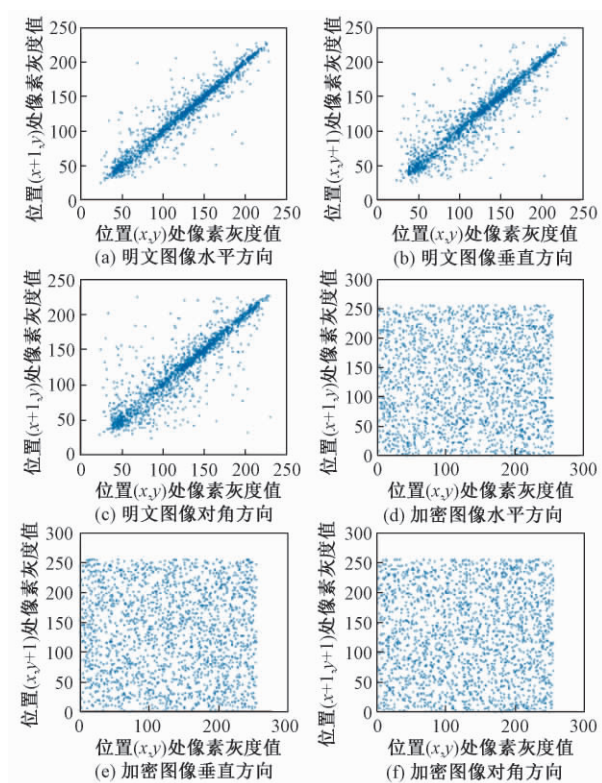


图6 明密文图像的相关性

Fig.6 Correlations of plain and cipher images

变率(NPCR) 和平均强度变化率(UACI) .

$$NPCR = \frac{\sum_{i,j} D(i,j)}{W \times H} \times 100\%; \quad (15)$$

$$UACI = \frac{1}{W \times H} \left[\sum_{i,j} \frac{|C(i,j) - C'(i,j)|}{255} \right] \times 100\%, \quad (16)$$

式中: W 和 H 分别代表图像的长度和宽度; C 和 C' 表示两个密文图像. 对于像素点 (i,j) 的像素值, 如果 $C(i,j) \neq C'(i,j)$, 则 $D(i,j) = 1$, 否则 $D(i,j) = 0$.

(1) 密钥敏感性. 为测试密钥的灵敏度, 将 Key_3 的值增加 0.000 000 01, 在其他密钥不变的情况下, 使用修改后的密钥解密被加密的 Lena 图像, 无法解密出原图像. 再者, 利用修改后的密钥对图像重新加密, 得到加密图像与图 4(b) 中相应的加密图像进行对比可知, 两个密文图像之间对应像素点的不同率在 99.65% 以上, 可见该算法具有较强的密钥灵敏性, 且能抵抗暴力攻击, 具有很好的密钥安全性.

(2) 差分分析. 差分分析是一种选择明文攻击即对明文图像做微小的改变后, 再分别对原图像和改变后的图像进行加密. 通过比较两幅被加密后的图像来获得原图像与加密图像之间的关系, 从而破解加密系统. NPCR 和 UACI 两个标准常用来衡量加密方法抵御差分攻击的能力.

这里将明文图像位置(100,100)的像素点的像素值增加 50. 针对 Lena 图像, 算法的 NPCR 和 UACI 值如表 5 所示. 明文微小的变化导致密文巨大的差异, 因此算法具有很好的抗差分攻击能力.

表5 差分分析的 NPCR 和 UACI 值

Tab.5 The NPCR and UACI values of

the Lena image		%
加密算法	NPCR	UACI
本算法	99.61	33.38
文献[3]	99.61	30.56
文献[4]	99.54	28.81
文献[7]	99.66	28.71
文献[8]	99.21	33.28

3.5 复杂度分析

采用 Matlab、Windows 10 操作系统、Intel Core 2.6 GHz CPU 和 4 GB RAM 计算机测试. 测试为 256×256 的灰度 Lena 图像. 本文算法的耗时主要集中在像素置换、置乱阶段, 每一轮的置换、置乱均为 $M \times N$ 次, 总共执行 5 轮的置换、置乱过程. 因此整个算法的复杂度为 $O(M \times N)$.

4 结论

通过 Logistic 映射产生的混沌序列构造希尔矩阵, 对图像进行置换与置乱, 增强了混沌序列的随机性. 希尔置换能实现局部的置乱, 而无法实现全局置乱, 这容易通过部分明文破解. 进一步, 结合 Duffing 映射与 DNA 编码技术, 利用遗传操作实现像素的选择、交叉和变异来实现全局置乱与扩散. 安全性分析表明该算法具有很好的安全性和抗攻击能力.

参考文献:

- [1] DHALL S, PAL S K, SHARMA K. Cryptanalysis of image encryption scheme based on a new 1D chaotic system [J]. Signal processing, 2018, 146: 22-32.
- [2] FRIDRICH J. Symmetric ciphers based on two-dimensional chaotic maps [J]. International journal of bifurcation & chaos, 1998, 8(6): 1259-1284.
- [3] ASKAR S S, KARAWIA A A, ALAMMAR F S. Cryptographic algorithm based on pixel shuffling and dynamical chaotic economic map [J]. IET image processing, 2018, 12(1): 158-167.
- [4] SIVAKUMAR T, VENKATESAN R. Image encryption based on pixel shuffling and random key stream [J]. International journal of computer and information tech-

- nology, 2014, 3(6) : 1468–1476.
- [5] OZKAYNAK F. Brief review on application of nonlinear dynamics in image encryption [J]. Nonlinear dynamics, 2018, 92(2) : 305–313.
- [6] 田海江, 雷鹏, 王永. 基于混沌和 DNA 动态编码的图像加密算法 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2014, 44(3) : 801–806.
- [7] ZHANG J, FANG D X, REN H G. Image encryption algorithm based on DNA encoding and chaotic maps [J]. Mathematical problems in engineering, 2014 (3) : 1–10.
- [8] ZKAYNAK F, YAVUZ S. Analysis and improvement of a novel image fusion encryption algorithm based on DNA sequence operation and hyper-chaotic system [J]. Nonlinear dynamics, 2014, 78(2) : 1311–1320.
- [9] WEI X P, GUO L, ZHANG Q, et al. A novel color image encryption algorithm based on DNA sequence operation and hyper-chaotic system [J]. Journal of systems and software, 2012, 85(2) : 290–299.
- [10] 程适, 王锐, 伍国华, 等. 群体智能优化算法 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(6) : 1–2.
- [11] 穆瑞杰. 基于遗传算法的地铁车站引导标识布点探析 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(1) : 73–77.
- [12] TINÓS R, ZHAO L, CHICANO F, et al. Nk hybrid genetic algorithm for clustering [J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2018, 22(5) : 748–761.
- [13] RAJ R, SINGH P K, SINGH R S. Multi-image encryption using genetic computation [J]. CSI transactions on ICT, 2016, 4(2/4) : 95–101.
- [14] WANG X Y, ZHANG H L. A novel image encryption algorithm based on genetic recombination and hyper-chaotic systems [J]. Nonlinear dynamics, 2016, 83 (1/2) : 333–346.
- [15] ENAYATIFAR R, ABDULLAH A H, ISNIN I F. Chaos-based image encryption using a hybrid genetic algorithm and a DNA sequence [J]. Optics & lasers in engineering, 2014, 56: 83–93.
- [16] PUJARI S K, BHATTACHARJEE G, BHOI S. A hybridized model for image encryption through genetic algorithm and DNA sequence [J]. Procedia computer science, 2018, 125: 165–171.
- [17] KWOK H S, TANG W K S. A fast image encryption system based on chaotic maps with finite precision representation [J]. Chaos solitons & fractals, 2007, 32 (4) : 1518–1529.

Image Encryption Algorithm Based on Duffing Map and Genetic Operators

NIU Ying¹, ZHANG Xuncai²

(1.School of Architecture Environment Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China; 2.College of Electric Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: In this paper, an image encryption scheme based on chaotic systems and genetic operations was proposed. Firstly the SHA-3 algorithm was used to calculate the hash value of the plaintext image and input the key as the initial values of the chaotic system. Secondly the sensitivity of the chaotic map to initial conditions and pseudo-randomness were used to obtain pseudo-random sequence by iterative the Logistic map, and generate the Hill matrix to carry out image scrambling and permutation. Thirdly combining the Duffing map and DNA coding technology, the selection, crossover and mutation of pixels were realized at the level of genetic operations to achieve pixel diffusion and scrambling, which significantly increased the decoding difficulty of the algorithm. Finally, bidirectional exclusive OR operations with chaotic sequence was carried out to further enhance the confusion and diffusion characteristics of the algorithm. The experimental and security analysis results showed the algorithm was sensitive to the keys and could effectively resist statistical attacks and differential attacks, and the image encryption effect and performance could be significantly improved.

Key words: image encryption; duffing map; genetic operation; DNA code; nucleotide sequences database

用于指尖定位的多目标分布估计算法

刘可¹, 巩敦卫²

(1. 商丘师范学院 电子电气工程学院, 河南 商丘 476000; 2. 中国矿业大学 信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221116)

摘要: 为了高效地求解指尖定位优化模型, 进而准确并且快速地得到指尖位置, 对用于求解该优化模型的分布估计算法进行研究. 通过对这一算法的分析可知, 由于指尖定位优化模型的最优解分量分布在指尖中心的附近, 采用的算法参数应该符合上述分布规律. 实验结果表明, 对于上述算法中的决策变量维数、种群规模、最大采样方差、最小采样方差, 它们均取最佳值时, 得到的计算结果优于已有方法. 因此, 上述4个参数均取最佳值时, 能够准确并且快速地得到指尖位置.

关键词: 指尖定位; 多目标优化; 分布估计算法; 采样方差

中图分类号: TP273

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.011

0 引言

一般来说, 某一指尖的位置, 就是该指尖区域中心的坐标. 人们利用指尖区域的特征, 能够从手部区域中得到所有指尖的位置, 这一图像处理的过程就是指尖定位. 目前, 解决指尖定位问题的方法有: 基于人手骨架的方法、基于手部边缘曲率的方法等.

在手部区域中, 指尖区域位于手指区域的最外部. 与人手的其他区域相比, 指尖区域具有两个特点: 一是指尖区域的人手边界形状最接近半圆弧, 二是指尖区域与手掌中心的距离最远. 根据这两个特点, 文献[1]提出了用于选择指尖区域像素点的多目标优化模型. 通过求解这一优化模型, 能够得到某一手部区域中的所有指尖区域像素点. 根据指尖伸出的数量, 对得到的指尖区域像素点进行聚类, 能够得到任一指尖区域的像素点. 然后, 对于某一指尖区域的所有像素点计算它们的坐标的平均值, 这一平均值就是指尖区域中心的坐标. 对于上述指尖定位的优化模型, 为了得到比较准确的指尖位置, 需要保证选择出的指尖区域像素点是准确的. 由此可见, 在求解指尖定位的优化模型时, 采用适合的求解方法, 才能保证选择出准确的指尖区域像素点.

笔者对求解指尖定位优化模型的分布估计算法进行研究, 提出决策变量的维数、种群规模、最大采样方差、最小采样方差等分布估计算法的主要参数. 当这些主要参数均取最佳值时, 得到的指尖中心位置最接近其真实的位置.

本研究有3个方面的贡献: ①对于求解指尖定位优化模型的分布估计算法, 提出了它的主要参数; ②提出这些主要参数均存在最佳值; ③通过实际手部图像中的指尖定位实验, 证明了所提参数及其最佳值的有效性.

1 相关工作

1.1 指尖定位

文献[2]计算了手部边缘曲线上所有像素点的曲率, 进而给出某一阈值; 如果某一像素点的曲率大于这一阈值, 就认为该像素点的位置是指尖的位置. 文献[3]把指尖定位的过程分为两个阶段, 第一个阶段进行粗定位, 第二个阶段进行精确定位, 这样可以在不同的尺度上对定位的精度进行调节.

近年来, 很多新的方法和技术在指尖定位领域出现. 文献[4]通过计算手部边界曲线包含的凸多边形, 得到多个候选的指尖位置, 进而选择出指尖的准确位置. 文献[5]在手部边界曲线上均

收稿日期: 2018-11-20; 修订日期: 2019-03-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61773384)

通信作者: 巩敦卫(1970—), 男, 江苏徐州人, 中国矿业大学教授, 博士, 主要从事进化算法及其应用的研究, E-mail: dwgong@vip.163.com.

匀地选择出一系列的像素点,计算其中的任一像素点与手掌中心的距离,然后通过比较这些像素点的距离值,得到指尖位置的像素点.

1.2 分布估计算法

生产生活中的很多实际问题都能够归结为优化问题.有些优化问题中存在多个目标函数,它们可称为多目标优化问题^[6-7].进化算法模拟生物种群的进化过程,能够有效地求解多目标优化问题^[8].

对于某些多目标优化问题,其中的任一问题的最优解集具有一定的分布规律,并且,在求解前,这一分布规律是已知的.如果在这一问题的求解过程中,进化算法利用最优解集的分布规律,得到临时种群,那么,这一进化算法可称为分布估计算法.分布估计算法利用了最优解集的分布规律,因此,它与一般的进化算法相比,具有理论上的优势.

文献[9]提出了基于规则模型的多目标分布估计算法.文献[10]根据手部像素点的坐标分布在某一区间以内,并且手部像素点分布在某些直线段的两侧,建立了用于选择手部像素点的多目标分布估计算法.

2 指尖定位的求解方法

2.1 算法流程

与手部其他区域的像素点相比,指尖区域的像素点也具有两个特点:一是指尖像素点对应的人手边界形状最接近半圆弧,二是指尖像素点与手掌中心的距离最远.如果手部像素点具有上述两个特点,我们就可以认为这些手部像素点是指尖像素点.

文献[6]根据指尖像素点的两个特点,提出了选择指尖像素点的多目标优化模型.该模型用于从手部像素点中选择出一系列指尖像素点.该模型的表达式如下:

$$\begin{cases} \min \vec{F}(x) = (f_1(x), f_2(x)); \\ \text{s. t. } x \in 2^X, \end{cases} \quad (1)$$

式中: X 是模型的决策空间,它是某一含有人手的图像中,手部区域包含的所有像素点的集合; 2^X 是 X 的幂集; x 是决策变量,它是位置互不重合的像素点的集合,它的表达式是 $x = (x^1, x^2, \dots, x^n)$, $x^i = (x_i, y_i)$, $i = 1, 2, \dots, n$, n 是决策变量中包含的像素点个数.

目标函数 $f_1(x)$ 使选取的像素点对应的人手边界形状最接近半圆弧;目标函数 $f_2(x)$ 使选取

的像素点与手掌中心的距离最远.

目标函数 $f_1(x)$ 的数学表示:

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n |Z_1(x^i)|, \quad (2)$$

式中: $Z_1(x^i)$ 是 x^i 对应的人手边界形状与半圆弧的相似程度, $Z_1(x^i)$ 的数值越小,表明这一人手边界形状越接近半圆弧.

目标函数 $f_2(x)$ 的数学表示:

$$f_2(x) = \frac{1}{\sum_{i=1}^n |Z_2(x^i)|}, \quad (3)$$

式中: $Z_2(x^i)$ 为 x^i 与手掌中心的距离.

通过求解模型(1),能够得到一系列位于指尖区域的像素点.模型(1)的最优解集,包含一系列的指尖像素点.另外,这些指尖像素点分布在多个指尖区域中心的周围,或者说,这些指尖像素点分布在多个点的周围.因此,模型(1)的最优解集具有一定的分布规律.这一分布规律是模型(1)的最优解分量 x^i 分布在多个点的周围.

文献[6]根据模型(1)最优解集的上述分布规律,提出了用于求解该模型的多目标分布估计算法.这一算法的流程如下.

步骤1 令迭代次数 $t = 0$,在决策空间中随机采样,产生初始种群 $P(0)$;

步骤2 如果迭代次数 t 增加到最大值,停止迭代,输出种群 $P(t)$ 的最优解集;

步骤3 根据 $P(t)$ 的最优解集,建立多个点作为候选解分量 x^i 的概率分布模型;

步骤4 在上述多个点附近采样,得到临时种群 $Q(t)$;

步骤5 采用快速非支配排序的方法,在 $P(t)$ 和 $Q(t)$ 的合并种群中,选择出子代种群 $P(t+1)$;

步骤6 令 $t = t + 1$,转至步骤2.

上述算法流程中, $P(0)$ 、 $P(t)$ 、 $Q(t)$ 、 $P(t+1)$ 中个体的数量均是 N .

2.2 概率分布模型

对于一个人的手,如果其伸出的指尖数量是 K ,其指尖区域的像素点分布在 K 个指尖区域中心附近.对于模型(1)的最优解集,其包含的指尖像素点也分布在这 K 个中心点的附近.

在上述分布估计算法的流程中,对于每一代的种群 $P(t)$,其最优解集包含的像素点可以认为分布在 K 个中心点附近.算法经过多次迭代之后,这 K 个中心点的位置会逐渐接近 K 个指尖区域中

心的位置.同时,随着种群 $P(t)$ 的进化,其最优解集也会逐渐接近模型(1)的最优解集.由此可见,在每一次迭代过程中,可以把种群 $P(t)$ 的 K 个中心点作为候选解分量 x^i 的概率分布模型.

对于种群 $P(t)$ 的最优解集包含的所有像素点,计算任意两个像素点之间的距离进而根据它们之间的距离,采用 K -means聚类算法,把它们分成 K 类.对于每一类中的所有像素点,其中心位置就是上述 $P(t)$ 的某一个中心点的位置.这样,就得到种群 $P(t)$ 的 K 个中心点的位置,它们也是本次迭代的过程中候选解分量 x^i 的概率分布模型.

由模型(1)可知,如果决策变量 x 的维数比较大, x 中包含的像素点个数也比较大,那么种群 $P(t)$ 的最优解集包含的像素点,其数量也比较大.如果种群 $P(t)$ 中个体的数量,即种群的规模比较大,那么一般情况下, $P(t)$ 中最优解的数量比较大,因此 $P(t)$ 的最优解集包含的像素点其数量也比较大.

当 $P(t)$ 的最优解集包含的像素点比较多时,这些像素点中存在指尖像素点的可能性就会比较大,那么通过对这些像素点进行 K -means聚类得到的 K 个中心点的位置就会更加接近 K 个指尖区域中心的位置.

