

操作概率自适应进化算法及其在移动机器人导航中的应用

李枚毅, 蔡自兴

(中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

摘要: 以性能指标(集)估计个体的性能, 给出了自适应计算进化操作概率的统一表达形式, 提出了以海明距离或它和适应度相结合进行进化操作概率自适应调整方法, 证明了全局搜索进化操作概率与性能指标(集)评价出的性能成反比, 局部搜索进化操作概率与性能指标(集)评价出的性能成正比; 最后以移动机器人进化导航为例进行了仿真实验, 结果表明新方法能有效的提高进化计算的速度.

关键词: 操作概率; 自适应; 进化算法; 局部搜索; 移动机器人导航

中图分类号: O221 **文献标识码:** A

Adaptive calculation of evolutionary operator probabilities and its application on navigation of mobile robots

LI Mei-yi, CAI Zi-xing

(College of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China)

Abstract: A formula was analyzed and summarized for the adaptive calculation of probabilities by performance estimations of performance-index (set) in evolutionary algorithms. The adaptive calculating methods of evolutionary operator probabilities according to Hamming distance or combination of Hamming distance and fitness are proposed. It also proves that the evolutionary operator probabilities for global search operator are inverse proportions of performance estimations of performance-index (set), and the probabilities for local search operator are the other way round. Finally, with the evolutionary navigator of mobile robots, simulation experiments are performed, and their results proves that the new methods could improve the performance of evolutionary algorithm.

Key words: evolutionary operator probability; adaptation; evolutionary algorithm; local search; evolutionary navigator of mobile robots

1 引言(Introduction)

进化算法(包括遗传算法)是将上一代遗传下来的种群按某种方式选择其中一部分个体,通过一些进化算子(如交叉和变异等),按各算子的操作概率,对其进行运算,然后淘汰一部分个体,产生出下一代种群,进入下一次迭代,直到满足某种迭代停止条件.进化算子的操作概率是进化过程的重要参数,但很难作出合适的选择,因此近年来研究了其自适应选择方法.如 Davis^[1]提出,随着进化计算在线性能的下降,可以减小变异概率 p_m 的取值;文献[2, 3~9]等对进化算子的操作概率自适应方法作了研究,其研究结果显示出这些适应性方法能够有效地维持群体的多样性,提高进化计算的性能.本文在第二部

分总结了近来的自适应进化操作概率计算方法,引入性能指标(集)给出了一个统一的表示形式,并进行了简单分析.第二部分研究了性能指标——海明距离,利用海明距离构造了一套新的自适应变异概率计算方法;然后针对很多应用问题,用进化计算进行求解时,除设计基本的进化算子,还增加与问题有关的进化算子,如文献[9~11].对此类多个进化算子的进化计算过程,研究了其进化算子操作概率的适应性计算方法,提出全局搜索进化算子的操作概率按性能指标(集)估算出的性能成反比例自适应调整;局部搜索进化算子的操作概率按性能指标(集)估算出的性能成正比例自适应调整;最后以移动机器人进化导航为例,进行了仿真检验.

2 自适应进化操作概率的统一计算公式 (Formulae for adaptive calculations of evolutionary operator probabilities)

设有 M 个进化算子(交叉算子、变异算子等), 种群有 N 个个体, 取性能指标(集) R_j (适应度、海明距离、或其他), $j = 1, \dots, M$. 通过 R_j 估计待进行进化操作的个体(变异操作是一个个体, 交叉操作是两个个体, 等等)的性能值 $v_j = v(R_j)$, 个体越优秀, 其性能值就越大. 由 v_j 决定进化操作概率值:

