

交通运输

基于混合遗传算法的高速列车 截面变化率优化设计

姚拴宝 郭迪龙 杨国伟

(中国科学院力学研究所,流固耦合系统力学重点实验室,北京 100190)

摘要 基于遗传算法和单纯形法构造出了一种混合优化算法,对不同编码方式的算法进行了对比分析。发现混合算法的寻优能力明显优于遗传算法的寻优能力。实数编码的混合算法能够更好的保持种群多样性,在存在多个局部最优解的情况下,比二进制编码的混合算法的寻优能力强。利用构造的基于实数编码的混合算法,结合 Hicks-Henne 型函数参数化方法和 Kriging 代理模型,对高速列车的截面变化率进行了减小气动阻力的优化设计,得到了在设计空间内的最优截面变化率。优化后,三辆编组列车的气动阻力减小 9.41%,其中,压差阻力减小 38.02%,摩擦阻力基本不变,头车气动阻力减小 12.55%,尾车气动减小 13.98%。

关键词 混合算法 截面变化率 遗传算法 Kriging 代理模型 高速列车

中图分类号 U292.914; **文献标志码** A

高速列车的发展不仅能够极大的推进国家经济和科学技术的发展,也是一个国家高科技发展水平的重要标志。近几年,中国高速列车技术取得重大进展,高铁速度不断提高。随着列车运行速度的提高,气动阻力占列车总阻力的比例迅速提高。头部长度稍大于 5 m 的高速列车时速在 300 km 时,空气阻力可以达到总阻力的 85%;头部长度在 10 m 左右,且流线型程度非常高的动车组,时速 300 km 时空气阻力占总阻力的 75%^[1]。可见,气动减阻问题非常突出。在头部长度不变的情况下,列车流线型部分的截面变化率决定了头尾车周围的流场,对列车的气动阻力有很大的影响,因此,通过改善截面变化率进而降低列车的气动阻力是解决高速列车气动减阻问题的可行方法。

列车的气动阻力与流线型部分的截面变化率有较强的非线性关系,使用已经发展比较成熟的梯

度算法很难得到全局最优解。遗传算法作为一种以种群为搜索单位的启发式算法,通过选择、交叉和变异操作,可以较快的跳出局部最优解,提高全局寻优的能力,在高速列车头型优化设计领域已经有了一定的应用。Sun 等^[2]使用多目标遗传算法对 CRH3 的头部外形进行了优化设计,得到了鼻锥长度、鼻锥厚度与头车气动阻力的非线性关系; Vytla 等^[3]以列车气动阻力和气动噪声为优化目标,结合自适应 Kriging 模型和基于遗传算法及粒子群算法的混合算法对列车鼻锥进行了优化设计。虽然遗传算法具有很强的全局寻优能力,但其局部搜索效率明显不如局部搜索算法^[4,5],为此,现将局部搜索算法与遗传算法相结合,在不减弱算法全局寻优能力的情况下,增强算法的局部搜索能力,构造出了一种混合遗传算法,并使用该算法对列车流线型部分的截面变化率进行了优化设计,以列车气动阻力为优化目标,得到了设计空间内的最优截面变化率。

1 混合遗传算法

交叉概率和变异概率直接影响到遗传算法的

2013年3月20日收到 国家科技支撑计划(2009BAG12A03)、
国家重点基础研究发展计划(“973”)(2011CB71100)资助
第一作者简介:姚拴宝(1986—),男,博士研究生,研究方向:高速列车空气动力学及气动外形优化设计。E-mail: ysbao566@163.com。

收敛性,对于不同的问题需要反复的试验来确定,而且在同一优化问题中,在进化的初期,需要较大的交叉概率和变异概率产生染色体多样性来尽可能覆盖整个编码空间,避免“早熟”。在进化后期,需要较小的交叉概率和变异概率保证算法的收敛性。为此,采用 Srinivas 等^[6]提出的自适应遗传算法^[7](adaptive genetic algorithm, AGA)。编码方式的不同对遗传算法的寻优能力有较大的影响,常用的编码方式有实数编码和二进制编码,一般情况下,二进制编码比实数编码的搜索能力强,而实数编码能够更好的保持种群多样性。因此,需将对不同编码方式的遗传算法进行对比分析。对于每种算法,初始交叉概率均为 0.9、0.6,初始变异概率均为 0.1、0.001。

