

进化算法鲁棒最优解研究综述

郑金华 罗彪 李晶 文诗华 李望移

(湘潭大学信息工程学院 湘潭 411105)

摘要 在实际应用中,环境往往是不稳定的且易受到噪声的影响。因此,对于许多现实优化问题,一个鲁棒性好的解具有重要的意义。然而,以往关于进化算法(EAs)的研究主要集中在寻找全局最优解,解的鲁棒性却没有得到重视。从单目标鲁棒最优解、多目标鲁棒最优解及效率等方面较全面地分析了目前EAs搜索鲁棒最优解的研究现状。最后对相关研究工作做了展望。

关键词 进化算法,鲁棒性,鲁棒最优解,单目标,多目标,效率

Survey of Robust Optimal Solutions in Evolutionary Algorithms

ZHENG Jin-hua LUO Biao LI Jing WEN Shi-hua LI Wang-yi

(Institute of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China)

Abstract The environments are often unstable and susceptible to noises in real application. Therefore, it is significant for a solution with good robustness. However, most studies about evolutionary algorithms were focused on finding global optimal solutions till now, little attention concerned on robustness of solutions. We analyzed the research situation about searching robust optimal solutions with evolutionary algorithm from a series of aspects (single objective robust optimal solutions, mutli-objective robust optimal solutions and efficiency, et al). Some future works were given at the last of the paper.

Keywords Evolutionary algorithms, Robustness, Robust optimal solutions, Single objective, Mutli-objective, Efficiency

1 引言

进化算法(EAs; evolutionary algorithms)是一种模拟生物进化、基于群体搜索的全局优化算法。自从1975年密歇根大学的Holland^[1]首次提出GA(GA: genetic algorithm)的基本概念和理论框架以来,在学术界掀起了进化算法研究的热潮。单目标进化算法^[2,3]已有长足的发展。目前更多研究关注多目标进化算法(MOEAs; multi-objective EAs)。其中,代表性的MOEAs有VEGA^[4], Fonseca与Fleming提出的MOGA^[5], Horn等人提出的NPGA^[6], Zitzler提出的SPEA2^[7], Knowles与Corne提出的PAES^[8], Deb等人提出改进版NSGA-II^[9], Corne等人提出的PESA^[10]及PESA II^[11]等。在EAs方面,我们也做了一系列相关的工作^[12-20]。EAs的通用性强且不依赖于函数模型,适用于处理复杂优化问题,因而被广泛地应用于函数优化、智能控制、机器人路径规划等众多方面。无论是在科研领域,还是在工程领域,关于EAs的研究引起了广泛的关注。

目前大多数关于EAs的研究主要集中在如何找到全局最优解,很少有研究关注鲁棒最优解(robust optimal solutions)。然而在实际应用中,一个最优解仅具有好的性能是不够的,解的鲁棒性(robustness)直接决定解的实用性。事实

上,理论上的全局最优解在许多实际应用问题中可能不具有实用性。因为应用环境往往不稳定且容易受到噪声的影响,如果算法得到的最优解对这些影响十分敏感,那么这些最优解将不能够应用到实际的操作中。在这样的情况下,决策者更希望能寻找抗干扰能力好的鲁棒最优解。例如:(1)在车间调度^[21-23]中,一种调度方案应该具备容忍一定偏差的能力,如出现机器故障时,调度方案仍能继续使用;(2)在电流的设计^[24]中,电流应该能够在一定范围内可以正常地工作,如温度变化时,电流能适应环境的变化,而不至于产生很大的波动;(3)在制造业的设计优化^[25-29]中,很难根据规格制造出十分精确的产品,因此在设计时应该允许一定制造偏差。可见,提高EAs搜索鲁棒最优解的能力在实践中具有相当重要的意义。

关于解的鲁棒性,大多数学者都很认可的一个说法就是:所谓解的鲁棒性是指解的抗干扰能力。换句话说,当决策向量受到一个小的扰动时,目标函数向量同时也会产生一个波动。这个波动越小,说明解的鲁棒性就越好,反之解的鲁棒性越差。

随着EAs广泛地应用于工程领域,搜索鲁棒最优解已经成为EAs发展的一个必然方向,一些学者已开始关注鲁棒最优解的搜索,且出现相当一部分研究成果。2007年由Yang,

到稿日期:2008-04-01 本文受国家自然科学基金(60773047),湖南省教育厅重点科研项目(06A074)资助。

郑金华 教授,博士生导师,CCF高级会员,主要研究方向为进化计算、并行处理等;**罗彪** 硕士研究生,CCF学生会员,研究方向为进化计算、计算智能;**李晶** 硕士研究生,研究方向为进化计算;**文诗华** 硕士研究生,研究方向为进化计算;**李望移** 硕士研究生,研究方向为进化计算。

