

一种使用视觉反馈与行为记忆的蚁群优化算法*

郭禾¹⁺, 程童¹, 陈鑫¹, 王宇新²

¹(大连理工大学 软件学院, 辽宁 大连 116621)

²(大连理工大学 计算机科学与技术学院, 辽宁 大连 116024)

Visual Feedback and Behavior Memory Based Ant Colony Optimization Algorithm

GUO He¹⁺, CHENG Tong¹, CHEN Xin¹, WANG Yu-Xin²

¹(School of Software, Dalian University of Technology, Dalian 116621, China)

²(School of Computer Science and Technology, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

+ Corresponding author: E-mail: guohe@dlut.edu.cn

Guo H, Cheng T, Chen X, Wang YX. Visual feedback and behavior memory based ant colony optimization algorithm. *Journal of Software*, 2011, 22(9): 1994–2005. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3949.htm>

Abstract: Based on the analysis of exist ant colony optimization (ACO) algorithms and the studies in visual perception and cognitive psychology, this paper proposes a new optimization strategy, the visual feedback and behavioral memory based Max-Min ant colony optimization algorithm (VM-MMACO). The main idea is to enhance the ant's search ability by establishing the learning mechanism of visual feedback and behavioral memory. With artificial visual memory and learning abilities, the ant can not only see the targets around, using visual perception to optimize the heuristic information produced by pheromone in order to improve the search quality, but can also exploit the historical solutions, finding local best segments (called experience) to narrow the searching space smoothly, so that it can accelerate the convergence process. Comparisons of VM-MMACO and existing optimization strategies within a given iteration number are performed on the publicly available TSP instances from TSPLIB. The results demonstrates that VM-MMACO significantly outperforms other optimization strategies. Finally, according to the accumulative learning theory, the learning mechanism could be studied further to make a much more intelligent algorithm.

Key words: ant colony optimization; travelling salesman problem (TSP); visual perception; accumulative learning theory; behavioral memory

摘要: 在分析现有改进算法的基础上,结合视知觉及认知心理学的相关理论,提出一种具备视觉反馈与行为记忆学习能力的新型蚁群算法:首先,建立视觉模型使得蚂蚁能够通过人工视觉感知周围目标城市的分布,用视知觉修正信息素噪声,提高蚂蚁探索质量;其次,建立行为记忆学习模型,使蚂蚁能够从已经走过的局部最优路径中提取经验来指导周游活动,加快算法收敛速度并强化寻优能力.经过与传统改进策略比较发现,新算法在求解质量与求解时间上均有明显改进.

关键词: 蚁群优化;旅行商问题(TSP);视知觉;累积学习理论;行为记忆

* 基金项目: 国家自然科学基金(60675008, 61033012)

收稿时间: 2010-03-31; 修改时间: 2010-06-10; 定稿时间: 2010-09-29

中图法分类号: TP301

文献标识码: A

蚁群系统(ant system,简称 AS)是由意大利学者 Dorigo,Maniezzo 等人于 20 世纪 90 年代初通过研究自然界中真实蚁群觅食行为所提出的一种仿生智能算法^[1],早期主要用于求解具有 NP 难度的旅行商问题(travelling salesman problems,简称 TSP).经过数十年的发展,蚁群算法已经在数据挖掘、路由寻址、机器人路径规划、车辆调度管理以及智能规划等领域取得较好的应用成果.

然而,传统蚁群算法表现出的收敛速度慢、寻优能力不足等问题始终制约着蚁群算法的发展.为此,人们提出多种改进策略,包括:(1) 信息素的分布以及更新机制.如蚁群系统(ant colony system,简称 ACS)^[2]、最大最小蚁群(MMAS)算法^[3]、基于信息素扩散的蚁群算法^[4]、改进扩散蚁群算法^[5]等;(2) 寻优策略的改进.如较早提出的精英蚁群(elitist AS,Dorigo 等人)、排序蚁群(Bullnheimer 等人)以及 k -opt 和最近邻搜索等局部搜索策略^[6],稍后的超立方体蚁群^[7]、相遇蚁群^[8],近期的基于分布均匀度的自适应蚁群算法^[9]和近似骨架导向^[10]、云模型^[11]、全局蚂蚁与局部蚂蚁^[12]等蚁群算法;(3) 进一步仿真.如具备感觉和知觉特征的蚁群算法^[13]、多态蚁群算法^[14].尽管多数改进算法取得了较好的效果,但是蚁群算法固有矛盾仍然存在:仅依赖信息素正反馈提供启发式信息,单一的信息来源与强化手段使得算法容易陷入局部最优.实验发现,蚁群在探索活动中存在大量负反馈信息并积累了大量的历史搜索数据,充分挖掘和利用这些信息有助于算法性能的提升.

受人类视觉及学习机制的启发,本文将视知觉及认知心理学的理论引入到蚁群算法的改进中,提出一种新的蚁群优化算法 VM-MMACO(visual-memory based max-min ant colony optimization algorithm),通过赋予蚂蚁人工视觉以及行为学习的能力,大幅提高蚂蚁个体的周游质量,从而使蚁群整体的寻优能力及收敛速度得到较大改善.经过与传统改进策略比较发现,新算法在求解的质量与时间上均有明显改进.

1 VM-MMACO 基本原理与相关理论

1.1 VM-MMACO基本原理

传统蚁群算法没有模拟蚂蚁的速度,在状态转移动作上无需代价 $t = \frac{d_{ij}}{v_k}$,因此造成在探索初期,环境中信息素噪声较大的情况下,蚂蚁容易受干扰而无视距离因素选择较远城市,造成探索质量低下,如图 1 所示.另外,单纯依靠信息素产生启发信息导致寻优能力不足,求解质量不高,即使使用变异策略等优化手段,找到最优解的概率仍然较低.针对上述问题,本文提出一种新的思路:通过赋予蚂蚁人工视觉以及行为学习的能力来提高蚂蚁的搜索质量及寻优能力.基本原理如下:

- 人工视觉:模拟人类的视觉功能,建立具备负反馈学习机制的视觉模型.通过视觉反馈,过滤信息素噪声的干扰,提高探索的质量.原理如图 2 所示,定义蚂蚁视觉阈限为 D ,当距离 $d_{ij} < D$ 时,视觉反馈 $r(d_{ij}) \in R^+$;当 $d_{ij} > D$ 时, $r(d_{ij}) \in R^-$.定义学习函数 $L(r(d_{ij}))$,使得 $r > 0$ 时,蚂蚁优先选择此类城市; $r < 0$ 时,蚂蚁排斥此类城市.
- 行为学习:通过实验发现,在已探索路径中,存在大量与全局最优路径相同的路径片段,如图 3 所示.经统计,其中 80%左右在不同的迭代最优路径中会重复出现^[15].据此,结合 Gagne 累积学习理论^[16],本文建立行为记忆学习模型,使蚂蚁能够从已经走过的迭代最优路径中学习经验(即重复路径片段),以此指导后续周游活动.

