

文章编号: 1001-0920(2005)11-1216-05

## 一种基于传感信息的机器人在线路径规划方法

靳保, 王树国, 付宜利, 曹政才  
(哈尔滨工业大学 机器人研究所, 哈尔滨 150001)

**摘要:** 针对非结构化环境下的多关节机器人实时避障问题, 提出一种基于传感信息的机器人在线路径规划方法。由红外线传感器提供机器人手臂周围环境信息, 通过计算C-空间内一些方向上的C-空间障碍距离, 分阶段控制位姿点到达目标, 避免了建立整个位姿点附近的C-空间, 适合机器人在未知环境下的实时避障要求。仿真结果验证了该算法的有效性。

**关键词:** 机器人; 传感信息; C-空间; 路径规划

**中图分类号:** TP24 **文献标识码:** A

## A Sensor-based On-line Motion Planning Method for Robot Manipulators

JIN Bao, WANG Shu-guo, FU Yi-li, CAO Zheng-cai

(Robotics Institute, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China Correspondent: JN Bao, E-mail: jinbao@hit.edu.cn)

**Abstract:** An on-line motion planning approach based on the sensing information is proposed for collision avoidance of multi-joint robot operating in unstructured environments. The infrared sensors are used to build a description of the robot's surroundings. The distances to the C-obstacles on some particular directions are evaluated. The proposed algorithm guides the automation to the target in C-space by phases. Simulations verify the effectiveness of the proposed method.

**Key words:** Robot; Sensing information; C-space; Motion planning

### 1 引言

基于传感器的机器人手臂运动规划系统包括传感器硬件、实时传感信息处理的硬件和软件、局部分步规划子系统、全局规划子系统4个组成部分。机器人路径规划是指根据要达到的目标姿态以及周围障碍物信息, 控制机器人在避开障碍物的情况下达到目标姿态。基于建立C-空间障碍的方法存在计算量大的缺点<sup>[1,2]</sup>, Lumelsky等<sup>[3,4]</sup>将由柔性印刷电路板上的红外传感器阵列组成的敏感皮肤覆盖在整个机器人手臂上, 为机器人提供环境信息。其路径规划采用C-空间方法, 需要建立整个位姿点附近的C-空间, 因而不适合机器人实时避障的要求。Gerk和

Hoyer<sup>[5]</sup>将模糊方法应用于多机器人路径规划, 所采用的方法需要对机器人进行离线规划, 不适合存在未知障碍的情形。Zavlangas等<sup>[6]</sup>在三自由度机器人路径规划中应用了模糊方法, 该方法针对由两个转动自由度和一个直线移动自由度组成的SCARA机器人模型, 应用范围受到了限制。

本文针对由转动自由度组成的机器人, 提出一种基于传感信息的实时路径规划方法。在多关节机器人工作过程中, 机器人位置控制由前3个自由度实现。本文以PUMA机器人模型为例, 使用红外线传感器提供机器人手臂周围环境信息, 通过计算C-空间内一些方向上的C-空间障碍距离, 分阶段控制

收稿日期: 2004-11-12; 修回日期: 2005-04-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(50105002); 哈尔滨工业大学基金项目(HIT. 2001. 14).

作者简介: 靳保(1976—), 男, 黑龙江阿城人, 博士生, 从事人工智能、计算机仿真等研究; 王树国(1958—), 男, 河北献县人, 教授, 博士生导师, 从事机器人技术、虚拟现实等研究。

位姿点到达目标 该方法避免了建立整个位姿点附近的C-空间,符合机器人在未知环境下的实时避障要求,仿真结果验证了该算法的有效性

## 2 机器人路径规划策略

在C-空间中,机器人手臂的每个位姿可表示为一个点,机器人手臂与障碍物发生碰撞的位姿集合构成C-空间障碍 在实际应用中,多关节机器人位置控制由前3个自由度实现 本文阐述的规划方法控制机器人前3个关节实现机器人的位置控制,如图1所示 基于C-空间思想,规划问题转化为在以3个关节的角度参数  $\theta(i=1,2,3)$  为坐标轴的三维C-空间中,求从初始位姿点到目标位姿点且不与C-空间障碍发生碰撞的路径问题