Ong 和 Jin 等^[30]编写的一部关于不确定环境(uncertain environment)的专著介绍了一些关于鲁棒最优解搜索相关研究。

本文将从以下几个方面较全面地讨论目前关于 EAs 搜索鲁棒最优解的研究现状:(1) 单目标鲁棒最优解;(2) 多目标鲁棒最优解;(3) 效率分析及其他方面。最后对全文作了一个简明扼要的总结,且提出一些进一步的研究方向。

2 单目标鲁棒最优解

使用 EAs 搜索单目标鲁棒最优解,目前已有相当一部分研究。在讨论单目标鲁棒最优解之前,先给出单目标鲁棒优化问题(SROPs: single-objective robust optimization problems)的定义,见定义 1。

定义 1(单目标鲁棒优化问题) 描述如下:

$$\begin{aligned} \text{Min } f(X') \\ X' = X + \delta; \quad X', X \in \Omega \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是决策向量, Ω 是可行解空间, $\delta = (\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n)$ 为一干扰向量, n 为决策变量的维数(注意:由于最大化优化问题与最小化优化问题可以相互转化,以哪种方式进行表达并不重要)。

可见, SROPs 就是在决策向量中存在干扰的情况下,在可行解空间中寻找使目标函数达到最优的解向量。它与传统的单目标优化问题不同, SROPs 的决策向量中增加了一个干扰向量。也正是因为干扰向量的存在,使得 SROPs 的难度大大增加。因而,将处理常规优化问题的方法应用鲁棒优化问题,也是不可行的。现有大多数使用 EAs 处理 SROPs 的研究往往使用以下两种方法:(1) 优化有效目标函数(effective objective function)^[31-33],这是目前解决 SROPs 使用较多的一种方法。(2) 将 SROPs 转化为多目标优化问题^[34-36]。下面从上述两个方面来分析如何使用 EAs 处理 SROPs。

2.1 优化有效目标函数

有效目标函数一般描述见定义 2。

定义 2(有效目标函数) 一般描述如下:

$$f^{eff}(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(X + \delta) p(\delta) d\delta \quad (2)$$

其中, δ 为干扰向量, $p(\delta)$ 为概率密度函数。由于式(2)在实际计算中相当困难,因此常用式(3)的蒙特卡罗积分(Monte Carlo integration)来近似,计算式如下:

$$f^{eff}(X) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(X + \delta_i) \quad (3)$$

其中, N 为在 X 的 δ -邻域内所使用的样本规模, δ_i 为第 i 个样本个体,它服从概率密度 $p(\delta)$ 。

为加以区别,后文中用 f^{eff} 表示有效目标函数, f 表示原目标函数。

从定义 2 中发现, f^{eff} 在计算时事实上为一平均值。在使用 EAs 搜索单目标鲁棒最优解的过程中,能否较精确地计算 f^{eff} ,是有效解决 SROPs 的关键。 f^{eff} 的计算直接影响到了算法的效率与性能。因此,如何计算 f^{eff} 成为鲁棒最优解的一个研究重点。现在主要有两种方法^[37]: 1) 显式平均法(explicit averaging)。这种方法通过抽样,从样本的平均值计算蒙特卡罗积分,样本的获得可以使用随机抽样^[25, 26, 28, 38](RS: random sampling)。但是 RS 较为粗糙,精度不高。因此,有学者引入更为精确的拉丁超立方体抽样^[39, 40](LHS: Latin hypercube sampling)。Branke^[31]曾提出在计算蒙特卡罗积分

时,对优秀的个体进行多次评估等等。显式平均法的缺陷是计算量较大,原因在于每个样本个体均需要进行适应度估计(fitness evaluation),或者是优秀的区域(promising regions)被多次抽样。2) 隐式平均法(implicit averaging)。这种方法通常不是采用抽样,而是利用当前种群或历史种群中的个体来获得蒙特卡罗积分,这样就不需要额外的适应度估计。Tsutsui 与 Ghosh^[32, 33]发现,如果使用一个无限大的种群规模,使用隐式平均法能够得到与显式平均法相同的效果。那么是显式平均法效果好还是隐式平均法效果好?这是一个有争议的问题,前者强调抽样规模,后者强调种群规模。如果对于一个给定的适应度估计的次数,一些研究得到了不一样的结论。Fitzpatrick 等人^[41]发现增大种群规模比增大抽样规模效果要好。但是, Beyer^[42]却发现,对于一个 $(1, \lambda)$ 进化策略在优化带噪声的 Sphere 函数时,增大抽样规模比增大子代种群(offspring population)规模 λ 要好。后来 Hammel 等人^[43]增大父代种群(parent population)规模 μ 进行实验,却发现增大抽样规模效果更好。Arnold^[44, 45]后来分析进化策略在优化带噪声的 Sphere 函数时,若父种群规模 μ 与子种群规模 λ 满足一个适当的比例,则增大种群规模 μ 至少不会差于增大抽样规模。Beyer^[46]也得到类似的结论。基于 Goldberg 等人^[47]的工作, Miller 等人^[48, 49]提出了一个理论模型来优化种群规模与抽样规模。

