

文章编号: 2095-2163(2021)12-0078-05

中图分类号: U225

文献标志码: A

基于改进 PSO-GA 算法的轨道精调优化研究

刘家奇, 余朝刚, 朱文良

(上海工程技术大学 城市轨道交通学院, 上海 201620)

摘要:为了解决轨道精调过程中调整量过大且调整效率低的问题,本文提出一种改进粒子群-遗传算法进行调整量优化改善轨道不平顺。该算法充分利用粒子群算法搜索速度快及遗传算法搜索范围广的优点,且在遗传操作中引入最优保存策略,一种新的自适应交叉方式、自适应变异。相较于传统算法,改进后的算法有更强的跳出局部最优、保持活力的能力。研究结果表明:改进 PSO-GA 算法的实验结果,相较于遗传算法和粒子群算法,调整量的平均值改善了 16.1% 和 5.5%。并且经过该算法调整后的各指标平顺性都优于其它算法,即该算法在保证最小调整量,减少工作量的同时又可以确保轨道高平顺性。

关键词:轨道精调;改进粒子群-遗传算法;轨道平顺性;调整量优化

Track fine adjustment optimization based on improved PSO-GA Algorithm

LIU Jiaqi, YU Chaogang, ZHU Wenliang

(School of Urban Rail Transportation, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] In order to solve the problem of the large adjustment and the low efficiency in track fine adjustment process, an improved particle swarm optimization-genetic algorithm is proposed, which makes full use of the advantages of fast searching speed of particle swarm optimization algorithm and wide searching range of genetic algorithm. The optimal saving strategy, the new crossover method and the adaptive mutation is introduced in the genetic operation. Compared with the traditional algorithm, the improved algorithm has stronger ability to jump out of local optimum and maintain vitality. The results show that adjusted amount obtained by the improved algorithm improves the average value of objective function by 16.1% and 5.5% compared with genetic algorithm and particle swarm optimization algorithm. The minimum adjustment amount and the high ride comfort could be ensured and also the workload could be reduced by the algorithm.

[Key words] track fine adjustment; improved genetic algorithm-particle swarm optimization; track regularity; adjustment optimization

0 引言

轨道精调的质量与高速铁路列车行驶的各种性能(例如:安全性、平顺等)密切相关,是保证轨道高平顺性的决定性因素,也是铁路修建中重要的一个环节^[1-2]。目前,最常见的轨道精调做法是人工读数并判断调整方法,凭借个人经验去调整轨道,但经验是不确定因素,所以会造成一些不好的后果。例如:调整后的数据质量不能保证、调整量过大、无法保证整体数据都是最优结果等^[3]。针对于此,许多学者及工程技术人员都在进行自动调轨算法研究。如,文献[4]中采用遗传算法,对轨道精调进行优化并由此确定调整方案,使得轨道调整量可以初步实现自动计算。文献[5]用 L_1 范数最优原则来进行双轨精调的优化算法,并由单纯形法求解优化调整量,通过分组优化使得优化求解得以实现。文献[6]采用多项式拟合迭代的方法,实现自动计算模拟调整量,利用评价函数以模拟调整量能否满足规范要求为条件来进行判断,从而实现对部分精调数据的自

动调整。文献[7-8]利用小波分析对轨道不平顺进行识别,并在轨道自动调整中将其引入,通过小波变换可以去除数据大部分限差,但还需人工干预消除小部分限差。

本文在综合现有研究基础上,以轨道不平顺各指标数据为载体,建立精调数学模型,将改进粒子群-遗传算法引入到轨道精调中,对轨道调整量进行优化,从而确保轨道高平顺性,并将改进粒子群-遗传算法调整结果与传统遗传算法、粒子群算法进行比较,实现轨道精调的优化。

1 轨道精调模型建立

1.1 平顺性指标

轨道精调问题实际上就是解决轨道不平顺的问题,其中包括平面不平顺(轨距、轨向)以及竖面不平顺(水平、高低、扭曲)。按照正常精调标准和原则(尽可能少的调整工作量及调整量不能超过线路最大允许调整量的实际值)进行精调,所以在制定精调方案时,应该将轨道的高低、轨向、水平、轨距等平顺性指

作者简介:刘家奇(1995-),女,硕士研究生,主要研究方向:轨道精调。

收稿日期:2021-06-21

标, 以及其限差值进行综合考虑, 争取得到最优并且是最小的调整量, 从而提高轨道的平顺性^[9-11]。

《高速铁路工程测量规范》^[12] 中对轨道不平顺值限差规定, 见表 1。

表 1 轨道不平顺限差表

Tab. 1 Track irregularity limit difference

项目	限差	检测方式
轨距	±1 mm	相对于 1 435 mm
轨向	2 mm	弦长 10 m
	2 mm/8a (m)	基线长 48a (m)
	10 mm/240a (m)	基线长 480a (m)
高低	2 mm	弦长 10m
	2 mm/8a (m)	基线长 48a (m)
	10 mm/240a (m)	基线长 480a (m)
水平	2 mm	--
扭曲	2 mm	-

