

基于速度变异粒子群算法的列车运行策略优化

沙 泉, 仓小娣

(上海应用技术学院 轨道交通学院, 上海 201418)

摘 要: 为了提高列车在运行过程中的能源利用率, 采用速度变异的粒子群算法, 对列车运行控制策略进行优化. 根据列车运行的机械能理论和能耗理论, 建立了以能耗为目标, 满足距离、时间和速度约束的列车运行仿真模型, 在确定的工况序列条件下, 求解列车最优控制策略. 改进粒子群算法按照一定的概率, 对最小速度进行变异, 拓展了粒子有效搜索空间, 从而改善优化结果. 算例仿真验证了该方法的有效性和合理性.

关键词: 列车; 粒子群; 优化; 变异

中图分类号: U292

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)03-0130-04

Train Operation Strategy Optimization Based on Velocity Mutation Particle Swarm Algorithm

SHA Quan, CANG Xiao-di

(School of Transportation, Shanghai Institute of Technology, Shanghai 201418, China)

Abstract: For the purpose of improving train running efficiency, a velocity mutation particle swarm optimization (VMPSO) algorithm is applied in optimization of train control strategy. A train operation and movement model is presented based on mechanical theory of train control process and train energy consumption theory. The distance, interval and speed constraints are taken into account in this model. Under certain input control sequences, this optimization problem is solved by VMPSO algorithm. The minimal velocity is mutated according to some probability in PSO algorithm to exploit the searching scope of optimal solution. Numerical simulation is presented to verify the effectiveness and reasonableness of the method.

Key words: train; PSO; optimization; mutation

1 引言

为了提高资源的利用效率, 促进列车的节能运行, 国内外学者对列车控制策略优化问题展开了大量的研究工作. 文献[1]中提出以加速-惰行-制动为控制序列的列车短距离运行节能操纵策略, 文献[2]中用最小值原理推导出加速-恒速-惰行-制动的最优控制策略. 随着智能控制理论的发展, 模糊控制技术^[3]、遗传算法^[4]、神经网络^[5]等智能优化算法被用于列车运行过程优化, 并在列车自动驾驶算法中得到成功应用.

粒子群优化算法(PSO)是一种全局优化进化算

法, 它通过模拟鸟群捕食机制来求解复杂的优化问题, 具有算法简单、容易实现、运行速度快等特点, 因此得到了广泛的应用. 本文以列车运行能耗为优化目标, 考虑运行时间约束、速度限制条件和列车停车位置约束, 建立了列车运行优化模型, 并采用改进的速度变异粒子群优化算法进行求解, 仿真算例说明了该方法的有效性.

2 列车运行过程建模

列车在运行过程中受到以下三种力: 机车牵引力 F 、列车运行阻力 W 和列车制动力 B . 另外, 根据线路情况和列车的运行要求, 机车可以有三种不同

收稿日期: 2013-05-11; 修回日期: 2013-07-04

基金项目: 国家自然科学基金项目(71201103); 上海应用技术学院科技发展基金项目(KJ2011-04)

的运行工况:牵引运行、惰行和制动.在三种工况下列车受到的合力 C 分别为:牵引运行时, $C = F - W$; 惰行时, $C = -W$; 制动时, $C = -W - B$. 在合力 C 的作用下,列车受到的单位合力为

$$c = 1\,000C/(Mg) \text{ (N/kN)} \quad (1)$$

式中,质量 M 单位为 t ,合力 C 单位为 kN , g 为重力加速度.

在模拟列车运行过程时,以列车运行时间 Δt 为仿真步长,并假设列车在该时间间隔内受到的单位合力不变.若在第 i 个时间间隔内,作用于列车上的单位合力为 c_i ,根据《列车牵引规程》^[6],列车在该单位合力作用下的加速度为

$$a_i = 120c_i \text{ (km/h}^2\text{)} \quad (2)$$

若该时段列车的始端速度为 v_i ,在单位合力 c_i 的作用下以加速度 a_i 运行,则列车在该时段的末端速度为

$$v_{i+1} = v_i + \frac{c_i \cdot \Delta t}{30} \text{ (km/h)} \quad (3)$$

在 Δt 运行时间内,列车运行的平均速度为 $\bar{v}_i = (v_{i+1} + v_i)/2$,因此列车在该时段末的位移为

$$s_{i+1} = s_i + \frac{1\,000\bar{v}_i}{3\,600} \Delta t \text{ (m)} \quad (4)$$

在该时段内列车的运行能耗为

$$\Delta E_i = F_i \frac{1\,000\bar{v}_i}{3\,600} \frac{\Delta t}{3\,600} / \eta + E_m \text{ (kWh)}. \quad (5)$$

上式的第一项为列车牵引状态下的能耗,其中 η 为传动系统效率.第二项为惰行和制动状态下的能耗,后者只占总能耗中很小的部分.