单纯形法^[8]是确定性的单目标优化方法,利用 n 维空间的 $n+1$ 维多面体的反射、压缩和反压缩等方法进行寻优,从一个优良的初始点出发,可以迅速得到目标函数的局部最优解。将单纯形方法和自适应遗传算法混合,同时发挥两种算法的优势,能够有效增强遗传算法的局部搜索能力。由于单纯形法不需要计算目标函数的梯度,因此,不会影响遗传算法的使用范围,而且编程容易实现。

混合遗传算法的具体流程为:

(1)初始化种群:随机生成 N 个个体,计算每个个体的适应度值;

(2)确定引入单纯形法时的进化代数 ns ,初始化自适应遗传算法和单纯形法的参数,根据具体问题要求的精度确定最小单纯形的尺度;

(3)对种群进行选择、交叉和变异操作,更新种群,如果进化代数达不到 ns ,则重复进行第(3)步,如果进化代数达到 ns ,则开始下一步;

(4)以当前代的最优个体为一个初始点,再随机生成 n (n 为具体问题的维数)个个体,计算其适应度,使用单纯形法开始进行局部搜索。

(5)达到迭代终止要求,算法结束,否则,返回(3)。

为了验证算法的寻优效率,使用 Schwefel 设计的测试函数^[9]

$$\begin{cases} \min f(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{|x_i|}) \\ \text{s. t. } |x_i| \leq 500; i = 30. \end{cases}$$

该函数的维数达到了 30,且存在分布不均匀的多个极值,有非凸特性,一般算法很难求得其最优解,测试函数的最优解为 -12 596.5,若算法得到的最优解与极值点的绝对误差不大于 0.5,认为得到了最优解^[10]。

表 1 给出了不同算法的寻优结果,可以看出,经过 10 次重复搜索,只有基于实数编码方式的混合算法 (simplex-adaptive real range genetic algorithms, SARGA) 找到了最优解,且 10 次搜索全部得到最优解,而其余三种算法都没有找到最优解。基于实数编码的自适应遗传算法 (adaptive real range genetic algorithms, ARGA) 的寻优结果优于基于二进制编码的自适应遗传算法 (adaptive binary range genetic algorithms, ASGA) 和基于二进制编码的混合算法 (simplex-adaptive binary range genetic algorithms, SABGA), ARGA 得到的最大解为 -12 319.2, 优于 ABGA 和 SABGA 得到的最小解,而 SABGA 得到的最大解小于 ABGA 得到的最小解,由此可以得出,同种编码方式的混合算法的寻优能力明显优于相对应的自适应遗传算法的寻优能力,实数编码的算法能够更好的保持的种群多样性,更容易得到全局最优解。

表 1 不同算法对测试函数的寻优结果

算法类型	种群数量	进化代数	最小值	最大值	最优解次数
ARGA	400	1 500	-12 446.5	-12 319.2	0
SARGA	400	1 500	-12 569.4	-12 569.2	10
ABGA	400	1 500	-11 538.4	-11 050.0	0
SABGA	400	1 500	-12 114.9	-11 838.7	0

从图 1 给出的不同算法的收敛曲线可以看出, SARGA 的收敛速度最快,在进化代数不到 500 代时便可以得到全局最优解, ASGA 的收敛速度最慢,在进化代数达到 1 500 代时仍然得不到一个平稳的优化解,相同编码方式的混合算法的收敛速度都明显优于对应的自适应遗传算法的收敛速度,需要注意的是,单纯形法的引入时间对混合算法的收敛速度

