

遗传算法研究综述

吉 根 林

(南京师范大学计算机系 南京 210097)

摘 要 遗传算法是一种基于生物自然选择与遗传机理的随机搜索与优化方法。近年来,由于遗传算法求解复杂优化问题的巨大潜力及其在工业工程领域的成功应用,这种算法受到了国内外学者的广泛关注。本文介绍了遗传算法的研究现状,描述了它的主要特点和基本原理,概述了它的理论、技术和应用领域,讨论了混合遗传算法和并行遗传算法,指出了遗传算法的研究方向,并对遗传算法的性能作了分析。

关键词 遗传算法 进化计算 搜索 优化

SURVEY ON GENETIC ALGORITHM

Ji Genlin

(Department of Computer, Nanjing Normal University, Nanjing 210097)

Abstract Genetic algorithm is a random search and optimization method based on natural selection and genetic mechanism of the living beings. It is used successfully in solving the complex optimization and the industrial engineering problem. Recently research on genetic algorithm has attracted a lot of attention. The research state and advances in genetic algorithm are discussed and surveyed in this paper. The basic algorithms, theory, implementation techniques and applications of genetic algorithm are outlined. Hybrid genetic algorithm and parallel genetic algorithm are also introduced. The research directions of general interest on this topic are proposed. The performance analysis of genetic algorithm is evaluated.

Keywords Genetic algorithm Evolutionary computation Search Optimization

1 引 言

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是近年来迅速发展起来的一种全新的随机搜索与优化算法,其基本思想是基于 Darwin 的进化论和 Mendel 的遗传学说。该算法由密执安大学教授 Holland 及其学生于 1975 年创建^[1]。此后,遗传算法的研究引起了国内外学者的关注。自 1985 年以来,国际上已召开了多次遗传算法的学术会议和研讨会,国际遗传算法学会组织召开的 ICGA (International Conference on Genetic Algorithms)会议和 FOGA (Workshop on Foundation of Genetic Algorithms)会议,为研究和应用遗传算法提供了国际交流的机会。

近年来,遗传算法已被成功地应用于工业、经济管理、交通运输、工业设计等不同领域,解决了许多问题^[2]。例如,可靠性优化、流水车间调度、作业车间调度、机器调度、设备布局设计、图像处理以及数据挖掘等。本文将从遗传算法的理论和技術两方面概述目前的研究现状,描述遗传算法的主要特点、基本原理以及各种改进算法,介绍遗传算法的应用领域,并对遗传算法的性能进行分析。

2 理论与技术

遗传算法的研究主要包括三个领域^[2]:遗传算法的理论与技术;用遗传算法进行优化;用遗传算法进行分类系统的机器学习。

其中,遗传算法的理论与技术研究主要包括编码、交叉运算、变异运算、选择运算以及适应度评价等问题。

2.1 基本原理

与传统搜索算法不同,遗传算法从一组随机产生的初始解,称为群体,开始搜索过程。群体中的每个个体是问题的一个解,称为染色体。这些染色体在后续迭代中不断进化,称为遗传。遗传算法主要通过交叉、变异、选择运算实现。交叉或变异运算生成下一代染色体,称为后代。染色体的好坏用适应度来衡量。根据适应度的大小从上一代和后代中选择一定数量的个体,作为下一代群体,再继续进化,这样经过若干代之后,算法收敛于最好的染色体,它很可能就是问题的最优解或次优解。遗传算法中使用适应度这个概念来度量群体中的各个体在优化计算中有可能到达最优解的优良程度。度量个体适应度的函数称为适应度函数。适应度函数的定义一般与具体求解问题有关。

2.2 混合遗传算法^[2]

遗传算法是一种通用而有效的求解最优化问题的方法,然而,单用简单的遗传算法在许多情况下不是十分有效,容易产生早熟现象以及局部寻优能力较差等问题^[3],于是提出了多种混合算法。例如, Ackley 推荐的遗传爬山法; Mathefoud 提出的遗传模拟退火算法; Miller 等提出的对于 NP 难问题的优化问题,采用

收稿日期:2003-01-18。本文得到江苏省教育厅自然科学基金(2001SXXISJB112)的资助。吉根林,副教授,主研领域:遗传算法,数据挖掘,知识发现,数据库技术。

