

8-15-2022

Bioinformation Heuristic Genetic Algorithm for Solving TSP

Jia Xu

Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400046, China,; Xuja051097@163.com

Fengqing Han

Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400046, China,; 990020606030@cqjtu.edu.cn

Qixin Liu

Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400046, China;

Xiaoxia Xue

Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400046, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Bioinformation Heuristic Genetic Algorithm for Solving TSP

Abstract

Abstract: Genetic algorithm (GA) is one of the universal path optimization algorithms for traveling salesman problem (TSP). Aiming at the slow convergence and unstable solution of the traditional GA, a *bioinformation heuristic genetic algorithm (BHGA)* is proposed. By optimizing the fitness function and initial population, the gene sequence comparison technique in bioinformatics is introduced to carry out the cross recombination sorting. The gene reversal operation is used to implement mutation, to accelerate the convergence speed and get a better path solution. The numerical examples in TSPLIB database are solved by BHGA and the experimental simulation results show that the algorithm is effective and the solution of the medium and small scale TSP data are stable.

Keywords

traveling salesman problem (TSP), improved genetic algorithm, gene sequence comparison, fitness function, equivalence matrix

Recommended Citation

Jia Xu, Fengqing Han, Qixin Liu, Xiaoxia Xue. Bioinformation Heuristic Genetic Algorithm for Solving TSP[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(8): 1811-1819.

一种求解 TSP 的生物信息启发式遗传算法

徐佳, 韩逢庆*, 刘奇鑫, 薛晓霞

(重庆交通大学, 重庆 400046)

摘要: 遗传算法是解决旅行商问题 (traveling salesman problem, TSP) 的通用路径优化算法之一。为解决传统遗传算法收敛速度慢且解不稳定的问题, 提出一种生物信息启发式遗传算法 (bioinformation heuristic genetic algorithm, BHGA)。通过优化适应度函数和初始种群, 引入生物信息学中的基因序列对比手法进行交叉重组排序, 采用基因逆转操作进行变异, 对遗传算法进行改进, 使算法能够加快收敛速度, 得到更优路径解。利用 BHGA 对 TSPLIB 数据库中算例进行求解, 实验仿真结果表明: 该算法在中小型规模的 TSP 中求解效果好且结果稳定。

关键词: 旅行商问题; 改进遗传算法; 基因序列对比; 适应度函数; 等价矩阵

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2022)08-1811-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.21-0203

Bioinformation Heuristic Genetic Algorithm for Solving TSP

Xu Jia, Han Fengqing*, Liu Qixin, Xue Xiaoxia

(Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400046, China)

Abstract: Genetic algorithm (GA) is one of the universal path optimization algorithms for traveling salesman problem (TSP). Aiming at the slow convergence and unstable solution of the traditional GA, a bioinformation heuristic genetic algorithm (BHGA) is proposed. By optimizing the fitness function and initial population, the gene sequence comparison technique in bioinformatics is introduced to carry out the cross recombination sorting. The gene reversal operation is used to implement mutation, to accelerate the convergence speed and get a better path solution. The numerical examples in TSPLIB database are solved by BHGA and the experimental simulation results show that the algorithm is effective and the solution of the medium and small scale TSP data are stable.

Keywords: traveling salesman problem (TSP); improved genetic algorithm; gene sequence comparison; fitness function; equivalence matrix

引言

旅行商问题 (traveling salesman problem, TSP) 是图论中具有代表性的组合优化问题, 并且已经被证明是一个 NP (non-deterministic polynomial) 问题。在实际生活中, 越来越多的问题都可以归约到 TSP 的研究上, 如物流路径规划以及物流仓的

选取^[1]、壳体曲面的机械臂喷涂路径规划^[2]、美团等 app 骑手送餐路径优化^[3]和无人机队列调整^[4]等。

目前, 许多学者在数值解上对 TSP 及其相关问题进行了多方面的研究。李智慧^[5]对非对称 TSP 下界进行了研究, 提出一种用于刻画智能算法近似解和最优解的方法, 并采用此方法确定当前解的精度; S. Hougardy 等^[6]对常用的 2-opt 启发式算

收稿日期: 2021-03-15

修回日期: 2021-06-10

基金项目: 重庆市研究生导师团队建设项目 (JDDSTD201802)

第一作者: 徐佳 (1997-), 女, 硕士生, 研究方向为交通控制及应用。E-mail: Xujia051097@163.com

通讯作者: 韩逢庆 (1968-), 男, 博士, 教授, 研究方向为人工智能、机器学习。E-mail: 990020606030@cqjtu.edu.cn

子进行了数值研究, 找到对于 n 个城市的 TSP, 其 2-opt 算子的近似比是 $\sqrt{n}/2$; T. Adamo 等^[7]针对随时间变化的旅行推销员问题, 定义了一种参数化下界簇, 并通过拟合的数据来选择这些参数, 实验表明结合该机制的分支定界算法能解决更大规模的 TSP; GAO Z. H.^[8]通过固定城市起点和终点, 对比并证明了 Held-Karp LP(linear programming)松弛和弱 LP 松弛具有同样的最优近似值。

