

基于近傍测度全局最短路径的优化算法研究

储晓敏 朱越聪 王瑜 陈科伟
宁波大学, 浙江 宁波 315211

摘要: 路径规划是实现机器人智能高效工作的关键性能指标之一。为了提高机器人的移动效率, 本文基于传统的模拟退火算法 (SA) 提出了近傍测度-模拟退火算法 (N-SA) 模型来求解 TSP。本文利用近傍测度去评估解的质量, 有利于加快传统模拟退火算法收敛速度。研究中, 将近傍测度与遗传算法 (GA)、粒子群优化算法 (PSO) 等算法相结合, 同样可以加快收敛速度, 验证了近傍测度具有较高的鲁棒性。本文采用 TSPLIB 数据集进行实验, 核心完成模拟退火算法与近傍测度结合。实验结果表明, 利用近傍测度对模拟退火算法生成的解进行优化, 能有效解决路径交叉问题。同时, 解的质量快速收敛到 95% 以上。该模型具有速度快、计算量小、通用性强等特点, 可为机器人的高效移动提供一定的研究价值。

关键词: 路径规划; 近傍测度; 模拟退火算法; 优化算法

A New Heuristic Algorithm Based on Nearby Measures for Global Shortest Path Calculation

Chu, Xiaomin Zhu, Yuecong Wang, Yu Chen, Kewei

Faculty of Mechanical Engineering & Mechanics, Ningbo University, Ningbo 315211, China

Abstract: Path planning is one of the key performance indexes to realize intelligent and efficient robot work. In order to improve the moving efficiency of the robot, the Nearby Measures & Simulated Annealing Algorithm (N-SA) model is proposed to solve the TSP based on the traditional Simulated Annealing Algorithm (SA). In this paper, the Nearby Measures is used to evaluate the quality of the solution, which is helpful to speed up the convergence of the traditional Simulated Annealing algorithm. In this study, the convergence rate of Nearby Measures is also accelerated by combining with Genetic Algorithm (GA) and Particle Swarm Optimization Algorithm (PSO), and the robustness of Nearby Measures is verified. In this paper, TSPLIB data set is used to carry out experiments, and the core realizes the combination of Simulated Annealing Algorithm and Nearby Measures. The experimental results show that the path crossing problem can be solved effectively by optimizing the solution generated by the simulated annealing algorithm using Nearby Measures. At the same time, the mass of the solution rapidly converges to more than 95%. The model has the characteristics of fast speed, small amount of calculation and strong versatility, which can provide certain research value for the efficient movement of robots.

Keywords: Path planning; Nearby Measures; Simulated Annealing Algorithm; Optimization Algorithm

DOI: 10.62639/sspis12.20240101

一、概述

旅行商问题 (TSP) 是一个经典的组合优化问题。可描述为: 一个商品推销员要在几个城市销售商品, 这个推销员从一个城市出发, 需要经过所有的城市, 回到原点。TSP 应用十分广泛, 但主要是在机器人路径规划中发挥重要作用。

近年来, 为了求解 TSP, 大量研究者对 TSP 进行了深入的研究, 提出了鲸鱼优化算法^[1]、ITÖ 算法^[2]、Jaya 算法^[3]等相关算法^[4-5]。传统的模拟退火算法 (SA) 是一种贪心算法。通过模拟物理冷却过程, 找到各温度下的最优解, 并通过内循环迭代求解当前最优温度。当退火温度较低时, 可以从每个值中找到最优值, 这导致求解模拟退火算法的时间较长。因此, 许多研究者对 SA 算法进行了优化。其中, Manthey B 等人研究了模拟退火平均运行时间的下界^[6]。Cherabli M 等改进的描述性抽样模拟退火算法解决了旅行商问题^[7]。Zhang Y 等^[8]针对模拟退火算法等相关研究 [9-10] 提出了一种新的状态转换模拟退火算法。Tong B^[11], Zhou Y^[12], Karakostas P^[13] 等人在邻近度结合 TSP 问题也做出了深入的研究

[14-15]

本文为研究如何提高模拟退火算法的收敛速度, 提出了近傍测度-模拟退火算法 (N-SA) 模型。该模型引用近傍测度概念, 可以对当前解进行归一化, 实时评估当前解的质量。与传统的 SA 算法相比, N-SA 算法避免了产生新解时两个或三个元素之间的随机交换, 通过利用近傍测度, 进行局部优化。实验结果表明, 该方法可以加快原 SA 算法的初始收敛速度, 但容易陷入局部最优。因此, 本研究基于原本 SA 算法机理跳出局部最优。同时, 可以利用局部近傍测度对传统模拟退火算法生成的解进行局部优化, 有利于加快模拟退火算法后期的收敛性。整个研究以 TSP 为研究背景, 通过调用 TSPLIB 数据集验证模型的可靠性。