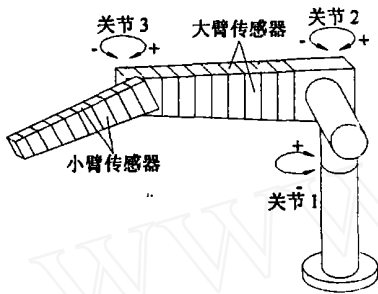


图1 机器人关节及传感器

本文的路径规划包括两个阶段 在第1阶段,控制位姿点沿着起始位姿点和目标位姿点间的线段运动;在第2阶段,首先在与坐标轴垂直的平面内,控制位姿点到达目标位姿点在这个平面内的投影点,然后在过目标位姿点和投影点的平面内到达目标 这两个阶段的执行顺序取决于路径规划的任务及周围环境 这两个阶段在规划当中不一定都出现,后文将详细介绍

为了更清楚地阐述所提出的策略,按照相对于机器人手臂位置将障碍物分为两类: I类和II类 可能与大臂碰撞的是I类,可能与小臂碰撞的是II类 机器人手臂上的传感器位置已知,容易对障碍物进行分类

### 2.1 第1规划阶段

C-空间位姿点运动如图2所示 图中 $\theta$ 的正方向为大臂向右转动的方向, $\theta_2$ 和 $\theta_3$ 的正方向为大臂和小臂向上转动的方向, $S$ 为初始位姿点, $T$ 为目标位姿点, $M_j$ 为当前位姿点, $v_i$ 为 $\theta$ 轴方向的单位向量, $v_{ST}$ 为从初始位姿点指向目标位姿点的单位向量

手臂的每个面与障碍物间的距离通过覆盖在手臂表面的红外传感器阵列获得 首先以大臂上表面为例进行说明,其他表面可用相似的方法处理 将大

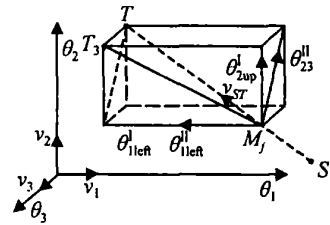


图2 C-空间位姿点运动

臂上表面分为宽度相等的 $n$ 片区域 $S_1, S_2, \dots, S_n$ ,每个区域内传感器得到的距离取最小值,作为这个区域内障碍物的距离,如图1所示

障碍信息获得如图3所示,图中 $d_{1up}$ 是覆盖在大臂上表面的红外传感器阵列获得的障碍物距离 为保证机器人不与障碍物发生碰撞,在这个阶段采用整个 $S$ 区域内的最小距离 如果区域内没有障碍,则认为障碍物的距离为传感器最大探测距离 机器人每执行一步后,重新计算障碍的距离

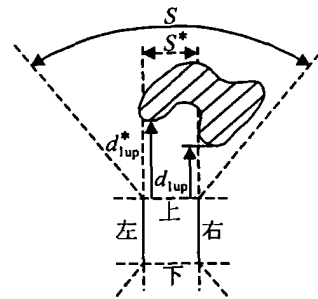


图3 障碍信号获得

这一阶段位姿点沿着线段 $M_jT$ 运动,将所有表面都不与障碍物发生碰撞的最大值作为位姿点运动的距离 如果这个距离为零,则此阶段停止,转入第2阶段 下面首先求位姿点沿 $v_{ST}$ 方向运动时,每个可能与手臂碰撞的障碍物在C-空间相应方向上的位置,然后将这些距离对应到 $v_{ST}$ 方向上取最小值,得到与所有障碍物都不碰撞的在 $v_{ST}$ 方向运动的距离

将I类和II类障碍物分开考虑 在图2中,机器人可能与I类障碍物发生碰撞的是大臂的上表面和左表面,可能与II类障碍物发生碰撞的是小臂的上下表面和左表面,其他表面和障碍物发生碰撞的情形可用相似的方法处理

首先计算位姿点沿 $v_{ST}$ 方向运动时与I类障碍物碰撞的情形 由于I类C-空间障碍为广义圆柱<sup>[4]</sup>,本文分别考虑 $v_1$ 方向上障碍物最小距离 $\theta_{1left}^I$ 和 $v_2$ 方向上障碍物最小距离 $\theta_{2up}^I$ ,将其对应的 $v_{ST}$ 方向的距离取最小值,得到沿 $v_{ST}$ 方向运动与I类障碍物碰撞的距离

