

基于遗传算法的旅游路径优化

田茂祥¹

TIAN Maoxiang

摘要

旅游路径优化是旅行商问题 (traveling salesman problem, TSP) 问题的典型应用场景之一。传统遗传算法在求解 TSP 问题时, 在搜索过程易陷入局部最优解等缺陷。这些缺陷在一定程度上限制了遗传算法在 TSP 问题求解中的进一步应用和推广。为此, 文章在充分借鉴和吸收前人研究成果的基础上, 对遗传算法做了两处改进, 使用精英策略和进化逆转操作。通过 MATLAB 数学软件仿真和不同初始种群值对比分析, MATLAB 实验结果表明, 改进后的遗传算法在求解 TSP 问题时, 不仅显著提升了求解质量, 而且得到了更优的路线方案, 有效缩短了总旅程距离。实验结果不仅验证了算法改进的有效性和可行性, 也为遗传算法在 TSP 问题求解中的进一步应用和推广提供了有力的理论支撑和实践依据。同时, 此项研究也为后续学者在遗传算法及其改进方面的研究提供了新的思路 and 方向。

关键词

TSP 问题; 遗传算法; 组合优化

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.08.047

0 引言

旅行商问题 (traveling salesman problem, TSP) 是数学领域中组合优化的一个标志性难题, 它在计算机科学、运筹学、统计学、人工智能及工程等多学科都有着广泛的应用。鉴于 TSP 问题的 NP-hard 特性, 即其求解难度随问题规模的增加而呈指数级增长, 当前学术界普遍采用各类智能优化算法来近似求解其最短路径, 其中遗传算法凭借其强大的搜索能力和鲁棒性, 成为该领域研究的热点之一。TSP 其核心任务是为一位旅行商规划一条最短路径, 使其能从起始城市出发, 恰好且仅访问多座不同城市一次, 并最终返回起点。这类问题不仅在数学理论上具有理论研究价值, 而且在实际生活中极为普遍, 其本质广泛体现在诸如物流、交通、网络通信等众多工程应用之中。所以, 对 TSP 问题的深入研究, 确实不仅在学术层面具有深远意义, 更在实际工程应用中展现出极高的价值。

当城市的样本数量 n 较小时, 按照枚举法可找到所有可能路径的最优解, 当随着遍历的城市数量较大时, 潜在路径的数量呈指数级爆炸式增长, 就会让求解的过程变得非常繁琐, 且在 MATLAB 数学软件中的实际操作很难找到最优的解。

目前, 学术界把解 TSP 问题的数学算法一般分为两类: 一是确定性算法; 二是智能算法^[1]。确定性算法通过问题的解析性质 (如构造目标函数的数学架构、相关的约束条件等), 生成解的迭代过程, 并保证该序列在有限迭代过程内收敛至全局最优解或数学理论上的最优解。如动态规划、线性规划及完全枚举等, 能够基于严谨的数学原理精确计算出最优解。确定性算法的数学计算复杂度高, 只合适计算数学规模比较小的问题。在实际生活的应用中, 特别是当问题规模较大时, 确定性算法往往显得力不从心。因此, 在求解大规模 TSP 问题时智能优化算法就表现出色。这类算法包括粒子群算法^[2]、模拟退火算法^[3]、蚁群算法^[4]、人工蜂群算法^[5]、禁忌搜索算法^[6]、人工鱼群算法^[7]、免疫算法^[8]、人工神经网络^[9]以及遗传算法^[10]等, 因其高效、灵活的特点而备受关注。

本文对智能优化算法中的遗传算法加以两处改进: 一是使用精英策略, 二是使用进化逆转操作。实验分析表明, 在优化 TSP 问题的求解过程中加强了其寻优能力, 改进的遗传算法有效地避免了陷入局部最优的困境。

1 建立网络图

把每个城市所在的地理关系转化为图论问题, 设 $G = (V, E)$ 为赋权图, 其中 $V = \{V_1, V_2, V_3, \dots, V_{n-1}, V_n\}$ 为城市交通网络节点集合称为 G 的顶点集, V 中的每一个元素 $V_i (i = 1, 2, 3, \dots, n-1, n)$ 在该问题中表示城市所在地 $E = \{e_{ij}\}$ 为图的边集, 城市之间的道路看作边 E , $D = \{d_{ij}\}$ 表示距离, 边 E 上的权等于对应道路的长度 D 。即对城市 V_i 到

