

免疫排课算法^{*})

梁立 肖飞 郜松

(云南师范大学计算机科学与技术学院 昆明 650092)

摘要 为了排课的高效性,提出了利用免疫算法求解排课问题。该算法根据生物免疫系统机理设计,将排课的目标和约束条件作为抗原,将问题的解作为抗体,对抗体采用二进制编码,对新抗体的繁殖是通过部分交叉和变异算子实现,对抗体产生的刺激和抑制通过抗体浓度调节,而抗体浓度通过计算抗体之间的最大亲和力获得。对排课问题的测试表明,适当调整繁殖参数,能快速获得最优解或近似最优解,更可喜的是排课结果较为均匀。

关键词 排课,免疫算法,抗原,抗体

Immune Algorithm for Schedule Arrangement

LIANG Li XIAO Fei GAO Song

(School of Computer Science and Information Technology, Yunnan Normal University, Kunming 650092)

Abstract The artificial immune algorithm applies to the schedule arrangement that requires symmetrical. The optimum solution can be achieved by its application. The feasible solution randomly produced is naturally symmetry. If chosen suitable, the control parameter in the algorithm can quicken the convergence rate to obtain the optimum solution or approximate optimum solution.

Keywords Schedule arrangement, Immune algorithm, Antigen, Antibody

1986年,Farmer等人在工程领域中提出了免疫概念^[1],用免疫算子代替遗传算法中的变异算子从而克服了搜索的盲目性。

排课问题在任课教师和上课班级提出约束条件时,判定课表的存在性问题成了NP完全问题^[2,5],用免疫算法求其近似最优解比遗传算法^[3]更有效。

笔者在文[4]中曾经描述了排课问题的基本要求、数据结构和基于贪婪法的排课算法,并给出了最优化模型。本文介绍排课的免疫算法,适用于要求均匀排课的问题,实验表明,免疫算法在很大程度上比遗传算法收敛更快。

1 排课问题

在文[4]中给出了下面的优化问题:

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij} w_j$$

$$s. t. v_i \leq w_j, i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m$$

软约束条件(其实就是对课程的限制要求,见文[4])

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m$$

其中, n 是课程数(每周上课次数可以虚设为多个课程数), m 是场地数, v_i 是第*i*个课程的上课人数, w_j 是第*j*个场地的容量; $x_{ij}=1$ 表示第*j*个场地成功分配给第*i*个课程, $x_{ij}=0$ 表示未分配。

简单地说,排课的最优化问题就是求解被分配的场地容量最小,换言之,就是剩余场地容量最大的可行解。

2 免疫算法

免疫算法的流程如图1所示。其中,抗原就是待求解的问题,抗体对应于问题的一个解,通过抗原和抗体的亲和力来描述可行解与最优解的逼近程度,通过抗体之间的刺激与抑

制反应,实现系统对环境的自适应。

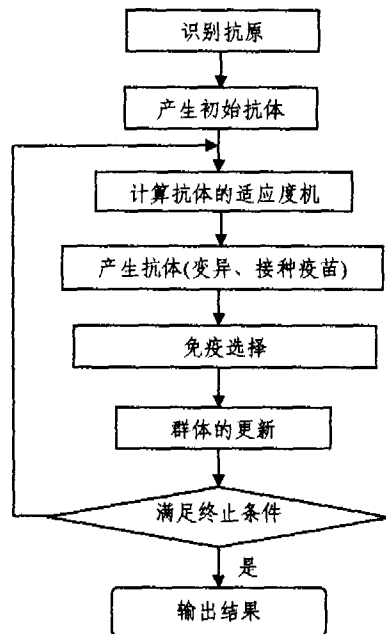


图1 免疫算法的流程图

- (1)输入目标函数和约束条件,并将其作为免疫算法的抗原;
- (2)用二进制编码,产生初始抗体;
- (3)计算抗体的适应度;
- (4)产生新抗体;新抗体的繁殖是通过交叉操作后再接种疫苗(增加问题的特征信息);
- (5)免疫选择;
- (6)群体更新:将抗原具有最大亲和力的抗体添加到抗体记

^{*})基金项目:云南省教育厅科研基金项目(5Y1053D)。梁立 副教授,研究方向:算法分析,并行计算。

忆库,当以合遇到类似求解问题时,则从记忆库中直接搜寻该问题的记忆抗体,从而提高求解的效率。

3 免疫排课算法

如果把一周(5天)看作一个连续的时间段,从星期一上午到星期五的晚上总共分为30个时间段(包括每天中午和下午的两个时间段),则排课的分配过程可以看作下面的函数关系:

$$L=f(x,y,z)$$

$$1 \leq x \leq 30, 1 \leq y \leq n, 1 \leq z \leq m$$

$$L \in \{\text{True}, \text{False}\}$$

其中 x 是时间段编号, y 是课程编号, z 是场地编号, 当 $L=\text{False}$ 时表示对应的 (x,y,z) 没有被分配或者不满足约束条件。

最优化问题可以表述为:

$$\max_{x,y,z} \sum_{x=1}^{30} \sum_{y=1}^n \sum_{z=1}^m w(f(x,y,z))$$

$$\text{其中}, w(f(x,y,z)) = \begin{cases} w_z & f(x,y,z) = \text{False} \\ 0 & f(x,y,z) = \text{True} \end{cases}$$

即剩余容量最大。

(1)解空间 排课问题是一个有约束的优化问题。对此,限定解空间为所有可行解的集合。每个可行解是一个 $30 \times n \times m$ 的三维布尔矩阵。