3 列车运行策略优化问题建模

列车的运行策略优化问题可描述为^[7]:列车以初速度 $v_0 = 0$ 从初始站出发,在给定运行时间 T 到达终点站,运行距离 S ,末端速度 $v_e = 0$,在满足速度、距离、运行时间和工况转换约束条件 U 下,使列车运行能耗最小.其数学模型如下:

$$\begin{aligned} \min \quad & E = \sum_{i=1}^n \Delta E_i \\ \text{s. t.} \quad & 0 \leq v_i \leq V_{\max}, v_0 = 0, v_e = 0 \\ & 0 \leq s_i \leq S, s_0 = 0, s_e = S \\ & 0 \leq t_i \leq T, t_0 = 0, t_e = T \\ & U \end{aligned} \quad (6)$$

式中, s_e, t_e 分别为优化计算结束后的列车实际运行距离和时间.由于上述优化问题是非线性有约束的动态优化问题,其求解非常复杂.本文采用工况序列

与粒子群优化相结合的方法对该优化问题进行求解.

3.1 工况序列

在列车运行策略优化问题中,列车的运行过程需满足工况约束条件 U ,这一约束条件可由工况序列进行描述^[7].设列车在 2 个车站间的运行速度曲线如图 1 所示,图中包括 B、C、D、E 四个工况转换点,对应的工况序列为:AB 段为启动牵引工况,BC 段为惰行工况,CD 为牵引工况,DE 为惰行工况,EF 为制动工况.若以 1、0、-1 分别表示牵引、惰行和制动工况,则上述工况转换序列可表示为 $U = \{1, 0, 1, 0, -1\}$.

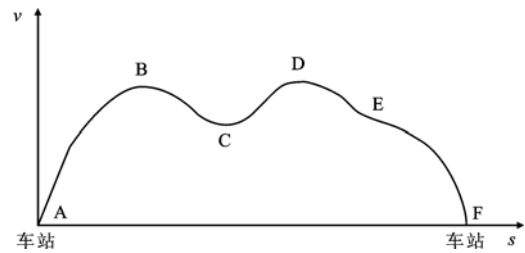


图1 工况转换示意图

在确定工况转换点和工况序列后,就可以确定列车的速度曲线.在实际应用时,工况序列可根据具体线路情况结合操纵经验预先确定,因此,列车运行策略优化问题就转换为求解各工况转换点,使运行过程中的能耗最低.

3.2 速度变异粒子群算法

粒子群优化算法是一种启发式进化算法,它通过模拟鸟群觅食过程中的迁徙和群聚行为,通过个体间的协作与竞争,实现复杂空间最优解的搜索.该算法将每个优化问题的解看作是在多维搜索空间中具有质量和体积的粒子,每个粒子以一定的速度在解空间运动,并向自身历史最佳位置和邻域历史最佳位置聚集,实现对候选解的进化.为了避免搜索过程中陷入局部最优,可采用速度变异法^[8]对原始粒子群算法进行改进.

在一个由 K 个粒子组成的群落中,第 k 个粒子的位置 $x_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kD})$ 代表 D 维目标搜索空间中的一个可行解.若该粒子经历过的最优位置(优化目标最小)为 $p_k = (p_{k1}, p_{k2}, \dots, p_{kD})$,所有粒子的历史最优位置为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$,则该粒子按照速度 $v_k = (v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{kD})$ 确定自己的飞行方向和距离,

$$\begin{aligned} v_{kd} = & \omega \cdot v_{kd} + c_1 r_1 (p_{kd} - x_{kd}) + \\ & c_2 r_2 (p_{gd} - x_{kd}) \end{aligned} \quad (7)$$

式中, ω 为惯性权重, c_1 为个体意识学习因子, c_2 为群体意识学习因子. r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 范围内的随机数.