表中, a 为扣件间距, 约 0.625 m。

1.2 模型描述

设 n 根轨枕的偏差为 $t_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 拟调整量为 $p_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 。根据钢轨调整量最小原则, 建立如下目标函数:

$$f(p) = \min \sum_{i=1}^n |p_i| \quad (1)$$

设 y 为调整后剩余偏差, 则有:

$$y_i = p_i + t_i \quad (2)$$

根据轨道几何尺寸管理标准, 对各指标分别建立约束方程。

(1) 高低和轨向约束:

$$|R(i)| \leq \alpha \quad (3)$$

式中, α 表示水平和轨距允许限差值。

(2) 水平和轨距约束:

$$|D(i)| \leq \beta \quad (4)$$

式中, β 表示水平和轨距允许限差值。

(3) 扭曲约束:

$$|L(i)| \leq \gamma \quad (5)$$

式中, γ 表示扭曲允许限差值。

2 改进粒子群-遗传算法设计

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, 简称 PSO) 是一种模拟鸟类觅食过程, 基于群体的随机优化技术而产生的一种算法。该算法的缺点, 是当其粒子更新达到停滞状态时, 容易陷入局部最优^[13]。遗传算法 (Genetic Algorithm, 简称 GA) 是一种基于自然选择和遗传理论的全局高效算法, 以自然选择和遗传理论作为基础^[14]。遗传算法可以在搜索精度与信息保留问题上进行更多的改善, 但该算法后期收敛速度较慢。

针对这些缺点, 可以采用以下步骤进行解决:

(1) 利用粒子群算法收敛速度快、效率高的特点进行初步寻优;

(2) 利用遗传算法对群体进行筛选, 以全局搜索优势为基础;

(3) 基于遗传算法的改进, 进而旨在增加种群多样性^[15]。

算法流程如图 1 所示。

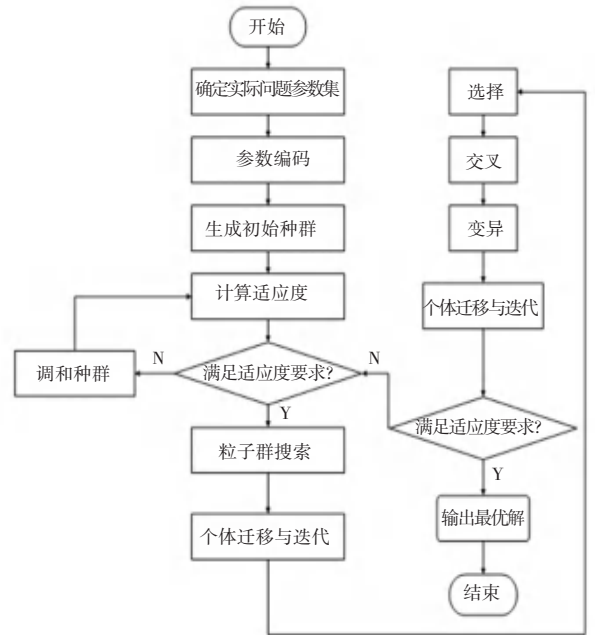


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart

2.1 粒子群算法寻优

采用标准粒子群算法进行初步研究, 粒子的速度以及位置更新规则如下:

$$v_{id}(t+1) = \omega \times v_{id}(t) + c_1 \times r_1 \times [x_{id}^*(t) - x_{id}(t)] + c_2 \times r_2 \times [x_{gd}^*(t) - x_{id}(t)] \quad (6)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (7)$$

式中, $x_{id}^*(t)$ 为当前粒子更新阶段最佳位置; $x_{gd}^*(t)$ 为全局最佳位置; $v_{id}(t)$ 为粒子档期最佳速度; c_1, c_2 为加速常数, 用于确定进化过程中粒子以及群体最佳位置, 一般均取值为 1; r_1, r_2 取 $[0, 1]$, 以保证粒子的随机搜索性; ω 称为动力常量, 是非负数, 作为控制先前速度对当前速度的影响参数; 在寻优操作过程中, 可以通过调整 ω 的大小, 来调整寻优的局部和全局的搜索能力。