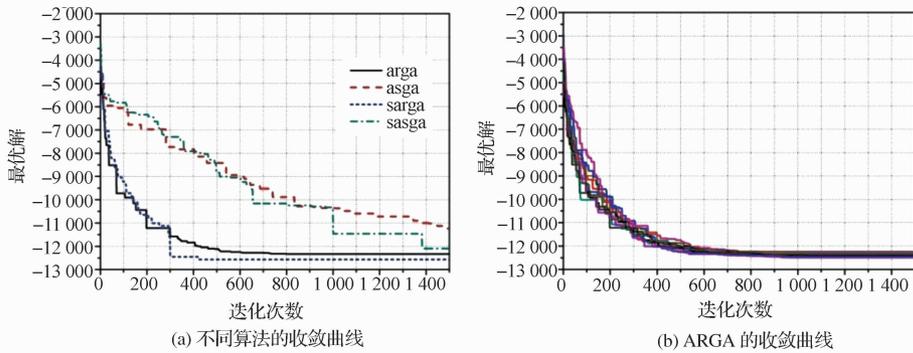


图1 算法收敛曲线

有很大影响,如果引入过早,对目标函数的计算次数会显著增加,降低算法的寻优效率,引入太晚,算法易陷入局部最优解,降低得到全局最优解的概率。对于 SARGA,本文在遗传算法进化代数 300 代时引入单纯形法,在进化不到 500 代时就可以得到全局最优解;对于 SABGA,在遗传算法进化代数为 1 000 时引入单纯形法,从图 1(a)可以看出,此时,算法迅速找到局部最优解,但很难收敛到全局最优解,从图 1(b)可以看出,ARGGA 经过 10 次重复搜索得到的最优解波动不大,说明算法具有一定的稳健性。

2 高速列车截面变化率优化设计

2.1 Hicks-Henne 参数化方法

针对列车流线型部分截面变化率进行优化设计,采用三辆编组方式,列车总长度为 75 m,对流线型部分进行参数化,尾车与头车对称,中间车外形保持不变。头型截面变化率型线的形状由基准型线、型函数和型函数的权重因子决定,即 $Y = Y_{\text{base}} + \sum_{i=1}^n W_i F_i$,其中 Y_{base} 为基准外形,在本文中,以 Lida 等^[11]提出的截面变化率为基准外形, W_i 为权重因子,由于标准的 Hicks-Henne 函数无法改变鼻锥尾部的斜率^[12],因此, F_i 为选用的修正的 Hicks-Henne 型函数,其表达式为

$$F_i = \begin{cases} x^{0.9}(1-x)e^{-20x}, & i = 1 \\ \sin^3(\pi x^{e(i)}), & i > 1, i = 1, \dots, n, \\ x^{0.9}(1-x)e^{-20(1-x)}, & i = n \end{cases}$$

式中, $e(i) = \lg 0.5 / \lg x_i$; $0 \leq x \leq l$ 。

为方便流线型部分的参数化控制,设计头车流线型部分长度单位化为 1 m,即 $l = 1$,而在流场计算时使用 1:1 的真实尺寸,以消除外形的缩小对流场计算结果的影响。选取 8 个 Hicks-Henne 型函数, x_i 的取值分别为:0.142 9、0.285 7、0.428 6、0.571 4、0.714 3、0.857 1。

8 个 Hicks-Henne 型函数及其对应的权重因子的取值范围依次为:

$$F_1 = x^{0.9}(1-x)e^{-20x}, \quad -2.0 \leq w_1 \leq 5.0;$$

$$F_2 = \sin^3(\pi x^{0.3563}), \quad -0.1 \leq w_2 \leq 0.3;$$

$$F_3 = \sin^3(\pi x^{0.5533}), \quad -0.1 \leq w_3 \leq 0.15;$$

$$F_4 = \sin^3(\pi x^{0.8181}), \quad -0.1 \leq w_4 \leq 0.15;$$

$$F_5 = \sin^3(\pi x^{1.2385}), \quad -0.2 \leq w_5 \leq 0.12;$$

$$F_6 = \sin^3(\pi x^{2.0602}), \quad -0.12 \leq w_6 \leq 0.1;$$

$$F_7 = \sin^3(\pi x^{4.4951}), \quad -0.08 \leq w_7 \leq 0.05;$$

$$F_8 = x^{0.9}(1-x)e^{-20(1-x)}, \quad -1.0 \leq w_8 \leq 2.0。$$

图 2 给出了上述各型函数的曲线,由此组型函数拟合得到的流线型部分截面变化率的型线如图 3。

2.2 CFD 计算方法

针对的高速列车运行速度为 300 km/h,马赫数为 0.245,空气的压缩效应对列车阻力有一定的影响。因此,流场计算方法采用基于格心格式有限体积分法的三维定常可压缩雷诺平均 N-S 方程,方程形式^[13]如下