1. 安顺学院数学与计算机科学学院 贵州安顺 561000

[基金项目] 安顺学院校级科研项目“基于蚁群算法的旅游路径优化”(asxyqn202304); 贵州省教育厅高等学校自然科学研究项目“基于改进的粒子群算法及其对旅游线路优化应用研究”黔教技〔2024〕217号资助

城市 V_j 距离记为 d_{ij} , 则得到一个网络图。 V_1 是起点城市, V_n 是终点城市, n 为顶点数。

结合旅行商问题的数学模型, 假设有 n 个城市要经过的城市, 则多目标优化问题的数学形式和约束条件可表述为:

$$\min f(x) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n d_{ij} x_{ij} \quad (1)$$

$$\text{S.t: } x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{最优路径} \\ 0, & \text{其他路径} \end{cases} \quad (2)$$

$$\sum_{j=0}^n x_{ij} = 1, \quad j \in \{1, 2, 3 \dots, n-1, n\} \quad (3)$$

$$\begin{cases} \sum_{i \neq j} x_{ij} = 1, & j \in v \\ \sum_{i,j \in S} x_{ij} \leq |k| - 1, & k \subset v, x_{ij} \in \{0,1\}, i \in v, j \in v \end{cases} \quad (4)$$

式中: k 是 v 所有非空的子集; $|k|$ 是集合 k 里面包含了图 G 的所有顶点个数。

2 传统遗传算法

2.1 染色体编码

传统的遗传算法用整数排列编码就是对 n 个城市的旅行商问题优化, 将染色体分成 n 个等分, 其中每等分对应相应城市的号码, 如对 15 个城市的旅游优化问题 $\{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15\}$, 则 1|15|2|4|5|6|8|7|9|10|11|12|13|14 即合理的一个染色体, 表示城市遍历从 1 开始, 经过了 15、2、4、5、6、8、7、9、10、11、12、13 最终返回城市 14, 从而完成旅行商遍历。在生成一条染色体时则要对染色体合理性进行检查, 即染色体刚好是 n 个城市的一个排序编码, 不能出现相同的数字代码。

2.2 种群初始化

当染色体整数排列编码完成时产生一个起始解, 再设一下原始种群规模。但要决定初始化种群规模, 则由城市数来设定的。遗传算法中大的种群覆盖的解空间更宽广, 全局搜索能力更强, 同时也会成倍增加计算的复杂度。种群大小看城市数量的多少确定, 一般城市数量小于 30 的建议种群的取值 0~100, 城市数量大于等于 30 的建议种群值 50~300。

2.3 适应度函数

假设 $k_1|k_2|...|k_i|...|k_n$ 是整数排列编码的一个染色体, 则 k_i 到 k_j 之间距离采用 $D_{k_i k_j}$ 来表示, 其中适应度函数 fitness 公式为:

$$\text{fitness} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n-1} D_{k_i k_{i+1}} + D_{k_n k_1}} \quad (5)$$

即 fitness 表示是走遍 n 个城市后回到原点路程总和的倒数。该目的在于挑选出适应度函数值 fitness 高的染色体, 适应度函数 fitness 值越高的染色体被认定为越优质被选择的概率越大, 而适应度函数值的较低被认定为较劣质被选择的概率越小。

2.4 选择操作

选择操作为模拟自然界的“适者生存”原则, 从现在的种群中找出适应度高的个体遗传给下一代。其核心逻辑就是适应度越高被选中的概率越大遗传到下一代也会概率更高。其中通常采用的方法为轮盘赌选择法。

2.5 交叉操作

针对 TSP 问题排列编码的交叉方法, 这里采用部分匹配交叉, 确定交叉的两个父代, 将父代样本分成两组, 每一组都重复下面的过程 (假设城市数量是 10 个):

(1) 在 $[1, 10]$ 闭区间内随机生成 q_1 和 q_2 两整数, 确定这两个数的位置, 对这两个数的位置进行交叉替换, 比如 $q_1=4, q_2=7$ 。

$$\begin{array}{cccc|cccc} 10 & 5 & 1 & 7 & 3 & 4 & 2 & 9 & 8 & 6 \\ 9 & 5 & 4 & 6 & 7 & 8 & 3 & 2 & 1 & 10 \end{array}$$

通过交叉为:

$$\begin{array}{cccc|cccc} 10 & 5 & 1 & 6 & 7 & 8 & 3 & 9 & * & * \\ 9 & 5 & * & 7 & 3 & 4 & 2 & * & 1 & 10 \end{array}$$