为了避免在搜索后期粒子的运动速度 v_k 趋于 0 而陷入局部最优, 选取所有粒子在每一维运动速度中的最小值, 按照一定的概率进行变异, 使原本聚集的粒子群分散开, 扩大了粒子的搜索范围. 令

$$v_{kl} = \min(|v_{kl}|, I \in \{1, 2, \dots, K\}, d \in \{1, 2, \dots, D\}) \quad (8)$$

为在某次搜索过程中每一维的速度最小值, 则取该速度最小值对应的粒子 I , 按照一定的概率重新设置其速度初值

$$v_{kl} = \text{rand}[v_{\min}, v_{\max}]. \quad (9)$$

最后, 各粒子以速度 v_k 运动到新的位置点

$$x_{kl} = x_{kl} + v_{kl}, k \in \{1, 2, \dots, K\}, d \in \{1, 2, \dots, D\}. \quad (10)$$

该速度变异的粒子群(VMPSO)优化过程如表 1 所示. 其中第 10 步中的 rand 是计算机产生的 $[0, 1]$ 之间的随机数, Rate 表示变异的概率.

表 1 速度变异粒子群优化算法

步序	算法
1	初始化各粒子的初始位置和初始速度
2	For 每次迭代
3	For 每个粒子 k
4	计算粒子的适应度(目标函数)
5	更新个体最优点和全局最优点
6	End
7	For 每一维 d
8	按照式(7)更新粒子速度
9	按照式(8)寻找速度最小粒子
10	IF rand < Rate
11	按照式(9)变异最小速度
12	End
13	按照式(10)更新粒子位置
14	End
15	End

3.3 列车运行策略优化

为求解优化问题(6), 可利用惩罚函数法, 把运行距离约束和运行时间约束条件加入到目标函数中, 并使列车运行结束时的速度为 0, 则上述优化问题可转换为

$$\begin{aligned} \min H &= E + \alpha [s_e - S]^2 + \beta [t_e - T]^2 \\ \text{s. t. } &0 \leq v_i \leq V_{\max} \\ &U \end{aligned} \quad (11)$$

式中, α 为停靠位置惩罚因子, β 为运行时间惩罚因子.

假设列车运行过程中包含 J 个工况, 其工况序列为 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_J\}$, 采用 VMPSO 算法求解优化问题(11), 相当于寻找最优的工况转换点 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_J\}$, 使目标函数 H 最优. 在每次迭代过程中, 需根据列车运行模型, 计算每个粒子的适应度值, 其过程如表 2 所示.

在列车运行过程中, 为满足速度约束条件, 应在每个仿真步长运行结束后判断列车运行速度是否超过限值, 以此作为工况结束的判断条件. 在最后一个制动工况结束时, 应使列车停车, 因此终端速度为 0. 为保证安全停车, 列车的实际停车点不应超过终点 S .

表 2 粒子群优化算法适应度计算

步序	算法
1	初始化, 仿真步数 $i=1$
2	For 每个工况 j
3	Repeat 每个仿真步长
4	读取线路参数, 根据式(1)计算单位合力 G_i
5	根据式(3)计算末端速度 v_{i+1}
6	根据式(4)计算运行距离 s_{i+1}
7	根据式(5)计算列车能耗 ΔE_i
8	计算运行时间 $t_{i+1} = t_i + \Delta t$
9	$i = i + 1$
10	Until 满足工况结束距离或速度条件
11	End
12	根据式(11)计算适应度值 H

4 算例仿真

以文献[9]中的 CHINA 高速列车进行列车运行仿真, 模拟线路长 35 km, 分为 40 个坡段, 各坡段的坡度在 $[-12\%, 12\%]$ 之间, 总运行时间 660 s. 设置初始种群大小为 200, 迭代次数为 100, 惯性权重 $\omega=0.8$, 学习因子 $c_1 = c_2 = 1.494\ 45$.