$$\frac{\partial}{\partial t} \int_{\Omega} \vec{W} d\Omega + \oint_{\partial\Omega} (\vec{F}_c - \vec{F}_v) dS = \int_{\Omega} \vec{Q} d\Omega$$

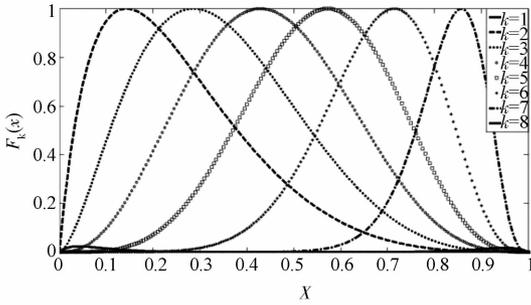


图2 Hicks-Henne 型函数型线

空间离散格式采用 Roe 格式,时间离散采用 LU-SGS 离散方法。湍流模型采用 $K-\omega$ SST 模型,模式运输方程^[14]如下:

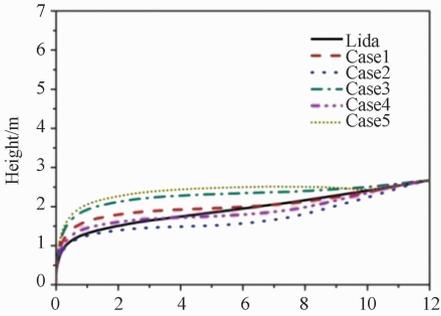


图3 截面变化率型线

湍动能运输方程为

$$\frac{\partial \rho k}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\rho u_j k - (\mu + \sigma_k \mu_t) \frac{\partial k}{\partial x_j} \right] = \tau_{ij} S_{ij} - \beta^* \rho \omega k;$$

湍流比耗散率方程为:

$$\frac{\partial \rho \omega}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\rho u_j \omega - (\mu + \sigma_\omega \mu_t) \frac{\partial \omega}{\partial x_j} \right] =$$

$$P_\omega - \beta \rho \omega^2 + 2(1 - F_1) \frac{\rho \sigma_{\omega 2}}{\omega} \frac{\partial k \partial \omega}{\partial x_j \partial x_j},$$

其中,交叉扩散系数

$$F_1 = \tanh \left\{ \min \left[\max \left(\frac{\sqrt{k}}{0.99 \omega y}, \frac{500 \mu}{\rho y^2 \omega} \right), \frac{4 \rho \sigma_{\omega 2} k}{CD_{k\omega} y^2} \right] \right\}^2,$$

$$CD_{k\omega} = \max \left(\frac{2 \rho \sigma_{\omega 2}}{\omega} \frac{\partial k \partial \omega}{\partial x_j \partial x_j}, 10^{-20} \right).$$

内层模式系数为: $\sigma_{k1} = 0.85, \sigma_{\omega 1} = 0.5, \beta_1 = 0.075, \gamma_1 = 0.553;$

外层模式系数为: $\sigma_{k2} = 1.0, \sigma_{\omega 1} = 0.856, \beta_1 = 0.0828, \gamma_1 = 0.44;$

$$\text{涡黏系数定义为: } \nu_t = \frac{a_1 k}{\max(a_1 \omega, \Omega F_2)};$$

$$\text{混合函数: } F_2 = \tanh \left[\max \left(2 \frac{\sqrt{k}}{0.99 \omega y}, \frac{500 \mu}{\rho y^2 \omega} \right) \right]^2;$$