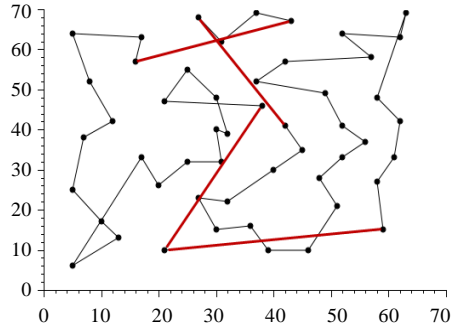


Fig.1 A tour with poor quality in early stage of Eil51

图1 Eil51 探索中前期一次周游情况

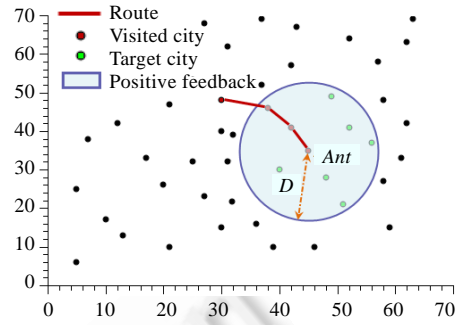


Fig.2 Principle of visual model

图2 视觉模型原理

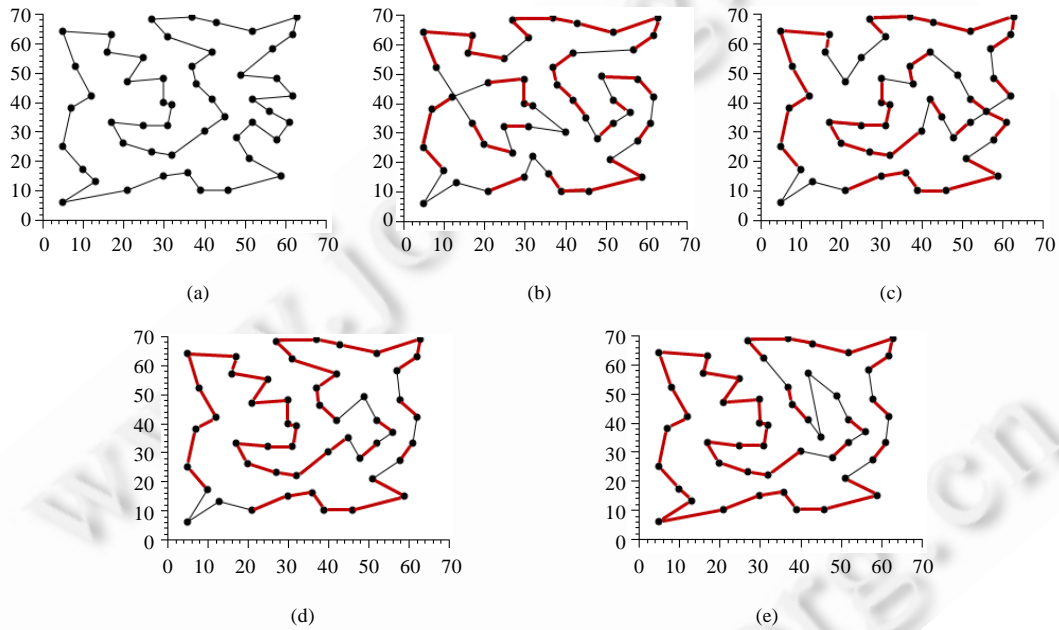


Fig.3 Similarity of global and iteration best solution

图3 迭代最优解与全局最优解相似度

1.2 相关理论

(1) 视觉形成原理

视觉的形成由视觉器官、视觉通路和多级视觉中枢参与,包括视觉信息反馈阶段和视觉信息处理阶段^[17].

视觉信息主要由作为感觉器官的眼产生.眼依靠折光成像机制与感受机制将视觉刺激转换为视神经信号,其过程满足公式 $A = k \log \frac{I}{I_0}$ ^[17].其中, A 为神经信号的强度, k 为常数, I 是光强度, I_0 为视网膜光感受细胞适应后的阈值强度.视觉信息的处理包括感觉和知觉两个部分.前者从视觉信息中获取目标基本特征,如颜色、明暗、方位等;后者是获得视感觉信息所具有的深层意义的过程,它使得视觉主体能够理解视觉刺激的内容,从而指导主体所采取的行动.

此外,视觉的注意力选择机制^[17,18]也值得关注.注意力选择机制能够确保那些视觉主体感兴趣的信息能够

被优先处理,而其他信息被过滤或者遗忘.这个特点对于需要同时处理大量信息的蚁群算法也有启发意义.

(2) 累积学习理论

现代认知理论代表人物之一 Robert M. Gagne 的累积学习理论认为:学习是以多次刺激-反应学习为基础,刺激特征被编码进入长时记忆,并以类别或简单规则方式组织起来,使用时通过检索提取特征信息,指导进一步学习活动.

Gagne 累积学习理论将学习过程由低到高分 8 个层次^[16]:信号学习、刺激反应学习、动作连锁、语言连锁、辨别学习、概念学习、规则学习、解决问题.低层次学习包括前 3 个部分:在信号学习阶段,个体从环境接受刺激并做出响应,经过多次反复使刺激与响应配对,与 Pavlov 条件反射理论一致;在刺激-反应学习阶段,刺激情景多次出现,并且当个体做出特定反应后予以强化,使个体逐渐习得相应行为,且行为在学习过程中逐渐精确;在此过程中,相应的刺激特征被存入记忆,使得在下一阶段,个体可以提取记忆信息将多个习得行为组合成一系列行动,称为动作连锁.

