

一种优化的量子蚁群算法在旅行商问题上的应用*

李 想, 董玉民

(重庆师范大学 计算机与信息科学学院, 重庆 401331)

摘要:【目的】量子蚁群算法是一种常见的智能仿生算法,广泛的应用在数学优化、工程技术等领域。该算法在求解旅行商问题时也表现出良好的效果,但当城市规模变大时求解该问题就会出现算法收敛速度慢、早熟、全局寻优能力较弱等问题,为了解决这方面的问题,提出了一种优化的量子蚁群算法。【方法】将部分量子蚁群算法中信息素更新机制与量子转角更新机制结合,改进量子选择策略,并将轮盘赌法应用在状态转移规则模型中。【结果】分别使用标准库中的样本和自定义样本,利用 Python 平台进行实验仿真,通过与其他算法进行比较,并给出了详细的对比过程。在求解旅行商问题时,提出的算法在最优值差别不大的情况下,减少了早熟,大幅度提高了算法的收敛速度。【结论】提出的算法是有效的,具有一定的实践意义。

关键词:量子蚁群算法;旅行商问题;轮盘赌法;仿生算法

中图分类号:TP301.6

文献标志码:A

文章编号:1672-6693(2022)05-0127-07

目前存在许多启发式的智能算法,比如粒子群算法、遗传基因算法、杂草优化算法、蚁群算法等;它们已经被应用到越来越多的领域,并在特定领域发挥着重要的作用。1991年 Dorigo 等人^[1-2]仿照蚂蚁自然觅食和寻径过程中的整体行为首次提出蚁群算法,该算法主要思想是:蚂蚁在觅食和寻径过程中,自身会不断地分泌信息素,由于受到先验知识和某一路径信息素的浓度影响,蚂蚁会趋向于选择信息素浓度较大的路径,这样当蚂蚁在多次寻径之后,蚁群会稳定的经过某一路径,而该路径上的信息素浓度也会逐渐增大。经过多次迭代之后,最终蚁群所稳定的路径就是最优路径。显然蚁群算法是一种正反馈算法,目前该算法已经广泛应用到一系列的组合优化问题中。但传统的蚁群算法存在过早收敛、易陷入局部最优、收敛速度较慢等问题,因此优化该算法并将它应用到一个特定领域是一个重要的研究课题。

量子计算概念提出后,量子算法开始迅速发展,Shor 算法和 Grover 算法相继被提出。之后基于量子相关的算法已广泛的应用在神经网络^[3-4]、图像处理^[5-6]、数学求解^[7-8]等领域中。随着量子计算与传统的算法相结合逐渐成为研究的焦点,相继出现了一些量子优化算法。比如量子蚁群算法(Quantum ant colony algorithm, QACA)^[9-10]、量子遗传算法、量子退火算法、量子神经网络算法等。混合量子蚁群算法(Hybrid quantum ant colony algorithm, HQACA)是目前比较常见的一种改进的优化量子蚁群算法^[11-14],也是一种优化的仿生算法。它广泛地被应用在工程领域、车辆路径^[15]、数学组合优化等问题^[16]中。该算法在一定程度上改善了经典的量子蚁群算法在求解旅行商问题(Traveling salesman problem, TSP)过程中出现的容易陷入局部最优、早熟收敛和全局搜索速度较慢的问题。文献[17]通过提出一种混合量子蚁群算法,加入了变换邻域准则,从而提高了算法的收敛速度。本文通过优化信息素更新机制,改进量子选择策略,使用状态转移规则模型与轮盘赌法相结合,提出了一种优化的量子蚁群算法(Optimized quantum ant colony algorithm, OQACA),用于求解 TSP 问题。实验仿真证明本文算法提高了算法收敛速度、改善了易陷入局部最优值的问题,提高了算法寻优能力。

* 收稿日期:2021-09-19 修回日期:2021-11-05 网络出版时间:2022-09-19 10:48

资助项目:国家自然科学基金(No. 61772295; No. 61572270; No. 61173056);重庆市科学技术局项目(No. cstc2021jsyj-yzysbA0042; No. cstc2021jsyj-yzysbAX0011; No. cstc2020jscx-lyjsAX0002; No. cstc2020jscx-lyjsA0063);重庆市教育委员会科学技术研究计划(No. KJZD-M202000501)