由此可见,如果决策变量的维数比较大,或者种群的规模比较大,根据其建立的 K 个中心点的位置,即候选解分量 x^i 的概率分布模型就会更加准确.

另外,如果 $P(t)$ 的最优解集包含的像素点比较多,对这些像素点进行 K -means聚类,就需要迭代更多的次数,那么该聚类方法的计算时间就会增加.因此,如果决策变量的维数比较大,或者种群的规模比较大,聚类的计算时间会比较长.

如果对决策变量的维数和种群规模均合理取值,这样能够使指尖定位的求解方法在比较短的计算时间内,得到比较准确的最优解集,那么决策变量的维数和种群规模的数值都是最佳值.

2.3 采样

对于模型(1)的最优解集,其包含的指尖像素点分布在 K 个指尖区域中心的附近.因此,对于上述候选解分量的概率分布模型,在其 K 个中心点的附近采样,就可能得到指尖像素点.通过这一采样的方法,在决策空间中进行一次采样,得到一个候选解的分量 x^i ,进而通过 n 次采样,得到一个候选解 x .

令候选解 $x = \phi$.对于概率分布模型中的 K 个

中心点,基于任一点产生候选解分量的概率,均是同一数值.

采用如下的流程,产生一个候选解 x .

步骤1 按照同一概率,从 K 个中心点中选出一个中心点;

步骤2 在选择出的中心点坐标附近,通过高斯采样得到一个新的坐标 x'_i 或 y'_i ,采样的方差均是 λ .当迭代次数逐渐增加时, λ 的数值逐渐线性减少; λ 的最大值可称为最大采样方差,其最小值可称为最小采样方差;

步骤3 如果 (x'_i, y'_i) 是手部像素点,并且 $(x'_i, y'_i) \notin x$,令 $x^i = (x'_i, y'_i)$, $x = x \cup \{x^i\}$.

步骤4 如果 x 中存在 n 个像素点,结束算法;否则,执行步骤1.

在上述的采样方法中,采样方差 λ 决定了得到的候选解分量 x^i 的分布范围.如果 λ 的数值与指尖区域的尺寸相似,采样点的分布就比较符合指尖像素点的分布,那么,通过上述的采样方法,就比较容易得到指尖区域的像素点.另外,根据上述的采样方法, λ 的数值由最大采样方差和最小采样方差决定.因此,如果最大采样方差和最小采样方差的取值均比较合适,才能通过采样得到指尖像素点.

在模型(1)的求解过程中,最大采样方差和最小采样方差的取值过大,不利于种群的进化和最优解集的获得;它们过小,也不利于种群的进化和最优解集的获得.

如果最大采样方差和最小采样方差均合理取值,这样能够使指尖定位的求解方法得到比较准确的最优解集,那么最大采样方差和最小采样方差的数值都是最佳值.

3 实验部分

根据以上分析可知,决策变量的维数、种群规模、最大采样方差、最小采样方差是用于指尖定位的分布估计算法的主要参数,并且这些参数均存在最佳值.

采用NSGA-II和MOCcell作为对比方法,与所提的求解方法进行比较.NSGA-II通过交叉和变异操作,得到临时种群.该算法的其他部分与所提的求解方法一致.MOCcell在每次迭代过程中,均保存前几代的一定数量的最优个体,在这些最优个体中,选择一部分个体代替种群中相同数量的个体,进而通过对种群进行交叉和变异操作得到临时种群.MOCcell的其他部分与

NSGA-II 一致.

采用文献 [6] 中的标准美国手语图像库进行指尖定位的实验. 所用的手部区域图像共 630 幅. 对于其中任一幅手部区域图像, 首先, 根据选择指尖像素点的多目标优化模型, 计算每一个手部像素点的 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$; 然后, 采用所提方法求解模型 (1), 得到一系列像素点, 进而对得到的像素点进行聚类, 并计算每一类像素点的中心位置; 最后, 把得到的指尖位置与真实的指尖区域中心位置比较, 计算其误差值. 实验中, 采用文献 [6] 中的方法, 人工确定真实的指尖区域中心位置. 在求解模型 (1) 之前, 对于任一个手部区域, 指尖伸出的数量 K 是已知的.

在求解过程中, 首先, 决策变量的维数取 60, 种群规模取 30, 最大采样方差取 15, 最小采样方差取 4; 然后, 决策变量的维数分别取 40、50、70、80, 其他 3 个参数的取值不变. 种群规模分别取 20、25、35、40, 最大采样方差分别取 13、14、16、17, 最小采样方差分别取 2、3、5、6. 当一个参数的取值变化时, 其他 3 个参数的取值不变. 除了这 4 个主要参数以外, 其他参数的取值与文献 [6] 一致.

实验使用的计算机配置: Intel Core i5-4590, 3.30 GHz CPU, 4.00 GB 内存.

对于上述第 121、301、491、506、551 幅手部区域图像, 通过一次模型 (1) 的求解, 得到一系列像素点, 如图 1 中的 (a) ~ (e) 所示. 图 1 (a) ~ (e) 中, 伸出的指尖数量依次是 5、4、3、3、2. 在这一求解过程中, 决策变量的维数取 60, 种群规模取 30, 最大采样方差取 15, 最小采样方差取 4.

从图 1 可以看出, 采用所提算法, 能够得到指尖区域的一系列像素点. 根据伸出的指尖数量, 对得到的指尖像素点进行聚类操作, 能够得到每一个指尖区域的一系列像素点, 进而得到该指尖区域中心的位置.

决策变量的维数分别取 40、50、60、70、80, 种群规模取 30, 最大采样方差取 15, 最小采样方差取 4, 所有手部图像的平均误差值和计算时间如表 1 所示. 种群规模分别取 20、25、30、35、40, 决策变量的维数取 60, 最大采样方差取 15, 最小采样方差取 4 时, 所有手部图像的平均误差值和计算时间如表 2 所示. 最大采样方差分别取 13、14、15、16、17, 决策变量的维数取 60, 种群规模取 30, 最小采样方差取 4, 所有手部图像的平均误差值如表 3 所示. 最小采样方差分别取 2、3、4、5、6, 决策变量的维数取 60, 种群规模取 30,

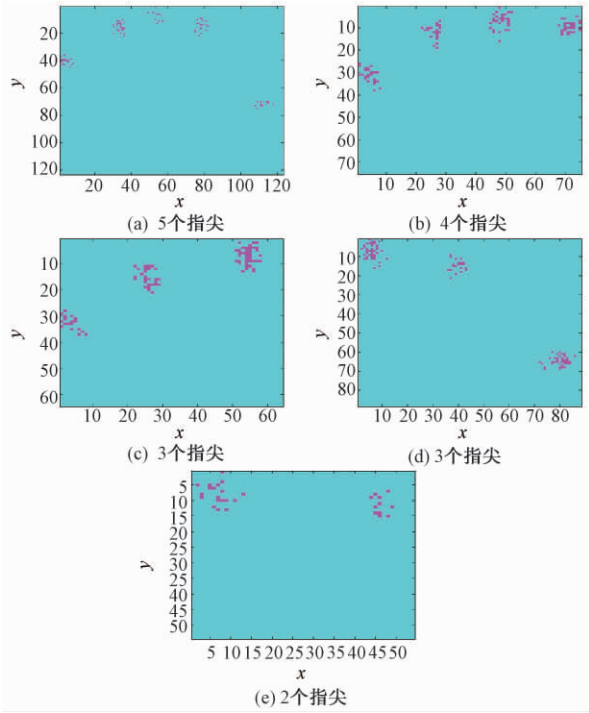


图1 所提方法得到的像素点集

Fig.1 The pixel sets obtained by the proposed method
最大采样方差取 15, 所有手部图像的平均误差值如表 4 所示.

表 1 决策变量维数的实验结果

Tab.1 Experiment results of decision variable dimension		
决策变量维数	误差值	计算时间/s
40	10.38	4.13
50	8.65	4.19
60	6.34	4.36
70	6.12	6.75
80	5.94	9.61

表 2 种群规模的实验结果

Tab.2 Experiment results of population size		
种群规模	误差值	计算时间/s
20	11.13	4.07
25	8.96	4.21
30	6.34	4.36
35	6.23	6.39
40	6.06	8.86

表 3 最大采样方差的实验结果

Tab.3 Experiment results of maximum sampling variance					
最大采样方差	13	14	15	16	17
误差值	9.24	7.86	6.34	7.93	8.64

表 4 最小采样方差的实验结果

Tab.4 Experiment results of minimum sampling variance					
最小采样方差	2	3	4	5	6
误差值	10.23	8.75	6.34	8.64	11.36

从表 1 可以看出,当决策变量的维数从 40 增加到 60 时,误差值快速的减小,计算时间缓慢增加. 当决策变量的维数从 60 增加到 80 时,误差值缓慢减小,计算时间快速增加. 因此,决策变量维数的最佳值是 60.

从表 2 可以看出,当种群规模从 20 增加到 30 时,误差值快速减小,计算时间缓慢增加. 当种群规模从 30 增加到 40 时,误差值缓慢减小,计算时间快速增加. 因此,种群规模的最佳值是 30.

从表 3 可以看出,当最大采样方差的取值是 15 时,误差值最小. 因此,最大采样方差的最佳值是 15. 从表 4 可以看出,当最小采样方差的取值是 4 时,误差值最小. 因此,最小采样方差的取值是 4.

由此可见,决策变量维数的最佳值是 60,种群规模的最佳值是 30,最大采样方差的最佳值是 15,最小采样方差的最佳值是 4.

采用对比方法计算同样的手部区域图像时,NSGA-II 中的交叉概率和分布指数分别是 0.9 和 2,变异概率和分布指数分别是 0.1 和 2. 在 MOCell 中,保存的最优个体数量是 50,选择的最优个体数量是 10. 两种对比方法的进化代数 and 种群规模与所提方法一致. 对于所提方法与两种对比方法,其所有手部图像的平均误差值如表 5 所示. 其中,所提方法的上述 4 个主要参数均取最佳值.

表 5 是依次采用所提算法、NSGA-II、MOCell,计算同样的手部区域图像得到的大量指尖位置误差值的平均值. 从表 5 可以看出,所提算法的平均误差值与 NSGA-II、MOCell 的平均误差值相比较最小. 因此,所提方法优于两种对比方法.

表 5 不同求解方法的实验结果

Tab.5 Experiment results of different solution methods

求解方法	NSGA-II	MOCell	所提算法
误差值	36.82	24.56	6.34

从表 1 和 2 可以看出,当所提算法的 4 个主要参数均取最佳值时,平均计算时间是 4.36 s. 这主要是由多目标进化算法普遍具有的计算复杂度决定的. 对于静止指尖的识别系统,比如用指尖点击特定的位置,这一计算时间是可以接受的. 但是,对于运动指尖的识别系统,比如用指尖移动鼠标,这一计算时间是无法接受的. 因此,需要对所提算法及其主要参数进行深入研究,进而减少计算时间.

4 结论

指尖区域的像素点分布在指尖中心的附近,是指尖像素点的分布规律. 对于选择指尖像素点的优化模型,采用符合上述分布规律的求解方法,能够得到比较准确的结果. 笔者提出决策变量的维数、种群规模、最大采样方差、最小采样方差是这一分布估计算法的主要参数. 当这些主要参数均取最佳值时,所提的求解方法能够快速得到准确的指尖位置,并且优于已有方法. 实验结果证明了上述理论分析的结果.

参考文献:

- [1] GONG D W, LIU K. A multi-objective optimization model and its evolution-based solutions for the fingertip localization problem [J]. Pattern recognition, 2018, 74: 385-405.
- [2] HO C, WU C, CHIANG Y, et al. Fingertip detection technique for a wearable projection device [J]. Journal of computational information systems, 2014, 10(24): 10839-10848.
- [3] WANG Y M, CHEN J S, SU G D. Efficient hand segmentation and fingertip detection using color features of skin and fingernail [J]. IEICE transactions on information and systems, 2013, 96(8): 1894-1897.
- [4] ZHENG B J, ZHAO L Y, WANG Y X. Fingertip detection and gesture recognition based on kinectdepth data [J]. Transactions on computer science and technology, 2014, 3(1): 9-14.
- [5] JIN L, RUI X, YIN J. Fingertip detection using mathematical morphology and template matching [J]. Asian journal of information technology, 2014, 3(4): 265-269.
- [6] 梁静, 刘睿, 瞿博阳, 等. 进化算法在大规模优化问题中的应用综述 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(3): 15-21.
- [7] 梁静, 宋慧, 瞿博阳, 等. 基于改进粒子群算法的路径优化问题研究 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2014, 35(1): 34-38.
- [8] 孙晓燕, 朱利霞, 陈杨. 基于可能性条件偏好网络的交互式遗传算法及其应用 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2017, 38(6): 1-5.
- [9] ZHANG Q F, ZHOU A M, JIN Y C. RM-MEDA: a regularity model-based multiobjective estimation of distribution algorithm [J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2008, 12(1): 41-63.
- [10] LIU K, GONG D W, MENG F L, et al. Gesture segmentation based on a two-phase estimation of distribution algorithm [J]. Information sciences, 2017, 394/395: 88-105.

(下转第 79 页)

文章编号: 1671-6833(2019)04-0073-07

一种基于 ODDT 的 FDES 复合因果链层次化解耦方法

朱春峰¹, 刘琦², 李东坤², 徐巍³

(1. 陆军炮兵防空兵学院郑州校区, 河南 郑州 450001; 2. 郑州大学软件技术学院, 河南 郑州 450001; 3. 中国铁路北京局集团公司北京西站设备和信息化科, 北京 100000)

摘要: 针对复杂系统结构中模糊因果关系与不精确的信息相耦合所产生的状态爆炸问题, 提出一种基于 ODDT 的 FDES 复合因果链层次化解耦方法。该方法基于时间约束下复合因果链解耦的 Petri 网模型(TC-PPN), 并以合并状态信息和时序信息为基础, 通过构造观测信息的时间约束图, 以时间证据合并的方法分析离散事件在时间维度上的可观性, 进而提出了 FDES 中复杂系统在时间维度上的模糊可观程度概念及测量方法。最后根据全局状态的时间信息计算其可观程度, 构造出一种基于 ODDT 的 FDES 复合因果链层次化解耦方法。

关键词: FDES; 不确定性; 时间约束; 因果链解耦

中图分类号: TP301.1

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.030

0 引言

随着科学技术的进步, 出现了多种人造动态系统^[1], 如军事武器系统、交通运输系统、电力输送系统等。为了分析人造动态系统的复杂行为, 一般采用离散事件系统^[2-3](discrete event systems, DES) 来表述。但复杂系统的很多行为同时涉及宏观状态的确定性和状态演化程度的不确定性, 若是仅采用传统的符号逻辑对其分析, 难以准确、有效地描述这类系统的动态特征。为了解决该问题, 模糊离散事件系统(fuzzy discrete event systems, FDES)^[4-5]理论的出现为现实世界中“确定概念下的不确定性问题”以及与不确定性符号推理相关的复杂非线性系统的动态行为提出了一种新的解决方案。虽然上述两种模型均为基于状态的复杂系统行为分析提供了有效方法, 但观测条件受限仍是复杂系统在现实情况中存在的一类约束。为了避免状态分析带来的组合爆炸问题, 还应尽可能多地考虑可能获取到的其他各类信息对分析过程的支持和对分析结果的修正。

文献[6]使用双模拟等价来处理模糊离散事件系统的分析和控制, 以达到更有效地应对模糊

性、不精确性和主观性等现实问题; 文献[7]研究了一类以观测器为基础的不确定 T-S 模糊系统的跟踪控制问题, 实现了在系统状态不可测及不确定有界情况下对系统状态的跟踪; 文献[8]将 FDES 监督控制引入到机器人导航应用中, 提出了一种具有命令融合性的移动机器人行为协调方案, 并讨论了基于模糊状态的可控性和可观测量。

笔者针对复杂系统结构中模糊因果关系与不精确的信息相耦合所产生的状态爆炸问题, 提出一种基于在时间维度上的模糊可观程度(observable degree in dimensionality of time, ODDT) 的 FDES 复合因果链层次化解耦方法。

1 基于 ODDT 的 FDES 因果链无损解耦方法

1.1 TC-PPN 约简算法

为了对复杂系统中携带时间信息的状态进行分析, 可运用 TC-PPN^[9]模型。该模型可在观测条件受限以致事件难以捕获的情况下, 根据状态信息所含的时间线索来辨识模糊事件并发现系统隐患。但在 TC-PPN 中, M_0 中的某些分量对于网的推理及状态的迁移以及最终的状态标

收稿日期: 2018-12-02; 修订日期: 2019-03-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61602422); 国家重点研发计划项目(2018YFB1201403); 赛尔网络下一代互联网技术创新项目(NGII20180702, NGII20160705)

作者简介: 朱春峰(1978—), 男, 河南周口人, 陆军炮兵防空兵学院讲师, 硕士, 主要研究方向为指挥信息系统, 软件工程, E-mail: chunfeng_zhu@126.com.

识均没有贡献.因此,笔者提出一种根据抑止弧分析时间区间回溯模型约简的算法(reduction algorithm based on inhibitor arcs, RABIA),其约简模型如表 1 所示.

