

基于人类社交行为的动态多目标优化

伍大清^{1,2,3} 郑建国³ 朱佳俊⁴ 孙 莉³

(南华大学计算机科学与技术学院 衡阳 421001)¹

(成都大学模式识别与智能信息处理四川省重点实验室 成都 610106)²

(东华大学旭日工商管理学院 上海 200051)³ (江南大学商学院 无锡 214000)⁴

摘 要 为了提高多目标微粒群优化算法处理多目标优化问题的性能,降低计算复杂度,改善算法的收敛性,提出了一种基于人类社交行为的多目标动态微粒群优化算法。考虑到粒子寻优过程受到环境中精英粒子与平庸粒子的影响,分别对自身产生推力与阻力作用,并引入局部跳出策略,使算法具有很强的全局搜索能力和较好的鲁棒性能。通过典型的多目标优化函数对算法进行了测试验证,结果表明提出的多目标算法具有较快的收敛速度和较强的跳出局部最优能力,性能优越,可供许多领域优化问题求解借鉴。

关键词 多目标优化算法,精英粒子,平庸粒子,局部跳出策略

中图分类号 TP301 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.8.051

Dynamic Multi-objective Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Human Social Behavior

WU Da-qing^{1,2,3} ZHENG Jian-guo³ ZHU Jia-jun⁴ SUN Li³

(School of Computer Science and Technology, University of South China, Hengyang 421001, China)¹

(Key Laboratory of Pattern Recognition and Intelligent Information Processing, Institutions of Higher Education of Sichuan Province, Chengdu University, Chengdu 610106, China)²

(Glorious Sun School of Business and Management, Donghua University, Shanghai 200051, China)³

(School of Business, Jiangnan University, Wuxi 214000, China)⁴

Abstract In order to improve the processing performance of the multi-objective optimization problem, reduce the computational complexity and improve the convergence of the algorithm, a multi-objective particle swarm optimization algorithm based on a human social behavior was proposed. The strategies such as promotion/resistance factor and the local jump strategy are introduced in proposed algorithm, to make the algorithm have strong global search ability and good robust performance. Some typical multi-objective optimization functions were tested to verify the algorithm. The results show that the proposed algorithm has superior performance of fast convergence speed and strong ability to jump out of local optimum, so it can be used for many fields.

Keywords Multi-objective optimization algorithm, Elite particle, Mediocrity particle, Local jump strategy

1 引言

在科学研究和工程设计等自然与社会实践中,需要同时对多个目标进行优化,这类多目标优化问题(Multi-objective Optimization Problem, MOP)中的多个目标之间彼此冲突、相互制约,往往不存在一个能使所有目标同时达到最优的解,而是存在一组具有代表性的 Pareto 最优解的集合。近年来,多目标进化算法(Multi-objective Evolutionary Optimization, MEO)已逐渐成为求解 MOP 的主流方法之一^[1],多目标进化前沿领域涌现出了不少新的求解思路和算法框架^[2],目的在

于找到一组优秀的 Pareto 最优解集合,使 Pareto 最优解在目标空间 Pareto 前端(Pareto Front, PF)上的分布具有尽可能好的逼近性、宽广性和均匀性。

微粒群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种源于鸟群觅食运动的全局优化进化算法,目前越来越多的研究将 PSO 扩展到多目标优化领域。Hu 等^[3]提出的动态领域 PSO 算法,根据第一个优化目标计算当前粒子与其他粒子的距离,以确定动态邻域,根据第二个目标选择邻域内粒子作为群体的领导粒子,但这种方法只能处理双目标优化问题;Salazar-Lechuga 等^[4]采用了基于支配关系及适应度共享的策

到稿日期:2014-07-03 返修日期:2014-12-16 本文受湖南省教育厅资助项目:基于协同演化计算的不确定信息车辆路径问题研究(13C818),湖南省衡阳市科技局科技计划资助项目:自学习演化计算在智能交通控制中的应用研究(2013KG63),成都大学模式识别与智能信息处理四川省高校重点实验室基金资助项目:云配送平台下易腐蚀农产品物流配送路径优化算法研究,上海市自然科学基金项目:基于自适应的多阶段差分进化计算(15ZR1401600),农业部农业信息服务技术重点实验室基金资助项目(2015-AIST-02)资助。

