

直觉模糊小生境的自适应遗传算法求解旅行商问题

梅海涛 王毅 华继学

(空军工程大学防空反导学院 西安 710051)

摘要 提出一种基于直觉模糊距离测度的小生境技术,结合模糊控制的自适应遗传算法求解旅行商问题。运用个体在遗传算法迭代寻优中的适应度值,通过直觉模糊集的距离测度确定个体之间的相似性,使用共享函数和惩罚函数对适应度低的个体进行惩罚和淘汰,维护了种群个体的多样性;建立模糊推理系统,以自适应调节遗传算法迭代中的交叉率和变异率,使遗传算法能在局部寻优和全局寻优之间达到平衡,弥补遗传算法易早熟收敛和后期寻优能力差的缺陷;通过求解 TSPLIB 中的多组实例并进行对比,结果表明所提算法的收敛速度、优化精度、效率均具有明显优势。

关键词 直觉模糊集,小生境,遗传算法,自适应,偏差率

中图分类号 TP181 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.12.008

Self-adaptive Genetic Algorithm Based on Intuitionistic Fuzzy Niche for Solving Traveling Salesman Problem

MEI Hai-tao WANG Yi HUA Ji-xue

(Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract An improved niche algorithm based on distance measure of intuitionistic fuzzy and self-adaptive fuzzy genetic algorithm was proposed. Utilizing the distance measure of intuitionistic fuzzy set and the individual fitness in genetic algorithm optimizing procedure which is used to measure the similarity of individual, the one with low fitness is eliminated by the share function and penalty function, which can enhance the diversity of population. Furthermore, a fuzzy control system is established to adjust the crossover and mutation rate adaptively, and the algorithm can get balance between local search and global search capability, which can avoid the premature convergence and poor searching efficiency in the later period. Simulation results of series TSPLB instances show that the proposed method has many advantages on the convergence speed, optimal precision and efficiency.

Keywords Intuitionistic fuzzy set, Niche, Genetic algorithm, Self-adaptive, Deviation rate

遗传算法^[1] (Genetic Algorithm, GA) 是模拟生物进化过程与机理的智能优化算法, 其以适用性高、鲁棒性强、易与其他算法结合等特点在多目标优化、机器学习以及资源配置等领域应用广泛^[2-4]; 但 GA 也存在易早熟收敛、后期收敛速度慢等缺陷。鉴于此, 很多学者对 GA 进行了改进, 文献[5]将 GA 与人工免疫算法结合, 加快了遗传算法寻优速度; 文献[6]提出一种自适应改变 GA 的交叉率和变异率的方法, 较好地弥补了遗传算法易早熟收敛的缺陷; 文献[7]在 GA 中融入小生境技术来优化风电场布局, 取得了较优的结果。

直觉模糊集 (Intuitionistic Fuzzy Sets, IFS) 是 Atanassov 于 1986 年在模糊集理论的基础上提出的, 它增加了非隶属度和犹豫度这两方面信息, IFS 无论在表达能力还是推理精度上都优于模糊集^[8]。近年来, 很多学者基于直觉模糊集的距离和相似性测度进行了研究, 文献[9]提出了一种基于直觉模糊距离的黑启动决策; 文献[10]将直觉模糊距离用于图像配准, 在度量精度方面取得了较好效果。

小生境由 Goldberg 等于 1987 年提出, 并迅速与遗传算法结合, 通过共享函数及惩罚策略调整种群个体的适应度大小, 增大淘汰低适应度个体的概率, 增强了种群个体的多样性。本文在以上研究成果的基础上, 提出了直觉模糊小生境

的自适应遗传算法 (Intuitionistic Fuzzy Niche Self-adaptive Genetic Algorithm, IFNAGA), 基于直觉模糊距离测度的小生境, 使选择和惩罚策略更加明晰精确; 根据种群进化中适应度大小随代数的变化, 建立模糊控制系统, 自适应调节 GA 的交叉率和变异率。通过对旅行商问题 (TSP) 的求解, 以检验本文所提算法的正确性和有效性。

1 旅行商问题描述

旅行商问题 (Travelling Salesman Problem, TSP) 是指在 N 个城市结点的完全图中, 找出一条遍历所有城市结点且只遍历一次的最短路径。TSP 问题是著名的 NP 难问题, 生活中的物流中心选址、车辆调度等都属于 TSP 最短路径问题。