遗传算法中增加局部改善运算等等。

混合遗传算法的基本思想是:对于每个新产生的后代在其进入下一代群体之前应用局部优化技术(如爬山法、模拟退火算法等),使之移动到最近的局部最优值。在混合遗传算法中,运用启发式方法作局部优化,采用遗传算法作全局最优值的探索。由于遗传算法与传统优化方法的互补性,混合遗传算法通常比单一算法优越。

2.3 并行遗传算法^[3,4]

遗传算法在解决一些实际问题时,由于它一般具有较大的群体规模,需要对较多的个体进行大量的遗传和进化操作,特别是要对大量的个体进行适应度计算或评价,从而使得算法的进化运算过程进展缓慢,难以达到计算速度的要求,因而遗传算法的并行计算问题受到重视。人们认识到对遗传算法进行并行处理的可能性,于是提出了多种基于各种并行计算机或局域网的并行遗传算法。这些并行遗传算法主要从下列四个方面对其进行改进和发展^[3,4]。

(1) 个体适应度评价的并行性 个体适应度的评价或计算在遗传算法的运行过程中所占用的运行时间比较长。通过对个体适应度并行计算方法的研究可找到并行评价个体适应度的算法。

(2) 整个群体中各个个体的适应度评价的并行性 群体中各个个体适应度之间无相互依赖关系,这样各个个体的适应度计算过程就可以相互独立、并行地进行。即不同个体的适应度计算可以在不同的处理机上同时进行。

(3) 群体产生过程的并行性 在父代群体产生下一代群体过程中,选择操作只与个体的适应度有关,而交叉和变异操作只与参加运算的个体编码有关。这样,产生群体过程中的选择、交叉、变异操作就可以相互独立地并行进行。

(4) 基于群体分组的并行性 可以对群体按一定的方式进行分组,分组后各组的个体遗传进化过程可以在不同的处理机上相互独立地进行,在适当的时候,各处理机之间相互交换信息。

2.4 编码问题

编码是遗传算法要解决的首要问题。Holland 的编码方法是二进制编码,但对于许多遗传算法的应用,特别是在工业工程中的应用,这种简单的编码方法很难直接描述问题的性质。近十年来,针对特殊问题,人们提出了其它编码方法。例如:

(1) 二进制编码^[1] 它是遗传算法中最常用的一种编码方法。它具有下列一些优点:①编码、解码操作简单易行;②交叉、变异操作便于实现;③符合最小字符集编码原则;④便于利用模式定理对算法进行理论分析。

(2) 格雷码编码^[3] 对于一些连续优化问题,二进制编码由于遗传算法的随机特性而使其局部搜索能力较差。为改进这一特性,人们提出用格雷码进行编码。格雷码编码方法是二进制编码方法的一种变形。它是这样的一种编码方法,其连续的两个整数所对应的编码值之间仅仅只有一个码位是不相同的,其余码位都完全相同。假设有一个二进制编码为 $B = b_m b_{m-1} \cdots b_2 b_1$, 其对应的格雷码为 $G = g_m g_{m-1} \cdots g_2 g_1$, 则:

$$\begin{cases} g_m = b_m \\ g_i = b_{i+1} \oplus b_i \quad i = m-1, m-2, \dots, 1 \end{cases}$$

格雷码有这样一个特点:任意两个整数的差是这两个整数

所对应的格雷码之间的海明距离。这一特点是遗传算法中使用格雷码来进行个体编码的主要原因。格雷码除了具有二进制编码的优点外,还能提高遗传算法的局部搜索能力。

(3) 实数编码^[3] 对于一些多维、高精度要求的连续函数优化问题,使用二进制编码来表示个体将会带来一些不利,例如,二进制编码存在着连续函数离散化时的映射误差,同时不利于反映所求问题的特定知识。为了克服这些缺点,人们提出实数编码方法,即个体的每个基因值用实数表示。实数编码方法的优点如下:①适合于遗传算法中表示范围较大的数;②便于较大空间的遗传搜索;③提高了遗传算法的精度要求;④改善了遗传算法的计算复杂性,提高了运算效率;⑤便于算法与经典优化方法的混合作用;⑥便于设计专门问题的遗传算子。

(4) 符号编码方法^[2] 是指染色体编码串中的基因值取自一个无数值含义、而只有代码含义的符号集。这些符号可以是字符,也可以是数字。例如,对于旅行商问题,假设有 n 个城市分别记为 C_1, C_2, \dots, C_n , 则 $[C_1, C_2, \dots, C_n]$ 就可构成一个表示旅行路线的个体。符号编码的主要优点是便于在遗传算法中利用所求问题的专门知识及相关算法。

