DOI:10.14048/j.issn.1671-2579.2020.06.001

基于遗传算法的道路平面线形组合设计参数优化

冯阳飞
(东北大学 资源与土木工程学院,辽宁 沈阳 110819)

摘要:针对道路平曲线组合设计中缺少定量评判标准而导致设计参数组合随意性的不足,该文以设计参数之和在约束条件下最大作为最优组合的评判标准,并以此建立基本形和S形平曲线组合的参数优化数学模型。基于Matlab平台,应用遗传算法以曲线半径和回旋参数作为组合参数进行基因编码,并进行遗传算法的选择、交叉、变异的寻优计算。算例结果表明:通过遗传算法进行设计参数优化组合计算效果良好,使这两种常用平曲线组合设计更加科学合理。

关键词:数学模型;遗传算法;目标函数;设计参数;约束条件

公路及城市道路设计是道路工程建设的重要组成部分,而其中的道路平面线形组合设计是至关重要的。好的平面线形组合会产生良好的行车安全性、舒适性及良好的视线引导。目前有关道路平面线形组合优化设计多从总体的线形构成方面进行研究探讨,而基于遗传算法的道路线形优化设计也多以路线综合费用最小为目标函数,以交点空间位置作为决策变量进行优化组合。为简化起见,在应用遗传算法进行寻优时,通常把平面线形先分解为直线线元和圆曲线线元,然后进行连接组合而忽略缓和曲线的设置,因此即使经过优化的平面线形在平曲线具体设计时仍需要设置缓和曲线,且由此必定会带来设计变量的调整(如圆曲线半径大小及缓和曲线的回旋参数等),甚至可能进行交点位置的调整。该文主要讨论道路平面线形中各种单曲线设计的优化问题,以供具体设计时参考。

1 平面线形单曲线最优组合的数学模型

如果路线交点位置确定,那交点采用什么样的设计变量组合是最优的以及如何获得最优的设计变量组合,目前少有探讨。该文认为在进行平面线形单曲线组合设计时,应该在满足一定约束条件的基础上,以各设计变量之和最大作为最优的参数组合。以此为最优条件建立目标函数进行寻优,其所获得的解即认为是设计变量的最优组合(或较优组合)。寻找设计变量之和在约束条件下最大属于最优化问题,最优化问题的一般形式为:

$$\min f(x) \quad x \in \Omega \tag{1}$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} S_i(x) \geqslant 0 & i=1,2,3\cdots \\ h_j(x)=0 & j=1,2,3\cdots \end{cases}$$

式中:$S_i(x)$为不等式约束;$h_j(x)$为等式约束;$f(x)$为目标函数。采用罚函数法将约束问题转化为无约束问题,其形式为:

$$F(x,\mu)= f(x)+\mu\alpha(x) \tag{2}$$

$$\alpha(x)=\sum_{j=1}^{n}[h_j(x)]^2+\sum_{i=1}^{m}[S_i(x)]^2 u[S_i(x)] \tag{3}$$

式中:$F(x,\mu)$为曾广目标函数;μ为惩罚因子,u为阶越函数,即$u(t)=0$(当$t\geqslant 0$时)或$u(t)=1$(当$t<0$时)。

因此优化问题的最优解也就表达为求$F(x,\mu)$的最小值,即$\min F(x,\mu)$。

道路平曲线设计变量通常为平曲线半径(R)、缓和曲线长度(L_s)和回旋参数(A),三者关系为:$RL_s=A^2$。采用R和A作为待优化的设计变量,一般R越大,对行车越有利。同样,A代表缓和曲线的曲率变化快慢,A越大,曲率变化越慢,缓和曲线较为舒缓,也有利于行车,而二者之和越大,总体上对行车是有利的。因此,构造的设计参数优化的曾广目标函数表

收稿日期:2020-05-16(修改稿)
作者简介:冯阳飞,男,高级工程师.E-mail:fyf138400@qq.com

达为：

$$F(R,A,\mu)= f(R,A)+\mu\alpha(R,A) \tag{4}$$

考虑到 $F(R,A,\mu)$ 一般是求最小值，而 $\mu\alpha(R,A)\geqslant 0$，且 R、A 均为正值，因此设计参数最优组合的数学模型可表示为：

$$\min F(R,A,\mu)=-\sum_{i=1}^{n}R_i-\sum_{j=1}^{m}A_j+\mu\alpha(R,A)+C \tag{5}$$