二、近傍测度

(一) 近傍测度介绍

近年来, 众多研究者针对组合优化提出了许多优化算法, 包括 GA、SA、PSO、TS 等。近傍测度研究核心在于, 它是在解决组合优化问题中, 对各种组合优化算法所产生的解进行评估的一种方法。它根据产生的最优解来评价当前解的好坏,

(稿件编号: IS-24-1-1012)

利用模糊数学,将评价价值归一到[0,1]之间,实现对解质量进行动态评估。

在路径规划过程中,可以计算当前位置与其他点之间的距离,具体描述如下:

$$c_{i,i} = 0 (i \in \{1,2,3, \dots, N\}) \quad (1)$$

$$c_{i,j} > 0 (i \neq j, i, j \in \{1,2,3, \dots, N\}) \quad (2)$$

所有距离信息都可以存储在一个 $N \times N$ 矩阵中,记为 C :

$$C = (c_{i,j}) (i, j \in \{1,2,3, \dots, N\}) \quad (3)$$

将当前城市 i 与下一个城市 j 的距离记为 $C_{i,j}$,当前城市与其他城市的最小距离记为:

$$c_i^{\min} = \min\{c_{i,j} | j \in \{1,2,3, \dots, N\} - \{i\}\} \quad (4)$$

当前城市与其他城市之间的最大距离记为:

$$c_i^{\max} = \max\{c_{i,j} | j \in \{1,2,3, \dots, N\} - \{i\}\} \quad (5)$$

因此,当前路线近傍测度的评价价值为:

$$N = \frac{c_i^{\max} - c_{ij}}{c_i^{\max} - c_i^{\min}} \quad (6)$$

通过以上参数的分析,当 $C_{i,j}$ 的值趋近 c_i^{\min} 时,得到的近傍测度 N 的值趋近于 1,当 $C_{i,j}$ 的值远离 c_i^{\min} 时,得到的近傍测度的值趋近于 0。通过计算路线的每一段,可以判断当前的路线是否是最佳路线。

(二) 近傍测度的分类

近傍测度为全体近傍测度和局部近傍测度。

1. 全体近傍测度

在求解 TSP 最短路径的过程中,通过初始化(基于 SA 得到的初始最优解)得到一组可行解: $\bar{x}_\rho = [\rho(1), \rho(2), \rho(3), \dots, \rho(N)]$,对于闭环路由,总接近度定义为:

$$N_{\text{closed}} = \frac{\sum_{i=1}^N N_{\rho(i)}(\pi(i))}{N} \quad (\epsilon \in [0,1]) \quad (7)$$

在上述公式中:

$\pi(i)$:代表城市 i 的下一个城市。其中, $\pi(i)$ 可以定义为:

$$\pi(i) = \begin{cases} \rho(i+1) & i \in \{1,2,3, \dots, N-1\} \\ \rho(1) & i = N \end{cases} \quad (8)$$

$N_{\rho(i)}\pi(i)$:表示当前城市到下一个城市的距离。

N :代表城市的数量。

通过计算各路段的近傍测度,均值在 [0,1] 之间。当 N_{closed} 数值接近 1 时,表示当前路径好。当 N_{closed} 数值接近 0,表示当前解的质量差,即得到的路径不是最优路径。

2. 局部近傍测度

局部近傍测度定义类似于全体近傍测度。但局部近傍测度并非对一个整体路线进行路线评估,而是将路径进行划分,分别对每一组路线进行评估,去求解每一段路线的好坏。通过设置阈值,改变起点位置及每组元素个数,可以利用局部近傍测度对部分路线进行优化。若每一部分都能找到最优路径,将局部路线连接起来,得到的整体路线将是一个较优路线。

三、近傍测度计算过程及 N-SA 算法

(一) 近傍测度计算过程

传统模拟退火算法,主要问题在于计算时间长和收敛速度慢。本研究为加快原本传统模拟退火算法计算时间,在保证计算效率的同时,引用了近傍测度。利用近傍测度有利于加快原本模拟退火算法收敛速度。首先,随机初始化得到一个初始解,在初始解的基础上,对初始解进行分组;利用局部近傍度,探索局部最优路线,实现在减少计算时间的同时提高解的质量。

对近傍测度计算过程定式化描述如下:

在 TSP 中,初始化一组可行解,记为 $\bar{x}_\rho = [\rho(1), \rho(2), \rho(3), \dots, \rho(N)]$ 。将 m 个元素分成一组得到 m 组,其中 $m = [N/2+1]$ (其中 $[]$ 表示取整数)。

较好的路由分组如下:

$$Z_1 = \{\rho(1), \rho(2), \dots, \rho(m)\}$$

$$Z_2 = \{\rho(m+1), \rho(m+2), \dots, \rho(2m)\}$$

.....

$$Z_j = \{\rho[(j-1)m+1], \rho(j-1)m+2, \dots, \rho(jm)\}$$

$$Z_{M-1} = \{\rho[(M-2)m+1], \rho[(M-2)m+2], \dots, \rho[(M-1)m]\}$$

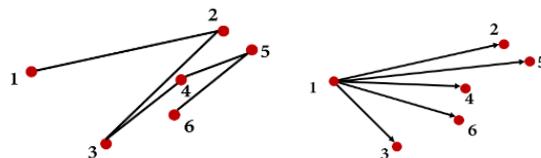
$$Z_M = \{\rho[(M-1)m+1], \rho(M-1)m+2, \dots, \rho(N)\} \quad (9)$$

通过计算每组路线的近傍测度,来判断每段路线的优劣。采用开环近傍测度法计算各分段路线:

$$N_{\text{opened}} = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} N_{\rho(i)}(\pi(i))}{N-1} \quad (\epsilon \in [0,1]) \quad (10)$$

这里可以通过设置阈值,对部分不好的路线重新进行路径规划。当开环近傍测度计算值 N_{closed} 低于该阈值时,使用近傍度重新进行路径规划,对高于该阈值的近傍度保持不变。

对于上述分组完成后的元素,取其中一组(开环近傍测度计算值小于阈值),对其应用局部近傍测度进行优化,例如选择路线为(如图 1 所示):



(a) (b)
图 1 待优化局部路线

对上述进行分析,以“1”点为起点。由图可知: $c_{15}^i = c_{15}$, $c_{13}^i = c_{13}$, $c_{ij} = c_{12}$ 。因此,第一段计算近傍测度为:

$$N_i = \frac{c_{15}^i - c_{ij}}{c_{15}^i - c_{13}^i} (i = 1,2,3, \dots, 6) \quad (11)$$

此时, $N_1 = (c_{15} - c_{12}) / (c_{15} - c_{13})$ 。由图可知, $c_{12} > c_{13}$, 此时 $N_1 < 1$, 所以从“1”位置到“2”位置,走的路线并非最短路线。此时对算法进行优化,将 $c_{13}^i = c_{ij}$, 即将“1”位置与“2”位置

相连转换成“1”位置与“3”位置相连,此时从“1”位置到“3”位置将是最短距离(如下图2所示)。

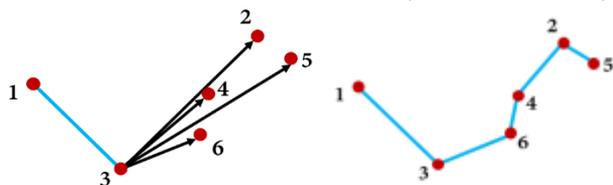


图2 第一段优化结果

图3 局部优化结果

在确定“1”位置和“3”位置之后,以“3”位置为起点,去除“1”位置如图所示,通过上述相同的方法,确定“3”位置之后的下一个位置为“4”位置。以此类推,依次找到最短路线直至最后一个位置。最终优化结果如下图3所示。

在优化过程中,为了避免人工分组偶然性。通过外设循环,自动设置分组元素,设其元素个数要满足: $3 < m < [N/2]+1$ (其中 $[]$ 表示取整数)。

(二) 近傍测度计算流程图

近傍测度计算过程流程图如下图所示(图4):