$$P_j = F_j(R_j) \triangleq F_j'(v(R_j)), \quad j = 1, \dots, M. \quad (1)$$

文献[3~9]的自适应操作概率计算方法基本是如式(1)的形式. 文献[3~8]主要研究了交叉算子、变异算子的自适应概率设置方法, 适应度都作为性能指标(文献[4,7]是首先按适应度排序, 然后由序号和当前代数计算每个个体的进化操作概率, 是以适应度和当前代数为性能指标集), 其设置交叉或变异操作概率的共同思想是, 对适应度小的个体, 加快其更新速度, 采用较大的操作概率; 对适应度大的个体, 由于是较优个体, 要保证不易丢失, 选用较小的操作概率. 因此, 对要进行交叉或变异操作的两组个体(交叉时每组两个个体, 变异时每组一个个体), 如果对应的性能值为 $v_{j,k}, v_{j,i}, j = 1, \dots, M$, 当 $v_{j,k} \geq v_{j,i}$ 时

$$P_{j,k} \leq P_{j,i}, \quad j = 1, \dots, M. \quad (2)$$

比如对变异算子, 如果采用适应度为性能指标, 公式(2)说明适应度高的个体, 变异概率小, 这是文献[3~8]的共同点.

结合后面的内容, 在此首先指出的是, 类似交叉和变异算子的全局搜索进化算子操作概率应与性能指标(集)评价出的性能成反比, 而局部搜索进化算子操作概率与性能指标(集)评价出的性能成正比, 都可用公式(1)进行描述.

3 自适应进化操作概率方法的扩展(Extending the methods for adaptive calculations of evolutionary operator probabilities)

本文从两方面扩展: 以海明距离为性能指标集或性能指标之一的研究; 除交叉、变异外, 还有其他进化算子时的自适应概率设置方法研究.

3.1 由海明距离与适应度计算自适应变异操作概率(Adaptive mutation probabilities calculated by Hamming instance and fitness)

出现早熟, 或者说种群的最优个体在较长时间的运行中跳不出局部极值点, 此时分析种群中的个

体的基因位组成情况, 会发现很多都是“相似的”——对应的位上的数码相同, 而且与最优个体“相似的”个体可能占统治地位, 特别是适应度都较优的部分个体, 也就是说种群的多样性不好. 正由于此, 一些进化算法研究者将种群中的个体之间的相似度作为衡量种群的性能, 并以此作为改进进化计算的依据. 利用个体 X 和 Y 的海明距离 $d(X, Y)$ 可以定义个体之间的相似程度, 比如, 如果最优个体是 X_0 , X 是任一个体, $H_0(X) = d(X, X_0)$ 说明了 X_0 和 X 相近程度, 这是一个很重要的参数. 现在很多进化计算都采用最佳个体保存, 进化是按“适者生存”原则, 至使最佳个体的后代在种群中有时占了统治地位, 出现早熟. 又如果种群的个体为 X_1, X_2, \dots, X_N , 下式

$$H(X_j) = \min_{i=1, \dots, N, i \neq j} d(X_i, X_j) \quad (3)$$

说明了 X_j 与其他个体之间的相似程度.

抑制早熟的有效方法是保证种群的多样性^[12], 海明距离是检验种群多样性的一个有效指标. 为了增加种群的多样性, 相互之间海明距离很小的若干个体, 除其中适应度最高者外, 其他的适当加大进化操作概率(这是“排挤”思想的体现). 为此, 设计一种由海明距离决定的变异算子操作概率自适应方法, 记最优个体是 X_0 , 待进行变异操作的个体为 X ,

$$H = H_0(X) = d(X, X_0),$$

$$H_{\max} = \max\{d(X, X_0) \mid \text{for all } X\},$$

按下式计算变异概率:

$$P_m^h = \begin{cases} k_1(1 - H/H_{\max}), & \text{if } H > 0, \\ k_2, & \text{other.} \end{cases} \quad (4)$$

其中 $0 < k_1 \leq 1, 0 < k_2 \leq 0.0001$.