模式中的常数为: $a_1 = 0.31, \beta^* = 0.09.$

为控制网格数量并保证流场计算精度,在壁面处使用了标准壁面函数。整体网格量约为 770 万,流场计算的整体及局部网格划分如图 4。

外场及边界条件:如图 5 所示,以车体长度 L 为特征长度,来流方向取 $1L$,出口方向取 $2L$,外场高度取 $1L$ 。来流速度为 $V = 83.333 \text{ m/s}$,温度为 $T_\infty = 288 \text{ K}$,远场压力取为 1 个大气压;由于采用了可压缩计算模型,因此,远场边界通过引入与边界垂直的一维无黏流动的黎曼不变量处理,即无反射边界条件,流入边界、流出边界和顶部边界均为远场边界条件,车体为无滑移固壁边界条件;为模拟地面效应,将地面设置为移动壁面,移动速度与来流速度相等。

2.3 Kriging 代理模型的构造及精度分析

拉丁超立方采样方法能够确保产生的样本点代表设计空间内的所有部分,而且无需考虑问题的维数,样本数目可以是任意整数,但其随机性导致算法有一定的不稳定性,为避免随机性导致的采样不均匀,本文使用基于迭代局部搜索算法的带有极

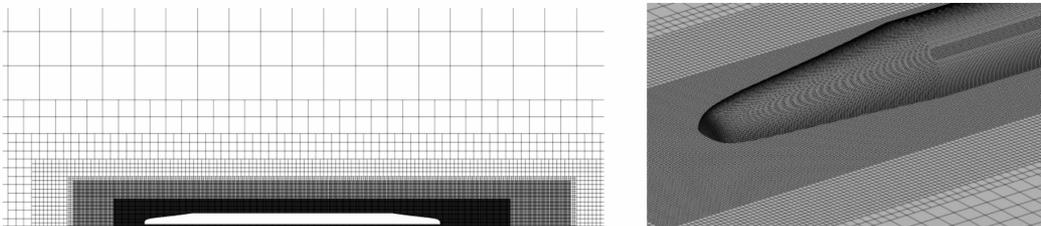


图4 整体及局部网格分布

大极小准则的中心拉丁超立方采样方法。初始试验设计样本点为 23 个,将其全部作为训练样本点。为减小 Kriging 模型对初始训练样本点的依赖性,采用了基于最小化响应面加点准则的序列优化设计方法,以初始训练样本集构造得到的 Kriging 模型为基础,使用 SARGA 得到最优解的预测值,对预测值进行 CFD 验证,如果预测精度达到了设计要求, Kriging 模型的构造完成,否则将最优解加入训练样本集,重新构造 Kriging 模型,直到预测精度达到设计要求,这里给定的预测误差 $Error$ 为 1%,其中, $Error = (y_r - y_p)/y_r$, y_r 为 CFD 计算值, y_p 为 Kriging 模型预测值。

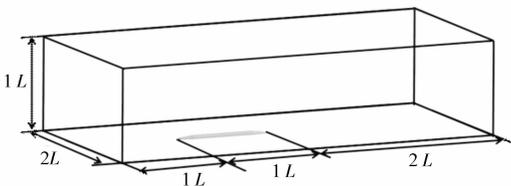


图5 CFD 计算外场

每次序列迭代时, SARGA 的初始交叉概率均为 0.9、0.6, 初始变异概率均为 0.1、0.001, 最大进化代数数为 1 000。目标函数的定义为: $f = C_d$, 其中, C_d 为三辆编组列车的气动阻力系数, 表达式为: $C_d = 2F/(\rho S v^2)$, F 为列车受到的气动阻力, ρ 为空气密度, S 为参考面积, 本文取列车最大横截面积, 为 11.2 m^2 , v 为列车运行速度。从图 6 可以看出, 经过两次加点, Kriging 模型的预测值与 CFD 计算值已经趋于一致, 第二次加点后, $Error = 0.52\%$, 达到了设计要求的预测精度, 此时得到的优化解即为设计空间内的最优解。图 7 给出了第二次加点后, SARGA 得到的适应度值随进化代数的收敛曲线, 可以看出, 适应度值较快的收敛到一个稳定的值, 表明 SARGA 具有较强的寻优能力。