表 1 根据抑止弧分析时间区间回溯模型约简的算法
Tab.1 The reduction algorithm based on inhibitor arcs

算法 1 $\sum' = RABIA \sum$

输入: \sum (待约简的 TC-PPN)

输出: \sum' (约简后的 TC-PPN)

1. **for each** $i = (s, t) \in I$
2. **if** $M_{\sigma-0}(s) = 0 \wedge s = \emptyset$ **then** $i \rightarrow i^\emptyset$ 将 i 标记为 \emptyset
3. **else** $i \rightarrow i^{\bar{\omega}}$
4. **end if**
5. **end for**
6. **for each** $i^\emptyset = (s, t) \in I$
7. $s \rightarrow s^\emptyset$
8. $t_i \rightarrow t_j^\emptyset, t_j \in s \cdot \setminus t \triangleright$ 将除 t 以外 s 的所有后置变迁标记为 \emptyset
9. $f_k \rightarrow f_k^\emptyset, f_k \in (\{s\} \times s \cdot) \setminus M;$
 $f_l \rightarrow f_l^\emptyset, f_l \in (s \cdot \times S) \cap F$
10. **end for**
11. **for each** $i^{\bar{\omega}} = (s, t) \in I; t \rightarrow t^{\bar{\omega}}$
12. $f_m \rightarrow f_m^{\bar{\omega}}, f_m \in \{t\} \times t \cdot;$
 $x \rightarrow x^{\bar{\omega}}, x \in \bar{t} \wedge |x \cdot| < 2$
13. **end for**
14. $\text{del}(x), (x \in S \cup T \cup F) \wedge (x \text{ is } (\emptyset \cup \bar{\omega}))$
 \triangleright 删除 \sum 中所有标记为 $\bar{\omega}$ 或 \emptyset 的元素
15. **while** $\exists t \in T, \forall s \in \bullet t: s = \emptyset \wedge M_{\sigma-0}(s) = 0$ **do**
16. $\text{del}(f), f = (s, t), s \in \bar{t}; \text{del}(s), s \in \bar{t}; \text{del}(t)$
17. **end while**
18. $\sum' = \sum$
19. **return** \sum'

性质 1 设 \sum_{TP} 为一个 TC-PPN, 其可达状态标识集为 $R(M_0)$, 则 \sum_{TP} 有且仅有一个状态标识 $M_l = (M_{\sigma-l}, M_{v-l})$, 满足 $\forall M_v = (M_\sigma, M_v), M_v \in R(M_0): M_{\sigma-l}(s) = \max\{M_\sigma(s) \wedge M_v(s)\} \subseteq M_{v-l}(s)$, 称 M_l 为 \sum_{TP} 的最终状态.

性质 2 设 $\sum_{\text{TP}} = (S, T; F, E, I, \delta, \tau, M_0)$ 为一个 TC-PPN, \sum_{TP} 以 RABIA 算法约简得到 \sum', R, R' 分别为 \sum_{TP} 和 \sum' 的可达状态标识

集, \sum_{TP} 在 \sum' 的投影为 $P(R)$, 则有 $P(R) = R'$.

1.2 解耦模型

基于文献 [10] 提出的 ODDT, 构造了 FDES 的复合因果链解耦算法. 该算法由两步构成, 笔者将第一步的结果称为 I 型解耦网, 第二步的结果称为 II 型解耦网.

令 $\sum_{\text{TP}} = (S, T; F, E, I, \delta, \tau, M_0)$ 表示一个由多重因果关系耦合的 FDES, $\text{TG}(\sum_{\text{TP}}) = (V, A_{\text{rc}}, H)$ 为其时间约束图, 事件 $e \in E$ 的时间维度可观程度 d_e 定义为:

$$d_e = (d_e^o, d_e^{uo}), d_e^o + d_e^{uo} = 1, d_e^o = \frac{\sum_{t \in \delta(e)} \mu}{|\delta(e)| - |\varepsilon|},$$

式中: δ 为 \sum_{TP} 中模糊时间 e 到模糊变迁 T 的子集的映射; ε 为位置时间区间; $|\varepsilon|$ 为 $t \in \delta(e)$ 中 $\mu = \varepsilon$ 的数量. μ 的计算方法为:

(1) 若有 $s_i \in \bullet t, s_j \in t \cdot: |V_i| > 1 \vee |V_j| > 1$, 则 $\mu = \varphi(V_i, V_j, \tau(t))$,

其中, $\varphi = \frac{\sum_{v_i \in V_i, v_j \in V_j, v_i + \tau(t) \neq v_j} \kappa(v_i, v_j, \tau(t))}{|V_i| \cdot |V_j| - |v_i + \tau(t) \equiv v_j|}$, $|v_i + \tau(t) \equiv v_j|$ 为满足 $v_i + \tau(t) = v_j$ 的时间区间数量, κ 用式 (1) 计算; φ 为非已投票函数.

(2) 若 $s_i \in \bullet t, s_j \in t \cdot: V_i \in V \wedge V_j \in V$, 则 $\mu = 0$.

(3) 若 $s_i \in \bullet t, s_j \in t \cdot: |V_i| = 1 \wedge |V_j| = 1$, 则 $\mu = \varepsilon$, 表示状态未知, 不参与 d_e^o 的计算.

I 型解耦网 \sum_I 为 \sum_{TP} 的一类子网, 其构造方法如表 2.

性质 3 令 \sum_I 为 \sum_{TP} 的 I 型解耦网, 其可达状态标识集为 R_I , 则 \sum_I 有且仅有一个状态标识 $M_l = (M_{\sigma-l}, M_{v-l})$, 满足 $\forall M_v = (M_\sigma, M_v), M_v \in R_I: (M_{\sigma-l}(s) = \max\{M_\sigma(s)\}) \wedge (M_v(s) \subseteq M_{v-l}(s))$, 称 M_l 为 \sum_I 的最终状态.

性质 4 令 \sum_I 为 \sum_{TP} 的 I 型解耦网, R, R_I 分别为 \sum_{TP} 和 \sum_I 的可达状态标识集, \sum_{TP} 在 \sum_I 的投影为 $P(R)$, 则有 $P(R) = R_I$.

性质 5 令 \sum_I 为 \sum_{TP} 的 I 型解耦网, $\sum_{\text{TP}} = (S, T; F, E, I, \delta, \tau, M_0)$.

表2 I型解耦网构造方法

Tab.2 The construction method of I type decoupling network

算法2	$\sum_I = \text{get I Decoupling } \sum_{TP}$
输入:	\sum_{TP} (时间约束可能性 Petri 网 TC-PPN)
输出:	\sum_I (I型解耦网)
1.	$E_0 = \emptyset; T_0 = \emptyset; F_0 = \emptyset; S_{in} = \emptyset; S_{null} = \emptyset$
2.	for each $s \in S: s \bullet = \emptyset$ do $S_{in} = S_{in} \cup \{s\}$
3.	end for
4.	for each $d_e^T \in D^T: d_e^T = 0$ do $E_0 = E_0 \cup \{e\}$
5.	end for
6.	for each $e \in E_0$ do $T_0 = T_0 \cup \delta(e)$
7.	end for
8.	for each $t \in T_0$ do
	$F_0 = F_0 \cup \{(s_i, t) \in F s_i \in S\} \cup \{(t, s_j) \in F s_j \in S\}$
9.	end for
10.	$T' = T \setminus T_0; F' = F \setminus F_0; I' = I \setminus F_0; E' = E \setminus E_0$ \triangleright 其中 $x \setminus y$ 表示集合 x 与 y 的差集
11.	$\sum_{temp} = (S, T'; F', I', E', \delta, \tau, M_0)$
12.	for each $s \in S \wedge S \bullet \text{ in } \sum_{temp}: s \bullet = \emptyset \wedge s = \emptyset$ do $S_{null} = S_{null} \cup \{s\}$
13.	end for
14.	$S' = S \setminus S_{null}; \sum_I = (S', T'; F', I', E', \delta, \tau, M_0)$
15.	return \sum_I

设 M_l, M_l^1 分别为 \sum_{TP} 、 \sum_I 的最终状态,
 $S_{I-in} = \{s | s \in S_I \wedge s \bullet = \emptyset\}, S_{in} = \{s | s \in S \wedge s \bullet = \emptyset\}$, 若 $S_{int} = S_{in} \cap S_{I-in} \wedge S_{int} \neq \emptyset$, 则对 $\forall s \in S_{int}$ 有 $M_l(s) = M_l^1(s)$.

令 $\sum_{TP} = (S, T; F, E, I, \delta, \tau, M_0)$, $\sum_I = (S_I, T_I; F_I, E_I, I_I, \delta, \tau, M_0^1)$, 表3为II型解耦网 \sum_{II} 的构造方法.

表3为II型解耦网构造方法,可证II型解耦网具有如下性质.

性质6 令 \sum_{II} 为 \sum_{TP} 的II型解耦网,其可达状态标识集为 R_{II} , 则 \sum_{II} 有且仅有一个状态标识 $M_l = (M_{\sigma-l}, M_{v-l})$, 满足 $\forall M_v = (M_{\sigma}, M_v)$, $M_v \in R_I: M_{\sigma-l}(s) = \max\{M(s)\} \wedge M_v(s) \subseteq M_{v-l}(s)$, 称 M_l 为 \sum_{II} 的最终状态.

性质7 令 \sum_{II} 为 \sum_{TP} 的II型解耦网, 其中

$$\sum_{TP} = (S, T; F, E, I, \delta, \tau, M_0),$$

$$\sum_{II} = (S_{II}, T_{II}; F_{II}, E_{II}, I_{II}, \delta, \tau, M_0^{II}).$$

设 M_l, M_l^{II} 分别为 \sum_{TP} 、 \sum_{II} 的最终状态,

$S_{II-in} = \{s | s \in S_{II} \wedge s \bullet = \emptyset\}, S_{in} = \{s | s \in S \wedge s \bullet = \emptyset\}$ 若 $S_{int} = S_{in} \cap S_{II-in}$ 且 $S_{int} \neq \emptyset$, 则对于 $\forall s \in S_{int}$ 有 $M_l(s) = M_l^{II}(s)$

表3 II型解耦网构造方法

Tab.3 The construction method of II type decoupling network

算法3 $\sum_{II} = \text{get II Decoupling}(\sum_{TP}, \sum_I)$

输入: \sum_{TP} (时间约束可能性 Petri 网 TC-PPN)

\sum_I (I型解耦网)

输出: \sum_{II} (II型解耦网)

1. $S_{in} = \emptyset$
2. **for each** $s \in S: s \bullet = \emptyset$ **do** $S_{in} = S_{in} \cup \{s\}$
3. **end for**
4. **for each** $s \in S_I: s \bullet = \emptyset \wedge \{s\}$
 $\cap S_{in} = \emptyset \wedge M_{\sigma-0}(s) = 0$ **do**
5. $F_{temp} = \{(t, s) \in F: t \in s\}$
 $\cup \{(s, t) \in F: t \in s \wedge s_i \in (S_I \setminus \{s\})\}$
6. $\sum_I = (S_I \setminus \{s\}, T_I \setminus \{s\}; F_I \setminus F_{temp}, I_I, E_I, \delta, \tau, M_0)$
end for
7. $\sum_{II} = \sum_I$
8. **return** \sum_{II}

1.3 单纯因果链的解析与隐患搜索

令 $\sum_{ET} = (S, T; F, E, I, \delta, \tau, M_0)$ 为 FDES 的扩展时间 Petri 网模型, $\sum_{TP} = (S', T'; F', E', I', \delta', \tau', M_0)$ 为其求逆得到的 TC-PPN.

设 $S_{sr} \subseteq S': s \in S_{sr} \rightarrow M_l(s) > \lambda \wedge s \bullet = \emptyset$ 为 \sum_{TP} 最终状态下 σ 分量大于某个预设值 λ 的库所集合.表4为根据 S_{sr} 进行的单纯因果链的析出算法.

单纯因果链的析出有助于检测 FDES 的某些隐性状态或事件,这类状态和事件可能受观测条件限制而未被捕获,或者本身即为一类系统隐患,需要进一步对其进行分析.令 $\sum_{ET}^S = (S^s, T^s; F^s, I^s, E^s, \delta, \tau, M^s)$ 为单纯因果链,表5为隐性状态的求取方法.

2 仿真实验

为了验证方法的有效性,以某型武器系统复合因果链的解耦及故障分析过程为例进行仿真实验.

表 4 单纯因果链的析出算法

Tab.4 The precipitation algorithm of simple causal chain

算法 4 $CS = \text{getSimplechain}(\sum_{ET}, S_{sr})$ 输入: \sum_{ET} (扩展时间 Petri 网 ETPN) S_{sr} (已确认的源库所集)输出: CS (析出的单纯因果链的集合, 其中每个元素 \sum_{ET}^S 均为 ETPN 的子网)

1. $S^s = \emptyset; T^s = \emptyset; F^s = \emptyset; E^s = \emptyset; I^s = \emptyset; CS = \emptyset$
2. **for each** $s \in S_{sr}$ **do** $S^s = \{s\}$
3. **while** $s \in S^s: s \notin T^s$ **do**
4. $T^s = T^s \cup s \cdot; S^s = S^s \cup t \cdot;$
 $F^s = F^s \cup \{S^s \times T^s\} \cup \{T^s \times S^s\}$
5. $E^s = E^s \cup e \in E, \delta(e) \in T^s;$
 $I^s = I^s \cup (S \times T) \in I; S_{sr} = (S_{sr} \cup t \cdot) \setminus s$
6. **end while**
7. $M^s = [0, 1, \dots, 1]_{1 \times |S^s|}$
 $\triangleright M$ 为 $1 \times |S^s|$ 向量, 第一个分量为 0, 其余所有分量均为 1
8. $\sum_{ET}^S = (S^s, T^s; F^s, I^s, E^s, \delta, \tau, M^s);$
 $CS = CS \cup \sum_{ET}^S$
9. **end for**
10. **return** CS

表 5 单纯因果链的隐状态

Tab.5 The recessive state of simple causal chain

算法 5 $[S_{rec}, E_{rec}] = \text{getRecessive}(\sum_{ET}, \sum_{ET}^S)$ 输入: \sum_{ET} (扩展时间 Petri 网 ETPN); \sum_{ET}^S (单纯因果链)输出: S_{rec} (隐患状态集); E_{rec} (隐患事件集)

1. $S_{rec} = \emptyset; E_{rec} = \emptyset$
2. **for each** $s \in S^s$ **do**
3. **if** $M^s(s) = 1 \wedge M_0(s_i) = \varepsilon \wedge \forall s_i \in S: M_0(s_i) \in S:$
 $M_0(s_i) = 0 \wedge (s_i, \cdot s) \in I$ **then**
4. $S_{rec} = S_{rec} \cup \{s\}; E_{rec} = E_{rec} \cup e, \delta(e) \cap (s \cdot \cup^s) \neq \emptyset$
5. **end if**
6. **end for**
8. **return** S_{rec}, E_{rec}

2.1 实验设计

在某型武器系统中, 如果某个运行设备发生故障, 将会触发相关保护机制的运作. 主要的保护装置为继电保护设备和断路器, 它们与运行设备相关联. 根据文献 [11] 中统计故障概率, 以图 1 所示的武器系统接线模型进行复合因果链解耦及故障分析, 仿真实验根据文献 [12] 中的数据设计.

(1) 数据: 设监控系统捕获了如下信息(单位为 ms). $O(B3m) = 45, O(L5Rm) = 115,$
 $O(L5Sm) = 115, O(CB7) = 70, O(L1Rs) = 615,$
 $O(CB5) = 72, O(CB6) = 80, O(L7Rs) = 610,$

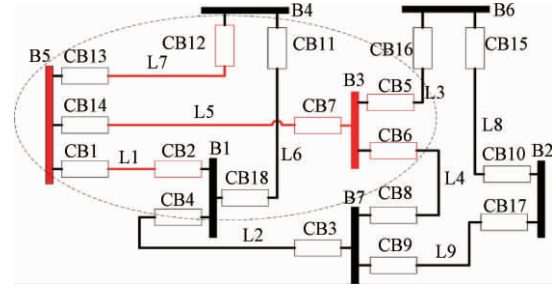


图 1 含 16 个元件的局部某型武器系统模型

Fig.1 A local certain weapon system model with 16 components

$O(CB12) = 630, O(CB2) = 640.$

(2) 相关参数: 观测数据携带的事件信息符合保护动作及断路器跳闸的时延要求见文献 [11].

(3) 实验目的: 捕获的信息中除了故障引发的正常级联事件外还包含了事件传播过程中存在的各种干扰和信息缺失情况. 对其进行分析需要达到两方面目的: 一是查找故障源, 并计算故障发生的可能性; 二是查找差错事件, 根据故障蔓延行为分析元件在保护系统中存在的隐患.

2.2 因果链的无损解耦及故障诊断

本实验涉及的系统相对复杂, 为了避免对系统整体进行分析而引发状态爆炸问题, 采用文献 [13] 中的方法确定了一个故障搜索范围. 另外, 考虑到设备故障诊断中的各种不确定性因素, 在文献 [13] 的搜索方法基础上增加对于故障区域边缘元件的诊断. 针对观测数据, 得到可疑元件集为 $\{B3, B5, L5, L7, L1\}$, 元件所在的位置及观测到的状态以虚线椭圆形在图 1 中圈出.

根据观测数据及上述规则构造 \sum_{ET} , 并对其求逆, 再约简后得到 \sum_{ET}^{-} . 对 \sum_{ET}^{-} 中的事件集 $E = \{e_1, \dots, e_{26}\}$ 及映射函数 δ 进行列表说明, 如表 6 所

表 6 事件及其变迁集的映射关系

Tab.6 The mapping of events and their transition sets

e_n	$\delta(e)$	e_n	$\delta(e)$
e_1	1	e_{14}	57
e_2	2, 3, 4	e_{15}	33
e_3	23	e_{16}	36
e_4	13, 16	e_{17}	32
e_5	19	e_{18}	35
e_6	15	e_{19}	31
e_7	18	e_{20}	27
e_8	14	e_{21}	41
e_9	17	e_{22}	42
e_{10}	11	e_{23}	43
e_{11}	20	e_{24}	44
e_{12}	55	e_{25}	38
e_{13}	56	e_{26}	34

示.构造 \sum' 的时间约束图 TG,并根据以 TG 中推导出的时间约束计算各事件的 ODDT,如表 7 所示.

根据事件的 ODDT 由算法 4 构造 \sum' 的 I 型解耦网 \sum_I 如图 2 所示,字母含义详见文献 [11].在 \sum_I 基础上根据算法 5 构造 II 型解耦网 \sum_{II} ,并进行整理以便明晰因果关系如图 3,字母含义详见文献 [11].

