

基于动态蚁群遗传算法的士兵个性化学习^①

李 东, 王虎强

(装甲兵工程学院 信息工程系, 北京 100072)

摘 要: 面对士兵学历层次, 知识理解能力和掌握速度参差不齐的现状, 千篇一律的士兵职业技能教育体制已不再适应网络化时代发展和信息化部队建设的需要. 文章在分析了当前士兵职业技能教育存在的问题以及蚁群算法和遗传算法各自的特点之后, 提出了根据最佳融合点交叉调用蚁群算法和遗传算法的策略, 以使蚁群算法的寻优结果作为遗传算法的种子来优化其初始种群, 并模仿 TSP 问题将士兵的个性化学习过程成功地转化为一个典型的组合优化问题, 以此来寻找适合每位士兵的个性化学习路径. 实验结果表明, 改进后的蚁群遗传算法的收敛速度和寻优能力大大提高.

关键词: 士兵个性化学习; 动态蚁群遗传算法; 最佳融合点; 最优路径

Soldier's Personalized Learning Based on Dynamic Ant-Genetic Algorithm

LI Dong, WANG Hu-Qiang

(Department of Information Engineer, Academy of Armored Forces Engineering, Beijing 100072, China)

Abstract: Confronting the situation of uneven educational background, knowledge comprehension and master speed of soldiers, stereotype education system of soldier's occupational skill no longer adapts the demand of network era development and informational military construction. The paper puts forward to the tactic of dynamically call ant algorithm and genetic algorithm according to the best fusion point after analyzing the existing problems in soldier's occupational skill education and the features of ant algorithm and genetic algorithm, so as to urge the optimization results of ant algorithm to optimize the initializing population of genetic algorithm. In addition, in order to find the personalized learning path suited to every soldier, the personalized learning process of soldiers is transformed into a typical combinatorial optimization problem successfully by imitating traveling salesman problem. The experiment results show that the convergence rate and optimization capability of the improved ant colony genetic algorithm is greatly improved.

Key words: soldier's personalized learning; dynamic ant-genetic algorithm; the best fusion point; the optimal path

现阶段全军士兵职业技能鉴定^[1]主要分为理论和实操考试两个环节, 通过多次鉴定考核成绩统计分析, 大多数士兵未能通过考核的主要原因在于理论考核成绩不及格, 针对理论考核通过率低而实操考核通过率高这一不平衡发展现状, 势必会造成许多装备保障专业骨干人员因为理论考核不通过而不能长期在部队服役的现状, 如何提高士兵职业技能理论知识水平, 对于士兵素质全面发展, 专业技能的增长以及部队人才建设具有重要意义.

当前, 士兵职业技能鉴定工作面临的严峻问题在于工种复杂、岗位繁多、知识点庞大而混乱, 加上士兵大多学历层次低下, 知识理解能力和掌握速度参差不齐, 传统的单纯依靠教员授课、士兵自学的培养机制很难发挥每位士兵的自主学习能力而达到迅速提高适应工作岗位的专业技能. 文章就如何最大限度地满足不同人群, 不同等级和专业的士兵职业技能的培养, 提出了基于动态蚁群遗传算法的个性化学习策略, 该算法充分考虑了两种算法的优缺点, 并采用最佳融

^① 收稿时间:2015-04-15;收到修改稿时间:2015-05-07

合点策略来优化遗传算法的初始种群, 通过知识点之间的启发关系, 根据每位士兵的个性化学习特征而寻找到适合士兵自身的学习路径, 以此来实现智能化推荐最优学习路径寻优过程.

1 问题模型

在士兵职业技能教育过程中, 面对知识点次序混乱的现象, 士兵们往往采取按部就班或是随机选择知识点来学习, 没有一个确切的方式方法, 因此很难达到高效的学习效率, 无法找到一条适合自己的学习路径^[2]. 往往两两知识点之间或多或少会存在一定的关联关系, 这也是文章研究的出发点, 不同的知识点序列所表现出的启发程度是不同的, 如何找到一条最优的学习路径就表现在如何寻找一条启发信息最大的知识点序列.

问题描述: 假设士兵要对某个岗位上的所有知识点都学习一遍, 且知识点之间具有一定的启发作用, 要求在每个知识点仅学习一遍的情况下使得学习效果最佳, 也就是启发效果最大.

令 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 表示由 n 个知识点组成的岗位;

$L = \left\{ \frac{1}{l_{ij}} \mid c_i, c_j \in C \right\} (0 \leq l_{ij} \leq 1)$ 表示集合 C 中元素连接的集合, l_{ij} 表示元素之间的启发程度, 因此可建立一个有向图 G .

$$G = (C, L) = \begin{bmatrix} 1/l_{11} & \dots & 1/l_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1/l_{n1} & \dots & 1/l_{nn} \end{bmatrix}$$

作为典型的组合优化问题^[3], 与 TSP 问题相反的是, TSP 是为了寻找在每个城市只拜访一次且最终回到出发城市的最短路径, 而最佳学习路径的选择却是为了求最大的启发效果, 因此这里 G 中元素选取启发程度的倒数, 这样便将最优学习路径的寻优问题目标转为求解 G 中长度最短的 Hamilton 圈.