蚂蚁对寻路动作的学习属于低层次学习,本文将依照上述理论建立相应的行为记忆学习模型.

2 视觉-记忆蚁群算法(VM-MMACO)

VM-MMACO 由 3 部分组成:即最大最小蚁群算法(MMACO)、视觉模型以及行为记忆学习模型.

2.1 MMACO

文献[3]给出了 MMACO 算法的详细描述,但由于之后又出现众多改进,此处明确本文所使用的模型如下:

蚂蚁选择目标城市的概率见公式(1):

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

除了概率选择之外,蚂蚁还按照一定的比例 $q_0(0 \leq q_0 \leq 1)$ 来选择目标城市,见公式(2):

$$S(t) = \begin{cases} \arg \max_{j \in allowed_k} \tau_{ij}^\alpha(t) \cdot \eta_{ij}^\beta(t), & q \leq q_0 \\ P_{ij}^k(t), & otherwise \end{cases} \quad (2)$$

在迭代过程中,每只蚂蚁完成周游后使用迭代最优路径 $S_{iteration}$ 进行信息素更新;在迭代结束之后,使用全局最优路径 S_{global} 进行信息素更新.计算见公式(3),其中 $f(s^{best})$ 为代价函数,在计算过程中用 $S_{iteration}$ 和 S_{global} 替换.此外,使用公式(4)、公式(5)自适应策略^[19,20]以及文献[21]提出的变异策略:

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \tau_{ij}(t) + (1-\rho) \Delta \tau^{best}, \quad 0 < \rho < 1 \quad (3)$$

$$\Delta \tau^{best} = \frac{Q}{f(s^{best})} \quad (3)$$

$$\tau_{max} = \frac{1}{(1-\rho) \cdot f(s^{best})} \quad (4)$$

$$\tau_{ij}^*(t) = \tau_{ij}(t) + \delta(\tau_{max} - \tau_{ij}(t)), \quad 0 < \delta < 1 \quad (5)$$

2.2 视觉模型

根据第 1.2 节的视觉形成原理,结合蚁群算法特点及视觉选择注意机制,本文建立如下模型模拟视觉形成过程.

第 1 步,建立视觉反馈模型,模拟视觉信号形成过程.见公式(6),其中: $R_{ij}^k(t)$ 表示 t 时刻蚂蚁在城市 i 处观察城市 j 时所产生的视觉信号; D 为参数,表示蚂蚁的视觉阈限(如图 2 所示); d_{ij} 为城市 i, j 之间的距离; γ 为成像清晰度因子,其值越大,产生的视觉信号越强烈.

$$R_{ij}^k(t) = e \cdot \log \left(\frac{D}{d_{ij}} \right)^\gamma, j \in allowed_k, \gamma > 1.0 \tag{6}$$

第 2 步,建立反馈学习模型,用于模拟视感觉中枢和视知觉中枢处理视觉信号的过程,主要提取目标距离特征.公式(7)中, $\sigma_{ij}(t)$ 表示由视觉信号 $R_{ij}^k(t)$ 中学习到的视觉启发信息; U 为学习强度,表示从视觉信号中所能获得启发式信息的上限; ψ 为神经中枢灵敏度,反映神经中枢所能够处理的敏感程度.

$$\sigma_{ij}(t) = \frac{U}{1 + (U - 1) \cdot e^{-\psi \cdot R_{ij}^k(t)}} \tag{7}$$

应用视觉模型后,目标城市被选择的概率为

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \cdot \eta_{ij}^\beta(t) \cdot \sigma_{ij}^\delta(t)}{\sum_{s \in allowed_k} \tau_{is}^\alpha(t) \cdot \eta_{is}^\beta(t) \cdot \sigma_{is}^\delta(t)}, & j \in allowed_k \\ 0, & otherwise \end{cases} \tag{8}$$

2.3 行为记忆学习模型

根据第 1.2 节的 Gagne 累积学习理论,蚂蚁寻找最优路径的动作其实也包含一个学习过程:定义经验 Exp 为已经过的迭代最优路径中的相同片段,那么经验 Exp 相当于习得行为,从目标城市获得的启发信息相当于环境刺激,多次经过相同路径片段(重复刺激情景)的时候,蚂蚁便会积累经验(存入记忆的刺激特征),并且经过的次数越多,经验就越精确.另外,蚂蚁可以组合多个经验形成动作连锁,加速探索过程.进一步的抽象模型如下:

对于 TSP 问题,设有加权图 $G=(V,E,w)$, V 为顶点集, $|V|=n,E$ 为边集, $w=f(\langle e_i, e_j \rangle), (\langle e_i, e_j \rangle) \in E$ 为权函数, G 的解为不重复访问 V 中顶点的 Hamilton 环路,表示为 $S=(v_1, v_2, \dots, v_n)$.其中, $v \in V$ 且 $1 \leq i \neq j \leq n, \langle v_i, v_{(i+1) \bmod n} \rangle \in E$,解集合 $X(G)=\{S\}$.在求解问题 G 时,将蚁群发现的迭代最优路径记为序列 $Seq(S_{iteration})=(S_1, S_2, \dots, S_k)(0 < k \leq n, S_k \in X(G))$;定义算子 $experience-searcher$ 用于发现经验 $Exp=\{\langle e_i, e_j \rangle, \dots\}=S_i \cap S_{i+1}(1 < i \leq k-1, \langle e_i, e_j \rangle \in E)$;定义行为记忆矩阵

$M_{n \times n} = \begin{bmatrix} m_{11} & \dots & m_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{n1} & \dots & m_{nn} \end{bmatrix}$.初始时, $\forall i, j \in [1, n], m_{ij}=1$;定义经验累积强度为常数 $a(a \in R^+ \wedge a > 1)$;当 $experience-searcher$ 发现经验时,按照公式(9)对行为记忆矩阵进行更新.蚂蚁按照概率公式(10)选择目标城市:

$$m_{ij} = \begin{cases} a \cdot m_{ij}, & \langle e_i, e_j \rangle \in Exp \\ m_{ij}, & otherwise \end{cases} \tag{9}$$

$$P_{ij}^k = \frac{m_{ij} \cdot P_{ij}^k}{\sum_{j \in allowed_k} m_{ij} \cdot P_{ij}^k} \tag{10}$$

$experience-searcher$ 算子描述如下:

输入:相邻迭代最优路径 S_i 与 S_{i+1} ,行为记忆矩阵 $M_{n \times n}$;

输出:更新后的 $M_{n \times n}$.