根据线路参数设置输入工况序列 $U = \{1, 0, 1, 0, -1, 0, -1\}$, 优化后的速度—距离曲线如图 2 所示, 对应的最优工况转换点为 $\{12.029\ 4, 19.797\ 0, 20.860\ 3, 28.298\ 9, 32.807\ 8, 34.605.11, 34.994\ 3\}$, 列车实际运行时间 647 s, 列车运行能耗 892 kWh. 从图中可以看出, 虽然列车惰行距离为 17.004 km, 占线路总长的 48.5%, 但仍使列车以比较平稳的速度运行.

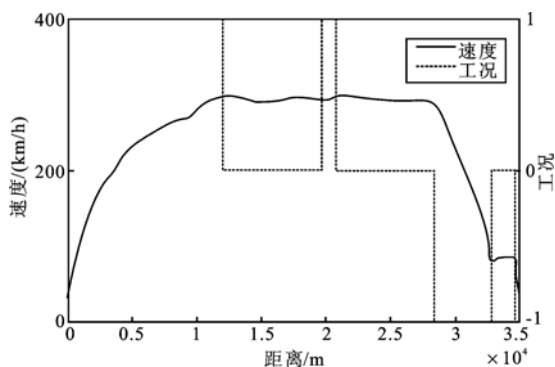


图2 速度—距离曲线

考虑线路 15~20 km 处有一 5 km 的临时限速段,限速 150 km/h,输入工况序列 $U=\{1,0,-1,0,1,0,-1,0,-1\}$,列车标准运行时间 740 s. 图 3 所示为优化后的速度—距离曲线,其工况转换点为 $\{10.480, 11.515, 15.134, 20.193, 23.949, 31.119, 32.173, 33.409, 34.998\}$,实际运行时间 741 s,耗能 1 061 kWh.

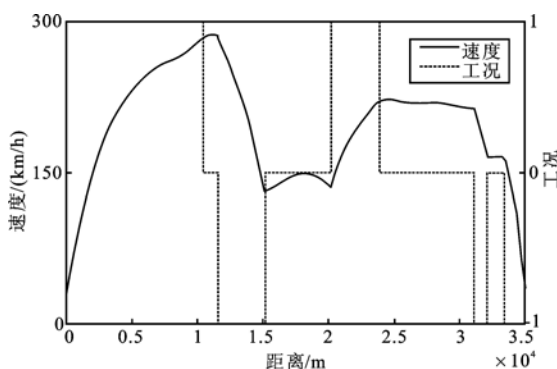


图3 有临时限速的速度—距离曲线

5 结束语

列车的节能运行是考虑时间、距离和速度约束

的非线性优化问题,其求解具有一定难度. 本文采用工况序列与粒子群算法相结合的方法,进行列车的运行策略优化,通过寻找最优工况转换点,使列车运行中的能耗最低. 带速度变异的粒子群算法既保证了粒子群的收敛,又通过速度的概率性变异驱散某些粒子,拓展了粒子的搜索空间. 该算法对于列车的自动驾驶系统设计具有一定的意义.

参考文献:

- [1] Milroy I P. Aspect of automatic train control[D]. Loughborough: Loughborough University, 1980.
- [2] Howlett P G, Milroy I P, Pudney P J. Energy-efficient train control[J]. Control Engineering Practice, 1994, 2(2):193-200.
- [3] 冯晓云. 模糊预测控制及其在列车自动驾驶中的应用研究[D]. 成都:西南交通大学, 2001.
- [4] 石红国. MRT 列车运行模拟模型的多目标改进遗传算法[J]. 西南交通大学学报, 2006, 41(5):659-663.
- [5] Wang Jing, Cai Zixing, Jia Limin. Direct fuzzy neural control with application to automatic train operation[J]. 控制理论与应用, 1998, 15(3):392-398.
- [6] 中华人民共和国铁道部. 列车牵引计算规程[M]. 北京:中国铁道出版社, 1999.
- [7] 付印平. 列车追踪运行与节能优化建模及模拟研究[D]. 北京:北京交通大学, 2009.
- [8] 付国江, 王少梅, 刘舒燕, 等. 改进的速度变异粒子群算法[J]. 计算机工程与应用, 2006(13):48-50.
- [9] 王卓, 王艳辉, 贾立民, 等. 基于 ANFIS 的高速列车制动控制仿真研究[J]. 铁道学报, 2005, 27(3):113-117.

作者简介:

沙 泉 女, (1974—), 博士研究生, 讲师. 研究方向为列车运行过程优化、电力市场优化.