比较图 1 及图 3 可知,经一次化简和两次解耦后,模型结构的复杂度已大大降低,库所的数量从 42 个减少到 13 个,变迁从 56 个减少到 13 个,弧的数量从 117 条减到 26 条.若以模型结构压

表 7 事件及其 ODDT 值

Tab.7 Events and their ODDT values

e_n	ODDT 值	e_n	ODDT 值
e_1	0.95	e_{14}	0
e_2	0.89	e_{15}	0
e_3	ε	e_{16}	ε
e_4	0.492	e_{17}	0
e_5	0.308	e_{18}	ε
e_6	0	e_{19}	0
e_7	ε	e_{20}	0
e_8	0.59	e_{21}	0
e_9	0.2	e_{22}	ε
e_{10}	0.63	e_{23}	0
e_{11}	1	e_{24}	ε
e_{12}	0.718	e_{25}	0
e_{13}	0.658	e_{26}	0

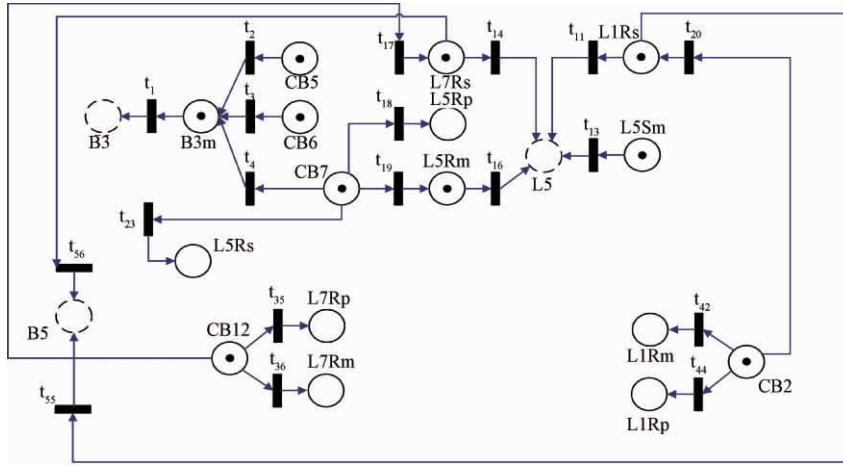


图 2 I 型解耦网

Fig.2 I type decoupling network

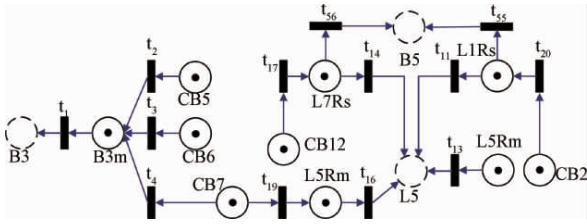


图 3 II 型解耦网

Fig.3 Type II decoupling network

缩的观点看,通过以上方法处理后的 \sum_{TP} 各元素的压缩比率分别为:库所 69%,变迁 77%,弧 78%.

将 \sum_{TP}^{II} 中各元素整理如下:

- (1) $S^{II} = \{B3, B3m, CB5, CB6, CB7, L5, L5Sm, L5Rm, L1Rs, L7Rs, CB2, CB12, B5\}$.
- (2) $T^{II} = \{t_1, t_2, t_4, t_{11}, t_{13}, t_{14}, t_{16}, t_{17}, t_{19}, t_{20}, t_{55}, t_{56}\}$, F^{II} 如图所示; $I^{II} = \{\}$.
- (3) $E^{II} = \{e_1, e_2, e_4, e_5, e_8, e_9, e_{10}, e_{11}, e_{12}, e_{13}\}$.
- (4) 解耦后事件及变迁集的映射关系如表 8

所示.

表 8 解耦后的事件及其变迁集的映射关系

Tab.8 The mapping relationship between decoupled events and their transition sets

e	$\delta(e)$	e	$\delta(e)$
e_1	1	e_{14}	57
e_2	2,3,4	e_{15}	33
e_4	13,16	e_{17}	32
e_5	19	e_{18}	35
e_8	14	e_{21}	41
e_9	17	e_{22}	42
e_{10}	11	e_{23}	43
e_{11}	20	e_{24}	44
e_{12}	55	e_{25}	38
e_{13}	56	e_{26}	34

- (5) $\tau(t_1) = \tau(t_{16}) = \tau(t_{13}) = [-40, -10]$,
 $\tau(t_2) = \tau(t_3) = \tau(t_4) = \tau(t_{17}) = \tau(t_{19}) = \tau(t_{20}) =$
 $[-40, -20]$, $\tau(t_{11}) = \tau(t_{14}) = \tau(t_{55}) = \tau(t_{56}) =$
 $[-540, -510]$.
- (6) $M_{\sigma=0} = [0, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0]$;

$M_{v-0} = \{ \varepsilon, [45, 45], [72, 72], [80, 80], [70, 70], \varepsilon, [120, 120], [115, 115], [615, 615], [610, 610], [640, 640], [630, 630], \varepsilon \}$.

(7) 计算各变迁的 $p(t \cdot | \cdot t)$; 将其转化为相应的可能性 $\pi(t \cdot | \cdot t)$, 即事件触发矩阵的各元素.

如表 9. 此时各事件均满足触发条件, 令某一触发序列为 $e_2 e_1 e_5 e_9 e_{11} e_4 e_8 e_{10} e_{12} e_{13}$, 可得:

$M_{\sigma-7} = [0.908\ 5, 1, 1, 1, 1, 0.993\ 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0.072\ 8]$; $M_{v-7} = \{ [0, 40], [40, 50], [72, 72], [80, 80], [70, 70], [60, 110], [120, 120], [115, 115], [615, 615], [600, 620], [640, 640], [630, 630], [60, 110] \}$.

由此可知, 在 \sum_{TP} 中 L5 发生故障的可能性最高, 为 0.993 1, 故障可能发生的时间应在 $[60, 110]$; B3 发生故障的可能性为 0.908 5, 可能发生于 $[0, 40]$; B5 发生故障的可能性为 0.072 8, 可能发生于 $[60, 110]$. 由于 B5 发生故障的可能性过于小, 因此, 认为 L5 与 B3 发生了故障.

表 9 事件触发矩阵元素值

Tab.9 Event triggered matrix element values

t	$\pi(t \cdot \cdot t)$	t	$\pi(t \cdot \cdot t)$
t_1	0.908 5	t_{16}	0.993 1
t_2	0.489 1	t_{17}	1
t_3	0.489 1	t_{19}	1
t_4	0.489 1	t_{20}	1
t_{11}	0.993 1	t_{55}	0.707 28
t_{13}	0.993 1	t_{56}	0.707 28
t_{14}	0.993 1		

2.3 实验对比

以文献[14]中的局部电力系统为例进行对比实验, 诊断结果如表 10 所示.

表 10 诊断效果比较

Tab.5 Comparison of diagnosis effect

编号	捕获的告警信息	文献 ^[14] 方法	文献 ^[15] 方法	本文 方法
1	L5Sm(40 ms), L5m(50 ms), L7s(540 ms), CB12(575 ms), CB7(73 ms), CB2(575 ms)	L5 故障	L5 故障	L5 故障
2	L5Sm(43 ms), L5Rm(52 ms), L7Rs(544 ms), CB12(570 ms), CB7(76 ms), CB2(570 ms), CB13(575 ms)	L5 故障	L7、L5 故障	L5 故障

分析两组结果可知:

①第 1 组告警信号为时序无差错的告警信

息, 文献[13-14]所述方法与本文方法均能得到准确一致的诊断结果. ②在第 2 组告警信息中 CB12(570 ms)、CB13(575 ms)的同时出现使得基于时序分析的时间溯因方法判断 L7、L5 故障; 而贝叶斯网络方法及本文方法在计算了事件发生的概率后, 过滤掉了 L7 故障的误报.

3 结论

笔者针对复杂系统结构中模糊因果关系与不精确的信息相耦合所产生的状态爆炸问题, 提出一种基于 ODDT 的 FDES 复合因果链层次化解耦方法. 该方法充分利用了观测数据中的时间线索及其蕴含的概率信息, 可从根本上层次化地解耦模型中的复杂关系, 将模糊的因果关系清晰化, 降低问题的求解难度, 并以较小的代价进行系统状态求取和行为分析, 较之单一使用因果联系或条件概率进行解耦的方法更为可靠.

参考文献:

- [1] LEI M. On controlling prioritized discrete event systems with real-time constraints [J]. Discrete event dynamic systems, 2018, 28(3): 427-447.
- [2] SASI Y, LIN F. Detectability of networked discrete event systems [J]. Discrete event dynamic systems, 2018, 28(3): 449-470.
- [3] 文习明, 余泉, 常亮, 等. 不确定观测下离散事件系统的可诊断性 [J]. 软件学报, 2017, 28(5): 1091-1106.
- [4] 刘清兰, 王飞, 张波业, 等. 模糊离散事件系统的多故障诊断 [J]. 华侨大学学报(自然科学版), 2018, 39(1): 115-120.
- [5] 余维, 叶阳东, 陈倩. 基于 EFPN 的模糊离散事件系统可诊断性分析 [J]. 计算机科学, 2014, 41(7): 62-67.
- [6] XING H Y, ZHANG Q S, HUANG K S. Analysis and control of fuzzy discrete event systems using bisimulation equivalence [J]. Theoretical computer science, 2012, 456: 100-111.
- [7] 张恒艳, 高中文, 李文龙, 等. 不确定 T-S 模糊系统的跟踪控制器设计 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2016, 37(2): 15-19.
- [8] JAYASIRI A, MANN G K I, GOSINE R G. Behavior coordination of mobile robotics using supervisory control of fuzzy discrete event systems [J]. IEEE transactions on systems, man & cybernetics, part B, 2011, 41(5): 1224-1238.
- [9] 路光辉, 余维, 雍明超, 等. 一种基于时间约束可能性 Petri 网的设备状态分析模型 [J]. 计算机应用研

- 究, 2017, 34(11): 3262–3266.
- [10] 余维, 杨慕, 陈倩, 等. 模糊离散事件系统时间维度可诊断性分析 [J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2015, 38(7): 906–913.
- [11] 周玉兰, 王玉玲, 赵曼勇. 2004 年全国电网继电保护与安全自动装置运行情况 [J]. 电网技术, 2005, 29(16): 42–48.
- [12] 杨健维, 何正友, 臧天磊. 基于方向性加权模糊 Petri 网的电网故障诊断方法 [J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(34): 42–49.
- [13] 吴欣, 郭创新, 曹一家. 基于贝叶斯网络及信息时序属性的电力系统故障诊断方法 [J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(13): 14–18.
- [14] 马贺贺, 胡益, 侍洪波. 基于马氏距离局部离群因子方法的复杂化工过程故障检测 [J]. 化工学报, 2013, 64(5): 1674–1682.

A Hierarchical Decoupling Method of FDES Complex Causality Chain Based on ODDT

ZHU Chunfeng¹, LIU Qi², LI Dongkun², XU Wei³

(1. Zhengzhou Campus of Army Artillery and Air Defense Academy, Zhengzhou 450001, China; 2. School of Software Technology, Zhengzhou University, Zhengzhou 450000, China; 3. Beijing West Station Equipment and Information Technology Division, China Railway Beijing Co. Ltd, Beijing 100000, China)

Abstract: In order to solve the state explosion problem caused by the coupling of fuzzy causality and inaccurate information in complex system structure, in this paper a hierarchical decoupling method based on ODDT for FDES composite causal chain was proposed. The method was based on Petri nets model (TC-PPN) for decoupling the causal chain under the time constraints. Then based on the merged state information and timing information, the conception and measurement method of Observable Degree in Dimensionality of Time (ODDT) of complex systems in FDES were further proposed by constructing the time constrained graph of observation information. Finally, based on the time information of the global state, the degree of observability was calculated and a hierarchical decoupling method based on ODDT was proposed.

Key words: FDES; uncertainty; time constraint; causal chain decoupling

(上接第 72 页)

A Multi-objective Estimation of Distribution Algorithm for Fingertip Localization

LIU Ke¹, GONG Dunwei²

(1. School of Electronic and Electrical Engineering, Shangqiu Normal University, Shangqiu 476000, China; 2. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: In order to solve the optimization model for fingertip localization efficiently, and obtain the fingertip positions accurately and rapidly, the estimation of distribution algorithm for the above optimization model was proposed in this paper. The analytical results of this algorithm showed that due to the optimal solution components of this optimization model distribute around the fingertip centers, the used algorithm parameters should accord with the above distribution law. The experimental results showed that when the values of the decision variable dimension, population size, maximum sampling variance, and minimum sampling variance of this algorithm were their best values. The results obtained by the proposed method were better than those by the existing methods. Thus, when the values of the above four parameters were their best values, the fingertip positions could be obtained accurately and rapidly.

Key words: fingertip localization; multi-objective optimization; estimation of distribution algorithm; sample variance

文章编号: 1671-6833(2019)04-0080-06

基于随机森林 MOPSO 的城市最优资本结构分析

李燕燕¹, 杨昊天², 曾珣璠³

(1. 郑州大学 商学院, 河南 郑州 450001; 2. 郑州大学 产业技术研究院 电气工程学院, 河南 郑州 450001; 3. 英国利物浦大学 数学科学系, 利物浦)

摘 要: 城市资本结构是一个受到多因素交互影响的复杂问题, 试图基于随机森林多目标粒子群算法构建多目标多因素影响下的城市最优资本结构模型, 对城市资本结构状况进行剖析. 首先利用随机森林的拟合回归特性对历史数据进行拟合, 从中找到历史数据特征之间的关系. 随后采用多目标粒子群约束优化算法, 根据已有的关系特征去寻找使目标同时达到最好效果的特征值, 再根据这些效果最好的特征值从历史数据中寻找相关性最高的数据, 从而分析出资本结构配置相对较优的城市以及年份. 通过不断学习这些较优的结构配置, 可以对各个城市的发展起到良好的借鉴作用.

关键词: 随机森林; 多目标粒子群约束优化算法; 城市资本结构配置; 拟合回归; 相关性

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.028

0 引言

城市作为国家经济增长最有力的支撑, 也是各种资本最活跃的空间区域, 各种经济问题在城市的平台上表现得最为直接. 进入新常态, 出现了动能困境、结构失衡、脱实就虚、公共服务产品短缺等一系列问题, 这些问题的背后其实是资本规模大小的市场配置状况. 随着城镇化进程的深入, 城市的资本化程度也越来越高, 所谓的城市资本化是使纳入城市的资产以货币化形式进行运作, 是土地资本、金融资本、产业资本、科技资本(含人力资本)以及公共服务资本等高度耦合健康循环发展的模式.

目前理论界关于城市资本的研究多是从单个资本的视角来研究, 诸如土地财政与城市发展、金融资本与经济增长、金融促进产业发展等, 关于多重资本结构配置的研究相对较少. 城市资本结构是一个受到多目标多因素交互影响的复杂问题, 单一工具很难对此做出较为全面的解释. 城市资本所涉及的土地资本、金融资本、产业资本、科技资本以及公共服务资本虽有各自的运行特征和规律, 其作用机制和强度具有一定差别, 但它们之间并非互相割

裂, 而是互相影响、互动耦合发生作用. 所以, 笔者选取 30 个省级行政中心(拉萨除外)为代表, 基于 2002~2016 年各城市地区生产总值、人均地区生产总值、全社会固定资产投资、土地出让金、第二产业增加值、规模以上工业企业利润总额、第三产业增加值、金融增加值、科教支出(科技支出和教育支出)、年末总人口数、城镇单位从业人员期末人数、城镇居民人均可支配收入、职工平均工资、当年实际利用外资金额等数据, 透视土地资本、金融资本、产业资本、科技资本以及公共服务资本的作用特征, 通过利用随机森林算法从多维角度考察城市资本结构的复杂关系, 采用多目标粒子群约束优化算法构建多目标多因素影响下的城市最优资本结构模型, 了解城市资本结构配置的状况以及相互作用的对冲效应, 寻找最接近目标模式的年份和城市, 为城市资本内部结构调整和功能提升提供参考价值.

1 相关算法

1.1 随机森林

随机森林回归(random forest regression, RFR)算法是 Breiman 等^[1]于 2001 年提出的. 该算

收稿日期: 2019-01-20; 修订日期: 2019-05-06

基金项目: 国家社科基金资助项目(17BJY050)

作者简介: 李燕燕(1968—), 女, 河南三门峡人, 郑州大学教授, 博导, 研究方向为经济转型与金融投资, E-mail: liyy@zzu.edu.cn.

通信作者: 杨昊天(1994—), 男, 河南郑州人, 郑州大学产业技术研究院硕士, 研究生, 主要研究方向为机器学习和进化计算, E-mail: yang.haotian@foxmail.com.