对于非二进制编码,染色体编码与问题的解之间有三个主要问题:①染色体的可行性;②染色体的合法性;③映射的唯一性。可行性是指染色体编码成为解之后是否在给定问题的可行域内。染色体的可行性概念源于约束优化问题,无论是传统方法还是遗传算法都必须满足约束。对于许多优化问题,可行域是用等式或不等式组来表达的。在这种情况下,许多有效的惩罚法可用来消除不可行的染色体。在约束优化问题中,最优点通常位于可行域的边界上,惩罚法将迫使遗传搜索从可行域和不可行域两边同时逼近最优点。

合法性是指染色体编码是否代表给定问题的一个解。染色体的合法性概念源于编码技术。许多组合优化问题采用了问题专用的编码方法,这些编码方法采用单断点交叉可能会获得非法的后代。由于非法的染色体不能成为解,这样的染色体不能进行评估,因此惩罚法就无法适用。这种情况下,通常采用修复方法,将非法染色体转换为合法染色体。例如,著名的 PMX 算子^[5]就是为解决单断点交叉的非法性而提出的一种将替代编码和修复技术结合起来的双断点交叉方法。

2.5 交叉运算^[1-3]

所谓交叉运算,是指对两个相互配对的染色体按某种方式相互交换其部分基因,从而形成两个新的个体。交叉运算是遗传算法区别于其他进化算法的重要特征,它在遗传算法中起关键作用,是产生新个体的主要方法。

遗传算法中,在交叉运算之前还必须对群体中的个体进行配对,目前常用的配对策略是随机配对。交叉算子的设计包括两个方面的内容:①如何确定交叉点的位置?②如何进行部分基因的交换?下面介绍几种适用于二进制编码或实数编码的交叉算子。

(1) 单点交叉 又称为简单交叉,它是指在个体编码串中随机设置一个交叉点,然后在该点相互交换两个配对个体的部分基因。

(2) 双点交叉 它的具体操作过程是:①在相互配对的两个个体编码串中随机设置两个交叉点;②交换两个交叉点之间的部分基因。

(3) 均匀交叉 它是指两个配对个体的每一位基因都以相

同的概率进行交换,从而形成两个新个体。具体操作过程如下:

① 随机产生一个与个体编码长度相同的二进制屏蔽字 $W = w_1 w_2 \cdots w_l$;

② 按下列规则从 A, B 两个父代个体中产生两个新个体 X, Y : 若 $w_i = 0$, 则 X 的第 i 个基因继承 A 的对应基因, Y 的第 i 个基因继承 B 的对应基因; 若 $w_i = 1$, 则 A, B 的第 i 个基因相互交换, 从而生成 X, Y 的第 i 个基因。

(4) 算术交叉 它是指由两个个体的线性组合而产生出新的个体。设在两个个体 A, B 之间进行算术交叉, 则交叉运算后生成的两个新个体 X, Y 为:

$$\begin{cases} X = \alpha A + (1 - \alpha) B \\ Y = \alpha B + (1 - \alpha) A \end{cases}$$

2.6 变异运算^[1-3]

所谓变异运算,是指将个体编码串中的某些基因值用其它基因值来替换,从而形成一个新的个体。遗传算法中的变异运算是产生新个体的辅助方法,但它是必不可少的一个运算步骤,因为它决定了遗传算法的局部搜索能力。交叉运算和变异运算的相互配合,共同完成对搜索空间的全局搜索和局部搜索。变异运算的设计包括两方面:①如何确定变异点的位置?②如何进行基因值替换?下面介绍几种常用的变异操作方法。它们适用于二进制编码和实数编码的个体。

(1) 基本位变异 它是指对个体编码串以变异概率 p 随机指定某一位或某几位基因作变异运算。

(2) 均匀变异 它是指分别用符合某一范围内均匀分布的随机数,以某一较小的概率来替换个体中每个基因。

(3) 高斯变异 它是指进行变异操作时,用均值为 μ , 方差为 σ^2 的正态分布的一个随机数来替换原有基因值。具体操作过程与均匀变异类似。

(4) 二元变异^[9] 它的操作需要两条染色体参与,两条染色体通过二元变异操作后生成两条新个体。新个体中的各个基因分别取原染色体对应基因值的同或/异或。例如:

$$\begin{cases} 01101011 \text{ 变异} \begin{cases} 01000101 & \text{“同或”运算} \\ 11010001 & \text{“异或”运算} \end{cases} \\ 11010001 \end{cases}$$