$experience-searcher$

for $i=1$ to n

 for $j=1$ to n

$flag=false$ //匹配标志位,记录是否匹配成功

 if ($S_i[i]==S_{i+1}[j]$)

$flag=true, forward=(S_i[i+1]==S_{i+1}[j+1]), backward=(S_i[i+1]==S_{i+1}[j-1])$

 if ($forward$)/前向搜索

 while ($i < n \ \&\& \ \langle e_i, e_{(i+1) \bmod n} \rangle == \langle e_j, e_{(j+1) \bmod n} \rangle$)

```

按公式(10)更新  $m_{\langle e_i, e_{i+1} \rangle}$  和  $m_{\langle e_{i+1}, e_i \rangle}$ ,  $i++, j++$ 
else if (backward) //逆向搜索
    while ( $i < n \ \&\& \ \langle e_i, e_{(i+1) \bmod n} \rangle = \langle e_j, e_{(j-1+n) \bmod n} \rangle$ )
        按公式(10)更新  $m_{\langle e_i, e_{i+1} \rangle}$  和  $m_{\langle e_{i+1}, e_i \rangle}$ ,  $i++, j--$ 
    if (flag==true) break

```

该算法在理想情况下($S_i=S_{i+1}$ 或 S_i 与 S_{i+1} 刚好逆序),复杂度为 $O(n)$;最差情况下, ($S_i \cap S_{i+1} = \emptyset$) 为 $O(2n^2)$;平均情况下,记一条边同时存在于两条最优路径中的概率为 k ,则平均复杂度为 $O\left(\frac{(1-k)^2 n^2}{2} + kn\right) = O(n^2)$.

2.4 VM-MMACO算法完整描述

VM-MMACO 算法

- (1) 初始化阶段:初始化各项参数
- (2) 蚂蚁周游阶段(一次迭代):

```

for  $j=1$  to  $n$  //遍历所有城市
    for  $i=1$  to  $m$  //遍历所有蚂蚁
        if  $j$  is not in  $tabu$  //如果要访问城市不再禁忌表中
            then 使用公式(2)、公式(8)、公式(10)计算目标城市被选择概率
                使用“轮盘赌”方式选择目标城市,在禁忌表  $tabu$  和路径表  $route$  中记录

```

- (3) 更新阶段:

```

for  $k=1$  to  $m$  //遍历蚁群中的所有蚂蚁
    对解使用变异策略[21] //也可采用其他局部搜索策略
    计算蚂蚁周游路径长度  $L_k$ 
    if ( $L_k < S_{iteration}$ )
        使用行为记忆学习算法更新  $M_{n \times n}$ ,记录迭代最优路径  $S_{iteration}$ 
    if 连续  $n$ (本文  $n=5$ )次探索路径相同
        then 启动信息素平滑机制,见公式(5)
        按公式(3)、公式(4)对信息素进行迭代最优更新及参数自适应调节
        记录全局最优路径  $S_{global} = (S_{global} > S_{iteration}) ? S_{iteration} : S_{global}$ 
        按公式(3)、公式(4)对信息素进行全局最优更新及参数自适应调节

```

- (4) 判断是否结束:

```

迭代次数加 1
if 迭代次数满足结束条件
    then 输出最优路径信息,算法结束
    else 重置蚁群状态(禁忌表、路径表、起始城市等),进入步骤(2)开始下一轮迭代

```

VM-MMACO 算法时间复杂度分析:第(1)步对参数进行初始化,其复杂度为 $O(an^2+m)$, $a \in N^+$;第(2)步每只蚂蚁构建解的复杂度为 $O(n^2)$,因此,整个蚁群一次迭代的复杂度为 $O(m \cdot n^2)$;第(3)步遍历蚁群的复杂度为 $O(m)$,循环体内部变异策略的复杂度为 $O(n-2)+O(n-3)=O(n)$ ^[21],experience-searcher 算子与平滑机制复杂度为 $O(n^2)$,但只在特定条件下运行,因此,使用均摊分析方法可以证明,此处平均复杂度为 $O\left(\frac{c \cdot n^2}{m}\right)$,其中, $c \in N^+$,信息素更新的复杂度为 $O(n^2)$.综上,第(3)步的平均复杂度为 $O(m) \cdot \left(O(n) + O\left(\frac{c \cdot n^2}{m}\right) + O(n^2)\right) = O(m \cdot n^2)$;第(4)步为迭代次数控制,其复杂度为 $O(N_c)$, N_c 为循环次数.因此,新算法复杂度为

$$O(an^2+m)+O(N_c) \cdot (O(mn^2)+O(mn^2))=O(N_c \cdot m \cdot n^2),$$

其中, m 为蚁群中蚂蚁数量, n 为城市数量. 与文献[19]中基本蚁群算法时间复杂度的分析结果相同. 因此, 新模型的引入没有增加原有算法复杂度.

3 仿真实验结果

本节给出视觉-记忆蚁群算法的仿真实验结果, 实验中所使用的 TSP 实例均来自 TSPLIB 标准库 (<http://elib.zib.de/pub/mp-testdata/tsp/tsplib/tsp/index.html>). 算法使用 C 语言实现, 在 GCC 4.4 环境下编译通过. 实验运行环境: 操作系统 Ubuntu 9.10, CPU 为 Intel Core2 Quad Q8200 2.33 GHz, 内存 2G.