设该问题对应的图的模型 $G = (V, A, \Gamma, \Omega)$, 式中, V 表示图中节点的集合, 一个节点相当于一个知识点, 也就是转换后的城市, A 表示图中的弧的集合, 也就是两个节点之间的启发信息, Γ 表示与解构造图上的弧相关的信息素分布, Ω 表示一次循环仅出现一次的节点, 为了更好地说明学习路径问题对应的图模型, 以 6 个知识点组成的路径抽象图为例, 如下:

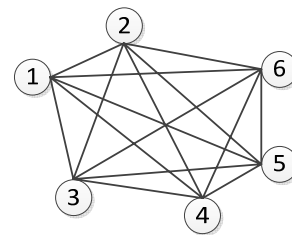


图 1 个性化学习路径寻优问题模型图

在上图中, 节点 1-6 代表需要学习的知识点, 在蚁群算法中, 所有蚂蚁都从某个节点出发, 依次访问各个节点且只能访问一次, 则每只蚂蚁最后的一个遍历次序就是一个可行解. 而问题的最终目的是在所有可行解中寻找一个最优解.

2 基本蚁群算法

2.1 蚁群算法基本原理

基本蚁群算法^[4]是采用人工蚂蚁的行走路线来求解问题可行解的一种方法. 每只蚂蚁在求解空间中独立地搜索可行解, 当他们碰到一个还没有走过的路口时, 就会随机挑选一条路径移动并释放出与路径有关的信息素. 路径越短, 信息素浓度越强, 当后续的蚂蚁经过该路口时便会感知这种物质并以较大概率选择信息素浓度大的支路前移, 随着算法的推移, 走的较多的路径会留下越来越多的信息素, 进而形成正反馈机制, 最终使得蚂蚁获得路径上的最优解, 其示意图如图 2 所示.

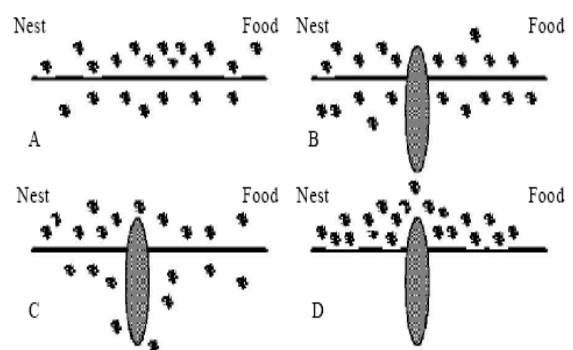


图 2 基本蚂蚁觅食过程

图 2 中: A 蚂蚁沿着食物源和蚁巢之间的路径行进. B 在行进路上出现障碍物, 蚂蚁以同样的概率选择向左或者向右行进的路线. C 在较短的路径上蚂蚁释放的信息素比较长路径上的信息素浓度高. D 蚂蚁

都选择信息素浓度高的那条路径较短的线路, 最终找到最优的路径.

2.2 基于蚁群算法的学习路径选择

蚂蚁在移动过程中, 会根据信息素量的大小决定其下一步要选取的移动方向, 信息素浓度越大, 选择该方向的概率越大, 则蚂蚁由节点 i 移动到节点 j 的概率如下式(1)所示:

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}(t)]^\beta}, & j \in allowed_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $P_{ij}^k(t)$ 表示在 t 时刻蚂蚁 k 由知识点 i 转移到知识点 j 的状态转移概率, 它可以根据 t 时刻在路径 (i, j) 上残留的信息素浓度 $\tau_{ij}(t)$ 及路径 (i, j) 上的启发信息 η_{ij} 来计算; $allowed_k = \{C - tabu_k\}$ 表示在 t 时刻蚂蚁 k 下一次允许转移的知识点范围(即还没有访问的知识点); $tabu_k (k = 1, 2 \dots m)$ 为禁忌表, 用来记录蚂蚁 k 当前已学习过的知识点集合.

α --信息素重要程度因子;

β --启发函数重要程度因子;

η_{ij} --启发信息, 反应路径 (i, j) 被选中的期望程度.