伍大清(1982—),女,博士,讲师,主要研究方向为智能计算、物联网, E-mail: dqw_1982@126.com(通信作者);郑建国(1963—),男,博士,教授,主要研究方向为数据挖掘、智能决策;朱佳俊(1976—),男,博士,副教授,主要研究方向为数据挖掘;孙 莉(1976—),女,博士,讲师,主要研究方向为多目标优化。

略保持解集的分布性;文献[5]引入扩展内存存储 Pareto 最优解,并将其作为群体的领导粒子,通过个体经验和群体经验单向共享信息引导粒子向最优值进化,找到 Pareto 解集;文献[6]将容器和档案的思想引入 PSO 算法,用于解决多目标优化中个体或群体领导粒子的产生、存储、更新、选择问题;文献[7,8]充分考虑全局最佳,在整个搜索过程中粒子只受全局极值约束,从而加快了搜索速度,但该算法在提高收敛速度的同时,还存在早熟收敛问题,也可能错过某些极值。还有学者试图将 PSO 算法与遗传算法^[9]、差分算法^[10]等其他优化算法相结合来求解多目标优化问题。但是目前大部分算法没有考虑粒子空间分布和粒子演化过程的特征,在求解实际工程中的复杂多目标优化问题时,仍然存在求解效率不高或 Pareto 最优解多样性不足等问题。

针对以上两大难点,本文将合作协同思想与人类社交行为有机地结合起来,提出一种基于人类社交行为的动态多目标微粒群优化算法(A Co-evolutionary Dynamic Algorithm Based on Human Social Behavior for Multi-objective Particle Swarm Optimization,ECMPSO)。ECMPSO 将多目标优化问题分解为若干个单目标子问题,并同时采用多个种群分别优化这些子问题,不同子群间通过共享外部存档集相互合作,有效地近似整个 Pareto 前沿面;设计了基于人类社交行为的推力/阻力学习因子的微粒群优化算法速度更新范式;并设计了一种新型局部跳出策略来避免产生的 Pareto 解集陷入局部最优。算法的理论分析与实验结果说明,与其他两种多目标优化算法相比,ECMPSO 在收敛性和多样性方面均表现出明显优势,能够高效搜索外部存档中新粒子,避免陷入局部最优并能够快速获得均匀的 Pareto 前沿。

2 基于人类社交行为的动态粒子群优化算法

2.1 机理分析

基本 PSO 算法^[11]通常用来求解单目标优化问题,假设在一个 D 维的空间中,包含 NP 个粒子,每个粒子作为搜索空间中待优化问题的可行解,通过粒子之间的协作与竞争来寻找问题的最优解。在每次迭代中,粒子个体搜索到的最好位置称为个体最优,用 $pbest$ 表示。群体中所有粒子搜索到的最好位置称为全局最优,用 $Gbest$ 表示。优化问题的过程可看作粒子不断更新的过程,文中以寻找最小适应度值为最优。

在基本的微粒群中,所有的例子仅仅围绕个体最优和群体最优学习,显然,这是一个理想社会条件。然而,本算法引进人的社交行为特点——“近朱者赤近墨者黑”现象,说明社交过程中环境因素给人带来很大影响。粒子在搜索过程中也同样受到邻域粒子影响,寻优过程不仅受到周围精英粒子的推动作用,也可能受到平庸粒子的阻碍作用。但如果客观、理性地看待这些影响,提前对这些具有影响力的粒子有所警惕并采取措施,则对全局搜索是非常有益的。

定义 1(邻域影响粒子) 在粒子运行的邻域中,所有邻域粒子的最优位置按照适应度值从小到大排序,适应度最大的粒子被称为该粒子的邻域影响粒子,记为 $nkey_i$, $nkey_i = \arg \max\{f(pbest_1), f(pbest_2), \dots, f(pbest_n)\}$, $f(\cdot)$ 代表每个粒子的适应度函数的评估值。

定义 2(精英粒子推力) 对 i 粒子的邻域影响粒子 $nkey_i$ 进行 N 次观测,每次观测值为 X , $N(nkey_i) = \{X_1, X_2, \dots,$

