

改进遗传算法在 PID 优化中的应用

秦福高^{1,2}, 毛莺池², 石 玉³

(1. 常州工学院计算机信息工程学院, 江苏 常州 213002; 2. 河海大学计算机及信息工程学院, 南京 210098;
3. 南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016)

摘 要: 现有的比例积分微分(PID)优化设计算法难以兼顾系统对快速性、稳定性和鲁棒性的要求。为此, 提出一种改进的 Pareto 遗传算法。该算法采用新的拥挤距离计算算法, 改进非支配性的比较算法, 引入双重精英机制, 提高进化效率和解的质量, 并且解的多样性好。将该算法应用于 PID 多目标优化设计, 仿真结果表明, 决策者可根据当前工作需求在所得的 Pareto 解集中选择最优的满意解。

关键词: 最优解; 遗传算法; 双重精英机制; 比例积分微分控制器; 多目标优化

Application of Improved Genetic Algorithm in PID Optimization

QIN Fu-gao^{1,2}, MAO Ying-chi², SHI Yu³

(1. School of Computer and Information Engineering, Changzhou Institute of Technology, Changzhou 213002, China;
2. College of Computer and Information Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China;
3. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

【Abstract】 The current Proportion Integration Differentiation(PID) optimization Design methods are often difficult to consider the system requirements for quickness, reliability and robustness. So this paper proposes an Improved Pareto Genetic Algorithm(IPGA), which uses a new method to calculate crowding distance, improves the comparative method of non-domination, introduces double elitism mechanism to improve efficiency of evolution and quality of solution, and increases diversity of the solution. The algorithm is applied to multi-objective optimization design of PID. Simulation results indicate that a satisfactory solution is selected in Pareto optimum set according to the requirements of the present system.

【Key words】 optimal solution; genetic algorithm; double elitism mechanism; Proportion Integration Differentiation(PID) controller; multi-objective optimization

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.17.050

1 概述

PID 控制器几十年来始终占据工业控制器的主流, 使用率达 85%以上。目前, PID 控制器的设计及其参数整定多采用将一个或多个指标加权作为优化目标进行优化的算法。这些算法的整定工作不仅需要熟练的技巧, 而且往往相当费时, 更重要的是当被控对象的特性要求发生变化时, 需要重新对 PID 控制器进行参数整定。PID 控制器的优化设计实际上是多目标优化问题, 需要考虑多重指标。

遗传算法是基于生物进化论发展起来的优化的随机搜索算法, 具有很强的鲁棒性, 被广泛用于多目标优化。近年来的研究重点是基于 Pareto 的多目标遗传算法, 以使用 Pareto 非支配排序技术为标志, 可以分为 2 代: 第 1 代采用小生境技术来保持群体的多样性, 能够求得较均匀的非劣解, 但小生境半径的选取较困难且计算复杂度较高; 第 2 代主要采用精英保持策略, 是当前进化领域研究的热点。

本文提出一种改进的 Pareto 遗传算法(Improved Pareto Genetic Algorithm, IPGA), 并将 IPGA 应用在 PID 控制器的优化设计中。

2 基于 Pareto 最优的遗传算法

2.1 多目标优化问题

多目标优化问题数学模型可描述为:

$$V-\min f(x)=[f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)]$$

$$\text{s.t. } g_i(x) \leq 0 \quad i=1, 2, \dots, p \quad x \in R^n$$

其中, $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 是 R^n 空间的 n 维向量, x 所在空间

为问题的决策空间; $f_i(x)(i=1, 2, \dots, m)$ 为问题子目标函数, m 维向量 $f(x)=[f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)]$ 所在空间称为问题的目标空间; $g_i(x) \leq 0 (i=1, 2, \dots, p)$ 为约束函数。

2.2 基本概念

Pareto 支配: 解 $x_1 \prec x_2$ ($\prec$ 为支配符号), 当且仅当 $\forall i \in \{1, 2, \dots, m\}, f_i(x_1) \leq f_i(x_2)$ 且 $\exists j \in \{1, 2, \dots, m\}, f_j(x_1) < f_j(x_2)$ 。