第一作者简介:李想,男,研究方向为优化算法、量子信息、人工智能等, E-mail: lixiang@cqnu.edu.cn; 通信作者:董玉民,男,教授,博士, E-mail: dym@cqnu.edu.cn

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1165.N.20220916.1808.015.html>

1 相关问题描述

1.1 TSP 问题描述

TSP 问题是一个经典的组合优化问题,它可以描述为一个商品推销员去若干城市推销商品,要求遍历所有城市后回到出发地,目的是选择一个最短的路线。当城市数目较少时,可以使用穷举法求解。而随着城市数增多,求解空间比较复杂,无法使用穷举法求解,因此需要使用优化算法来解决 TSP 问题。目前有许多求解 TSP 问题的优化算法^[18-22],比如神经网络算法、禁忌搜索算法、蚁群算法、模拟退火算法等。这些算法在一定的范围内都有各自的优势,但是随着问题规模的增加以及不同的约束条件,使得这些算法仍然有一定的局限性,如全局收敛速度较慢、容易陷入局部最优值、算法早熟等。本文算法在用于求解 TSP 问题时,在一定条件下解决了上述问题,提高了算法的整体性能。

1.2 轮盘赌法简介

在蚁群算法中,使用轮盘赌法保证了蚂蚁路径选择的随机性,即:使选择概率较小的路径也能在实际中被选中,而不是被忽略掉。在实际操作中会让大部分蚂蚁选择大概率的路径,小部分蚂蚁选择小概率的路径,这样避免所有蚂蚁在选择路径的时候都选择概率较大的路径。轮盘赌法提高了算法的随机性,降低了蚁群在搜索过程中的盲目性,进一步提高了蚁群的寻优能力。

1.3 量子计算理论简介

传统的经典比特使用 0,1 进行表示。在量子计算理论中,使用量子叠加态来表示某个量子位: $|\psi\rangle = |\alpha\rangle + |\beta\rangle$,其中 α 和 β 都是实数,分别表示 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率幅,通过使用概率幅来确定一个量子位。每个量子位的概率幅可以使用 $\begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}$ 来表示,具有 n 个量子位的某个体的概率幅为: $\begin{bmatrix} \alpha_1 | \alpha_2 | \dots | \alpha_n \\ \beta_1 | \beta_2 | \dots | \beta_n \end{bmatrix}$,其中 $|\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1, i = 1, 2, \dots, n$ 。每个位置的量子比特由概率幅所决定。

1.4 QACA

在蚁群算法的基础上,引入量子计算理论,从而提出了 QACA。该算法本身也是一种概率优化算法,它基于量子力学原理,使用量子态的变化来代替蚂蚁位置的改变,通过一系列操作,从而实现信息素的变化。该算法具有很好的搜索能力。

2 OQACA 解决 TSP 问题

2.1 量子信息素编码

QACA 使用量子比特概率幅的变化来决定信息素的变化,量子比特的位置通过量子门旋转来改变。第 k 只蚂蚁各路径的量子信息素编码为:

$$Q_{\tau_k} = \begin{bmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_{11} \\ \beta_{11} \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} \alpha_{12} \\ \beta_{12} \end{pmatrix} & \dots & \begin{pmatrix} \alpha_{1n} \\ \beta_{1n} \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} \alpha_{21} \\ \beta_{21} \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} \alpha_{22} \\ \beta_{22} \end{pmatrix} & \dots & \begin{pmatrix} \alpha_{2n} \\ \beta_{2n} \end{pmatrix} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \begin{pmatrix} \alpha_{n1} \\ \beta_{n1} \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} \alpha_{n2} \\ \beta_{n2} \end{pmatrix} & \dots & \begin{pmatrix} \alpha_{nn} \\ \beta_{nn} \end{pmatrix} \end{bmatrix}$$