式中：C 为一正常数，其作用是保证目标函数不出现负值，以方便应用。

2 基本形和 S 形平曲线目标函数的建立

基本形和 S 形平曲线是道路平曲线设计中常采用的组合形式。在道路交点位置确定的基础上进行基本形和 S 形平曲线设计，属于已知平曲线转角和切线长(或交点间距)需要确定半径和缓和曲线回旋参数的设计。该文主要讨论受约束条件下设置优化问题。此类问题可归纳为 3 种约束情况：① 基本形平曲线切线长约束，即切线长为等式约束；② S 形平曲线两交点间距约束(T_1+T_2)，即交点间距为等式约束；③ 基本形平曲线外距约束，即外距为等式约束。由于设置平曲线时，在一定的约束条件下，设计参数 R 和 A 存在相互制约关系，所以设计变量组合存在优化问题。该文就基本形和 S 形这两种组合形式建立目标函数。

2.1 基本形平曲线目标函数的建立

基本形平曲线由缓和曲线 1—圆曲线—缓和曲线 2 构成，A_1、A_2、R 分别表示平曲线两个缓和曲线的回旋参数和圆曲线半径，T_1、T_2 分别为给定的切线长，α 为给定的平曲线转角，β 为圆曲线转角，则设计变量分别为 A_1、R、A_2。其约束条件的表达式为：

$$T_1-\left[q_1-\frac{(R+\Delta R_1)}{\tan\alpha}+\frac{(R+\Delta R_2)}{\sin\alpha}\right]=0 \tag{6}$$

$$T_2-\left[q_2-\frac{(R+\Delta R_2)}{\tan\alpha}+\frac{(R+\Delta R_1)}{\sin\alpha}\right]=0 \tag{7}$$

$$({A_1}^2/R)/(R\beta)=0.3\sim 1 \tag{8}$$

$$({A_2}^2/R)/(R\beta)=0.3\sim 1 \tag{9}$$

$$\frac{A_1^2}{R}-L_{s\min}\geqslant 0 \tag{10}$$

$$\frac{A_2^2}{R}-L_{s\min}\geqslant 0 \tag{11}$$

$$\frac{A_2}{A_1}-0.5\geqslant 0 \tag{12}$$

上述各约束中，式(6)、(7)为切线长等式约束，式(8)、(9)为圆曲线与缓和曲线长度比例约束，式(10)、(11)为最小缓和曲线长度约束，式(12)为回旋参数比例约束(假定 $A_1>A_2$)。q_1、q_2、ΔR_1、ΔR_2、β 分别为两个缓和曲线的切线增值、内移值和圆曲线转角，均可用设计变量(A_1、R、A_2)表示。则罚函数的表达式为：

$$\begin{aligned}\alpha(R,A_1,A_2)=&\left\{T_1-\left[q_1-\frac{(R+\Delta R_1)}{\tan\alpha}+\frac{(R+\Delta R_2)}{\sin\alpha}\right]\right\}^2+\left\{T_2-\left[q_2-\frac{(R+\Delta R_2)}{\tan\alpha}+\frac{(R+\Delta R_1)}{\sin\alpha}\right]\right\}^2+\\&\left(\frac{2A_1^2}{2\alpha R^2-A_1^2-A_2^2}-0.3\right)^2u\cdot\left(\frac{2A_1^2}{2\alpha R^2-A_1^2-A_2^2}-0.3\right)+\left(1-\frac{2A_1^2}{2\alpha R^2-A_1^2-A_2^2}\right)^2u\left(1-\frac{2A_1^2}{2\alpha R^2-A_1^2-A_2^2}\right)+\\&\left(\frac{2A_2^2}{2\alpha R^2-A_1^2-A_2^2}-0.3\right)^2u\left(\frac{2A_2^2}{2\alpha R^2-A_1^2-A_2^2}-0.3\right)+\left(1-\frac{2A_2^2}{2\alpha R^2-A_1^2-A_2^2}\right)^2u\left(1-\frac{2A_2^2}{2\alpha R^2-A_1^2-A_2^2}\right)+\\&\left(\frac{A_1^2}{R}-L_{s\min}\right)^2u\left(\frac{A_1^2}{R}-L_{s\min}\right)+\left(\frac{A_2^2}{R}-L_{s\min}\right)^2u\left(\frac{A_2^2}{R}-L_{s\min}\right)+\left(\frac{A_2}{A_1}-0.5\right)^2u\left(\frac{A_2}{A_1}-0.5\right)\end{aligned} \tag{13}$$