(2) 通过交叉操作后, 如果同一个体里面出现了一样的城市序号, 则保留不一样的数。对生成一样的数字 (标记为带星号 * 的位置) 使用部分匹配交叉的方法来消除一样的数字。总而言之, 通过交叉这个区间内每个元素间的对应位置, 用映射的方法来解决数字重复的问题。经过这一过程, 最终得到的结果为:

$$\begin{array}{cccc|cccc} 10 & 5 & 1 & 6 & 7 & 8 & 3 & 9 & 4 & 2 \\ 9 & 5 & 8 & 7 & 3 & 4 & 2 & 6 & 1 & 10 \end{array}$$

2.6 变异操作

遗传算法中的变异操作是模仿生物在进化中基因突变的机制, 其增强了种群的多样性, 避免遗传算法陷入局部最优。“随机两点互换”的变异策略就是将这两点的基因位置 (索引) 进行互换。该策略在 $[1, 10]$ 内抽取两个整数 p_1 和 p_2 , 这两个整数 p_1 和 p_2 确定要互换位置的两个点, 对这两个点执行位置交换, 例如 $p_1=4, p_2=7$ 。

$$10 \ 5 \ 1 \ 6 \ 7 \ 8 \ 3 \ 9 \ 4 \ 2$$

变异后为:

$$10 \ 5 \ 1 \ 3 \ 7 \ 8 \ 6 \ 9 \ 4 \ 2$$

3 改进的遗传算法

3.1 精英策略

精英策略是智能进化算法中的重要机制, 这是用于保存眼前种群中的最优个体, 防止遗传算法在迭代进化过程中因选择、交叉、变异等操作而最终丢失最优解的机制。精英策

略核心理念是：将父代的最优个体遗传给子代，以保证算法的收敛性和最优解质量。

3.2 进化逆转操作

本文改进的遗传算法构造的旅行商问题染色体整数排列编码体系里面，染色体序列与环游方案直接映射，序列变动就会引发路径调整。相较于交叉算子通过父代重组引入变异的机制（即便父代相同，子代仍因变异效应呈现显著差异），逆转算子在遗传信息传递上展现出独特优势。逆转算子在搜索最优解方面展现出了相较于交叉算子的更强能力。遗传算法的局部搜索能力与增强提高遗传算法的收敛速度和求得最优解的质量有关。传统的遗传算法一般都依赖选择、交叉和变异操作去搜索遗传算法的解空间，但在局部搜索能力方面存在一定的不足，则引入一个结合进化逆转机制的改进方法，可明显的提升遗传算法在局部区域里面的搜索效率。

在区间 $[1, 10]$ 内随机抽取 z_1 和 z_2 两个整数，确定抽取的这两个整数 z_1 和 z_2 要互换位置的两个点，对这两个点进行位置互换操作，例如 $z_1=4, z_2=7$ 。

1 0 5 1 | 7 3 8 | 6 9 4 2

进化逆转后得：

1 0 5 1 | 8 3 7 | 6 9 4 2

对各个个体都进行交叉变异后代入适应度函数里面进行性能评估，遴选出适应值大的个体到子代中进行交叉、变异和进化逆转操作。此过程构成了一个迭代循环，每一轮迭代均需判断当前遗传代数是否已达到预设的最大遗传代数 MAXGEN，若未达到，则继续执行适应度的计算流程；反之，若已达到最大遗传代数 MAXGEN，则标志着遗传算法的终止。该机制在维持种群多样性的同时，通过逆转算子的路径等价性保护特征，实现了对父代优良基因的有效继承与定向进化，显著提升了算法在解空间中的搜索效率。

3.3 改进的遗传算法求解旅游路径优化的问题具体步骤

本文根据选择的实现技术构建改进的遗传算法，对旅游路径优化问题实例进行求解的详细过程如下：

Step1：找到城市坐标数据后进行编号，并求出任意两个城市之间的距离构建距离矩阵。

Step2：生成初始种群。

Step3：计算各个个体的适应度值 fitness。

Step4：选择操作，再由精英保留策略及轮盘赌策略筛选出适应度值 fitness 大的个体。

Step5：交叉操作，把 Step4 中选出的适应度值 fitness 大的个体作为父代染色体进行两两配对，检查是否执行交叉操作，若执行该操作，那么根据选好的交叉算子执行交。