(2)新解的产生 随机选取满足约束条件的 (x,y,z) , 若 (x,y,z) 不在可行解中, 则将其直接放入可行解矩阵, 或同时从可行解矩阵取出另一 (x',y',z') ; 若 (x,y,z) 已在可行解矩阵中, 则将其取出并同时随机放入另一 (x',y',z') 。

(3)剩余场地容量差 伴随的剩余场地容量差为:

$$\Delta w = \begin{cases} w_z & \text{将}(x,y,z)\text{直接放入} \\ w_z - w_{z'} & \text{将}(x,y,z)\text{放入且}(x',y',z')\text{取出} \\ w_{z'} - w_z & \text{将}(x',y',z')\text{放入且}(x,y,z)\text{取出} \end{cases}$$

(4)免疫参数选取 新抗体的繁殖, 对于新个体的选择采用按比例选择的方法, 同时还采用了最佳抗体保留的方法, 这样可以加快搜索过程。交叉操作采用部分匹配交叉, 交叉概率选取 0.19。

新抗体的控制由目标函数值的大小决定。

总结 用免疫算法实现排课的(近似)最优解是一种比较简单而收敛速度较快的方法, 最大的优点是能得到均匀的时间段。

实际应用中也完全可以没有终止条件, 可以依次提供不同的可行解以供使用者选择。如果只考虑最优解的问题, 可以多次实验选择较好的迭代控制参数。

免疫算法的收敛速度对参数选择非常敏感, 合适的参数需要实验获得, 收敛速度和最优效果很难两全。

参考文献

- Farmer J D, Packard N H, Perelson A S. The immune system adaptation and machine learning [J]. Physics D, 1986, 22: 187~204
- Schmidt G, Strohlein T. Timetable construction—an annotated bibliography [J]. The Computer Journal, 1980, 23 (4): 307~391
- 梁立, 徐敏, 高丽金. 排课的遗传算法[J]. 云南师范大学学报(自然版), 2006, 26(2): 39~41
- 梁立, 陈玉华, 徐敏. 基于贪心法的排课算法[J]. 云南师范大学学报(自然版), 2005, 25(3): 9~12
- 孙惠泉. 图论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2004

(上接第204页)

叶斯网络的覆盖模型构建。

3.2 关于节点条件概率

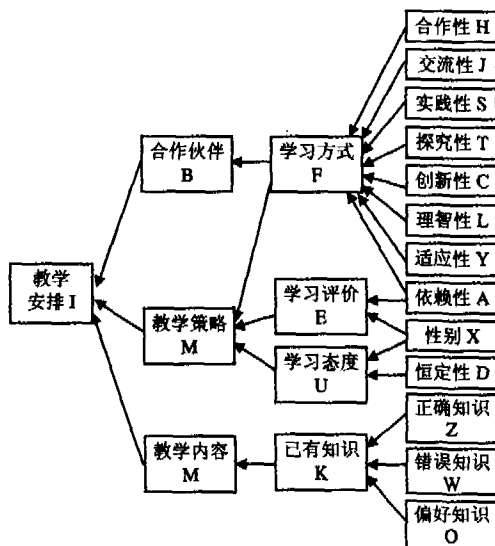


图1 学生代理模型结构图

根据图1, 需要的先验概率有: $P(G)$ 、 $P(H)$ 、 $P(J)$ 、 $P(S)$ 、 $P(T)$ 、 $P(C)$ 、 $P(L)$ 、 $P(Y)$ 、 $P(A)$ 、 $P(X)$ 、 $P(D)$ 、 $P(Z)$ 、 $P(W)$ 、 $P(O)$ 。

条件概率有:

$$P(F|G,H,J,S,T,C,L,Y,A);$$

$$P(E|A,X)$$

$$P(U|X,D)$$

$P(K|Z,W)$

3.3 学生代理模型的学习

学生代理模型的学习采用前述的参数学习、概率学习和结构学习进行, 为保证学生代理模型的完整准确, 我们既从学习者行为中进行收集, 同时也充分发挥教师的指导功能, 具体学习模型如图2所示。

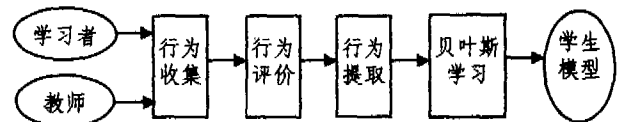


图2 基于贝叶斯网络学生代理模型的学习模型

结束语 贝叶斯网络近年成为智能代理重要的研究方向, 本文在介绍贝叶斯网络及其构建方法、学习方法的基础上, 建立了一种基于贝叶斯网络的学生代理模型, 这种模型反映了学生代理模型建立的规律和需要, 为研究通用智能学习环境奠定了一定基础。

参考文献

- Jensen F V. An Introduction to Bayesian Networks [M]. New York: Springer, 1996
- Jensen F V. Bayesian Networks and Decision Graphs [M]. New York: Springer, 2001
- 贺炜, 潘泉, 张洪才. 贝叶斯网络结构学习的发展与展望. 信息与控制, 2004(4)
- 黄解军, 万幼川, 潘和平. 贝叶斯网络结构学习及其应用研究. 武汉大学学报, 2004(4)
- 王玮, 陈恩红, 王煦法. 基于贝叶斯方法的知识发现. 小型微型计算机系统, 2000(7)
- 王陆. 虚拟学习社区原理与应用. 北京: 高等教育出版社, 2004. 242~250