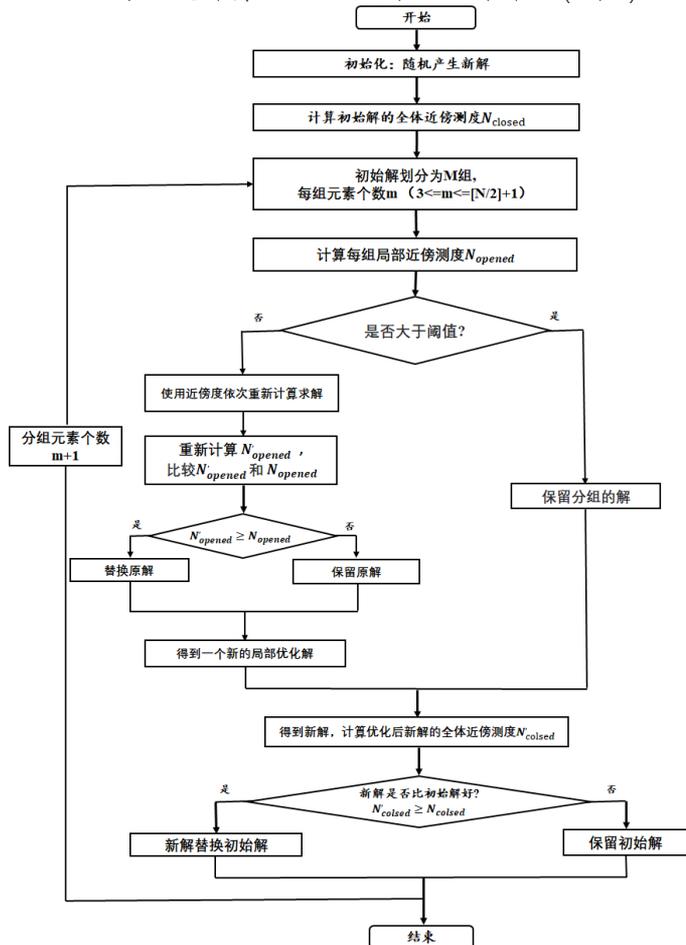


图4 近傍测度计算流程图

(三) N-SA 算法

为了解决模拟退火算法收敛速度慢、计算时间长的问题,将近傍测度与模拟退火算法相结合,提出了 N-SA 算法模型。

在算法的早期,可以使用近傍测度来加快收敛速度,但在后期,为避免陷入局部最优,利用 SA 算法跳出局部最优。

在 N-SA 算法中,所有路线值的评估采用的是全体近傍测度,局部路线优化及局部最短路径的探索,采取的是局部近傍测度。通过运用近傍测度去探索局部路线中的最短路线,有效改变的 SA 迭代次数过多的问题。实验结果表明该方法能够有效解决 SA 收敛速度慢的问题,加快了较优解求解速率。同时,近傍测度能够实现 SA 产生的较优解进一步优化,快速解决路径交叉问题,得到一个较优路径。

四、实验验证

(一) 实验环境和数据预处理

1. 实验环境

实验运行在 windows 10 64 位操作系统上,基本配置 intel 酷睿 i9-12900H 处理器, 32GB 运行内存, NVIDIA T600 Laptop GPU 显卡, 实验使用 python 3.8。

2. 数据预处理

本实验的数据库,来自 TSPLIB 数据 [16], 国家标准数据集。对于数据集的模块处理,主要完成以下操作:

- 1) 引入数据集
- 2) 将文件格式转换为 .csv
- 3) 导入到 Pycharm 环境

(二) 实验结果

1. 优化 SA 算法的运行结果

传统模拟退火算法,如果降低内循环的迭代次数,会造成解的质量降低。在本次实验中,可以利用局部近傍测度,对局部解进行调整,从而对 SA 产生较优解进行优化。局部近傍测度优化原理如上述流程图一致,只是将产生的初始解转换为 SA 生成的较优解。实验从 TSPLIB 数据库中选用 att48.tsp(图5), berlin52.tsp(图6), chn31.tsp(图7) 三个数据集进行验证,实验结果如下图所示。