Pareto 最优解: 如果解 x_1 是 Pareto 最优解, 当且仅当不存在 $x_2: x_2 \prec x_1$ 。

Pareto 非支配集和前端: 所有 Pareto 非支配解的集合为 Pareto 非支配集, 其对应的目标向量集合为非支配前端 (Pareto 前端)。

2.3 改进的基于 Pareto 最优的遗传算法

2.3.1 非支配性排序的改进

文献[1]提出了一种快速非支配算法: 首先在当前种群中根据受支配程度对种群个体进行非支配排序, 再将种群中所有非支配解划分为同一前端, 标记为前端 1; 然后从种群中移出这些个体, 在余下的个体中再寻找出新的非支配解, 并将其标记为前端 2; 依次类推, 直到种群中所有个体都完成排序。经过这一过程, 种群中的每一个体都得到了一个对应

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60501022)

作者简介: 秦福高(1973—), 男, 讲师、硕士, 主研方向: 智能算法, 数据挖掘; 毛莺池, 讲师、博士; 石 玉, 副教授、博士

收稿日期: 2011-03-29 **E-mail:** qinfg@czu.cn

于其非支配程度的序号, 初步标识了个体间的优劣。

个体非支配性的比较是在目标空间上进行的, 当目标函数的变化范围比较大时, 在边界处一些极端的伪非劣解可能被保留而降低解的质量。为了在 Pareto 非支配排序过程中逐渐淘汰一些在某个或某几个目标上很优而在其他目标上较差的边界不合理解, 降低不合理解在非支配解集中出现的概率, 在进行 Pareto 非支配排序时进行如下处理: 若 2 个个体的某一个目标函数值处在一个较小的邻域 δ 内 (δ 为一个较小的正数), 则定义其目标函数值相同; 再比较其余目标函数值的大小, 确定支配关系。

2.3.2 拥挤距离计算算法

种群经过非支配性排序后, 具有相同支配关系的个体被分配到了相同的前端中。这个过程只考虑了个体间的支配关系, 没有考虑到个体的空间分布密度, 容易产生大量的相似解, 大大降低解的多样性。

本文基于种群目标空间的极小欧几里德距离提出一种计算拥挤距离的算法:

设 Q 为规模为 n 的个体的集合, i 为 Q 中任一个体, $f_m(i)$ 为个体 i 第 m 个目标函数值, $f_{m \max}$ 为第 m 个目标函数的最大值 ($m=1, 2, \dots, M$, M 为目标函数数量)。

Step1 判断个体 i 的每个目标函数值是否为最小, 若有一个目标函数值为最小, 则设置其拥挤距离为无穷大, 否则转入 Step2。

Step2 计算 $d_i(j) = \sqrt{\sum_{m=1}^M \left(\frac{f_m(i) - f_m(j)}{f_{m \max}} \right)^2}$, 其中, $j=1, 2, \dots, n$,

且 $j \neq i$ 。

Step3 个体 i 的拥挤距离为 $d_i = \min_{j=1, 2, \dots, n, j \neq i} (d_i(j))$ 。

据此, 在个体比较密集的区域个体具有较小拥挤距离, 在稀疏区域具有较大拥挤距离, 不论群体的规模如何, 此法都能在一定程度上客观地反映出群体中任一个体所在区域对整个群体的空间分布信息。

2.3.3 外部集的维护和更新

为了求得更多分布均匀的非劣解, 维持解的多样性, 使算法最大程度逼近整个 Pareto 前端, 本文算法采用双重精英机制, 即 2 个外部集: 一个外部集 E_m 用于保存并维护每一代的非支配解, 以保证算法在进化过程中不会因为各种因素如群体规模的限制而丢失优良解; 另一个外部集 E_a 作为辅助外部集, 用于构成新一代父代群体, 以增强对精英个体的利用。其中, E_a 中个体的选取是随机的, 避免了某些具有较强遗传性的局部最优模式的干扰, 有效地防止对精英个体的过度利用。