2.4 优化流程

设计的整体优化流程如图 8 所示, 根据几何外形的约束条件确定各参数的取值范围, 即确定设计空间, 然后使用 LHS 方法在设计空间内采样, 样本点的数量根据设计空间的大小来定, 通过 CFD 流场计算获取准确的初始样本点的目标函数值, 选取一

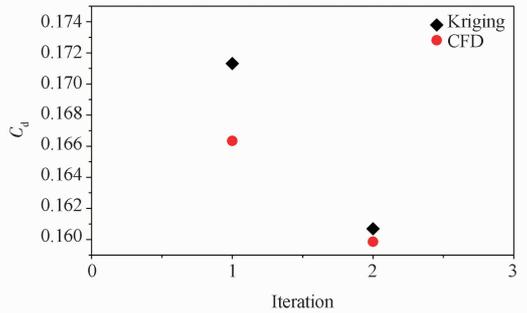


图6 Kriging 模型预测值与 CFD 计算值

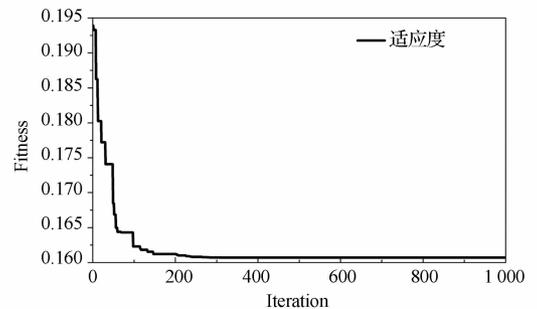


图7 第二次加点后适应度值随进化代数的收敛曲线

定数量的初始样本点作为训练样本点, 使用 ARGGA 构建 Kriging 模型; 基于构建完成的 Kriging 模型, 调用 SARGA 对设计参数值进行寻优, 得到优化解之后, 进行 CFD 验证, 如果预测精度达到了设计要求, 优化流程结束, 得到的优化解即为最优解; 如果没有, 将得到的优化解添加到训练样本集中, 重新构建 Kriging 模型, 从而使 Kriging 模型在最优解附近的预测精度不断提高。需要强调的是: 初始训练样本点在设计空间内的分布直接影响到初始 Kriging 模型的构建, 为保证初始构建的 Kriging 模型能够基本反映出最优解位置, 初始训练样本点的分布应该尽量均匀, 而且数量不宜过少。

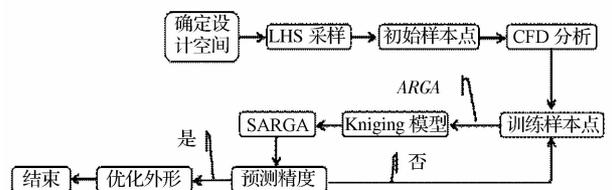


图8 优化流程

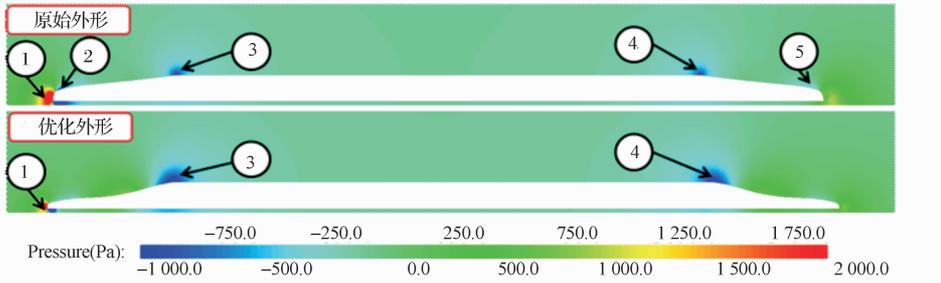


图9 优化前后列车纵剖面压力分布云图

3 结果与分析

表2给出了优化前后列车的气动阻力系数,可以看出,优化后,三辆编组列车的气动阻力减小9.41%,其中,压差阻力减小38.02%,摩擦阻力基本不变,头车气动阻力减小12.55%,中间车气动阻力基本不变,尾车气动减小13.98%,可见,压差阻力对截面变化率的改变更为敏感,由于最大横截面积没有变化,致使中间车的气动阻力变化很小,头尾车几何外形完全相同,但由于列车前后端的流场完全不同,导致头尾车的气动阻力减小幅度不同,通过气动外形的改变减小的主要是列车的压差阻力。