2.2 将 SROPs 转化为多目标优化问题

有研究工作^[34, 50]认为:在许多情况下,对于有些鲁棒优化问题,优化有效目标函数是不够的。如干扰在原目标函数值上产生的偏差如果是对称的,那么计算有效目标函数的时候这些偏差将会相互抵消,因此会造成有些鲁棒性很差的解为最优解,因而有必要将解的目标函数的方差作为一目标来进行优化。这样就可以将一个 SROP 转化成一个多目标优化问题。

2.3 一些关于 SROPs 的代表性研究工作

(1) Tsutsui 与 Ghosh^[32, 33]在遗传算法中提出了一种鲁棒搜索模式(GAs/RS³: GAs with a robust solution searching scheme)。在 GAs/RS³ 中,使用二进制编码,在计算个体目标值之前,在解码的过程中对表现型加以干扰。GAs/RS³ 通过建立数学模型,利用模式定理来获得单目标的鲁棒最优解,在计算个体的有效目标函数时,利用当前种群中具有相同的模式的个体作为样本。

(2) Jin 与 Sendhoff^[34]提出了两种方法来估计个体的鲁棒性。通过将 SROPs 转化成一个两目标的多目标优化问题来处理,其中一个目标为实现个体鲁棒性的最优,另一个目标为实现原始目标性能的最优。Jin 等人提出的这种方法可以不增加额外的适应度评价(fitness evaluations),充分利用当前种群的信息来搜索鲁棒解。

对 SROPs 的处理,在 Jin 与 Sendhoff 的研究中提出了以下两种处理方法:将定义 1 的 SROPs 转化为如(a)或(b)的两目标的多目标优化问题:

$$(a) \text{Min } (f_1'(X), f_2'(X)) \quad (4)$$

$$f_1'(X) = f(X)$$

$$f_2'(X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\bar{\sigma}_{f,i}}{\sigma_{x_i}} \quad (5)$$

其中, $f(X)$ 为原函数, n 为决策变量的维数, $\bar{\sigma}_{f,i}$ 为第 j 个个体

的函数值方差, σ_{x_i} 为第 i 变量的方差。具体说明可参考文献[34]。

$$(b) \text{Min} (f_1'(X), f_2'(X)) \quad (6)$$

$$f_2'(X) = f(X)$$

$$f_1'(X) = \frac{\sigma_{f_i}}{\sigma_{x_i}} \quad (7)$$

(3) Lim 等人^[35,36]提出了一种反向多目标鲁棒进化优化设计方法(IMORE; inverse multi-objective robust evolutionary design optimization), 该方法也是将 SROPs 转化成两目标优化问题, 如

$$\text{Max} (f_1'(X), f_2'(X)) \quad (8)$$

$$f_1'(X) = f(X) \quad (9)$$

$$f_2'(X) = d(X, d_i, \Delta)$$

其中一个目标为原目标, 而另一个目标为衡量鲁棒性的一个量。考虑目标值在一定范围 d_i 内变化时, 将决策变量所允许的最大波动 $d(X, d_i, \Delta)$ 作为目标来优化。参数的具体定义可参考文献[35,36]。采用这种方法, 决策者可以根据需要设定鲁棒精度。

(4) Ong 等人^[51]将 EAs 与函数近似技术结合起来搜索鲁棒最优解, 提出了一种最大-最小代理进化算法(Max-Min surrogate-assisted evolutionary algorithm)。为提高 EAs 的效率, 在该算法中使用了基于 Baldwinian trust-region framework 的最大-最小优化策略, 且在构造代理模型(surrogate model)时, 使用了径向基函数(RBFs; radial basis functions)。Ong 等人将提出的算法成功地应用于机翼几何形状的动力学设计中, 在存在操作与制造偏差的情况下, 最大-最小代理进化算法能获得相当好的鲁棒性设计。

此外, 在单目标鲁棒最优解方面, 还有一些学者做了相应的工作, 如 Branke^[31]提出了一种计算鲁棒最优解的启发式方法; Branke^[52]指出了在噪声环境(noisy environment)中搜索全局最优解与搜索鲁棒最优解的主要差异; Branke 与 Schmidh^[53]提出了几种适应度估计(fitness estimation)的方法; Parmee^[54]提出一种分层的思想, 使用性能与适应度在若干个区域同时进行搜索; Ray^[55]将 SROPs 转化成三目标优化问题, 三目标分别为原目标函数、有效目标函数与目标函数方差等等。

3 多目标鲁棒最优解

在讨论多目标鲁棒最优解之前, 先给出多目标鲁棒优化问题(MROPs; multi-objective robust optimization problems)的定义, 见定义 3。