其中: n 是城市节点的总数; τ_k 表示第 k 只蚂蚁的信息素; $\begin{pmatrix} \alpha_{ij} \\ \beta_{ij} \end{pmatrix}$ 表示蚂蚁从城市 i 到城市 j 的信息素量子概率幅,当 $i=j$ 时 $|\alpha_{ij}|^2 + |\beta_{ij}|^2 = 0$,反之不等于 0。每只蚂蚁仅能遍历每个节点一次。它的原理是在某次迭代过程中,若某个蚂蚁选择了该次过程的最优路径,则将这个最优路径在各个节点的概率幅分别与其他蚂蚁在相应节点的概率幅进行比较,通过适应度函数和量子旋转门的作用,对所有蚂蚁在各个节点的量子概率幅进行旋转更新,以完成某次迭代的信息素更新,从而使算法逐渐接近最优的结果,这样经过若干次迭代可求出最优解。通过系列操作,提高了算法的全局收敛速度,增强了算法的寻优能力,一定程度上避免了局部早熟的问题。

信息素更新的表达式为: $\tau_{ij}(t+1)=(1-\rho)\tau_{ij}(t)+\Delta\tau_{ij}(k)$,其中: ρ 代表信息素的挥发程度; $\Delta\tau_{ij}(k)$ 表示第 k 只蚂蚁在第 i, j 城市之间的信息素的变化量,它的表达式为: $\Delta\tau_{ij}(k)=\begin{cases} 0, & \text{其他} \\ |\beta_{ij}^k|^2(1/c^k), & \text{节点 } i, j \text{ 在第 } k \text{ 只蚂蚁寻的路径上} \end{cases}$,这里 β_{ij}^k 表示蚂蚁 k 在节点 i, j 之间的信息素的概率幅, c^k 是该蚂蚁在本次迭代过程中所寻的总路径长度。

2.2 轮盘赌与状态转移规则

下式中确定了第 k 只蚂蚁在节点 i 接下来选择节点 j 的概率:

$$P_{ij}^k = \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} [\tau_{il}]^\alpha [\eta_{il}]^\beta}, j \in N_i^k,$$

其中: P_{ij}^k 表示节点 i 上的蚂蚁选择节点 j 的概率; τ_{il} 表示节点 i, l 之间的信息素浓度; η_{il} 表示期望启发值(节点 i, l 之间距离的倒数); α 和 β 为提前设置好的参数,分别为信息素启发因子和期望值启发因子; N_i^k 表示该蚂蚁还能从列表中选择节点,本文使用轮盘赌的方法来确定转移概率,即如果 j 不在该列表中则选择概率为 0。使用该方法可以有效的降低蚁群搜索的盲目性和从众性,这样既能够保证大多数蚂蚁根据信息素密集程度寻径,也能保证使少量蚂蚁选择其他路径,从而可以避免陷入局部最优,加快全局收敛速度。

2.3 旋转角更新策略

表 1 给出了旋转角的更新策略。表 1 中 $d_{best} = \alpha_{best} \times \beta_{best}$, $d_{now} = \alpha_{now} \times \beta_{now}$, $\epsilon_{best} = \arctan(\beta_{best} / \alpha_{best})$, $\epsilon_{now} = \arctan(\beta_{now} / \alpha_{now})$, 其中: $\alpha_{best}, \beta_{best}$ 是搜索到的最佳解的概率幅, $\alpha_{now}, \beta_{now}$ 是当前解的概率幅,且有:

$$\begin{bmatrix} \alpha_i^{t+1} \\ \beta_i^{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_i) & -\sin(\theta_i) \\ \sin(\theta_i) & \cos(\theta_i) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i^t \\ \beta_i^t \end{bmatrix},$$

$$\theta_i = \Delta\theta \times f(\alpha_i, \beta_i), \Delta\theta = 10 \times \exp(-t/t_{max}).$$

其中: t 代表当前的迭代次数, t_{max} 代表着最大的迭代次数, $\Delta\theta$ 表示节点 i 到节点 j 量子位的旋转角度。不难看出,可以通过改变 t_{max} 或 $\exp(\cdot)$ 函数前面的系数来控制算法的收敛速度。

表 1 旋转角更新表

Tab.1 Rotation angle update table

$d_{best} > 0$	$d_{now} > 0$	$f(\alpha_i, \beta_i)$	
		$ \epsilon_{best} > \epsilon_{now} $	$ \epsilon_{best} < \epsilon_{now} $
真	真	+1	-1
真	假	+1	+1
假	真	-1	-1
假	假	-1	+1