将罚函数代入目标函数式(5)中，即可求解目标函数值。

2.2 S 形平曲线目标函数的建立

S 形平曲线的设计变量为 R_1，A_1，R_2，A_2。其等式约束为两交点间的距离(L)，其他为不等式约束。为简化起见，假定两个衔接的平曲线均为对称基本形，则有如下约束条件：

$$L-(R_1+\Delta R_1)\tan\left(\frac{\alpha_1}{2}\right)-q_1-(R_2+\Delta R_2)\cdot\tan\left(\frac{\alpha_2}{2}\right)-q_2=0 \tag{14}$$

$$\frac{A_2}{A_1}-0.5\geqslant 0 \tag{15}$$

$$\frac{R_2}{R_1}-0.5\geqslant 0 \tag{16}$$

$$({A_1}^2/R_1)/(R_1\beta_1)=0.3\sim 1 \tag{17}$$

$$({A_2}^2/R_2)/(R_2\beta_2)=0.3\sim 1 \tag{18}$$

$$\frac{A_1^2}{R_1}-L_{s\min}\geqslant 0 \tag{19}$$

$$\frac{A_2^2}{R_2}-L_{s\min}\geqslant 0 \tag{20}$$

$$\frac{A_1}{R_1}=0.3\sim 1 \tag{21}$$

$$\frac{A_2}{R_2}=0.3\sim 1 \tag{22}$$

式(14)～(22)为 S 形平曲线的约束,其中 q_1、q_2、ΔR_1、ΔR_2、β_1、β_2 分别为两个平曲线的缓和曲线的切线增值、内移值以及圆曲线转角,均可用设计变量(R_1、R_2、A_1、A_2)表示,且假定 $A_1\geqslant A_2$,$R_1\geqslant R_2$。

建立的 S 形平曲线的罚函数表达式为:

$$\begin{aligned}\alpha(R,A)=&\left[L-(R_1+\Delta R_1)\tan\left(\frac{\alpha_1}{2}\right)-q_1-(R_2+\Delta R_2)\tan\left(\frac{\alpha_2}{2}\right)-q_2\right]^2+\left(\frac{A_2}{A_1}-0.5\right)^2u\left(\frac{A_2}{A_1}-0.5\right)\\&+\left(\frac{R_2}{R_1}-0.5\right)^2u\left(\frac{R_2}{R_1}-0.5\right)+\left(\frac{A_1^2}{\alpha_1R_1^2-A_1^2}-0.3\right)^2u\left(\frac{A_1^2}{\alpha_1R_1^2-A_1^2}-0.3\right)+\left(1-\frac{A_1^2}{\alpha_1R_1^2-A_1^2}\right)^2u\left(1-\frac{A_1^2}{\alpha_1R_1^2-A_1^2}\right)\\&+\left(\frac{A_2^2}{\alpha_2R_2^2-A_2^2}-0.3\right)^2u\left(\frac{A_2^2}{\alpha_2R_2^2-A_2^2}-0.3\right)+\left(1-\frac{A_2^2}{\alpha_2R_2^2-A_2^2}\right)^2u\left(1-\frac{A_2^2}{\alpha_2R_2^2-A_2^2}\right)+\left(\frac{A_1^2}{R_1}-L_{s\min}\right)^2u\left(\frac{A_1^2}{R_1}-L_{s\min}\right)\\&+\left(\frac{A_2^2}{R_2}-L_{s\min}\right)^2u\left(\frac{A_2^2}{R_2}-L_{s\min}\right)+\left(\frac{A_1}{R_1}-0.3\right)^2u\left(\frac{A_1}{R_1}-0.3\right)+\left(1-\frac{A_1}{R_1}\right)^2u\left(1-\frac{A_1}{R_1}\right)+\left(\frac{A_2}{R_2}-0.3\right)^2u\left(\frac{A_2}{R_2}-0.3\right)\\&+\left(1-\frac{A_2}{R_2}\right)^2u\left(1-\frac{A_2}{R_2}\right)\end{aligned} \tag{23}$$