定义 3(多目标鲁棒优化问题) 描述如下:

$$\text{Min} F(X') = (f_1(X'), f_2(X'), \dots, f_r(X')) \quad (10)$$

$$X' = X + \delta; \quad X', X \in \Omega$$

其中, $r > 1$, 其它参数的意义与定义 1 中的 SROPs 相同。

目前, 关于多目标鲁棒最优解的研究成果还相当少。尽管有一些研究在搜索单目标鲁棒最优解的过程中用到了 Pareto 支配关系, 如 Jin 等人^[34]、Lim 等人^[35,36]使用多目标优化方法来处理单目标鲁棒优化问题, Teich^[56]将 Pareto 支配关系应用于处理不确定性目标, Hughes^[57]提出的方法计算在噪声函数中使用确定的 Pareto 支配关系时产生的估计误差等, 但是如何使用 EAs 有效地处理 MROPs, 一直是一个具有挑

战性问题。直到 Deb 等人^[58,59]将搜索单目标鲁棒最优解的方法延伸到多目标领域, 多目标鲁棒最优解的研究才迈出了第一步; 随后, Barrico 与 Antunes^[60-62]提出了两种多目标优化的鲁棒性分析方法, 在这些方法中, 使用了鲁棒度(degree of robustness)的概念; 在多目标鲁棒最优解方面, 我们也做了相关的研究^[63,64]。下面详细分析几个代表性的研究:

(1) Deb 等人^[58,59]为了搜索鲁棒 Pareto 前沿(robust Pareto front), 提出了两种搜索多目标鲁棒最优解的方法, 分别见如下定义(a)与(b):

(a) 如果一个解 X^* 是式(11)所表示的多目标优化问题的 Pareto 最优解, 那么称 X^* 为第一类型的多目标鲁棒最优解。

$$\begin{aligned} & \text{Min}(f_1^{eff}(X), f_2^{eff}(X), \dots, f_r^{eff}(X)) \\ & \text{Subject to } X \in \Omega \end{aligned} \quad (11)$$

其中, $r > 1$, $f_i^{eff}(X) (i=1, 2, \dots, r)$ 的定义同定义 2。

(b) 如果一个解 X^* 是式(12)所表示的多目标优化问题的 Pareto 最优解, 那么称 X^* 为第二类型的多目标鲁棒最优解。

$$\begin{aligned} & \text{Min}(f_1(X), f_2(X), \dots, f_r(X)) \\ & \text{Subject to } \left\{ \begin{aligned} & \frac{\|\vec{f}^p(X) - \vec{f}(X)\|}{\|\vec{f}(X)\|} \leq \eta \\ & X \in \Omega \end{aligned} \right. \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $\|\cdot\|$ 为一类向量范数; $\vec{f}^p(X)$ 通常可采用 $\vec{f}^{eff}(X)$ 。

可见, 第一类型的多目标鲁棒最优解是单目标鲁棒最优解的延伸, 同样是以有效目标函数代替原目标函数进行优化, 只是目标数由一个变成了 r 个。第二类型的多目标鲁棒最优解比较适用于实际应用场合, 决策者可以根据对鲁棒性的需要来设定 η 。在 Deb 等人的研究中, 还分析了鲁棒 Pareto 前沿分布的 4 种不同情况, 并构造 4 个相应的测试函数, 对多目标鲁棒最优解的研究有一定指导作用。

(2) Barrico 与 Antunes^[60-62]提出了鲁棒度的概念, 基于鲁棒度, 提出两种处理 MROPs 的 MOEAs。在设计的 MOEAs 中, 采用的基于小生境(niche)技术的分享机制(sharing mechanism)来保持种群的多样性。同时, 鲁棒度参与了个体适应度的赋值操作, 还利用鲁棒度对非支配集进行分类, 这样就便于决策者根据需要来选择合适的鲁棒最优解。

(3) Luo 与 Zheng^[63]提出了一种新的处理 MROPs 的方法, 该方法可以将一个任意维数的 MROP 转化成为一个两目标的多目标优化问题; 其中一个目标为解的质量(quality), 对应着质量目标函数 $f_Q(X)$; 另一个目标为解的鲁棒性, 对应着鲁棒性目标函数 $f_R(X)$ 。则这个多目标优化问题可表示为

$$\begin{aligned} & \text{Min } R(X) = (f_Q(X), f_R(X)) \\ & \left\{ \begin{aligned} & f_Q(X) = \text{rank}_Q \\ & f_R(X) = \sum_{i=1}^r w_i [g_i(X)]^p \end{aligned} \right. \end{aligned} \quad (13)$$