3.1 VM-MMACO算法模型验证

图 4 是在 Eil51 问题中, 蚂蚁位于城市 11 时获得的视觉信号和视觉启发信息示意图. 可以看出, 蚂蚁从位于视觉阈限 D 以内的城市获得正视觉反馈, 并从中提取了积极的 (>1) 视觉启发信息; 相反, 对于阈限以外的城市, 蚂蚁提取出消极 (<1) 信息, 从而过滤信息素噪声. 可见, 视觉模型符合设计要求, 能帮助蚂蚁“看见”周围环境.

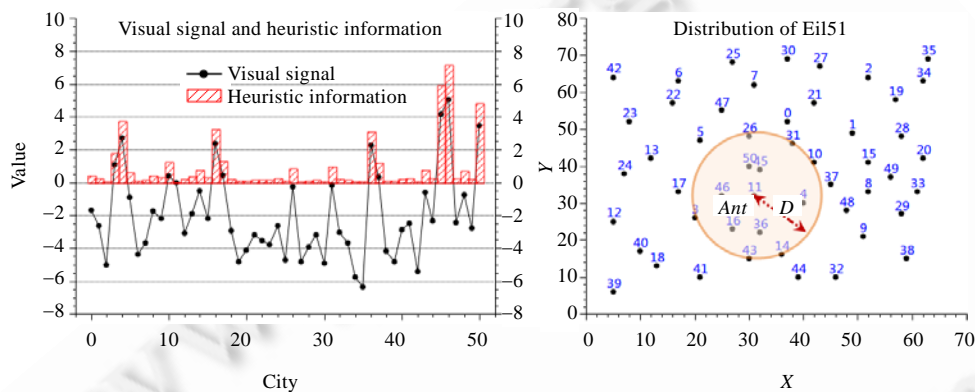


Fig.4 Visual signal and visual heuristics information which the ant get in city 11 of Eil51

图 4 Eil51 中蚂蚁在 11 号城市时获得的视觉信号及视觉启发信息

图 5 为只使用视觉模型的情况下, VM-MMACO 与 MMACO 首轮搜索质量的对比. 可以看出, VM-MMACO 搜索质量要明显优于 MMACO. 由表 1 中的统计数据可知, 视觉模型在探索初期可将搜索质量提升 10% 左右, 且基本维持原有算法的探索多样性.

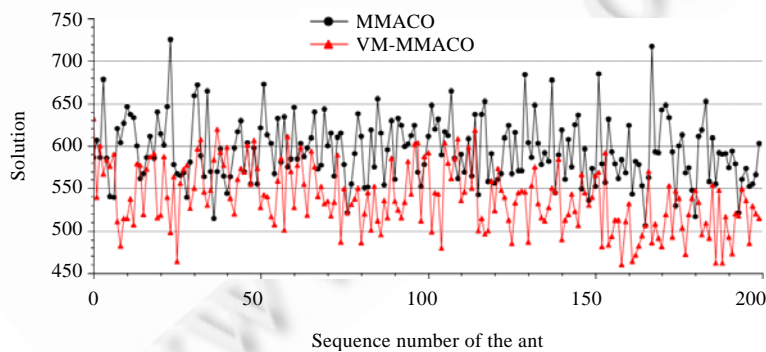


Fig.5 Search quality of the first iteration

图 5 第 1 次迭代搜索质量对比

Table 1 Search quality of the first iteration

表 1 首轮搜索质量统计信息

Algorithm	Average	SD	Max	Min
MMACO	594.44	37.7612	725	506
VM-MMACO	538.585	37.612	632	460

表 2 为 experience-searcher 发现的经验.可以看出:在迭代初期,经验都比较零碎;但伴随探索的深入,这些零碎经验会相互结合,形成更精确、更完整的经验,体现出第 1.2 节所描述的动作连锁过程,说明本文提出的行为记忆学习模型确实能够将 Gagne 累积学习理论应用到蚁群算法中并发挥作用.

Table 2 Experience found by experience-searcher

表 2 experience-searcher 算子发现的经验

No.	Experiences
1	22-6, 42-23, 13-24-12-40, 16-36-43-14-44-32, 29-33-49, 34-35, 25-7
2	25-7, 47-5, 17-3, 43-14, 44-32-9-48-8, 15-1, 31-0-21, 34-35, 13-24, 40-18, 42-23
3	36-16, 46-11-45-50-26, 31-0-21, 27-30, 49-33-29, 4-37, 20-28-19-34-35-2, 6-22
4	7-25, 47-5, 17-3, 31-0-21-1-15, 8-48, 9-38-32-44-14-43-36-16, 41-18, 37-10, 34-35
5	30-27-2, 35-34-19-28-20, 11-46-17-3, 40-12-24-13-23, 22-6, 26-50-45, 41-18
6	22-6, 25-7, 34-35, 48-8, 26-50-45-11, 46-17, 44-32, 37-4, 39-41
7	0-31-10-37-4, 14-43-36-16-3, 13-24-12-40-18-39-41, 48-8, 20-28, 25-7, 22-6, 42-23, 34-35-2
8	22-6, 7-25, 30-27, 37-4, 49-33-29, 9-38-32-44-14-43-36-16-3-17-46-11-45-50-26, 47-5, 13-24-12-40-18, 34-35
9	22-6, 25-7, 20-49-33-29-8-48-9-38-32-44-14-43-36-16-3-17-46-11-45-50-26, 31-0-21, 13-24-12-40-18
10	35-34-2, 45-50-26-5-47-22-6-42-23-13-24-12-40, 27-30-25-7
11	45-50-26-5-47-22-6-42-23-13-24-12-40-39-18-41, 35-34
12	2-35-34-19-28-20-49-33-29-8, 48-9-38-32-44-14-43-36-16-3-17-46-11-45-50-26-5-47-22-6-42-23-13-24-12-40, 41-4-37-10-31-0, 21-7-25-30-27-2
13	8-48-9-38-32-44-14-43-36-16-3-17-46-11-45-50-26-5-47-22-6-42-23-13-24-12-40-18-39-41-4-37-10-31-0, 21-7-25-30-27-2-35-34-19, 28-20-49-33-29-8
14	36-16-3-17-46-11-45-50-26-5-47-22-6-42-23-13-24-12-40

图 6 为表 2 的直观描述,左图为发现的经验,不计重复共包含 53 条边;右图为全局最优路径,共有 51 条边.其中,经验中共有 44 条边与全局最优路径相同,准确度达到 83%;经过多次测试,该值一般维持在 80%左右.