在蚂蚁实际移动过程中, 蚂蚁在路径上遗留的信息素会随着时间的推移而出现挥发现象, 在每只蚂蚁遍历完所有知识点之后, 要对残留的信息素进行更新处理^[5]. 在 $(t+n)$ 时刻, 对路径 (i, j) 上的信息素强度可按下式进行调整:

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (2)$$

其中 $\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t)$

上式中, ρ 表示信息素挥发因子, 一般 ρ 取值为 $[0, 1]$, 则 $1-\rho$ 就表示残余的信息素系数.

$\Delta\tau_{ij}(t)$ --本次遍历中路径 (i, j) 上的信息素增量, 在初始时刻, $\Delta\tau_{ij}(t) = 0$;

$\Delta\tau_{ij}^k(t)$ --第 k 只蚂蚁在本次循环中在路径 (i, j) 上释放的信息素量; 在最常用的 ant cycle system 模型中:

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{若蚂蚁在本次循环中经过街道 } i \text{ 和 } j \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

其中, Q 为常数, L_k 为蚂蚁在本次循环中所付出的代价. 基本蚁群算法流程图如图3所示.

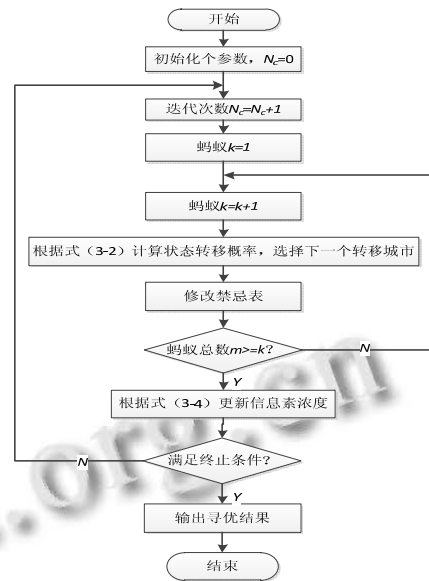


图3 蚁群算法基本流程图

2.3 蚁群算法存在的不足

1)搜索时间过长,结果在全局最优解和局部最优解之间反复;

2)局部搜索能力弱,易于停滞,过早收敛,在还没有得到全局解时就已趋近收敛;

3)对参数敏感. 组合优化问题会受多种参数的影响,很难找到参数的确切数据,只能寻求最优的参数组合.

3 动态蚁群遗传算法

为了克服蚁群算法局部搜索能力弱和搜索时间长的缺点,这里将遗传算法融入其中来改善其性能. 而一般的蚁群算法和遗传算法的融合会给定一个确切的迭代次数,这就限制了两种算法的融合时机,将会导致即使前者效果很差也要在其到达给定的迭代次数后才能进入到后续的算法,这势必会影响算法整体的效率和结果^[6,7].

3.1 最佳融合点选择

针对固定融合点策略的缺点,文章提出了动态调整最佳融合点的策略来交叉调用蚁群算法和遗传算法,首先用蚁群算法的解作为遗传算法的初始种子,这样便能优化遗传算法的种群,再利用最佳融合点评估策略来判断是否调用蚁群算法,一旦满足条件就调用蚁群算法,反之继续调用遗传算法. 这种策略不仅能克服蚁群算法的缺点,还能改善遗传算法局部搜索能力

弱的缺点,很好地利用蚁群算法局部寻优能力强和遗传算法全局搜索能力强等各自的优点,达到进一步提高算法效率的作用.交叉调用两种算法的融合点评估策略^[8]如下:

- 1)设置遗传算法的最大和最小迭代次数;
- 2)在给定的迭代次数范围内如果连续 n 代都满足

$$\Delta f_n < \Delta f_{n-1} \quad (3)$$

式中, $\Delta f_n = f_{max}^n - \bar{f}^n$, f_{max}^n 表示遗传算法第 n 代种群的最大适应值, \bar{f}^n 表示其平均适应值.利用(3)式来控制两种算法调用时机,便能最大限度地发挥蚁群和遗传算法各自的优点,加快算法收敛速度.

3.2 蚁群算法信息素更新规则

新的动态蚁群遗传算法会从遗传算法中找出每一代的最优个体,并将此作为启发信息来更新信息素浓度,这种方法会更快地指导下一步蚂蚁寻优过程,加强算法收敛效率.

设 L^{gb} 表示现有群众中的最优解,则信息素更新规则^[9]如下:

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \tau_{ij}(t) L^{gb} + \Delta \tau^{best}(t)$$

$$\text{其中, } \Delta \tau^{best}(t) = 1/L^{gb} \quad (4)$$

3.3 动态蚁群遗传算法流程

- 1)初始化遗传算法最大最小迭代次数及蚁群算法各个参数;
- 2)将蚂蚁随即置于节点上;
- 3)判断是否形成完整回路,若是,则利用式(2)更新信息素浓度并转到(5);否则转到(4);
- 4)根据式(1)计算状态转移概率,并移动到下一个节点;
- 5)将蚁群算法寻优结果作为遗传算法初始种群进行操作;
- 6)判断迭代次数,若小于遗传算法给定的最小迭代次数则继续进行遗传操作,若大于,则根据(3)进行最佳融合点评估,若不满足评估策略,则继续进行遗传操作,否则转到(8);
- 7)判断迭代次数,若小于遗传算法最大迭代次数,继续进行遗传算法,否则转到(8);
- 8)利用式(4)更新信息素浓度;
- 9)算法结束,输出最优解.