设有 N 个城市 $c = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}$, 以及任意两个城市之间的距离 $d = (c_i, c_j)$, 则 TSP 的数学模型为:

$$\min f = \sum_{i=1}^{N-1} d(c_i, c_{i+1}) + d(c_N, c_1) \quad (1)$$

2 小生境遗传算法

2.1 基于直觉模糊小生境的遗传算法

小生境遗传^[11]将种群中的个体按规则划分成类, 在类中选择较优个体形成种群, 在种群内部及与其他种群之间进行

到稿日期: 2015-09-03 返修日期: 2016-01-11 本文受国家自然科学基金(61402517), 中国博士后基金(2013M542331), 陕西省自然科学基金(2013JQ8035)资助。

梅海涛(1993—), 男, 硕士, 主要研究方向为智能信息处理与智能决策, E-mail: meiht14@163.com; 王毅(1979—), 男, 博士后, 硕士生导师, 主要研究方向为智能信息处理与智能决策等; 华继学(1966—), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为分布式软件与网络信息系统等。

交叉、变异等操作,产生下一代种群;采用“惩罚、共享”等策略进行选择操作,对中低适应度个体进行惩罚,使种群中较优个体不被破坏,增强算法全局寻优能力。

小生境遗传算法首先要确定规则对种群个体进行划分,以生成小生境的进化环境。Goldberg 等人提出了基于共享函数的小生境遗传算法^[12]。共享函数是指衡量群体中两个个体之间相似程度的函数,个体之间的密切程度主要表现在基因型或表现型的相似性上,共享函数值越大,则个体间的相似程度越高,记共享函数为 $Sh(d(i,j))$,可表示如下:

$$Sh(d(i,j)) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{d(i,j)}{\sigma_{share}}\right)^\alpha, & d(i,j) \leq \sigma_{share} \\ 0, & d(i,j) > \sigma_{share} \end{cases} \quad (2)$$

其中, σ_{share} 为峰半径;当 α 可以控制共享函数的形状, $\alpha > 1$ 时 $Sh(d(i,j))$ 为凹函数,当 $\alpha < 1$ 时 $Sh(d(i,j))$ 为凸函数,通常取 $\alpha = 1$,表示 $Sh(d(i,j))$ 为线性共享函数; $d(i,j)$ 为个体 i 与个体 j 之间的直觉模糊距离,用来衡量两个个体之间的相似程度,如式(3)所示:

$$d(i,j) = \frac{1}{2M} \sum_{k=1}^M (|\mu_{X_i}(x_k) - \mu_{X_j}(x_k)| + |\nu_{X_i}(x_k) - \nu_{X_j}(x_k)| + |\pi_{X_i}(x_k) - \pi_{X_j}(x_k)|) \quad (3)$$

其中, $i=1,2,\dots,M-1; j=i+1, i+2, \dots, M$, X_i 和 X_j 分别为第 i 个和第 j 个个体; M 为种群规模; $\mu_{X_i}(x_k)$, $\nu_{X_i}(x_k)$, $\pi_{X_i}(x_k)$ 分别为个体 x_k 的适应度在种群中的隶属度、非隶属度和犹豫度。本文的思想是个体 x_k 与 x_i 之间距离越近, x_k 的隶属度越大,非隶属度越小,隶属度 $\mu_{X_i}(x_k)$ 和非隶属度 $\gamma_{X_i}(x_k)$ 为:

$$\mu_{X_i}(x_k) = \frac{f(x_k)}{f(x_k) + f_{\max}(x_i)} \quad (4)$$

$$\gamma_{X_i}(x_k) = \frac{|f(x_k) - f_{\max}(x_i)|}{f(x_k)} \quad (5)$$

其中, $f(x_k)$ 为个体 x_k 的适应度, $f_{\max}(x_i)$ 为本代个体中的最大适应度,个体 x_k 的直觉模糊集合为:

$$A_{X_i} = \{\langle x_k, \mu_{X_i}(x_k), \gamma_{X_i}(x_k) \rangle\} \quad (6)$$

$$A_{X_j} = \{\langle x_k, \mu_{X_j}(x_k), \gamma_{X_j}(x_k) \rangle\} \quad (7)$$