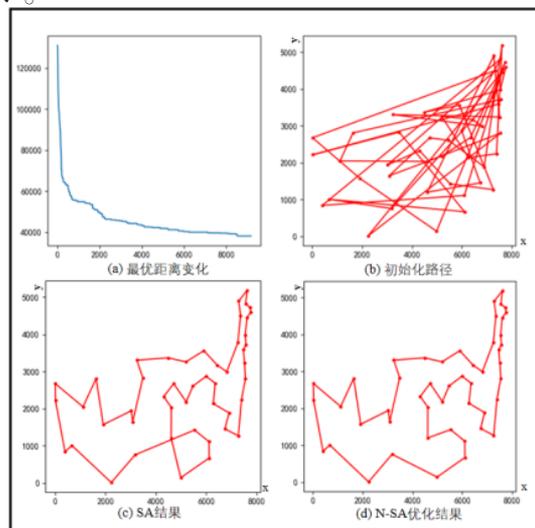


图5 att48.csv 数据集优化实验结果

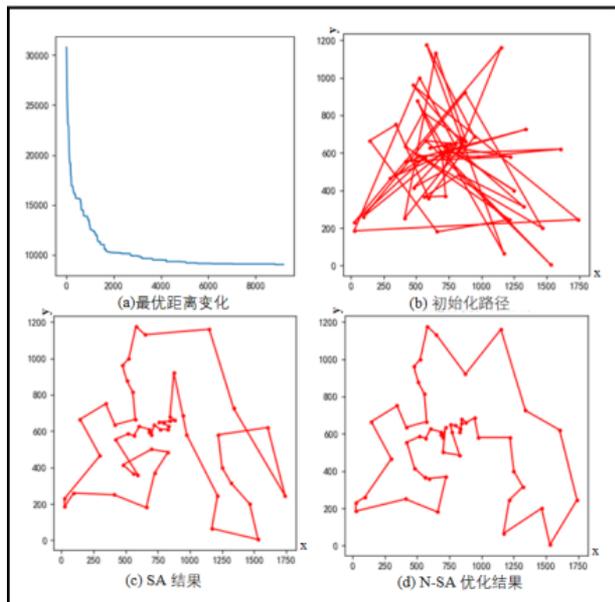


图 6 berlin52.csv 数据集优化实验结果

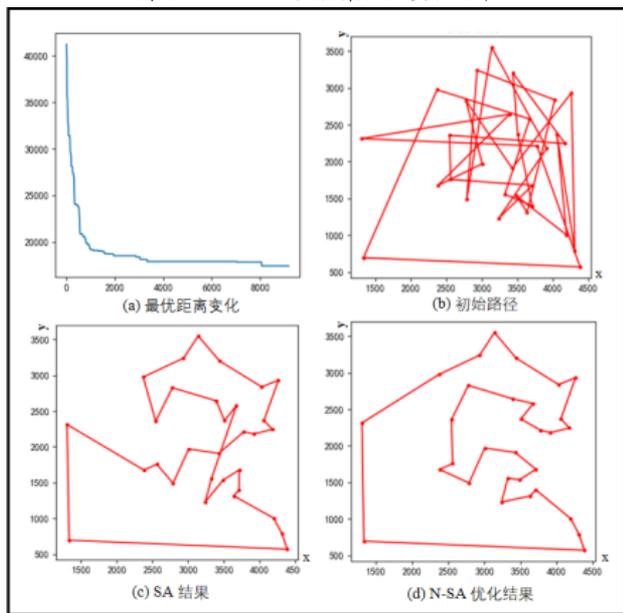


图 7 chn31.csv 数据集优化实验结果

实验结果表明, N-SA 算法模型可以对 SA 生成的最优解进行进一步优化。N-SA 可以有效地解决路径规划过程中的路径交叉问题。

2. N-SA 实验结果

N-SA 算法的核心是利用局部近傍测度对部分路线的重新排序, 使得较差的一段路线近傍测度的值趋近于 1。为避免产生的解陷入局部最优, 需用利用 SA 算法机理, 随机交换两个值或三个值的位置, 跳出局部最优。本实验调用 att48.tsp, kro200.tsp, a280.tsp, rat575.tsp, rat783.tsp 数据集验证该模型的有效性, 实验结果如下表所示 (表 1)。

表 1. N-SA 计算结果

Data Set	N-SA	TSPLIB	ΔL	$\Delta \eta$
att48.tsp	33523.70851	33522	1.708507435	5.09668E-05
kroA200 .tsp	29437.14617	29368	69.14616918	0.002354473
a280.tsp	2628.391854	2579	49.39185351	0.019151552
rat575.tsp	7213.081462	6773	440.0814625	0.064975854
rat783.tsp	9545.180096	8806	739.1800957	0.083940506

表中 ΔL 表示 N-SA 计算值与 TSPLIB 数据库中最优数据的差值, $\Delta \eta$ 表示差值在最优数据中的占比。

3. N-SA 与 SA 算法的比较

与 SA 算法相比, N-SA 算法利用局部近傍测度加快了收敛速度。为了在后期跳出局部最优, N-SA 算法与 SA 算法具有相同的机理。实验结果表明, 初始化产生解的全体近傍测度值约为 0.5。N-SA 算法在早期收敛速度较快, 可以在较短的时间内使全体近傍测度值达到 0.95 以上。本实验调用 TSPLIB 数据库中的 att48.tsp(图 8), a280.tsp(图 9), rat575.tsp(图 10), rat783.tsp(图 11), pcb1173.tsp(图 12)。进行验证, 收敛速度如下图所示。