粒子群每次更新舍弃不可行的解, 将部分较优解保留并替代原种群中对应数目的较劣解。这一更新种群的方式称为迁移^[16]。

2.2 遗传算法寻优

由于基本遗传算法存在容易收敛到局部最优

解、局部搜索能力不能够收敛到全局最优解、交叉和变异操作产生的新个体不能保证其良好性能等缺陷,所以本文对其进行了一定的改进。

2.2.1 选择算子改进

在一般遗传算法中,采用“赌轮选择”策略。该策略的优点是使用简单,缺点会导致“早期收敛”和“缓慢搜索”等问题,所以需要引入最优保存策略用作解决办法。

最优保存策略进化模型实现过程如下:

(1)找出当前群体中适应度最高的个体和适应度最低的个体;

(2)若当前群体中最佳个体的适应度比以往最好个体的适应度高,则以当前群体中的最佳个体作为新的最好个体;

(3)用新的最好个体替换掉当前群体中的最差个体。

该策略的实施,可以避免迄今为止所得到的最优个体被交叉、变异等遗传操作破坏的情况,并且随着进化的进行,某代个体的最优个体的适应度一定高于前一代最优个体的适应度,可以加快种群的收敛。

2.2.2 交叉算子改进

基本遗传算法从开始到结束都是按照固定的交叉概率进行交叉操作,这种行为会导致算法后期某个最优个体可能因为被选中为交叉的操作对象而受到破坏。所以,采用一种新的自适应交叉方式就可以减少这种情况得发生。在算法的初始阶段使用较高的交叉概率进行操作,随着迭代次数的不断增加,越来越多的适应度较高的个体会出现在种群中,此时就可以适当减少交叉的概率。

设:某一种群的最优适应度为 f_{\max} , 平均适应度为 f_a , 交叉概率的最大值、最小值分别为 $p_{c\max}$ 和 $p_{c\min}$, 引入 Sigmoid 函数:

$$\varphi(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (8)$$

式中, a 为衰减常数。

某一个体的适应度为 f , 则其交叉概率 p_c 为:

$$p_c = p_{c\min} + (p_{c\max} - p_{c\min})\varphi\left(2\frac{f - f_a}{f_{\max} - f_a}\right) \quad (9)$$

由式(9)可知,适应度与交叉概率成反比,这样就可以减少对具有高适应度个体的破坏。

2.2.3 变异算子改进

变异操作中是采用高斯变异法来进行操作,并且设置了自适应变异因子。

$$p_m = \begin{cases} p_{m1} - \frac{(p_{m1} - p_{m2})(Fit - Fit_{avg})}{Fit_{\max} - Fit_{avg}}, & Fit \geq Fit_{avg} \\ p_{m1} & , Fit < Fit_{avg} \end{cases} \quad (10)$$

式中, Fit_{\max} 、 Fit_{avg} 分别为群体的最大和平均个体适应度; Fit 为父代两个适应度最大; p_m 为变异概率; p_{m1} 、 p_{m2} 分别为变异概率的最大值和最小值。

3 实验验证

3.1 实例仿真

为验证改进的粒子群-遗传算法在轨道精调中是否具有优越性,利用3种算法对具体算例进行对比验证。本文模型采用 Matlab R2018b 编写代码,计算机操作系统为 Windows 8.1 64 位操作系统,内存为 16 GB。参数的设置合理与否和问题规模有关,而且会对实验结果有较大的影响,本文对基本遗传与粒子群算法设计参数见表2。

表2 改进 PSO-GA 算法参数表

Tab. 2 Parameter table of improved PSO-GA algorithm

参数	遗传算法数值	粒子群算法数值
种群规模	120	120
迭代次数	200	200
交叉概率	0.95	-
变异概率	0.2	-
惯性系数	-	$0.9 - (0.9 - 0.4) * t / 200$
粒子群个数	-	5

结合大量仿真实验可以进行结论总结,本文所提出的3种都采用基本相同的参数,但是配置了不同的交叉因子和变异因子。交叉概率 p_c 取 $[0.6, 0.95]$, 变异概率 p_m 取 $[0.05, 0.2]$, 并根据改进粒子群-遗传算法参数的取值范围,重新配置了交叉因子、变异因子的自适应调整范围。

3.2 结果分析

根据实测数据进行对比试验,每种算法各运行20次,按顺序每4次为一组数据进行调整量平均值对比,最后得到5组对比数据,实验结果见表3。

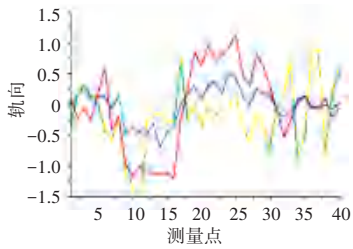
表3中数据表明,改进的 PSO-GA 算法得到的结果为更优解。与遗传算法作比较,调整量平均值改善了 16.1%,与粒子群算法对比来看,调整量平均值改善了 5.5%。由此验证了改进粒子群-遗传算法在该问题解决方面具有优越性,并能够找出更优质的解。