二元变异算子改进了传统的变异方式,有效地克服了早熟收敛,提高了遗传算法的优化速度^[9]。

2.7 选择运算^[1-3]

遗传算法使用选择运算(或称复制运算)来实现对群体中的个体进行优胜劣汰操作:适应度高的个体被遗传到下一代群体中的概率大;适应度低的个体,被遗传到下一代群体中的概率小。选择操作的任务就是按某种方法从父代群体中选取一些个体,遗传到下一代群体。下面介绍几种选择方法。

2.7.1 赌盘选择 又称比例选择方法。其基本思想是:各个个体被选中的概率与其适应度大小成正比。具体操作如下:

(1) 计算出群体中每个个体的适应度 $F_i, i = 1, 2, \dots, M, M$ 为群体大小;

(2) 计算出每个个体被遗传到下一代群体中的概率;

(3) 计算出每个个体的累积概率;

(4) 在 $[0, 1]$ 区间内产生一个均匀分布的伪随机数 r ;

(5) 若 $r \leq q_1$, 则选择个体 1; 否则, 选择个体 k , 使得:

$$q_{k-1} < r \leq q_k$$

成立;

(6) 重复(4)、(5)共 M 次。

2.7.2 排序选择 该方法的主要思想是:对群体中的所有个体按其适应度大小进行排序,基于这个排序来分配各个个体被选中的概率。其具体操作过程如下:

(1) 对群体中的所有个体按其适应度大小进行降序排序;

(2) 根据具体求解问题,设计一个概率分配表,将各个概率值按上述排列次序分配给各个个体;

(3) 以各个个体所分配到的概率值作为其遗传到下一代的概率,基于这些概率用赌盘选择法来产生下一代群体。

排序选择方法主要着眼点是个体适应度之间的大小关系,对个体适应度是否取正值或负值以及个体适应度之间的数值差异程度无特别要求。

2.7.3 随机联赛选择 该方法的基本思想是:每次选取 N 个个体之中适应度最高的个体遗传到下一代群体中。一般情况下, N 的取值为 2。具体操作过程如下:

(1) 从群体中随机选取 N 个个体进行适应度大小比较,将其中适应度最高的个体遗传到下一代群体中;

(2) 将上述过程重复 M 次,就可得到下一代群体。

2.7.4 最优个体保留方法 它的基本思想是:当前群体中适应度最高的个体不参与交叉和变异运算,而是用它来替换本代群体中经过交叉、变异后所产生的适应度最低的个体。该方法可保证迄今为止所得到的最优个体不会被交叉、变异操作所破坏,它是遗传算法收敛性的一个重要保证条件。另一方面,它也容易使得局部最优个体不易被淘汰,从而使算法的全局搜索能力不强。因此,该方法一般与其他选择操作配合使用,方可有良好的效果。

2.8 遗传算法的性能分析

遗传算法是一种启发式随机搜索算法,其性能分析一直是该领域的研究重点。尽管遗传算法在实际应用中取得了巨大成功,但相对于其鲜明的生物基础,其数学基础还不够完善,主要表现为:①缺乏完整的遗传算法收敛性理论;②Holland 的模式定理尚不能清楚地解释遗传算法的早熟现象和欺骗问题;③遗传算法的搜索效率及其时间复杂性。由此可见,遗传算法的基础理论研究至今还没有取得突破性进展,理论与应用之间还存在着很大差距。最近,美国 Stanford 大学的 Wolpert 和 Macready 教授提出了 No Free Lunch(简称 NFL)定理^[7],其结论概括如下:

NFL 定理 假设有 A, B 两种任意(确定或随机)搜索算法,对于所有的问题集,它们的平均性能(如最优解、收敛速度等)是相同的。精确地说,即:

$$\sum_f P(c|f, N, A) = \sum_f P(c|f, N, B)$$

其中 c 为个体适应度的概率曲线, f 为适应度函数, N 为群体大小。

如果算法 A 比算法 B 有“较大机会”发现“好的解”,那么算法 A 比算法 B 优越。因此,通常使用概率来评价算法发现“好的解”的可能性。根据 NFL 定理,算法性能不仅与具体问题有关,而且与个体适应度的概率曲线有关。显然,对于同一问题,个体适应度的概率曲线是评价算法性能的关键。关于个体适应度的概率曲线求解方法,有兴趣的读者可参见文献[8]。