外部集进行维护和更新的具体算法如下:

外部集 E_m 的构建和维护策略:

(1) 将所获得的非支配解加入 E_m , 对 E_m 中的个体进行非支配性排序, 去除受支配和重复的个体。

(2) 若 E_m 中的个体数量超过设定的规模 M , 则根据 2.3.2 节的算法计算 E_m 中每个个体的拥挤距离; 去除拥挤距离小的个体, 保持 E_m 的规模为 M 。

外部集 E_a 构建和使用的算法:

(1) 设定参数 ε ($0 < \varepsilon \leq 1$), 在生成新一代父群体时, 若 $|E_m| > \varepsilon \times N$ ($|\cdot|$ 表示集合中元素的个数, N 为群体规模), 则从 E_m 中随机选择 $\varepsilon \times N$ 个个体加入 E_a 中。

(2) 若 $|E_m| \leq \varepsilon \times N$, 则将 E_m 中所有个体加入 E_a 中。

2.3.4 算法步骤

本文提出的 IPGA 的步骤如下:

Step1 初始化: 确定个体编码方式; 设定最大进化代数 $maxgen$, 令进化代数 $gen=1$; 随机初始化一个规模为 N 的初始群体 $popt$; 创建一个空的外部集 E_m , 设其最大容量为 M ; 创建另一外部集 $E_a=\varphi$, 并设定其参数 ε ($0 < \varepsilon \leq 1$), 对 $popt$ 进行非支配性排序, 将其非支配解加入 E_m 中。

Step2 进化操作: 对当前群体 $popt$ 中的个体进行选择、交叉和变异操作, 生成当前子代群体 $chipopt$ 。

Step3 更新外部集 E_m : 对子代群体 $chipopt$ 中个体进行非支配性排序, 将其非支配解加入到 E_m 中; 再根据 2.3.3 节的算法对 E_m 维护和更新。

Step4 新一代父代群体 $popt+1$ 的生成: 根据 2.3.3 节的算法求得另一外部集 E_a , 则从子代群体 $chipopt$ 中随机选取 $N-|E_a|$ 个个体与外部集 E_a 中的个体共同构成新一代 $popt+1$ 。

Step5 终止判断: 如果 $gen < maxgen$, 则 $gen=gen+1$, 转入 Step2; 否则把当前外部集 E_m 作为最终的近似 Pareto 最优解集输出, 算法终止。

3 基于改进的 Pareto 遗传算法的 PID 优化

3.1 PID 多目标优化模型

为了同时达到系统对快速性、稳定性和鲁棒性的要求, 本文将改进的 Pareto 遗传算法(IPGA)应用到 PID 控制器多目标优化设计中, 以便寻找最优或近似最优的 PID 控制器参数: 比例系数 k_p , 积分系数 k_i 和微分系数 k_d 的组合, PID 优化设计原理如图 1 所示。

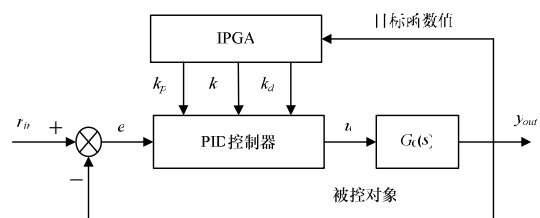


图 1 基于 IPGA 的参数优化 PID 控制系统

优化时以系统输出的超调量 σ 、上升时间 t_r 和调节时间 t_s 最小作为优化的目标, 以需要达到的频域指标作为约束条件, 建立如下 PID 多目标优化模型:

$$\min f(k_p, k_i, k_d) = (\sigma, t_r, t_s)$$

$$\text{s.t. } G_m \geq g_m, P_m \geq p_m$$

其中, σ 为超调量; t_r 为上升时间, 即由终值 2% 第 1 次上升到终值 98% 的时间; t_s 为调整时间, 误差带取 2%; G_m 、 P_m 为增益裕度和相位裕度; g_m 和 p_m 分别为各自的约束下限。