而针对经典 TSP 的求解算法, 主要为精确型和启发式算法。精确型算法主要用于小规模 TSP 求解。李玲玉等^[9]结合分支定界法, 采用广度优先和优先级队列相结合的搜索策略开发出一款 QGIS (quantum geographic information system) 插件用于解决实际问题, 这类算法精确度高, 但同时其时间和空间复杂度也高, 因此只适用于解决小规模 TSP, 适用范围窄。经典的启发式算法包括模拟退火算法^[10]、禁忌搜索算法^[11]、蚁群算法^[12]、粒子群算法^[13]、神经网络算法^[14]等, 这类算法主要用于求出 TSP 的近似解, 具有快速搜索的特点, 适用于大规模 TSP。但是单一的智能优化算法具有一定的局限性, 算法所得到的解具有一定的随机性, 因此在使用此类算法解决优化问题时, 一般采用与多种优质算法结合的办法进行改进。

陈科胜等^[15]通过改进初始解产生机制、新解产生机制、自适应升温因子的设计、Metropolis 函数的优化等 4 个部分, 设计了一种自适应升温控制因子, 使得算法能够有针对性地控制局部寻优以及全局寻优能力; 叶多福等^[16]提出采用多染色体编码方式减少解空间以及新的变异算子用于精确修改个体, 提高了算法收敛性和运行效率; 王震等^[17]提出用 MVODM(minimizing variance of distance matrix)策略生成遗传算法的初始解, 然后对初始解进行双向三交叉操作, 提高种群多样性, 最后利用选择性变异, 使种群得到更好的适应度值; 张立毅等^[18]将萤火虫算法中的萤火虫个体引入遗传算法, 并加入变邻域扰动机制, 对传统遗

传算法进行改进; 宋彦杰等^[19]则用自适应阈值确定是否采用全局优化和局部优化, 减少计算资源浪费。

基于以上分析, 本文在传统遗传算法的基础上引入生物信息中基因对比手段, 并由此提出一种用于求解 TSP 的生物信息启发式遗传算法 (bioinformation heuristic genetic algorithm, BHGA)。首先在 BHGA 中改进遗传算法的适应度函数, 在初始解的构造中加入最近邻插入算法, 得到较好的初始种群; 然后从生物信息学角度出发, 将基因信息对比技术用于交叉策略; 最后利用逆转算子对种群中个体进行变异操作, 得到更加优质的种群。

1 TSP 及描述

对 n 个相互连通的城市, 一个推销员从某个城市出发经过每个城市一次, 最后回到起点, 如何选择巡游路线使得推销员走过的总路程最短, 这个问题就是 TSP。依据图论和整数规划可以将 TSP 的数学模型描述为: 对于无向图 $G=(V, E)$, 集合 V 中的元素为顶点, $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, 在 TSP 中表示城市位置, n 为所给城市数量; 集合 E 中的元素 $d_{(i,j)}$ 为无向图中顶点 v_i, v_j 构成的边, $E=\{d_{(i,j)} | d_{(i,j)}=(v_i, v_j), v_i, v_j \in V\}$, 在 TSP 中 $d_{(i,j)}$ 取值为城市 i, j 的距离; 集合 E 中的元素可构成 n 阶的距离矩阵 D , 是一个对称矩阵:

$$D = \begin{cases} d_{(i,j)}, & i \neq j \\ M, & i = j \end{cases}$$

矩阵对角线元素设置为一无穷大正数 M 。

TSP 可做以下描述^[20]:

$$\begin{aligned} \min & \sum_{u,v} x_{(u,v)} d_{(u,v)} \\ \text{s.t.} & \sum_u x_{(u,v)} = 1, \forall v \in V \\ & \sum_v x_{(u,v)} = 1, \forall u \in V \\ & \sum_{u \in S} \sum_{v \in S} x_{(u,v)} < |S|, \forall S \subset V \\ & x_{(u,v)} \in \{0, 1\} \end{aligned} \quad (1)$$

通过最小化目标函数, 得到最终推销员经过

的城市路径顺序号。

2 传统遗传算法

遗传算法(genetic algorithms, GA)的概念由 Bagley J.D 于 1967 年提出, 1975 年 J. H. Holland 受生物进化论的启发, 开始对其进行系统性研究^[21]。GA 算法是基于“适者生存”的一种高度并行、自适应的优化算法。该算法通过产生问题的解集而非单个解, 对问题进行优化, 具有隐含并行性。此外, GA 是对问题的整个解空间进行搜索, 具有较强的全局解搜索能力, 在一定程度上保证了全局最优化。由于遗传算法需要对问题进行编码操作, 所以不同的问题可以采用不同的编码方式, 使得该算法还能解决一些复杂问题和非线性问题。目前, 随着计算机技术的高速发展, 特别是计算机硬件和软件性能的提升, 使得传统遗传算法应用更加广泛, 主要在机器学习、模式识别、神经网络、组合优化、图像处理和优化控制等领域得到了成功应用。