3 遗传算法的应用

遗传算法提供了一种求解复杂系统优化问题的通用框架,

它不依赖于问题的具体领域,对问题的种类有很强的鲁棒性,所以广泛应用于很多学科。下面是遗传算法的一些主要应用领域。

3.1 函数优化

函数优化是遗传算法的经典应用领域,也是对遗传算法进行性能评价的常用算例。很多人构造出了各种各样的复杂形式的测试函数,有连续函数也有离散函数,有凸函数也有凹函数,有低维函数也有高维函数,有确定函数也有随机函数,有单峰值函数也有多峰值函数等,用这些几何特性各具特色的函数来评价遗传算法的性能,更能反映算法的本质效果。而对于一些非线性、多模型、多目标的函数优化问题,用其他优化方法较难求解,而遗传算法却可以方便地得到较好的结果。

3.2 组合优化

随着问题规模的增大,组合优化问题的搜索空间也急剧扩大,有时在目前的计算机上用枚举法很难或甚至不可能求出其精确最优解。对这类复杂问题,人们已意识到应把主要精力放在寻求其满意解上,而遗传算法是寻求这种满意解的最佳工具之一。实践证明,遗传算法已经在求解旅行商问题、背包问题、装箱问题、布局优化、图形划分问题等各种具有 NP 难度的问题得到成功的应用^[3,9,10]。

3.3 生产调度问题

生产调度问题在很多情况下建立起来的数学模型难以精确求解,即使经过一些简化之后可以进行求解,也会因简化得太多而使得求解结果与实际相差甚远。目前在现实生产中主要是靠一些经验来进行调度。现在遗传算法已成为解决复杂调度问题的有效工具,在单件生产车间调度、流水线生产间调度、生产规划、任务分配等方面遗传算法都得到了有效的应用^[2]。

3.4 自动控制

在自动控制领域中有很多与优化相关的问题需要求解,遗传算法已在其中得到了初步的应用,并显示出良好的效果。例如用遗传算法进行航空控制系统的优化、使用遗传算法设计空间交会控制器、基于遗传算法的模糊控制器的优化设计、基于遗传算法的参数辨识、基于遗传算法的模糊控制规则的学习、利用遗传算法进行人工神经网络的结构优化设计和权值学习等,都显示出了遗传算法在这些领域中应用的可能性^[11]。

3.5 机器人学

机器人是一类复杂的难以精确建模的人工系统,而遗传算法的起源就来自于人工自适应系统的研究,所以,机器人学理所当然地成为遗传算法的一个重要应用领域。例如,遗传算法已经在移动机器人路径规划、关节机器人运动轨迹规划、机器人逆运动学求解、细胞机器人的结构优化和行为协调等方面得到研究和应用^[12,13]。

3.6 图像处理

图像处理是计算机视觉中的一个重要研究领域。在图像处理过程中,如扫描、特征提取、图像分割等不可避免地会存在一些误差,从而影响图像的效果。如何使这些误差最小是使计算机视觉达到实用化的重要要求。遗传算法在这些图像处理中的优化计算方面找到了用武之地,目前已在模式识别(包括汉字识别)、图像恢复、图像边缘特征提取等方面得到了应用^[14]。

3.7 人工生命

人工生命是用计算机、机械等人工媒体模拟或构造出的具

有自然生物系统特有行为的人造系统。自组织能力和自学习能力是人工生命的两大主要特征。人工生命与遗传算法有着密切的关系。基于遗传算法的进化模型是研究人工生命现象的重要基础理论,虽然人工生命的研究尚处于启蒙阶段,但遗传算法已在其进化模型、学习模型、行为模型、自组织模型等方面显示出了初步的应用能力,并且必将得到更为深入的应用和发展。人工生命与遗传算法相辅相成,遗传算法为人工生命的研究提供一个有效的工具,人工生命的研究也必将促进遗传算法的进一步发展。

3.8 遗传编程

1989 年,美国 Stanford 大学的 Koza 教授发展了遗传编程的概念,其基本思想是:采用树型结构表示计算机程序,运用遗传算法的思想,通过自动生成计算机程序来解决问题。虽然遗传编程的理论尚未成熟,应用也有一些限制,但它已成功地应用于人工智能、机器学习等领域,目前公开的遗传编程实验系统有十多个,例如, Koza 开发的 ADF 系统, White 开发的 GPELST 系统等^[15]。