将该量子旋转角的变化机制与混合量子信息编码相结合。通过表 1 的量子旋转角变化,使迭代过程中不同蚂蚁在各个路径之间的量子概率幅发生变化。在旋转过程中 $\alpha_{ij}^2 + \beta_{ij}^2 = 1$ 始终成立, β_{ij} 的变化影响到信息素的更新,最终实现算法中信息素的变化,完成蚁群的寻径操作。

2.4 OQACA 算法

图 1 给出了 OQACA 的具体流程。

下面给出 OQACA 的具体步骤。

步骤 1:初始化参数的值。设蚂蚁总数为 m ,最大迭代次数为 I_{MAX} ,信

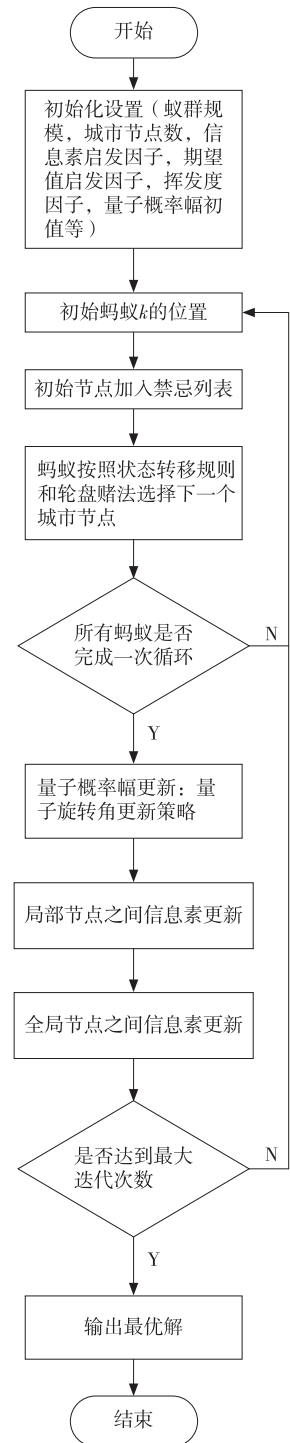


图 1 OQACA 算法流程图

Fig.1 Flow chart of OQACA

息素初始值为 $t=0$ 时, $\tau_{ij}(0)=1$ 。算法初始化时保证所有状态出现的概率相同,即设置所有的概率幅 $\alpha_{ij}=1/\sqrt{2}$, $\beta_{ij}=1/\sqrt{2}$;

步骤 2:让每只蚂蚁随机遍历不同节点进行选择路径操作。使用上文所描述的蚁群状态转移规则,来确定蚂蚁接下来要访问的节点,直到蚂蚁在本次迭代中遍历所有的节点;

步骤 3:在每次迭代中,使每只蚂蚁都构造一条自己所选择的路径,当该蚂蚁遍历完所有节点后结束本次迭代,并求出蚂蚁所选择的最优路径的组合优化状态;

步骤 4:将蚂蚁的最优路径组合状态和当前所有蚂蚁进行比较,通过使用量子旋转角更新策略来更新量子概率幅,进而更新相应的路径上的信息素,从而能够使得最优路径上的信息素越来越多。调整其他蚂蚁的寻径状态,减少局部寻优停滞的状态,加快收敛速度,最终达到稳定时即为全局最优解。

步骤 5:如果迭代次数超过最大迭代次数,则退出循环,并且输入最优解的组合情况;否则 $t=t+1$,跳转至步骤 2。

3 仿真实验结果与分析

3.1 自定义样本下算法对比及结果分析

在 python 3.7 环境中进行仿真实验。先进行自定义样本的实验:将蚂蚁的种群规模设为 200,节点数量为 50,信息素启发因子 α 取 1.0,期望启发因子 β 取 0.5,信息素挥发因子 ρ 取 0.5,经典蚁群算法中信息素常量值 Q 取 100.0,设置最大迭代次数为 1 000。多次实验取平均值后与经典蚁群算法进行对比(表 2)。从表 2 中可以看出本文算法在全局寻优和收敛速度上明显优于经典蚁群算法。

表 2 自定义样本对比实验结果

Tab. 2 Comparison experiment results of custom samples

算法	已知最优解	最大进化代数	平均进化代数	最优解	最差解	平均值
经典蚁群算法	3 823	1 000	74.1	3 825	3 826	3 825.1
OQACA		1 000	44.9	3 824	3 910	3 859.6