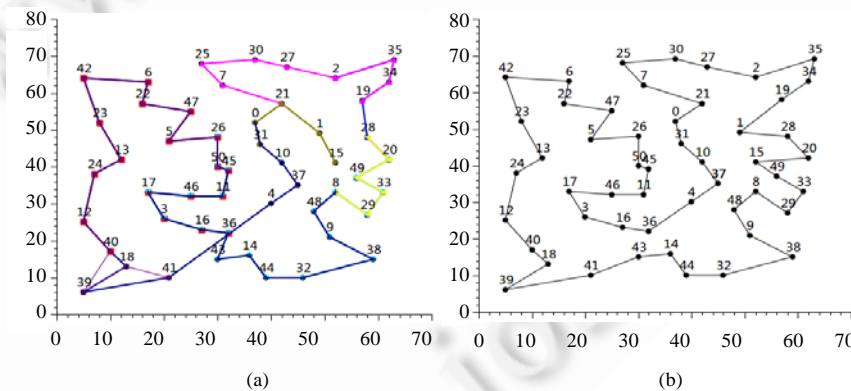


Fig.6 Experience found by experience-searcher

图 6 experience-searcher 算子发现的经验

参数选择是蚁群算法尚未解决的一个难题,目前基本都通过实验分析手段确定参数取值.本文中 VM-MMACO 主要引入了 4 个参数:学习强度 U 、成像清晰度因子 γ 、神经中枢灵敏度 ψ 、视觉阈限参数 D .其中,前三者主要影响视觉模型函数的斜率及上限,由于视觉模型实质上不受所求问题规模影响,因此,本文使用通过函数图像分析参数组合的方式来确定这三者的取值,过程如图 7 所示.通过分析及对比实验得出, $U=25$, $\gamma=2.0$, $\psi=0.3$,这个组合能很好的适应多数实例.

而 D 的取值依赖所求问题,本文选取 Ch150 实例以不同的 D 取值分别运行 10 次,结果如图 8 所示(图例中括号内为平均值和标准差).可以发现, D 过大会削弱视觉的过滤作用,违背了视觉模型的初衷,导致模型没有发挥出应有的作用;过小会导致蚂蚁“近视”,减少了探索的多样性.通过大量实验,本文总结出 D 取值的经验公式为 $(x_{\max}+y_{\max})/z$,其中 x_{\max} 和 y_{\max} 分别为横纵坐标的最大值, z 的参考取值范围为 $16 \leq z \leq 20(z \in N)$.

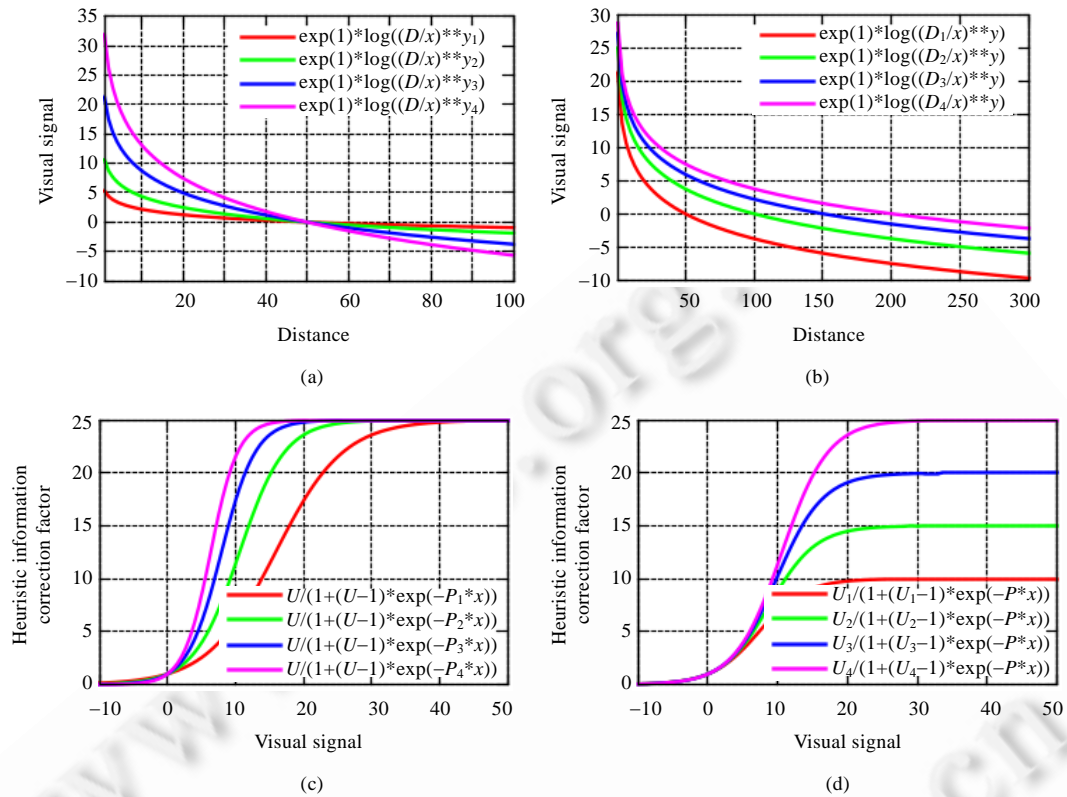


Fig.7 Comparison of function image with different parameters

图 7 不同参数组合的函数图像对比

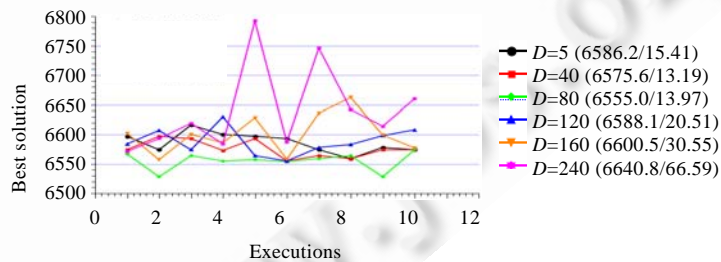


Fig.8 Performance for different D in Ch150

图 8 Ch150 实例下参数 D 取值比较

3.2 与其他蚁群算法的对比

本节主要将 VM-MMAACO 与 3 种使用局部搜索优化的经典蚁群算法,包括 Rank-based AS(RAS),MMAS, ACS 以及与文献[13]提出的、思路较为接近的基于感觉和知觉的蚁群算法(SCA)进行性能对比.