$X_n\}$,假设 X_i 是多目标优化问题的可行解,则称与全局最优 $Gbest$ 相比, X_i 是帕累托占优的,当且仅当 $\exists X \in N(nkey_i)$, $X > Gbest$,也称为 X_i 支配 $Gbest$,当前 $nkey_i$ 称作 i 粒子的邻域精英粒子,会对 i 粒子产生推力,此时学习因子为 $rand_3 > 0$,加快粒子的飞行速度,提高粒子勘测(exploration)搜索区间深度。

定义 3(平庸粒子阻力) 对 i 粒子的邻域影响粒子 $nkey_i$ 进行 N 次观测,每次观测值为 X , $N(nkey_i) = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$,假设 X_i 是多目标优化问题的可行解,则称与全局最优 $Gbest$ 相比, X_i 不能支配 $Gbest$,当且仅当 $\exists X \in N(nkey_i)$, $X > Gbest$,当前 $nkey_i$ 称作 i 粒子的邻域平庸粒子,会对 i 粒子产生阻力,此时阻力因子为 $rand_3 < 0$,减缓粒子的飞行速度,提高粒子开发(exploitation)搜索区间广度。

2.2 粒子更新

ECMPSO 根据对环境的适应度将种群中的个体移动到更好的区域,种群中的每个个体被看作是搜索空间中的一个粒子,并在搜索空间中以一定的速度飞行。粒子的飞行速度基于个体的飞行经验和群体的飞行经验进行动态调整,每个粒子代表着一个潜在的解。假设一个 D 维搜索空间包含 NP 个粒子,每个粒子作为搜索空间中待优化问题的一个可行解,通过粒子之间的协作与竞争来寻找问题的最优解。 NP 也被称为群体规模,过大的 NP 会影响算法的运算速度和收敛性。在第 t 次迭代中,第 i 个粒子的对应的位置向量表示为 $X_i(t) = (x_i^1(t), x_i^2(t), \dots, x_i^D(t))$,伴随的速度向量表示为 $V_i(t) = (v_i^1(t), v_i^2(t), \dots, v_i^D(t))$ 。在每次迭代中,通过跟踪个体最优 $Pbest_i(t) = (Pbest_i^1(t), Pbest_i^2(t), \dots, Pbest_i^D(t))$,全局最优 $Gbest(t) = (Gbest^1(t), Gbest^2(t), \dots, Gbest^D(t))$,以及邻域影响粒子 $nkey_i(t) = (nkey_i^1(t), nkey_i^2(t), \dots, nkey_i^D(t))$ 来控制粒子的运动。优化问题的过程可看作粒子不断更新的过程,粒子的速度和位置更新模型如下:

$$v_i^d(t+1) = w \times v_i^d(t) + rand_1^d \times (pbest_i^d(t) - x_i^d(t)) + rand_2^d \times (Gbest^d(t) - x_i^d(t)) + rand_3^d \times (nkey_i^d(t) - x_i^d(t)) \quad (1)$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t) \quad (2)$$

其中, $i=1, 2, \dots, NP$, $d=1, 2, \dots, D$, $rand_1$ 、 $rand_2$ 以及 $rand_3$ 是学习因子,是服从 $U(0, 1)$ 分布的随机数, w 是惯性系数。式(1)右边由 4 部分组成,第一部分为“惯性”或“动量”部分,反映了粒子的运动“习惯”,代表粒子有维持自己先前速度的趋势;第二部分为“认知”部分,反映了粒子对自身历史经验的记忆,代表粒子有向自身历史最佳位置逼近的趋势;第三部分为“社会”部分,反映了粒子间协同合作与知识共享的群体历史经验,代表粒子有向群体或邻域历史最佳位置逼近的趋势;第四部分为“环境”部分,反映了粒子受到周围环境平庸粒子或精英粒子的影响。这 4 个部分之间的相互平衡和制约决定了算法的主要搜索性能。