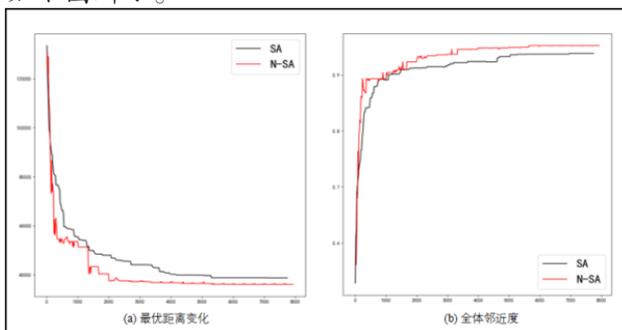


图 8 att48.tsp 数据集实验结果

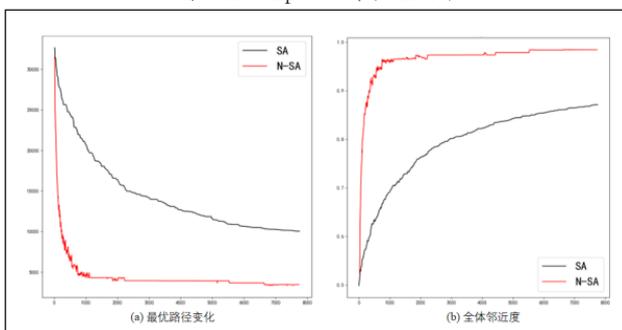


图 9 a280.tsp 数据集实验结果

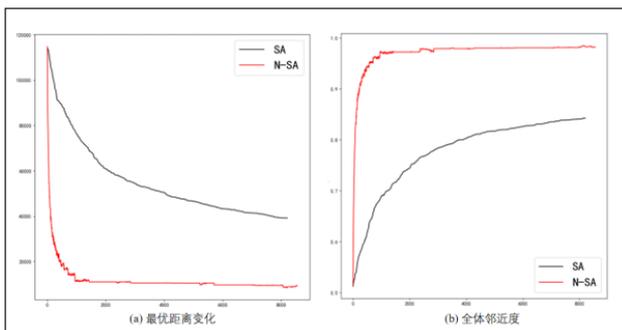


图 10 rat575.tsp 数据集实验结果

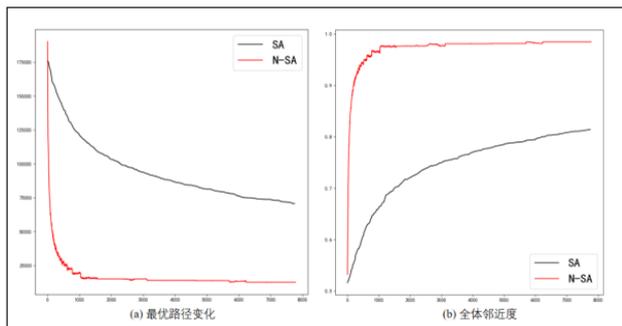


图 11 rat783.tsp 数据集实验结果

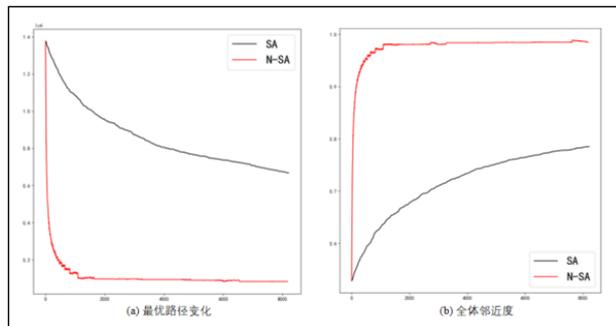


图 12 pcb1173.tsp 数据集实验结果

同时, 本实验比较了相同迭代次数下 SA、GA、PSO 和 N-SA 四种算法产生的解。结果如

下表所示 (表 2):

表 2 多种算法结果的比较

Data Set	Iterations	SA	GA	PSO	N-SA
att48.tsp	8000	36752.59306	34537.11358	34193.4616	33784.02701
a280.tsp	8000	10033.47677	2915.8588	4280.1678	3339.268335
rat575.tsp	8000	39223.19467	8694.134824	22777.8995	8510.793365
rat783.tsp	8000	70058.21097	13095.4396	31052.8544	12182.4991
pcb1173 .tsp	8000	636224.2826	133447.9093	319785.9022	88785.55433

表中数据表明, N-SA 算法生成的解全部优于 SA 算法, 可以加快传统 SA 算法的计算效率。但与遗传算法相比, 有一定的局限性。

五、结论

本文提出 N-SA 算法模型来解决 TSP 问题, 将近傍测度与传统模拟退火算法相结合, 可以加快原本模拟退火算法的收敛速度。

首先, 与传统的模拟退火算法相比, N-SA 算法通过对解进行划分, 利用局部近傍测度对路线进行优化计算。这种计算方法区别于传统模拟退火算法中随机交换元素产生新解, N-SA 加快了计算机的计算效率。其次, 使用近傍测度对 SA 的较优解进行优化。实验结果表明, 近傍测度能够快速有效解决 TSP 问题中路径交叉问题。通过采用 TSPLIB 数据集对 N-SA 算法模型进行验证, 能够使得解的质量能快速收敛 95% 以上。