3.2 个体编码与参数搜索范围

对个体 $k=[k_p, k_i, k_d]$ 采用实数编码方式, 搜索空间是以 ZN 法^[2]获得的参数结果为中心, 向左右两边拓展形成, 如 k_p 的取值范围为 $[(1-\lambda)k_{pZN}, (1+\lambda)k_{pZN}]$, 其中, k_{pZN} 为 ZN 法整定结果, $0 \leq \lambda \leq 1$ 。这种算法充分利用 ZN 法的合理内核来缩小实际参数的搜索空间, 提高算法寻优速度和精确度。

3.3 遗传操作

在遗传操作中, 采用锦标赛选择算法、算术交叉算子和多项式变异算子^[3], 其中, 锦标赛选择的规模为 2, 交叉率为 0.9, 变异率为 0.1。

4 仿真结果与分析

仿真实验采用 Matlab 7.0 软件完成。把本文算法在 PID

上的仿真结果与一些将多个指标加权作为优化目标的算法进行比较。

4.1 数值仿真

为检验本文算法优化 PID 控制器的有效性和实际应用能力, 对二阶惯性加纯滞后模型进行仿真研究:

$$G_0(s) = \frac{1}{(Ts+1)(s+1)}e^{-0.5s}$$

算法参数选取如下: $\lambda=0.5$; $\delta=0.0005$; 最大进化代数 50, 种群规模 N 为 100, 外部集 E_m 的最大规模 M 为 40, 约束下限 $g_m=2$, $p_m=60$; 经过多次试验 ε 取 0.25, T 取 1。算法在处理约束条件时, 采用外部惩罚函数法。

4.2 优化结果

算法运行一次得到 Pareto 最优解集, 从中挑选出部分具有代表性的解作为示例, 如表 1 所示。表 1 中的第 1 组~第 3 组解可分别侧重满足系统对超调量较低、上升时间较小、调解时间较短的要求, 并且每组解在其他性能上也表现良好。第 4 组解在各个性能指标上的表现都比较平均, 可以看作均衡最优解, 当系统没有偏好要求时可以选择这组解。

表 1 部分具有代表性的解

解号	k_p	k_i	K_d	$\sigma/(%)$	t_r/s	t_s/s	G_m	P_m
1	2.131 4	1.019 6	1.320 4	0.00	0.77	1.43	2.65	66.89
2	2.155 3	1.112 2	1.470 5	0.85	0.67	2.88	2.47	68.08
3	2.144 3	1.091 6	1.397 0	0.73	0.75	1.38	2.55	66.98
4	2.143 8	1.056 3	1.354 2	0.17	0.75	1.45	2.60	66.68
5	2.160 0	1.082 4	1.383 1	0.76	0.72	1.39	2.56	66.52

由上可知, 本文算法只需运行一次就可搜索到一个多样性较好的 Pareto 最优解集, 可同时满足系统对快速性、稳定性和鲁棒性的需求, 解决了现有 PID 优化算法难以兼顾各种偏好的问题。并且该解集在各目标函数上各有侧重, 决策者可以根据系统的具体需求, 从这个解集中挑选出一个或一些足够满意的解作为最终解, 即让系统获得更优的控制品质的解。一旦实际工程需求发生变化, 决策者无需重新运行算法, 可以直接从这个解集中挑选出另一个符合要求的满意解。