3.9 机器学习

学习能力是高级自适应系统所具备的能力之一,基于遗传算法的机器学习,特别是分类器系统,在很多领域中都得到了应用。例如,遗传算法被用于学习模糊控制规则,利用遗传算法来学习隶属度函数,从而更好地改进了模糊系统的性能;基于遗传算法的机器学习可用来调整人工神经网络的连接权,也可用于人工神经网络结构优化设计;分类器系统也在学习式多机器人路径规划系统中得到了成功的应用。

3.10 数据挖掘

数据挖掘是近几年出现的数据库技术,它能够从大型数据库中提取隐含的、先前未知的、有潜在应用价值的知识和规则。许多数据挖掘问题可看成是搜索问题,数据库看作是搜索空间,挖掘算法看作是搜索策略。因此,应用遗传算法在数据库中进行搜索,对随机产生的一组规则进行进化,直到数据库能被该组规则覆盖,从而挖掘出隐含在数据库中的规则。Sunil^[16]已成功开发了一个基于遗传算法的数据挖掘工具,利用该工具对两个飞机失事的真实数据库进行了数据挖掘实验,结果表明遗传算法是进行数据挖掘的有效方法之一。

4 结束语

遗传算法的研究归纳起来分为理论与技术研究、应用研究两个方面。理论与技术研究主要从遗传操作、群体大小、参数控制、适应度评价以及并行实现技术等方面来提高遗传算法的性能。应用研究则是遗传算法的主要方向,开发遗传算法的商业软件、开拓更广泛的遗传算法应用领域是今后应用研究的主要任务。

遗传算法是一个十分活跃的研究领域,遗传算法的研究正在从理论的深度、技术的多样化以及应用的广度不断地探索,朝着计算机拥有甚至超过人类智能的方向努力。

参 考 文 献

[1] Holland J. H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Ann Arbor: University of Michigan press, 1975.

[2] 日 玄光男、程润传, *遗传算法与工程设计*, 北京: 科学出版社,

2000.

[3] 周明、孙树栋, 遗传算法原理及应用, 北京: 国防工业出版社, 1999

[4] Joadhins, Parallel Genetic Algorithms: Theory and Applications. ISO press, 1993.

[5] Goldberg D. , Lingle R. Alleles, Loci and the Traveling Salesman Problem. In: Grefenstette J. Editor, Proceedings of First International Conference on Genetic Algorithms. Lawrence Erlbaum Associates, New Jersey, 1985, 154 ~ 159.

[6] 杨启文, 蒋静坪, 张国宏, “遗传算法优化速度的改进”, 《软件学报》2000, 12(2): 270 ~ 275.

[7] Wolpert D. H. , Macready W. G. , No Free Lunch Theorems for Search. IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 1997, 1(1): 67 ~ 82

[8] 戴晓晖, 李敏强、寇纪松, “遗传算法的性能分析研究”, 《软件学报》2001, 12(5): 742 ~ 750.

[9] 钱志勤, 滕弘飞、孙治国, “人机交互的遗传算法及其在约束布局优化中的应用”, 《计算机学报》, 2001, 24(5): 553 ~ 558

[10] 王征应、石冰心, “基于启发式遗传算法的 QoS 组播路由问题求解”, 《计算机学报》, 2001, 24(1): 55 ~ 61

[11] Michalewicz Z. , A Modified Genetic Algorithm for Optimal Control Problems. Computers Math. Application, 1992, 23(12): 83 ~ 94

[12] 周明、孙树栋、彭炎午, “用遗传算法规划移动机器人路径”, 《西北工业大学学报》, 1998, 16(4).

[13] 周明、孙树栋、彭炎午, “基于遗传模拟退火算法的机器人路径规划”, 《航空学报》, 1998, 19(1): 118 ~ 120

[14] 林磊、王晓龙、刘家锋, “基于遗传算法的手写体汉字识别系统优化方法的研究”, 《计算机研究与发展》, 2001, 38(6): 658 ~ 661.