标准遗传算法步骤^[21]:

step 1: 确定问题的编码方案, 对问题进行编码, 得到个体的染色体, 即将问题的状态空间与 GA 的编码空间相对应, 以此避免问题中的约束条件对参数的可导性、连续性的限制;

step 2: 根据编码机制随机生成问题的初始解, 并根据问题构造合理的适配值函数, 计算初始解的适配值;

step 3: 依据适配值大小, 对初始解进行排序, 并按照一定方式进行复制操作, 通常采用比例复制或基于排名的复制来保留种群内的优质基因, 使得优秀个体在后期操作中有更大的概率生存;

step 4: 按照交叉概率 p_c 执行交叉操作, 随机生成点位, 找到父代 Q_1 、 Q_2 对应的基因点位, 交换父代 2 个基因片段, 得到子代 Q'_1 、 Q'_2 ;

step 5: 按照变异概率 p_m 执行变异操作, 随机

生成点位, 对父代对应的基因点位进行变异操作, 得到变异后的种群;

step 6: 判断种群是否满足算法收敛准则, 若满足则输出结果, 否则转入 step 3。

传统经典遗传算法在各遗传操作具有保优性的条件下, 已经证明算法具有全局收敛的性质。为了追求更快的收敛速度和更加精确的解, 算法改进主要在于不断优化算法操作设计和相关参数选取。因此, 本文分别从初始解、适应度函数、交叉算子、变异算子 4 个方面对遗传算法进行优化, 提出用于求解 TSP 的生物信息启发式遗传算法。

3 生物信息启发式遗传算法

3.1 路径编码

利用遗传算法解决问题时, 除了先确定目标函数和变量之外, 更重要的是对变量进行编码(encoding)。由于遗传算法的基本操作单位是每一个个体, 因此不同的编码方式可能会影响算法性能。在 BHGA 中, 直接采用十进制对个体进行编码, 以城市序号作为个体基因, 通过对城市序号排列顺序的搜索得到最优路径。

3.2 优化适应度函数

遗传算法中的适应度函数用于评价个体和种群的优劣, 是优化过程中重要的评价依据。在一些问题中, 适应度函数可以直接用目标函数值表示, 不同的问题对适应度函数定义不同, 甚至一些问题中, 适应度函数没有具体的数学解析式。通常情况下, TSP 的传统适应度函数直接由路径距离的倒数构成, 这种适应度函数在种群进化前期对优化效果评价较好, 但是却并未考虑 TSP 中城市本身位置分布对路径优化的影响。因此 BHGA 中引入新的适应度函数:

$$f = \frac{\alpha \sqrt{n} H}{Dist} \quad (2)$$

式中： α 为预先设定的常数； n 为城市数量； H 为包含所有城市点的最小正方形的边长； $Dist$ 为每一个体的路径长度。新的优化适应度函数不仅考虑到每一个体的路径长度，还加入TSP中城市数量和城市位置的参数，可以更好地评价个体和种群的优劣，为遗传算法后续交叉、变异等操作提供更好的依据。

3.3 种群初始化

经典遗传算法的初始种群是由计算机随机生成的，得到的种群适应度一般较差，在一定程度上会影响算法性能，扩大可行解的搜索范围，导致算法在前期收敛速度变慢。因此，BHGA中采用增量最小算法生成初始解，以此提升初始种群的适应度，加快遗传算法收敛速度，缩小问题的解空间。增量最小算法步骤如下：

step 1: 初始化城市集合，对城市进行编码，得到城市序号集 $\{1, 2, \dots, n\}$ 。随机生成起始城市 i ，在距离矩阵 D 中找到第 i 行最小值并记录对应列的城市序号，记为 $i+1$ ，形成初始路径；在距离矩阵 D 中分别搜寻第 i 行和第 $i+1$ 行的最小值，并加入对应列后计算形成2条闭合回路的路径长度，选择较小的一条，将对应的城市序号加入回路中。

step 2: 在剩下的城市集合中，继续搜索与闭合回路中的城市距离最近的点，计算加入城市后的距离增量，如图1所示。

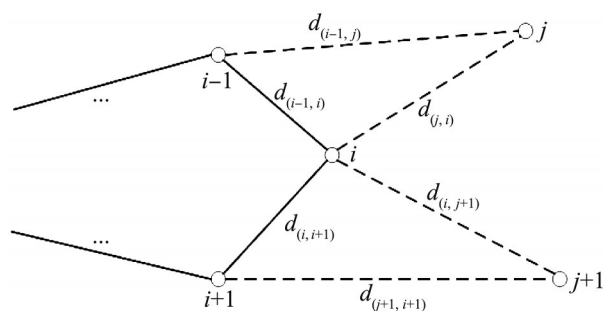


图1 路径插入
Fig. 1 Path insertion

比较加入新点后与加入新点之前的路径长度，选择路径长度增量较小的城市加入回路。即对路径 $\{\dots, i-1, i, i+1, \dots\}$ 插入点 j 或 $j+1$ ，若 $d_{(i-1, j)} + d_{(j, i)} - d_{(i-1, i)} < d_{(i, j+1)} + d_{(j+1, i+1)} - d_{(i, i+1)}$ 则插入点 j ，巡游路径为 $\{\dots, i-1, j, i, i+1, \dots\}$ ；否则插入点 $j+1$ ，巡游路径为 $\{\dots, i-1, i, j+1, i+1, \dots\}$ 。