取各指标的一组数据通过实验来验证改进算法的性能,数据点个数为 40,精调前后的波形对比结果见图2。

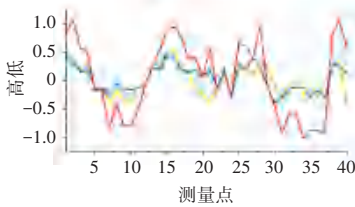
表 3 各对比组内实验结果平均值

Tab. 3 Average experimental results in each comparison group

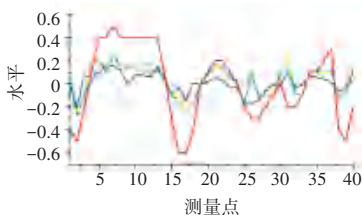
实验组号	所用算法	调整量平均值
1	遗传算法	0.452 2
	粒子群算法	0.390 6
	改进粒子群-遗传算法	0.375 1
2	遗传算法	0.456 6
	粒子群算法	0.393 6
	改进粒子群-遗传算法	0.378 3
3	遗传算法	0.456 9
	粒子群算法	0.390 5
	改进粒子群-遗传算法	0.371 7
4	遗传算法	0.447 6
	粒子群算法	0.387 7
	改进粒子群-遗传算法	0.375 0
5	遗传算法	0.457 1
	粒子群算法	0.392 9
	改进粒子群-遗传算法	0.366 9



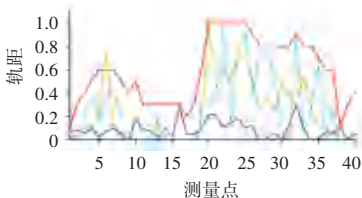
(a) 轨向



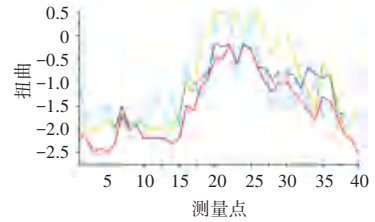
(b) 高低



(c) 水平



(d) 轨距



(e) 扭曲

图 2 各指标精调前后波形对比

Fig. 2 Waveform comparison of each index before and after fine tuning

由图 2 可见,精调后各指标平顺性都有所改善,各指标偏差峰值都有所降低。改进算法精调后的效果明显好于遗传算法和粒子群算法,且各指标曲线更加缓和。结果表明,经过改进算法调整后的轨道平顺性更优。

4 结束语

本文通过对轨道不平顺指标进行分析与研究,建立轨道精调的数学模型,利用改进粒子群-遗传算法进行优化求解,仿真调整后达到了预期效果。

通过改进粒子群-遗传算法所得调整量,调整后的轨道不平顺改善效果优于遗传算法、粒子群算法,且轨道各指标都有所改善。以调整量和剩余偏差为目标,以限差为约束且对粒子群-遗传算法进行改进,改进 PSO-GA 算法得到的结果为更优解。仿真结果验证了改进粒子群-遗传算法在解决轨道精调问题上具有优越性,并能够找出更优质解。

参考文献

- [1] 卢祖文. 高速铁路轨道技术综述[J]. 铁道工程学报, 2007(1): 41-54.
- [2] 王建华. 无砟轨道铺轨测量与精调技术[J]. 铁道工程学报, 2009(9): 31-35.
- [3] 赵龙, 卢建康, 刘竹均. 小波变换在高速铁路轨道精调中的应用[J]. 铁道工程学报, 2017, 34(4): 30-35.
- [4] 李济民. 基于遗传算法的轨道精调系统的设计与应用[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2012.
- [5] 李阳腾龙. 高速铁路轨道精测精调及其平顺性优化研究[J]. 测绘学报, 2018, 47(11): 1562.
- [6] 聂松广, 吴迪军, 周凌焱. 无砟轨道基准轨模拟调整量自动计算方法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2016, 13(7): 1241-1246.
- [7] 张皓然, 何越磊, 李再伟, 等. 考虑波长因素的提速线路捣固作业质量评价方法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2021, 18(3): 653-661.
- [8] 刘学文, 杨怀志, 杨飞, 等. 基于动静态检测数据的轨道精测精调评价技术[J]. 铁道建筑, 2019, 59(9): 111-115.
- [9] 高亮. 铁道工程[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2002: 113-124.
- [10] 刘兴文. 铁路轨道[M]. 成都: 西南交通大学出版社, 2011: 43-61.