4.3 与现有算法的比较

表 2 列出了仿真对象采用一些常用的算法, 如 ZN、ITAE^[4]、SGA^[5]和 PSO^[6]的优化结果, 并与本文算法所得的一组均衡最优解进行对比。

表 2 与一些将指标加权作为优化目标的算法的比较

算法	k_p	k_i	K_d	$\sigma/(%)$	t_r/s	t_s/s	G_m	P_m
本文	2.160 0	1.082 4	1.383 1	0.76	0.72	1.39	2.56	66.52
ZN	2.823 4	1.719 3	1.152 4	43.00	0.63	5.10	2.36	39.92
ITAE	2.256 6	1.099 0	1.343 2	3.84	0.73	3.46	2.55	63.56
SGA	2.573 6	1.442 0	1.497 7	14.50	0.62	2.27	2.29	55.66
PSO	2.198 4	1.336 4	1.254 8	9.20	0.74	3.06	2.72	57.17

图 2 显示了表 2 中采用各种算法得到的单位阶跃响应曲线。由图 2 可知: 按照各种算法设计的 PID 控制器对系统进行校正后, 系统最终都能够保持稳定, 但本文算法设计的 PID 控制器超调量很小、上升时间很短, 能更快地进入稳态, 稳定裕度也比较大, 在快速性、稳定性和鲁棒性上性能较优, 综合性能最好。此外, 其余算法每次运行只能得到一个解, 且不能保证该解的正确性, 而本文的设计算法一次运行能得

到多个 Pareto 最优解, 便于决策者根据实际要求进行选择。

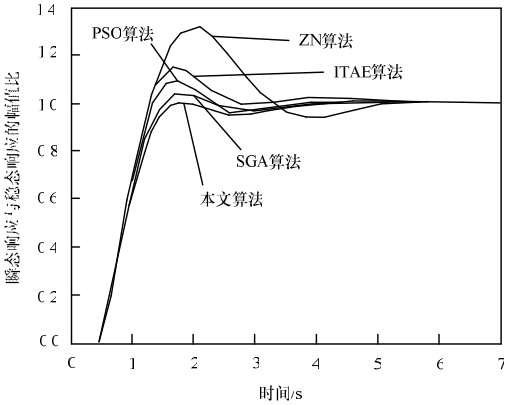


图 2 采用各种算法的单位阶跃响应曲线

5 结束语

本文提出的 IPGA, 引入了 Pareto 支配的概念, 根据个体间的 Pareto 关系和拥挤距离为每个个体确定适应度值; 采用基于极小欧几里德距离的拥挤距离计算算法, 改进非支配性比较算法, 提高进化的效率和解的质量; 采用双重精英机制, 更有效地保留进化过程中取得的最优解, 加快收敛速度, 更重要的是新的外部集构建算法降低了算法的计算复杂度。在 PID 控制器优化设计中, 仿真结果表明, 本文算法运行一次就能获得一组多样性较好的非支配解, 同时满足系统对快速性、稳定性和鲁棒性的要求。决策者可根据实际控制系统的要求, 在非支配解集中选择一个或多个足够满意的解。与常规的优化 PID 控制器的算法相比, 本文算法在保证兼顾各项指标要求的同时, 还提高了各项指标的精度。本文所提出的算法及策略具有一般性, 可以推广到其他范围更广的优化问题中。

参考文献

[1] 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.

[2] Ziegler J G, Nichols N B. Optimum Settings for Automatic Controllers[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 1993, 115(213): 759-768.

[3] 汪文彬, 钟 声. 基于改进拥挤距离的多目标进化算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(9): 211-213.

[4] Yuwana M, Seborg D E. A New Method for On-line Controller Tuning[J]. AIChE Journal, 1982, 28(3): 434-440.

[5] Wang Jiangjiang, Jing Youyin, Zhang Chunfa. Genetic Optimization Algorithm on PID Decoupling Controller for Variable Flow Heating System[C]//Proc. of ICIEA'08. Singapore: IEEE Press, 2008: 510-515.

[6] 张兴华, 周刘喜. PID 控制器的粒子群多目标优化设计[J]. 应用科学学报, 2007, 25(4): 392-396.

编辑 任吉慧