然后求取大臂上表面范围内的 I 类障碍物对应的 C-空间障碍 当大臂上表面和工作空间中的一点发生碰撞时, 计算大臂从当前位置旋转到此点所转过的角度, 如图4所示 图中  $y_0$  为点  $P$  在大臂对称中心线方向上到关节 2 转动轴的距离,  $x_0$  为点  $P$  到大臂上表面的距离,  $d_1$  为大臂高度,  $\varphi$  为从初始位置转动到与点  $P$  碰撞位置所转过的角度

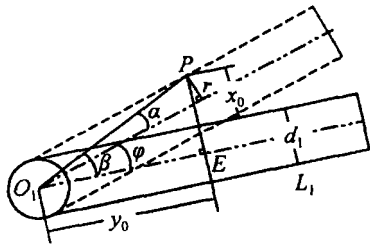


图4 大臂上侧障碍物映射到 C-空间

由几何关系可知

$$\begin{aligned} Q_{(x_0, y_0)} &= \beta - \alpha = \\ \tan^{-1} \frac{PE}{O_1E} - \sin^{-1} \frac{r}{PO_1} &= \\ \tan^{-1} \frac{x_0 + d_1/2}{y_0} - \\ \sin^{-1} \frac{d_1/2}{\sqrt{y_0^2 + (x_0 + d_1/2)^2}} \end{aligned} \quad (1)$$

将大臂上表面  $n$  个区域范围内的障碍物映射到 C-空间, 取这  $n$  个值当中的最小值得到

$$\theta_{up}^I = \min_{i=1}^n Q_{(x_i, y_i)} \quad (2)$$

其中  $x_i$  和  $y_i$  分别为区域  $S_i$  内的障碍物最小距离和区域的中心点位置  $\theta_{up}^I$  对应的  $v_{ST}$  方向的值  $\theta_{up}^{I*}$  为

$$\theta_{up}^{I*} = \theta_{up}^I / (v_{ST} \cdot v_2) \quad (3)$$

大臂左表面范围内 I 类障碍物对应的 C-空间障碍可用相似的方法得到

现在考虑位姿点沿  $v_{ST}$  方向运动和 II 类障碍物碰撞的情形 由于关节 2 和关节 3 的转动轴平行, 下面分别计算  $v_1$  方向的障碍物最小距离  $\theta_{left}^II$  和  $v_1$  垂直方向的障碍物最小距离  $\theta_3^II$  对于  $\theta_{left}^II$ , 可用前述方法得到 对于  $\theta_3^II$ , 因为  $v_{ST} \cdot v_2$  和  $v_{ST} \cdot v_3$  异号, 所以小臂上下两个表面在位姿点沿着  $v_{ST}$  运动时都可能与 II 类障碍物碰撞 本文以小臂上表面范围内的障碍物为例进行说明, 下表面可用同样的方法处理 在图 5 中,  $y_0$  为  $P$  在小臂对称中心线方向上到关节 3 的转动轴距离,  $x_0$  为  $P$  到小臂上表面距离,  $d_2$  为小臂高度,  $\lambda$  为发生碰撞时关节 3 的角度参数,  $l_1$  为关节 2 和关节 3 转动轴线间的距离

由图中几何关系可知

$$\varphi = \alpha - \lambda = \beta - \lambda + \delta =$$

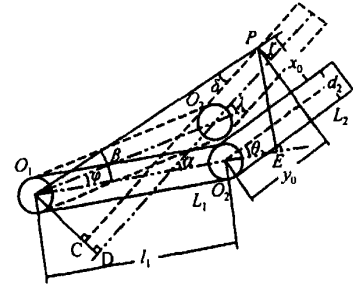


图5 小臂上侧障碍物映射到 C-空间

$$\begin{aligned} &\tan^{-1}(PE/O_1E) + \sin^{-1}(O_1C/PO_1) - \lambda = \\ &\tan^{-1} \frac{y_0 \sin \theta_3 + (x_0 + d_2/2) \cos \theta_3}{l_1 + y_0 \cos \theta_3 - (x_0 + d_2/2) \sin \theta_3} - \\ &\lambda + \sin^{-1} \left( (l_1 \sin \lambda - \frac{d_2}{2}) (y_0 \sin \theta_3 + \right. \\ &\left. (x_0 + \frac{d_2}{2}) \cos \theta_3)^2 + (l_1 + \right. \\ &\left. y_0 \cos \theta_3 - (x_0 + \frac{d_2}{2}) \sin \theta_3)^2 \right)^{-\frac{1}{2}} \end{aligned} \quad (4)$$