性能测试条件为:算法运行 25 次,每次运行迭代 1 000 次(上限取决于最大运行时间),每次运行允许执行的最长时间为 300s,算法基本参数($\alpha=5, \beta=2, \rho=0.98, q_0=0.3$)相同.表 3 所示为上述 5 种算法在 4 种不同规模 TSP 问题中测试的结果.其中:平均时间指算法按如上条件执行一次所用的平均时间(单位:s);最优迭代次数/标准差(SD)是指命中最优解时的平均迭代次数以及平均迭代次数的标准差.从表 3 中可以看出,RAS 算法运行较快,但是寻优能力不足,所求解不稳定;MMAS 寻优能力较强,但收敛速度还有改进的余地;ACS 受参数影响较大,在不同的问题上表现不同,且执行速度慢.VM-MMACO 和 SCA 明显优于其他 3 种算法.而 VM-MMACO 与 SCA 相比,运行时间稍占优势,但在收敛速度及求解稳定性上明显强于 SCA.原因在于:虽然两者均从认知角度出发,但 SCA 只侧重于感觉和意识,仅仅是强化了蚂蚁获取信息的手段,而对所获得的信息并没有作进一步的处理,蚂蚁是在“跟着感觉走”;而 VM-MMACO 不仅通过视知觉修正环境信息,并且通过总结过去的行为进行经验学习,因而蚂蚁要更“理性”.

Table 3 Performance comparison between VM-MMACO and other ACO algorithms

表 3 VM-MMACO 与其他 ACO 算法性能对比

Instance	Optimum	Algorithms	Best	Average	Worst	Hit	Average best iterations/SD	Average execution time
d198	15 780	RAS	15 780	15 780.08	15 781	23	480.08/769.61	53.17
		MMAS	15 780	15 780	15 780	25	465.88/367.99	56.25
		ACS	15 780	15 780	15 780	25	453.28/453.06	73.46
		SCA	15 780	15 780	15 780	25	309.64/250.92	54.78
		VM-MMACO	15 780	15 780	15 780	25	222.44/214.81	53.93
lin318	42 029	RAS	42 029	42 083.88	42 163	11	42.84/117.12	112.62
		MMAS	42 029	42 029	42 029	25	62.76/17.17	128.57
		ACS	42 029	42 101.92	42 170	2	468.88/213.60	165.48
		SCA	42 029	42 029	42 029	25	59.08/20.13	126.57
		VM-MMACO	42 029	42 029	42 029	25	55.06/15.55	124.13
Pcb442	50 778	RAS	50 785	50 865.56	50 916	0	--/--	198.34
		MMAS	50 778	50 803.15	50 912	16	685.36/222.85	238.49
		ACS	50 897	51 123.68	51 268	0	--/--	320.94
		SCA	50 778	50 805.72	50 912	20	672.28/254.24	218.18
		VM-MMACO	50 778	50 785.25	50 912	23	634.96/154.28	208.69
att532	27 686	RAS	27 686	27 701.12	27 708	3	553.96/195.11	384.62
		MMAS	27 686	27 701.16	27 706	4	557.20/205.28	485.44
		ACS	27 856	27 926.88	27 992	0	--/--	696.28
		SCA	27 686	27 695.44	27 706	8	543.76/222.48	476.19
		VM-MMACO	27 686	27 688.28	27 705	12	507.8/200.81	467.29

4 总 结

本文为蚁群算法的改进提出了一个新的思路:以现代认知科学的理论为基础,从仿生角度出发,通过对感觉、知觉以及学习形成过程的研究,提出将视知觉以及行为记忆学习过程引入到蚁群算法的优化问题中,通过建立视觉模型来提高蚂蚁在探索期的求解质量;同时,建立行为记忆学习模型,使得蚂蚁能够从重复的周游过程中进行自主学习,利用经验来指导寻路活动,提高中后期蚁群的寻优能力.在此基础上,本文给出了改进蚁群算法——VM-MMACO,并且使用该算法测试了 TSPLIB 的典型实例.结果证明,VM-MMACO 在寻优能力及收敛速度上较其他改进算法有较大程度的提高.由于视觉模型目前仅仅识别距离,对于目标的方位还不能予以识别,同时,行为记忆学习模型目前也只能进行前 3 个阶段的低层次学习,还不能实现辨别学习、概念学习等高层次学习,因此,模型还有较大的提升空间.

致谢 在此,向对本文工作给予支持和建议的各位老师和同学表示由衷的感谢.另外,感谢审稿老师对本文提出的中肯意见,感谢《软件学报》编辑部老师在本文投稿过程中所给予的帮助,感谢 Thomas Stutzle 先生在 Ant Colony Optimization 网站(<http://iridia.ulb.ac.be/~morigo/ACO>)上贡献的开源代码,极大地促进了蚁群算法的研究工作.