上述所建立的目标函数形式,一般都属于多元目标寻优问题,且约束条件较多。这类问题寻优过程比较复杂,若采用最优化理论的一些常用寻优方法会带来诸多困难,因此该文拟采用遗传算法进行目标函数寻优计算。

3　遗传算法基本原理及一般应用流程

3.1　遗传算法的优点及基本原理

遗传算法(GA)是通过模仿自然界生物进化理论随机全局搜索和优化的方法,它通过多个个体并行全局搜索方法进行寻优。遗传算法具有对可行解表示的广泛性、群体搜索特性和并行性及并行计算能力等诸多优点。基于遗传算法的这些优点,目前对于多元、多目标及有较多约束的目标函数常采用遗传算法进行寻优。遗传算法模仿生物遗传进化过程,种群中的个体实行适者生存原则,对于目标函数值较大(或较小)的个体会得到更多的遗传机率,反之则会被淘汰。经过若干代的优胜劣汰过程,最终获得最优的个体。

3.2　遗传算法的应用流程

遗传算法主要的遗传计算环节为对种群个体进行选择、交叉、变异,从而完成一代的遗传过程,经过若干代遗传过程后得到最优的个体。应用流程如下:① 拟定个体(染色体)的构成(基因)、初始种群个体数目及遗传代数;② 计算每个个体对应的目标函数值及相应的适应度(选择的概率);③ 对种群中个体按适应度大小选择组成中间种群个体;④ 对中间种群个体按一定概率进行交叉操作(基因换位)形成交叉后的中间种群个体;⑤ 对中间种群个体按一定概率进行变异操作(基因突变),形成新的种群,完成一次遗传过程;⑥ 重复②～⑤过程直到拟定的代数为止。

以基本形平曲线组合为例,个体构成采用浮点编码方法(真值编码),则个体构成为 A_1、A_2、R(分别为两回旋线回旋参数和圆曲线半径),种群表示为 $p=\{A_{1i},A_{2i},R_i\}(i=1,2,3,\cdots,n)$。在应用遗传算法寻找最优目标函数值时可通过不断改变设计变量的取值范围,从而最终获得较理想的设计参数组合。

4　遗传算法应用算例

4.1　对称基本形平曲线设计变量组合优化算例

为简化起见,选择对称基本形平曲线作为算例。已知条件:二级公路、平曲线,转角 $\alpha=0.602$ rad,切线长 $T=270$ m,设计速度 $V=60$ km/h。由于采用对称基本形平曲线,所以该算例对应的约束为式(6)、(8)、(10)。

(1) 各参数取值范围的确定。由于算例未给出 R 和 A 的具体取值限制,按规范要求确定取值范围。二级公路,$V=60$ km/h,由 JTG D20－2006《公路路线设计规范》(以下简称《规范》)可知其极限最小半径为 125 m,不设缓和曲线的临界半径为 1 500 m,所以 R 在(125,1 500)内取值。由《规范》可知最小缓和曲线长度为 50 m,根据 $RL_s=A^2$ 关系,得最小 $A=80$ m,又根据 $V=60$ km/h,最大超高 8%,按路面宽度 7 m

计算，超高渐变率按《规范》不得缓于 1/330，经计算得最大的缓和曲线长度为 185 m，进而算得 A 的最大值为 525 m，则 A 在(80,525)内取值。为保证目标函数非负，设定 $C=1\ 500+525=2\ 025$，惩罚因子 μ 可视具体情况选取，该算例取 100。