本文采用局部近傍测度对局部解进行优化, 加快了原本 SA 算法前期收敛速度。但 N-SA 算法后期由于获得解得质量较高, 需要设置更高的阈值来提高解的质量。通过近傍测度与 SA 算法的结合, 可以帮助机器人可以快速找到最优路径, 对提高机器人运动效率具有一定的研究价值。同时, 研究中将近傍测度与遗传算法 (GA) 和粒子群算法 (PSO) 等传统算法结合, 同样可以加快收敛速度, 验证了近傍测度具有较高的鲁棒性。但本研究利用 SA 算法在后期跳出局部最优, 存在一定的局限性。如何实现模拟退火算法后期快速收敛需要被进一步研究。

参考文献:

[1] 洪莉. 改进的鲸鱼优化算法及其在车辆路径问题中

的应用 [D]. 河南大学, 2021. DOI:10.27114/d.cnki.gnhau.2021.000258.

- [2] Dong X, Xu M, Lin Q, et al. ITÖ algorithm with local search for large scale multiple balanced traveling salesmen problem[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 229: 107330.
- [3] Gunduz M, Aslan M. DJAYA: A discrete Jaya algorithm for solving traveling salesman problem[J]. Applied Soft Computing, 2021, 105: 107275.
- [4] 程亚南, 王晓峰, 刘松浩等. 一种求解 TSP 问题的海鸥算法 [J]. 现代电子技术, 2022, 45(07):112-116. DOI:10.16652/j.issn.1004-373x.2022.07.021.
- [5] 吴剑杰. 改进的人工鱼群算法求解 TSP 问题的研究 [J]. 科技通报, 2021, 37(08):66-70. DOI:10.13774/j.cnki.kjtb.2021.08.012.
- [6] Manthey B, van Rhijn J. Towards a Lower Bound for the Average Case Runtime of Simulated Annealing on TSP[J]. arXiv preprint arXiv:2208.11444, 2022.
- [7] Cherabli M, Ourbih-Tari M, Boubalou M. Refined descriptive sampling simulated annealing algorithm for solving the traveling salesman problem[J]. Monte Carlo Methods and Applications, 2022, 28(2): 175-188.
- [8] Zhang Y, Han X, Dong Y, et al. A novel state transition simulated annealing algorithm for the multiple traveling salesmen problem[J]. The Journal of Supercomputing, 2021, 77: 11827-11852.
- [9] 钱叶霞, 陈子敬. 基于改进模拟退火算法的配送路径优化研究 [J]. 中国商论, 2023, No. 879(08):86-89. DOI:10.19699/j.cnki.issn2096-0298.2023.08.086.
- [10] 翟昌宇, 李德祯, 刘博. 并行模拟退火算法在智能调度中的应用 [J]. 智能制造, 2023, No. 315(01):63-66.
- [11] Tong B, Wang J, Wang X, et al. Optimal Route Planning for Truck-Drone Delivery Using Variable Neighborhood Tabu Search Algorithm[J]. Applied sciences, 2022, 12(1): 529.
- [12] Zhou Y, Xu W, Fu Z H, et al. Multi-neighborhood

simulated annealing-based iterated local search for colored traveling salesman problems[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(9): 16072-16082.

- [13] Karakostas P, Sifaleras A. A double-adaptive general variable neighborhood search algorithm for the solution of the traveling salesman problem[J]. Applied Soft Computing, 2022, 121: 108746.
- [14] 周昇. 一种 TSP 的新算法: 智能邻近点算法 [J]. 南通职业大学学报, 2017, 31(03): 72-76+81.
- [15] Yang S, Huang J, Li W, et al. A Novel Discrete Group Teaching Optimization Algorithm for TSP Path Planning with Unmanned Surface Vehicles[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(9): 1305.
- [16] 赵媛. 改进的生成树算法求解旅行商问题 [J]. 兰州大学学报(自然科学版), 2008(S1): 164-165+168. DOI:10.13885/j.issn.0455-2059.2008.s1.054. [17]

Reinelt, G. TSPLIB—A Traveling Salesman Problem Library. ORSA Journal on Computing, 3, 376-384. <http://comopt.ifi.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95/>.