个体 i 与其他个体之间的共享函数之和称为共享度。它是个体在群体中相似程度的一种度量,表示为:

$$S_i = \sum_{j=1, j \neq i}^M S(d(i,j)), i=1,2,\dots,M \quad (8)$$

计算出每个个体的共享度之后,共享后的个体适应度值 $f_i'(X)$ 按式(9)进行更新:

$$f_i'(X) = \frac{f_i(X)}{S_i}, i=1,2,\dots,M \quad (9)$$

其中, $f_i(X)$ 为个体 i 在遗传算法进化中的适应度。GA 中个体被选择的概率与其适应度大小成正比,通过共享函数调整适应度使较低适应度的个体被淘汰的概率增大,适应度较高的个体得以保留下来,增强了种群个体的多样性,完成了小生境种群的生成。

2.2 直觉模糊小生境遗传算法的实现步骤

本文中直觉模糊小生境遗传算法的求解步骤为。

Step1 设置遗传算法种群规模 M 、最大进化次数 $T_{\max}$, 初始交叉率和变异率;

Step2 随机生成初始种群 NP , 计算种群中每个个体的适应度大小,并按降序排序,排序后的种群为 $(f_1, f_2, \dots, f_M)$, 将前 N 个个体存储到计数器中,其中 N 是给定的一个数值,且 $N < M$;

Step3 按基本遗传算法对 NP 进行选择操作,选择概率

为: $p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^M f_i}$, 得第一代种群 NP_1 ;

Step4 对 NP_1 进行交叉和变异,得种群 NP_2 ;

Step5 将得到的 NP_2 的 M 个个体与计数器中保存的 N 个个体进行合并,按式(3)计算 $N+M$ 中每两个个体间的直觉模糊距离;

Step6 当 $d_{ij} < \sigma_{share}$ (σ_{share} 为预先设定的峰半径)时,按式(4)比较个体 X_i 和个体 X_j 的适应度大小,对适应度较小的个体施加一个惩罚函数,对适应度进行调整;

Step7 将 Step6 中得到的新种群的 $N+M$ 个个体按适应度降序排列,并将前 N 个个体存入计算器中,当达到最大进化代数 $T_{\max}$ 或要求的收敛精度时,算法结束,否则转 Step2, 进行下一次遗传操作。

由上可知,共享函数通过调整个体的适应度,在之后的遗传进化中以新的适应度进行选择操作,增强了种群的多样性,避免了较差个体对遗传进程的扰动影响^[13]。

3 模糊控制的自适应遗传算法

交叉率 P_c 和变异率 P_m 是影响 GA 性能的重要因素^[14], 若设置不当,算法可能得不到全局最优或陷入局部最优。较小的 P_c 和 P_m 有利于保护优良个体不被破坏,增强算法局部寻优能力; P_c 和 P_m 较大有利于淘汰低适应度个体,增强算法全局寻优能力。GA 使用固定的参数,不能适时调节,影响了算法的效率,鉴于此,对 2.2 节中的 Step4 进行如下改进。

(1)选取输入输出变量。在遗传算法中,按式(5)计算模糊控制的输入 $e1$ 和 $e2$, $e1$ 为种群中最大适应值与平均适应值的差率, $e2$ 为种群前后两代平均适应值的变化:

$$e1 = \frac{f_{\max}(t) - f_{avg}(t)}{f_{\max}(t)}, e2 = \frac{f_{\max}(t) - f_{avg}(t-1)}{f_{\max}(t)} \quad (10)$$

其中, t 为进化代数, $f_{\max}(t)$ 为第 t 代中的最大适应度; $f_{avg}(t)$ 代和第 $f_{avg}(t-1)$ 分别为第 t 代和第 $t-1$ 代种群的平均适应度值。 $f_{\max}(t)$ 与 $f_{avg}(t)$ 相差很大时,表明 GA 处于正常进化阶段,应保持当前 P_c 和 P_m 的大小;若 $f_{\max}(t)$ 与 $f_{avg}(t)$ 相差很小或趋于局部最优时,表明 GA 处于进化前期,且出现了早熟收敛,应增大 P_c 和 P_m ;若 $f_{avg}(t)$ 与 $f_{avg}(t-1)$ 很接近,表明种群中个体之间的相似性较高,为增加种群多样性,应减小 P_c , 增大 P_m , $P_c(t+1)$ 和 $P_m(t+1)$ 更新策略为:

$$P_c(t+1) = P_c(t) + \Delta P_c(t) \quad (11)$$

$$P_m(t+1) = P_m(t) + \Delta P_m(t) \quad (12)$$

(2)确定输入输出变量的语言值及隶属度函数。因 P_c 和 P_m 的微小变化都会对 GA 的寻优结果产生影响,对 $e1, e2, \Delta P_c(t), \Delta P_m(t)$ 构造论域:

输入变量 $e1$ 按 0, 0.15, 0.25 分为 3 级,论域 $X = \{0, 1, 2\}$, 含义为{零, 正小, 正大}, 记为 $\{Z, PS, PB\}$, 隶属度函数取高斯型;对 $e2$ 按 -0.15, -0.05, 0, 0.05, 0.15 分为 5 级,论域 $Y = \{-2, -1, 0, 1, 2\}$, 含义为{负大, 负小, 零, 正小, 正大}, 记为 $\{NB, NS, Z, PS, PB\}$, 隶属度函数取三角型。

输出变量 $\Delta P_c(t)$ 按 -0.2, -0.1, 0.1, 0.2 分为 5 级,论域 $D_1 = \{-2, -1, 0, 1, 2\}$, 含义同 $e2$, 记为 $\{NB, NS, Z, PS, PB\}$, 隶属度函数取为高斯型; $\Delta P_m(t)$ 按 -0.01, -0.005, 0.005, 0.01 分为 5 级, $\Delta P_m(t)$ 论域 $D_2 = \{-2, -1, 0, 1, 2\}$, 含义同 $e2$, 记为 $\{NB, NS, Z, PS, PB\}$, 隶属度函数取高斯型。

(3)建立 ΔP_c 和 ΔP_m 的模糊控制表,如表 1 和表 2 所列。

表 1 ΔP_c 模糊控制表

e1 \ e2	PB	PS	Z
NB	NS	Z	NS
NS	Z	Z	NB
Z	NS	NB	NB
PS	PS	Z	NB
PB	PB	Z	NB

表 2 ΔP_m 模糊控制表

e1 \ e2	PB	PS	Z
NB	PS	Z	PS
NS	Z	Z	PB
Z	PS	PB	PB
PS	NS	Z	PB
PB	NB	NS	PS

(4)模糊推理得到的是模糊量,采用重心法对其进行清晰化,因重心法对输入的微小变化,输出变化也十分明显且较平滑。

以输入变量 $e1=0.15, e2=0.03$ 为例,模糊控制器的推理结果如图 1 所示,得 $\Delta P_c = -0.1, \Delta P_m = 0.01$,图 2 和图 3 分别是 ΔP_c 和 ΔP_m 的输出映射曲面。

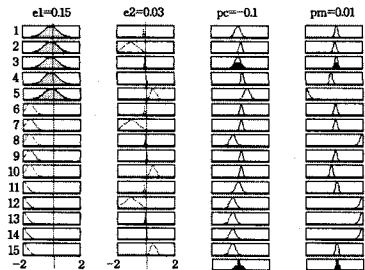


图 1 模糊控制规则图

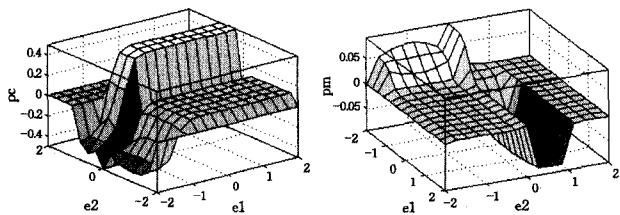


图 2 输出 ΔP_c 的映射曲面

图 3 输出 ΔP_m 的映射曲面

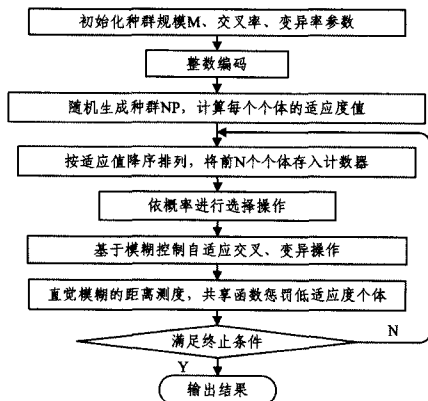


图 4 IFNAGA 求解 TSP 步骤

IFNAGA 算法采用整数编码,若城市个数为 N ,则将染色体分为 N 段,每段对应为城市的编号,如 8 城市 TSP 问题 $\{1,2,3,4,5,6,7,8\}$,编码 $2|1|4|7|6|3|5|8$ 是合法的,适应度取两个城市之间的距离,本文 IFNAGA 求解 TSP 的流程如图 4 所示。