按个体下面介绍一种根据适应度和海明距离的混合变异概率方法. 由文献[3,5,8]的任一篇可以按适应度计算出个体 X 的变异概率, 记为 P_m^f , 取阈值 $\delta > 0$, 记种群的全部个体为 X_0, X_1, \dots, X_{N-1} , 个体 X_k 的适应度为 $f(X_k)$, 平均适应度为 f_{avg} , 混合变异概率可取为

$$P_m = \begin{cases} P_m^f, & \text{if } f(X) = \max\{f(X_k) \mid d(X_k, X) < \delta, \\ & k = 0, \dots, N-1\}, \\ \max(P_m^h, P_m^f), & \text{else if } f(X_k) < f_{\text{avg}}, \\ P_m^h, & \text{other.} \end{cases} \quad (5)$$

就是说海明距离很小的若干个体, 其中适应度最高者按适应度计算变异概率, 其他的按海明距离计算

变异概率;但如果适应度差,就取两个概率值的较大者,加大变异力度.采用这种方式,既保证了多样性,克服早熟,又支持了少数优秀个体进行充分的开采而提高整个种群的收敛速度.

3.2 局部搜索进化算子的自适应操作概率(Adaptive probabilities of evolutionary operators exploring locally)

前面的讨论中只涉及交叉和变异算子,其操作概率与性能指标之值成反比例.对很多应用问题,用进化计算进行求解时,除交叉和变异算子,还增加与问题有关的进化算子,下面将讨论此类多个进化算子操作概率的适应性方法.

以移动机器人进化导航为例(见后面),分析发现,进化算子按对解空间的搜索能力区分,有些具有全局搜索能力,有些只是局部范围内搜索.通常的交叉和变异算子具有全局搜索能力,当其操作概率大时,能使算法跳出一个局部极值,但不一定走到了一个更好的解位置,可能只是到了更好的解的附近,此时通过局部搜索算子,就能较快的逼近更好的解位置,改善进化算法的性能,加快进化收敛速度;而如果个体性能差,局部搜索作用下,很难较大的改善进化算法的收敛速度等性能.为了更清楚地说明,下面作进一步的分析.

只要分析一个局部搜索算子即可,收敛速度可用每一代最佳适应度改进的可能性来衡量.设局部搜索算子 $E_{loc}: X \rightarrow \Omega(X)$ ($\Omega(X)$ 是 X 的一个邻域),作用于个体 X 的概率为 $p_{rob}(X)$.不妨设在此概率下 $E_{loc}(X)$ 在 $\Omega(X)$ 内的概率分布服从均匀分布, $\forall X' \in \Omega(X)$. E_{loc} 作用下, X 变为 X' 的概率为 $p_{rob}(X \rightarrow X') = \frac{p_{rob}(X)}{M}$ (M 是进化算法的编码空间中属于 $\Omega(X)$ 的点的个数).因此 $p_{rob}(X)$ 越大, X 变为 X' 越大,找到 $\Omega(X)$ 内的最佳值的机会越大.当 X 为种群中优秀的个体时,如果 $p_{rob}(X)$ 较大, X 改进为更优的个体的机会就大,相应地增加了当代种群中最佳适应度改进的机会,能达到提高进化算法收敛速度的目的;而如果当 X 为种群中适应度差的个体,虽然 $p_{rob}(X)$ 较大时, X 改进机会也大,但由于在局部搜索算子 E_{loc} 作用下, X 只能变化到 $\Omega(X)$ 内,因此相对种群而言,这个改进不会增加种群中最佳适应度,也就是说不会加快进化算法的收敛速度.从这些分析看出,对局部搜索算子而言,性能好的个体宜用较大的操作概率;相反,对性能差的个体宜用较小的操作概率——局部搜索算子的操作概率宜与

性能指标之值成正比例.

4 基于进化算法的移动机器人进化导航 (Evolutionary navigator of mobile robot based on evolutionary algorithm)

移动机器人进化导航任务之一是运用进化计算规划出能避开障碍物的安全的最优路径.

已有的路径规划研究成果,如构型空间法、人工势场法、可视图法等,都不同程度地存在不足,比如不能发现全局路径,或者计算太复杂,或者不能处理变化着的环境、不能处理不确定因素等等^[12].