法将 Bagging 集成学习理论与随机子空间方法结合^[2], 是一种基于决策树的集成学习算法。

随机算法不但能够处理连续的数据问题, 而且也可以处理具有离散属性的数据, 其运行速度快, 且稳健性和抗噪性强, 所以该算法被广泛应用于生物信息领域基因序列的分类和回归等^[3-4]、经济金融领域客户信用分析及反欺诈等^[5-6]以及数据挖掘领域异常检测和度量学习等^[7-8]方面。

为了能够提高模型精度并避免出现拟合的情况, 随机森林算法引入了 Bagging 和随机子空间思想^[9]。笔者通过评价模型的拟合效果和检验模型预测结果来评价模型的预测能力, 通过计算 RFR 模型的决定系数(R^2) 和均方根误差(RMSE)来评价模型的拟合效果^[9]。

1.2 粒子群优化算法

由于粒子群优化算法(particle swarm optimization)^[10]具有编程简单、直观易实现等优点, 所以在工程上得到了广泛的应用。粒子群优化算法的思路: 初始化种群规模设置随机为 N , 粒子群的维度设置为 D , 迭代次数为 k 时, $x_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D})$ 作为第 i 个粒子的位置, 此时这个粒子通过向它的个体极值 $pbest_i$ 和全局极值 $gbest$ 学习来更新它的位置, 之后在迭代过程中不断计算每次粒子的个体极值和全局极值。如果此代极值比上一代极值好, 那么就将这代极值更新, 反之则保留上一代的个体极值和全局极值。接下来, 判断粒子群算法是否达到设置的停止条件, 若达到则将最优解输出, 反之将继续迭代, 更新粒子的速度和位置。经过不断地迭代更新后, 最优解最终会出现。粒子群的速度更新如式(1)和位置更新如公式(2)。

$$v_{i,d}^{k+1} = wv_{i,d}^k + c_1r_1(pbest_{i,d}^k - x_{i,d}^k) + c_2r_2(gbest_d^k - x_{i,d}^k); \quad (1)$$

$$x_{i,d}^{k+1} = x_{i,d}^k + v_{i,d}^{k+1}, \quad (2)$$

式中: w 为惯性权重, 取值范围为 $[0.4, 0.9]$, 使其依据自身速度进行惯性运动; c_1 与 c_2 为学习因子, 表示粒子受自身及全局的影响程度, 调节向个体最优和全局最优方向飞行的最大移动步长; r_1 与 r_2 是 0 到 1 的随机数; $v_{i,d}^k$ 是第 k 次迭代的第 i 个粒子第 d 维的速度, $d = 1, 2, \dots, D$ 。

1.3 多目标粒子群约束算法

一般情况下, 多目标优化问题的各个子目标是相互冲突的, 一个子目标的改善有可能会引起另一个子目标的降低, 同时使多个子目标一起达到最优值是不可能的, 只能在它们中间进行协调和折中处理, 使各个子目标都尽可能地达到最优

化。与标准的粒子群算法的流程大体一致^[11-12], 流程参照文献[13]。

粒子群算法已经在多领域得到应用, 如云计算领域的云计算消耗源调度问题^[14], 电力系统领域用于电力系统的经济可靠运行^[15-16], 解决电力系统经济调度等问题^[17], 经济领域用于解决最大利益的股票交易决策多目标优化等问题^[18], 数据挖掘领域应用于多目标数据分类规则挖掘以及对数据集进行分类规则挖掘等^[19]。

2 随机森林多目标粒子群算法

2.1 算法结构

随机森林算法是集成算法, 能够对数据实现快速高度拟合。随机森林算法可以利用决定系数(R^2) 和均方根误差(RMSE) 得出数据特征与目标特征之间的关系。当然, 此时特征与目标特征之间的关系并不能用具体的函数表达式表示, 而是利用随机森林算法通过训练数据训练出来的模型来表示特征与目标特征之间的关系。通过这样的方式, 就可以利用随机森林模型作为多目标粒子群算法的目标函数。因为利用多目标粒子群算法寻优需要使得多个目标同时达到最优, 所以使用随机森林模型构建出各个目标特征与其他特征之间的关系作为目标函数。考虑到在实际应用中各个特征必然存在一定的约束条件, 所以在使用多目标粒子群算法寻优之前, 需要对各个特征添加约束条件。当粒子超过边界时, 则重新随机进行初始化。用这样的结合方式, 既可以利用随机森林的拟合特性将数据特征与所选目标特征进行高度拟合得出其关系, 又可以根据多目标粒子群算法进行寻优, 找到能够同时达到多目标的最优点。

2.2 算法应用

此次研究的目标是寻找城市最优资本结构。设定人均地区生产总值和城镇居民可支配收入同时达到最高时所对应的各个特征值为城市资本结构配置最优的条件。在进行多目标优化时, 需要明确多目标的特征值与其他特征值之间的关系。基于所分析的数据逻辑关系复杂, 计算量大, 使用随机森林算法可以快速、准确、高效地从复杂的数据中提取出多目标特征与其他特征值之间的关系, 而粒子群算法是目前传统又经典的寻优算法之一, 将各个数据特征根据实际情况进行条件约束, 随后利用多目标粒子群约束优化算法进行寻优。多目标粒子群约束优化算法与随机森林相结合的随机森林多目标粒子群算法, 既能快速高效地得

出合理方案,又减少了算法的复杂性.利用该算法可以求得最优时各个特征的值即为城市最优资本结构,然后根据 30 个城市 2002~2016 年间数据与城市最优资本结构的相关性,得出资本结构配置相对较优的城市及年份.

3 实证检验

3.1 数据分析

表 1 中列出本次试验数据所选取的城市、城市类别、数据年份区间、数据所用到的特征以及目标特征.其中,城市类别 1 代表一线城市;类别 2 代表新一线城市;类别 3 代表二线城市;类别 4 代表三线城市;特征表示实验中选择城市的特征值;目标特征表示本次研究所选取的目标方向.

表 1 实验所选数据的结构

Tab.1 The structure of data selected for the experiment

城市	城市类别	年份	特征	目标特征
北京	1	2002~2016		
天津	2	2002~2016		
上海	1	2002~2016		
重庆	2	2002~2016		
石家庄	3	2002~2016		
太原	3	2002~2016		
呼和浩特	4	2002~2016	地区生产总值;全社会固定资产投资;	
沈阳	2	2002~2016	土地出让金;	
长春	3	2002~2016	第二产业增加值;规模以上	
哈尔滨	3	2002~2016	工业企业利润总额;第三产业增加值;	
南京	2	2002~2016	金融业增加值;	
杭州	2	2002~2016	科技支出;教育支出;年末总人口数;城镇单位从业人	
合肥	3	2002~2016	员期末人数;	
福州	3	2002~2016	职工平均工资;	
南昌	3	2002~2016	当年实际利用外资金额	
济南	3	2002~2016		
郑州	2	2002~2016		
武汉	2	2002~2016		
长沙	2	2002~2016		
广州	1	2002~2016		
南宁	3	2002~2016		
海口	3	2002~2016		
成都	2	2002~2016		
贵阳	3	2002~2016		
昆明	3	2002~2016		
西安	2	2002~2016		
兰州	3	2002~2016		
西宁	4	2002~2016		
银川	4	2002~2016		
乌鲁木齐	3	2002~2016		

由于需要对特征之间的关系进行研究,所以实验选用两个特征作为目标,用随机森林进行拟合求得这两个特征与其他特征之间的关系.

3.2 算法参数选择

目前面临的属于多特征的数据,因此为了进行复杂程度较高的拟合方式,参数需要进行一定程度的调整.随机森林中,选择随机个数为 10 个,选择迭代次数为 1 000 次,所选择算法的最大函数评价次数均设置为 240 000.粒子群优化算法的参数设置:种群规模为 50,惯性权重 w 随着迭代次数从 0.9 至 0.4 线性递减,学习因子 c_1 与 c_2 均为 1.494 45, r_1 与 r_2 每次迭代随机取 0~1 的任意数.

3.3 拟合效果评价

关于拟合效果如何,根据模型的决定系数 (R^2) 和均方根误差 ($RMSE$) 来评价模型.利用随机森林模型拟合之后得出决定系数 (R^2) 和均方根误差 ($RMSE$) 分别为 0.995 6 和 0.000 45.结果发现,随机森林模型可以实现高度的拟合.在对历史数据进行高度拟合之后,可以得出历史各个特征与目标特征之间的关系.

3.4 结果分析

通过拟合效果的评价,可知随机森林模型可以实现与历史数据的高度吻合,能够准确地代表历史中目标特征与各个特征之间的关系.在此基础上,利用多目标粒子群约束算法寻找多个目标特征最优化时所对应的各个特征之间的确定值.利用相关性函数式 (2),求出最优的解集与历史数据的相关性系数,可以得出最优解,即设定的年份期间中最优的城市资本结构.

$$r(X, Y) = \frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{Var[X]Var[Y]}}, \quad (2)$$

式中: $Cov(X, Y)$ 为 X 与 Y 的协方差; $Var[X]$ 为 X 的方差; $Var[Y]$ 为 Y 的方差.

鉴于中国地区差异,依据第一财经新一线城市研究所对 338 个地级以上城市的排名,将城市分为一线城市、新一线城市、二线城市、三线城市.其中,笔者所选用的 30 个城市中,一线城市有北京、广州、上海;新一线城市有成都、杭州、济南、昆明、南京、沈阳、天津、武汉、西安、长沙、郑州、重庆;二线城市有福州、贵阳、哈尔滨、海口、合肥、兰州、南昌、南宁、石家庄、太原、乌鲁木齐、长春;三线城市有呼和浩特、西宁、银川^[20].

3.4.1 数据为真值的结果分析

当所有的数据使用真值进行实验时,依次

选用 2002~2016 年间全国的 30 个城市以及 30 个城市中的一线城市、新一线城市、二线城市、三线城市的数据进行实验.这里用热力图表示实验结果,颜色越深代表相关性越高,城市资本结构配置越好;颜色越浅则相关性越低,城市资本结构配置越差.

2002~2016 年间全国 30 个城市中,城市资本结构配置最好的是 2007 年西安市,相关系数为 0.994 787;其次是 2009 年的合肥市,相关系数为 0.993 822;再次为 2002 年的成都市,相关系数为 0.990 588.将各个城市 15 a 综合起来分析,全国 30 个城市中,城市资本结构配置最好的是西安市,相关系数之和为 14.812 322;其次是南宁市,相关系数之和为 14.765 423;再次为合肥市,相关系数之和为 14.761 251. 样本城市中的一线城市资本结构配置最好的是 2002 年的广州市,相关系数为 0.994 057;其次为 2002 年的上海市,相关系数为 0.993 213;再次为 2004 年的北京市,相关系数为 0.992 688.将各个城市 15 a 综合起来分析,样本城市中一线城市中城市资本结构配置最好的是广州市,相关系数之和为 14.840 293;其次为北京市,相关系数之和为 14.820 292;再次为上海市,相关系数之和为 14.799 533.

2002~2016 年间样本城市中的新一线城市中城市资本结构配置最好的是 2011 年的沈阳市,相关系数为 0.995 032;其次为 2012 年的西安市,相关系数为 0.994 559;再次为 2015 年的济南市,相关系数为 0.993 296.将各个城市在 2002~2016 年

共 15 a 综合起来分析,样本城市中新一线城市中城市资本结构配置最好的是济南市,相关系数之和为 14.771 292;其次为重庆市,相关系数之和为 14.763 693;再次为沈阳市,相关系数之和为 14.760 872.

2002~2016 年样本城市中的二线城市中城市资本结构配置最好的是 2002 年福州市,相关系数为 0.998 697;其次为 2015 年的太原市,相关系数为 0.998 690;再次为 2009 年的南昌市,相关系数为 0.998 664.将各个城市在 2002~2016 年 15 a 综合起来分析,二线城市中城市资本结构配置最好的是海口市,相关系数之和为 14.950 136;其次为南昌市,相关系数之和为 14.950 021;再次为南宁市,相关系数之和为 14.948 310.

2002~2016 年样本城市中的三线城市资本结构配置最好的是 2004 年银川市,相关系数为 0.999 594;其次为 2006 年西宁市,相关系数为 0.998 408;再次为 2006 年呼和浩特市,相关系数为 0.998 250.将各城市 15 a 综合起来分析,三线城市资本结构配置最好的是银川市,相关系数之和为 14.973 522;其次为西宁市,相关系数之和为 14.969 383;再次为呼和浩特市,相关系数之和为 14.968 272.

综上所述,通过多目标粒子群算法得出的最终结果作为最优城市资本结构配置.表 2 展示了所选数据为真值时,得出的与标准模式最接近的年份城市以及 15 a 综合分析最接近标准的城市.

表 2 数据为真值的实验结果

Tab.2 The experimental result of the data being true

实验选用城市	年份	最接近标准模式的年份城市	2002~2016 年 15 a 最接近标准模式的的城市
所有 30 个城市	2002~2016 年	2007 年的西安市	西安市
30 个城市中的一线城市	2002~2016 年	2002 年的广州市	广州市
30 个城市中的新一线城市	2002~2016 年	2011 年的沈阳市	济南市
30 个城市中的二线城市	2002~2016 年	2002 年的福州市	海口市
30 个城市中的三线城市	2002~2016 年	2004 年的银川市	银川市

3.4.2 数据为增长率的结果分析

将所有数据使用增长率时再次进行实验,仍旧依次选用 2002~2016 年 15 a 全国 30 个城市和 30 个城市中的一线城市、新一线城市、二线城市、三线城市的数据进行实验.

2002~2016 年间样本城市中城市资本结构配置最好的是 2005 年的北京市,相关系数为 0.992 001;其次为 2011 年天津市,相关系数为

0.987 330;再次为 2002 年的济南市,相关系数为 0.982 865.将各个城市 15 a 综合起来分析,样本城市中城市资本结构配置最好的是上海市,相关系数之和为 14.553 823;其次为武汉市,相关系数之和为 14.538 332;再次为北京市,相关系数之和为 14.489 001.

2002~2016 年间一线城市资本结构配置最好的是 2016 年的上海市,相关系数为 0.675 601;其次为

2011 年的广州市,相关系数为 0.606 031;再次为 2006 年的北京市,相关系数为 0.536 633.将各个城市 15 a 综合起来分析,样本城市中一线城市资本结构配置最好的是北京市,相关系数之和为 3.205 879;其次为广州市,相关系数之和为 2.792 489;再次为上海市,相关系数之和为 2.679 620.

2002~2016 年间样本城市中的新一线城市资本结构配置最好的是 2011 年的长沙市,相关系数为 0.802 936;其次为 2006 年的重庆市,相关系数为 0.767 792;再次为 2004 年的西安市,相关系数为 0.749 976.将各个城市 15 a 综合起来分析,样本城市中新一线城市中城市资本结构配置最好的是长沙市,相关系数之和为 3.668 056;其次为西安市,相关系数之和为 2.916 951;再次为济南市,相关系数之和为 2.760 118.

2002~2016 年间样本城市中的二线城市资本结构配置最好的是 2003 年的长春市,相关系数为 0.785 886;其次为 2007 年的南昌市,相关系数为 0.677 504;再次为 2002 年的福州市,相关系数为

0.667 149.将各个城市 15 a 综合起来分析,样本城市中二线城市资本结构配置最好的是长春市,相关系数之和为 6.350 041;其次为福州市,相关系数之和为 4.654 140;再次为太原市,相关系数之和为 4.347 684.

2002~2016 年间样本城市中的三线城市资本结构配置最好的是 2011 年西宁市,相关系数为 0.700 435;其次为 2010 年呼和浩特市,相关系数为 0.577 654;再次为 2006 年银川市,相关系数为 0.560 824.将各城市 15 a 综合起来分析,样本城市中三线城市资本结构配置最好的是西宁市,相关系数之和为 2.057 544;其次为呼和浩特市,相关系数之和为 1.978 628;再次为银川市,相关系数之和为 1.302 793.

综上所述,通过多目标粒子群算法得出的最终结果作为最优城市资本结构配置.表 3 展示了当所选数据为增长率时,得出的与标准模式最接近的年份城市和 15 a 综合分析最接近标准模式的的城市.

表 3 数据为增长率的实验结果

Tab.3 The experimental result of the data being growth rate

实验选用城市	年份	最接近标准模式的年份城市	15 a 最接近标准模式的的城市
所有 30 个城市	2002~2016 年	2005 年的北京市	上海市
30 个城市中的一线城市	2002~2016 年	2016 年的上海市	北京市
30 个城市中的新一线城市	2002~2016 年	2011 年的长沙市	长沙市
30 个城市中的二线城市	2002~2016 年	2003 年的长春市	长春市
30 个城市中的三线城市	2002~2016 年	2011 年的西宁市	西宁市

4 结论

笔者将人均地区生产总值和城镇居民可支配收入同时达到最高时所对应的各个特征值为城市资本结构配置最优的条件,然后用真值数据和增长率数据分别将城市按照一线、新一线、二线、三线 4 类进行划分后,逐一分析计算出各个类型中最优资源配置的年份和城市.无论是用真值还是增长率实验的结果,除了 2016 年的上海市之外,其余得出的最优年份城市均在 2002~2011 年之间,这期间恰恰是中国经济持续快速发展的十年,2007 年中国 GDP 增速最高,达到 14.2%.用增长率实验的最优年份城市是 2005 年的北京市,用真值实验的最优年份城市是 2007 年的西安市,而西安市属于西北地区省会城市,相对发达地区发展要滞后一些,其城市资本结构在全国增速最高的年份趋于最优也是合理的.用真值实验的 15 a 最接近标准模式的的城市仍是西安市,用增长率实验

的 15 a 最接近标准模式的的城市则是上海市.此外,需要关注的城市是长沙市,不仅在 2011 年最接近标准模式,而且也是 15 a 最接近标准模式的的城市.后续的研究需要进一步针对不同城市不同发展阶段深入分析其资本结构的变化,为城市资本结构优化配置提供更科学的参考依据.

参考文献:

- [1] BREIMAN L. Random forests [J]. Machine learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [2] Ho T K. The random subspace method for constructing decision forests [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1998, 20(8): 832-844.
- [3] ACHARJEE A, KLOOSTERMAN B, VISSER R G F, et al. Integration of multi-omics data for prediction of phenotypic traits using random forest [J]. BMC bioinformatics, 2016, 17(S): 180.
- [4] SVETNIK V, LIAW A, TONG C, et al. Random forest: a classification and regression tool for compound classi-

- fication and QSAR modeling [J]. Journal of chemical information and computer sciences, 2003, 43(6): 1947–1958.
- [5] PRASAD AM, IVERSON LR, LIAW A. Newer classification and regression tree techniques: bagging and random forests for ecological prediction [J]. Ecosystems, 2006, 9(2): 181–199.
- [6] CUTLER DR, EDWARDSJR TC, BEARD KH, et al. Random forests for classification in ecology [J]. Ecology, 2007, 88(11): 2783–2792.
- [7] XIONG CM, JOHNSON D, XU R, et al. Random forests for metric learning with implicit pairwise position dependence [C]//18th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Beijing: ACM, 2012: 958–966.
- [8] VERIKAS A, GELZINIS A, BACAUSKIENE M. Mining data with random forests: a survey and results of new tests [J]. Pattern recognition, 2011, 44(2): 330–349.
- [9] 柴颖. 基于随机森林回归分析的径流预报模型 [J]. 水利水电快报, 2018, 39(9): 36–38.
- [10] LAGOS C, GUERRERO G, CABRERA E, et al. An improved particle swarm optimization algorithm for the VRP with simultaneous pickup and delivery and time windows [J]. IEEE latinamericatransactions, 2018, 16(6): 1732–1740.
- [11] COELLO C A C, PULIDO G T, LECHUGA M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization [J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2004, 8(3): 256–279.
- [12] COELLO C A C, LECHUGA M S. MOPSO: a proposal for multiple objective particle swarm optimization [C]//The 2002 Congress on Evolutionary Computation. Honolulu, HI: IEEE, 2002: 1051–1056.
- [13] 丁知平. 一种多目标的粒子群算法的研究 [J]. 科技通报, 2018, 34(7): 169–173.
- [14] 贾嘉, 慕德俊. 基于粒子群优化的云计算低能耗资源调度算法 [J]. 西北工业大学学报, 2018, 36(2): 339–344.
- [15] AL-BETAR M A, AWADALLAH M A, KHADER A T, et al. Economic load dispatch problems with valve-point loading using natural updated harmony search [J]. Neural computing and applications, 2018, 29(10): 767–781.
- [16] MEHMOOD K, AHMAD A. Improved grey wolf optimization for economic load dispatch problem considering valve point loading effect and prohibited operating zones [J]. The nucleus, 2018, 54(4): 250–257.
- [17] 黄松, 王艳, 纪志成. 多目标粒子群算法的动态多燃料经济环境负荷分配 [J]. 控制与决策, 2018, 33(7): 1255–1263.
- [18] NENORTAITE J, SIMUTIS R. Stocks' trading system based on the particle swarm optimization algorithm [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2004, 3039: 843–850.
- [19] 段晓东, 王楠楠, 王存睿, 等. 一种基于粒子群算法的分类器设计 [J]. 计算机工程, 2005, 31(20): 107–109.
- [20] 中国经济网. 最新中国一二三线城市排名出炉! 快看看你家排第几 [EB/OL]. (2018-01-12). <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1589345771536479546&wfr=spider&for=pc>.