图 2 和图 3 分别是经典蚁群算法的寻径图和迭代图,图 4 和图 5 分别是 OQACA 算法的寻径图和迭代图。

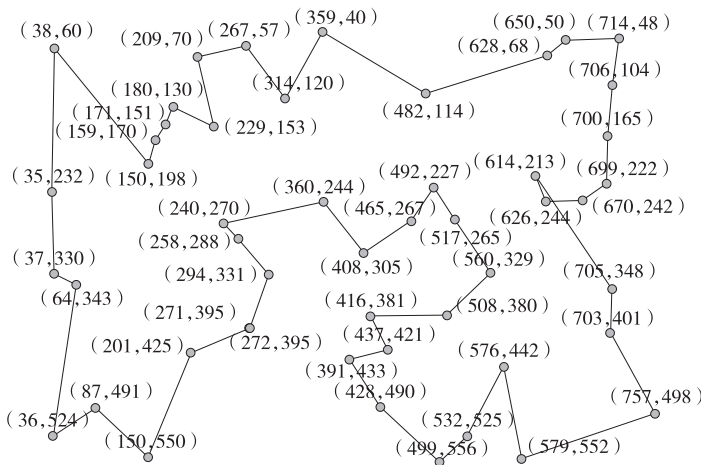


图 2 经典蚁群算法寻径图

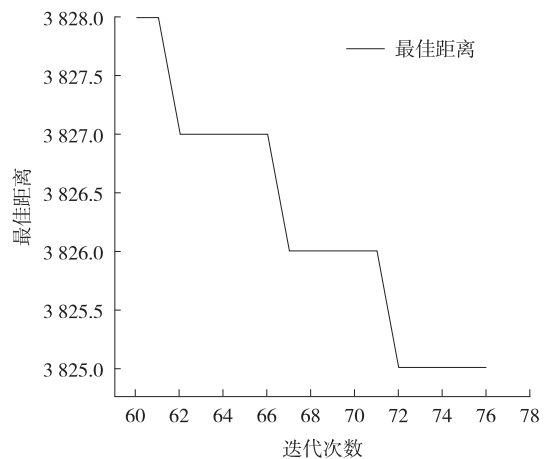


图 3 经典蚁群算法迭代图

Fig. 2 The path finding diagram of the classic ant colony algorithm Fig. 3 Iteration diagram of classic ant colony algorithm

3.2 实例库样本下算法对比及结果分析

本文测试样本来自国际通用的 TSP 实例库 TSPLIB^[23],选用两个实例:att48 和 kroa100。同样在 python 3.7 环境中进行仿真实验。设定蚂蚁的种群规模为 200,节点数量根据不同的样本分别采用 48 和 100。信息素启发因子 α 取 3.0,期望启发因子 β 取 6.8,信息素挥发因子 ρ 取 0.7,设置最大迭代次数为 1 000。经多次实验

取平均值分别与文献[17]中其他已知算法进行对比,表 3 为 OQACA 在 att48 上的实验对比结果。表 4 为 OQACA 在 kroa100 上的实验对比结果。从这两个表中可以看出,OQACA 虽然最优解不如其他算法,但在平均进化代数上明显低于其他算法,这表明 OQACA 加快了算法的收敛速度。同时后期可通过不断调整参数以及优化机制中适应度的选取,在寻优能力上将会得到改变。