其中, rank_Q 为按原目标函数进行分类排序^[9]得到的个体在种群中的等级。为获得个体的鲁棒性目标函数 $f_R(X)$, 我们使用加权法来处理如式(14)的子优化问题($w_i i=1, \dots, r$ 为权值, p 为一给定参数)。

$$\begin{aligned} & \text{Min } G(X) = (g_1(X), \dots, g_r(X)) \\ & g_i(X) = \frac{1}{H} \sum_{j=1}^H \frac{|f_i(X) - f_i(X_j)|}{D(X, X_j)} \quad (i=1, \dots, r) \end{aligned} \quad (14)$$

$$D(X, X_j) = \sum_{k=1}^n |X^k - X_j^k| \quad (k=1, \dots, n)$$

上述表达式中的详细说明可参考文献[63]。

根据上述方法所设计的 MOEA, 一个明显的优点就是能获得质量与鲁棒性分布较广的解, 能够给决策者提供更多合理的选择方案。

4 效率分析及其他方面

4.1 效率分析

目前, 尽管使用 EAs 解决鲁棒优化问题已经引起了一些学者们的兴趣, 但是由于算法运行的时间代价相当大、效率低, 使得这方面的研究一直发展很缓慢。分析其原因, 不难发现, 现在大部分使用 EAs 解决鲁棒优化问题的方法均存在大量的个体适应度评价, 使得算法的计算量大大增加。几乎所有关于 EAs 搜索鲁棒最优解的研究都认为效率低是该方面研究的一大缺陷, 是急需解决的问题之一。在提高 EAs 效率方面, 学者们也做了一些相关方面的研究。如 Tsutsui 与 Ghosh^[32,33] 用隐式平均法减少个体适应度评价; Ong 等人^[51] 通过构造局部代理模型来提高效率等。下面介绍一下 Paenke 等人^[65,66] 的工作以及我们在提高效率方面所做的工作。

(1) Paenke 等人^[65,66] 提出了一种有效的模型来估计个体的近似适应度与方差, 并提出了几种模型分布技术——简单模型(single model)、最近模型(nearest model)、综合模型(ensemble)以及多模型(multiple models)。在构造个体的局部近似模型时, 使用了插值与回归的方法, 以更加精确有效的方法来近似蒙特卡罗积分。局部近似模型与分布技术结合来估计个体的近似适应度与方差。由于 Paenke 等人的方法不需要额外的适应度评价, 而是将进化过程中所有的个体收集起来, 再利用这些历史个体来估计当前种群的适应度, 使得效率有较大的提高。

(2) 在计算个体的有效目标函数时, 我们^[64] 发现, 在邻域中使用相同的抽样规模是不合理的。因而, 我们将两种抽样方法——随机抽样(RS)与拉丁超立方体抽样(LHS)与 MOEAs 结合来搜索多目标鲁棒最优解, 提出了一种自适应的抽样技术, 该技术在个体邻域的抽样过程中自适应地调整抽样规模。我们根据这种技术设计了自适应随机抽样(ARS: Adaptive RS)与自适应拉丁超立方体抽样(ALHS: Adaptive LHS)。实验结果表明, 与 RS 和 LHS 相比, ARS 与 ALHS 可以在几乎不影响 MOEAs 搜索鲁棒最优解性能的情况下, 减少不必要的抽样及其适应度评价和时间消耗, 从而较大地提高了算法的效率。

4.2 其他关于进化算法鲁棒最优解的研究

鲁棒最优解在实际应用中具有很重要的意义, 学者们也将 EAs 应用于鲁棒最优解的其它方面。如 Deb 与 Gupta^[67] 采用策略来处理存在约束的 MROPs; Handa^[68] 提出 EAs 中用适应度方程(fitness function)来搜索时变目标函数(time-varying functions)的鲁棒最优解等。

结束语 用 EAs 搜索鲁棒最优解, 在很多方面还不成熟, 仍然有许多问题需要解决。虽然关于 EAs 搜索鲁棒最优解的研究已经引起了学者们的广泛兴趣, 但总的来说, 发展比较缓慢。我们认为仍有许多有待于解决的问题, 供大家参考。

1) 提高 EAs 搜索鲁棒最优解的效率; 2) 寻找一种合理的、较通用的解的鲁棒性评价机制; 3) 目前, 已有一部分关于单目

标鲁棒最优解的研究, 但是在多目标鲁棒最优解方面却相当少, 因而用 EAs 处理 MROPs, 甚至更高维的鲁棒优化问题, 是很有意义的; 4) 在计算个体有近似适应度时, 寻找更精确的方法; 5) 文献[66]提出决策者如何选取鲁棒最优解, 也是一个值得研究的方向; 6) 设计鲁棒优化问题测试函数的构造方法。鲁棒优化问题不同于传统的优化问题, 由于存在干扰与噪声, 使得难以确定鲁棒最优解。目前, 还没有测试函数的构造方法与构造标准; 7) 收敛性分析。目前, 也还没有研究成果对处理鲁棒优化问题的进化算法进行收敛性分析等。