ECMPSO 中的 $Gbest$ 与基本 PSO 中的全局最优 $Gbest$ 含义有所不同,在 ECMPSO 中,每一代产生的全局最优位置并不一定存在支配关系,因此,全局最优位置视为非劣解的候选方案被存储在外部存档中。初始时外部存档集 $Gbest$ 设置为空,在每次迭代之后进行更新。如果外部存档集中的非劣解数目超过其最大容量,则需要在档案中筛选具有代表性的个体并保留下来,外部存档集的大小一般与种群的规模一致,

若超过种群规模,利用 NSGA-II^[12]中的拥挤距离算子来保持解群分布的均匀性。

2.3 局部跳出策略

为了防止外部存档集中的粒子陷入局部最优,ECMPSO 引入局部跳出策略更新外部存档集中的粒子,能够为外部存档集中的粒子提供有效信息以找到更多的非劣解,获得种群多样性。对于外部存档集中的每一个非支配解,随机选取一个维度进行高斯扰动操作,然后使用拥挤距离对新产生的非支配解进行择优处理,具体如式(3)所示。

E_i^d = Gbest_i^d + (x_{max}^d - x_{min}^d)Gaussian(0,1) (3)

2.4 算法描述

ECMPSO 基于多目标技术,根据多目标优化问题个数将种群划分成多个子种群,利用基于人类社交行为的微粒群优化算法分别对各个子问题进行寻优处理,使用共享的外部存档相互协同合作寻找到分布尽可能好的逼近性、宽广性和均匀性 Pareto 最优解集合。ECMPSO 算法流程如下:

Step1 初始化种群。随机初始化粒子数为 NP 的群体以及对应的适应度,针对多目标问题的目标个数 n 将种群划分成 n 个子种群,初始化各个粒子所对应的速度,最大迭代次数 max_iter,粒子的局部最优位置 pbest,群体最佳位置 Gbest 以及邻域影响粒子 nkey,初始化外部存档集,观测值 N。

Step2 对每个子种群中的每个粒子执行更新操作,采用式(1)、式(2)更新粒子的速度和位置。

Step3 计算新粒子的各个目标适应度值,判断其能否支配外部存档中的非支配解,若能,则产生推力学习因子,执行 Step 5;若否,flag 标志增 1,执行 Step 4。

Step4 判断 flag 是否大于观测值 N,若是,则产生阻力学习因子,更新 nkey,flag 清零;若否,执行 Step 5。

Step5 更新 pbest、Gbest。

Step6 执行局部跳出策略,更新外部存档。

Step7 更新外部存档集,判断外部存档大小是否超过种群规模,若是,使用拥挤距离更新外部存档。

Step8 迭代计数器累增 1,判断是否满足算法终止条件。若满足,则执行 Step 9;否则转 Step 2。

Step9 输出 Pareto 最优前沿面,算法结束。

3 仿真实验结果与分析

3.1 测试函数

本文的实验部分选用了 6 个不同类型的经典测试问题来验证 ECMPSO 算法的有效性,其中包括 SCH、FON 2 个问题,ZDT 系列^[13]的 3 个两目标问题以及 DTLZ 系列^[14]1 个 3 目标问题。这些测试问题已在很多不同的重要研究中被提及,它们能够在不同的方面对进化多目标问题进行测试。实验结果与 NSGA-II^[14],MOABC^[15]进行了比较。其中,NSGA-II 是一种公认而有效的进化多目标优化算法,MOABC 是最近提出来的蜂群多目标优化方法,表 1 列出了 6 个测试函数的表达式,表 2 列出了 3 种算法的参数设置。

在实验中,采用一种综合评价指标 Inverted Generational Distance(IGD)^[1]来评估算法的性能。假定 P* 为 MOP 的理想 PF 上的一组均匀采样,P 为多目标优化算法求得的一组对理想 PF 的逼近解,则解集 P 的 IGD 指标定义如下:

IGD(P*,P) = \frac{\sum_{v \in P^*} d(v,P)}{|P^*|} (4)

其中,d(v,P)为 v 与种群 P 中与之距离最近的点之间的欧氏

距离;|P*|表示种群 P* 中 Pareto 最优解的个数,本文实验设置为 100。IGD 指标可以综合衡量多目标优化算法求得的 Pareto 最优解集 P 的收敛性和多样性,IGD 值越小,算法的求解性能越好。