4 仿真实验与分析

为检验 IFNAGA 的性能,选取国际上通用的 TSPLIB 测试库中的多个实例进行了测试,以 Oliver30 和 Eil51 为例,城市规模分别为 30 和 51,此外还对中国 TSP 问题 C-TSP^[15]进行了测试。设置种群规模为 $M=100$,最大迭代次数为 $T_{\max}=200$,初始交叉率为 $P_c=0.6, P_m=0.01$,3 个 TSP 实例的城市路径规划求解仿真结果如图 5 所示;每个问题独立运行 20 次,取最好结果。图 6 是实例在算法训练过程中适应度值随迭代的变化情况,以及与遗传算法、蚁群算法和文献[15]中算法在相同参数下的比较。

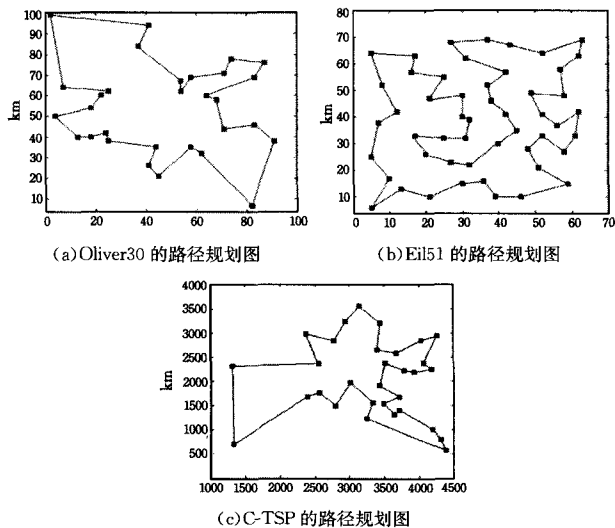


图 5 IFNAGA 求解 TSP 问题的路径规划仿真结果

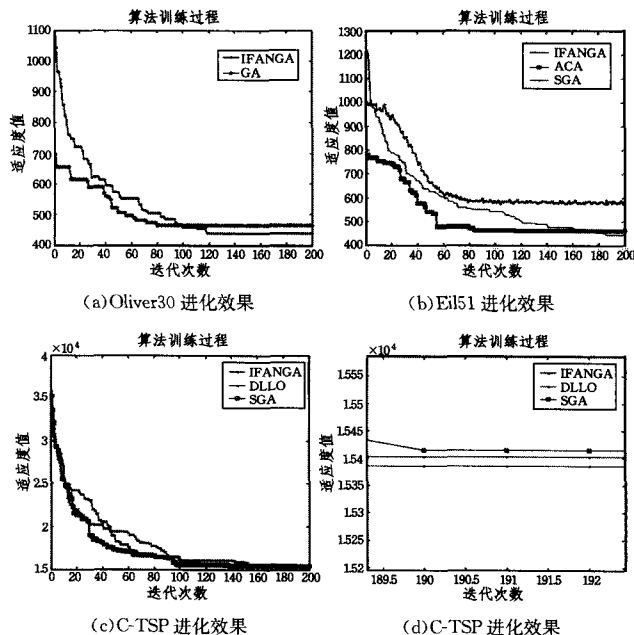


图 6 IFNAGA 求解 TSP 问题的迭代效果图

从图 5 中可以看出,本文所提算法由于小生境技术的引入,提高了 GA 的全局寻优能力和收敛速度,尤其是在 C-TSP 中,IFNAGA 求解的最短距离为 15385.6km,相比目前已知的 15404km 缩短了 18.4km,其主要差异是在合肥→郑州→济南段的路径选择上,多次仿真都能稳定收敛到最优值。此外,采用自适应模糊控制交叉率和变异率,IFNAGA 根据种群个体在迭代中的适应度大小,调整进化的方向和速度,能够

跳出局部最优值,提高算法的寻优速度和效率,从图 6 中可以看出,随着进化代数的增大,算法可以有效地防止进入早熟收敛状态,在进化效果图上表现为适应度值具有梯度下降的性质,说明模糊控制的遗传算法改变了进化方向,朝着更好解搜索,El151 中算法在 190 代时搜索到更优值,最优值为 428.8。