step 3: 重复步骤step 2，直到所有城市都加入回路中，输出对应的城市编号即为路径回路，算法结束。

3.4 优化选择算子

通常遗传算法的选择算子有无放回随机选择、无放回余数随机选择、排序选择和随机联赛选择。选择算子的作用是引导算法朝着最优解前进，如果遗传算法的选择算子使种群多样性降低，便会导致种群过早的收敛到局部最优点而不是问题的全局最优点，也就是所谓的“早熟”。选择算子过于发散则会导致算法难以收敛到最优点。本文根据BHGA算法特点，采用最优解选择算子，对适应度值降序排列后直接选择排名靠前的个体进入交叉操作。

3.5 改进矩阵提取特定基因片段交叉算子

由于BHGA算法初始种群是基于路径距离增量最小得到的，因此每一个个体都具有较高的适应度值，经典的遗传算法的交叉算子会破坏种群内的优良基因(即路径顺序)。为了保持种群内的优良基因，本文提出一种新的交叉算子。

参照生物信息学基础中核酸序列对比技术^[22]，改进其中的等价矩阵获取方式并运用于TSP中，提出一种适用于BHGA算法的交叉算子，其主要步骤如下：

step 1: 对种群 P 内所有个体计算其适应度值并进行降序排列，得到种群 P' ；

step 2: 在种群 P' 中，选取相邻2个个体 P'_1 和 P'_2 ，调整 P'_2 路径顺序，使得个体 P'_2 初始城市与个

体 P_1' 相同, 然后生成等价矩阵 F , 即矩阵 F 对角线上元素全为 1, 基因点位城市编号相同的位置也为 1, 其余位置为 0;

step 3: 搜索矩阵 F 每一行(或每一列)只含有一个元素 1 的单位矩阵块或单独的一个元素 1, 并输出对应位置上的城市编号, 将城市编号储存在到基因片段集 S 中;

step 4: 将矩阵 F 对角线元素全部设置为 0, 得到矩阵 F' , 并搜索整个矩阵 F' 中秩大于等于 2 的单位矩阵块, 输出这些单位矩阵块所对应的城市编号, 将其储存在到基因片段集合 S 中;

step 5: 对集合 S 中的基因片段进行最近邻搜索, 即搜索距离当前基因片段末端基因点位最近的一个基因片段, 并连接 2 个基因片段, 直到基因片段集中所有片段都加入到路径之中, 算法结束。

假设选取父代 $P_1'=[a, b, c, d, e, f, g]$, $P_2'=[e, a, b, c, f, g, d]$ 。首先将 P_2' 的出发城市调整为和 P_1' 一致, 此时 P_2' 路径顺序为 $P_2'=[a, b, c, f, g, d, e]$, 得到等价矩阵:

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

F 中行元素代表 $[a, b, c, d, e, f, g]$, 列元素代表 $[a, b, c, f, g, d, e]$ 。首先找到等价矩阵 F 每行(或每列)只含有一个元素 1 的位置, 输出单位矩阵块对应的城市序号, 即 $[a, b, c]$; 然后将矩阵 F 对角线位置的元素归零:

$$F' = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

搜寻矩阵 F' 中秩大于等于 2 的单位矩阵块,

并输出矩阵块对应的城市序号, 即可得到 $[d, e]$ 、 $[f, g]$ 。由此, 可对搜索出来的基因片段 $[a, b, c]$ 、 $[d, e]$ 、 $[f, g]$ 进行最近邻搜索得到最优路径。

为了验证所提算子的可靠性, BHGA 算法采用国际标准 TSPLIB 标准数据集中的 bayg29 进行实验, 首先搜索出 bayg29 已知的最优解为 9 074.15, 最优路径如图 2 所示。

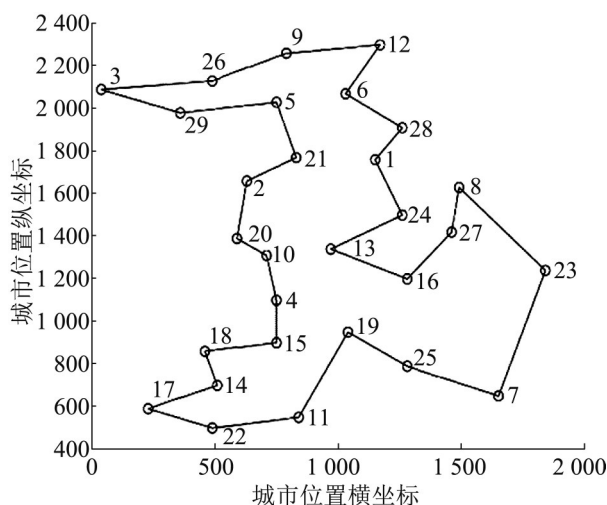


图 2 bayg29 最优路径
Fig. 2 Optimal path for bayg29

选取适应度值临近的两个个体作为父代, 父代 P_1 路径如图 3 所示, 对应的路径长度为 9 077; 父代 P_2 路径如图 4 所示, 对应路径长度为 9 129.3。