表2 优化前后的列车气动阻力系数

	总阻力	总压差阻力	总摩擦阻力	头车阻力	中间车阻力	尾车阻力
原始外形	0.176 46	0.041 71	0.134 75	0.068 31	0.049 72	0.058 43
优化外形	0.159 86	0.025 85	0.134 01	0.059 74	0.049 86	0.050 26
减阻幅度	9.41%	38.02%	0.55%	12.55%	-0.28%	13.98%

优化得到的最优设计参数值为: $W_1 = -1.999\ 96$, $W_2 = -0.099\ 75$, $W_3 = -0.062\ 22$, $W_4 = -0.078\ 80$, $W_5 = -0.151\ 90$, $W_6 = -0.086\ 94$, $W_7 = -0.017\ 55$, $W_8 = -0.426\ 40$ 。

图9给出了优化前后列车纵剖面的压力分布云图,可以看出,优化后,列车鼻锥的截面变化率发生了较大的变化,鼻锥变尖,在司机室附近的截面变化率更大;由此导致列车周围的压力分布发生了明显变化,鼻锥前端的高压区1范围明显减少,司机室附近的高压区有所增大,鼻锥上部的低压区2消失,由于在流线型部分与直线段过渡区3和4的几何外形变化更为剧烈,导致该区域的气流速度变化较

大,从而使3和4处的低压区范围明显增大;由于尾锥附近的截面变化率更为平缓的变化,致使尾锥上部的低压区5基本消失,从而使头尾车的压力分布趋于一致,在一定程度上减小了头尾车的压差阻力。

为更加清楚的分析优化前后的列车表面压力分布,图10给出了优化前后列车纵剖面的压力系数分布,可以看出,优化后,鼻锥前端的高压区迅速趋于0,尾锥尖端附近压力趋于0,分别对应于图9中的区域2和5,在司机室附近的压力变大,在流线段与直线段的过渡区,头车和尾车的压力系数曲线均出现了一个波谷,与图9中的区域3和4对应,使头尾车的正压和负压相互抵消,进而使头尾车的压差阻力减小,不仅减小了头尾车的气动阻力,而且使整车的气动阻力减小。

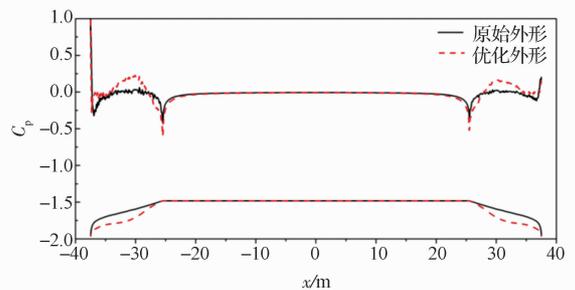


图10 优化前后列车纵剖面压力系数分布

4 结论

为提高遗传算法的局部寻优能力,引入了局部搜索效率较高的单纯形法,构造了一种混合优化算法,通过测试函数的对比分析,发现在不改变遗传算法使用范围的前提下,混合算法的寻优能力有明显的提高,在进行多次重复寻优后,基于实数编码

的混合算法每次均可得到最优解,与其他三种算法相比,表现出最好的寻优能力。

为减小高速运行时列车受到的空气阻力,针对高速列车流线型部分的截面变化率,开展了列车头型的气动减阻优化设计研究。使用 Hicks-Henne 型函数方法对列车的截面变化率进行参数化,共得到 8 个设计参数;使用基于最大最小准则的拉丁超立方采样方法在设计空间内获取 24 个初始样本点构建 Kriging 代理模型,为提高模型的预测精度,使用了最小化响应面模型加点准则,经过两次加点,Kriging 模型在最优解附近的预测精度达到了设计要求。