表 1 测试函数

测试函数名称	维度	函数表达式
SCH	1	f ₁ (x)=x ² ;f ₂ (x)=(x-2) ²
FON	3	f ₁ (x)=1-exp(-\sum_{i=1}^3(x_i-1/\sqrt{3})^2); f ₂ (x)=1-exp(-\sum_{i=1}^3(x_i+1/\sqrt{3})^2)
ZDT1	30	f ₁ (x)=x ₁ ;f ₂ (x)=g(x)[1-\sqrt{x_1/g(x)}]; g(x)=1+9(\sum_{i=2}^n x_i)/(n-1)
ZDT2	30	f ₁ (x)=x ₁ ;f ₂ (x)=g(x)[1-\sqrt{x_1/g(x)}]; g(x)=1+9(\sum_{i=2}^n x_i)/(n-1)
ZDT3	30	f ₁ (x)=x ₁ ; f ₂ (x)=g(x)[1-\sqrt{x_1/g(x)}-x_1 sin(10\pi x_1)/g(x)]; g(x)=1+9(\sum_{i=2}^n x_i)/(n-1)
DTLZ2	k+ x _k -1	f ₁ (x)=(1+g(x _k))cos(x ₁ \pi/2)cos(x ₂ \pi/2)...\cos(x_{k-2}\pi/2)cos(x_{k-1}\pi/2) f ₂ (x)=(1+g(x _k))cos(x ₁ \pi/2)cos(x ₂ \pi/2)...\cos(x_{k-2}\pi/2)sin(x_{k-1}\pi/2) ... f_{M-1}(x)=(1+g(x _k))cos(x_1\pi/2)sin(x_2\pi/2) f_M(x)=(1+g(x _k))sin(x_1\pi/2) where g(x _k)=\sum_{x_i \in x_k} (x_i-0.5)^2

表 2 3 种算法参数设置

算法	参数设置
NSGA-II	N=100,p _C =0.9,p _m =1/D,\eta_c=20,\eta_m=20,max_iter=5000
MOABC	N=100,p _m =0.4,max_iter=5000
ECMPSO	N=100,\omega=0.729,L=5,max_iter=5000

3.2 参数敏感性分析

(1)邻域影响粒子观测次数阈值 N

对 ECMPSO 中邻域影响粒子进行观测,动态调整粒子邻域中的精英粒子与平庸粒子,对于观测次数阈值 N,以 FON、ZDT1 为例,以文献^[16,17]提出的收敛性和多样性为考核目标,分别选取不同的 N 值进行算法敏感性分析,令 N={5;3;10},对每个函数算法独立运行 30 次,每次迭代 5000 次,结果如图 1 所示。分析 N 值对收敛指标的影响,可以得出,N 过大(N=10),导致陷入局部最优解,并且多样性缺失;N 过小(N=3),会对粒子飞行造成扰动,造成最优解收敛性不足;N 最优值应该取 5。

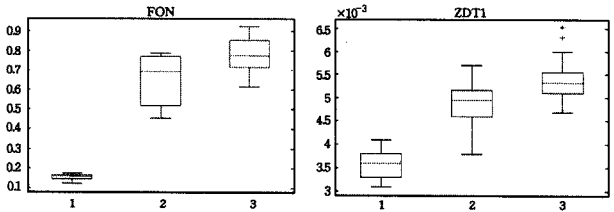


图 1 测试 FON、ZDT1 不同 N 取值下 IGD 度量值比较

(2)局部跳出策略特性分析

ECMPSO 算法中,在种群进化的中后期,外部存档中的

个体互不支配的可能性较大。此时,局部跳出策略中的差分算子发挥作用。差分算子利用互不支配的粒子之间的相对位置关系产生最可能朝着理想 PS 进化的方向和开拓新的搜索区域的方向。

表 3 FON、ZDT1 以及 ZDT3 的 IGD 评价指标比较

IGD	FON		ZDT1		ZDT3	
	ECMPSO	ECMPSO without ELS	ECMPSO	ECMPSO without ELS	ECMPSO	ECMPSO without ELS
Best	1.67E-003	4.72E-003	4.41E-003	1.88E-002	1.29E-002	7.97E-002
Medium	1.49E-003	8.09E-003	5.23E-003	2.24E-002	1.51E-002	1.55E-001
Worst	2.31E-003	3.12E-004	5.60E-003	2.73E-002	2.10E-002	6.39E-001
MEan	1.24E-003	1.38E-003	3.01E-003	2.31E-002	1.55E-002	2.16E-001
Std	1.132E-004	9.59E-003	2.85E-004	2.60E-003	2.23E-003	1.72E-001