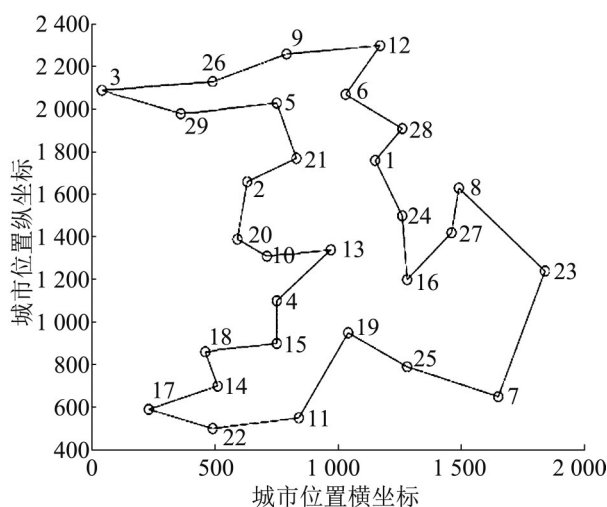


图 3 父代 P_1
Fig. 3 Parent P_1

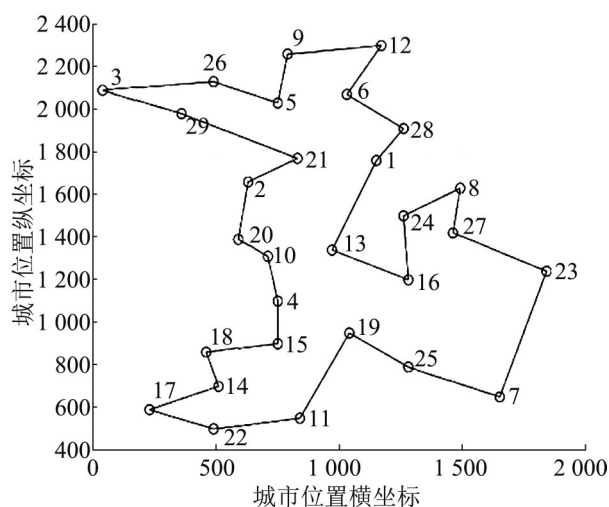


图4 父代 P_2
Fig. 4 Parent P_2

对父代 P_1 、 P_2 都从城市1按照顺时针方向开始排序, 利用BHGA算法的特定基因片段交叉算子可以将路径分成11个基因片段, 分别为[1]、[24]、[16]、[27]、[8]、[23, 7, 25, 19, 11, 22, 17, 14, 18, 15, 4]、[13]、[10, 20, 2, 21]、[5]、[29, 3, 26]、[9, 12, 6, 28, 1]。最后对这11个基因片段进行最近邻搜索, 可得到最优解路径: [1, 24, 13, 16, 27, 8, 23, 7, 25, 19, 11, 22, 17, 14, 18, 15, 4, 10, 20, 2, 21, 5, 29, 3, 26, 9, 12, 6, 28, 1]。即改进后的交叉算子可以通过对基因进行片段化和基因片段重组的方式得到更优解, 使得算法性能得到更好的提升。

3.6 逆转变异算子

经典遗传算法的变异算子是随机选取种群中个体的基因位置进行变异操作, 但BHGA算法经选择、交叉操作之后的种群已经具有非常优质的个体结构, 而这种随机变异操作会造成优质个体的流失。因此本文采用逆转变异算子^[23]。

假设对交叉操作后的种群 P 中的个体 $A=[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]$ 随机产生2个基因变异点 $c_1=2$ 、 $c_2=5$, 对个体 A 执行逆转变异算子得到 $A'=[1, 5, 4, 3, 2, 6, 7]$ 。然后比较变异操作后的路径长度 L' 与逆转操作前的路径长度 L , 若 $L' \leq L$, 则接受新个体 A' ; 若 $L' > L$, 则以一定概率接受新个体 A' 。

通过逆转变异算子的操作可以看出, 该变异算子保证了种群结构不变的最大化, 可以让种群不断朝着当前最优解靠近, 同时又能保证个体能以一定概率从当前局部最优解空间跳出, 突跳到另外的解空间搜寻最优解, 提高了算法的搜索能力。