(2) 遗传算法参数选取。种群个体数目取 40，遗传代数取 100，交叉概率取 0.7，变异概率取 0.01。采用 Matlab 编制的程序计算。考虑到遗传算法初始种群个体的随机性，因此算例进行了一定次数重复操作。

(3) 计算结果及分析。表 1 为遗传算法运行结果。表 2 中罚函数分项值编号对应约束编号。

表 1 遗传算法运行结果

目标函数值	R/m	A/m	备注
1 065.8	685.06	274.10	遗传算法
1 060.7	702.31	261.98	遗传算法
1 093.0	649.65	282.35	遗传算法
1 058.5	700.56	271.23	遗传算法
1 097.1	628.94	298.96	遗传算法
1 301.1	590.00	321.33	算例原解

表 2 罚函数分项值

目标函数值	式(6)	式(8)	式(10)
1 065.8	0	0	0
1 060.7	0	0	0
1 093.0	0	0	0
1 058.5	0	0	0.054
1 097.1	0	0	0
1 301.1(原解)	0	0	1.874

由表 1 可以看出：采用遗传算法寻优的目标函数值均小于算例原解的目标函数值(1 301.1)，表明原解有进一步优化的空间。从罚函数分项值(表 2)看，有 4 组设计变量组合罚函数分项值为 0，而原解在切线长约束不满足要求，但差值不大。根据表 1 的计算结果缩小设计变量取值范围到 R(620,710)和 A(250,300)，再应用遗传算法进行寻优，结果见表 3、4。

从表 3、4 可以看出：缩小设计变量取值范围后，运行结果进一步优化了设计变量组合。目标函数最小值由 1 058.5 优化到 1 053.1，设计变量组合由(700.56,271.23)优化到(707.21,266.51)，而罚函数分项值均为 0。因此，经过遗传算法程序优化计算后，设计参数组合由(590,321.33)最终优化到(707.21,266.51)。

表 3 遗传算法运行结果(缩小范围)

目标函数值	R/m	A/m	备注
1 055.3	701.54	268.21	遗传算法
1 051.3	707.21	266.51	遗传算法
1 052.1	708.48	264.42	遗传算法
1 053.5	703.23	269.27	遗传算法
1 051.7	706.80	266.54	遗传算法
1 301.1	590.00	321.33	算例原解

表 4 罚函数分项值(缩小范围)

目标函数值	式(6)	式(8)	式(10)
1 055.3	0	0	0
1 051.3	0	0	0
1 052.1	0	0	0
1 053.5	0	0	0
1 051.7	0	0	0
1 301.1(原解)	0	0	1.874

图 1、2 分别为算例初次寻优和缩小设计变量取值范围后再次寻优的一次程序运行过程目标函数值与迭代次数的关系图。

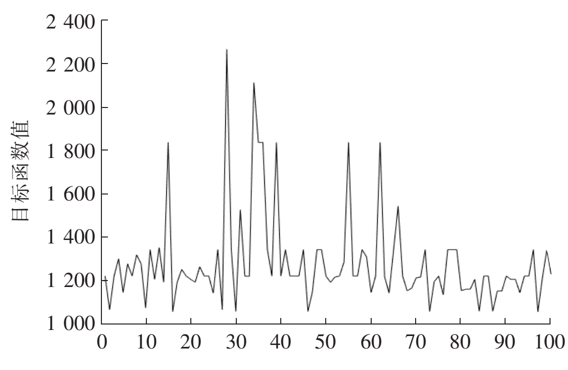

图 1 目标函数值与迭代次数关系图

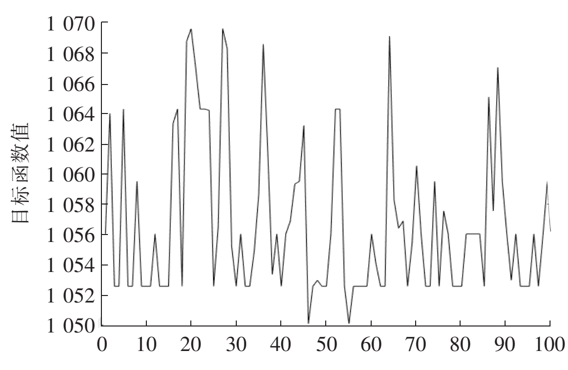

图 2 目标函数值与迭代次数关系图(缩小范围后)