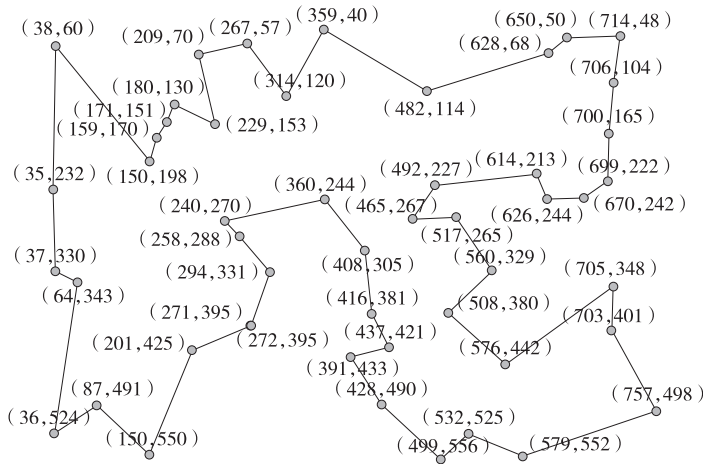


图 4 OQACA 寻径图

Fig. 4 The path finding diagram of OQACA

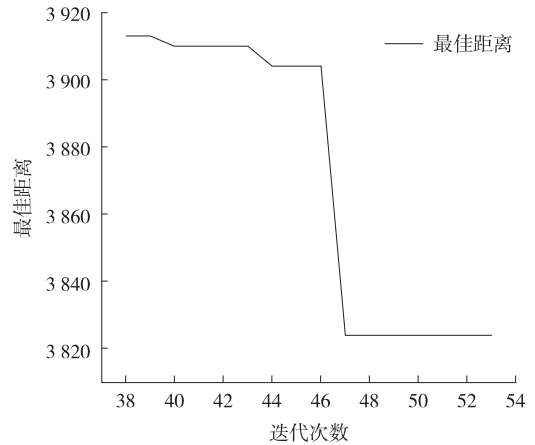


图 5 OQACA 迭代图

Fig. 5 Iterative diagram of OQACA

表 3 att48 对比实验结果

Tab. 3 att48 comparative experimental results

算法	已知最优解	最大进化代数	平均进化代数	最优解	最差解	平均值
ACS ^[17]		2 000	927. 37	33 739	35 116	34 614. 3
SAS ^[17]		2 000	839. 80	33 522	34 533	33 734. 2
MMAS ^[17]	33 522	5 000	2 449. 15	33 522	34 228	33 772. 6
HQACA		1 000	447. 70	33 522	33 966	33 691. 4
OQACA		1 000	251. 80	34 196	35 249	34 790. 2

从表 3 中可以看出,本文算法使用 att48 样本与其他 3 种算法对比,平均进化代数为 251. 8,找到的最优解为 34 196,平均值为 34 790. 2,比表中的其他算法收敛速度明显得到提高。

表 4 kroa100 对比实验结果

Tab. 4 kroa100 comparative experiment results

算法	已知最优解	最大进化代数	平均进化代数	最优解	最差解	平均值
ACS ^[17]		3 000	1 791. 63	22 454	22 970	22 670. 1
SAS ^[17]		3 000	1 226. 85	21 409	22 336	21 594. 0
MMAS ^[17]	21 282	8 000	3 751. 00	21 282	22 291	21 589. 8
HQACA		3 000	836. 85	21 282	21 672	21 453. 4
OQACA		1 000	38. 10	22 823	23 569	23 305. 1

从表 4 中可以看出,本文算法使用 kroa100 样本与上述算法对比,平均进化代数为 38. 1,找到的最优解为 22 823,平均值为 23 305. 1,与其他算法对比,所寻优的值差别不太大,算法的收敛速度得到了很大的提升。后期可以通过参数的不断优化调整。能够解决最优值的问题。