3.7 算法流程图

根据以上对生物信息启发式遗传算法的描述, 结合对问题的编码并计算个体适应度值, 以此为基础, 对生成的种群进行选择、交叉、变异操作, 具体流程如图5所示。

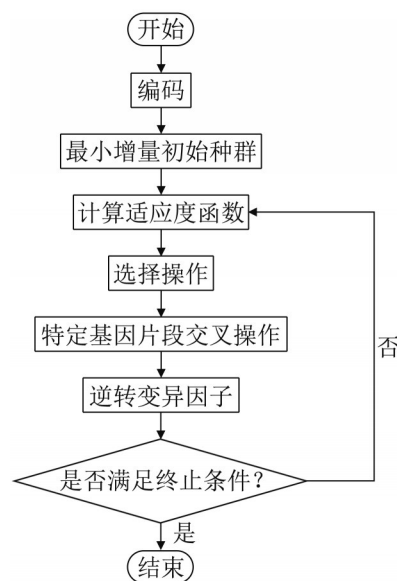


图5 算法流程图

Fig. 5 Algorithm flow chart

4 仿真实验

为了测试改进遗传算法的性能, BHGA算法主要选取国际标准实验集TSPLIB中的数据, 该数据集包含对称旅行推销员问题实例的城市位置坐标和对应的最优解, 主要用于测试TSP相关算法性能。本文采用不同的算法对数据进行模拟实验, 为了保证实验的可靠性, 所有实验都处于同一环境下, 即操作系统Windows 10, 计算机内存为16 G, CPU型号为AMD 4000 series, 运行环境为Matlab 2019a, 每一种算法运行10次。选取

TSPLIB中数据att48、pr76、eil101、Berlin52进行实验, BHGA算法中种群规模为30, 交叉概率为0.9, 变异概率为0.2。

按照算法流程, 首先对数据进行十进制编码, 然后对所有的城市进行最小增量初始化, 计算种群内所有个体的适应度值并进行排序。留下排序

后种群选择适应度较好的30个个体执行交叉、变异操作。算法迭代次数如果超过500则算法结束, 否则算法继续。根据以上操作对测试数据进行实验, 对比最近邻算法(NN)、模拟退火算法(SA)和遗传算法(GA), 具体结果如表1所示。

表1 BHGA算法与其他算法实验结果比较($\alpha = 2$)

Table 1 Comparison of experimental results between BHGA algorithm and other algorithms($\alpha = 2$)									
集合类型	官方数据的 最优路径长度	实验所得最优路径长度				实验所得路径长度的均值			
		NN	SA	GA	BHGA	NN	SA	GA	BHGA
att48	33 522	39 237	34 012	33 990	33 522	40 900	34 903	34 019	33 545
pr76	108 159	137 355	120 549	111 170	107 973	142 183	127 562	110 380	109 210
eil101	629	703	669	676	644	726	670	686	651
Berlin52	7 544	8 439	8 291	8 302	7 544	8 694	8 419	8 450	7 695

本文采用相对误差对算法性能进行评估:

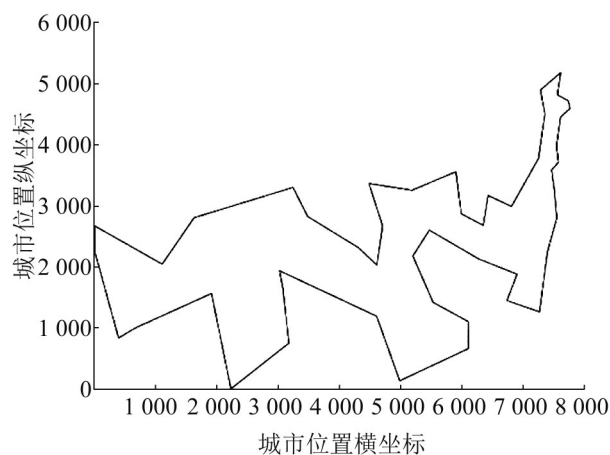
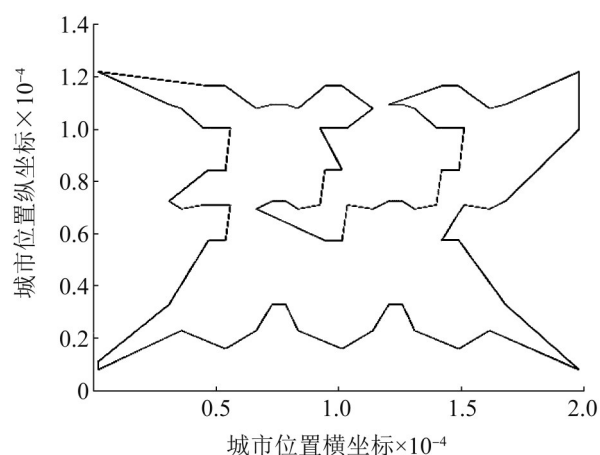
$$err = \frac{Opt - Best}{Best} \times 100\% \quad (3)$$

根据相对误差表达式, 将表1中数据再次进行处理, 得到表2。

表2 算法性能对比

Table 2 Algorithm performance comparison %				
集合类型	NN	SA	GA	BHGA
att48	17.04	1.46	1.40	0
pr76	21.25	11.45	2.78	-0.17
eil101	11.82	6.31	7.45	2.35
Berlin52	11.86	9.89	10.04	1.96

从表2可以看出, 针对中小型数据集att48、pr76, BHGA算法有着较大的优势, 对于数据集att48能够准确搜索出目前已知的最优解; 此外, 横向对比传统经典遗传算法(GA), 在种群规模、交叉概率、变异概率和终止条件相同的情况下, BHGA算法能够搜索到目前已知的全局最优解。同时, 对数据集pr76, BHGA算法搜索到了比官方数据更短的路径。但是从数据集eil101可以看出, BHGA算法在大型数据集上运行时, 可能会陷入局部最优。使用BHGA算法对表中的数据进行了仿真实验, 分别得到att48、pr76、eil101、Berlin52数据集的最优路径如图6~9所示。