Step6：变异操作，把进行交叉操作后的各个个体作为父代染色体，检查是否进行变异，若执行变异操作，那么根据选好的变异算子执行变异。

Step7：通过逆转操作检查眼目前止种群中最优解是不是以往到今的最优解。如果是，则更新，若不是找到该种群中最差解，用最优解替换最差解。

Step8：判断迭代结束要求，若满足结束要求，则停止迭代，输出最优解。若不是，则回到 Step3，计算新一代的各个个体的适应度值 fitness。

4 算例仿真

4.1 改进前的结果

假设以 31 座中国城市坐标为测试的数据集，寻找一条走遍 31 座城市的最短路径。每座城市坐标如表 1 和图 1 所示。

表 1 31 座城市的坐标

城市序号	x 坐标	y 坐标	城市序号	x 坐标	y 坐标
1	1 304	2 312	17	3 918	2 179
2	3 639	1 315	18	4 061	2 370
3	4 177	2 244	19	3 780	2 212
4	3 712	1 399	20	3 676	2 578
5	3 488	1 535	21	4 029	2 838
6	3 326	1 556	22	4 263	2 931
7	3 238	1 229	23	3 429	1 908
8	4 196	1 004	24	3 507	2 367
9	4 312	790	25	3 394	2 643
10	4 386	570	26	3 439	3 201
11	3 007	1 970	27	2 935	3 240
12	2 562	1 756	28	3 140	3 550
13	2 788	1 491	29	2 545	2 357
14	2 381	1 676	30	2 778	2 826
15	1 332	695	31	2 370	2 975
16	3 715	1 678			

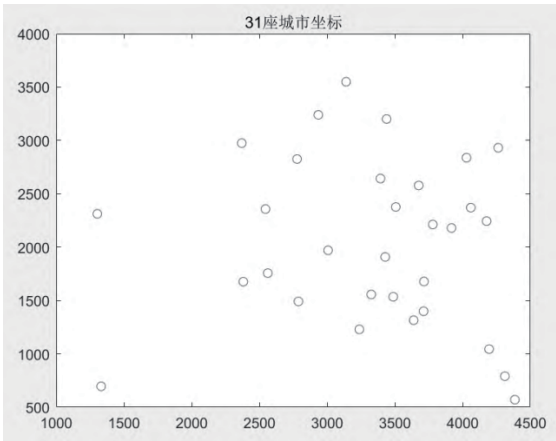


图 1 31 座城市的坐标

初始种群中的一个随机值：1 → 19 → 14 → 3 → 26 → 20 → 12 → 2 → 30 → 17 → 15 → 21 → 13 → 25 → 4 → 8 → 9 → 16 → 18 → 11 → 22 → 23 → 31 → 29 → 10 → 27 → 24 → 6 → 28 → 5 → 7 → 1

总距离：47 201.048 1，如图 2 所示。

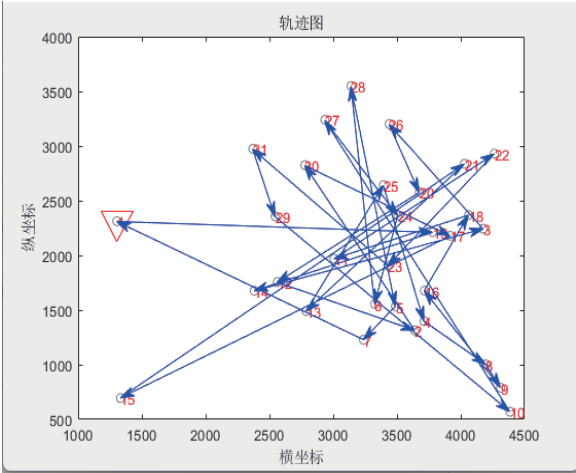


图 2 优化前的随机路线

4.2 改进后的结果

通过改进的遗传算法进行求解，设置迭代次数为 200，交叉概率 $P_c=0.9$ ，变异概率 $P_v=0.05$ 。计算各个个体适应度值的大小及最短距离，然后，通过选择操作、交叉操作、变异操作、精英保留策略和进化逆转操作执行下一次迭代，直到迭代次数达到 200 次，最短路线的方案就会得出。在 MATLAB 实验中，分别设置初始种群值为 10、50、100、200、500 和 1 000，在不同的初始种群值下，反复执行 5 次该程序，得出最短距离结果如表 2 所示。