表 3 从数值实验的角度,以 FON、ZDT1 和 ZDT3 函数为例分析了精英学习策略在 ECMPSO 算法中的重要性,从表 3 的 IGD 评价指标很容易看出,ECMPSO 中引入局部跳出策略时,算法在求得 Pareto 最优解集的逼近性、均匀性和宽广性上有明显优势。

3.3 结果分析

表 4 给出了 3 种算法在不同测试函数上的 IGD 度量结果,其中的数据为算法运行 30 次得到的平均值和方差。如表 4 所列,ECMPSO 算法在 SCH、FON、ZDT1、ZDT2、DTLZ2 上的收敛性和分布性均优于其他两种算法,这表明 ECMPSO 具有很强稳健性。图 2 分别给出了 3 种算法在 3 个测试函数上的 Pareto 前沿面,仿真实验表明 ECMPSO 使用了推力/阻力学习因子,局部跳出策略在解群分布的均匀性和宽广性方面要明

显好于其它两种算法。

表 4 3 种算法在 6 个测试函数上的 IGD 评价指标比较

Problems		ECMPSO	MOABC	NSGA-II
SCH	Mean	1.52E-004	1.17E-001	1.81E-003
	Std	4.41E-005	6.45E-004	3.32E-005
FON	Mean	1.07E-003	2.59E-003	1.09E-003
	Std	5.41E-005	3.14E-004	9.59E-003
ZDT1	Mean	1.14E-003	0.41	5.00E-003
	Std	7.30E-004	2.60E-002	2.33E-004
ZDT2	Mean	4.34E-003	0.43	0.19
	Std	6.02E-005	2.53E-001	0.28
ZDT3	Mean	1.67E-002	0.67	1.54E-002
	Std	4.53E-003	8.23E-002	2.71E-002
DTLZ2	Mean	6.72E-004	6.64E-002	5.81E-003
	Std	1.50E-005	9.05E-003	4.7E-004