4 模拟实验

为了验证改进后算法的有效性和优越性,这里选取坦克底盘修理工中 30 个知识点作为个性化学习路径寻优初始节点,各知识点之间关联关系由 MATLAB 仿真随机生成(0,1)之间的数.遗传算法的交叉概率为 0.8,变异概率 0.1,最大最小迭代次数分别为 200 和 500,种群大小为 12,蚁群算法参数设置为 $\alpha=1$, $\beta=1$, $\rho=0.4$, $Q=1000$.这里选取蚁群算法(ACO)、遗传算法(GA)和改进后的动态蚁群遗传算法(DAAGA)作为比较对象,每种算法在运行 30 次后比较其寻优结果,通过 MATLAB 编程结果如下表 1.

表 1 三种算法寻优结果对比表

| 算法指标 | 算法名称 | | |
|-----------|---------|---------|---------|
| | ACO | GA | DAAGA |
| 寻优指标 | | | |
| 最优值 | 23.3092 | 23.3092 | 23.3092 |
| 最差值 | 21.9558 | 21.9624 | 22.1702 |
| 平均值 | 22.1673 | 22.2643 | 22.7931 |
| 平均运行时间(秒) | 3.9390 | 0.4991 | 5.1736 |
| 全局收敛率 | 11/30 | 23/30 | 29/30 |

蚁群算法和蚁群遗传算法最优解随迭代次数变化比较图如下图 4 所示.

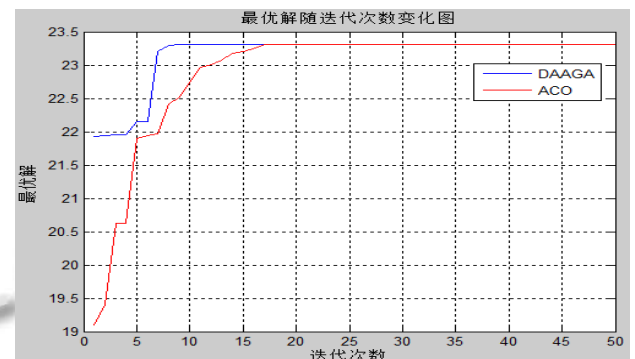


图 4 测试函数最优解随迭代次数变化图

从表 1 和图 4 中可以看出,蚁群算法的全局寻优能力确实不如遗传算法,寻优精度也略差,而融入遗传算法的最佳融合点蚁群遗传算法不仅寻优精度高,而且收敛速度也大大提高.

5 结论

文章在建立士兵个性化学习路径的数学模型,并将其转化为典型的组合优化问题的基础上,分析了利用蚁群算法来求解个性化学习路径存在的缺陷后,对传统的蚁群算法进行了改进,提出了基于最佳融合

点评估策略的方式来动态地交叉调用蚁群算法和遗传算法,并通过评估策略来控制两种算法的调用时机,以此来寻求最优的学习路径.实验结果表明,改进后的算法收敛速度大大改善,寻优效率明显提高,对于士兵个性化学习路径的推荐具有重大意义.

参考文献

- 1 焦冰.军队装甲装备保障专业士兵职业技能鉴定法规制度汇编.北京:国防工业出版社,2012.
- 2 程岩.在线学习中基于群体智能的学习路径推荐方法.系统管理学报,2011,2:232-237.
- 3 夏亚梅,程渤,陈俊亮,孟祥武,刘栋.基于改进蚁群算法的服务组合优化.计算机学报,2012,2:2270-2281.
- 4 宋志飞.基于蚁群算法的 TSP 问题研究[硕士学位论文].赣州:江西理工大学,2013.
- 5 杨学峰.蚁群算法求解 TSP 问题的研究[硕士学位论文].长春:吉林大学,2010.
- 6 武交峰.应用遗传算法提高蚁群算法性能的研究[硕士学位论文].太原:太原理工大学,2007.
- 7 尹红艳,杨沛,周卫红.一种求解 TSP 问题的蚁群遗传混合算法.信息与电脑(理论版),2010,3:155-156,158.
- 8 高尚,张晓如.蚁群遗传混合算法.数学的实践与认识,2009,24:93-98.
- 9 朱庆保,杨志军.基于变异和动态信息素更新的蚁群优化算法.软件学报,2004,15(2):185-192.