不同样本下的算法对比情况如图 6 和图 7 所示。

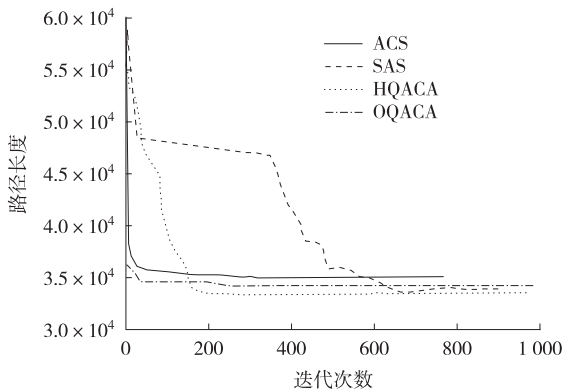


图 6 att48 样本下算法对比图

Fig. 6 Algorithm comparison diagram under att48 sample

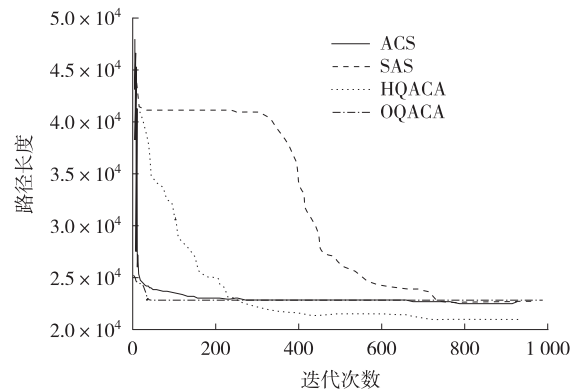


图 7 kroa100 样本下算法对比图

Fig. 7 Algorithm comparison diagram under kroa100 sample

4 总结与展望

本文提出了一种优化的量子蚁群算法,并用于求解 TSP 问题。通过量子旋转门更新策略完成对信息素概率幅的更新,使用状态转移规则结合轮盘赌法进行移动,从而完成不同迭代过程中信息素的变化。该策略具有较好的人为干预性,能够使蚁群在寻径过程中逐渐接近最优路径。本文算法与文献[17]中算法相比较,对于相同的实验样本实验仿真结果显示:本文算法加快了算法的收敛速度,减少了全局寻优的迭代次数,在一定范围内很好的改善了陷入局部最优的问题,增强了全局寻优能力,但是也存在一些问题,即得到的最优值和实际最优值之间存在少许差距。随着城市规模的增加,本文算法的优势会降低,但通过调整信息素变化机制和参数,结果在一定条件下是可控的。

参考文献:

- [1] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. The ant system: an autocatalytic optimizing process[EB/OL]. (1991-01-01)[2021-09-19]. <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.51.4214>.
- [2] DORIGO M, GAMBARDELLA L M. Ant colonies for the travelling salesman problem[J]. *Biosystems*, 1997, 43(2): 73-81.
- [3] WANG H W, XUE Y J, MA Y L, et al. Determination of quantum toric error correction code threshold using convolutional neural network decoders[J]. *Chinese Physics B*, 2021, 31(1): 010303.
- [4] DONG Y M, LI X, ZHANG J L, et al. Application of fractional theory in quantum back propagation neural network[EB/OL]. (2021-05-24)[2021-09-19]. <https://doi.org/10.1002/mma.7550>.
- [5] 王一诺, 宋昭阳, 马玉林, 等. 基于 DNA 编码与交替量子随机行走的彩色图像加密算法[J]. *物理学报*, 2021, 70(23): 230302. WANG Y N, SONG Z Y, MA Y L, et al. Color image encryption algorithm based on DNA code and alternating quantum random walk[J]. *Acta Physica Sinica*, 2021, 70(23): 230302.
- [6] GONG L H, HE X T, CHENG S, et al. Quantum image encryption algorithm based on quantum image XOR operations[J]. *International Journal of Theoretical Physics*, 2016, 55(7): 3234-3250.
- [7] ARRAZOLA J M, KALAJDZIEVSKI T, WEEDBROOK C, et al. Quantum algorithm for nonhomogeneous linear partial differential equations[J]. *Physical Review A*, 2019, 100(3): 032306.
- [8] FAUGERE J C, HORAN K, KAHROBAEI D, et al. Fast quantum algorithm for solving multivariate quadratic equations[EB/OL]. (2017-12-19)[2021-09-19]. <https://arXiv.org/abs/1712.07211v1>.
- [9] 李跃光, 赵俊生, 张远平. 求解 TSP 的改进量子蚁群算法[J]. *计算机工程与设计*, 2009, 30(16): 3843-3845. LI Y G, ZHAO J S, ZHANG Y P. Improved quantum ant colony algorithm for solving TSP[J]. *Computer Engineering and Design*, 2009, 30(16): 3843-3845.
- [10] 李盼池, 李士勇. 求解连续空间优化问题的量子蚁群算法[J]. *控制理论与应用*, 2008(2): 237-241. LI P C, LI S Y. Quantum ant colony algorithm for continuous space optimization[J]. *Control Theory and Applications*, 2008(2): 237-241.
- [11] 赵卢月, 董玉民, 江彤. 基于量子蚁群优化算法的最短路径问题求解[J]. *信息技术与信息化*, 2019(12): 112-115.