4.1 个体的编码方法(Encoding method of individuals)

一条路径是从起点到终点、若干线段组成的折线,线段的端点叫节点(用平面坐标 (x, y) 表示),路径上的节点个数是变化的,绕过了障碍物的路径为可行路径.一条路径对应种群中的一个个体,用其节点坐标 (x, y) 和状态量 b 组成的表来表示, b 刻画节点是否在障碍物内和本节点与下一节点组成的线段是否与障碍物相交.个体 X 可表示如下:

$$X = \{(x_1, y_1, b_1), (x_2, y_2, b_2), \dots, (x_n, y_n, b_n)\}.$$

其中 $(x_1, y_1), (x_n, y_n)$ 是固定的,分别表示起止.

群体的大小是预先给定的常数 N ,其中的个体按随机方式产生,预先给定个体的最大长度 L ,随机产生区间 $[2, L]$ 内的一个整数 n 作为个体 X 的长度,再按随机方式产生 $n - 2$ 个坐标点 $(x_2, y_2), \dots, (x_{n-1}, y_{n-1})$.

4.2 适应度函数(Fitness function)

本文讨论的问题是求一条最短路径,约束条件是路径与障碍物不交,并且要求与障碍物有一定的距离,保证机器人能安全行驶.据此适应度函数可取为

$$\text{fit}(X) = \text{dist}(X) + r\varphi(X) + c\phi(X). \quad (6)$$

其中 r 和 c 为正常数, $\text{dist}(X)$, $\varphi(X)$ 和 $\phi(X)$ 的定义如下:

$\text{dist}(X) = \sum_{i=1}^{n-1} d(m_i, m_{i+1})$ 为路径总长, $d(m_i, m_{i+1})$ 为两相邻节点 m_i, m_{i+1} 之间的距离, $\varphi(X)$ 为路径与障碍物相交的线段个数, $\phi(X) = \max_{i=2}^{n-1} C_i$ 为节点的安全度,其中

$$C_i = \begin{cases} g_i - \tau, & \text{if } g_i \geq \tau, \\ e^{\tau - g_i} - 1, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

g_i 为线段 $\overline{m_i m_{i+1}}$ 到所有检测到的障碍物的距离, τ 为预先定义的安全距离参数.

4.3 进化算子(Evolutionary operators)

交叉算子:由选择方式选择两个个体,以二者中

较短的一个的节点数为取值上限,以1为下限,产生一个服从均匀分布的随机数,以此数为交叉点,对两个个体进行交叉操作.记交叉操作的概率为 p_c .

变异算子 1: 在路径上随机选一个节点(非起点和终点),将此节点的 x 坐标和 y 坐标分别用随机产生的值代之.

变异算子 2: 在路径上随机选一个节点 (x, y) (非起点和终点),将此节点的 x 坐标和 y 坐标用原来的坐标附近的一个随机值代之.即取一个较小值 $d > 0$,变异算子 2 产生的新节点在邻域 $\{(t, s) | x - d < t < x + d, y - d < s < y + d\}$ 中.

还有一些进化算子,首先看如图 1 所示的示意图.

删除算子:删除一个节点,要求产生的新线段与障碍物不交.

切角算子:将“夹角”平滑化.

修理算子:使路径避开障碍物(图示中的实心矩形或多边形代表障碍物).

交换算子:交换两个相邻节点的先后顺序.

这些进化算子中,交叉算子和变异算子 1 是全局搜索算子,其他都是局部搜索算子.

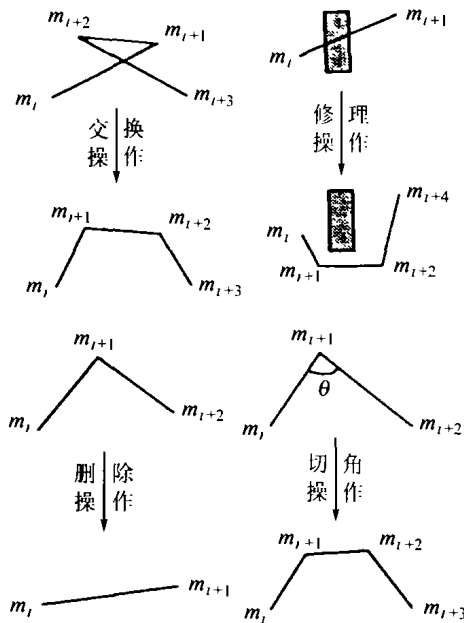


图 1 其他进化算子
Fig. 1 Other evolutionary operators

5 进化导航中自适应操作概率计算方法及实验仿真 (Adaptive calculations of evolutionary operator probabilities in evolutionary navigator and experiment emulation)