本文尽可能较全面地总结了迄今为止鲁棒最优解的研究, 希望能给各位同行提供一些有价值的参考。如果读者对某一方面感兴趣, 请参考相关文献。

参考文献

- [1] Holland J H. Adaptation in Natural and Artificial Systems [M]. USA: Univ. of Michigan, 1975
- [2] 陈国良, 王煦法, 等. 遗传算法及其应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1999.
- [3] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002
- [4] Schaffer J D. Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms [D]. PhD thesis, Vanderbilt University, 1984
- [5] Fonseca C M, Fleming J. Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization [C]// Forrester S, ed. Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms. University of Illinois at Urbana-Champaign, Morgan Kaufman Publishers, San Mateo, California, 1993: 416-423
- [6] Horn J, Nafpliotis N, Goldberg D E. A Niche Pareto Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization [C]// Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation. IEEE World Congress on Computational Intelligence, Piscataway, New Jersey, IEEE Service Center, 1994, 1: 82-87
- [7] Zitzler E, Thiele L. Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(4): 257-271
- [8] Knowles J, Corne D. Properties of an Adaptive Archiving Algorithm for Storing Nondominated Vectors [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2003, 7(2): 100-116
- [9] Deb K, Prata P 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
- [10] Corne D W, Knowles J D, Oates M J. The pareto envelope-based selection algorithm for multiobjective optimization [C]// Schoneauer M, Deb K, Rudolph G, eds. Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature VI Conference. Paris, France, 2000: 839-848
- [11] Corne D W, Knowles J D, Oates M J. PESA-II: Region-based selection in evolutionary multiobjective optimization [C]// Spector L, et al., eds. Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'2001). San Francisco, California, 2001: 283-290
- [12] Zheng Jinhua, Ling C X, Shi ZhongZhi, et al. Some Discussions

- About MOGAs; Individual Relations, Non-dominated Set, and Application on Automatic Negotiation [C]. Congress on Evolutionary Computation, 2004 (CEC2004):706-712
- [13] Zheng Jinhua, Ling C X, Shi Zhongzhi, et al. A Multi-objective Genetic Algorithm Based on Quick Sort [C]//Canadian Conference on AI. 2004;175-186
- [14] Zheng Jinhua, Shi Zhongzhi, Ling C X, et al. A New Method to Construct the Non-dominated Set in Multi-objective Genetic Algorithms [C]//IIP2004, Beijing, 2004
- [15] 郑金华, 蔡自兴. 基于 agent 的并行 GA. 湘潭大学自然科学学报 [J], 2004, 26(1): 23-27
- [16] 郑金华, 蒋浩, 邝达, 等. 擂台赛法则构造多目标 Pareto 最优解集的方法研究[J]. 软件学报, 2007, 18(6): 1287-1297
- [17] 郑金华, 史忠植. 基于聚类的快速多目标遗传算法. 计算机研究与发展, 2004, 41(7): 1081-1087
- [18] 郑金华, 蔡自兴. 自动区域划分的分区域搜索狭义遗传算法[J]. 计算机研究与发展, 2000, 37(4): 397-400
- [19] 郑金华, 叶正华, 蒙祖强, 等. 基于空间交配的遗传算法 [J]. 模式识别与人工智能, 2003, 16(4): 482-485
- [20] 郑金华. 多目标进化算法及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2007
- [21] Jensen M T. Generating Robust and Flexible Job Shop Schedules Using Genetic Algorithms [J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2003, 7(3): 275-288
- [22] Leon V J, Wu S D, Storer R H. Robust Measure and Robust Scheduling for Job Shops [J]. IIE Transactions, 1994, 26(5): 32-43
- [23] Reeves C R. A Genetic Algorithm Approach to Stochastic Flowshop Sequencing [C]//Proceedings of IEE Colloquium on Genetic Algorithms for Control and System, England, London, U. K, 1992;13/1-13/4
- [24] Thompson A. Evolutionary Techniques for Fault Tolerance [C]//Proceedings of the UKACC International Conference on Control. 1996;693-698
- [25] Wiesmann D, Hammel U, Back T. Robust Design of Multilayer Optical Coatings by Means of Evolutionary Algorithms [J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 1998, 2(4): 162-167
- [26] Greiner H. Robust Optical Coating Design with Evolution Strategies [J]. Applied Optics, 1996, 35(28): 5477-5483
- [27] Parmee I, Jonson M, Burt S. Techniques to Aid Global Search in Engineering Design [C]//Proceeding of Industry Engineering Application. AI Expert System, 1994;377-385
- [28] Thompson A. On the Automatic Design of Robust Electronics through Artificial Evolution [C]//Proceeding of International Conference of Evolvable System. 1998;13-24
- [29] Anthony D K, Keane A J. Robust - optimal Design of a Light-weight Space Structure Using a Genetic Algorithm [J]. AIAA Journal, 2003, 41(8): 1601-1604
- [30] Yang S, Ong Y S, Jin Y. Evolutionary Computation in Dynamic and Uncertain Environments [M]. Springer, 2007
- [31] Branke J. Creating Robust Solutions by Means of Evolutionary Algorithms [C]//Eiben A E, et al., eds. Parallel Problem Solving from Nature (PPSN 98), LNCS 1498. Springer, 1998; 119-128
- [32] Tsutsui S, Ghosh A, Fujimoto Y. A Robust Solution Searching Scheme in Genetic Search [M]//Parallel Problem Solving from Nature. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1996; 543-552
- [33] Tsutsui S, Ghosh A. Genetic Algorithm with a Robust Solution Searching Scheme [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997, 1(3): 201-219
- [34] Jin Y, Sendhoff B. Trade-off between Performance and Robustness: An Evolutionary Multiobjective Approach [C]//EMO. 2003;237-251
- [35] Lim D, Ong Y S, Lee B S. Inverse Multi-objective Robust Evolutionary Design Optimization in the Presence of Uncertainty [C]//Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'05). 2005;55-62
- [36] Lim D, Ong Y S, Jin Y, et al. Inverse Multi-objective Robust Evolutionary Design [C]. Genetic Programming and Evolvable Machines, 2006, 7(4): 383-404
- [37] Jin Y, Branke J. Evolutionary Optimization in Uncertain Environments -A Survey [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2005, 9(3): 303-317
- [38] Sebald S, Fogel D. Design of Fault Tolerant Neural Networks for Pattern Classification [C]//Fogel D, Atmar W, eds. Proc. Annu. Conf. Evol. Program, 1992;90-99
- [39] Loughlin D H, Ranjithan S R. Chance-constrained Genetic Algorithms [C]//Proceeding of Genetic Evolutionary Computation. 1999;369-376
- [40] Markon S, Arnold D, Bäck T, et al. Thresholding-A Selection Operator for Noisy ES [C]//Proceeding of Congress on Evolutionary Computation. 2001;465-472
- [41] Fitzpatrick J M, Grefenstette J I. Genetic Algorithm in Noisy Environments [J]. Mach. Learn, 1998, 3: 101-120
- [42] Beyer H-G. Toward a Theory of Evolution Strategies; Some Asymptotical Results from the $(1+\lambda)$ -Theory [J]. Evol. Comput, 1993, 1(2): 165-188
- [43] Hammel U, Bäck T. Evolution Strategies on Noisy Functions, How to Improve Convergence Properties [C]//Davidor Y, Schwefel H P, and Männer R, eds. Parallel Problem Solving from Nature. Ser. LNCS. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1994;866;159-168
- [44] Arnold D V, Beyer H-G, et al. Efficiency and Mutation Strength Adaptation of the $(\mu/\mu_i, \lambda)$ -ES in a Noisy Environment [C]//Schoenauer M et al., eds. Parallel Problem Solving from Nature. Ser. LNCS. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2000, 1917: 39-48
- [45] Arnold D V, Beyer H-G, et al. Local Performance of the $(\mu/\mu_i, \lambda)$ -ES in a Noisy Environment [M]//Martin W and Spears W, eds. Parallel Problem Solving from Nature. Ser. LNCS. San Mateo, CA; Morgan Kaufmann, 2000; 127-142
- [46] Beyer H-G. Actuator Noise in Recombinant Evolution Strategies on General Quadratic Fitness Models [C]//Last Name K D, et al., eds. Lecture Notes in Computer Science, vol. 3102. Proc. Genetic Evol. Comput. Conf. Berlin, Germany, 2004; 654-665
- [47] Goldberg D E, Deb K, Clark J. Genetic Algorithms, Noisy, and the Sizing of Populations [J]. Complex System, 1992, 6: 333-362
- [48] Miller B L, Goldberg D E. Genetic Algorithms, Selection Schemes, and the Varying Effects of Noise [J]. Evol. Comput, 1996, 4(2): 113-131