Urban Optimal Capital Structure Analysis Based on Random Forest and MOPSO

LI Yanyan¹, YANG Haotian², ZENG Yufan³

(1. Business School Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. School of Electrical Engineering Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 3. Department of Mathematical Sciences, University of Liverpool, UK)

Abstract: Urban capital structure was a complex problem that was influenced by multiple factors. In this paper a city optimal capital structure model was constructed based on random forest and multi-objective particle swarm algorithm to analyze the state of capital structure. Firstly, historical data were analyzed by using the fitting regression characteristics of random forests to find the relationship among historical data features. According to the existing relationship characteristics, eigenvalues that could achieve the best results by using the multi-objective particle swarm optimization algorithm were identified. Then, according to these characteristic values with the best effect, the data with the highest correlation could be searched, so as to analyze the cities and years with relatively excellent capital structure allocation. By constantly learning these optimal structure allocation, it could serve as a good reference for the development of other cities.

Key words: random forest; multi-objective particle swarm optimization algorithm; urban capital structure allocation; fitting regression; correlation

文章编号: 1671-6833(2019)04-0086-07

基于任务定价的空间众包绩效提升研究

邓少鸿¹, 李玲¹, 桂斌²

(1.长沙理工大学 经济与管理学院, 湖南 长沙 410114; 2.淮阴师范学院 计算机科学与技术学院, 江苏 淮安 223300)

摘要: 对空间众包这一新型分布式解决方案而言, 提高众包绩效是亟须解决的问题, 而任务的定价策略与众包绩效的提升具有密切相关性. 提出等效任务代表点的概念, 研究原有任务定价规律与任务密度、会员密度、会员平均信誉度、最邻近可达距离 4 个因素的关系. 在此基础上从发包方、平台以及接包方 3 个角度出发, 针对任务实现的 4 个步骤, 分别建立了多目标的任务定价模型、会员动态抢单模型、任务分配模型以及任务完成概率预测模型. 进而运用 TOPSIS 法计算不同方案的综合评价指数, 排序选取最优任务定价方案. 最后将优化后的方案与原方案进行对比, 在保证发包方总成本尽可能低的情况下, 平台任务完成率、会员个人平均收益以及单位信誉值转换的佣金均显著提高, 即众包绩效得以提升. 结果验证了该模型的可行性与有效性, 为空间众包平台的任务定价提供了借鉴与参考.

关键词: 空间众包; 任务定价; 绩效提升; 多目标规划

中图分类号: F713.36

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.019

0 引言

随着互联网技术的进步, 传统的由企业或组织内部完成的某项任务, 可以借助于网络平台, 转交给专业或者非专业的大众完成^[1], 成功实现目标者获取报酬, 这种合作创新形式, 称为“众包”^[2].

传统的外包^[3]则必须借助于专业性较强的公司或者个人利用专业装备才能完成^[4], 如测量河道、软件制作等. 但是很多任务并不需要通过专业装备或者算法实现, 而且相对来说这种任务粒度更为细小, 比如给图像打标签、语言翻译^[5]、市场调查^[6-7]、reCAPTCHA^[8]等, 这些就可以借助众包来完成. 而随着智能设备以及信息技术的发展, 基于现实的地理位置的空间众包^[9]应用场景也越来越广泛, 如某个地方拍摄照片或者从附近取某样东西送到某地等. 而随着互联网经济的深入发展, 空间众包也面临着越来越广阔的应用前景, 同时空间众包也是个年轻的行业, 随着进一步发展, 空间众包也将开始进行变革, 笔者以组织绩效

为主要关注点, 包括效率(最快)、效能(质量)、费用(任务定价). 过往研究表明^[10], 低技能劳动的任务定价与行业的高速增长对于组织绩效造成了较大影响, 笔者希望通过某劳务众包平台的实际数据研究绩效提升模型, 对低技能劳动这种空间众包模型的组织绩效提供策略性建设.

Liu 等^[11]通过使用 Taskcn 进行随机现场实验, 研究结果表明高的任务价格更能刺激接包方参与和提交高质量的结果. Singer 等^[12]通过对亚马逊的 Mechanical Turk(亚马逊 2005 年建立的众包市场, 又称土耳其机器人)市场的研究, 提出了恒定竞争激励相容的机制, 以最大限度地增加预算下的任务数量, 并将给定的任务数量最小化. Mao 等^[13]通过调研 TopCoder 最大的软件开发众包平台, 分析了 5 910 个软件开发任务, 引入 16 个成本驱动因素并使用 4 种流行的绩效指标评估 12 种预测定价模型来解决任务定价问题.

现有的相关文献大多数集中在对众包任务定价策略以及参与动机对绩效影响的定性研究, 笔者以某劳务众包平台(拍摄某地照片)空间众包

收稿日期: 2018-11-13; **修订日期:** 2019-03-23

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(61803170); 国家社会科学基金一般项目(18BJY192); 江苏省高校自然科学研究面上项目(16KJB520007)

作者简介: 邓少鸿(1979—), 男, 湖南衡阳人, 长沙理工大学经济与管理学院讲师, 主要研究方向是大数据决策, E-mail: dsh@csust.edu.cn.

的实际数据,研究绩效提升模型.笔者在分析原有定价规律的基础上,建立基于多目标规划的任务定价模型,通过 TOPSIS 等级评价法对不同定价方案进行综合选择.

1 空间众包任务及定价影响因素

众包任务通常可以按照其复杂度、难度和粒度进行相应的划分^[14],笔者所采用的实例为目前应用最广的微观任务即 Human Intelligence Task (HIT),同时对于任务搜索采用由工人主动查找相关任务的方法,研究相应定价方法.

1.1 影响因素定义

(1) 任务密度.为形象地表示某任务点 O 四周其他任务点以及会员的基本信息,定义此任务点为等效任务代表点.以等效任务代表点所在位置为圆心,半径为 r 的圆形区域为该任务点的代表范围,如图 1 所示.

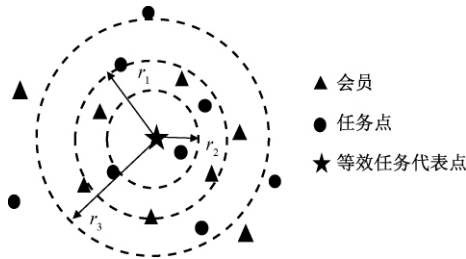


图1 等效任务代表点示意图

Fig.1 Equivalent representative point of task

设 W 为全体等效任务代表点的集合:

$$W = \{w_1, w_2, \dots, w_i, \dots, w_N\},$$

式中: w_i 为所研究的第 i 个等效任务代表点, N 为全体任务的总数,对某一研究点 w_i 而言, w_{ij} 为该任务点的响应范围中第 j 个任务.此时集合 w_i 即为该圆形区域中的所包含的其他任务的基本信息:

$$w_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iB}\},$$

式中: B 为圆形区域中所包含的其他任务的总的个数,也即任务密度.不同的代表范围会有不同的任务密度,如图 1 所示, r_1, r_2, r_3 对应了不同的代表半径和任务密度.

(2) 会员密度.定义 h_{ij} 为第 i 个等效任务代表点的圆形区域中的第 j 个会员.此时集合 h_i 即为圆形区域中所包含的会员的基本信息:

$$h_i = \{h_{i1}, h_{i2}, \dots, h_{iK}\},$$

式中: K 为该包围圈中的总的会员人数,也即为该任务的会员密度.

(3) 会员平均信誉度.设第 i 个等效任务代表

点的代表范围中第 j 个会员的信誉度为 a_{ij} ,则集合 a_i 可反映圆形区域中会员的信誉度的基本情况:

$$a_i = \{a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iK}\},$$

为刻画该区域中会员信誉度的整体情况,定义会员平均信誉度 \bar{a}_i 来反映该代表范围中的会员接单后完成任务的可信程度:

$$\bar{a}_i = \sum_{j=1}^K \frac{a_{ij}}{K}.$$

(4) 最邻近可达距离.定义任意等效任务代表点 w_i 到其最近的会员之间的距离为最邻近可达距离 as_i :

$$as_i = \min\{d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{ij}, \dots, d_{iU}\},$$

式中: d_{ij} 为第 i 个任务与第 j 个会员间的距离; U 为总的会员数,本文中 $U = 1874$.

1.2 任务定价与各因素的关系

首先,选取代表半径 $r = 10$ km,其次选取任务密度、会员密度、会员平均信誉度、最邻近可达距离 4 个因素,根据任务完成情况以及会员信息数据,从 4 个角度分别探讨任务定价与其的关系.

(1) 定价与任务密度的关系.首先计算某任务点 O 代表范围内的任务密度,其次将相同任务密度的任务点的定价取平均值,绘制任务密度 w_i 与任务平均定价 p_i 的散点图,见图 2.

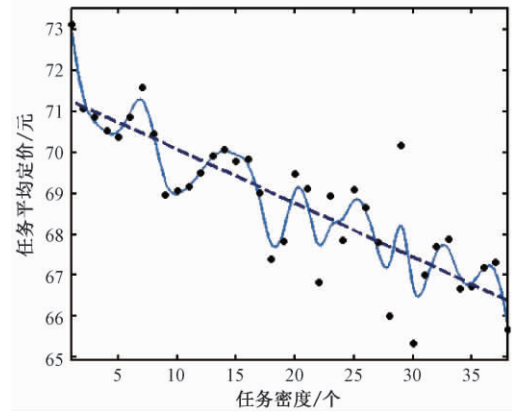


图2 任务定价与任务密度的关系

Fig.2 Relationship between task pricing and task density

从图 2 可以看出任务平均定价随着任务密度的增加整体呈现下降趋势,且在下降的过程中存在着波动.对其进行最小二乘线性拟合,先假设两者关系如下:

$$\begin{cases} p_i = A_1 \cdot w_i + B_1; \\ J(A_1, B_1) = \sum_{i=1}^N \delta_i^2 = \sum_{i=1}^N (p_i - \bar{p}_i)^2. \end{cases} \quad (1)$$

为求系数 A_1, B_1 使得 J 达到最小^[10],只需利

用极值的必要条件 $\partial J / \partial A_1 = 0$ 以及 $\partial J / \partial B_1 = 0$, 得到关于 A_1, B_1 的线性方程组:

$$\sum_{i=1}^N w_i (A_1 \cdot w_i + B_1 - p_i) = 0;$$

$$R = \begin{bmatrix} w_1 & w_2 & \cdots & w_N \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix};$$

$$Q = [A_1, B_1]^T;$$

$$P = [p_1, p_2, \cdots, p_N],$$

则方程(1)可以表示为:

$$R^T R Q = R^T P. \quad (2)$$

因为 $\{w_1, w_2, \cdots, w_N\}$ 线性无关, R 列满秩, $R^T R$ 可逆, 于是方程(2)具有唯一解:

$$Q = (R^T R)^{-1} R^T P$$

最终解得: $A_1 = 0.1318, B_1 = 71.39$, 其拟合优度为 69%, 可以认为任务定价与任务密度之间的线性关系比较明显, 得到 w_i 与 p_i 之间的线性关系为:

$$p_i = -0.1318w_i + 71.39.$$

这说明对于任一任务点 O 来说, 其周围的任务数越多, 会员可花费越少的时间和精力成本来赚取酬金, 以数量来吸引会员完成任务, 因此任务定价较低. 而处在比较偏远位置的任务, 其周围的任务量较少且距离较远, 为避免这些任务无人问津, 众包平台会通过提高任务定价来吸引客户, 因此这种线性关系是符合实际的.

(2) 定价与会员密度的关系. 同样, 首先计算某任务点 O 代表范围内的会员密度, 其次将相同会员密度的任务点的定价取平均值, 绘制会员密度 h_i 与任务平均定价 p_i 的散点图, 见图 3.

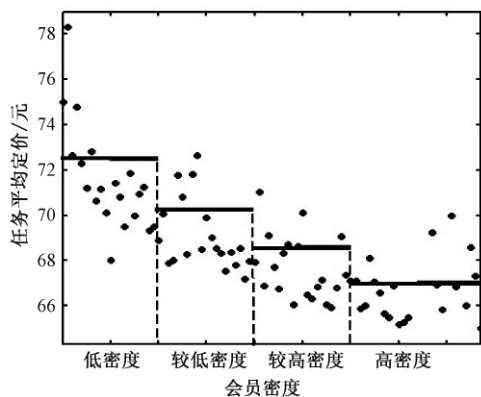


图3 任务定价与会员密度的关系

Fig.3 Relationship between task pricing and membership density

从图3中可以看出任务平均定价与会员密度

并非完全线性, 因此对其进行指数拟合:

$$p_i = A_2 \cdot \exp(-B_2 h_i).$$

最终得到: $A_2 = 71.9, B_2 = 0.001$, 即会员密度 h_i 与 p_i 之间的关系服从指数分布:

$$p_i = 71.9 \exp(-0.001 h_i).$$

这表明任务定价随着会员密度的增加, 先快速下降后趋势平缓. 当会员密度越低时, 平台就越需要以高价发布任务, 以补偿低密度地区会员完成任务的时间与精力成本. 当会员密度非常大时, 任务定价将稳定在一个较低水平.

(3) 定价与会员平均信誉度的关系. 对会员平均信誉度与任务定价的关系进行分析, 将会员平均信誉度分段求得任务平均定价, 绘制两者关系的柱状图, 如图4所示.

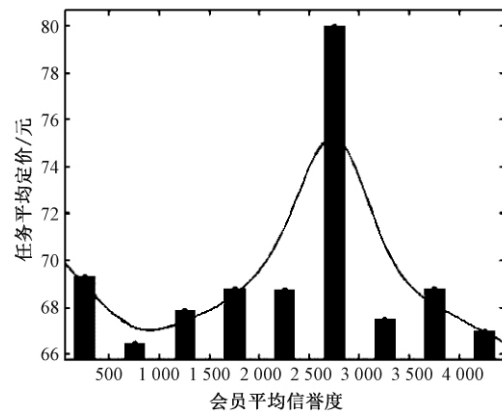


图4 任务定价与会员平均信誉度的关系

Fig.4 Relationship between task pricing and average member credit

该图表明: 在会员平均信誉度低的时候, 任务平均定价随着会员平均信誉度增加而震荡明显; 而后随着会员平均信誉度的增加, 任务平均定价会先上升, 在 2500~3000 的区间内达到峰值, 之后任务平均定价会随着会员平均信誉度的上升而下降.

(4) 定价与最邻近可达距离的关系. 对最邻近可达距离与任务定价的关系进行分析, 将最邻近可达距离分段求得任务平均定价, 绘制两者关系的柱状图, 如图5所示.

图5表明在最邻近可达距离较小时, 任务定价与最邻近可达距离并无明显关系, 而当最邻近可达距离达到 1.2 km 时, 任务定价随邻近可达距离的上升而快速攀升. 从实际意义考虑, 当一个任务的最邻近的会员较远时, 该任务完成的困难度较高, 成本也较高, 因此平台会开出相对高价来促使该任务完成.