优化后,三辆编组列车的气动阻力减小 9.41%,其中,压差阻力减小 38.02%,摩擦阻力基本不变,头车气动阻力减小 12.55%,中间车气动阻力基本不变,尾车气动减小 13.98%,气动外形的改变主要影响列车的压差阻力,对摩擦阻力的影响不大。优化结果表明本文提出的优化算法具有工程实用价值,可以应用到复杂气动外形优化设计的工程实际问题。

参 考 文 献

1 田红旗. 列车空气动力学. 北京:中国铁道出版社,2007:160—

- 161
- 2 Sun Zhenxu, Song Jingjing, An Yiran. Optimization of the head shape of the CRH3 high speed train. *Science China*, 2010; 12: 3356—3364
 - 3 Vytla V V, Huang P G, penmetsa R C. Multi objective aerodynamic shape optimization of high speed train nose using adaptive surrogate model. *AIAA—2010—4383*
 - 4 邵 尉,王志慧,钱祖平,等. 基于混合遗传算法的唯相位直接数据域算法. *微波学报*,2007;23:220—225
 - 5 牛志华,李乃成,肖国镇. 一种新的求解多目标优化问题的混合遗传算法. *计算机工程*,2003;29(18):64—66
 - 6 Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutations in GAs. *IEEE Trans. On SMC*, 1994; 24(4): 656—667
 - 7 Yang Guowei, Chen Dawei, Cui Kai. Response surface technique for static aeroelastic optimization on a high-aspect-ratio wing, *journal of aircraft*, 2009; 46(4): 1444—1450
 - 8 黄 平,孟永钢. 最优化理论与方法. 北京:清华大学出版社,2009:96—97
 - 9 王 凌. 智能优化计算及其应用. 北京:清华大学出版社,2001
 - 10 安伟刚. 多目标优化方法研究及其工程应用. 西北工业大学,博士学位论文,2005:23—24
 - 11 Iida M, Matsumura T, Nakatani K, *et al.* Effective nose shape for reducing tunnel sonic boom. *QR of RTRI*, 1997; 38(4):206—211
 - 12 Ku Yocheon, Rho Joohyun, Hwan Su, *et al.* Optimal cross-sectional area distribution of a high-speed train nose to minimize the tunnel micro-pressure wave. *Struct Multidisc Optim*, 2010;42: 965—976
 - 13 Blazek J. *Computational fluid dynamics principles and applications.* Elsevier Ltd,2005;16—17
 - 14 阎 超. 计算流体力学方法及应用, 2006:236—237

Optimal Cross-sectional Area Distribution of a High-speed Train Nose Based on a Hybrid Genetic Algorithm

YAO Shuan-bao, GUO Di-long, YANG Guo-wei

(Key Laboratory for Mechanics in Fluid Solid Coupling Systems, Institute of Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, P. R. China)

[Abstract] A hybrid optimization algorithm(HOA) is proposed based on genetic algorithm(GA) and simplex method. The searching abilities of optimization algorithms with different coding methods are compared. The results show that the searching abilities of HOA is remarkable performance against that of GA. The real-coded HOA can maintain the population diversity and is competitive with the binary-coded HOA when solving problems of many local optimal solution. In order to reducing the aerodynamic drag of high-speed trains, the cross-sectional area distribution of a high-speed train nose is optimized with the real-coded HOA combined with Hicks-Henne function parametric method and Kriging surrogate model, and the best cross-sectional area distribution in the design space is found. The aerodynamic drag of the original shape is reduced by 9.41%, the viscous drag is reduced by 38.02%, the inviscid drag change little, the aerodynamic drag of the nose and the trailing car is reduced by 12.55% and 13.98%, respectively.

[Key words] hybrid algorithm distribution of cross-sectional area genetic algorithm Kriging surrogate model high-speed trains