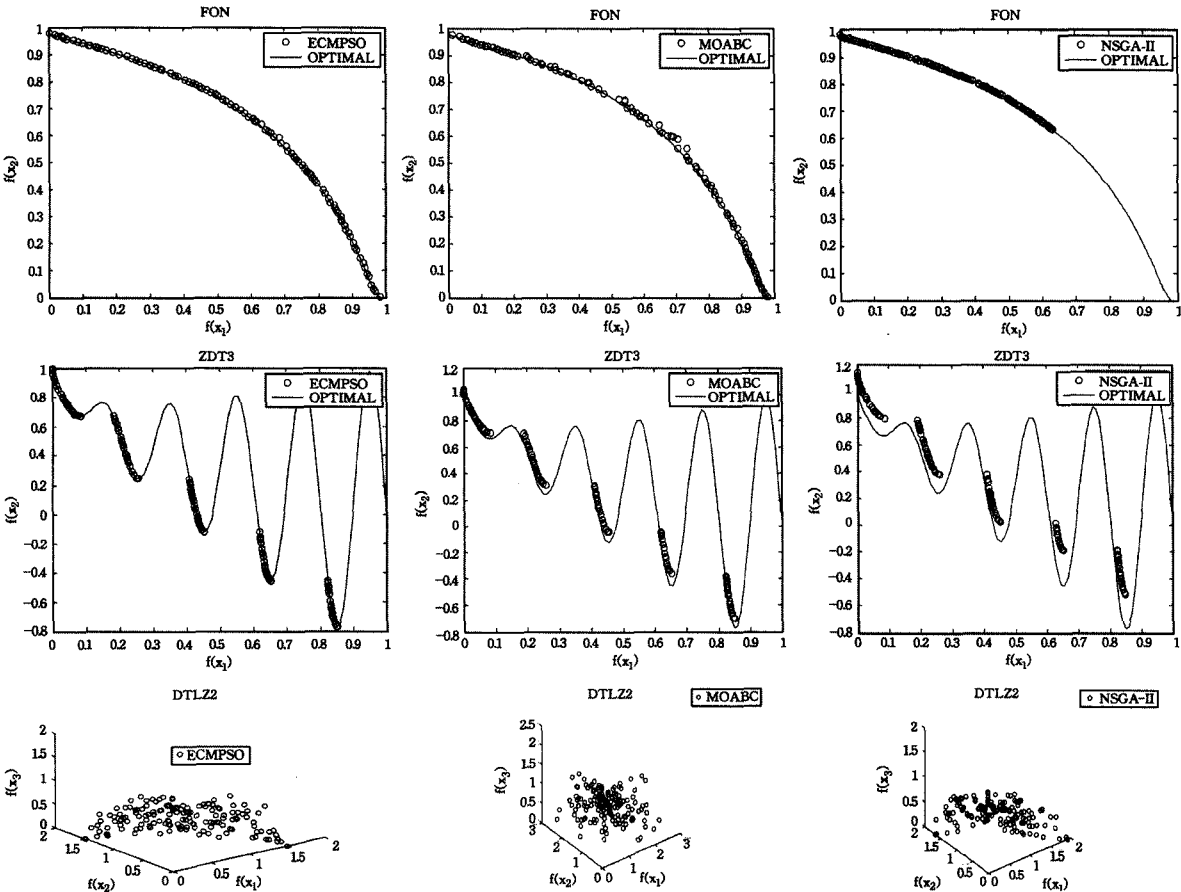


图 2 3 种算法测试 FON、ZDT3、DTLZ2 函数最优 Pareto 前沿面

结束语 本文提出一种基于人类社交行为的多目标微粒群优化算法,由于粒子运行受环境影响,算法引入精英粒子推动粒子学习、平庸粒子阻碍粒子学习的方式,以及跳出局部策略,对 6 个标准测试函数进行实验,表明提出的算法用于求解

多目标问题时,得到的非劣解能够很好地逼近 Pareto 最优解集,且分布均匀;通过与其他算法的比较可知,ECMPSO 算法综合性能较优,可给工程中许多优化问题提供实际参考价值。

(下转第 278 页)

- Communications(PIMRC). IEEE, 2010; 1224-1229
- [12] Juang R T, Ting P, Lin H P, et al. Interference management of femtocell in macro-cellular networks[C]// Proceedings of the 9th Conference on Wireless Telecommunications Symposium. IEEE, 2010; 132-135
- [13] Chhorn S, Seo S, Mohsini M H, et al. Co-channel Interference Mitigation Based on Location Information in LTE Femtocell Systems[C]// 2014 28th International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops (WAINA). IEEE, 2014; 322-327
- [14] Bilios D, Bouras C, Kokkinos V, et al. Optimization of fractional frequency reuse in long term evolution networks[C]// 2012 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). IEEE, 2012; 1853-1857
- [15] Ali S M, Kiani A K. Cell edge detection based interference avoidance scheme for closed mode LTE femtocells[C]// Wireless Telecommunications Symposium(WTS), 2013. IEEE, 2013; 1-7
- [16] Jin F, Zhang R, Hanzo L. Fractional frequency reuse aided twin-layer femtocell networks: Analysis, design and optimization[J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(5): 2074-2085
- [17] Lee H C, Oh D C, Lee Y H. Mitigation of inter-femtocell interference with adaptive fractional frequency reuse[C]// 2010 IEEE International Conference on Communications (ICC). IEEE, 2010; 1-5
- [18] Kishiyama Y, Benjebbour A, Nakamura T, et al. Future steps of LTE-A: evolution toward integration of local area and wide area systems[J]. IEEE Wireless Communications, 2013, 20(1): 12-18
- [19] Lee T, Yoon J, Lee T, et al. Resource allocation analysis in OFDMA femtocells using fractional frequency reuse[C]// 2010 IEEE 21st International Symposium on Personal Indoor and Mobile Radio Communications(PIMRC). 2010; 1224-1229
- [20] 史娇娇, 姜淑娟. 基于遗传算法的动态可变参数的测试数据自动生成工具[J]. 计算机科学, 2012, 39(5): 124-127
- Shi Jiao-jiao, Jiang Shu-juan. Automatic Test Generation Tool of Dynamic Variable Parameters Based on Genetic Algorithm[J]. Computer Science, 2012, 39(5): 124-127
- [21] Titiloye O, Crispin A. Quantum annealing of the graph coloring problem[J]. Discrete Optimization, 2011, 8(2): 376-384