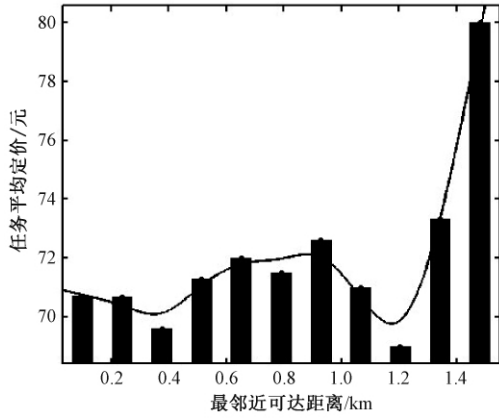


图5 任务定价与最近可达距离的关系

Fig.5 Relationship between task pricing and nearest neighbor reach distance

2 任务定价数学描述及模型建立

发包方发布相应的任务价格后,一旦任务预定开始时间开启,众包平台的接包方(即会员)开启抢单模式进行抢单。每一轮抢单完成后该平台对被预定的任务进行分配,然后各个领取到任务的会员便可以执行相应任务获取酬金,该流程如图6所示。

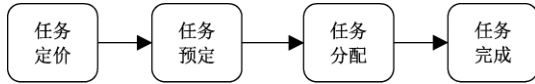


图6 任务实现流程

Fig.6 Task implementation process

2.1 多目标的任务定价模型

对于发包方来说,设 p_{ij} 为分配给会员 j 的任务 i 的定价,则发包方的总成本为 $\sum_j \sum_i p_{ij}$. 设 n 为所有会员完成的任务的总数,则单位任务的成本 p'_{ij} 为:

$$p'_{ij} = \sum_j \sum_i \frac{p_{ij}}{n}. \quad (3)$$

对于众包平台,任务的完成率越高,平台就更具竞争优势,因而取平台任务的完成率 C 作为一个评价指标:

$$C = \frac{n}{N}, \quad (4)$$

式中: N 为总的任务数。

对于接包方(会员)来说,个人平均效益 $\sum_j \sum_i p_{ij} / \sum_j$ 达到最大,而单位信誉值 $\sum_i \frac{p_{ij}}{a_j}$ 所能够转化的酬金更多,会员满意度越高。

综合上述3个角度,可以得到式(5)所示任务定价的目标函数,寻取最优定价,使得发包方单位

任务成本最小,平台发布的任务完成率最高,接包方个人平均效益最大,且信誉效益转化率最高。

$$\begin{cases} \min p'_{ij} = \sum_j \sum_i \frac{p_{ij}}{n}; \\ \max C = \frac{n}{N}; \\ \max \frac{\sum_j \sum_i p_{ij}}{\sum_j}; \\ \max \sum_i \frac{p_{ij}}{a_j}. \end{cases} \quad (5)$$

由于任务密度 w_i 、会员密度 h_i 、会员平均信誉度 \bar{a}_i 均为制约型因素,即其值越小,任务所需定价越高;而最近可达距离 as_i 为效益型因素,即其值越小,任务所需定价越低。取最近可达距离的倒数 us_i 作为任务定价的一个影响因子, $us_i = 1/as_i$, 称其为距离指数。

考虑不确定因素对任务酬金产生影响,引入随机扰动项 ε 作为任务初始定价的扰动因子。假设 ε 是服从标准正态分布的。

在原有任务定价的基础上设计新的任务定价模型:

$$p'_i = p_{\max} - (w_i + h_i + \bar{a}_i + us_i) \cdot \frac{(p_{\max} - p_{\min})}{F'} + \sigma \varepsilon_i, \quad (6)$$

其中,假定4个影响因子对任务的初始定价的影响的重要性是相同的,因此取相同的权重 $\frac{1}{F'} = \frac{1}{4}$ 。

σ 为随机扰动项的系数,其值应与任务原始定价有关,此处选择原始定价的标准差作为 σ 的数值,计算可得 $\sigma = 4.5$ 。

2.2 会员动态抢单模型

任务预定开始时间从 06:30 开始,至 08:00 结束,每隔 3 min 开启一轮新的任务预定。对于会员来说,任务预定存在空间约束问题,假设该会员在以他所在位置为中心, r' 为半径的圆域内活动,即

$$d_{ij} \leq r'. \quad (7)$$

当任务距离较远时,该会员不会预定该任务。此外,即使某任务在可达范围内,倘若该任务的酬金很低,又处在可达范围的边缘地带时,会员预定此任务的可能性会较低,需要定义路径效益因子 γ_{ij} :

$$\gamma_{ij} = \frac{p_i}{d_{ij}} \geq \gamma_0, \quad (8)$$

式中: γ_0 为路径效益临界值,只有在任务 i 对会员

j 的路径效益大于等于 γ_0 时, 该会员才会开始抢单模式, 预定此任务。

当预定任务开始时间满足时, 结合式(7)、式(8)建立动态抢单模型:

$$\begin{cases} \gamma_{ij} = \frac{p_i}{d_{ij}} \geq \gamma_0; \\ d_{ij} \leq r; \\ \sum_i v_{ji} \leq v_{j\max}; \\ \max \sum_i p_i, \end{cases} \quad (9)$$

式中: v_{ji} 表示会员 j 选择的第 i 个任务; $v_{j\max}$ 表示会员 j 的预定任务限额, 该会员可事先预定的任务数必须在该限额之内, p_i 为第 i 个任务的定价, 在 $v_{j\max}$ 满足的情况下, 会员会优先挑使自己利益最大化的任务。

2.3 任务分配模型

任务分配根据预定限额所占比例进行配发, 即每一轮任务分配时, 对被预定的任务而言, 在预定该任务的会员当中, 优先选择已抢得的单数 v_{jm} 与任务预定限额 $v_{j\max}$ 之比较小的会员, 建立任务分配模型:

$$\min v_{jm}/v_{j\max}. \quad (10)$$

定义会员的任务饱和度 $u_j = v_{jm}/v_{j\max}$, 倘若分配某任务时, 出现多个会员任务饱和度相同的情况, 优先选择信誉度 a_j 最大的会员。

2.4 任务完成概率预测模型

设某一被预定的任务的完成概率为 ϕ_{ij} , 其值与会员信誉值 a_{ij} 以及路径效益因子 γ_{ij} 有关。

对于 a_{ij} , 根据会员信誉值的基本数据对其进行分级:

表 1 会员信誉度分级表
Tab.1 Rate of member credit

指标等级	一级	二级	三级	...	六级
信誉度	[0, 1]	(1, 5]	(5, 20]	...	>500
指数	[0, 20]	(20, 40]	(40, 60]	...	100

即建立会员信誉指数 λ_{ij} 与会员信誉度 a_{ij} 之间的关系为:

$$\lambda_{ij} = \begin{cases} 20 \cdot \frac{a_{ij} - 0}{1 - 0}, & a_{ij} \leq 1 \\ 20 + 20 \cdot \frac{a_{ij} - 20}{40 - 20}, & 1 < a_{ij} \leq 5 \\ \dots & \dots \\ 100, & a_{ij} > 500 \end{cases} \quad (11)$$

由式(5)可知, 会员信誉度越高, 会员信誉指

数越大, 会员信誉效益转化率越高, 但会员是否选择完成该任务还与路径效益因子 γ_{ij} 的大小有关。

对于 γ_{ij} , 单位路程获得的酬金越多, 对会员激励作用越大, 完成此任务的积极性也越高。

根据 λ_{ij} 和 γ_{ij} 建立任务完成概率模型:

$$\phi_{ij} = \frac{\lambda_{ij} \cdot F}{100} + \frac{\gamma_{ij} - \gamma_{i\max}}{\gamma_{i\max} - \gamma_{i\min}} \cdot (1 - F), \quad (12)$$

式中: F 和 $(1 - F)$ 分别为 λ_{ij} 和 γ_{ij} 的权重; $\gamma_{i\max}$ 和 $\gamma_{i\min}$ 分别表示第 i 个代表范围内被分配任务中路径效益因子的最大值和最小值。

结合管理学中“经济人”与“自我实现人”的人性假设, 假定会员信誉和路径效益因子对会员完成任务概率的影响效果一样, 取权重 $F = 1/2$ 。当大于 50% 时, 认为分配到该任务的会员会完成此任务。

3 模型求解与分析

3.1 最优任务定价方案求解

首先由于任务各个影响因子的具体数值相差较大, 需要将它们进行规范化, 设多属性决策问题的决策矩阵 $B = (b_{ij})_{m \times n}$, 求得的规范化决策矩阵 $C = (c_{ij})_{m \times n}$ 为:

$$c_{ij} = \frac{b_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m b_{ij}^2}}, i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n.$$

其次, 选取 100 个代表点, 部分任务代表点的数据经规范化处理后如表 2 所示。

表 2 数据经规范化后的属性值

Tab.2 Normalized attribute value of data

i	w_i	h_i	\bar{a}_i	us_i
1	0.205	0.167	0.285	0.157
2	0.334	0.456	0.305	0.098
3	0.764	0.895	0.974	0.755
...

由表 2 和公式(6)、(9)、(10)、(11), 运用 TOPSIS 法解得正理想解 $E^* = [0.564, 0.627, 0.608, 0.755]$, 负理想解 $E^0 = [0.105, 0.098, 0.285, 0.043]$ 。

再者, 计算各方案到正负理想解的距离。到正理想解的欧氏距离 S_i^* :

$$S_i^* = \sqrt{\sum_{j=1}^4 (e_{ij} - e_j^*)^2}, i = 1, 2, \dots, m.$$

到负理想解的欧氏距离 S_i^0 为:

$$S_i^0 = \sqrt{\sum_{j=1}^4 (e_{ij} - e_j^0)^2}, i = 1, 2, \dots, m$$

其中, e_{ij} 为任务定价方案里各属性值, 进而计算任务定价方案的综合评价指数:

$$\varphi_i = \frac{S_i^0}{S_i^0 + S_i^*}, i = 1, 2, \dots, m.$$

最后, 对任务定价方案进行排序, φ_i 的值越大, 任务定价方案的整体效果越好, 选择其中最优的任务定价方案, 部分如表 3 所示.

表 3 最优任务定价方案

Tab.3 Optimal task pricing scheme

任务编号	A0001	A0002	A0003	A0004	...	A0835
任务定价/元	82.0	76.5	75.3	84.5	...	80.7

3.2 优化前后各目标值对比分析

将优化前后各目标值进行对比, 如表 4 所示. 在原有定价方案下, 任务的完成率约为 62.5%, 新设计的定价方案中单位任务定价相较于原方案提升了 8.7%, 而任务完成率大幅提升至 84.3%, 平台获取了竞争优势, 众包绩效显著提升.

表 4 优化前后目标值对比

Tab.4 Target value comparison before and after optimization

	任务完成率/%	单位任务成本	任务总成本	个人平均收益	单位信誉值转换酬金
原有定价方案	62.5	75.0	62 625	1 227.3	0.17
优化后的定价方案	84.3	83.7	71 559	1 642.2	0.21

4 结论

笔者针对空间众包绩效问题, 基于某自助式劳务众包平台的会员与任务的实际数据, 从任务定价这一研究方向出发, 首先研究了任务密度、会员密度、会员平均信誉度、最邻近可达距离 4 个影响因子与平台任务定价的关系, 在此基础上建立了基于多目标规划的任务定价模型, 并结合实际数据, 运用 TOPSIS 法对新的任务定价方案进行评价排序, 得到最优定价方案, 根据结果证明该任务定价方案能显著提升众包绩效, 对提升众包绩效的研究具有一定借鉴意义.

参考文献:

[1] BRABHAM D C. Crowdsourcing as a model for problem solving: an introduction and cases [J]. Convergence, 2008, 14(1): 75-90.

[2] HOWE J. The rise of crowdsourcing [J]. Wired magazine, 2006, 14(6): 1-5.

[3] 张利斌, 钟复平, 涂慧. 众包问题研究综述 [J]. 科技进步与对策, 2012, 29(6): 154-160.

[4] ZHAO Y X, ZHU Q H. Evaluation on crowdsourcing research: current status and future direction [J]. Information systems frontiers, 2014, 16(3): 417-434.

[5] ZAIDAN O F, CALLISON-BURCH C. Crowdsourcing translation: professional quality from non-professionals [C] // Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Portland, Oregon: Association for Computational Linguistics, 2011: 1220-1229.

[6] BEHREND T S, SHAREK D J, MEADE A W, et al. The viability of crowdsourcing for survey research [J]. Behavior research methods, 2011, 43(3): 800-813.

[7] GADIRAJU U, KAWASE R, DIETZE S, et al. Understanding malicious behavior in crowdsourcing platforms: the case of online surveys [C] // Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems. Seoul: ACM, 2015: 1631-1640.

[8] VON AHN L, MAURER B, MCMILLEN C, et al. recaptcha: Human-based character recognition via web security measures [J]. Science, 2008, 321: 1465-1468.

[9] ALT F, SHIRAZI A S, SCHMIDT A, et al. Location-based crowdsourcing: extending crowdsourcing to the real world [C] // Proceedings of the 6th Nordic Conference on Human-Computer Interaction: Extending Boundaries. 2010: 13-22.

[10] 刘善仕, 周巧笑, 晁昱. 高绩效工作系统与组织绩效: 中国连锁行业的实证研究 [J]. 中国管理科学, 2005, 13(1): 141-148.

[11] LIU T X, YANG J, ADAMIC L A, et al. Crowdsourcing with all-pay auctions: a field experiment on taskcn [J]. Management science, 2014, 60(8): 2020-2037.

[12] SINGER Y, MITTAL M. Pricing mechanisms for crowdsourcing markets [C] // Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web. Rio de Janeiro, Brazil: ACM, 2013: 1157-1166.

[13] MAO K, YANG Y, LI M S, et al. Pricing crowdsourcing-based software development tasks [C] // 35th International Conference on Software Engineering. San Francisco: IEEE, 2013: 1205-1208.

[14] 冯剑红, 李国良, 冯建华. 众包技术研究综述 [J]. 计算机学报, 2015, 38(9): 1713-1726.

文章编号: 1671-6833(2019)04-0092-05

缠绕螺纹管螺旋折流板换热器流动与传热数值分析

王永庆, 王芳芳, 古新, 王丹, 熊晓朝

(郑州大学 河南省过程传热与节能重点实验室, 河南 郑州 450001)

摘要: 缠绕螺纹管螺旋折流板换热器中换热管是将外螺纹管与光管螺旋折流板相结合的新型结构. 采用 CFD 分析软件 FLUENT 借助数值模拟方法, 对缠绕螺纹管螺旋折流板换热器壳程传热机理进行分析, 并与光管螺旋折流板换热器壳程特性进行对比. 结果表明, 折流板螺旋角为 10° 、 15° 、 20° , 壳程 Re 在 2 000~6 000 条件下, 缠绕螺纹管螺旋折流板换热器较光管螺旋折流板换热器综合性能提升 4.5%~14.5%, 传热系数提升 4.27%~23.39%, 温度场和压力场协同均较优.

关键词: 换热器; 螺旋折流板; 数值模拟; 场协同; 温度场

中图分类号: TK172

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.03.011

0 引言

螺旋折流板换热器相对于传统折流板换热器具有流阻较小、传热死区较少和不易结垢等优势, 受到广泛的关注^[1-2]. 但对螺旋折流板换热器的研究大多集中在螺旋角的优化^[3]和改变螺旋折流板的形状及搭接方式上^[4], 并未对换热管的结构做过多研究. 换热管由光管替换为结构相对紧凑的强化管可增强换热性能^[5]. 雷雪等^[6]采用数值模拟的方法验证了内螺纹波节管努塞尔数 Nu 较普通波节管增大了约 10%. Balçilar 等^[7]也采用数值模拟的方法对波节管传热特性进行了研究, 证明了波节管传热的优越性. 田莉勤等^[8]通过试验的方法研究对比了外螺纹管和光管的传热, 表明外螺纹管传热系数是光管的 1.05~1.09 倍. 卢冬梅^[9]采用试验的方法得出内波纹多换热管可以有效强化管内外的传热并节能. 秦富友等^[10]采用实验的方法得出相同尺寸下外螺纹管换热器总传热系数比光管换热器提高 10%~17%.

笔者采用数值模拟的方法对新型缠绕螺纹管螺旋折流板换热器^[11]进行研究: 在其他换热条件相同时, 将传统光管螺旋折流板换热器中光管换为缠绕螺纹管, 使用 CFD 软件 FLUENT 对缠绕螺纹管螺旋折流板换热器和光管螺旋折流板换热器

壳程流场、温度场、传热系数、压降和综合性能进行研究, 并对两种换热器进行场协同分析.

1 缠绕螺纹管螺旋折流板换热器结构模型

传统的螺旋折流板换热器壳程支撑结构为螺旋折流板支撑, 换热管为光管. 而缠绕螺纹管螺旋折流板换热器除支撑结构为螺旋折流板外, 每根换热管上仍以螺旋形式缠绕矩形带, 此举可以增加流体螺旋冲刷管束的程度, 提高流体流动的扰动程度, 减少换热器内部污垢沉积. 缠绕螺纹管螺距为 129 mm, 矩形缠绕螺纹带宽度厚度均为 2 mm, 换热管上缠绕带螺旋曲线切线与换热管横截面间的夹角为 59° , 结构如图 1 所示.

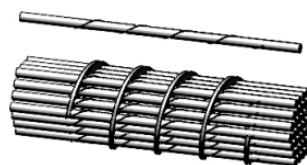


图1 缠绕螺纹管螺旋折流板换热器结构示意图
Fig.1 Structure diagram of winding threaded pipe helical baffle heat exchanger

2 计算模型与数值方法

2.1 计算模型

分别建立螺旋折流板螺旋角为 10° 、 15° 、 20°

收稿日期: 2018-08-12; 修订日期: 2018-12-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(21776263); 河南省高等学校重点科研项目(17A530006, 18A470005)

作者简介: 王永庆(1979—), 男, 河南林州人, 郑州大学讲师, 博士, 主要从事过程装备传热强化研究, E-mail: wangyq@zzu.edu.cn.

通信作者: 王芳芳(1991—), 女, 河南郑州人, 郑州大学博士研究生, 主要从事过程装备及系统节能关键技术研究, E-mail: ffwang0720@163.com.

时的光管螺旋折流板和缠绕螺纹管螺旋折流板换热器模型. 换热器具体结构尺寸为: 筒体内径 233 mm, 换热管长度 685 mm, 换热管直径 25 mm, 管孔距离 32 mm, 换热管数量 37 根, 螺旋折流板厚度为 4 mm, 计算模型螺旋角分别为 10° 、 15° 、 20° , 相对应螺距为 129、196、266 mm. 换热管为三角形布管. 整体计算区域模型如图 2 所示.

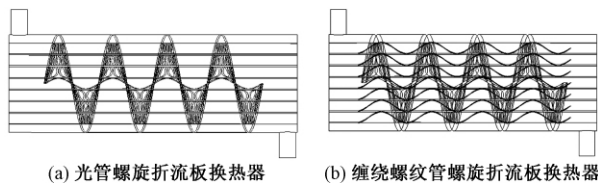


图2 计算区域模型

Fig.2 Schematic diagram of calculation

2.2 网格划分及独立性考核

螺旋折流板换热器内部螺旋缠绕结构较为复杂, 所以使用正四面体与金字塔形的非结构化网格进行网格划分, 并进行网格独立性验证, 最终模型网格数量在 $350 \times 10^4 \sim 380 \times 10^4$, 此时换热器壳程换热系数和压降偏差均小于 2%.

2.3 边界条件及参数选择

壳程介质为常物性的液态水, 边界条件设置为质量流量进口, 压力出口. 进口温度为 20°C , 管壁温度设置为 75°C 恒壁温, 湍流计算采用 RNG $k-\epsilon$ 模型方程; 压力和速度采用 SIMPLE 算法.

2.4 模拟方法验证

采用本文中的研究方法对文献 [12] 中螺旋角为 8° 的光管螺旋折流板换热器进行数值计算. 数值计算结果同实验结果数据对比如图 3 所示, 壳程传热系数最大偏差为 20.5%, 压降最大偏差为 24.69%, 偏差在合理范围内, 证明了本文数值计算方法的可行性.

存在偏差的主要原因如下: 一是实验中不可避免的测量偏差; 二是在模拟计算时对模型进行了适当的简化.