teractivity in Peer-to-Peer Video Streaming//Proc. of IEEE International Conference on Communication, June 2006

- [2] Yiu W-P, Xing J, Chan S-H G. Challenges and Approaches in Large-Scale P2P Media Streaming [J]. IEEE Multimedia, 2007, 14(2): 50-59
- [3] Guo Y, Suh K, Kurose J, et al. P2Cast: peer-to-peer patching scheme for VoD service [A]//Proc. WWW' 03. Budapest, Hungary, May 2003
- [4] Guo Y, Suh K, Kurose J, et al. A Peer-to-Peer On-Demand Streaming Service and Its Performance Evaluation [A]//Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia & Expo (ICME). Baltimore, MD, July 2003
- [5] Do T T, Hua K A, Tantaoui M. P2VoD: Providing Fault Tolerant Video-on-Demand Streaming in Peer-to-Peer Environment [A]// Proceedings of IEEE International Conference on Communications (ICC). Paris, France, June 2004
- [6] Yin Zuoning, Jin Zuoning. DHT Based Collaborative Multimedia Streaming and Caching Service [A]//TENCON 2005 IEEE Region 10. Nov. 2005; 1-6
- [7] Zhou M, Liu J. A Hybrid Overlay Network for Video-on-Demand [A]//Proc. IEEE Int'l Conf. Comm. (ICC). IEEE Press, 2005; 1309-1311
- [8] Dana C, Li D, Harrison D, et al. Bass: Bittorrent assisted streaming system for video-on-demand//International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP). IEEE Press, 2005
- [9] Vlavianos A, Iliofotou M, Faloutsos M. BiToS: Enhancing BitTorrent for Supporting Streaming Applications//25th IEEE International Conference on Computer Communications. INFOCOM 2006. April 2006; 1-6
- [10] He Q, Riley G, Raj H, et al. Mapping Peer Behavior to Packet-level Details: A Framework for Packet-level Simulation of Peer-to-Peer Systems [C]//Proceeding of 11th IEEE/ACM Intl. Symposium on Modeling, Analysis and Simulation of Computer Telecommunications Systems. Florida, USA, 2003
- [11] Packet-level Peer-to-Peer Simulation Framework and GnutellaSim [EB/OL]. <http://www.cc.gatech.edu/computing/compass/gnutella/>. 2003