表 2 最短距离

序号	种群值					
	10	50	100	200	500	1 000
1	19 507	16 439	15 896	15 475	15 664	15 377
2	18 877	17 131	15 437	15 810	15 682	15 437
3	19 690	15 526	16 657	15 664	15 380	15 380
4	17 446	15 591	15 783	15 869	15 921	15 385
5	18 219	15 969	16 227	15 903	15 814	15 414

本文在常规遗传操作（选择、交叉、变异）后引入进化逆转机制和使用精英策略后，通过仿真结果得到，当初始种群值为 1 000 时，得到的最短距离为 15 377。

最优解为：19 → 24 → 11 → 23 → 16 → 4 → 8 → 9 → 10 → 2 → 5 → 6 → 7 → 13 → 12 → 14 → 15 → 1 → 29 → 31 → 30 → 27 → 28 → 26 → 25 → 20 → 21 → 22 → 18 → 3 → 17 → 19

总距离为：15 377.711 3。

如图 3~ 图 4 所示，当种群值为 1 000 时，通过优化后的最短距离得到了大大地缩短，迭代次数在 142 次以后的路径长度已维持不变了，基本可以认为是改进的遗传算法的最优解了。总距离由优化前的 47 201.048 1 缩短到 15 377.711 3 减

少到原来的 32.58%。

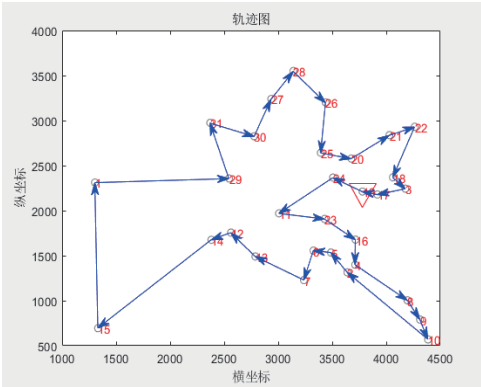


图 3 改进的遗传算法规划出的最优路径轨迹图

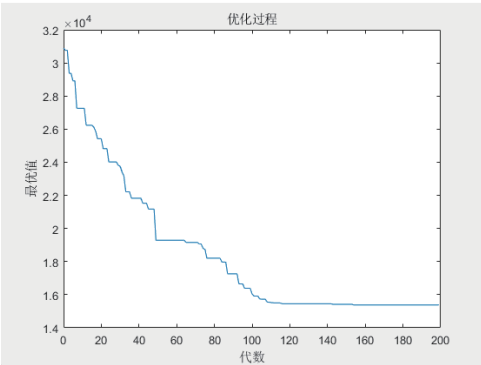


图 4 改进的遗传算法进化过程图

运用改进的遗传算法对 TSP 问题进行运行与文献 [11-17] 性能比较。选取最优解、平均值和偏差率作为算法的评价标准，其中偏差率的表达式为表 3 所示。

偏差率 = (实际值 - 理想值) / 理想值 × 100% (6)

表 3 改进的遗传算法与其他算法求解 TSP 问题的性能比较

算法	最优解	平均值	偏差率 / %
文献 [11]	16 899	—	9.90
文献 [12]	15 383	—	0.04
文献 [13]	15 518	15 613	0.92
文献 [14]	15 383	—	0.04
文献 [15]	15 428	16 404	0.33
文献 [16]	15 831	—	3.28
文献 [17]	15 404	—	0.18
本文算法	15 377	15 398	0

由表 3 可见本文提出的改进的遗传算法的最优解为 15 377 为最短距离，平均值为 15 398。最优解比文献 [12] 和文献 [14] 的最短距离还少 6。

5 结论

本文提出了基于遗传算法的旅游路径优化，针对以前传统的遗传算法做了两处改进：一是做了使用精英保留策略，

即在子代种群中最优的个体不会比父代最优的个体劣质，使父代优秀的个体不会在变异或交叉操作中不在，利于算法寻优，并将改进思想在程序中实现；二是提出了进化逆转操作，有效提高了算法跳出局部最优的能力。通过 MATLAB 软件编程对 TSP 实例的优化实验结果及对比分析表明，文献中最短距离为 15 383，本文设计的遗传算法当初种群值为 1 000 时，优化后的最短距离为 15 377，能够得到优于相对于其他优化算法的更短旅行路径。

参考文献：

[1] 王伟. 智能算法求解 TSP 问题的比较 [J]. 河南科技, 2018(13): 20-21.

[2] 陈劲松. 基于粒子群算法智能算法的 TSP 问题优化 [J]. 黑河学院学报, 2024,15(10):177-181.