[15] 刘大有、卢奕南、王飞, “遗传程序设计方法”, 《计算机研究与发展》, 2001, 38(2): 213 ~ 222

[16] Sunil Choenni, Design and Implementation of a Genetic-Based Algorithm for Date Mining. In: Proceeding of the 26th VLDB Conference, Cairo, Egypt, 2000; 33 ~ 42

(上接第 68 页)

7) 数值积分公式

在上面计算诸量的公式中, 所有的积分都由 Simpson 公式算出, 它的一般形式是:

$$\int_a^b f(x) dx = h \left\{ f(a) + f(b) + 2 \sum_{i=1}^{n-1} f(x_{2i}) + 4 \sum_{i=1}^{n-1} f(x_{2i-1}) \right\} / 3$$

其中: $h = \frac{b-a}{2n}$, $x_i = a + ih$, $i = 1, 2, \dots, n$.

5 计算实例

5.1 弹丸结构与原始数据

某穿甲弹的原始数据依本文 2 中所述原则, 将工程图修改简化为结构计算图 (如图 4), 放样至坐标纸上读出, 注意在圆弧线的中点的 y 值前加“—”号, 在其它曲线的所有中间点的 y 值前加

“—”号, 结果形成表 2, 表 3 为各零件材料的比重, 表 4 为按表 1 格式形成的尾翼类零件数据。

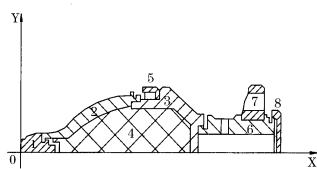


图 4 结构计算图

表 2 型值点数据表

点序号	x, y 值	点序号	x, y 值	点序号	x, y 值
0	0, 0	5	6. 55, 2	124	—, —
1	0, 0. 9	6	6. 55, 1. 6	125	—, —
2	0. 8, 0. 9	7	—, —	126	52. 07, 1. 3
3	0. 8, 1. 3	8	—, —	127	50. 85, 1. 3
4	6. 15, 2	9	—, —	128	50. 85, 1. 575

表 3 零件比重表

件号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
比重	5. 204	7. 0	7. 81	56. 1	7. 81	4. 78	—	—	—	—	7. 81

表 4 翼片数据表

代号	C	b	a2	a1	ri	ni	xj
组一	0. 29	3. 625	3. 555	1. 48	2. 7	4	48. 1309
组二	0. 615	2. 210874	4. 0329	3. 9329	2. 7	16	48. 7297

5.2 本例算题语句

NY=1 N1=10 N2=128 N3=1 QXCA

5.3 计算结果

*****零件特征量*****

件号	重量	重心	极转惯量	单赤转惯量	全赤转惯量
1	0. 350	5. 051	0. 0005718	0. 0023868	0. 0929533
2	0. 521	10. 883	0. 0055816	0. 0041607	0. 0497025
"	"	"	"	"	"
9	0. 037	51. 714	0. 0000689	0. 0000421	0. 0379819

*****全弹特征量*****

Q=4. 19273 $\bar{X}=20. 13493490$ $C_x=0. 03363448$ $A_{cv}=0. 53425442$

5.4 结果分析

我们采用的旋转体计算模型的母线全部由直线和圆弧构成, 为了验证样条逼近的合理性, 将弹头前端大圆弧部改为抛物线, 与传统算法相比计算结果在 10^{-4} 处出现差别, 经对数据的全面检查与复算, 证明误差是由原始数据不一致引起的。

6 总 结

虽然本方法是针对弹箭特征量计算完成的, 但它适用于任何旋转体类零部件特征量的计算, 方法灵活、精度较高、便于使用。

本方法是旋转体类产品 CAD 系统的有机组成部分。应用中, 型值点数据采集是很主要的工作, 对正在设计中的产品由于运用 CAD 系统, 数据闭环可全自动形成, 对工程中经常碰到的只有图纸或实物而没有设计基本数据的情况, 这时即使结构不怎么复杂, 数据采集的工作量也非常大, 此时可对图纸或实物采取数码阅读的方法半自动的形成数据闭环。

实践证明, 本算法是一套高效率高精度进行旋转体类产品特征量计算的可靠算法。

参 考 文 献

[1] 王仁宏, 数值逼近, 北京: 高等教育出版社, 1999

[2] 李岳生, 黄友谦, 数值逼近, 北京: 人民教育出版社, 1978.

[3] 南京大学数学系计算数学专业编, 数值逼近方法, 北京: 科学出版社, 1978.

[4] 董师颜, 张兆良, 固体火箭发动机原理, 北京: 北京理工大学出版社, 1996.

[5] 徐士良, Fortran 常用算法程序集, 北京: 清华大学出版社, 1995.