从图 1、2 可以看出：仅凭设计人员反复调整及试算找到最优组合极为困难，也说明运用遗传算法优化的必要性。

4.2 利用遗传算法对贵州省 S204 线湄潭至余庆路段平曲线设计进行优化

贵州省湄潭至余庆路段是文献[4]的设计实例。文献[4]开发了公路平面线形辅助设计系统，该系统主要通过拖动基本的线元进行平面线形连接，拖动连接过程中随时获得相关设计数据，以方便设计人员判断线形的连接是否满足相关要求。该文选择交点 9，桩号里程为 K2＋426.091，平曲线为对称基本形，$R=213$ m，$A=100$ m，转角 $\alpha=60°16'45.43''$，$T=147.384$ m。遗传算法优化结果如表 5、6 所示。

表 5　遗传算法运行结果

目标函数值	R/m	A/m	备注
1 791.6	147.18	86.17	遗传算法
1 857.1	195.08	97.65	遗传算法
1 815.0	126.93	83.07	遗传算法
1 719.1	205.64	106.93	遗传算法
1 718.5	191.93	114.57	遗传算法
2 644.3	213.00	100.00	原解

表 6　罚函数分项值(对称基本形曲线)

目标函数值	式(6)	式(8)	式(10)
1 791.6	0	0	0
1 857.1	0	0	1.254 3
1 815.0	0	0	0
1 719.1	0	0	0
1 718.5	0	0	0
2 644.3(原解)	0.008 8	0.001 2	9.312 5

由表 5 可知：遗传算法优化的目标函数均小于原解的目标函数。由表 6 可知：遗传算法优化计算的罚函数分项值有 4 项均为 0，而原解各罚函数分项值均不为 0，其中约束式(10)值较大，即表示缓和曲线最小长度不满足要求。因此应采用目标函数值最小的(1 718.5)设计变量组合(191.93，114.57)作为最终优化结果。

4.3 S 形平曲线设计变量组合优化算例

已知条件：二级公路，设计速度 $V=60$ km/h，$\alpha_1=0.28$，$\alpha_2=0.602$，交点间距 $L=480$ m。参照 S 形平曲线罚函数表达式(23)并代入已知条件进行计算，设计变量取值范围和遗传算法参数选取同前述算例，遗传代数取 400，种群个体取 40，重复运行 5 次，计算结果如表 7、8 所示。

表 7　遗传算法运行结果(S 形曲线)

目标函数值	R_1/m	A_1/m	R_2/m	A_2/m	备注
1 687.4	703.92	247.05	1 152.20	356.08	遗传算法
1 472.9	656.31	192.47	1 326.40	404.23	遗传算法
1 860.0	957.55	324.60	713.61	197.39	遗传算法
1 483.4	525.17	208.29	1 460.00	455.38	遗传算法
1 558.3	580.68	186.20	1 245.20	485.98	遗传算法
34 770.0	590.00	321.325	1 000.00	367.42	原解

表 8　罚函数分项值表

目标函数值	式(14)	式(15)	式(16)	式(17)	式(18)	式(19)	式(20)	式(21)	式(22)
1 687.4	0.949	0	0	0	0.012	0	0	0	0
1 472.9	0.001	0	0	0	0.014	0	0	0	0
1 860.0	0.008	0	0	0	0.024	0	0	0	0
1 483.4	0.589	0.002	0.002	0.08	0.012	0	0	0	0
1 558.3	0.036	0.014	0.014	0	0	0	0	0	0
34 770.0	0.278	0	0	329.72	0	0	0	0	0

从表 7 可以看出：原解的目标函数值较大，而遗传算法目标函数值计算结果要小得多。由表 8 可以看出，原解主要是约束式(17)不满足要求，即缓和曲线 1 和圆曲线 1 长度比例不满足要求，其他罚函数分项值即使不为 0 也较小。根据初次寻优结果调整设计变量取值范围为 R_1(500，1 000)、A_1(180，350)、R_2(1 140，1 500)、A_2(180，500)，再运行遗传算法程序，运行结果如表 9、10 所示。