5.1 进化算子的自适应操作概率计算方法 (Computation method of adaptive probabilities for evolutionary operators)

为了计算方便,设机器人的行走范围是长宽各

为 100 个单位的矩形内,机器人坐标 $x \in [0, 99], y \in [0, 99]$,设起始节点在轴左端,目标节点在 x 轴右端.

将按式(5)计算变异算子 1 的自适应变异概率,由于个体是变长的,要修改海明距离计算公式

$$X = \{(x_1, y_1, b_1), (x_2, y_2, b_2), \dots, (x_n, y_n, b_n)\},$$

$$Y = \{(\bar{x}_1, \bar{y}_1, \bar{b}_1), (\bar{x}_2, \bar{y}_2, \bar{b}_2), \dots, (\bar{x}_m, \bar{y}_m, \bar{b}_m)\}.$$

不妨设 $n \leq m$, 对 X 中的 x_i , 从 Y 中找出与之最近的 \bar{x}_j , 记为 x_{ki} , 用下式计算海明距离:

$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n ((x_i - \bar{x}_{ki})^2 + (y_i - \bar{y}_{ki})^2) + 10(m - n)}. \tag{8}$$

后一项因子 10 是因长度是 100 单位,其 $\frac{1}{10}$ 是 10.

交叉算子的操作概率为^[3]

$$p_c = \begin{cases} k_3 \cdot \frac{f_{\max} - f'}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f' \geq f_{\text{avg}}, \\ k_4, & f' < f_{\text{avg}}. \end{cases} \tag{9}$$

其中 $0 < k_3, k_4 \leq 1, f'$ 是用于交叉操作的两个个体中较大的适应度.

对交叉算子和变异算子 1 外的其他算子,简单分析就发现,它们的作用是进行局部搜索,其操作概率设置按与性能指标集估计的性能进行自动调整:当个体的性能较好时,加大局部搜索算子的操作概率,进行充分的局部搜索,使解个体尽快接近极值点;而当个体的性能较差时,加大局部搜索算子的操作概率,会徒劳无功,从节省 CPU 时间看,宜减少局部搜索算子的操作概率.本文直接利用变异算子 1 的操作概率的线性变换:

$$p_j = k_{4+j}(1 - p_m), j = 1, \dots, 5. \tag{10}$$

计算此个体的 5 个局部搜索算子的操作概率,其中 $p_m \in (0, 1]$ 由式(5)计算, $j = 1, \dots, 5$ 分别对应变异算子 2、删除算子、切角算子、修理算子和交换算子, $0 < k_5, k_6, k_7, k_8, k_9 \leq 1$.

5.2 进化导航算法及实验仿真与分析 (Evolutionary navigator algorithm and its experiment emulation and analysis)

图 2 给出了本文进行仿真实验的进化导航算法,用 MATLAB 6.1 对此算法进行了仿真,具体参数如下:种群规模 30,初始每条路径 50 个节点,操作概率分别按公式(5)、(10)和(9)自适应计算,其中, $\delta = 50, k_1 = 0.8, k_2 = 0.0001, k_3 = 0.8, k_4 = 0.8$, 变异操作概率公式中 $k_5 = 0.6$, 切角操作概率公式

中 $k_6 = 0.6$, 删除概率公式中 $k_7 = 0.8$, 修理操作概率公式中 $k_8 = 0.6$, 交换操作概率公式中 $k_9 = 0.3$, r 和 c 分别取 2000 和 1200, $\tau = 4$, $d = 10$.

```

开始
|
初始化群体;
评价群体的适应度;
若不满足停机条件则循环执行;
|
变异算子 1 操作;
变异算子 2 操作;
删除算子操作;
切角算子操作;
修理算子操作;
交换算子操作;
交叉操作;
评价群体的适应度;
淘汰部分个体,保持种群规模;
|