当位姿点沿着  $v_{ST}$  方向运动时, 关节 2 和关节 3 的转动角度成比例, 令

$$k = (v_{ST} \cdot v_3) / (v_{ST} \cdot v_2), \quad (5)$$

则有下面等式成立:

$$\lambda = \theta_3 + k\varphi \quad (6)$$

位姿点沿着  $v_{ST}$  运动到与点  $P$  碰撞时对应的  $\lambda$  和  $\varphi$  就是方程(5)和(6)的解 考虑实际情况,  $\lambda$  的取值范围在关节 3 的关节极限内, 且  $\varphi > 0$  如果解不存在, 则表明  $\lambda$  在整个取值范围内都不可能与障碍物碰撞 由于  $\varphi$  的值从零开始向正方向变化, 如果存在不止一个解, 则取对应第一次碰撞的最小解, 这样可以得到

$$\theta_3^II = \varphi \sqrt{1 + k^2} \quad (7)$$

对应的  $v_{ST}$  方向的值为

$$\theta_3^{II*} = \theta_3^II / \sqrt{1 - (v_{ST} \cdot (-v_1))^2} \quad (8)$$

计算  $v_{ST}$  方向的对应值后, 取其中最小值作为位姿点沿  $v_{ST}$  方向运动的距离, 当这个距离为零时转入第 2 阶段

## 2.2 第 2 规划阶段

由于 I 类障碍物对应的 C-空间障碍是广义圆柱, 这个阶段首先在过  $M_j$  并和  $\theta_3$  轴垂直的平面  $\Omega$  内控制  $M_j$  到达  $T$  在  $\Omega$  内的投影点  $T_3$ , 然后再到达  $T$ , 如图 6 所示 为了到达  $T_3$ , 首先让  $M_j$  在线段  $M_j T_3$  内运动, 运动过程相当于第 1 阶段中  $k = 0$  的情况 障碍距离为零时停止在  $M_j T_3$  内运动 本文设计一个模糊控制器, 控制位姿点在  $\Omega$  内绕过障碍, 计算区域内的障碍物距离时采用机器人表面正上方的障碍物距

离 图 3 中的  $d_{i\uparrow}$  是覆盖在大臂上表面的红外传感器阵列获得的障碍物距离, 这个阶段的输入为  $S^*$  区域内传感器获得的最小距离信息 通过每个小区域内的障碍物距离值, 可用前面提到的方法得到平面  $\Omega$  内坐标轴正负 4 个方向的障碍物距离, 分别是  $\theta_{left}$ ,  $\theta_{right}$ ,  $\theta_{2up}$  和  $\theta_{2down}$ . 这些方向上的障碍物距离是 I 类障碍和 II 类障碍物距离的最小值

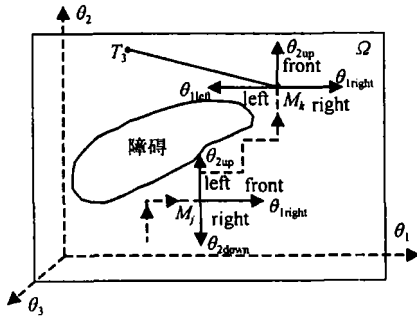


图 6 第 2 阶段位姿点运行

设计模糊控制器的目的是在  $\Omega$  内控制位姿点和障碍物保持一定距离, 同时逆时针沿着障碍边缘运动, 绕过障碍物 控制的输入参数包括  $\theta_{left}$ ,  $\theta_{right}$ ,  $\theta_{2up}$  和  $\theta_{2down}$ , 输出为两个坐标轴方向上的角度增量  $\tau_l$  和  $\tau_r$ , 正方向与坐标轴同向 首先将上一步位姿点运动的方向定义为当前时刻的前方方向, 然后相应地定义左、右和后方向 把这 3 个方向上的障碍物距离信息作为模糊控制器输入变量 left, front, right 在图 6 中, 对于第  $j$  步对应的位姿点  $M_j$  有:  $left = \theta_{2up}$ ,  $front = \theta_{right}$ ,  $right = \theta_{2down}$ .