(作者简介: 储晓敏(1998-09), 汉族, 籍贯安徽安庆, 硕士, 宁波大学机械工程与力学学院研究生, 研究方向: 机器人技术, 路径规划。
朱越聪(1998-11), 汉族, 籍贯浙江长兴, 硕士, 宁波大学机械工程与力学学院研究生, 研究方向: 机器视觉, 机器人技术。
王瑜(1979-07), 男, 汉族, 籍贯北京, 硕士, 中国安全生产科学研究院高级工程师, 研究方向: 安全工程, 项目管理, 职业危害。
陈科伟(1963-01), 汉族, 籍贯浙江宁波, 博士, 宁波大学机械工程与力学学院教授, 研究方向: 计算智能、智能制造。)

(上接第 33 页)

何更好地融合这些先进技术, 以提升算法的自主学习和决策能力。这包括探索更高效的深度学习模型、自适应算法和人机交互方法。通过这些研究方向的探索, 未来的多传感器融合视觉算法将更加智能、高效和适用, 为各种应用领域带来革命性的变革。

六、结语

本研究在多传感器融合视觉算法领域取得了显著成果, 不仅为机器人的自主移动能力提供了强有力的技术支持, 也为未来机器人技术的发展开辟了新的研究方向。研究成功实现了在复杂环境下的有效特征提取、环境感知、路径规划和障碍物避让, 显著提升了机器人的自主操作能力。未来的研究将进一步探索算法的改进策略, 拓展潜在的应用场景, 并不断优化机器人在更加复杂环境中的适应性和灵活性, 为实现更高级别的机

器人自主性提供坚实的技术基础。

参考文献:

- [1] 张赛昆, 李德鑫, 马冬宝, 崔健, 汤晓华. 基于 WPF 和 Unity3D 的机器视觉虚拟仿真教学平台研究 [J]. 中国设备工程, 2023, (23): 10-14.
- [2] 崔健, 喻向天, 张赛昆, 马冬宝, 汤晓华. 基于 Blender 建模和 Unity3D 场景构建的 PLC 虚拟仿真实验教学平台 [J]. 中国设备工程, 2023, (23): 266-270.
- [3] 张融, 郑宏远, 李录, 饶凯峰. 一种计量青鳉鱼胸鳍和尾鳍摆动频率和幅值的计算机视觉算法 [J]. 生态毒理学报, 2015, 10 (04): 154-161.
- [4] 蒋翠玲, 万永菁, 朱煜, 庞毅林. 基于华为“智能基座”计划的项目式教学实践——以机器视觉算法实训课程为例 [J]. 化工高等教育, 2022, 39 (04): 24-30+92.
- [5] 吴静依, 王飞, 李青, 沈华, 王学晶, 鲍云非, 李鹏飞, 高碧霞, 张路霞. 基于计算机视觉的尿液定量分析系统在白蛋白尿筛检中的应用效能分析 [J]. 中国血液净化, 2022, 21 (02): 98-102.

(上接第 36 页)

计中的应用, 不仅提高了数据库的数据质量和处理效率, 还为各行各业的决策提供了更为科学的数据支持。未来, 随着技术的不断发展, VAR 模型在数据库设计和应用方面将展现出更大的潜力。

参考文献:

- [1] 杨颖, 马莲, 李树森, 高云鹤, 李梦媛, 刘增辉, 司剑华, 卢素锦, 陈雨薇, 李紫涵, 张小燕, 颜丹, 单雅佩, 刘海玲. 长江源区 SWAT 水文模型数据库构建及模型的率定与验证 [J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2022, 46 (04): 76-84.
- [2] 马瑜宏, 刘春华, 郭晶, 朱恒华, 郭艳, 马国玺. 三维

地质模型数据库建设的质量控制——以透视山东项目为例 [J]. 山东国土资源, 2021, 37 (12): 73-78.

- [3] 邹慧. 基于三维数字化模型数据库信息指导对脊柱外科护患沟通的作用价值分析 [J]. 影像研究与医学应用, 2020, 4 (10): 235-237.
- [4] 杨娟, 郭青霞. 基于水文模型对比建立 SWAT 模型数据库——以黄土丘陵沟壑区岔口流域为例 [J]. 江苏农业科学, 2020, 48 (06): 251-259.
- [5] 刘小春, 余宗秋. 基于 3D Max 和 Skyline 的珠海市三维模型数据库建库和管理 [J]. 测绘, 2018, 41 (06): 254-260.
- [6] 黄晓芸. 成都高新区: 160 余个防腐模型数据库构建“勤政防腐”平台 [J]. 廉政瞭望(上半月), 2017, (11): 73.