```

图 2 进化导航算法

Fig. 2 Evolutionary navigator algorithm

为了本算法与其他算法作比较,选择了较典型的势场法,其势场如下^[13]:

$$U(q) = \alpha \text{dist}(q, \text{goal}) + \beta \sum \text{dist}(q, \text{obstacle}_i(q)). \quad (11)$$

对相同的障碍物环境(见图 3),随机生成了 50 个不同的初始种群,分别用本文的自适应概率进化算法、文献[9, 10]和势场法^[13]的算法进行仿真实验,进化算法采用了优秀个体保护策略。

从图示可看出,可以有很多条可行路径,但图 3 中实线给出的是全局最好的路径(次最优),长度为 137.8479,这是本文讨论的进化导航问题中全局极值;图 3 中虚线给出的是非全局最好的路径之一,长度为 145.9439,是势场法^[13]所规划出的此导航问题的路径,同时也是进化出现早熟时得到的非全局路径之一(如果进化过程中,种群中的最优个体不在图 3 所示的全局最优路径附近,而停顿在类似图 3 虚线所示的非全局最优路径附近,就是早熟现象)。仿真实验中统计了达到图 3 所示全局次最优路径的附近时的平均收敛代数,即路径长度少于 150 就停机,本文的自适应进化算法平均停机代数为 50.9,文献[10]算法为 74.1,文献[9]算法为 67.5。势场法^[13]所规划出的路径均是虚线所示的结果。可见自适应概率进化算法具有优势,能较快跳出局部状态,收敛至全局最优路径。本文的自适应进化算法有效地避免了势场中局部极小点所引起的陷阱区域,并且所得到的路径具有最优特性。

由于进化算法是全局性的搜索算法,具有较强的鲁棒性,进化算法进行路径规划就可以克服过去

一些方法的不足。另外,参照文献[10]的方法,本文研究的基于进化算法的路径规划方法作适当修改,可用于动态环境下实时机器人在线导航,由于篇幅等原因在此不详细讨论。

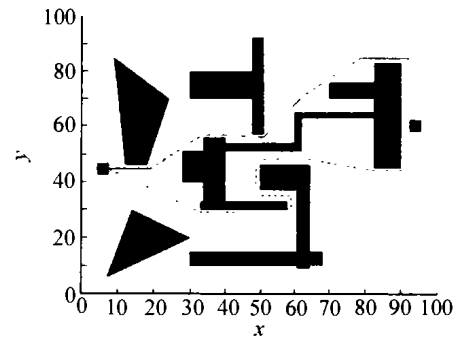


图 3 全局次最优和非全局次最优路径示意图

Fig. 3 Global near-optimum and non-global near-optimum path sketch map

6 结论(Conclusion)

提高进化计算的效率,防止进化初期陷入局部极小出现早熟和进化中后期由于个体竞争减弱引起的随机搜索趋势等一直是人们在不断研究的方向。充分利用群体中个体的一些性能指标进行个体层次的操作概率自适应调整,这是一种基于个性化思想的方法,是达尔文进化理论的应用。本文分析了近年来自适应交叉和变异概率调整的研究结果,提出了以性能指标(集)估计个体的性能,自适应计算进化算子操作概率的统一表达形式,给进一步研究奠定了基础;指出海明距离是一个重要的性能指标,并给出了以海明距离以及它和适应度相结合进行自适应调整进化操作的计算方法,更加充分利用了进化过程中的反馈信息;发展了文献[3~9]的思想,提出了全局搜索进化算子操作概率与性能指标(集)评价出的性能成反比,而局部搜索进化算子操作概率与性能指标(集)评价出的性能成正比;最后以移动机器人进化导航为例进行了仿真实验,将实验结果与以前的工作进行了比较,证实了新的自适应方法能使进化算法更快的收敛到全局最优解。尽管本文是以进化导航算法为例进行的讨论,方法是普遍性意义的,体现了生物进化的特性。

参考文献(References):