模糊控制器输出变量包括左右方向的输出  $\tau_l$  和前后方向的输出  $\tau_r$ , 右、前方为正, 左、后方为负 控制器输入和输出的模糊成员函数如图 7 所示 模糊控制器采用 Mamdani 模型, 模糊控制规则如下所示:

$R_j$ : if left is  $A_{1j}$  and front is  $A_{2j}$  and right is  $A_{3j}$   
then  $\tau_{lr}$  is  $A_{4j}$ ,  $\tau_{rb}$  is  $A_{5j}$

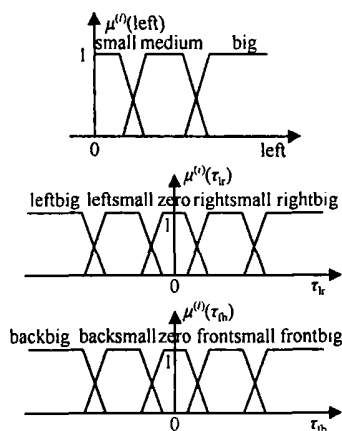


图 7 输入及输出变量模糊成员函数

其中  $A_{ij}$  ( $i = 1, 2, \dots, 5; j = 1, 2, \dots, n$ ) 为对应变量的模糊语言描述

在设计控制规则时, 每一个循环使  $\tau_{lr}$  和  $\tau_{rb}$  的输出有一个为零, 另一个不为零, 模糊推理采用 min-max 合成法, 解模糊过程采用最大隶属度法 模糊控制规则见表 1. 得到左右方向的输出  $\tau_{lr}$  和前后方向的输出  $\tau_{rb}$  之后, 需将这两个变量对应到坐标轴方向得到  $\tau_l$  和  $\tau_r$ , 然后由机器人执行 图 6 在执行第  $j$  步时,  $\tau_r = \tau_{lr}$ ,  $\tau_l = \tau_{rb}$ .

表 1 模糊控制器模糊控制规则

rule	left	front	right	$\tau_{lr}$	$\tau_{rb}$
1	big	big		left big	zero
2	medium	big		left	zero
3	small	not		zero	front
4	small	small	not	right	small
5	small	small	small	zero	back
6	not	small	big	right	zero
7	not	small	not big	zero	back
8	not	medium		zero	front
	small			zero	small

第一次应用模糊控制器时需要规定前方向, 本文通过关节 1 目标角度和当前角度  $\theta$  之差  $\Delta\theta$  以及关节 2 目标角度和当前角度  $\theta$  之差  $\Delta\theta$  来确定初始时的前方方向:

- 1) 当  $\Delta\theta > 0, \Delta\theta < 0$  时, 前方为  $\theta$  轴负方向;
- 2) 当  $\Delta\theta > 0, \Delta\theta > 0$  时, 前方为  $\theta$  轴正方向;
- 3) 当  $\Delta\theta < 0, \Delta\theta < 0$  时, 前方为  $\theta$  轴正方向;
- 4) 当  $\Delta\theta < 0, \Delta\theta > 0$  时, 前方为  $\theta$  轴负方向

当与  $M_j$  到  $T_3$  的向量方向夹角为锐角的两个坐标轴方向上的 C-空间障碍距离都为最大距离时, 停止围绕障碍运动, 转为沿线段  $M_j T_3$  运动, 即图 6 中的  $M_k$  位置 这样重复地沿  $M_j T_3$  和障碍运动就可以到达  $T_3$  点, 然后垂直  $\theta$  轴的平面用相同的方法可到达  $T$  点

### 3 仿真实验

为了验证本文的路径规划方法, 以 3 个自由度的机器人为例进行仿真 仿真在 Pentium-4 1.6 GHz 计算机上进行, 算法在 Microsoft Visual C++ 6.0 平台上实现 如图 8 所示, 在仿真过程中机器人周围环境存在多种类型的障碍, 规划方法有效地控制机器人避开障碍, 达到目标姿态