图6 att48最优路径
Fig. 6 Optimal path for att48图7 pr76最优路径
Fig. 7 Optimal path for pr76

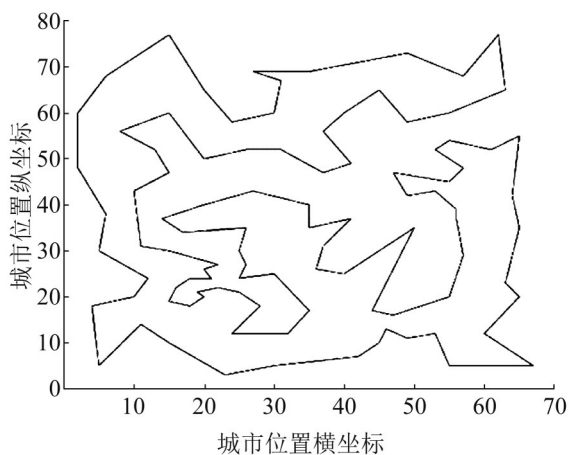


图8 eil101 最优路径

Fig. 8 Optimal path for eil101

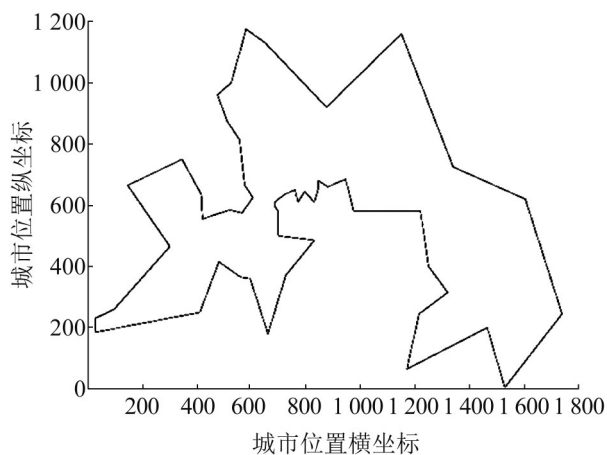


图9 Berlin52 最优路径

Fig. 9 Optimal path for Berlin52

5 结论

BHGA 算法对传统遗传算法进行了改进，在适应度函数的表达上加入了城市数量和城市位置分布的参数，为后期进行选择、遗传变异的操作提供了更为可靠的依据；通过增量最小算法得到优质的初始种群，之后利用生物信息学的基因序列对比技术对相邻个体进行基因片段提取，然后进行基因片段最近邻交叉操作；最后采用基因逆转变异算子对种群进行变异操作，提高了算法的搜索能力和种群基因的多样性。仿真实验表明，BHGA 算法简单易实现，既能保证种群的多样性，又可增强算法的收敛速度和精度，避免了原始算

法的缺点，具有较好的实用价值，并且能在小规模 TSP 中获得较好解。但目前该算法对大规模 TSP 问题解决效果不佳，主要原因可能是在基因序列对比操作时，部分局部最优路径片段会绑定在一起，导致无法跳出局部最优，未来将对此进一步研究。

参考文献:

- [1] 肖建华, 李雅梦, 杜经国, 等. 电子商务背景下的城市物流共享仓库动态选址研究[J]. 数学的实践与认识, 2020, 50(15): 62-73.
Xiao Jianhua, Li Yameng, Du Jingguo, et al. The Dynamic Location of Urban Shared Warehouse Under E-Commerce[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2020, 50(15): 62-73.
- [2] 程昶运, 熊瑞平, 王波, 等. 壳体曲面的机械臂喷涂路径规划方法研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020 (3): 49-54.
Cheng Changyun, Xiong Ruiping, Wang Bo, et al. Research on Spray Path Planning Method of Shell Surface for Manipulator[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2020(3): 49-54.
- [3] 刘涛. 基于动态规划的大学周边外卖配送路径优化分析[J]. 物流工程与管理, 2020, 42(6): 125-126.
Liu Tao. Optimization Analysis of Takeout Delivery Path Around University Based on Dynamic Programming[J]. Logistics Engineering and Management, 2020, 42(6): 125-126.
- [4] 严炜, 龙长江, 李善军. 基于差分量子退火算法的农用无人机路径规划方法[J]. 华中农业大学学报, 2020, 39 (1): 186-192.
Yan Wei, Long Changjiang, Li Shanjun. A Path Planning Method for Agricultural UAV Based on DEQA Algorithm [J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2020, 39(1): 186-192.
- [5] 李智慧. 非对称TSP问题下界的研究[J]. 数学的实践与认识, 2019, 49(5): 261-266.
Li Zhihui. The Research of Optimal Down Bound of Asymmetrical TSP[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2019, 49(5): 261-266.
- [6] Hougardy S, Zaiser F, Zhong X. The Approximation Ratio of the 2-Opt Heuristic for the Metric Traveling Salesman Problem [J]. Operations Research Letters (S0167-6377), 2020, 48(4): 401-404.
- [7] Adamo T, Ghiani G, Guerriero E. An Enhanced Lower Bound for the Time-Dependent Travelling Salesman Problem [J]. Computers & Operations Research(S0305-0548), 2020, 113