表9 遗传算法运行结果(缩小范围后)

目标函数值	R_1/m	A_1/m	R_2/m	A_2/m	备注
1 399.3	631.46	213.70	1 463.6	349.95	遗传算法
1 392.8	588.14	225.07	1 492.5	365.28	遗传算法
1 381.3	650.88	184.53	1 483.2	359.19	遗传算法
1 389.2	537.73	189.70	1 481.0	467.95	遗传算法
1 374.4	629.53	193.65	1 496.0	364.02	遗传算法
34 770.0	590.00	321.33	1 000.0	367.42	原解

表10 罚函数分项值(缩小范围后)

目标函数值	式(14)	式(15)	式(16)	式(17)	式(18)	式(19)	式(20)	式(21)	式(22)
1 399.3	0.027	0	0.012	0	0.038	0	0	0	0.004
1 392.8	0.075	0	0.014	0.009	0.036	0	0	0	0.003
1 381.3	0.050	0	0	0	0.037	0	0	0	0
1 389.2	6.916	0.009	0.009	0	0.010	0	0	0	0
1 374.4	0.028	0	0.001	0	0.036	0	0	0	0.003
34 770.0	0.278	0	0	329.720	0	0	0	0	0

从再次寻优结果看,目标函数值进一步减小,最小值从初次的1 472.9优化到1 374.4。因此最终优化结果为从原解的组合(590,321.33,1 000,367.42)优化到(629.53,193.65,1 496.0,364.02),且考虑到罚函数分析值较小,可忽略。

5 结论

(1) 以设计变量之和在约束条件下达到最大作为最优条件建立目标函数,并采用遗传算法进行寻优,结果表明算法是可行的,结果比较理想。同时对基本形和S形平曲线设计变量组合值的优劣有了一个定量的评判标准。

(2) 采用该文方法能快速、精确地确定设计变量的较优组合值,这对道路路线设计人员的设计工作提供了很好的帮助,大大减少了在设计过程中进行反复调试计算的工作量,提高了设计工作的效率。

(3) 在实际设计中,考虑到对设计变量取值范围一般都有一定的限制,运用遗传算法对设计变量组合进行寻优更容易获得理想的结果。

(4) 遗传算法结果也可作为设计变量调整方向的基础,使设计人员依据计算结果知道应该对哪些设计变量进行调整。

(5) 利用遗传算法进行优化计算时,可通过设置不同的约束及取值范围灵活地进行有针对性的寻优计算,得到有针对性的结果。

参考文献:

[1] JTG D20—2006 公路路线设计规范[S].
[2] 冯阳飞.缓和复曲线设计参数优化的数学模型[J].公路工程,2008(1).
[3] 赵建三.高速公路选线模型优化的遗传算法设计[J].交通科学与工程,2009(3).
[4] 叶亚丽,庄传仪.公路路线多目标遗传算法优化设计研究[J].公路,2012(10).
[5] 程亚飞.公路路线平面设计方法的研究及应用软件的开发[D].中南大学硕士学位论文,2007.
[6] 马庆雷.基于遗传算法的公路平面优化[J].中国公路学报,2006(1).
[7] 于玲,秦翔,包龙生.基于遗传算法的山区高速公路平面线形优化设计方法[J].公路交通科技,2018(9).
[8] 张薇,徐嘉庆.最优化方法[M].沈阳:东北大学出版社,2004.
[9] 张贤明.MATLAB教材[M].南京:东南大学出版社,2010.
[10] 王小平.遗传算法——理论、应用与软件实现[M].西安:西安交通大学出版社,2002.
[11] 张焱,成卫.城市涡轮式环形交叉口的设计及仿真研究[J].中外公路,2018(5).
[12] 杨永前,黄红明.S形曲线超高过度设计方法研究[J].中外公路,2017(6).
[13] 曹友露,高建平.圆曲线与缓和曲线组合对高速公路运营安全的影响[J].中外公路,2016(6).
[14] 王丽园,陈楚江,余飞.基于BIM的公路勘测设计与实践[J].中外公路,2016(3).