为说明本文算法求解更大规模 TSP 问题的性能,对 TSPLIB 中更多的实例进行了测试,并且分别与文献[16-19]中的湖水能量算法(LEO)、人工萤火虫算法(AGSO)、离散萤火虫优化算法(DGSO)以及最近领域插入混合算法(NN & IN)的求解结果进行了比较,对比结果如表 3 所列。

表 3 TSP 测试实例结果对比

TSP 实例	已知最优解	算法	计算最优值	偏差率 (%)	迭代次数
Berlin52	7542	IFNAGA	7542	0	79
		LEO ^[16]	7542	0	40
		AGSO ^[17]	7544	0.0314	100
Pr76	108159	IFNAGA	108159	0	94
		DGSO ^[18]	108159	0	200
		NN&IN ^[19]	112182	3.72	—
Pr107	44303	IFNAGA	44675	0.84	107
		LEO	44521	0.492	61
		AGSO	44337	0.78	120
Ch130	6110	IFNAGA	6247	2.3	172
		DGSO	6125	0.25	200
		NN&IN	6432	5.27	—
Pr136	96772	IFNAGA	97044	0.281	184
		LEO	97212	0.454	122
		AGSO	97684	0.943	—
Pr226	80369	IFNAGA	81477	1.3	249
		LEO	82913	3.17	201
		AGSO	80422	0.067	—

从表 3 可看出,本文的 IFNAGA 算法相比 LEO 算法具有更好的搜索精度,特别地,对实例 Pr136 和 Pr226,IFNAGA 的偏差率仅是 LEO 的 $\frac{1}{2}$ 和 $\frac{1}{3}$,但在实例 Pr107 问题上,与已知最优解之间的偏差率却比 LEO 稍大;与算法 NN&IN 相比,IFNAGA 在小规模 TSP 的收敛速度和寻优精度上都表现出较大优势,对于实例 Ch130,IFNAGA 要差于 NN&IN;与 AGSO 和 DGSO 相比,IFNAGA 具有更快的收敛速度,且对于 Berlin52 和 Pr76 都能搜索到 TSPLIB 中提供的最优值 7542 和 108159,算法能够在较短的时间内成功找到最优解,但缺点仍然是在较大规模求解效果方面,在 Pr226 实例求解上,虽然两种算法都没有搜索到最优值,但 IFNAGA 的表现要差于 AGSO 算法,迭代次数也稍多。综上分析,本文提出的 IFNAGA 算法在求解一般 TSP 问题(问题规模小于 200)时,表现出更快的收敛速度和更小的偏差率;但对于较大规模的 TSP 问题,其求解质量则稍差于目前已知的算法。

结束语 本文提出了改进小生境的模糊控制自适应遗传算法,并将其应用于解决 TSP 问题。所做工作主要有以下几点:

- (1) 鉴于传统的基于海明距离的小生境技术,提出了一种直觉模糊距离测度的小生境,使共享函数的选择策略更加细腻、精确;
- (2) 构造了基于模糊控制的遗传算法,自适应控制遗传进化中的交叉率和变异率,加快了遗传算法的寻优速度,且弥补了遗传算法易早熟收敛和陷入局部最优的缺陷;
- (3) 给出了所提 IFNAGA 算法求解 TSP 问题的步骤,通过多组 TSP 问题实例仿真,并与其他算法进行了比较,结果

表明,IFNAGA 求解一般规模 TSP 时具有明显优势。但是,大量的仿真实验结果也表明本文 IFNAGA 算法在求解大规模 TSP 问题时性能不佳,迭代次数高、偏差率大都表现得较为突出,需要进一步对算法设计进行改进。在以后的研究中,将改进简单遗传算法尝试采用多种群遗传算法或与其他群体智能算法结合的混合遗传算法来提高算法的求解能力,拓宽在实际中的应用范围。

参 考 文 献

[1] Son M, Ko S, Koo J. Genetic Algorithm to Optimize the Design of Main Combustor and Gas Generator in Liquid Rocket Engines [J]. Journal of Thermal Science, 2014, 23(3): 259-268

[2] Wang Ping, Wu Guang-qiang. Multidisciplinary Design Optimization of Vehicle Instrument Panel Based on Multi-objective Genetic Algorithm[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2013, 26(2): 304-312

[3] Lou Xiong-wei, Huang De-cai, Fang Lu-ming, et al. Forest Fire Identification Method Based on Improved Genetic Algorithm and SVM[J]. Computer Science, 2014, 41(8): 316-321(in Chinese) 楼雄伟, 黄德才, 方陆明, 等. 基于改进遗传算法和 SVM 的森林火灾视频目标鉴定[J]. 计算机科学, 2014, 41(8): 316-321