- [1] DAVIS L. Adapting operator probabilities in genetic algorithms [C] // Schaffer J D. *Proc of the 3rd Int Conf on Genetic Algorithms*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 1989: 61 - 69.
- [2] DROSTE S, JANSEN T, WEGENER I. *Dynamic Parameter Control in Simple Evolutionary Algorithms* [M]. Dortmund, Germany:

- Universität Dortmund, 2000.
- [3] SRINIVAS M, PATNAI L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms [J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics*, 1994, 24(4): 656 - 666.
- [4] 宋爱国, 陆信人. 一种基于排序操作的进化算子自适应遗传算法[J]. 电子学报, 1999, 27(1): 85 - 88.
(SONG Aiguo, LU Jiren. A ranking based adaptive evolutionary operator genetic algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 1999, 27(1): 85 - 88.)
- [5] 吴志远, 邵惠鹤, 吴新余. 一种新的自适应遗传算法及其在多峰值函数优化中的应用[J]. 控制理论与应用, 1999, 16(1): 127 - 129.
(WU Zhiyuan, SHAO Huihe, WU Xinyu. A new adaptive genetic algorithm & its application in multimodal function optimization [J]. *Control Theory & Applications*, 1999, 16(1): 127 - 129.)
- [6] 宗敬群. 一类混合自适应遗传算法及性能分析[J]. 系统工程理论与实践, 2001, 21(4): 14 - 18.
(ZONG Jingqun. A kind of mixture adaptive genetic algorithm and analysis of property systems [J]. *Engineering - Theory & Practice*, 2001, 21(4): 14 - 18.)
- [7] 郭乐深, 张乃靖, 刘锦德. 基于自适应遗传算法的实现服务质量优化[J]. 小型微型计算机系统, 2001, 22(6): 716 - 718.
(GUO Leshen, ZHANG Naijing, LIU Jinde. QoS optimization based on adaptive genetic algorithm [J]. *Mini-micro System*, 2001, 22(6): 716 - 718.)
- [8] 何琳, 王科俊, 李国斌, 等. 关于“遗传算法的全局收敛性和计算效率分析”一文的商榷[J]. 控制理论与应用, 2001, 18(1): 141 - 144.
(HE Lin, WANG Kejun, LI Guobin, et al. The discussion about the Paper “the analysis of global convergence and computational efficiency for genetic algorithm” [J]. *Control Theory & Applications*, 2001, 18(1): 141 - 144.)
- [9] 李枚毅, 蔡自兴. 改进的进化编程及其在机器人路径规划中的应用[J]. 机器人, 2000, 22(6): 490 - 494.
(LI Meiyi, CAI Zixin. Improved evolutionary programming and its application on path planning of robots [J]. *Robot*, 2000, 22(6): 490 - 494.)
- [10] XIAO J, MICHALEWISZ Z, LIN H S. Evolutionary planner/navigator: operator performance and self-tuning [C]// *Proc of IEEE Int Conf on Evolutionary Computation*. Nagoya, Japan: IEEE Press, 1996: 366 - 371.
- [11] MERZ P, FREISLEBEN B. Genetic local search for the TSP: new results [C]// *Proc of Int Conf on Evolutionary Computation*. Indianapolis, USA: IEEE Press, 1997: 159 - 164.
- [12] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.
(ZHOU Ming, SUN Shudong. *Genetic Algorithms: Theory and Applications* [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1999.)
- [13] DUDEK G, JENKIN M. *Computational Principles of Mobile Robotics* [M]. Cambridge, Britain: Cambridge University Press, 2000: 138 - 139.

作者简介:

李枚毅 (1962—), 男, 中南大学博士研究生, 主要研究方向为智能计算, 智能机器人, E-mail: meiy-li@yahoo.com.cn;

蔡自兴 (1938—), 男, 中南大学信息科学与工程学院首席教授, 博士生导师, 纽约科学院院士, 1962年毕业于西安交通大学电机工程系, 主要研究方向为人工智能, 智能控制, 机器人学和过程控制, E-mail: zxcai@csu.edu.cn.