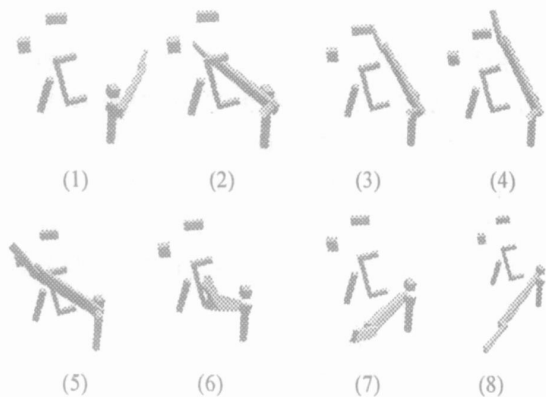


图8 实验结果

#### 4 结论

本文提出一种新的基于传感信息的实时路径规划方法。由红外线传感器提供机器人手臂周围环境信息,通过计算C-空间内一些方向上的C-空间障碍距离,分阶段控制位姿点到达目标。该方法避免了建立整个位姿点附近的C-空间障碍,适合机器人在未知环境下的实时避障要求。仿真结果证实了该算法具有较好的有效性、实时性和适应性,为工业机器人路径规划提供了新途径。

#### 参考文献(References)

- [1] Belen C, Vidal M, Francisco J B. A General Method for C-space Evaluation and Its Application to Articulated Robots [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2002, 18(1): 24-31.
- [2] Jiacheng T, Gordon J C. Virtual Environment for Internet-based Robot-II: Path Planning [J]. *Proc of the IEEE*, 2003, 91(3): 389-395.
- [3] Lumelsky V. Sensitive Skin [J]. *IEEE Sensors J*, 2001, 1(1): 41-51.
- [4] Cheung E, Lumelsky V. Motion Planning for A Whole-sensitive Robot Arm Manipulator [A]. *IEEE Int Conf on Robotics and Automation* [C]. Cincinnati, 1990: 344-349.
- [5] Gerke M, Hoyer H. Fuzzy Collision Avoidance for Industrial Robots [A]. *IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems* [C]. Pittsburgh, 1995: 510-517.
- [6] Zavlangas P, Tzafestas S. Industrial Robot Navigation and Obstacle Avoidance Employing Fuzzy Logic [J]. *J of Intelligent and Robotic Systems*, 2000, 27(1/2): 85-97.

(上接第1215页)

#### 参考文献(References)

- [1] Kouskoulas Y, Ulabay F T, Pierce L E. The Bayesian Hierarchical Classifier and Its Application to Short Vegetation Using Multifrequency Polarimetric SAR [J]. *IEEE Trans on Geoscience Remote Sensing*, 2004, 42(2): 469-477.
- [2] Giacinto G, Roli F, Bruzzone L. Combination of Neural and Statistical Algorithms for Supervised Classification of Remote-sensing Images [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2000, 21(5): 385-397.
- [3] Melgani F, Bruzzone L. Classification of Hyperspectral Remote Sensing Images with Support Vector Machines [J]. *IEEE Trans on Geoscience Remote Sensing*, 2004, 42(8): 1778-1790.
- [4] Vapnik V. *The Nature of Statistical Learning Theory* [M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [5] Cristianini N, Shawe Taylor J. *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000.
- [6] Chapelle O, Vapnik V, Bousquet O, et al. Choosing Multiple Parameters for Support Vector Machines [J]. *Machine Learning*, 2002, 46(1-3): 131-159.
- [7] Lee J H, Lin C J. *Automatic Model Selection for Support Vector Machines* [R]. Taipei: Taiwan University, 2000.
- [8] Bengio Y. Gradient-based Optimization of Hyperparameters [J]. *Neural Computation*, 2000, 12(8): 1889-1900.
- [9] Keerthi S S. Efficient Tuning of SVM Hyperparameters Using Radius Margin Bound and Iterative Algorithm [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2002, 13(5): 1225-1229.
- [10] Holland J H. *Adaptation in Nature and Artificial Systems* [M]. Cambridge: MIT Press, 1992.
- [11] Michalewicz Z. *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolutionary Programs* [M]. 3rd ed. Berlin: Springer, 1996.