[4] Li Y, Liu G, Lao S Y. A genetic algorithm for community detection in complex networks[J]. Journal of Central South University, 2013(20): 1269-1276

[5] Zhao L Y, Xu Y, Xu L B, et al. A novel immune genetic algorithm based on quasi secondary response[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2011, 20(1): 4-13

[6] Wang G M, Wang X J, Wan Z P, et al. An adaptive genetic algorithm for solving bilevel linear programming problem[J]. Applied Mathematics and Mechanics, 2007, 28(12): 1605-1612

[7] Tian L L, Zhao N, Zhong W, et al. Placement Optimization of Wind Farm Based on Niche Genetic Algorithm[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2011, 43(5): 650-654(in Chinese) 田琳琳, 赵宁, 钟伟, 等. 基于小生境遗传算法的风电场布局优化[J]. 南京航空航天大学学报, 2011, 43(5): 650-654

[8] Wang Y, Liu S Y, Zhang W, et al. Intuitionistic fuzzy similarity measures reasoning method based on inclusion degrees[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(3): 494-500(in Chinese) 王毅, 刘三阳, 张文, 等. 基于包含度的直觉模糊相似度推理方法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(3): 494-500

[9] Liu J W, Lin Z Z, Wen F S, et al. Consistency Analysis and Optimization of Black-start Group Decision-making Based on Intuitionistic Fuzzy Distance[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(10): 1-6(in Chinese) 刘伟佳, 林振智, 文福栓, 等. 基于直觉模糊距离的黑启动群体决策一致性分析与优化[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(10): 1-6

[10] Lu S, Lei Y J, Kong W W, et al. Image registration algorithm based on intuitionistic fuzzy distance[J]. Control and Decision, 2011, 26(11): 1670-1674(in Chinese) 鲁珊, 雷英杰, 孔韦韦, 等. 基于直觉模糊距离的图像配准算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(11): 1670-1674

[11] Zhang S Q, Han L G, Liu C C, et al. Inverting reservoir parameters in a two-phase fractured medium with a niche genetic algorithm[J]. Applied Geophysics, 2012, 9(4): 440-450

- values[J]. Information Sciences, 2015, 294(c): 348-361
- [27] Luo C, Li T R, Chen H M, et al. Fast algorithms for computing rough approximations inset-valued decision systems while updating criteria values[J]. Information Sciences, 2015, 299(c): 221-242
- [28] Zhang J B, Li T R, Ruan D, et al. Rough sets based matrix approaches with dynamic attribute variation in set-valued information systems[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2012, 53(4): 620-635
- [29] Luo C, Li T R, Chen H M. Dynamic maintenance of approximations in set-valued ordered decision systems under the attribute generalization[J]. Information Sciences, 2014, 257(2): 210-228
- [30] Shan N, Ziarko W. Data-based acquisition and incremental modification of classification rules[J]. Computational Intelligence, 1995, 11(2): 357-370
- [31] Bang W C, Zeungnam B. New incremental learning algorithm in the framework of rough set theory[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 1999, 1(1): 25-36
- [32] Tong L, An L. Incremental learning of decision rules based on rough set theory[J]. Proc. of World Congress on Intelligent Control and Automation, 2002, 1(11): 420-425
- [33] Hu F, Wang G Y, Huang H, et al. Incremental attribute reduction based on elementary sets[M]// Rough Sets, Fuzzy Sets, Data Mining, and Granular Computing. Springer Berlin Heidelberg, 2005: 185-193
- [34] Jing Y G, Li T R, Huang J F, et al. An incremental attribute reduction approach based on knowledge granularity under the attribute generalization[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2016, 76(6): 80-95
- [35] Jing Y G, Li T R, Luo C, et al. An incremental approach for attribute reduction based on knowledge granularity[J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 104(1): 24-38
- [36] Shu W H, Shen H. Incremental feature selection based on rough set in dynamic incomplete data[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(12): 3890-3906
- [37] Liang J Y, Wang F, Dang C Y, et al. A group incremental approach to feature selection applying rough set technique[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2014, 26(2): 294-308
- [38] Zhang J B, Li T R, Ruan D, et al. Neighborhood rough sets for dynamic data mining[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2012, 27(4): 317-342
- [39] Liu D, Li T R, Ruan D, et al. An incremental approach for inducing knowledge from dynamic information systems[J]. Fundamenta Informaticae, 2009, 94(2): 245-260
- [40] Liu D, Li T R, Ruan D, et al. Incremental learning optimization on knowledge discovery in dynamic business intelligent systems[J]. Journal of Global Optimization, 2011, 51(2): 325-344
- [41] Chen H M, Li T R, Ruan D, et al. A rough-set based incremental approach for updating approximations under dynamic maintenance environments[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2013, 25(2): 274-284
- [42] Zhang J B, Li T R, Chen H M. Composite rough sets for dynamic data mining[J]. Information Sciences, 2014, 257(2): 81-100
- [43] Luo C, Li T R, Chen H M, et al. Incremental approaches for updating approximations in set-valued ordered information systems[J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 50(50): 218-233
- [44] Li S Y, Li T R, Liu D. Dynamic maintenance of approximations in dominance-based rough set approach under the variation of the object set[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2013, 28(8): 729-751
- [45] Chen J, Wang G Y, Hu J. Positive domain reduction based on dominance relation in inconstant system[J]. Computer Science, 2008, 35(3): 216-218(in Chinese)
陈娟, 王国胤, 胡军. 优势关系下不协调信息系统的正域约简[J]. 计算机科学, 2008, 35(3): 216-218
- [46] Li Y, Sun N X, Zhao J, et al. Reductions based on dominance-equivalence relations and rules extraction methods[J]. Computer Science, 2011, 38(11): 220-224(in Chinese)
李艳, 孙娜欣, 赵津, 等. 基于优势-等价关系的几种约简及规则抽取方法[J]. 计算机科学, 2011, 38(11): 220-224
- [47] Bache K, Lichma M. UCI Machine Learning Repository[OL]. <http://archive.ics.uci.edu/ml>