References:

- [1] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 1996,26(1):29–41. [doi: 10.1109/3477.484436]
- [2] Dorigo M, Gambardella LM. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 1997,1(1):53–66. [doi: 10.1109/4235.585892]
- [3] Stuzle T, Hoos HH. MAX-MIN ant system and local search for the travelling salesman problem. In: *Proc. of the 4th IEEE Int'l Conf. on Evolutionary Computation (ICEC'97)*. New York: IEEE Press, 1997. 309–314. [doi: 10.1109/ICEC.1997.592327]
- [4] Huang GR, Cao XB, Wang XF. An ant colony optimization algorithm based on pheromone diffusion. *Acta Electronica Sinica*, 2004,32(5):865–868 (in Chinese with English abstract).
- [5] Ji JZ, Huang Z, Wang YM, Liu CN. A new mechanism of pheromone increment and diffusion for solving travelling salesman problems with ant colony algorithm. In: *Proc. of the 4th Int'l Conf. on Natural Computation*. Ji'nan: IEEE Press, 2008. 558–563. [doi: 10.1109/ICNC.2008.453]
- [6] Dorigo M, Birattari M, Stützle T. Ant colony optimization: Artificial ants as a computational intelligence technique. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2006,11(4):28–29. [doi: 10.1109/MCI.2006.329691]
- [7] Blum C, Roli A, Dorigo M. HC-ACO: The hyper-cube framework for ant colony optimization. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 2004,34(2):1161–1172. [doi: 10.1109/TSMCB.2003.821450]
- [8] Wu B, Shi ZZ. An ant colony algorithm based partition algorithm for TSP. *Chinese Journal of Computers*, 2001,24(12):1328–1333 (in Chinese with English abstract).
- [9] Chen L, Shen J, Qin L, Chen HJ. An adaptive ant colony algorithm based on equilibrium of distribution. *Journal of Software*, 2003, 14(8):1379–1387 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/14/1379.htm>
- [10] Zou P, Zhou Z, Cheng GL, Jiang H, Gu J. Approximate-Backbone guided fast ant algorithms to QAP. *Journal of Software*, 2005, 16(10):1691–1698 (in Chinese with English abstract). http://www.jos.org.cn/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20051001&flag=1 [doi: 10.1360/jos161691]
- [11] Li ZY, Wang Y, Olivier KKS, Chen J, Li KL. The cloud-based framework for ant colony optimization. In: *Proc. of the 1st ACM/SIGEVO Summit on Genetic and Evolutionary Computation*. Shanghai: ACM, 2009. 279–286. [doi: <http://doi.acm.org/10.1145/1543834.1543872>]
- [12] Koshimizu H, Saito T. Parallel ant colony optimizers with local and global ants. In: *Proc. of the Int'l Joint Conf. on Neural Networks*. Atlanta: IEEE Press, 2009. 1655–1659. [doi: 10.1109/IJCNN.2009.5178968]
- [13] Chen L, Qin L, Chen HJ, Xu XH. Ant colony algorithm with characters of sensation and consciousness. *Journal of Simulation*, 2003,15(10):1418–1425 (in Chinese with English abstract).
- [14] Xu JM, Cao XB, Wang XF. Polymorphic ant colony algorithm. *Journal of University of Science and Technology of China*, 2005, 35(1):59–65 (in Chinese with English abstract).
- [15] Zou P, Zhou Z, Chen GL, Gu J. A multilevel reduction algorithm to TSP. *Journal of Software*, 2003,14(1):35–42 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/14/35.htm>
- [16] Gagne RM, Wrote; Pi LS, Wang YX, Zheng W, *et al.*, Trans. *The Conditions of Learning and Theory of Instruction*. Shanghai: East China Normal University Press, 1999 (in Chinese).
- [17] Zeng ZH. Research on visual selective attention mechanism and its application on image compression [MS. Thesis]. Xiamen: Xiamen University, 2009 (in Chinese).
- [18] Schneider WX. VAM: A neuro-cognitive model for visual attention control of segmentation, object recognition, and space-based motor action. *Visual Cognition*, 1995,2(2-3):331–376. [doi: 10.1080/13506289508401737]
- [19] Duan HB. *Ant Colony Algorithm: Theory and Applications*. Beijing: Science Press, 2005 (in Chinese).
- [20] Li SY. *Ant Colony Algorithms with Applications*. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2004 (in Chinese).
- [21] Wu QH, Zhang JH, Xu XH. An ant colony algorithm with mutation features. *Journal of Computer Research and Development*, 1999, 36(10):1240–1245 (in Chinese with English abstract).

附中文参考文献:

- [4] 黄国锐,曹先彬,王煦法.基于信息素扩散的蚁群算法.电子学报,2004,32(5):865–868.

- [8] 吴斌,史忠植.一种基于蚁群算法的 TSP 问题分段求解算法.计算机学报,2001,24(12):1328-1333.
- [9] 陈峻,沈洁,秦玲,陈宏建.基于分布均匀度的自适应蚁群算法.软件学报,2003,14(8):1379-1387. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/14/1379.htm>
- [10] 邹鹏,周智,陈国良,江贺,顾钧.具有感觉和知觉特征的蚁群算法.软件学报,2003,15(10):1418-1425. http://www.jos.org.cn/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20051001&flag=1 [doi: 10.1360/jos161691]
- [13] 陈峻,秦玲,陈宏建,徐晓华.具有感觉和知觉特征的蚁群算法.系统仿真学报,2003,15(10):1418-1425.
- [14] 徐精明,曹先彬,王煦法.多态蚁群算法.中国科学技术大学学报,2005,35(1):59-65.
- [15] 邹鹏,周智,陈国良,顾钧.求解 TSP 问题的多级规约算法.软件学报,2003,14(1):35-42. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/14/35.htm>
- [16] Gagne RM, 著;皮连生,王映学,郑葳,等,译.学习的条件和教学论.上海:华东师范大学出版社,1999.
- [17] 曾志宏.视觉选择注意机制的研究及其在图像压缩中的应用[硕士学位论文].厦门:厦门大学,2009.
- [19] 段海滨.蚁群算法原理及其应用.北京:科学出版社,2005.
- [20] 李士勇.蚁群算法及其应用.哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2004.
- [21] 吴庆洪,张纪会,徐心和.具有变异特征的蚁群算法.计算机研究与发展,1999,36(10):1240-1245.



郭禾(1955—),男,辽宁大连人,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为软件工程,并行计算.



陈鑫(1983—),男,讲师,主要研究领域为并行计算,智能计算.



程童(1987—),男,硕士,主要研究领域为并行计算,机器学习.



王宇新(1973—),男,讲师,CCF 会员,主要研究领域为计算机体系结构,并行计算.