[3] 何锦福, 符强, 王豪东. 求解 TSP 问题的改进模拟退火算法 [J]. 计算机时代, 2019(7):47-50.

[4] 向明哲. 基于改进蚁群算法的旅行商问题优化研究 [D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2021.

[5] 唐天兵, 朱继生, 严毅. 基于量子优化的人工蜂群算法求解旅行商问题 [J]. 大众科技, 2020,22(12):7-9.

[6] 冉令龙, 李琳, 郑学东. 基于改进禁忌搜索算法求解 TSP 问题 [J]. 沈阳航空航天大学学报, 2023,40(4):80-87.

[7] 王璞, 刘宏杰, 周永录. 基于改进人工鱼群算法求解旅行商问题及多点路径规划 [J]. 科学技术与工程, 2024, 24(35): 15090-15097.

[8] 吴映恬. 基于免疫算法的 TSP 问题求解 [D]. 苏州: 苏州大

学, 2010.

[9] 郭中华, 金灵, 郑彩英. 人工神经网络求解 TSP 问题的改进算法研究 [J]. 计算机仿真, 2014,31(4):355-358.

[10] 沈焱萍, 张学静, 吴鹏, 等. 基于遗传算法的旅行商问题求解 [J]. 计算机光盘软件与应用, 2012(10):21-22.

[11] 圣文顺, 徐爱萍, 徐刘晶. 基于蚁群算法与遗传算法的 TSP 路径规划仿真 [J]. 计算机仿真, 2022,39(12):398-402.

[12] 唐文秀. 基于改进禁忌搜索算法求解 TSP 问题 [J]. 科学技术创新, 2022(4):154-157.

[13] 郁雷, 史峰, 王辉, 等. MATLAB 智能算法 30 个案例分析(第二版)[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2015:205.

[14] 王超学. 遗传算法和蚁群算法及其在 TSP 问题和配电网重构问题中的应用研究 [D]. 西安: 西安理工大学, 2007.

[15] 燕忠, 袁春伟. 用蚁群优化算法求解中国旅行商问题 [J]. 电路与系统学报, 2004(3):122-126.

[16] 蔡荣英, 李丽珊, 林晓宇, 等. 求解旅行商问题的自学习粒子群优化算法 [J]. 计算机工程与设计, 2007(2):261-263.

[17] 程林辉. 禁忌搜索算法及其在 TSP 问题中的应用研究 [J]. 大众科技, 2013,15(165): 13-14.

【作者简介】

田茂祥(1992—)，男，贵州遵义人，硕士，助教，研究方向：优化算法、最优化理论，email: 330875061@qq.com。

(收稿日期：2025-03-28 修回日期：2025-08-04)

(上接第 195 页)

表 3 棒材试样重建图中缺陷的位置信息

缺陷 mm	真实值	检测值	相对误差 %
2	135°	129.3°	4.41
3	135°	133.3°	1.28

5 结论

本研究基于沿物体周边扫描的超声回波脉冲检测技术，针对矩形棒和圆棒进行了内部缺陷的成像与分析。通过高能特征点提取方法，矩形棒内部斜缺陷的检测相对误差小于 2.2%。在圆棒实验中，内部孔缺陷的定位相对误差小于 3%，缺陷直径检测误差小于 5%，角度误差均控制在 5% 以内。实验结果表明，采用中心频率为 5 MHz、晶片直径为 10 mm 的窄脉冲单晶直探头，不仅提升了纵向分辨率和信噪比，还实现了对不同深度缺陷的全面检测和缺陷位置的定量评估。

参考文献：

[1] 王树国. 我国铁路道岔现状与发展 [J]. 铁道建筑, 2015(10): 42-46.

[2] 江文强. 基于超声导波的高速铁路道岔可动心轨裂纹识别仿真分析 [D]. 成都: 西南交通大学, 2022.

[3] 陈志超. 铁路道岔轨底超声导波探伤关键技术研究 [D]. 石家庄: 石家庄铁道大学, 2023.

[4] 夏平. 转辙机动作杆缺陷超声检测信号特征提取与检测系统开发 [D]. 兰州: 兰州理工大学, 2013.

[5] 程婧婷. 基于超声与脉冲涡流技术的转辙机动作杆缺陷检测研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2022.

【作者简介】

吴小勤(1977—)，男，湖北武汉人，本科，工程师，研究方向：检测技术及仪器仪表研究。

(收稿日期：2025-04-25 修回日期：2025-08-07)