- ZHAO L Y DONG Y M, JIANG T. Quantum ant colony optimization algorithm for solving shortest path problem[J]. Information Technology and Informatization, 2019(12):112-115.
- [12] 李盼池,王海英. 基于 Bloch 球面搜索的量子蚁群优化算法[J]. 高技术通讯, 2013, 23(7):663-670.
LI P C, WANG H Y. Quantum ant colony optimization based on Bloch spherical search[J]. Chinese High Technology Letters, 2013, 23(7):663-670.
- [13] 李积英,党建武. 基于量子空间的蚁群算法及应用[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(10):2229-2232.
LI J Y, DANG J W. An ant colony algorithm and application based on quantum space[J]. Systems Engineering and Electronic Technology, 2013, 35(10):2229-2232.
- [14] 王启明,李玮瑶. 基于改进量子蚁群算法的 TSP 求解问题研究[J]. 微处理机, 2015, 36(3):31-33.
WANG Q M, LI W Y. Study of TSP problem solving based on improved quantum ant colony algorithm[J]. Microprocessor, 2015, 36(3):31-33.
- [15] 宁涛,焦璇,魏瑛琦,等. 基于量子蚁群算法的随机需求的动态车辆路径问题[J]. 大连交通大学学报, 2018, 39(5):107-110.
NING T, JIAO X, WEI Y Q, et al. Dynamic vehicle routing problem with stochastic demand based on quantum ant colony algorithm[J]. Journal of Dalian Jiaotong University, 2018, 39(5):107-110.
- [16] 何小锋,马良. 求解 0-1 背包问题的量子蚁群算法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(16):29-31.
HE X F, MA L. Quantum-inspired ant algorithm for solving 0-1 knapsack problem[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(16):29-31.
- [17] 贾瑞玉,李亚龙,管玉勇. 求解旅行商问题的混合量子蚁群算法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(22):.
JIA R Y, LI Y L, GUAN Y Y. Hybrid quantum ant colony algorithm for traveling salesman problem[J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(22):36-39.
- [18] 万正宜,彭玉旭. 求解旅行商问题的改进型量子蚁群算法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(22):59-63.
WAN Z Y, PENG Y X. Improved quantum ant colony algorithm for traveling salesman problem[J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(22):59-63.
- [19] MANFRIN M, BIRATTARI M, STÜTZLE T, et al. Parallel ant colony optimization for the traveling salesman problem[C]// International Workshop on Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence. Berlin, Heidelberg: Springer, 2006:224-234.
- [20] LI J, XU B, YANG Y, et al. Quantum ant colony optimization algorithm for AGVS path planning based on bloch coordinates of pheromones[J]. Natural Computing, 2020, 19(4):673-682.
- [21] REN W D, SUN W X. Application of an improved ant colony algorithm in TSP problem solving[J]. Chemical Engineering Transactions, 2016, 51:373-378.
- [22] GAO W. New ant colony optimization algorithm for the traveling salesman problem[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2020, 13(1):44-55.
- [23] REINELT G. TSPLIB-a traveling salesman problem[J]. ORSA Journal on Computing, 1991, 3(4):267-384.

Application of an Optimized Quantum Ant Colony Algorithm to TSP Problem

LI Xiang, DONG Yumin

(College of Computer and Information Science, Chongqing Normal University, Chongqing 401331, China)

Abstract: [Purposes] Quantum ant colony algorithm (QACA) is a common intelligent bionic algorithm, widely used in mathematical optimization, engineering technology and other fields. It also shows good results in solving the traveling salesman problem. However, with the change of city size, the algorithm has slower convergence speed, premature maturity, and weak global optimization ability when dealing with larger city sizes. [Methods] Combining the pheromone update mechanism in part of the quantum ant colony algorithm with the quantum rotation angle update mechanism to improve the quantum selection strategy, and apply the roulette method to the state transition rule model, and propose an optimized quantum ant colony algorithm (OQACA). [Findings] The samples in the standard library and the custom samples were used respectively, and the Python platform was used for experimental simulation, and compared with other algorithms, and the detailed comparison process was given in the figure. [Conclusions] When the algorithm solves the traveling salesman problem, when the optimal value is not much different, it reduces prematurity and greatly improves the convergence speed of the algorithm.

Keywords: quantum ant colony algorithm; traveling salesman problem; roulette method; bionic algorithm

(责任编辑 许 甲)