- (1):104795.
- [8] Gao Zhihan. On the Metric s-t Path Traveling Salesman Problem [J]. Siam Journal on Discrete Mathematics (S0895-4801), 2018, 60(2): 409-426.
- [9] 李玲玉, 张昆. 用分枝定界算法求解旅行商问题的插件开发[J]. 测绘科学, 2020, 45(11): 185-190.
Li Lingyu, Zhang Kun. Development of Plugin to Solve Travelling Salesman Problem with Branch and Bound Algorithm [J]. Science of Surveying and Mapping, 2020, 45(11): 185-190.
- [10] Peng W, Guo S, Li H. Research on Picking Route Optimization of Multi-Zone Warehouse Based on Traveling Salesman Problem and Simulated Annealing Algorithm[J]. Journal of Physics: Conference Series (S1742-6596), 2021, 1861(1): 012031.
- [11] 邱媛. 基于一种改进的禁忌搜索算法的时间相关电动车车辆路径问题研究[D]. 南京: 南京大学, 2020.
Qiu Yuan. Study on Time-Dependent EV Vehicle Routing Problem Based on an Improved Tabu Search Algorithm [D]. Nanjing: Nanjing University, 2020.
- [12] 黄辰. 基于智能优化算法的移动机器人路径规划与定位方法研究[D]. 大连: 大连交通大学, 2018.
Huang Chen. Research on Path Planning and Localization Method of Mobile Robot Based on Intelligent Optimization Algorithm [D]. Dalian: Dalian Jiaotong University, 2018.
- [13] 孙滢. 若干最优化问题的粒子群算法及应用研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2020.
Sun Ying. Research on Particle Swarm Optimization Algorithm and Its Application for Some Optimization Problems[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2020.
- [14] 朱大奇, 朱婷婷, 颜明重. 基于改进神经网络的多AUV全覆盖路径规划[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(8): 1505-1514.
Zhu Daqi, Zhu Tingting, Yan Mingzhong. Multi-AUV Complete Coverage Path Planning Based on Improved Neural Network [J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(8): 1505-1514.
- [15] 陈科胜, 鲜思东, 郭鹏. 求解旅行商问题的自适应升温模拟退火算法[J]. 控制理论与应用, 2020, 38(2): 245-254.
Chen Kesheng, Xian Sidong, Guo Peng. Adaptive Temperature Rising Simulated Annealing Algorithm for Traveling Salesman Problem [J]. Control Theory & Applications, 2020, 38(2): 245-254.
- [16] 叶多福, 刘刚, 何兵. 一种多染色体遗传算法解决多旅行商问题[J]. 系统仿真学报, 2019, 31(1): 36-42.
Ye Duofu, Liu Gang, He Bing. Multi-chromosome Genetic Algorithm for Multiple Traveling Salesman Problem [J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(1): 36-42.
- [17] 王震, 刘瑞敏, 朱阳光, 等. 一种求解TSP问题的改进遗传算法[J]. 电子测量技术, 2019, 42(23): 91-96.
Wang Zhen, Liu Ruimin, Zhu Yangguang, et al. Improved Genetic Algorithm for Solving TSP Problem [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(23): 91-96.
- [18] 张立毅, 高杨, 费腾. 求解旅行商问题的萤火虫遗传算法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(7): 1939-1944.
Zhang Liyi, Gao Yang, Fei Teng. Firefly Genetic Algorithm for Traveling Salesman Problem [J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(7): 1939-1944.
- [19] 宋彦杰, 王沛, 张忠山, 等. 面向多星任务规划问题的改进遗传算法[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(9): 1391-1397.
Song Yanjie, Wang Pei, Zhang Zhongshan, et al. An Improved Genetic Algorithm for Multi-Satellite Mission Planning Problem [J]. Control Theory & Applications, 2019, 36(9): 1391-1397.
- [20] Panwar K, Deep K. Discrete Grey Wolf Optimizer for Symmetric Travelling Salesman Problem[J]. Applied Soft Computing (S1568-4946), 2021, 105: 107298.
- [21] 王凌. 智能优化算法及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2001: 36-37.
Wang Ling. Intelligent Optimization Algorithm and Its Application [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001: 36-37.
- [22] 孙啸, 陆祖宏, 谢建明. 生物信息学基础[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
Sun Xiao, Lu Zuhong, Xie Jianming. Fundamentals of Bioinformatics [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.
- [23] Qiao W B, Jean-Charles Créput. Multiple K-Opt Evaluation Multiple K-Opt Moves With GPU High Performance Local Search to Large-Scale Traveling Salesman Problems [J]. Annals of Mathematics and Artificial Intelligence (S1012-2443), 2020, 88(4): 347-365.