3 计算结果分析

3.1 壳程流场和温度场分析

图 4 为换热器螺旋角为 10° 时的光管螺旋折流板换热器和缠绕螺纹管螺旋折流板换热器壳程整体流线图, 由图 4(a)、(b) 可知, 光管螺旋折流板换热器壳程流体基本处于螺旋状流动, 螺旋状流线分布较为均匀与连续. 由图 4(c)、(d) 可以看出, 缠绕螺纹管螺旋折流板换热器壳程流体除呈现螺旋流动状态外, 还有部分流体呈现涡流、局部还掺杂斜

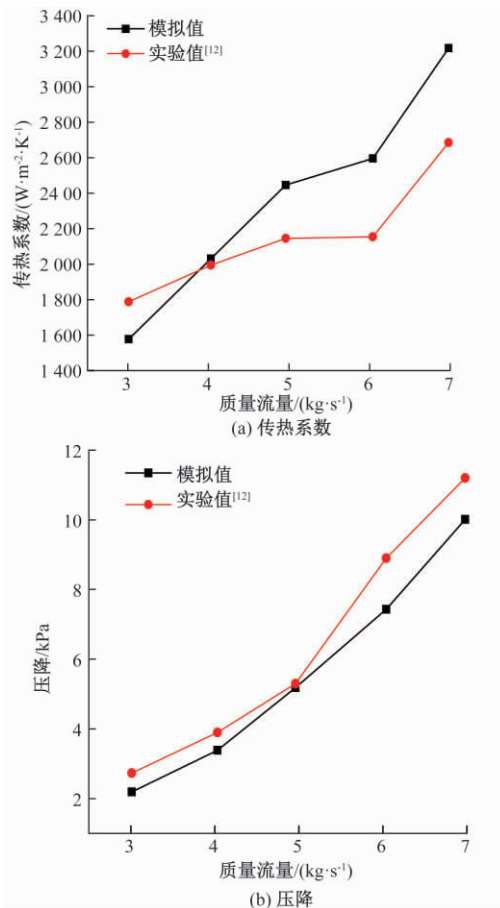


图3 数值计算结果与实验结果数据对比

Fig.3 Comparison between simulation values and experimental values

向流动及部分流体呈现小波浪状流动. 这是因为换热管矩形缠绕带的凸起扰乱了过渡区稳定的层流状态, 形成了纵向的涡流, 引起边界层中流体介质的扰动, 变成紊乱的湍流状态, 使热阻变小, 提高了传热速率, 起到了强化传热的作用.

图 5 为壳程 Re 为 4 000, 折流板螺旋角为 10° 时的光管螺旋折流板换热器和缠绕螺纹管螺旋折流板换热器壳程截面温度分布云图. 从图 5 可以看出, 在折流板前后端面, 光管螺旋折流板换热器壳程温度分布存在不连续性, 有较为明显的温度差. 缠绕螺纹管螺旋折流板换热器温度分布相较于光管螺旋折流板换热器更加均匀.

3.2 壳程压降分析

两种换热器壳程压降随 Re 的变化关系如图 6 所示. 由图 6 可知, 两种结构换热器的壳程压降均随 Re 的增大而增大. 在相同 Re 、螺旋角相同时, 缠绕螺纹管螺旋折流板换热器的压降大于光管螺旋折流板换热器, 因为缠绕螺纹管螺旋折流板换热器相较于光管螺旋折流板换热器, 每根换热管上均缠绕了矩形缠绕带, 形态阻力较大. 在相同 Re

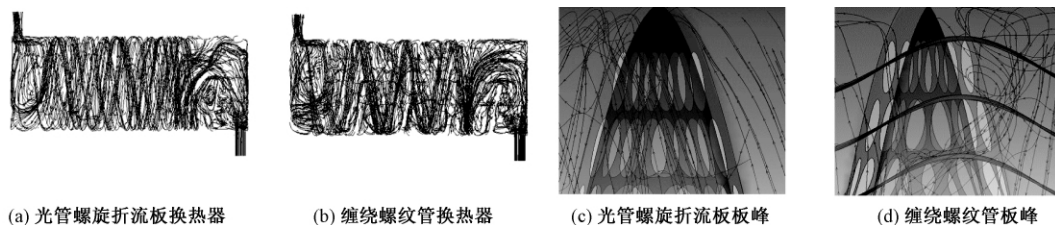
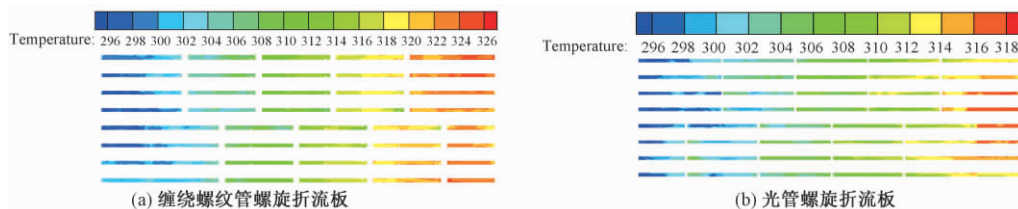
图 4 壳程流体流动流线图($\beta = 10^\circ$)Fig.4 Streamlines distribution of shell side($\beta = 10^\circ$)

图 5 壳程温度分布图

Fig.5 Temperature distribution of section in Shell-side

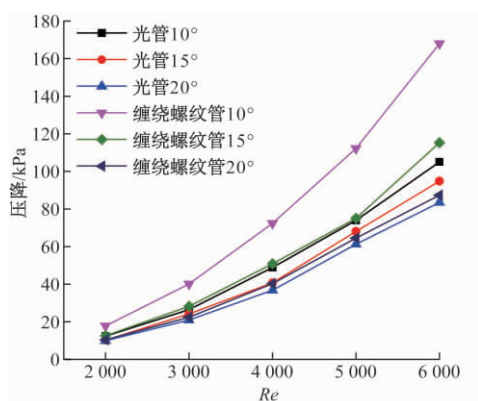
图 6 壳程压降随壳程 Re 的变化

Fig.6 Curves of pressure drop and Reynolds number in Shell-side

下,两种换热器的压降均随螺旋角的增加而降低,这是因为随着螺旋角增大,螺距增大,形态阻力降低。

3.3 壳程传热系数分析

图 7 为光管螺旋折流板换热器和缠绕螺旋管螺旋折流板换热器壳程传热系数随 Re 的变化曲线。由图 7 可以看出,两种不同结构换热器的传热系数均随 Re 的增大而增大,与光管螺旋折流板换热器相比,缠绕螺旋管螺旋折流板换热器壳程传热系数升高。

在相同 Re 下,两种换热器的传热系数均随折流板螺旋角的增大而降低,这是因为:在相同的流量下,随着螺旋角的增大,壳程流体流速降低,不利于换热;螺旋角较小时,流体螺旋状翻滚能力增强,湍流强度增大,可有效增强换热性能。

3.4 换热器综合性能分析

用 Nu/\sqrt{f} 作为考查换热器综合性能的参数。图

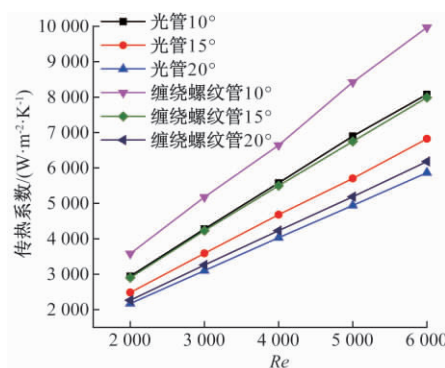
图 7 壳程传热系数随壳程 Re 的变化

Fig.7 Curves of heat transfer coefficient and Reynolds number in Shell-side

8 为换热器综合性能随 Re 的变化曲线。由图 8 可知,在螺旋角相同时,两种换热器壳程综合性能均随 Re 的增加而增加; Re 相同时,两种换热器壳程综合性能均随螺旋角的增加而降低。与光管螺旋

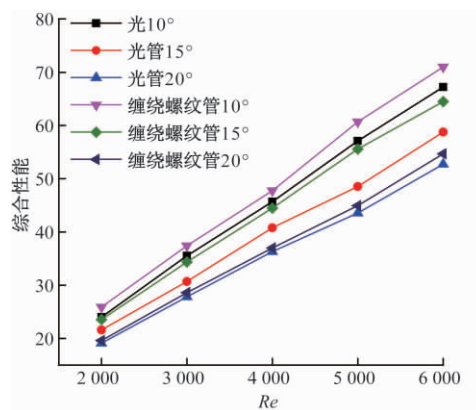
图 8 综合性能随壳程 Re 的变化

Fig.8 Curves of comprehensive performance and Reynolds number in Shell-side

折流板换热器相比,缠绕螺纹管螺旋折流板换热器壳程综合性能提高 4.5%~14.5%。

具体原因分析如下:缠绕螺纹管螺旋折流板换热器每根换热管上均缠绕了矩形缠绕带,增加流体螺旋冲刷管束的程度,减少换热器内部污垢沉积,充分利用换热面积,从而有效地改善换热器性能。

3.5 场协同分析

1988 年过增元等提出了“场协同”原理^[13],即对流换热取决于流体的温度场和速度场的协同程度,证明了温度场和速度场的夹角越小,换热效果越优.计算公式为:

$$\theta = \cos^{-1} \frac{|u \cdot \nabla \bar{T}|}{|u| \cdot |\nabla \bar{T}|}, \quad (1)$$

式中: u 为流体质点速度; $\nabla \bar{T}$ 为温度梯度; θ 为速度与温度梯度的协同角.在壳程 Re 为 2 000~6 000 范围内,折流板螺旋角 10°、15°、20° 条件下,计算两种换热器进出口面的平均协同角,如图 9 所示.从图 9 可以看出,折流板螺旋角相同时,缠绕螺纹管螺旋折流板换热器协同角均小于光管螺旋折流板换热器的协同角,均随着 Re 的增大而有所减小. Re 相同时,两种换热器的协同角均随着螺旋折流板螺旋角的增大而降低.从场协同理论可知^[14],缠绕螺纹管螺旋折流板换热器速度与温度的协同性较好,其传热特性也较优.所以缠绕螺纹管螺旋折流板能够有效强化换热器壳程传热。

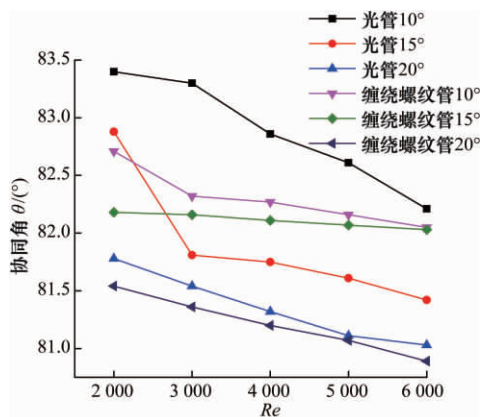


图9 进出口平均协同角随壳程 Re 的变化

Fig.9 Import and export average field synergy angle and Reynolds number in Shell-side

4 结论

通过对缠绕螺纹管螺旋折流板换热器和光管螺旋折流板换热器进行数值研究,并对结果进行对比分析可知:

(1) 缠绕螺纹管螺旋折流板换热器的换热管

螺旋状凸起扰乱了过渡区稳定的层流状态,出现径向涡流,增强了湍流程度,热阻变小,提高了传热速率,起到了强化传热的作用。

(2) 螺旋角在 10°~20°、壳程 Re 在 2 000~6 000 条件下,缠绕螺纹管螺旋折流板换热器传热系数较光管螺旋折流板换热器提升 4.27%~23.39%,综合性能提升 4.5%~14.5%。

(3) 与光管螺旋折流板换热器相比,缠绕螺纹管螺旋折流板换热器壳程温度场分布较均匀.光管螺旋折流板换热器壳程流线整体呈现规律稳定的螺旋状,缠绕螺纹管螺旋折流板换热器流线较为复杂,局部区域掺杂斜向流动及部分流体呈现小波浪状流动。

(4) 缠绕螺纹管螺旋折流板换热器相比于传统光管螺旋折流板换热器能够较好地优化壳程流体速度和温度的协同性,进而强化传热。

参考文献:

- [1] 常佳,张晓兰,金东鸽,等.螺旋折流板换热器数值模拟研究与对比分析[J].压力容器,2017,34(10): 43-48.
- [2] CHEN Y P, SHENG Y J, DONG C, et al. Numerical simulation on flow field in circumferential overlap tri-section helical baffle heat exchanger [J]. Applied thermal engineering, 2013, 50(1): 1035-1043.
- [3] 刘敏珊,许伟峰,王永庆,等.变角度光管螺旋折流板换热器优化结构的数值研究[J].郑州大学学报(工学版),2015,36(5): 39-43.
- [4] 曹兴,杜文静,汲水,等.搭接量对螺旋折流板换热器壳程性能的影响[J].2012,32,(8): 78-84.
- [5] 王永庆,朱冰,赵颀,等.一种强化换热流道的传热特性及流体扩散性分析[J].郑州大学学报(工学版),2017,38(1): 41-45.
- [6] 雷雪,刘闯,曹凯.新型内螺纹波节管强化传热数值模拟[J].化工科技,2015,23(6): 62-66.
- [7] BALCILAR M, AROONRAT K, DALKILIC A S, et al. A numerical correlation development study for the determination of Nusselt numbers during boiling and condensation of R134a inside smooth and corrugated tubes [J]. International communications in heat and mass transfer, 2013, 48: 141-148.
- [8] 田莉勤,张忠孝,胡广涛,等.外螺纹管在低温烟气中传热特性试验研究[J].洁净煤技术,2015,21(1): 95-98.
- [9] 卢冬梅.内波纹外螺纹管换热管束在工业中的应用[J].化工设备与管道,2003,6(40): 17-21.
- [10] 秦富友,王三保,王培萍,等.光管和外螺纹管换热器的换热性能比较[J].化学工程与装备,2008,

- (1): 28-30.
- [11] 吴风雷. 缠绕螺纹管螺旋折流板换热器 [P]. 江苏: CN206208074U, 2017-05-31.
- [12] 汲水. 螺旋折流板管壳式换热器壳程流动与传热机理分析与性能研究 [D]. 济南: 山东大学热科学与 Engineering Research Center, 2011.
- [13] 过增元. 换热器中的场协同原则及其应用 [J]. 机械学报, 2003, 39(12): 1-9.
- [14] GUO J F, CHENG L, XU M T. En-transy dissipation number and its application to heat exchanger performance evaluation [J]. Chinese science bulletin, 2009 (15): 2708-2713.

Numerical Analysis of Flow and Heat Transfer Characteristics of Helical Baffle Heat Exchanger with Winding Threaded Tubes

WANG Yongqing, WANG Fangfang, GU Xin, WANG Dan, XIONG Xiaochao

(Key Laboratory of Process Heat Transfer Energy Saving of Henan Province, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: The heat exchanger heat exchange tube of winding spiral tube baffle plate was a new type of structure combining the externally threaded tube with the light pipe spiral baffle. Using the CFD code FLUENT, the shell side heat transfer mechanism under winding thread action was analysed and compared with that of light pipe spiral baffle heat exchanger. When the helical angle were 10° , 15° and 20° , and shell side Reynolds number ranged from 2 000 to 6 000. It was shown that the comprehensive performance of shell side in winding thread spiral baffle heat exchanger increases by 4.5% ~ 14.5% than that of light pipe helical baffle heat exchanger. The heat transfer coefficient increased by 4.27% ~ 23.39%, and the temperature field and the pressure field were all better.

Key words: heat exchangers; helical baffles; numerical simulation; field synergy; temperature field

(上接第 91 页)

Research on Performance Improvement of Crowdsourcing Based on Task Pricing

DENG Shaohong¹, LI Ling¹, GUI Bin²

(1. School of Economics and Management, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China; 2. School of Computer Science and Technology, Huaiyin Normal University, Huai'an 223300, China)

Abstract: Firstly, based on the theory of space crowdsourcing, the concept of equivalent task representative points was proposed. The relationship among the original task pricing law and task density, membership density, member average credibility and nearest neighbor reach distance were studied. Then, from the perspectives of the contractor, the platform and the contractor, a task pricing model based on multi-objective programming, a member dynamic grab order model, a task allocation model, and a task completion probability prediction model were established respectively. Furthermore, the TOPSIS method was used to calculate the comprehensive evaluation index of different pricing schemes, and then to choose the optimal task pricing scheme by the ranking result of the comprehensive evaluation index. Finally, the optimized scheme was compared with the original scheme. In the condition that the total cost of the contractor was as low as possible, the platform task completion rate, the average individual member income and the unit reputation value conversion rewards were significantly improved, that is, the crowdsourcing performance were improved. The result verified the feasibility and effectiveness of the model and provided reference for the task pricing of the crowdsourcing platform.

Key words: crowdsourcing; task pricing; performance improvement; model; multi-object programming

本刊被下列数据库及文摘收录:

- 美国《化学文摘》(CA)
- 俄罗斯《文摘杂志》(AJ)
- 英国《科学文摘》(SA)
- 美国《数学评论》(MR)
- 美国《剑桥科学文摘》(CSA)
- 波兰《哥白尼索引》(IC)
- 《中国学术期刊(光盘版)》
- 《中国科技论文统计源》
- 《中文科技期刊数据库》
- 《中国期刊网》
- 《中国学术期刊综合评价数据库》

- 《万方数据系统》
- 《中国机械工程文摘》
- 《中国数学文摘》
- 《中国化学化工文摘》
- 《中国无机分析化学文摘》
- 《中国力学文摘》
- 《中国物理文摘》
- 《工程机械文摘》
- 《中国学术期刊文摘》
- 《电子科技文摘》

郑州大学学报(工学版)
Zhengzhou Daxue Xuebao (Gongxueban)
双月刊 (1980年创刊)
第40卷 第4期 总第166期 2019年7月10日

Journal of Zhengzhou University
(Engineering Science)
Bimonthly (Started in 1980)
Vol.40 No.4 Sum No.166 Jul. 10, 2019

主管单位 河南省教育厅
主办单位 郑州大学
出版单位 《郑州大学学报》编辑部
电子信箱 gxb@zzu.edu.cn
地 址 河南省郑州市科学大道100号(450001)
电 话 (0371)67781276 67781277
主 编 李燕燕
副 主 编 梁 静
印刷单位 山西同方知网印刷有限公司
发行范围 国内外公开发刊
征 订 处 全国各地邮政局
发行单位 河南省邮政发行局

Administrated by The Education Department
of Henan Province
Sponsored by Zhengzhou University
Edited & Published by Editorial Board of Journal of
Zhengzhou University
E-mail gxb@zzu.edu.cn
Address No.100 Science Avenue, Zhengzhou 450001, China
Telephone (0371)67781276 67781277
Chief Editor LI Yanyan
Executive Chief Editor LIANG Jing
Printed by Shanxi Tongfang Knowledge Network Printing Co., Ltd
Distributed by Publishing Trading Corporation,
P.O.B.782, Beijing 100011, China

中国标准刊号: ISSN 1671-6833
CN 41-1339/T

定价: 20.00元

邮发代号: 36-232