(上接第 49 页)

- [12] Goldberg D E. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning [M]. New York: Addison-Wesley Publishing Company, Inc, 1989
- [13] Yang Ning, Wang Qian. Negative Selection Algorithm Based on Niche Strategy[J]. Computer Science, 2011, 38(10A): 181-184 (in Chinese)
杨宁, 王茜. 一种基于小生境策略的阴性选择算法[J]. 计算机科学, 2011, 38(10A): 181-184
- [14] Zhu Yu, Han Chang-pai. Improved Genetic Algorithm with Adaptive Convergence Populations[J]. Computer Science, 2012, 39(10): 214-217(in Chinese)
朱钰, 韩昌配. 一种种群自适应收敛的快速遗传算法[J]. 计算机科学, 2012, 39(10): 214-217
- [15] Gu D Q, Liu G F, Yuan J, et al. New algorithm for solving TSP based on dots and lines loop optimization[J]. Journal of PLA University of Science and Technology, 2010, 11(4): 423-427 (in Chinese)
顾大权, 刘高飞, 袁珏, 等. 基于点线回路优化求解 TSP 的一个新算法[J]. 解放军理工大学学报, 2010, 11(4): 423-427
- [16] Feng X, Ma M Y, Yu H Q. Lake-Energy Optimization Algorithm for Travelling Salesman Problem[J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(9): 2015-2027(in Chinese)
冯翔, 马美怡, 虞慧群. TSP 湖水能量优化算法[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(9): 2015-2027
- [17] Zhou Y Q, Huang Z X. Artificial glowworm swarm optimization algorithm for TSP[J]. Control and Decision, 2012, 27(12): 1816-1821(in Chinese)
周永权, 黄正新. 求解 TSP 的人工萤火虫群优化算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(12): 1816-1821
- [18] Zhou Y Q, Huang Z X, Liu H X. Discrete Glowworm Swarm Optimization Algorithm for TSP Problem[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(6): 1164-1170(in Chinese)
周永权, 黄正新, 刘洪霞. 求解 TSP 问题的离散型萤火虫群优化算法[J]. 电子学报, 2012, 40(6): 1164-1170
- [19] Rao W Z, Jin C, Huang T Y. Hybrid algorithm of the nearest neighbor and insertion for the traveling salesman problem[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2011, 31(8): 1419-1428(in Chinese)
饶卫振, 金淳, 黄英艺. 求解 TSP 问题的最近邻域与插入混合算法[J]. 系统工程理论与实践, 2011, 31(8): 1419-1428