(上接第 252 页)

参 考 文 献

- [1] 戚玉涛, 刘芳, 常伟远, 等. 求解多目标问题的 Memetic 免疫优化算法[J]. 软件学报, 2013, 24(7): 1529-1544
- Qi Y T, Liu F, Chang W Y, et al. Memetic immune algorithm for multiobjective optimization[J]. Journal of Software, 2013, 24(7): 1529-1544
- [2] Zhou A M, Qu B Y, Li H, et al. Multiobjective evolutionary algorithms: A survey of the state of the art [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2011, 1: 32-49
- [3] Hu X, Eberhart R. Multiobjective optimization using dynamic neighborhood particle swarm optimization [C]// Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation. New York: IEEE Press, 2002; 1677-1681
- [4] Salazar-Lechuga M, Rowe J E. Particle swarm optimization and fitness sharing to solve multi-objective optimization problems [C]// Congress on Evolutionary Computation (CEC' 2005). 2005; 1204-1211
- [5] Coello 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
- [6] Agrawal S, Dashora Y, Tiwari M K, et al. Interactive particle swarm: A Pareto-adaptive metaheuristic to multiobjective optimization[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2008, 38(2): 258-277
- [7] Gandomi A H, Yun G J, Yang X S, et al. Chaos-enhanced accelerated particle swarm optimization[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2013, 18(1007-5704): 327-340
- [8] 任子晖, 王坚. 加速收敛的微粒群优化算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(2): 201-206
- Ren Zi-hui, Wang Jian. Accelerate convergence particle swarm optimization algorithm [J]. Control and Decision, 2011, 26(2): 201-206
- [9] 丁雷, 吴敏, 余锦华, 等. 基于多目标粒子群协同算法的状态参数优化[J]. 中国工程科学, 2010, 12(2): 101-107
- Ding Lei, Wu Min, She Jin-hua, et al. Multi-objective particle swarm cooperative optimization algorithm for state parameters [J]. China Engineering Science, 2010, 12(2): 101-107
- [10] Zhang Y, Gong D W, Ding Z H. A bare-bones multi-objective particle swarm optimization algorithm for environmental economic dispatch [J]. Information Sciences, 2009, 192(4): 213-227
- [11] 伍大清, 郑建国. 基于混合策略自适应学习的并行微粒群优化算法研究[J]. 控制与决策, 2013, 28(7): 1086-1094
- Wu Da-qing, Zheng Jiang-guo. Improved parallel particle swarm optimization algorithm with hybrid strategy and self-adaptive learning [J]. Control and Decision, 2013, 28(7): 1086-1094
- [12] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197
- [13] Carlos A C C, Cortes N C. Solving multiobjective optimization problems using an artificial immune system[J]. Genetic Programming and Evolvable Machines, 2005, 6(2): 163-190
- [14] Yoo J, Hajela P. Immune network simulations in multicriterion design [J]. Structural Optimization, 1999, 18: 85-94
- [15] Zou Wen-ping, Zhu Yun-long, Chen Han-ning, et al. Solving multi-objective optimization problems using artificial bee colony algorithm[J]. Discrete dynamics in Nature and Society, 2011; 1-37
- [16] Huang V L, Suganthan P N, Liang J J. Comprehensive learning particle swarm optimizer for solving multi-objective optimization problems[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2006, 21(2): 209-226
- [17] 公茂果, 焦李成, 杨咚咚, 等. 进化多目标优化算法研究 [J]. 软件学报, 2009, 20(2): 271-289
- Gong Mao-guo, Jiao Li-Cheng, Yang Dong-dong, et al. Research on evolutionary multi-objective optimization algorithms [J]. Journal of Software, 2009, 20(2): 271-289