(上接第 34 页)

- [49] Miller B L. Noise, Sampling, and Efficient Genetic Algorithms [D]. Ph. D. Dissertation. Urbana-Champaign, Urbana, IL. Dept. Comput. Sci., Univ. Illinois, 1997. Available at: TR 97001
- [50] Das I. Robustness Optimization for Constrained Nonlinear Programming Problem [J]. Eng. Opt., 2000, 32(5): 585-618
- [51] Ong Y S, Nair P B, Lum K Y. Max-Min Surrogate-assisted Evolutionary Algorithm for Robust Aerodynamic Design [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(4): 392-404
- [52] Branke J. Efficient Evolutionary Algorithms for Searching Robust Solutions [C]//Parmee I C, ed. Adaptive Computing in Design and Manufacture (ACDM 2000). Springer, 2000; 275-286
- [53] Branke J, Schmid C. Faster Convergence by Means of Fitness Estimation [J]. Soft Computing, 2005, 9(1): 13-20
- [54] Parmee L C. The Maintenance of Search Diversity for Effective Design Space Decomposition Using Cluster-oriented Genetic Algorithms (Cogas) and Multi-Agent Strategies (Gaant) [C]//Proceedings of the Second International Conference of Adaptive Computing in Engineering and Control. 1996; 128-138
- [55] Ray T. Constrained Robust Optimal Design Using a Multiobjective Evolutionary Algorithm [C]//Proc. Congr. Evol. Comput. 2002; 419-424
- [56] Teich J. Pareto-front Exploration with Uncertain Objectives [C]//Proceedings of the First International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization (EMO-01). 2001; 314-328
- [57] Hughes E J. Evolutionary Multi-objective Ranking with Uncertainty and Noise [C]//Proceedings of the First International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization (EMO-01). 2001; 329-343
- [58] Deb K, Gupta H. Introducing Robustness in Multi-objective Optimization [T]. KanGAL Report No. 2004016
- [59] Deb K, Gupta H. Searching for Robust Pareto-optimal Solutions in Multi-Objective Optimization [C]//Proceedings of the Third International Conference on Evolutionary Multi-criterion Optimization (EMO-2005). Guanajuato, Mexico. Lecture Notes on Computer Science 3410, 2005; 150-164
- [60] Barrico C, Antunes C H. Robustness Analysis in Evolutionary Multi-objective Optimization-with a Case Study in Electrical Distribution Networks [C]//II European-Latin-American Workshop on Engineering Systems (SELASI II). Porto, Portugal, 2006
- [61] Barrico C, Antunes C H. A New Approach to Robustness Analysis in Multi-objective Optimization [C]//Proceedings of the 7th International Conference on Multi-objective Programming and Goal Programming (MOPGP'06). Tours, France, June 2006
- [62] Barrico C, Antunes C H. Robustness Analysis in Multi-objective Optimization Using a Degree of Robustness Concept [C]//Proceedings of the 2006 IEEE Congress on Computational Intelligence (WCCI 2006). Vancouver, Canada, July 2006; 6778-6783
- [63] Luo Biao, Zheng Jinhua. A New Methodology for Searching Robust Pareto Optimal Solutions with MOEAs [C]//Proceeding of the 2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation (IEEE CEC 2008). HongKong, China, June, 2008; 580-586
- [64] Luo Biao, Zheng Jinhua. Efficient MOEAs with an Adaptive Sampling Technique in Searching Robust Optimal Solutions [C]//IEEE Proceeding of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA'07). Chongqing, China, June 2008; 117-123
- [65] Pänke I, Branke J, Jin Y. Efficient search for robust solutions by means of evolutionary algorithms and fitness approximation [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(4): 405-420
- [66] Pänke I. Efficient search for robust solutions by means of evolutionary algorithms and fitness approximation [D]. Karlsruhe: Institute for Angewandte Informatics and Formale Beschreibungsverfahren University at Karlsruhe, 2004
- [67] Deb K, Gupta H. A constraint handling strategy for robust multi-criterion optimization [T]. KanGAL Report No. 2005001. 2005
- [68] Handa H. Fitness Function for Finding out Robust Solutions on Time-varying Functions [C]//Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'06). Seattle, Washington, USA, July 2006; 1195-1200